

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

THIAGO ANDRÉ GUIMARÃES

**ABORDAGEM DETERMINÍSTICA E ESTOCÁSTICA NA FORMULAÇÃO DE
POLÍTICAS DE DISTRIBUIÇÃO POR LOTE ECONÔMICO DE ENTREGA, EM
PROBLEMAS DE ROTEIRIZAÇÃO COM ESTOQUE GERENCIADO PELO
FORNECEDOR E SISTEMA LOGÍSTICO EM TRÊS NÍVEIS**

CURITIBA

2015

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM MÉTODOS NUMÉRICOS EM
ENGENHARIA

THIAGO ANDRÉ GUIMARÃES

ABORDAGEM DETERMINÍSTICA E ESTOCÁSTICA NA FORMULAÇÃO DE
POLÍTICAS DE DISTRIBUIÇÃO POR LOTE ECONÔMICO DE ENTREGA, EM
PROBLEMAS DE ROTEIRIZAÇÃO COM ESTOQUE GERENCIADO PELO
FORNECEDOR E SISTEMA LOGÍSTICO EM TRÊS NÍVEIS

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia do Setor de Tecnologia e Setor de Ciências Exatas da Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do grau de Doutor em Ciências. Área de concentração: Programação Matemática.

Orientadora: Prof^a. Dra. Maria Teresinha Arns Steiner
Coorientador: Prof. Dr. Cassius Tadeu Scarpin

CURITIBA

2015

TERMO DE APROVAÇÃO

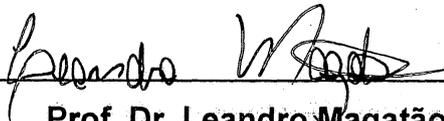
THIAGO ANDRÉ GUIMARÃES

ABORDAGEM DETERMINÍSTICA E ESTOCÁSTICA NA FORMULAÇÃO DE
POLÍTICAS DE DISTRIBUIÇÃO POR LOTE ECONÔMICO DE ENTREGA, EM
PROBLEMAS DE ROTEIRIZAÇÃO COM ESTOQUE GERENCIADO PELO
FORNECEDOR E SISTEMA LOGÍSTICO EM TRÊS NÍVEIS

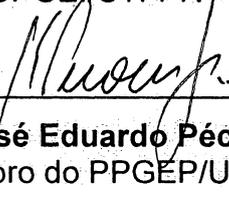
Tese aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de doutora no Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, da Universidade Federal do Paraná, pela seguinte banca examinadora:



Prof.^a Dr.^a Maria Terezinha Arns Steiner
Orientadora – Membro do PPGMNE/UFPR



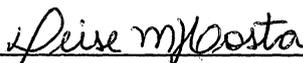
Prof. Dr. Leandro Magatão
Membro do CPGE/UTFPR - Curitiba/PR



Prof. Dr. José Eduardo Pécora Júnior
Membro do PPGEP/UFPR



Prof. Dr. Arinei Carlos Lindbeck da Silva
Membro do PPGMNE/UFPR



Prof.^a Dr.^a Deise Maria Bertholdi Costa
Membro do PPGMNE/UFPR



Prof. Dr. Angel Ruiz

Membro do Dep. de Pesquisa Operacional da Universidade de Laval - Canadá

Curitiba, 29 de setembro de 2015.

*Ao meu Pai Afonso e à minha Mãe Sonia:
Pelas batalhas travadas e vencidas.
Pelos sonhos abdicados.
Pela imediata providência.
Dedico este trabalho com todo o meu amor.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente meus pais, Afonso e Sonia, pelo esforço incomensurável, realizado ao longo de anos, para que eu pudesse avançar na minha formação acadêmica. Sou eternamente grato e devedor por tudo que fizeram e ainda fazem por mim. Vocês são e sempre serão minha maior motivação!

Agradeço à minha orientadora, Dra. Maria Teresinha Arns Steiner, que me acompanha há mais de seis anos entre o mestrado e doutorado, a quem admiro profundamente e tenho como principal referência profissional. Agradeço pela confiança que sempre depositou em mim, pela liberdade que me concedeu para pesquisar, por aceitar e incentivar minhas ideias e por suportar esta pesquisa em todas as suas frentes.

Agradeço ao meu coorientador e amigo, Dr. Cassius Tadeu Scarpin, que partilha comigo de todo e qualquer mérito que esta tese venha a ter. Expresso minha admiração por sua trajetória de vida, na superação de inúmeros obstáculos e na obstinação em alcançar um objetivo maior. Sua determinação e fibra foram grandes inspirações no curso da minha jornada. Sou grato por toda a ajuda que recebi, desde o curso de nivelamento para a seleção do mestrado até a elaboração da apresentação desta tese. Espero que doravante nossa parceria profissional e nossa amizade sejam cada vez mais frutíferas.

Agradeço ao Programa de Pós Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia e a Universidade Federal do Paraná pela oportunidade de vida! Tenho plena certeza que não seria quem sou hoje e não teria a carreira que possuo hoje se não fosse o PPGMNE e a UFPR. Sou eternamente grato aos professores, Dr. Arinei Lindbeck, Dr. Celso Carnieri, Dr. Anselmo Chaves, Dra. Neida Volpi, Dra. Liliana Gramani, Dr. Luzia Vidal, Dr. Paulo Heurique Siqueira, Dr. Jair Mendes Marques por espelharem aquilo que sempre almejei profissionalmente. Agradeço todo o suporte e ambiente de estudo e pesquisa e aos amigos que fiz. Agradeço ainda os secretários Jair Anjos (atual) e Maristela Bandil, que se aposentou antes da conclusão do meu doutoramento, pelo suporte extraclasse.

Agradeço à minha namorada, Dra. Janaina Seguin, por todo amor, carinho, dedicação e apoio nesses últimos dois anos. Tudo seria imensamente mais difícil se você não estivesse em minha vida.

Sou grato aos membros da minha banca avaliadora: Dr. Leandro Magatão, Dr. Jose Eduardo Pécora Júnior, Dr. Angel Ruiz, Dr. Deise Bertholdi e Dr. Arinei Lindbeck, por aceitarem o convite para avaliar meu trabalho e por contribuírem para sua melhoria.

Agradeço aos meus grandes amigos, Dr. Maiko Buzzi, a quem devo pela grande oportunidade de carreira e ao Dr. Gustavo Loch, pelo desprendimento de encarar comigo as mais improváveis aventuras ao redor do mundo.

Agradeço aos amigos e ao Centro Universitário Franciscano do Paraná (FAE Centro Universitário), pela oportunidade de crescimento pessoal e profissional. Em especial, ao meu grande amigo Dr. Everton Drohomeretski, pelo incentivo e por partilhar as dificuldades que é cursar um doutoramento.

Sou grato também ao Instituto Federal do Paraná (IFPR) pela oportunidade de ingressar na carreira pública e por me desafiar positivamente no meu crescimento pessoal e profissional. Agradeço aos amigos que fiz nesta instituição e ao apoio e incentivo recebido por eles.

Agradeço também aos meus alunos, do passado e do presente, que tiveram que lidar com meus diferentes sentimentos, humores e comportamentos em função do doutorado. Agradeço por despertarem em mim a chama de propagar o pouco que aprendi e de jamais abandonar a busca pelo conhecimento.

Agradeço ao bom Deus, que me guardou e me encorajou. Que me deu forças para combater o bom combate, terminar a carreira e guardar a fé! (II Timoteo, 4:7).

*“Comece fazendo o que é necessário,
depois o que é possível,
e de repente você estará fazendo o impossível.”*

São Francisco de Assis

RESUMO

Em sistemas de gerenciamento de estoque pelo fornecedor (*Vendor Managed Inventory – VMI*), as decisões logísticas são centralizadas ao nível do vendedor, possibilitando uma redução simultânea dos custos de armazenagem e transporte. A operação de sistemas *VMI* requer a resolução de um complexo problema de otimização combinatória, denominado Problema de Roteirização e Estoques (PRE). O PRE básico consiste no gerenciamento do estoque do cliente, no estabelecimento da frequência e quantidade de produto entregue, além do roteiro percorrido pela frota de veículos ao longo do horizonte de planejamento. Esta tese propõe uma contribuição ao estudo do PRE em um sistema logístico em três níveis, onde o fornecedor gerencia seu próprio estoque, além dos estoques dos clientes. A pesquisa contempla o caso determinístico, quando as demandas do conjunto de clientes são conhecidas *a priori*, e o caso estocástico, quando estas informações não são conhecidas preliminarmente. Para o caso determinístico foi desenvolvida uma nova política de distribuição baseada no cálculo de um lote econômico de entrega formulada em três variações, sendo necessidades líquidas, necessidades brutas e distância. Um modelo de programação linear inteira mista binária (PLIMB) foi proposto, incorporando o sistema logístico em três níveis, além de restrições não comumente tratadas, como o dimensionamento da frota de veículos. Novos indicadores de desempenho logístico foram desenvolvidos, permitindo avaliar o desempenho das políticas. Para a resolução do problema, foi desenvolvida uma heurística de duas fases e três estágios. As fases são divididas em etapa construtiva e etapa de refinamento. Na etapa construtiva, o problema é resolvido em três estágios, onde o primeiro é responsável pela programação das entregas, o segundo pelo agrupamento dos pontos de demanda e o terceiro pela roteirização dos clientes nos grupos formados. A fase de refinamento compreende uma estrutura heurística de busca em vizinhança ampla (BVA). Cenários de pequeno, médio e grande porte, com variações no custo de estocagem e de transporte foram gerados a partir de dados da literatura e parametrizados no contexto da pesquisa. A extensão para PRE-estocástico mantém as tratativas para o caso determinístico, com a formulação de uma política de distribuição por lote econômico de entrega como alternativa à estratégia de distribuição além das políticas *maximum level* (ML) e *order-up-to level* (OU). A inovação principal repousa na estratégia dinâmica para a previsão de demanda futura, utilizando Redes Neurais de Funções de Bases Radiais (RBFs). O PRE estocástico é ainda escassamente tratado de forma dinâmica na literatura, especialmente quando a demanda futura é obtida por técnicas robustas de previsão. Dessa forma, as RBFs são oportunamente aplicadas ao problema, dada sua eficiência no endereçamento de previsão de séries temporais amplamente corroboradas em outros estudos. Em ambos os casos estudados, uma extensa revisão de literatura posiciona as contribuições da pesquisa. Os resultados computacionais obtidos sobre um conjunto de 144 problemas de pequeno, médio e grande porte, mostraram a viabilidade do emprego das políticas de lote econômico, que dominaram todos os cenários para o problema estocástico. Os indicadores de desempenho logístico possibilitaram novos *insights* gerenciais ao processo de tomada de decisão, além de suportar o desempenho da política de lote econômico no âmbito qualitativo.

Palavras-chave: Roteirização e Estoque; Sistema Logístico em Três Níveis, Determinístico; Estocástico e Dinâmico; Lote Econômico; Heurísticas, Previsão, Redes Neurais de Funções de Bases Radiais.

ABSTRACT

In vendor-managed inventory systems, the logistics decisions are centralized at the supplier's level. Its operation requires solving a complex combinatorial optimization problem, called Inventory Routing Problem (IRP), which is to determine the frequency and quantity, delivered to the customer in addition the vehicle routing over a planning horizon. This thesis proposes a contribution to the IRP in a three-echelon logistics system, where the vendor manages the customer's inventories, deciding when, how much and how to serve them over a planning horizon. At the same time, the supplier manages its own inventory level, deciding when and how much replenishes itself, in order to avoid stock out to yourself and to the customers. The research consider the deterministic case, when customer's demands are a priori known, and the stochastic case, when the demands and other details are not known preliminarily. For the deterministic case a new distribution policy has been developed, based on an economic order quantity (EOQ) in three variations, based on net necessity, gross necessity and distance. The EOQ formulation has been addressed to equate the trade-off between transportation and inventory cost arising on order-up-to level (OU) and maximum level (ML) distribution policy. A mixed integer linear programming model (MILP) was formulated for the deterministic IRP, incorporating the three-echelon logistics system features, as well as restrictions not commonly treated, as sizing the vehicle fleet. New logistics performance indicators were developed in order to evaluate policy under a qualitative framework. To solve the problem, a new heuristic approach with two-phase and three-stage was proposed. The phases are divided into constructive phase and improvement stage. In constructive phase, the problem is solved in three stages, where the first is responsible for the delivery scheduling, the second by clustering the demand points and the third by routing customers. The improvement phase comprises in a large neighborhood search procedure (LNS). Small, medium and large scenarios with variations on the inventory and transportation costs were generated, based on data from literature and parameterized in the research context. Extensive computational tests were performed to demonstrate the efficiency of the EOQ proposed distribution policy, the effectiveness of heuristic strategy used and applicability performance indicators. It demonstrated the performance of EOQ policy on OU and ML formulations. The extension to stochastic IRP keeps the same requirements as the deterministic case. A EOQ policy was proposed in addition to the ML and OU policies. The main innovation lies in the dynamic strategy for predicting future demand, using Neural Networks of Radial Basis Function (RBF's). The stochastic IRP is still poorly handled in the literature, especially when the future demand is obtained by robust prediction techniques. Thus, timely RBFs are applied to the problem, given its efficiency in time series forecasting addressing widely corroborated in other studies. In both cases studied, an extensive literature review shows the research contributions. The computational results obtained on a set of 144 small, medium and large problems, showed the viability of using the EOQ policies, which dominated all scenarios for the stochastic problem. Logistics performance indicators enabled new insights to management decision-making process and supports the performance of the EOQ on the qualitative level.

Keywords: Inventory Routing; Three-echelon Logistics System; Deterministic, Dynamic and Stochastic, Economic Order Quantity, Forecasting, Radial Basis Functions Neural Networks.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – TAXONOMIA BÁSICA PARA O PRE	34
FIGURA 2 – ESTRUTURA LOGÍSTICA DO PRE	36
FIGURA 3 – TIPOS DE ROTEIROS PARA O PRE.....	36
FIGURA 4 – TAXONOMIA PROPOSTA	39
FIGURA 5 – CLASSIFICAÇÃO TAXONÔMICA PARA O PRE CLÁSSICO	42
FIGURA 6 – SOLUÇÃO TRIVIAL PARA UM PRE EM UM PERÍODO t	43
FIGURA 7 – DISTRIBUIÇÃO DOS TRABALHOS NO PRE DETERMINÍSTICO- TEÓRICO.....	64
FIGURA 8 – DIVISÃO DOS TRABALHOS COM DEMANDA DETERMINÍSTICA E FOCO APLICADO.....	71
FIGURA 9 – EVOLUÇÃO DO NÚMERO DE PUBLICAÇÕES NO ÂMBITO DO PRE	87
FIGURA 10 – NÚMERO DE PUBLICAÇÕES POR PERIÓDICOS	88
FIGURA 11 – NACIONALIDADE DOS PESQUISADORES.....	89
FIGURA 12 – REDE DE PERIÓDICOS POR NACIONALIDADE DOS PESQUISADORES.....	90
FIGURA 13 – PRE EM TRÊS NÍVEIS.....	94
FIGURA 14 – ESQUEMA PARA RESOLUÇÃO DO PRE DETERMINÍSTICO.....	119
FIGURA 15 – CRITÉRIO DE DESIGNAÇÃO.....	126
FIGURA 16 – TROCAS 2-opt.....	129
FIGURA 17 – CONSOLIDAÇÃO FORWARD.....	131
FIGURA 18 – CONSOLIDAÇÃO BACKWARD	132
FIGURA 19 – ANTECIPAÇÃO DAS ENTREGAS	134
FIGURA 20 – MELHORIA ENTRE ROTAS POTENCIAL	136
FIGURA 21 – MELHORIA ENTRE ROTAS FINALIZADA	137

FIGURA 22 – QUANTIDADE TRANSPORTADA POR UNIDADE DE DISTÂNCIA EM FUNÇÃO DO CUSTO TOTAL DA INSTÂNCIA – POLÍTICA ML PARA O PRE DETERMINÍSTICO.....	161
FIGURA 23 – QUANTIDADE TRANSPORTADA POR UNIDADE DE DISTÂNCIA EM FUNÇÃO DO CUSTO TOTAL DA INSTÂNCIA – POLÍTICAS OU, LE-NL, LE-NB E LE-D PARA O PRE DETERMINÍSTICO	162
FIGURA 24 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DOS ESTOQUES DOS CLIENTES – POLÍTICA ML PARA O PRE DETERMINÍSTICO.....	163
FIGURA 25 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DOS ESTOQUES DOS CLIENTES – POLÍTICA OU PARA O PRE DETERMINÍSTICO	164
FIGURA 26 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DOS ESTOQUES DOS CLIENTES – POLÍTICA LE-NL PARA O PRE DETERMINÍSTICO	165
FIGURA 27 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DOS ESTOQUES DOS CLIENTES – POLÍTICA LE-NB PARA O PRE DETERMINÍSTICO	166
FIGURA 28 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DOS ESTOQUES DOS CLIENTES – POLÍTICA LE-D PARA O PRE DETERMINÍSTICO	166
FIGURA 29 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DOS ESTOQUES DO FORNECEDOR – POLÍTICA ML PARA O PRE DETERMINÍSTICO.....	167
FIGURA 30 – TAXA MÉDIA DE OCUPAÇÃO DO ESTOQUE DO FORNECEDOR – POLÍTICAS OU, LE-NL, LE-NB E LE-D PARA O PRE DETERMINÍSTICO.....	168
FIGURA 31 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DA FROTA – POLÍTICA ML PARA O PRE DETERMINÍSTICO	169
FIGURA 32 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DA FROTA – POLÍTICA OU, LE-NL, LE-NB E LE-D PARA O PRE DETERMINÍSTICO	170
FIGURA 33 – ESQUEMA DE RESOLUÇÃO DO PRE ESTOCÁSTICO	200
FIGURA 34 – ARQUITETURA DE UMA RBF	202
FIGURA 35 – Qtr/Dist PARA A POLÍTICA ML, OU E LE NO PRE ESTOCÁSTICO	238
FIGURA 36 – TxInvC PARA A POLÍTICA ML, OU E LE NO PRE ESTOCÁSTICO	240
FIGURA 37 – TxInvC PARA A POLÍTICA ML NO PRE ESTOCÁSTICO	242
FIGURA 38 – TxInvC PARA A POLÍTICA OU NO PRE ESTOCÁSTICO	243
FIGURA 39 – TxInvC PARA A POLÍTICA LE NO PRE ESTOCÁSTICO	243
FIGURA 40 – TxFrU PARA A POLÍTICA ML, OU E LE NO PRE ESTOCÁSTICO .	245
FIGURA 41 – TxBackLog PARA A POLÍTICA ML NO PRE ESTOCÁSTICO	247

FIGURA 42 – TxBackLog PARA A POLÍTICA OU NO PRE ESTOCÁSTICO	248
FIGURA 43 – TxBackLog PARA A POLÍTICA LE NO PRE ESTOCÁSTICO	248
FIGURA 44 – OTIF PARA A POLÍTICA ML NO PRE ESTOCÁSTICO	250
FIGURA 45 – OTIF PARA A POLÍTICA OU NO PRE ESTOCÁSTICO.....	251
FIGURA 46 – OTIF PARA A POLÍTICA LE NO PRE ESTOCÁSTICO.....	252

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – RESULTADOS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO LtLi	145
TABELA 2 – NÚMERO DE VITÓRIAS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO LtLi	146
TABELA 3 – DESVIO DO CUSTO TOTAL EM RELAÇÃO AO BKS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO LtLi	147
TABELA 4 – RESULTADOS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO LtHi	148
TABELA 5 – NÚMERO DE VITÓRIAS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO LtHi	149
TABELA 6 – DESVIO DO CUSTO TOTAL EM RELAÇÃO AO BKS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO LtHi	150
TABELA 7 – RESULTADOS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO MtLi	151
TABELA 8 – NÚMERO DE VITÓRIAS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO MtLi	152
TABELA 9 – DESVIO DO CUSTO TOTAL EM RELAÇÃO AO BKS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO MtLi	153
TABELA 10 – RESULTADOS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO HtLi	154
TABELA 11 – NÚMERO DE VITÓRIAS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO HtLi	155
TABELA 12 – DESVIO DO CUSTO TOTAL EM RELAÇÃO AO BKS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO HtLi	156
TABELA 13 – RESULTADOS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO HtHi	157
TABELA 14 – NÚMERO DE VITÓRIAS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO HtHi	157
TABELA 15 – DESVIO DO CUSTO TOTAL EM RELAÇÃO AO BKS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO HtHi	158
TABELA 16 – RESULTADOS MÉDIOS OBTIDOS PARA O PRE CONFORME POLÍTICA DE DISTRIBUIÇÃO E CONFIGURAÇÃO DE CENÁRIOS	159

TABELA 17 – EFEITO DA APLICAÇÃO DA BUSCA EM VIZINHANÇA AMPLA SOBRE RESULTADOS DA FASE CONSTRUTIVA.....	160
TABELA 18 – RESULTADOS PARA A CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS LtLi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	219
TABELA 19 – DESVIO EM RELAÇÃO AO BKS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS LtLi NO PRE ESTOCÁSTICO	220
TABELA 20 – IMPACTO DA PENALIZAÇÃO PELO ATRASO NAS ENTREGAS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS LtLi NO PRE ESTOCÁSTICO	221
TABELA 21 – RESULTADOS PARA A CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS LtHi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	222
TABELA 22 – DESVIO EM RELAÇÃO AO BKS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS LtHi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	223
TABELA 23 – IMPACTO DA PENALIZAÇÃO PELO ATRASO NAS ENTREGAS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS LtHi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	224
TABELA 24 – RESULTADOS PARA A CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS HtLi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	225
TABELA 25 – DESVIO EM RELAÇÃO AO BKS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS HtLi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	226
TABELA 26 – IMPACTO DA PENALIZAÇÃO PELO ATRASO NAS ENTREGAS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS HtLi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	227
TABELA 27 – RESULTADOS PARA A CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS HtHi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	228
TABELA 28 – DESVIO EM RELAÇÃO AO BKS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS MtHi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	229
TABELA 29 – IMPACTO DA PENALIZAÇÃO PELO ATRASO NAS ENTREGAS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS HtHi NO PRE ESTOCÁSTICO	230
TABELA 30 – RESULTADOS PARA A CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS MtLi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	231
TABELA 31 – DESVIO EM RELAÇÃO AO BKS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS MtLi NO PRE ESTOCÁSTICO	232
TABELA 32 – IMPACTO DA PENALIZAÇÃO PELO ATRASO NAS ENTREGAS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS MtLi NO PRE ESTOCÁSTICO	233
TABELA 33 – RESULTADOS PARA A CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS MtHi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	234

TABELA 34 – DESVIO EM RELAÇÃO AO BKS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS M _t Hi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	235
TABELA 35 – IMPACTO DA PENALIZAÇÃO PELO ATRASO NAS ENTREGAS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS M _t Hi NO PRE ESTOCÁSTICO.....	236
TABELA 36 –VALORES MÍNIMOS, MÁXIMOS E MÉDIOS PARA O INDICADOR Q _{tr} /Dist NO PRE ESTOCÁSTICO.....	237
TABELA 37 –VALORES MÍNIMOS, MÁXIMOS E MÉDIOS PARA O INDICADOR TxInvC NO PRE ESTOCÁSTICO.....	239
TABELA 38 –VALORES MÍNIMOS, MÁXIMOS E MÉDIOS PARA O INDICADOR TxInvF NO PRE ESTOCÁSTICO.....	241
TABELA 39 –VALORES MÍNIMOS, MÁXIMOS E MÉDIOS PARA O INDICADOR TxFrU NO PRE ESTOCÁSTICO.....	244
TABELA 40 –VALORES MÍNIMOS, MÁXIMOS E MÉDIOS PARA O INDICADOR TxBackLog NO PRE ESTOCÁSTICO.....	246
TABELA 41 –VALORES MÍNIMOS, MÁXIMOS E MÉDIOS PARA O INDICADOR OTIF NO PRE ESTOCÁSTICO.....	249
TABELA 42 –DESEMPENHO MÉDIO PARA AS POLÍTICAS DISTRIBUIÇÃO EM FUNÇÃO DAS CONFIGURAÇÕES DE CUSTO NO PRE ESTOCÁSTICO.....	253
TABELA 43 – DESVIO EM RELAÇÃO À MÉDIA DAS MELHORES SOLUÇÕES CONHECIDAS PARA AS POLÍTICAS ML, OU E LE, EM FUNÇÃO DAS CONFIGURAÇÕES DE CUSTO NO PRE ESTOCÁSTICO.....	254

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1: PRE DETERMINÍSTICO-TEÓRICOS COM ÊNFASE NO MÉTODO DE SOLUÇÃO.....	61
QUADRO 2: PRE DETERMINÍSTICO-TEÓRICOS COM ÊNFASE EM POLÍTICA DE DISTRIBUIÇÃO.....	62
QUADRO 3: PRE DETERMINÍSTICO-TEÓRICOS COM ÊNFASE EM NÍVEL LOGÍSTICO.....	62
QUADRO 4: PRE DETERMINÍSTICO-TEÓRICOS COM ÊNFASE EM FROTA DE VEÍCULOS	62
QUADRO 5: PRE DETERMINÍSTICO-TEÓRICOS COM ÊNFASE EM PROBLEMAS CORRELATOS.....	63
QUADRO 6: PRE DE REVISÃO DE BIBLIOGRAFIA.....	63
QUADRO 7: PRE DETERMINÍSTICOS E APLICADOS EM TRANSPORTE MARÍTIMOS.....	72
QUADRO 8: PRE DETERMINÍSTICOS E APLICADOS EM TRANSPORTE TERRESTRES	73
QUADRO 9: PRE ESTOCÁSTICO COM ASPECTOS TEÓRICOS	81
QUADRO 10: PRE ESTOCÁSTICO COM ASPECTOS APLICADOS	86
QUADRO 11: ALGORITMO DE DESIGNAÇÃO DOS PONTOS DE DEMANDA....	127
QUADRO 12: HEURÍSTICA DE ROTEIRIZAÇÃO BASEADA EM TROCAS k-Opt	130
QUADRO 13: HEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA AMPLA.....	141
QUADRO 14: HEURÍSTICA COMPLETA PARA O PRE DETERMINÍSTICO	142
QUADRO 15: PARÂMETROS DA HEURÍSTICA COMPLETA PARA O PRE DETERMINÍSTICO.....	144
QUADRO 16: AJUSTE DOS PARÂMETROS DA RBF	208
QUADRO 17: HEURÍSTICA COMPLETA PARA O PRE ESTOCÁSTICO.....	215
QUADRO 18: PARÂMETROS DA HEURÍSTICA COMPLETA PARA O PRE ESTOCÁSTICO.....	218

LISTA DE SIGLAS

- ACO : Ant Colony Optimization
- BAVA : Busca Adaptativa em Vizinhança Variável
- BF : Base de Fornecimento
- BKS : *Best Known Solution*
- BVV : Busca em Vizinhança Variável
- BVA : Busca em Vizinhança Ampla
- DF : Demanda do Fornecedor
- DVV : Método de Descida em Vizinhança Variável
- EDI : *Electronic Data Interchange*
- EGF : Estoque Gerenciado pelo Fornecedor
- GA : *Genetic Algorithm*
- GLP : Gás Liquefeito de Petróleo
- GNL : Gás Natural Liquefeito
- GRASP : *Greedy Randomize Adaptive Search Procedure*
- ML : Política de Distribuição *Maximum Level*
- OU : Política de Distribuição *Order-up to Level*
- LE-NL : Política de Distribuição por Lote Econômico de Entrega via
Necessidade Líquida
- LE-NB : Política de Distribuição por Lote Econômico de Entrega via
Necessidade Bruta
- LE-D : Política de Distribuição por Lote Econômico de Entrega via Distâncias
- PCV : Problema do Caixeiro Viajante
- PGE : Problema de Gerenciamento de Estoques
- PLIMB: Programação Linear Inteira Mista Binária
- PRV : Problema de Roteirização de Veículos
- PRE : Problema de Roteirização de Estoques
- PPMC: Problema das p -medianas Capacitadas
- PPRE : Problema de Produção, Roteirização e Estoques
- PRVJT : Problema de Roteirização de Veículos com Janelas de Tempo
- PSO : *Particle Swarm Optimization*
- RBF : Rede Neural de Base Radial

SA : *Simmulated Annealing*

SCDP: *Supply Chain Design Problem*

VMI : *Vendor Managed Inventory*

LISTA DE ABREVIATURAS

4OR	<i>A Quarterly Journal of Operations Research</i>
A.A.A.I	<i>American Association for Artificial Intelligence</i>
An.Op.Res	<i>Annals of Operations Research</i>
Ap.Math.Mod.	<i>Applied Mathematical Modelling</i>
Ap.Soft.Comp.	<i>Applied Soft Computing</i>
BuR- Busin.Res.	<i>Business Research</i>
C&Chem.Eng.	<i>Computers & Chemical Engineering</i>
C&Ind.Eng.	<i>Computers & Industrial Engineering</i>
C&Oper.Res.	<i>Computers & Operations Research</i>
CEJOR	<i>Central European Journal of Operations Research</i>
Disc.Appl.Math	<i>Discrete Applied Mathematics</i>
E.N.Disc.Math	<i>Electronic Notes in Discrete Mathematics</i>
EJOR	<i>European Journal of Operational Research</i>
EngOpt	<i>Engineering Optimization</i>
EURO.J.Tr.Log	<i>EURO Journal on Transportation and Logistics</i>
ExSysAp	<i>Expert Systems with Applications</i>
FlexSMJ	<i>Flexible Services and Manufacturing Journal</i>
G&Prod	<i>Gestão & Produção (UFsCar)</i>
I&ERes	<i>Industrial & Engineering Chemistry Research</i>
IJAMT	<i>International Journal of Advanced Manufacturing Technology</i>
IJLog	<i>International Journal of Logistics: Research and Applications</i>
IJPDLM	<i>International Journal of Physical Distribution & Logistics Management</i>
IJPE	<i>International Journal of Production Economics</i>
IJPR	<i>International Journal of Production Research</i>

IJSS	<i>International Journal of Systems Science</i>
INFJComp	<i>INFORMS Journal on Computing</i>
Interf	<i>Interfaces</i>
ITOR	<i>International Transactions in Operational Research</i>
JAMR	<i>Journal of Advances in Management Research</i>
JAMSys	<i>Journal of Advanced Manufacturing Systems</i>
JFoodEng	<i>Journal of Food Engineering</i>
JGOpt	<i>Journal of Global Optimization</i>
JHeur	<i>Journal of Heuristics</i>
JIM	<i>Journal of Intelligent Manufacturing</i>
JManufSys	<i>Journal of Manufacturing Systems</i>
JMCritDAn	<i>Journal of Multi-criteria Decisions Analysis</i>
MathProEng	<i>Mathematical Problems in Engineering</i>
MngSci	<i>Management Science</i>
NavResLog	<i>Naval Research Logistics</i>
NETW	<i>Networks</i>
OMEGA	<i>OMEGA: The International Journal of Management Science</i>
OpLett	<i>Optimization Letters</i>
OpRes	<i>Operations Research</i>
OPS	<i>Opsearch</i>
ORSpec	<i>OR Spectrum</i>
SMPT	<i>Simulation Modelling Practice and Theory</i>
TOP	<i>TOP: An Official Journal of the Spanish Society of Statistics and Operations Research</i>
TrRes_A	<i>Transportation Research Part A: Policy and Practice</i>
TrRes_B	<i>Transportation Research Part B: Methodological</i>
TrRes_C	<i>Transportation Research Part C: Emerging Technologies</i>

TrRes_E	<i>Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review</i>
TrSci	<i>Transportation Science</i>
WastMng	<i>Waste Management</i>

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	26
1.1 OBJETIVO DO TRABALHO	28
1.1.1 Objetivos específicos	29
1.2 CONTRIBUIÇÕES INOVADORAS E LIMITAÇÕES	30
1.2.1 Contribuições teóricas	30
1.2.2 Contribuições práticas	31
1.2.3 Limitações do Trabalho	31
1.3 DELINEAMENTO E ESTRUTURA DO TRABALHO	32
2. PROBLEMA DE ROTEIRIZAÇÃO E ESTOQUES: REVISÃO SISTEMÁTICA DE LITERATURA E PROPOSTA TAXONÔMICA	33
2.1 INTRODUÇÃO	33
2.2 PROBLEMAS DE ROTEIRIZAÇÃO E ESTOQUES COM DEMANDA DETERMINÍSTICA	40
2.2.1 Trabalhos correlatos ao PRE com demanda determinística	44
2.2.1.1 Trabalhos com aspectos teóricos do PRE determinístico	44
2.2.1.2 Trabalhos com aspectos aplicados ao PRE determinístico	64
2.3 PROBLEMAS DE ROTEIRIZAÇÃO E ESTOQUES COM DEMANDA ESTOCÁSTICA	73
2.3.1 Trabalhos com aspectos teóricos para o PRE estocástico	74
2.3.2 Trabalhos com aspectos aplicados para o PRE estocástico	82
2.4 ESTUDO BIBLIOMÉTRICO PARA O PRE	87
2.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	90
3. PROBLEMA DE ROTEIRIZAÇÃO E ESTOQUES COM SISTEMA LOGÍSTICO EM TRÊS NÍVEIS: ABORDAGEM DETERMINÍSTICA	92
3.1 INTRODUÇÃO	92
3.2 FORMALIZAÇÃO DO PROBLEMA	93
3.3 POLÍTICA DE DISTRIBUIÇÃO <i>MAXIMUM LEVEL</i> (ML)	101
3.4 POLÍTICAS DE DISTRIBUIÇÃO <i>ORDER-UP-TO LEVEL</i> (OU)	101
3.5 POLÍTICAS DE DISTRIBUIÇÃO DE LOTE ECONÔMICO DE ENTREGA	104
3.6 REABASTECIMENTO DO FORNECEDOR	112
3.7 INDICADORES DE DESEMPENHO LOGÍSTICO	114
3.7.1 Métricas de transporte I: Volume transportado por distância percorrida (<i>Qtr/Dist</i>)	115
3.7.2 Métricas de transporte II: Taxa média de uso da frota (<i>TxFrU</i>)	116
3.7.3 Métricas de estoque I: Taxa média de estocagem dos clientes (<i>TxInvC</i>)	116

3.7.4	Métricas de estoque II: Taxa média de estocagem do fornecedor ($TxInvF$).....	117
3.8	ESTRATÉGIA DE RESOLUÇÃO PARA O PRE DETERMINÍSTICO EM TRÊS NÍVEIS	117
3.8.1	Programação das entregas dos clientes (Estágio 1)	119
3.8.1.1	Programação conforme política ML	119
3.8.1.2	Programação conforme política OU	122
3.8.1.4	Matriz de Programação de Entregas.....	123
3.8.2	Agrupamento dos pontos de demanda (Estágio 2)	123
3.8.3	Roteirização dos grupos de atendimento (Estágio 3)	128
3.8.4	Operadores de melhoria na fase construtiva	130
3.8.4.1	Operadores intraperíodos	131
3.8.4.2	Operador interperíodos	135
3.8.5	Busca ampla em vizinhança	138
3.8.5.1	Operadores de destruição.....	138
3.8.5.2	Operadores de reparação	139
3.8.6	Heurística proposta.....	141
3.9	CENÁRIOS GERADOS.....	142
3.10	RESULTADOS E DISCUSSÕES	144
3.10.1	Resultados para a configuração $LtLi$	145
3.10.2	Resultados para a configuração $LtHi$	148
3.10.3	Resultados para a configuração $MtLi$	151
3.10.4	Resultados para a configuração $HtLi$	153
3.10.5	Resultados para a configuração $HtHi$	156
3.10.6	Efeito da busca em vizinhança ampla	159
3.10.7	Resultados para os indicadores de desempenho	160
3.11	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	171
4.	PROBLEMA DE ROTEIRIZAÇÃO E ESTOQUES COM SISTEMA LOGÍSTICO EM TRÊS NÍVEIS: ABORDAGEM ESTOCÁSTICA	173
4.1	INTRODUÇÃO	173
4.2	FORMALIZAÇÃO DO PROBLEMA.....	174
4.3	POLÍTICA DE DISTRIBUIÇÃO COM LOTE ECONÔMICO DE ENTREGA: MODELAGEM PARA DEMANDA NÃO DETERMINÍSTICA (LE)	184
4.3.1	Modelo simplificado, sem estoque inicial, custo de processamento nulo e apenas um período de planejamento	185
4.3.2	Modelo Geral, para p períodos de planejamento, $Cp > 0$ e estoque inicial maior que zero.....	187

4.4	REABASTECIMENTO DO FORNECEDOR PARA O PRE ESTOCÁSTICO ...	194
4.5	INDICADORES DE DESEMPENHO LOGÍSTICO PARA O PRE ESTOCÁSTICO	197
4.5.1	Taxa média de atrasos (<i>TxBackLog</i>)	197
4.5.2	Indicador <i>On time-in full</i> (<i>OTIF</i>)	198
4.6	ESTRATÉGIA DE RESOLUÇÃO PARA O PRE ESTOCÁSTICO	199
4.6.1	Módulo de previsão	201
4.6.1.1	Breve discussão sobre redes neurais de base radial	201
4.6.1.2	Ajuste nos parâmetros da rede neural de base radial	203
4.6.1.3	Previsão de demanda	208
4.6.2	Módulo de programação das entregas dos clientes	209
4.6.2.1	Programação conforme política ML	209
4.6.2.2	Programação conforme política OU	210
4.6.2.3	Programação conforme política LE	210
4.6.3	Módulo de Roteirização	211
4.6.3.1	Obtenção da solução inicial	211
4.6.3.2	Melhoria da solução inicial por BVA	212
4.6.4	Heurística proposta para o PRE estocástico	214
4.7	CENÁRIOS GERADOS	215
4.8	RESULTADOS E DISCUSSÕES	218
4.8.1	Resultados para a configuração <i>LtLi</i>	218
4.8.2	Resultados para a configuração <i>LtHi</i>	221
4.8.3	Resultados para a configuração <i>HtLi</i>	224
4.8.4	Resultados para a configuração <i>HtHi</i>	227
4.8.5	Resultados para a configuração <i>MtLi</i>	230
4.8.6	Resultados para a configuração <i>MtHi</i>	233
4.9	ANÁLISE DOS INDICADORES DE DESEMPENHO	236
4.9.1	Resultados para a quantidade transportada por unidade de distância (<i>Qtr/Dist</i>)	236
4.9.2	Resultados para taxa média de ocupação dos estoques dos clientes (<i>TxInvC</i>)	239
4.9.3	Resultados para taxa média de ocupação do estoque do fornecedor (<i>TxInvF</i>)	241
4.9.4	Resultados para taxa média de ocupação da frota (<i>TxFrU</i>)	244
4.9.5	Resultados para taxa média de entregas em atraso (<i>TxBackLog</i>)	246
4.9.6	Resultados para o percentual de clientes <i>On Time-In Full</i> (<i>OTIF</i>)	249
4.10	CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	252

5	CONCLUSÕES E DIRECIONAMENTOS FUTUROS	255
	REFERÊNCIAS.....	261

1 INTRODUÇÃO

Nos dias atuais, a cadeia de suprimentos cumpre um papel determinante no desempenho empresarial individual, condicionando o sucesso deste último à coordenação e efetividade do primeiro. Neste tocante, grande parte das organizações vem assimilando a noção de criação de valor ao cliente através da logística.

Entre os esforços responsáveis no sentido de elevar os ganhos da cadeia, destaca-se o *Vendor Managed Inventory (VMI)* ou Estoque Gerenciado pelo Fornecedor (EGF). Neste sistema de gestão logístico, o cliente não necessita emitir uma ordem de compra para que o fornecedor encaminhe o abastecimento, pois é justamente o fornecedor quem define as datas e as quantidades entregues. Conforme apontado por (CAMPBELL, et al., 1998), o *VMI* cria valor tanto para o fornecedor quanto para o cliente, em uma situação de ganha-ganha. Do lado do fornecedor, o ganho se dá pelo maior controle dos processos de produção e de distribuição, facilitando o planejamento das operações, reduzindo os custos logísticos além de evitar o ônus pela ruptura. Do lado do cliente o ganho ocorre com o alívio financeiro nas despesas de gestão de estoques e de indisponibilidade do produto. Dessa maneira, fica assegurada a minimização dos custos totais do sistema, determinado pela soma dos custos incorridos pelo fornecedor e pelos clientes (ZNAMENSKY, 2006).

A ideia básica do *VMI* envolve o monitoramento do estoque do cliente por parte do fornecedor, onde este assume a responsabilidade de reposição. Sua utilização prática, entretanto, demanda a elaboração de uma estratégia de distribuição capaz de minimizar os custos de transporte e garantir o atendimento dos pontos de demanda. Neste contexto, a operacionalização do sistema requer a resolução de um complexo problema de otimização combinatória denominado *Inventory Routing Problem (IRP)* ou Problema de Roteirização e Estoques (PRE), combinando o gerenciamento de estoque com planejamento de transporte e roteirização de veículos (KLEYWEGT et al., 2002).

Historicamente, o emprego de sistemas *VMI* foi impulsionado pela tecnologia eletrônica de troca de dados entre fornecedor e cliente denominada *EDI (Electronic Data Interchange)*. Todavia, de acordo com (CAMPBELL, ANN et al., 1998), a utilização em larga escala de sistemas de gerenciamento de estoques pelo fornecedor ainda esbarra na complexidade das decisões operacionais capazes de otimizar os

custos de transporte e armazenagem e ao mesmo tempo garantir que não ocorra falta de produto no ponto de consumo. Conforme verificado por (ANDERSSON et al., 2010), esta dificuldade reflete na inexistência de sistemas computacionais comerciais, capazes de apoiar a tomada de decisão simultânea entre transporte e gerenciamento de estoque, ainda que o contexto operacional crie inúmeras possibilidades de aplicação para o PRE.

Por sua relevância prática, o PRE vem recebendo ampla atenção da literatura acadêmica nos últimos anos, desde que foi proposto por (BELL et al., 1983) para um caso de distribuição de gás industrial. Tal praticidade pormenoriza o problema conforme alguns critérios de classificação, envolvendo horizonte de tempo, política de reposição, composição e tamanho da frota, disponibilidade de informação sobre a demanda, roteiros, tempos de serviço, entre outros. Com destaque, a política de reposição define as regras principais sobre a quantidade entregue aos clientes, impactando diretamente no custo total. Mais comumente, reporta-se na literatura a política *ML – Maximum Level*, que flexibiliza a quantidade entregue ao cliente, estando limitada à sua disponibilidade de armazenamento no período e *OU – Order-up-to-level*, que determina ao fornecedor entregar a máxima quantidade possível, sempre que um cliente for visitado.

As políticas ML e OU apresentam uma forte dicotomia. Por ser uma abordagem irrestrita, a política ML é capaz de produzir melhores resultados (COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012), no entanto, a resolução otimizada das quantidades entregues enseja métodos bastante sofisticados, abordados em poucos trabalhos. Essa barreira implica formulações aproximadas, que não necessariamente garantem bons resultados. Já a política OU é mais simples de ser implementada, contudo, leva a resultados de pior qualidade.

Esta tese objetiva contribuir com essa dificuldade teórica. Para tal a pesquisa pretende desenvolver abordagens alternativas à baixa qualidade das soluções fornecidas pela política OU, sem necessariamente demandar grandes esforços para resolver a política ML na otimalidade. A abordagem proposta caminha em direção à formulação consistente de lotes econômicos de entrega e contempla decisões ainda não consideradas em outros trabalhos na literatura. Para tal, dois ambientes são considerados: um determinístico e estático, onde as demandas dos clientes são conhecidas *a priori*, e outro mais difícil, real, complexo, estocástico e dinâmico, onde essas demandas vão se revelando na medida em compasso com o avanço do

horizonte de planejamento. Para o tratamento do PRE nesse ambiente incerto, um processo robusto de previsão de demanda é proposto e situações realísticas, como a ocorrência de atrasos nas entregas são considerados. A previsão de demanda contribui de forma adicional à área de estudo ao eliminar a necessidade de sofisticados dispositivos eletrônicos para o EDI, minimizando a necessidade de investimentos para a implementação de sistemas VMI.

Outro avanço desta tese repousa na estrutura da cadeia de suprimentos considerada, incorpora um sistema logístico em três níveis, onde o fornecedor (F) deve decidir em que período receberá uma quantidade fixa de produto oriundo de uma Base de Fornecimento (BF). Esta generalização, introduzida por (ZHAO et al., 2008), é ainda escassamente tratada em outros trabalhos e ainda não se reporta na literatura uma abordagem que considere políticas de distribuição por lotes econômicos de entrega em tais sistemas. A motivação prática do estudo refere-se a otimização de processos de distribuição de Gás Liquefeito de Petróleo (GLP) a granel em ambientes urbanos. Em linhas gerais, uma empresa fornecedora característica coordena suas decisões logísticas a partir de um depósito (F) e precisa planejar o reabastecimento de seu estoque a partir de uma BF, além de programar entregas periódicas para um conjunto de clientes dispersos geograficamente. A aplicação de sistemas VMI neste tipo de situação pode constituir grande diferencial competitivo.

Por fim, este trabalho propõe um conjunto de indicadores de desempenho logístico, capazes de elevar o nível de análise dos resultados para além da questão puramente econômica. Esse *framework* possibilita avaliar as políticas de distribuição propostas em um grau qualitativo, além de destacar potencialidades e fragilidades das estratégias de distribuição ML, OU e de lotes econômicos proposta na pesquisa.

1.1 OBJETIVO DO TRABALHO

O objetivo geral desta tese concerne em abordar a logística de distribuição de produtos a granel, modelado pela prática conhecida como VMI, onde o fornecedor gerencia os estoques dos clientes. De forma inovadora, a pesquisa compreende uma cadeia de suprimentos em três níveis, considerando um elo adicional à montante do fornecedor e agregando a necessidade que este possui em gerir seu próprio estoque. Para tal, dois ambientes a respeito da informação das demandas dos clientes são considerados: um determinístico, onde todos os dados são conhecidos *à priori* e outro

estocástico e dinâmico, onde a mesma demanda é conhecida no senso probabilístico e revelada gradualmente durante a resolução do problema.

1.1.1 Objetivos específicos

O alcance do objetivo geral da pesquisa enseja o cumprimento de um conjunto de objetivos específicos, como segue:

- Efetuar uma extensa revisão de literatura, propondo uma taxonomia para a área de estudo, capaz de construir um referencial teórico norteador e posicionar as contribuições desta tese no campo teórico.
- Construir um modelo de programação matemática para o PRE determinístico e PRE estocástico em um sistema logístico em três níveis, capaz de direcionar o desenvolvimento de algoritmos heurísticos para sua resolução.
- Formular um arcabouço consistente para uma política de distribuição baseado no cálculo de lotes econômicos de entrega, envolvendo todas as especificações dos parâmetros necessários.
- Desenvolver uma estratégia heurística flexível que possibilite solucionar e analisar diferentes configurações de problemas em relação aos custos envolvidos, a fim de se determinar a melhor política de distribuição para a especificidade analisada.
- Particularmente para o PRE estocástico objetiva-se introduzir um método de previsão de demanda robusto, baseado em Redes Neurais Artificiais de Funções de Base Radial, acoplado às heurísticas resolutivas do problema.
- Demonstrar a motivação, aplicação, eficiência e robustez das contribuições deste trabalho através de extensivos testes computacionais sobre uma grande variabilidade de problemas testes.

- Propor e mensurar o desempenho comparativo das políticas de distribuição implementadas sob o ponto de vista qualitativo, através de um conjunto de indicadores de desempenho

1.2 CONTRIBUIÇÕES INOVADORAS E LIMITAÇÕES

A inovação deste trabalho reside em uma nova abordagem para resolver os problemas inerentes à operacionalização de sistemas VMI, envolvendo a proposta de uma nova política de distribuição baseada em lote econômico de entrega para o caso determinístico e estocástico do PRE em três níveis. Considerando os aspectos teóricos e práticos do estudo, as contribuições podem ser assim classificadas.

1.2.1 Contribuições teóricas

Esta tese contribui teoricamente ao considerar uma estrutura de problema ainda não tratada pela literatura no âmbito do PRE. Esta estrutura agrega um nível adicional à cadeia logística, mantendo a decisão centralizada no fornecedor.

Ao mesmo tempo, o estudo propõe uma nova política de distribuição baseada em lotes econômicos de entrega. São três formulações distintas para o caso determinístico e uma formulação para o caso estocástico. As decisões consideradas no problema conferem um caráter inédito às formulações para o dimensionamento de lotes no caso determinístico, na medida em que múltiplos veículos com dimensionamento de frota são considerados. Não se reporta na literatura qualquer abordagem que atue de forma dinâmica e robusta para o dimensionamento de lotes econômicos de entrega no contexto dinâmico e estocástico.

A complexidade combinatorial do PRE enseja o desenvolvimento de uma nova estratégia heurística para sua resolução. Ainda que o foco principal não seja verificar desempenho algorítmico, a heurística proposta envolve uma estratégia multinível, e operadores de melhoria que, quando combinados, configuram uma nova abordagem para a resolução do PRE determinístico e estocástico.

O método de previsão de séries temporais, acoplado ao problema estocástico, é outra contribuição teórica inovadora. Um sistema baseado em redes neurais com funções de ativação de base radial é a primeira incursão desta poderosa ferramenta

no âmbito do PRE. A parametrização da rede neural envolve a simulação de um subproblema e constitui uma outra contribuição para o PRE.

1.2.2 Contribuições práticas

Esta tese apresenta alguns elementos que permitem contribuir no âmbito prático do problema. Trata-se de um sistema de indicadores logísticos, metrificados em componentes de transporte e estocagem, possibilitam avaliar as diferentes políticas de distribuição consideradas no campo qualitativo. Alguns padrões gerados por esses indicadores possibilitam subsidiar diferentes processos de tomada de decisão, que muitas vezes acabam sendo formulados sem o devido suporte operacional.

1.2.3 Limitações do Trabalho

Em função da complexidade combinatória dos problemas considerados nesta pesquisa, este trabalho aborda a análise comparativa relativa de diferentes políticas de distribuição. Não está contemplado uma análise absoluta dessas políticas em relação à solução otimizada dos problemas, dada a impossibilidade de se resolver os modelos matemáticos propostos na forma exata em um tempo computacional aceitável.

No âmbito da previsão de séries temporais, presente no capítulo 4, não há um aprofundamento em outras técnicas de previsão de demanda, que podem ser aplicadas e comparadas com a estratégia proposta via Redes Neurais. Esta possibilidade oportuniza um trabalho futuro.

A tese está voltada para a obtenção de soluções para problemas de distribuição de um produto único, podendo ser estendida para uma formulação mais geral, quando o fornecedor gerencia o estoque de clientes que demandam vários itens diferentes.

Devido às características dos problemas tratados, não se verificou na literatura problemas idênticos que permitissem comparar o desempenho das heurísticas proposta nesta pesquisa com outras técnicas. Assim, este estudo permite que novas abordagens sejam desenvolvidas e comparadas com a heurística proposta, a fim de aprofundar o desenvolvimento de algoritmos de melhor desempenho.

1.3 DELINEAMENTO E ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente estudo está organizado e estruturado conforme segue: o capítulo 2 apresenta uma revisão de literatura sobre a característica e particularidade de problemas de roteirização e estoques, além de pontos de interesse à pesquisa quanto à estratégia de resolução, política de distribuição e aplicações.

O capítulo 3 aborda o caso determinístico. Neste capítulo, um modelo em programação linear inteira é apresentado para o PRE em três níveis, onde as políticas de distribuição ML e OU são formuladas. Ademais, o capítulo traz três formulações para políticas de distribuição baseada no cálculo de lotes econômicos de entrega, baseada nas necessidades líquidas, necessidades brutas e distâncias. Uma estratégia para reposição do fornecedor é também apresentada, juntamente com um conjunto de cinco indicadores sistêmicos. A estratégia heurística de resolução do problema é detalhada, juntamente com cenários de análise. Os resultados são reportados, discutidos e analisados.

O capítulo 4 aborda o caso estocástico do PRE, apresentando um modelo de programação matemática com a possibilidade de ocorrência de rupturas e penalização por atrasos na entrega. O capítulo traz uma formulação dinâmica a política de distribuição baseada em lotes econômicos de entrega. O método de previsão de demanda, baseado em redes neurais de base radial é detalhado e a estratégia heurística para a resolução do problema é apresentada. Dois novos indicadores logísticos são propostos, desenvolvidos para analisa o nível de serviço associado à cada política de distribuição considerada. Os cenários gerados são apontados e os resultados são reportados, analisados e discutidos.

O capítulo 5 tece as conclusões da tese a partir dos resultados obtidos, comparados com as contribuições teóricas e práticas alcançadas. Por fim, uma direção para trabalhos futuros é proposto.

2. PROBLEMA DE ROTEIRIZAÇÃO E ESTOQUES: REVISÃO SISTEMÁTICA DE LITERATURA E PROPOSTA TAXONÔMICA

Este capítulo apresenta uma revisão sistemática de literatura para o PRE a partir de um extenso levantamento bibliográfico sobre o tema ao longo dos últimos trinta anos. Ao mesmo tempo, uma nova taxonomia é construída sobre as variantes do PRE, generalizando as abordagens existentes na literatura. Ao final do capítulo, uma análise bibliométrica é realizada.

2.1 INTRODUÇÃO

Notadamente, os Sistemas de Estoques Gerenciados pelo Fornecedor (EGF) se posicionam como um dos elementos centrais na capacidade de criação de valor pela logística, tanto para os clientes, que deixam de dispende recursos no controle de seus estoques, quanto para o fornecedor, que reduz custos na produção e entrega de seus produtos, em virtude da maior coordenação nas decisões logísticas (COELHO, 2012). Tais decisões ensejam três questões básicas:

1. Quando realizar uma entrega ao cliente;
2. Quanto entregar a este cliente, quando ele for visitado;
3. Como combinar um conjunto de entregas em um roteiro;

A resposta à essas questões implicam na integração de dois problemas amplamente estudados na literatura: o Problema de Gerenciamento de Estoques (PGE), que responde ao primeiro e segundo questionamento, e o Problema de Roteamento de Veículos (PRV), que responde ao questionamento 3. O Problema de Roteirização e Estoques (PRE) é o resultado desta integração entre o PGE e o PRV.

Em uma pesquisa de estado da arte sobre aplicações industriais, (ANDERSSON et al., 2010) organizaram o PRE de acordo com oito critérios, sendo: horizonte de tempo, tipo de demanda dos clientes, estrutura logística, tipos de roteirização, política de estoques, decisão de estoques, composição e dimensão da

frota. A FIGURA 1 apresenta as possibilidades para cada um dos critérios supracitados.

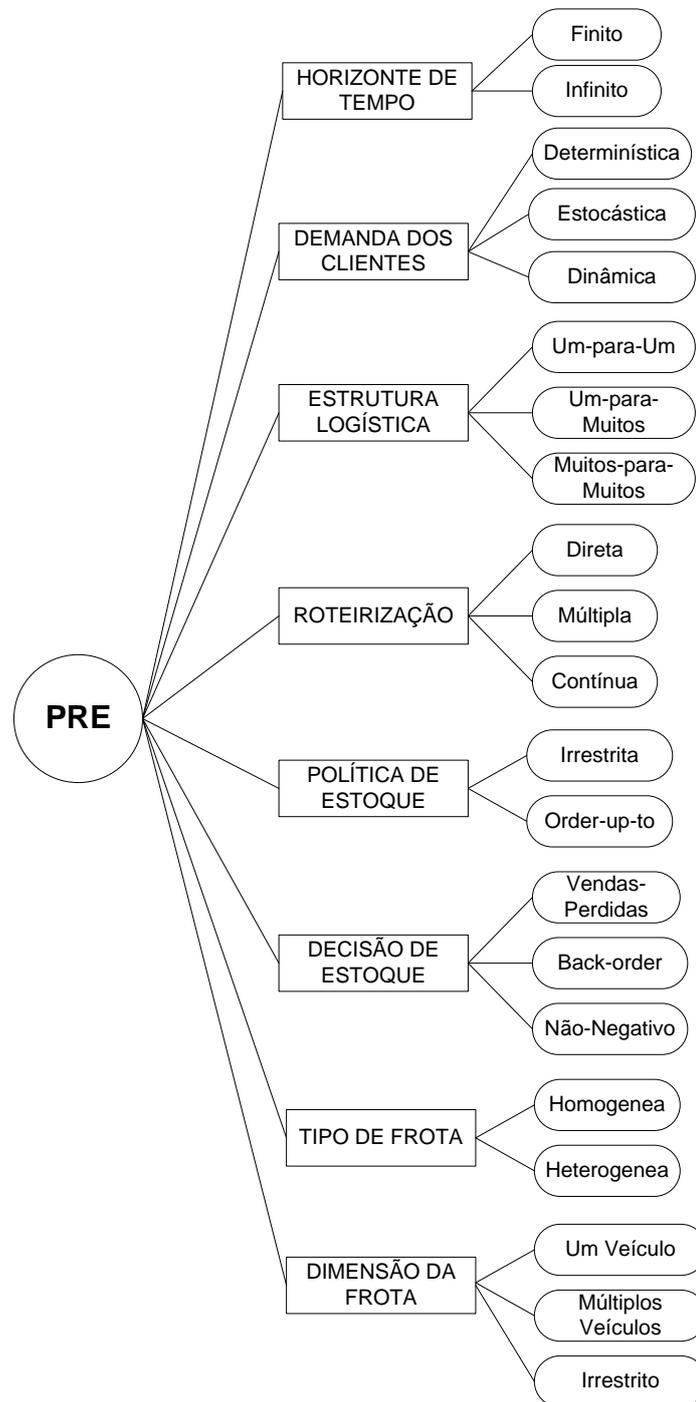


FIGURA 1 – TAXONOMIA BÁSICA PARA O PRE
 FONTE: ADAPTADO DE (ANDERSSON et al., 2010)

A classificação quanto ao horizonte de tempo envolve a possibilidade de uma quantidade finita ou infinita de períodos. Um horizonte finito implica na resolução do PRE em um espaço limitado de tempo, como um ano, um mês ou uma semana, onde a fração temporal pode ser mensal, semanal ou diária. Como exemplo, tem-se 30 períodos em um horizonte mensal finito, para o caso de se planejar entregas diárias em um dado mês. Já o horizonte temporal infinito está associado a planejamento com padrões de entrega que se repetem, mas não estão necessariamente limitados por um período mais extenso. Tais padrões constituem o chamado horizonte rolante que pode ser indefinidamente deslocado. Um exemplo para esta situação seria programar entregas semanais periódicas padronizadas (mesmos clientes, mesmas quantidades e mesmas rotas) ao longo de meses ou anos.

O tipo de demanda dos clientes é o principal critério de definição do PRE (COELHO, 2012). Demandas determinísticas são totalmente conhecidas ao longo do horizonte de planejamento, geralmente ocorrendo em situações de consumo constante. Demandas estocásticas não são conhecidas *a priori*, podendo ser estimadas por alguma função de probabilidade específica. A classe de demandas do tipo dinâmicas foram consideradas por (COELHO et al., 2013) em um trabalho de revisão, e sua característica básica é que estas vão sendo reveladas ao longo do horizonte de planejamento, oportunizando o emprego de alguma técnica de previsão de séries temporais.

O número de clientes e de fornecedores determina a estrutura logística do PRE. Uma situação trivial ocorre no modelo um-para-um, onde há um fornecedor e um cliente apenas. Nesse caso, o PRE recai no PGE com entregas diretas. A situação mais frequente acontece na estrutura um-para-muitos, onde um único fornecedor deve servir a um conjunto de múltiplos clientes. O modelo muitos-para-muitos considera um conjunto de fornecedores para um conjunto de clientes e foi introduzido por (BERTAZZI et al., 2002). A FIGURA 2 ilustra as opções de estrutura para o PRE para um dado período de entrega. Da esquerda para a direita está o modelo um-para-um, seguido do modelo um-para-muitos e muitos-para-muitos. Os clientes estão indicados pela letra C enquanto o(s) fornecedor(e)s pela letra F.

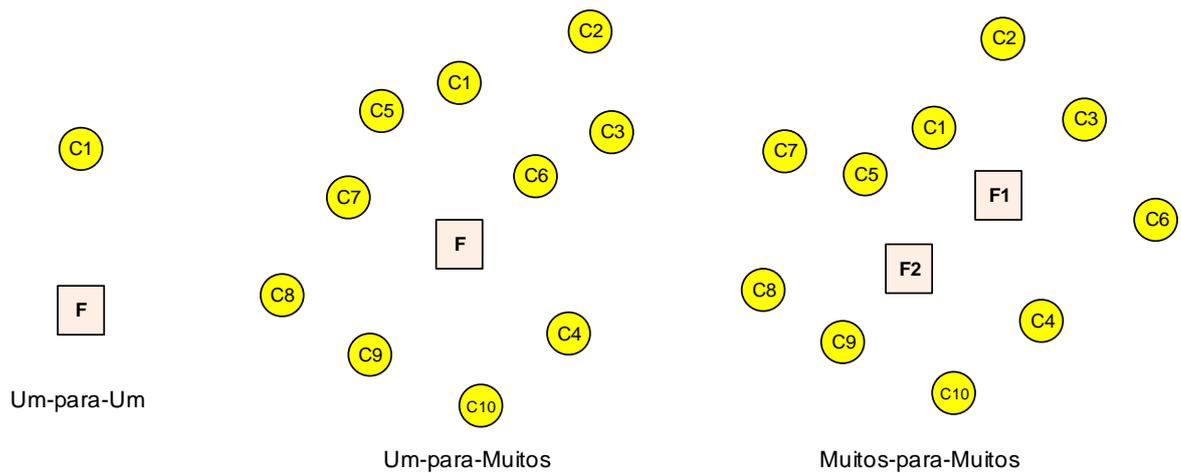


FIGURA 2 – ESTRUTURA LOGÍSTICA DO PRE
 FONTE: O Autor (2015)

As opções de roteirização dependem em grande medida da estrutura logística do problema. O modelo um-para-um implica entregas diretas, onde há apenas um cliente na rota, e a otimização do problema enseja o cálculo de lotes econômicos de entrega. A roteirização múltipla ocorre quando um único veículo serve mais de um cliente em uma mesma rota. Já a roteirização contínua acontece majoritariamente em ambientes ou aplicações marítimas, onde o fornecedor não está localizado em um ponto específico, como em um depósito central. A FIGURA 3 exemplifica as opções de roteirização para o PRE. Os clientes indicados em amarelo não são servidos pelos roteiros apresentados em função da política de estoque adotada.

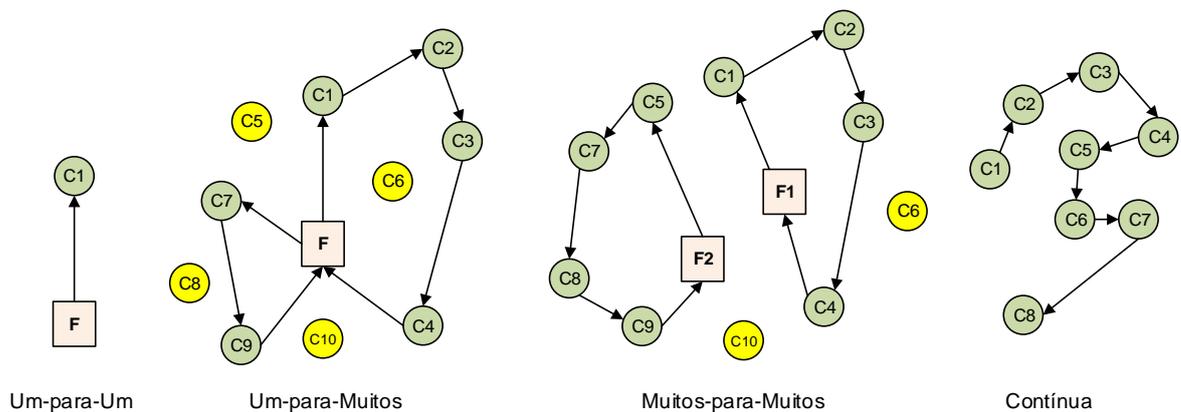


FIGURA 3 – TIPOS DE ROTEIROS PARA O PRE
 FONTE: O Autor (2015)

As políticas de estoque definem as regras sobre a quantidade entregue aos clientes quando esses são atendidos por um veículo, respondendo à questão básica

número 2 dos sistemas de estoque gerenciado pelo fornecedor. Os tipos de políticas reportadas na literatura ocupam-se de duas abordagens clássicas: a política irrestrita, conhecida como *maximum level* (ML), que permite ao fornecedor entregar qualquer quantidade ao cliente, variando entre o nível de estoque existente e a capacidade máxima de estocagem, e a *política order-up-to level* (OU) que restringe a quantidade entregue à capacidade de estocagem, devendo esta ser preenchida, sempre que uma visita ocorrer. Entre os elementos inovadores desta tese, serão introduzidas outras abordagens de política de estoque restritas, baseadas no cálculo de lotes econômicos de entrega.

As decisões de estoque se aplicam ao gerenciamento do nível de estoque dos clientes e respondem à questão básica do EGF sobre o instante de atendimento. Conforme classificado por (ANDERSSON et al., 2010), pode-se restringir o estoque à valores maiores que zero quando a demanda é determinística e/ou conhecida *a priori*. Já para o caso onde as demandas não são determinísticas, há a possibilidade de o estoque ser negativo. Nesta situação, as demandas podem ser atendidas com atraso (*back-order*) e incorporadas em períodos posteriores como quantidades extras. Nesse caso uma penalização pela ruptura dos estoques poderá ser imposta. Há ainda a opção de não as atender e trata-las como vendas perdidas.

A frota pode ser do tipo homogênea, quando todos os veículos possuem a mesma capacidade de entrega, ou heterogênea, quando os veículos possuem duas ou mais capacidades diferentes. A dimensão da frota é classificada como um veículo, muitos veículos ou ilimitada. Esta última considera mais uma decisão ao problema clássico do IRP: dimensionar a quantidade de veículos para a realização das entregas. Em geral, pode-se computar um custo fixo para cada veículo utilizado.

Quanto à estrutura do problema, o estudo proposto por (COELHO, L.; CORDEAU, J.-F.; et al., 2012) expande a classe de roteirização e incorpora a possibilidade de transbordo entre os clientes. Segundo os autores, em ambientes onde os clientes e os fornecedores pertencem a uma mesma corporação, a possibilidade de transporte de produtos entre um mesmo elo da cadeia de suprimentos (no caso, entre clientes) pode ser benéfica e reduzir custos. Dessa maneira, clientes com excesso podem enviar quantidades específicas de seus estoques para clientes com escassez.

Uma restrição frequentemente considerada em problemas de roteirização de veículos são as janelas de tempo (PRVJT) de atendimento dos clientes. No contexto

do PRE, as janelas de tempo foram incorporadas por (LAU et al., 2002) em um trabalho seminal que integra o PGE com PRVJT. Mais recentemente, uma abordagem semelhante é tratada em (LIU; LEE, 2011). Já o estudo proposto por (STÅLHANE et al., 2012) considera uma restrição de intervalos de tempo, muito semelhante ao conceito de JT, para um PRE marítimo aplicado à entrega de gás natural liquefeito. (JIA et al., 2014) aplica a restrições de JT em um problema de distribuição de produtos perecíveis. Obviamente, devido à questão temporal, esta característica não é contemplada nos trabalhos de revisão de (ANDERSSON et al., 2010).

Outra lacuna taxonômica do PRE refere-se à cadeia de logística. A cadeia frequentemente considerada contém dois níveis (ou dois elos). No primeiro nível está o fornecedor e no segundo nível o conjunto de clientes. Uma cadeia com três níveis adiciona uma camada à montante do fornecedor, juntamente com a decisão de abastecimento deste a partir do nível anterior. O PRE estruturado em três níveis foi proposto inicialmente por (CHEN; ZHENG, 1998) e ainda possui escassa literatura.

Diante do exposto, a taxonomia para o PRE proposta nesta tese expande a formulação atual apresentada em (ANDERSSON et al., 2010) incluindo dois novos elementos estruturais: horário de entregas e cadeia de suprimentos. Ao mesmo tempo, foi considerado nessa mesma estrutura de classificação a estratégia de resolução do problema, podendo ser heurística, exata ou mista, e o foco do estudo, sendo este teórico ou aplicado. Esta nova taxonomia generaliza os modelos propostos em (ANDERSSON et al., 2010) e (COELHO et al., 2013), contemplando todos os elementos estruturais do problema identificados até o presente, juntamente com categorias adjacentes de resolução e aplicação. A FIGURA 4 apresenta a taxonomia proposta, destacando os novos elementos estruturais considerados.

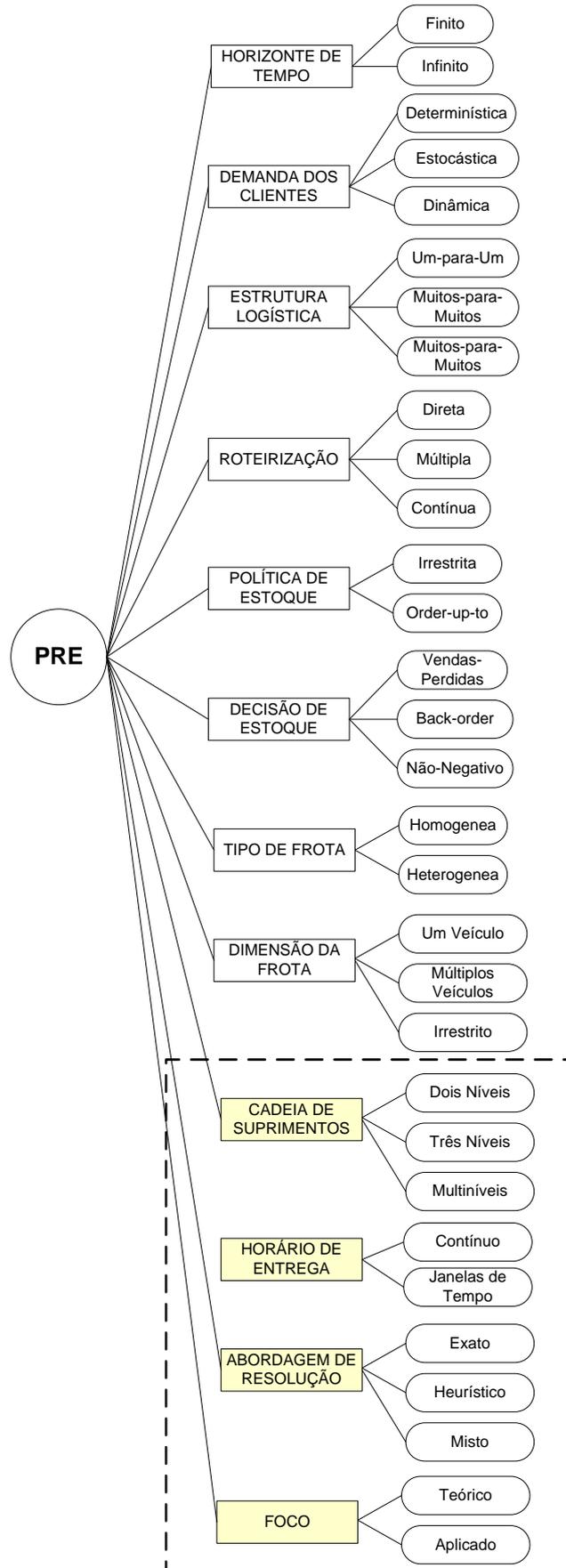


FIGURA 4 – TAXONOMIA PROPOSTA
 FONTE: O Autor (2015)

O restante da seção está estruturado como segue. Em 2.2 o PRE básico com demanda determinística é definido formalmente e as variações taxonômicas são detalhadamente apresentadas. A subseção 2.3 realiza a mesma análise para o PRE com demanda estocástica. A subseção 2.4 apresenta um estudo bibliométrico global a partir dos artigos catalogados nas seções 2.2 e 2.3.

2.2 PROBLEMAS DE ROTEIRIZAÇÃO E ESTOQUES COM DEMANDA DETERMINÍSTICA

O PRE abordado por esta tese é uma variação da formulação seminal proposta por (BELL et al., 1983). O problema clássico determinístico e estático, apresentado em (COELHO, 2012), é definido sobre um grafo, $G = (V, A)$, completo e não orientado, onde $V = \{0, \dots, n\}$ é o conjunto de vértices e $A = \{(i, j), i \neq j\}$ o conjunto de arestas. Cada aresta $(i, j) \in A$ possui um custo não negativo associado c_{ij} . O vértice “0” indica o depósito ou fornecedor e o subconjunto $V = \{1, \dots, n\}$ o conjunto de clientes dispersos geograficamente. Cada vértice $i \in V$ possui um custo de estocagem h_i , tanto para o fornecedor, quanto para os clientes, e estes possuem uma capacidade máxima de estocagem dada por $C_i, i \in V'$. As decisões são formuladas sobre um horizonte de planejamento com p períodos, onde a cada período $t \in T = \{1, \dots, p\}$, uma certa quantidade de produto r^t está disponível no depósito, os estoques do fornecedor e clientes são definidas por $I_i^t, i \in V$ e as demandas dos clientes são dadas por $d_i^t, i \in V'$. No início do horizonte de planejamento, ($t = 0$), são conhecidos os níveis de estoque $I_i^0, i \in V$, para fornecedor e clientes. Assume-se que o fornecedor possui quantidade suficiente para realizar as entregas durante o horizonte de planejamento.

Uma frota homogênea de K veículos e capacidade de carregamento L está disponível no fornecedor. O objetivo do problema é minimizar os custos logísticos envolvidos, calculados como o custo de transporte adicionado ao custo de estocagem. O custo de transporte é definido como a soma de todos os custos c_{ij} associados aos arcos $(i, j) \in A$ percorridos ao longo de p , e o custo de estocagem é definido pelo modelo de reposição periódica, apurado pela expressão $\sum_{t \in T} \sum_{i \in V} h_i I_i^t$. O PRE clássico possui quatro restrições, como segue:

- Cada veículo k , onde $k = 1, \dots, K$ realiza apenas uma rota em cada período $t \in T$, devendo esta iniciar e terminar no depósito.
- Os níveis de estoque nos clientes não podem exceder sua capacidade respectiva.
- Os níveis de estoque, tanto para o fornecedor quanto para os clientes, não podem ser negativos.
- A quantidade transportada por um veículo em uma determinada rota não pode exceder sua capacidade de carregamento L .

A solução para o problema implica determinar quais clientes devem ser atendidos em cada período $t \in T$, quanto deve ser entregue quando os clientes forem visitados por algum veículo k e qual deve ser o roteiro percorrido por cada veículo. A partir da taxonomia proposta por (ANDERSSON et al., 2010) (ver FIGURA 1), o PRE clássico é classificado conforme a FIGURA 6. Observa-se que a variável “política de estoque” não foi incorporadas no referido PRE e por isso não foram indicadas.

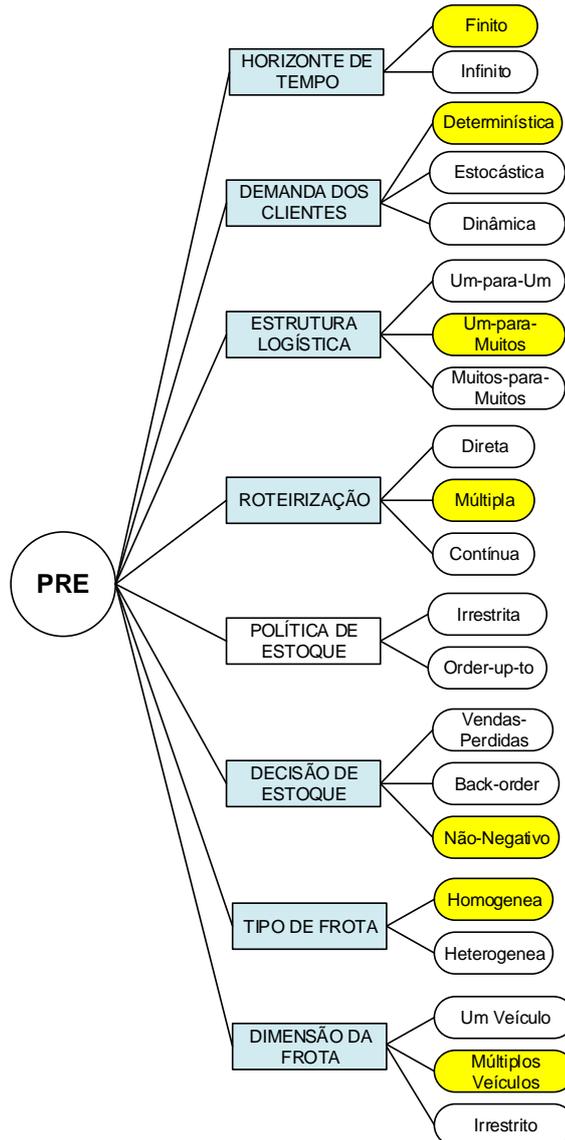


FIGURA 5 – CLASSIFICAÇÃO TAXONÔMICA PARA O PRE CLÁSSICO
 FONTE: ADAPTADO DE (ÅNDERSSON et al., 2010)

A FIGURA 6 ilustra uma solução trivial para o PRE em um dado período t para um conjunto de 8 clientes e uma frota de 2 veículos. Cada cliente possui uma capacidade de armazenagem, representado por um tanque cilíndrico. Em cada um dos tanques está indicado o estoque mínimo pela cor vermelho. A cor verde aponta o estoque disponível no período e a cor branco o espaço restante para armazenagem. Indica-se também os quantitativos associados ao estoque mínimo e ao estoque atual no período.

Na parte superior do tanque está anotada a capacidade de armazenagem de cada cliente. O parâmetro d representa a demanda no período em análise. Se d for inferior ao estoque disponível (estoque do período subtraído do estoque mínimo), o

cliente não necessita ser atendido no período. Esse fato ocorre para os clientes 3, 5 e 8. Exemplificando: o cliente 3 possui um estoque total de 120, sendo 30 bloqueados como estoque mínimo. Como a demanda no período é de 70 unidades, o estoque disponível (90) é suficiente para atendê-la. Dessa forma, o estoque para o período seguinte é decrescido em 70 unidades, atingindo um nível de 50, sendo 20 disponibilizados para o consumo e 30 reservados como estoque mínimo.

Já os clientes 1, 2, 4, 6 e 7 não possuem estoque disponível para atender à demanda do período. O cliente 1 demanda 90 unidades do produto e dispõe de um estoque de 70 unidades, sendo que 30 desse total é mantido como estoque de segurança e não está disponível ao consumo. Portanto, restam 30 unidades podem ser consumidas, ensejando uma entrega de 60 unidades, representado pelo parâmetro q , para o atendimento pleno da demanda. A entrega é realizada por dois veículos, com capacidade de 100 unidades cada. O roteiro percorrido pela frota inicia e termina no fornecedor (depósito).

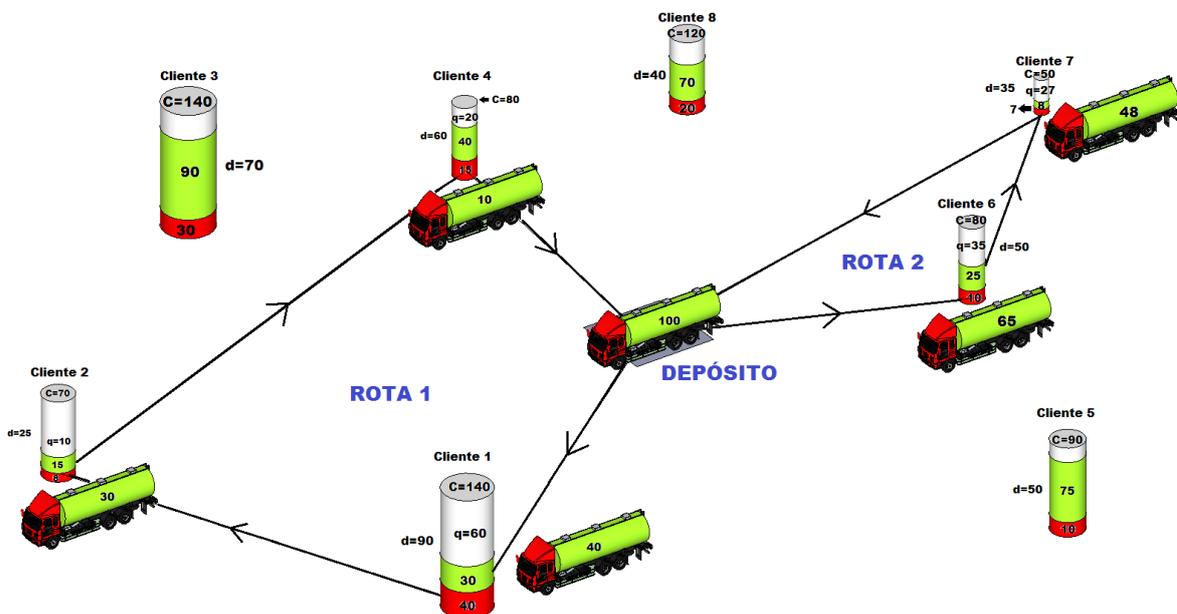


FIGURA 6 – SOLUÇÃO TRIVIAL PARA UM PRE EM UM PERÍODO t
 FONTE: O Autor (2015)

No início da década de 1980, alguns estudos passaram a incorporar questões de gerenciamento de estoque, juntamente com roteirização de veículos. Inicialmente grande parte destes estudos consideravam a demanda dos clientes conhecida ao longo do horizonte de planejamento. O tópico a seguir apresenta os principais trabalhos correlatos ao PRE com demanda determinística, dividido em trabalhos com

aspectos teóricos e trabalhos com aspectos aplicados. Posteriormente, o tópico 2.2.2 executa a mesma abordagem para problemas caracterizados pela demanda dos clientes serem não determinística (estocástica, randômica ou dinâmica).

2.2.1 Trabalhos correlatos ao PRE com demanda determinística

A seguir é apresentado uma discussão sobre os principais trabalhos levantados para o PRE com demanda determinística, baseado fundamentalmente no critério temporal. Enfatiza-se inicialmente os estudos que abordam algum elemento teórico importante. Na sequência é discutido os principais estudos aplicados, também seguindo um critério temporal crescente.

2.2.1.1 Trabalhos com aspectos teóricos do PRE determinístico

O primeiro trabalho do PRE com demanda determinística foi proposto por (BLUMENFELD et al., 1985). O estudo analisa um problema de produção, estoque e distribuição direta de múltiplos produtos, contemplando custos de *setup* a partir de três estruturas logísticas distintas: a primeira com entregas diretas, a segunda com entregas consolidadas a partir de um depósito intermediário e a terceira considerando as duas possibilidades anteriores. Por tratar da possibilidade de consolidação intermediária de entregas, os autores apresentam o conceito de cadeia logística em três níveis, envolvendo uma planta industrial, um depósito intermediário e um conjunto de clientes. O problema é resolvido através de um algoritmo exato, formulado por conceitos de lotes econômicos. Contudo, não contempla decisões de combinações de múltiplos clientes em uma mesma rota. No mesmo ano (GOLDEN et al., 1985) ao analisar os trade-off entre custo de transporte e de estocagem através de uma aproximação por meio de custos de viagem. Os autores demonstraram que as entregas diretas possibilitam a minimização de custos através do cálculo de lotes econômicos de entrega.

Já no início da década de 1990, (ANILY; FEDERGRUEN, 1991) estudam um sistema de entregas para múltiplos clientes com depósito único em um horizonte de tempo infinito. O artigo define os parâmetros para o IRP de longo prazo, cujo objetivo principal é determinar os padrões de atendimento (quantidade e intervalo temporal) dos clientes e a partir dessas informações construir grupos de atendimento. Tal

método é conhecido como política de partição fixa. Neste modelo, sempre que um cliente do grupo for atendido, todos os demais também são abastecidos no mesmo instante, devido à já citada semelhança nas taxas de consumo. A decisão fundamental recai na designação de veículos para atender ao grupo de clientes com mesmo padrão de demanda. O mesmo modelo de partição fixa é tratado em (ANILY, 1994) com cálculo das quantidades de entrega aos clientes baseado no modelo de lote econômico. O trabalho é um pouco mais simplificado, dado que não há capacidade de estocagem nos clientes. O estudo é voltado para a minimização dos custos de longo prazo, envolvendo um horizonte infinito, além de incluir a decisão de dimensionamento de frota.

Em 1997, (HERER; LEVY, 1997), abordam um PRE tradicional com estrutura básica e taxa estimada de consumo dos clientes. Os elementos inovadores pautam sobre a consideração de custos fixos pela utilização da frota de veículos, custos pela ocorrência de rupturas (em virtude de a demanda ser estimada, porém conhecida *a priori*) e restrições sobre o tempo de duração das rotas. Os autores propõem uma heurística que envolve o conceito de “distâncias temporais” em detrimento à distância espacial unicamente.

Um primeiro estudo de revisão é apresentado em (BAITA et al., 1998), denominada “*Dynamic Routing-and-Inventory Problems*”, focada na integração entre as decisões de roteirização e estocagem em ambientes dinâmicos. O conceito de dinamismo dos autores se refere à variação no tempo das decisões de programação das entregas, rotas e quantidades entregues. Já (CHAN et al., 1998) avançam sobre a utilização de políticas de partição fixa com entregas em estoque zero, através de uma análise probabilística assintótica.

Inovações quanto à política de distribuição são apresentadas em (BERTAZZI et al., 2002) para um PRE clássico com demanda determinística e produto único. Os autores propõem a política OU, que conforme já citado na seção 2.1, restringe a quantidade abastecida ao cliente à diferença entre o estoque disponível no início do período e a capacidade respectiva de armazenagem. Para a resolução do problema, uma heurística de duas fases é proposta. A primeira constrói uma solução factível e a segunda fase melhora a solução inicial através de mecanismos de remoção e inserção de um cliente na programação das entregas. Os autores consideram que o fornecedor (depósito) se defronta com um custo de estocagem, fato este normalmente até então não abordado por trabalhos anteriores. Já em (BERTAZZI; GRAZIA SPERANZA,

2002) um caso para múltiplos produtos é verificado. Os autores propõem um modelo matemático para a distribuição otimizada restritas à entregas diretas.

Resgatando pesquisas sobre o modelo de partição fixa, (ANILY; BRAMEL, 2004b) calculam um limitante inferior aplicado ao PRE clássico. Neste modelo, inicialmente discutido em (ANILY; FEDERGRUEN, 1991), os clientes são separados por regiões de atendimento e cada uma dessas regiões é atendida integralmente a cada entrega, independente umas das outras. Este tipo de abordagem favorece o emprego do lote econômico para a determinação das quantidades entregues aos clientes, ao passo que o instante de atendimento pode ser determinado pela lógica do ponto de pedido. No referido trabalho de 2004b, os autores derivam um limitante inferior determinístico com efetividade assintótica de 98,5% e mostram ainda que, na medida em que o número de clientes aumenta, o limitante inferior se aproxima cada vez mais do custo ótimo da política de distribuição no modelo de partição fixa. Uma análise probabilística para o mesmo problema é realizada em (ANILY; BRAMEL, 2004a).

Uma extensão às decisões do PRE clássico é proposta em (LIU; LIN, 2004) ao considerar a decisão de localização de depósitos a partir de uma lista de candidatos potenciais, juntamente com as decisões tradicionais do IRP básico. Os autores propõem uma estratégia de decomposição do problema geral em dois níveis: o primeiro se encarrega da localização dos depósitos e alocação dos clientes à esses depósitos, enquanto o segundo subproblema resolve o IRP tradicional derivado da resolução do primeiro nível. Uma heurística híbrida, baseada em *simulated annealing* e busca tabu é apresentada.

Enfatizando a estratégia de resolução, (CAMPBELL; SAVELSBERGH, 2004) apresentam uma estratégia em duas fases para a resolução de um PRE clássico. Primeiramente, as entregas são planejadas via programação inteira, enquanto a segunda fase utiliza heurísticas de roteirização e designação. Nesta etapa os clientes são agrupados conforme a capacidade de abastecimento do veículo, uma vez que apenas um caminhão é alocado para cada cluster de clientes. A solução apresentada pelos autores trabalha com o esquema de horizonte rolante e trata os dados futuros da demanda como informações determinísticas. Como dificuldade adicional, os autores consideram janelas de tempo para atendimento aos clientes.

Alguns aspectos mais relacionados à frota de veículos foram incorporados há aproximadamente dez anos atrás. Em (CAMPBELL; HARDIN, 2005) um IRP com

entregas diretas é resolvido, tendo como objetivo primal é determinar a mínima quantidade de veículos necessária para atender à demanda do conjunto de clientes.

(SINDHUCHAO et al., 2005) propõem uma política de lote econômico na criação de um sistema de reposição periódica com múltiplos veículos, onde a demanda do conjunto de clientes é constante ao longo do tempo. Pelo fato da demanda ser determinística, os autores justificam a adoção de uma política de lote econômico. Os testes computacionais foram realizados em instâncias geradas pelos autores e as comparações foram centradas nas diferentes abordagens resolutivas propostas, variando de técnicas de geração de colunas à heurísticas gulosas com procedimento de busca ampla em vizinhança variável. Contudo, a proposta considera apenas um único veículo disponível para a realização das entregas. Também empregando formulações para política de distribuição com lote econômico, (AGHEZZAF et al., 2006) resolvem um PRE onde os veículos podem realizar mais de uma viagem. O problema é resolvido por heurísticas baseadas em geração de colunas.

Referente às estratégias de resolução, um trabalho de revisão de literatura desenvolvido por (BELFIORE et al., 2006) indicaram que, até o ano de 2005, não se reportava qualquer pesquisa que utilizasse metaheurísticas para a resolução de PRE's. Baseado neste apontamento, pode-se afirmar que um dos primeiros estudos que empregaram tais técnicas foi desenvolvido por (ABDELMAGUID; DESSOUKY, 2006), que resolvem um PRE com demanda determinística através de algoritmo genético.

Em mais um estudo voltado ao desenvolvimento de algoritmos, (ZNAMENSKY, 2006) em sua pesquisa de doutoramento propõe algumas heurísticas para a resolução de um IRP com decisões de produção e manutenção de estoques no fornecedor e frota heterogênea. Ao todo, quatro procedimentos heurísticos são apresentados, todos com estratégias em duas fases, sendo a primeira construtiva e a segunda de melhoria da solução inicial.

Na sequência de inovações teóricas produzidas no âmbito do PRE, (RAA, 2007) trabalha com um problema com demanda constante e determinística, depósito único e o estoque não pode ser negativo. Pelo fato da demanda determinística, o autor propõe uma estratégia de distribuição cíclica é desenvolvida através de um modelo de frequência de entregas. O dimensionamento da frota também é uma decisão do problema. O objetivo é otimizar os custos conforme três variáveis: custo fixo da frota,

custos de transporte e custo de estocagem. Uma estratégia heurística para a resolução, baseado em procedimentos de inserção e economias.

Resgatando elementos do modelo de partição fixa (FPP – *fixed partition policy*), (ZHAO; WANG; LAI, K.K., 2007), propõe uma política do tipo Power of Two (POT) conjugando busca tabu com FPP, porém sem restrições de capacidade de estocagem nos clientes.

Em virtude da complexidade combinatorial do PRE, o primeiro algoritmo exato foi proposto quase 25 após a publicação seminal de (BELL et al., 1983). Em (ARCHETTI et al., 2007) um algoritmo *branch-and-cut* foi proposto para uma variante simplificada do problema, com frota de apenas um veículo e política de distribuição do tipo *order-up-to level*. O algoritmo foi capaz de resolver instâncias de até 30 clientes com 6 períodos em tempo computacional razoável.

Outro estudo inovador se deve à (SONG; SAVELSBERGH, 2007) que analisaram o PRE a partir da óptica da análise de desempenho. Os autores formulam um modelo de programação inteira mista para maximizar a relação “volume transportado por milha”, estabelecendo um parâmetro relativo de verificação entre o custo de transporte e a quantidade efetivamente entregue aos clientes. Embora o trabalho aborde com pioneirismo a análise de desempenho logístico no contexto do PRE, o estudo não propõe parâmetros de avaliação dos estoques, tanto no depósito quanto nos clientes, limitando-se a analisar apenas quantidade entregue e distância percorrida.

Em 2007, (JUNG; MATHUR, 2007) consideram o IRP clássico com horizonte de longo prazo, enfatizando a coordenação em uma cadeia com dois níveis, tendo um fornecedor no primeiro nível e um conjunto de clientes no segundo. Os autores desenvolvem uma heurística endereçada à reordenação do intervalo de atendimento dos clientes, minimizando os custos de transporte e estocagem no planejamento de longo prazo.

Novas abordagens endereçadas à estrutura do problema são discutidas em (SAVELSBERGH; SONG, 2008) ao considerar um PRE em que um único fornecedor não é capaz de atender às demandas dos clientes devido à distância entre eles ser muito grande. Os autores denominam essa variante como IRP com movimentos contínuos e propõem uma formulação com vários fornecedores e entregas que normalmente demoram mais de um período. A resolução do problema é feita através

de uma heurística de busca local com solução inicial gerada por um procedimento aleatório guloso.

Com relação à cadeia de suprimentos, (ZHAO et al., 2008) introduzem o PRE em uma cadeia logística com três níveis, consistindo de um fornecedor, um depósito central e um grupo de clientes dispersos geograficamente. A decisão de abastecimento é responsabilidade do fornecedor, que se encontra a montante da cadeia. Os autores empregam o modelo de partição fixa *power-of-two* (POT), estendendo a proposta de (ZHAO; WANG; LAI, K.K., 2007). Um algoritmo baseado em Busca Ampla em Vizinhança Variável (BAVV) é proposto. O processo de reabastecimento do depósito é realizado por trens de capacidade finita.

O artigo publicado por (YU et al., 2008), abordam o IRP para problemas de grande dimensão, inovando ao considerar a possibilidade de entregas fracionadas.

(RAA; AGHEZZAF, 2008) resgatam o PRE com planejamento cíclico, onde as demandas dos clientes são determinísticas e um padrão de entrega pode ser estabelecido para o longo prazo. Os autores apresentam um algoritmo que possibilita ao veículo realizar múltiplas rotas a cada período de atendimento. A designação dos clientes aos veículos é realizada por meio de geração de colunas e a construção dos roteiros é feita através de heurísticas gulosas.

Novamente (RAA; AGHEZZAF, 2009a) consideram um PRE clássico com restrições adicionais de tempo de serviço por rota. Os autores tratam o problema com horizonte de planejamento infinito e inclui o dimensionamento da frota como uma tarefa inerente à esse tipo de horizonte de análise. Os autores focam na questão cíclica do problema, modelando o padrão de reabastecimento dos clientes a partir dos conceitos de lote econômico de entrega. Contudo, a quantidade entregue é determinada de forma heurística, baseado no modelo de partição fixa.

Abordando um PRE com decisões de produção, (BARD; NANANUKUL, 2009) propõem uma estratégia de resolução em dois estágios, semelhante àquela proposta em (CAMPBELL; SAVELSBERGH, 2004), sendo o primeiro estágio responsável pela determinação dos períodos de entrega, enquanto o segundo estágio constrói os roteiros para as entregas. Neste estudo, (BARD; NANANUKUL, 2009) avaliam uma série de procedimentos heurísticos, onde primeiramente se estima quais são os períodos que devem ocorrer entregas, para posteriormente resolver problemas diários de roteirização de veículos. Posteriormente o PRE é investigado em um contexto de produção-estoque-distribuição-roteirização, onde diversos PRE's são resolvidos

através de algoritmos *branch-and-price*. Em (BARD; NANANUKUL, 2010) os autores estendem a análise para um problema formado por um produtor único (fábrica) e um conjunto de clientes, cujas demandas podem ser supridas por seus estoques ou pela fábrica. Uma formulação em programação inteira é proposta e um algoritmo *branch-and-price* derivado do modelo é apresentado.

Embora problemas com demanda determinística possibilitem um planejamento que evite a ocorrência de falta de produto, em alguns casos pode-se considerar a ocorrência de atrasos na entrega (*backlogging*) quando o fornecedor não dispõe de uma quantidade suficiente de produto para atender as demandas dos clientes em um dado período. Neste contexto, (ABDELMAGUID et al., 2009) consideram um PRE clássico com produto único, um depósito e múltiplos clientes sobre um horizonte de planejamento infinito. O problema é resolvido por um procedimento heurístico em dois estágios, sendo o primeiro construtivo e o segundo de melhoria da solução.

O PRE com entregas diretas é estudado por (LI et al., 2010) em relação ao desempenho de estratégias de distribuição. Os autores demonstram que a efetividade das entregas diretas é limitada inferiormente pela raiz quadrada da menor ocupação da capacidade de carregamento da frota. Dessa forma, uma efetividade de 100% pode ser atingida somente quando a quantidade entregue ao cliente ocupar plenamente a capacidade individual do veículo. O estudo também demonstra que a combinação de clientes em uma mesma rota é capaz de elevar a efetividade da entrega, ensejando o modelo de partição fixa. Todavia, o desempenho ainda é dependente da taxa de demanda dos clientes agrupados em cada partição, bem como a proximidade geográfica entre eles.

(HIASSAT; DIABAT, 2010) abordam o problema de localização e estoques com custos de transporte, em um caso de distribuição de produtos perecíveis. Esta abordagem generaliza o PRE clássico, incluindo a decisão de localização de pontos intermediários entre o fornecedor e os clientes (denominadas facilidades). Dessa maneira, o problema pode ser estruturado em uma cadeia de suprimentos em três níveis, contudo, a decisão majoritária permanece ao montante da cadeia.

(SHIGUEMOTO; ARMENTANO, 2010) resolvem um PRE com decisões de produção, em cadeia de dois níveis, formado por uma fábrica e um conjunto de clientes. A fábrica produz e distribui diferentes itens e os distribui para os clientes que também podem manter estoques. O objetivo do problema é determinar quanto produzir de cada item, quando entregar e em que quantidade aos clientes, e de que forma

combinar as entregas em roteiros, a fim de minimizar os custos de transporte, estocagem e produção. Para tal, os autores propõem uma heurística de busca tabu e os resultados são comparados com problemas similares, especificamente, o PRE clássico com demanda determinística.

(TORIELLO et al., 2010) empregam uma técnica de decomposição para a resolução de um PRE clássico. Inicialmente, o problema é decomposto em estocagem e distribuição e uma função de custo de estoque é verificada, possibilitando construir roteiros de entregas para cada período de atendimento através de programação dinâmica. Esta técnica possibilitou uma grande redução no tempo de processamento, sem comprometer a qualidade das soluções.

Em mais um trabalho que emprega a estratégia de resolução em duas fases, (KANG; KIM, 2010) resolvem um PRE em cadeia logística de dois níveis através de uma heurística de duas fases. Na primeira, a programação e quantidade das entregas aos clientes é feita através de técnicas de programação inteira. Nesta fase, um subproblema de dimensionamento dinâmico de lotes é resolvido através da heurística de Silver & Meal. Sequencialmente, a segunda fase designa os clientes aos veículos e constrói as rotas.

O problema de roteirização e estoques cíclico é tratado novamente em (ZHONG; AGHEZZAF, 2011). Neste trabalho a frota é de veículo único com coleta de lucro fixo por cada cliente atendido. Os clientes possuem demanda estável. O problema consiste em determinar a frequência de atendimento de cada cliente, a fim de minimizar os custos de estocagem e ao mesmo tempo maximizar o lucro obtido com o atendimento. Os autores formulam o problema com restrições lineares, função objetivo não linear e um algoritmo híbrido para sua resolução, envolvendo DC-programming, *branch-and-bound* e heurísticas de decida abrupta. O estudo é mais voltado para análise de desempenho de algoritmos, uma vez que os resultados se concentram na comparação entre a abordagem proposta e a heurística de decida abrupta já conhecida da literatura.

No âmbito de desenvolvimento de algoritmos, (SOLYALI; SURAL, 2011) aprimoram a técnica *branch-and-cut* proposta inicialmente por (ARCHETTI et al., 2007) e conseguem resultados melhores através de heurísticas baseadas em modelos de programação inteira.

O PRE evolui em relação à sua estrutura com o estudo publicado por (MOIN et al., 2011). Este artigo define um PRE com múltiplos produtos, múltiplos depósitos e

apenas um consumidor. Os depósitos dispõem de uma frota homogênea de veículos e o cliente possui demanda determinística para os diferentes produtos. O problema é resolvido através de modelos de programação linear em solvers comerciais, que geram limitantes inferiores e superiores. Esses limitantes são então melhorados com o emprego de algoritmos genéticos.

(LIU; CHEN, 2011) abordam o PRE com precificação da demanda dos clientes. O objetivo deste problema difere das abordagens tradicionais por maximizar o lucro do fornecedor em detrimento à minimização dos custos logísticos. Os autores propõem uma heurística de busca tabu com operadores de busca local. Os resultados reportados apontam que, a abordagem integrada de lucro e custos no contexto do IRP, produz resultados superiores em relação às tratativas isoladas de custos e lucros.

Notoriamente, a otimização dos parâmetros principais do problema de roteirização e estoques envolve um claro *trade-off*. Na medida que em a minimização dos custos de transporte é privilegiada, uma quantidade maior de produto precisa ser entregue, para que não ocorram rupturas. Por outro lado, ao se minimizar o volume estocado nos clientes e conseqüentemente o custo de estoque associado, o número de entregas ao cliente eleva-se, para também garantir que não ocorra falta de produto. Neste conflito, uma abordagem biobjetiva é bastante propícia. Neste levantamento bibliográfico, apenas o estudo proposto por (AZUMA, 2011), (GEIGER, M.; SEVAUX, 2011) e (BARTHÉLEMY; GEIGER, 2012) tratam o PRE sob o aspecto biobjetivo.

(COELHO, L. C. et al., 2012) consideram o PRE com veículo único, demanda determinística e introduz a possibilidade de transbordo entre os clientes em situações de escassez de produto. Os autores verificam que a possibilidade de transporte de produtos entre pontos de um mesmo nível na cadeia é capaz de reduzir os custos logísticos. Uma formulação via programação inteira mista e uma estratégia de resolução baseada em busca adaptativa em vizinhança ampla, com algoritmos exatos para a resolução de subproblemas é apresentada. A lógica de resolução implica determinar, primeiramente, as rotas de atendimento para cada período e posteriormente estabelecer as quantidades entregues. Para tal, os autores empregam um algoritmo de fluxo máximo em redes.

Endereçado ao desenvolvimento de algoritmos, (MJIRDA et al., 2012) resolvem um IRP clássico com múltiplos produtos através de uma heurística de busca em vizinhança variável (BVV) em duas fases. O artigo é focado em comparar o desempenho da heurística proposta em relação à outras abordagens. Inicialmente, a

BVV resolve o PRV em cada período na primeira fase, sem levar em conta os estoques. Na segunda fase, o método melhora a solução inicial, considerando os custos de estocagem e de transporte. Os resultados mostram-se bastante efetivos, produzindo melhores resultados da literatura em relação a um conjunto de instâncias resolvidas por outras técnicas heurísticas.

Um novo trabalho de revisão de literatura é publicado por (BERTAZZI; SPERANZA, 2012), que apresentam uma visão geral dos problemas de roteirização e estoques, trazendo alguns exemplos numéricos, características gerais, políticas de distribuição, com contribuições mais específicas ao PRE com entregas diretas. Os autores comparam políticas de distribuição baseadas unicamente no horizonte de tempo e também nos parâmetros conjuntos de tempo e proximidade espacial.

Já (ARCHETTI et al., 2012) exploram o desempenho de uma heurística híbrida para a resolução de um IRP clássico, com demanda determinística, decisões de estocagem não negativa e políticas de distribuição ML e OU. O algoritmo proposto combina busca tabu com resolução de subproblemas via modelos de programação inteira. Os resultados reportados produziram um desvio inferior à 0,5% em relação às soluções ótimas conhecidas para um conjunto de benchmarks.

Em mais um estudo de generalização das variáveis do PRE, (RAMKUMAR et al., 2012) apresentam uma formulação matemática com múltiplos produtos, múltiplos depósitos e restrições de coleta e entrega. Devido à complexidade do problema, a resolução exata do modelo só foi possível para instâncias de pequeno porte.

Observando a questão de dimensionamento de frota, (LIU; CHEN, 2012) propõe uma busca em vizinhança variável para a resolução do PRE com composição da frota. Neste último caso, além do dimensionamento, a frequência de visitas de cada rota também é estabelecida.

Uma impactante inovação no âmbito do PRE determinístico e teórico é apresentada em (COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012) introduzem o conceito de consistência ao PRE com múltiplos veículos homogêneos. Neste estudo, além de parâmetros referentes à custos, os autores consideram outras variáveis que podem ser negligenciadas em abordagens tradicionais para o VMI e afetar diretamente o nível de serviço. Diante disso, o estudo avalia o comportamento das soluções observando a quantidade recebida do cliente, o que determina a frequência das visitas ao longo do horizonte de planejamento, a taxa de ocupação dos veículos, a designação de atendimento dos clientes para um veículo específico (o que melhora a relação entre o

cliente e o motorista que realiza a entrega), além de um espaço mínimo de tempo para duas entregas consecutivas aos clientes. O trabalho emprega uma poderosa estratégia heurística de busca adaptativa em vizinhança ampla (BAVA), também Inicialmente, a BAVA constrói possíveis roteiros para todos os clientes para todo o horizonte de planejamento. Sequencialmente, um algoritmo de fluxo em redes é aplicado para determinar as quantidades entregues a partir das rotas já estabelecidas, de forma a minimizar os custos de estocagem. Por fim, um procedimento de melhoria é aplicado através de operadores de destruição e reparação da solução incumbente. Tais operadores são dinamicamente selecionados, dependendo de seu desempenho ao longo do histórico de resolução da instância e de sua potencialidade de melhoria futura. Os parâmetros de cada operador são otimizados a partir de um modelo de programação linear. Esta estratégia mista é intitulada pelos autores de Math-heurística, pois combina elementos de otimização exata com estratégias heurísticas de forma dinâmica. A mesma estratégia de resolução baseada em BAVA é estendida por (ADULYASAK, YOSSIRI et al., 2012b) para o problema de produção, roteirização e estoques, em que o fornecedor tem a necessidade de planejar sua produção, além de gerenciar os estoques dos clientes.

Posteriormente, (ADULYASAK, YOSSIRI et al., 2012a) estendem o problema proposto em (ADULYASAK, YOSSIRI et al., 2012b), considerando um problema de Produção, Roteirização e Estoques (PPRE) para múltiplos veículos. A estrutura logística desses dois estudos é de dois níveis, sendo o primeiro ocupado pelo produtor (fornecedor) e o segundo nível ocupado pelos clientes. Nesta abordagem para múltiplos veículos, os autores apresentam duas modelagens em programação inteira, diferenciadas pelo emprego de índices na variável de decisão dos veículos, e derivam um algoritmo *branch-and-cut* combinado com uma heurística BAVA para resolver o problema. Tanto a política ML quanto a OU são consideradas. A formulação com índice para os veículos foi superior na obtenção de resultados ótimos para instâncias de pequeno e médio porte, ao passo que a formulação sem o índice para os veículos obteve melhor resultado na busca por limitantes inferiores em instâncias de grande porte.

O PRE cíclico é novamente investigado por (AGHEZZAF et al., 2012) que propõe uma formulação não linear para o problema com apenas um veículo. Uma heurística baseada em economias é desenvolvida, afim de comparar seu desempenho com a solução exata provida pelo modelo. Os resultados ótimos obtidos com o modelo

matemático, para instâncias de pequeno e médio porte, foram sensivelmente superiores às respostas obtidas com a heurística proposta, o que ensejou a conclusão da necessidade de novas pesquisas para o desenvolvimento de heurísticas mais competitivas no contexto do PRE cíclico.

Em mais um trabalho que emprega a formulação de lotes econômicos de entrega, (CHANG; CHOU, 2013) propõe um sistema coordenado de entregas diretas através de uma política com entregas periódicas. O dimensionamento dos lotes atende à premissas da filosofia *Just in Time*.

Já em 2013, (NANANUKUL, 2013) apresenta um estudo para um PRE com um problema de agrupamento de clientes para cenários de produção, distribuição e estocagem de grande escala. O processo de agrupamento possibilita reduzir a dimensão e a complexidade do problema original. O autor apresenta um algoritmo baseado em busca tabu. Os resultados apontam para uma maior eficiência na resolução de problemas integrados de produção, distribuição e estocagem através da técnica de agrupamento.

O artigo de (COELHO, L.; LAPORTE, 2013) propõe um algoritmo *branch-and-cut* e resolve de forma exata alguns variantes do IRP com múltiplos veículos, especificamente o IRP clássico com frota homogênea e heterogênea, o IRP com transbordo e o IRP consistente. Também endereçado ao desenvolvimento de métodos exatos, (AGRA; DOOSTMOHAMMADI; et al., 2013) derivam inequações válidas em modelos de programação inteira, utilizando técnicas de grafos de conflitos. O trabalho desdobra algumas aplicações em problemas de roteirização e estoques.

Em mais um trabalho de investigação bibliográfica, (BERTAZZI; SPERANZA, 2013) apresentam um tutorial para o PRE clássico com frota unitária e múltipla, destacando as principais características do problema e algumas motivações para seu estudo. O trabalho pode ser considerado como uma extensão do artigo (BERTAZZI; SPERANZA, 2012) que já trazia um estudo de revisão bibliográfica. Outro artigo que se ocupa de desenvolver métodos exatos é discutido por (COELHO, L. C.; LAPORTE, 2013), que estendem a abordagem proposta por (ARCHETTI et al., 2007) e formulam um algoritmo *branch-and-cut* para um PRE com múltiplos veículos e múltiplos produtos. Nesta mesma direção, (CHO et al., 2013) também enfatizam os métodos resolutivos e desenvolvem um algoritmo genético adaptativo para a resolução de um PRE com tempo dependente. Esta abordagem leva em conta as condições de tráfego da via no momento em que o veículo irá trafegar por ela. Os

resultados obtidos situam-se em 0,5% das soluções ótimas conhecidas para um conjunto de instâncias testadas. Já (MUI et al., 2013) retomam o campo de análise assintótica para determinação de limitantes inferiores para modelos de partição fixa e políticas de distribuição periódicas, intensamente discutidos em (ANILY; FEDERGRUEN, 1991; ANILY; BRAMEL, 2004b).

Uma outra inovação teórica é discutida em (ÖZENER et al., 2013), que propõe o PRE com alocação de custo de serviço ao cliente. Segundo os autores, em virtude do compartilhamento de informações e da exploração de benefícios nos sistemas de gerenciamento do estoque pelo fornecedor, a mensuração do custo de serviço ao cliente é bastante dificultada. Neste contexto, o estudo propõe um método para captar esse custo de serviço, provendo ao fornecedor um conjunto de informações gerenciais de grande valia, usufruídas em esforços de marketing para captação e novos clientes, além de decisões na esfera operacional.

Uma nova política de distribuição é introduzida por (LAPORTE; COELHO, 2013) baseada em níveis-alvos de estoque do cliente. Estes níveis estabelecem um valor alvo para qual o estoque deve ser elevado, sempre que o cliente for visitado. Um algoritmo *branch-and-cut* é proposto e os resultados desta nova política são comparados com a ML e OU. Pela restrição imposta, esta nova política obteve resultados ligeiramente mais custosos que a política ML, porém, conseguiu resultados melhores que a política OU.

O PRE com cadeia de suprimentos em três níveis é também investigado por (GUERRERO et al., 2013), caracterizado pela decisão de alocação de depósitos intermediários entre o fornecedor e os clientes. Os clientes possuem demanda determinística e o fornecedor dispõe de uma frota de veículos para realizar as entregas. A resposta do problema consiste em determinar o local de instalação dos depósitos, a partir de um conjunto de candidatos potenciais, além das decisões de frequência de atendimento e quantidades entregues nos elos fornecedor-depósitos e depósitos-clientes. Neste modelo, as decisões são centralizadas a montante da cadeia de suprimentos, ficando a cargo do fornecedor. Os autores apresentam uma heurística baseada em programação inteira para a resolução do problema.

Uma pesquisa de revisão de uma importante variante do PRE, discutida em alguns trabalhos nesta seção, está detalhada em (ADULYASAK et al., 2014) para o problema de produção, distribuição, roteirização e estocagem (PPRE). O PPRE generaliza o IRP na medida em que o fornecedor tem a decisão de produzir, e isto

adiciona custos de setup ao processo, incrementando o processo de decisão. O estudo apresenta uma caracterização das principais variantes do problema e a respectiva classificação dos principais trabalhos existentes na literatura dentro dessa estrutura.

Em 2014, (CORDEAU et al., 2014) introduzem um PRE com múltiplos produtos e propõe uma abordagem em três fases, sendo a primeira responsável pela determinação dos instantes de entrega. A segunda, constrói rotas para os veículos e a terceira aborda de forma integrada as duas fases anteriores através de um modelo MIP, objetivando melhorar as soluções obtidas.

(ABDUL RAHIM et al., 2014) resolvem um IRP estocástico através de uma modelagem aproximada para o caso determinístico. Sequencialmente, o problema é decomposto em dois subproblemas, sendo um referente ao gerenciamento de estoques, definindo a frequência de entregas, e o segundo subproblema que trata da roteirização dos veículos para as entregas programadas. Os modelos são resolvidos por técnicas de relaxação lagrangeana.

Aspectos referentes à modelagem do problema são pesquisados por (ARCHETTI et al., 2014) que comparam diversas formulações matemáticas para o IRP clássico e concluem que modelos que consideram índices nas variáveis de decisão dos veículos, produzem resultados superiores em relação à modelagens que não consideram essa indexação.

Conceitos de JIT e logística *milk-run* estão presentes no artigo de (CHEN; SARKER, 2014) que propõe um modelo matemático para o dimensionamento de lotes de entrega e roteirização de veículos, endereçado à redução de custos de distribuição de uma única fábrica (comprador único) que demanda insumos de diferentes fornecedores. Os autores justificam o trabalho pelo fato da maioria dos estudos em roteirização e estoques estarem dedicados à logística externa, enquanto nesta abordagem as decisões são tomadas no contexto da logística interna. Dessa forma, o transporte é realizado por terceiros, via contratação de serviços. Uma heurística baseada em colônia de formigas é proposta e os resultados reportados destacam as vantagens da cooperação entre fornecedores e clientes em ambientes JIT.

Dedicado ao desenvolvimento de métodos exatos, (COELHO; LAPORTE, 2014a) apresentam uma formulação exata para o PRE clássico, incorporando algumas inequações válidas relacionadas à demanda e capacidade de estocagem disponível nos clientes. Um algoritmo *branch-and-cut* baseado em agrupamento

binário para problemas de sequenciamento de tarefas é proposto. Para um conjunto de 249 instâncias abertas, o algoritmo foi capaz de produzir melhores soluções para 96 delas, provando a otimalidade para 11 instâncias.

(GUERRERO et al., 2014) abordam um problema tratado em (GUERRERO et al., 2013), envolvendo uma cadeia em dois níveis em que os fornecedores precisam ser selecionados entre um conjunto de candidatos potenciais para atender a um conjunto de clientes com demanda determinística. Neste estudo, os autores empregam a estratégia de decomposição de Dantzig-Wolfe para a partição do problema a partir das variáveis de roteirização. Sequencialmente, um algoritmo híbrido, envolvendo geração de colunas e relaxação lagrangiana é proposto.

Estudos recentes vêm intensificando a incorporação da decisão sobre a localização de facilidades no contexto do PRE. Em (ZHANG et al., 2014) um problema com múltiplos depósitos e múltiplos clientes com demanda constante é estudado. O problema enseja decidir sobre quais depósitos serão abertos para posteriormente resolver questões de programação das entregas, gerenciamento de estoques e roteirização de veículos. Os autores apresentam um modelo de programação inteira e uma heurística híbrida baseada em *simulate annealing*, dispondo de mecanismos de inicialização, intensificação e pós otimização.

Outras pesquisas atuam em áreas de interface com o PRE, como em (SEL; BILGEN, 2014) que resolvem um problema de programação da produção e distribuição de refrigerantes, a partir de uma planta industrial para um conjunto de depósitos. O problema envolve decisões de sequenciamento da produção, estocagem e roteirização de veículos, posicionando-se como um tema adjacente ao PRE. O modelo de programação inteira proposto é resolvido por simulação e heurísticas do tipo *fix-and-relax*.

Voltado às técnicas de resolução, (QIN et al., 2014) propõe uma heurística de busca local baseado em busca tabu para o PRE periódico, que consiste em reproduzir as mesmas programações de entregas ao longo do horizonte de planejamento. O algoritmo possui operadores de inserção e de remoção de um cliente ao longo das programações. Em alguns casos especiais, um operador de cruzamento é utilizado aumentar a diversificação da busca. A técnica de busca tabu é empregada na resolução do problema de roteirização de veículos após a programação das entregas ter sido realizada. Já (RAHIM et al., 2014) apresentam uma abordagem mais simplificada e eficiente para o PRE clássico com um fornecedor e múltiplos clientes

com demanda determinística. Uma heurística de duas fases é desenvolvida, onde a primeira delas resolve um problema de entregas diretas, ao passo que a segunda fase agrupa os clientes programados para construir os roteiros. A abordagem de atendimento com múltiplos clientes em uma mesma rota produz resultados superiores em relação à resolução do IRP via entregas diretas.

Finalmente, neste último ano de 2015, alguns estudos teóricos foram divulgados tendo como objeto de estudo problemas de roteirização e estoques com demanda determinística. Neste período, destaca-se (BRAHIMI; AOUAM, 2015) que propõe um modelo de programação linear inteira para o problema de produção, roteirização e estoques com múltiplos itens e possibilidade de ocorrência de atrasos na entrega. O problema envolve dimensionar múltiplos lotes de entrega, além de gerenciamento de estoque e roteirização de veículos. Duas formulações matemáticas são apresentadas para o problema, juntamente com uma heurística do tipo *fix-and-relax* combinadas com busca local. Os autores compararam o resultado da heurística proposta com solvers comerciais, comprovando sua superioridade.

(GUIMARÃES et al., 2015) estudam um IRP com cadeia de suprimento em três níveis, onde as decisões estão centralizadas no nível intermediário onde está posicionado o fornecedor. Este é responsável pelo gerenciamento do estoque de um conjunto de clientes, bem como pelo gerenciamento do seu próprio estoque, devendo este ser abastecido a partir de uma base distante. Os autores formulam três variantes para a política de distribuição baseada no cálculo de lotes econômicos de entrega para os clientes, bem como uma política para a reposição do estoque do fornecedor. Uma estratégia de decomposição do problema em duas etapas também é apresentada, sendo a primeira responsável pela programação das entregas e a segunda pela construção dos roteiros de atendimento aos clientes. Um conjunto de instâncias é também proposto. Os resultados apontam superioridade da política de lote econômico em relação à outras políticas de distribuição analisadas.

Em (AVELLA et al., 2015) um PRE para produto único é abordado a partir de uma formulação baseado em dois subproblemas: dimensionamento de lotes (que determina a programação das entregas) e roteirização de veículos. As políticas ML e OU são consideradas. O estudo simplifica a demanda dos clientes ao considerá-la constante ao longo do tempo. A capacidade de estocagem do cliente é tratada como um múltiplo da demanda constante. Outra simplificação é disponibilidade de apenas um veículo para realizar as entregas. Os autores introduzem algumas inequações

válidas, decorrente do subproblema de dimensionamento de lotes e informações do subproblema de roteirização, juntamente com um algoritmo *branch-and-cut* capaz de resolver instâncias de até 50 clientes com 6 períodos no horizonte de planejamento.

E por último, em um estudo adicional sobre PRE cíclico, (RAA, 2015) o problema é observado a partir do dimensionamento da frota de veículos para as entregas periódicas. O objetivo do estudo é minimizar o custo de utilização da frota, pautando de custos fixos dos veículos, custos de deslocamento e os efeitos dos custos de estocagem do cliente na frota de veículos.

Esta seção 2.2.1 organizou 81 trabalhos que portam a característica principal da demanda dos clientes ou pontos de atendimento serem conhecidas *a priori*, além de alguma contribuição fundamentalmente teórica, a exceção dos artigos de revisão de literatura. A análise realizada possibilita organizar os trabalhos em algumas classes, o que não invalida a taxonomia proposta na FIGURA 4, mas facilita a compreensão de alguns direcionamentos deste conjunto de estudos. Dessa maneira, as classes encontradas podem ser desdobradas como segue:

- **Métodos de Solução:** Esta classe agrega estudos voltados ao desenvolvimento de algoritmos, exatos ou heurísticos, modelos, formulações matemáticas, validação de inequações.
- **Políticas de Distribuição:** Este critério contempla os trabalhos que se ocupam do desenvolvimento e programação das entregas aos clientes, como a política de partição fixa, dimensionamento de lotes, política *order-up-to level*, frequência de atendimento, modelos cíclicos, análise assintótica, entre outros.
- **Nível Logístico:** Se refere às pesquisas focadas em problemas com decisões adicionais ao problema clássico (ver FIGURA 6), como a decisão de localização de facilidades (depósitos intermediários, fornecedores potenciais, unidades produtoras) e dimensionamento de cadeia de suprimentos.
- **Frota de Veículos:** Contempla os estudos que incorporam decisão de dimensionamento e composição de frota, envolvendo a análise de custos fixos associados à essas escolhas.

- **Problemas Correlatos:** Quanto o trabalho contempla questões de planejamento, programação, controle e sequenciamento da produção ou atividades correlatas à distribuição de produtos. Engloba-se também nesta classe os trabalhos que trazem alguma questão prática logística, como *JIT* ou *milk-run*.
- **Revisão de Bibliografia:** Pesquisas que desenvolvem revisão sistemática, tutoriais, elementos motivacionais, entre outros. Embora tais trabalhos envolvam mais variáveis do problema, como demanda estocástica e aplicações, todos os estudos desta categoria são organizados nesta seção por uma questão de cronologia.

A catalogação apresentada a seguir privilegiou enquadrar de forma única cada um dos trabalhos citados nesta seção 2.2.1, ainda que corriqueiramente algum artigo possa contemplar mais de uma categoria como objetivo. O QUADRO 1 apresenta os trabalhos classificados pelo destaque dado ao método de solução.

QUADRO 1: PRE DETERMINÍSTICO-TEÓRICOS COM ÊNFASE NO MÉTODO DE SOLUÇÃO

Métodos de Solução	Número de Publicações = 29
(ANILY, 1994; BERTAZZI; GRAZIA SPERANZA, 2002; CAMPBELL; SAVELSBERGH, 2004; ZNAMENSKY, 2006; ABDELMAGUID; DESSOUKY, 2006; JUNG; MATHUR, 2007; ARCHETTI et al., 2007, 2012, 2014; ABDELMAGUID et al., 2009; BARD; NANANUKUL, 2009, 2010; TORIELLO et al., 2010; KANG; KIM, 2010; AZUMA, 2011; GEIGER, M. J.; SEVAUX, 2011; SOLYALI; SURAL, 2011; ADULYASAK, YOSSIRI et al., 2012a, 2012b; MJIRDA et al., 2012; COELHO, L. C.; LAPORTE, 2013; AGRA; DOOSTMOHAMMADI; et al., 2013; CHO et al., 2013; COELHO, L.; LAPORTE, 2013; COELHO; LAPORTE, 2014a; CORDEAU et al., 2014; ABDUL RAHIM et al., 2014; GUERRERO, 2014; RAHIM et al., 2014; QIN et al., 2014)	

FONTE: O Autor (2015)

Pelo exposto no QUADRO 1, a maioria dos trabalhos foi publicada nos últimos cinco anos (a partir de 2010). Obviamente, a evolução da capacidade de processamento dos *hardwares* está fortemente relacionada com o desenvolvimento de algoritmos mais sofisticados, que demandam maior recurso computacional para processamento. Na sequência, o QUADRO 2 traz os trabalhos agrupados pela contribuição teórica em políticas de distribuição.

QUADRO 2: PRE DETERMINÍSTICO-TEÓRICOS COM ÊNFASE EM POLÍTICA DE DISTRIBUIÇÃO

Política de Distribuição	Número de Publicações = 22
(GOLDEN et al., 1985; ANILY; FEDERGRUEN, 1991; CHAN et al., 1998; BERTAZZI et al., 2002; ANILY; BRAMEL, 2004a, 2004b; SINDHUCHAO et al., 2005; AGHEZZAF et al., 2006; ZHAO; WANG; LAI, K K, 2007; RAA, 2007; YU et al., 2008; RAA; AGHEZZAF, 2008; SAVELSBERGH; SONG, 2008; LI et al., 2010; ZHONG; AGHEZZAF, 2011; COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012; COELHO, L. C. et al., 2012; LAPORTE; COELHO, 2013; MUI et al., 2013; CHANG; CHOU, 2013; CHEN; SARKER, 2014; AVELLA et al., 2015)	

FONTE: O Autor (2015)

Diferentemente dos métodos de resolução, os estudos sobre política de distribuição são menos condensados em um período específico, estando distribuído ao longo dos anos. É possível inferir que os elementos norteadores desse tipo de pesquisa não possuem forte grau de dependência com capacidade de processamento de *hardware*. Os trabalhos identificados pelo nível logístico são observados no QUADRO 3. Sete dos nove trabalhos catalogados foram publicados há menos de cinco anos.

QUADRO 3: PRE DETERMINÍSTICO-TEÓRICOS COM ÊNFASE EM NÍVEL LOGÍSTICO

Nível Logístico	Número de Publicações = 9
(BLUMENFELD et al., 1985; LIU; LIN, 2004; ZHAO et al., 2008; HIASSAT; DIABAT, 2010; MOIN et al., 2011; RAMKUMAR et al., 2012; GUERRERO et al., 2013; ZHANG et al., 2014; GUIMARÃES et al., 2015)	

FONTE: O Autor (2015)

As decisões sobre a frota de veículos recebem em geral pouco destaque nas pesquisas sobre PRE e possuem divulgação esporádica, conforme se verifica no QUADRO 4.

QUADRO 4: PRE DETERMINÍSTICO-TEÓRICOS COM ÊNFASE EM FROTA DE VEÍCULOS

Frota de Veículos	Número de Publicações = 6
(HERER; LEVY, 1997; CAMPBELL; HARDIN, 2005; RAA; AGHEZZAF, 2009a; AGHEZZAF et al., 2012; LIU; CHEN, 2012; RAA, 2015)	

FONTE: O Autor (2015)

Os problemas correlatos, que envolvem decisões de produção, novas filosofias logísticas, restrições operacionais, entre outros são apresentados no QUADRO 5. Ao todo, sete trabalhos foram classificados por esses critérios.

QUADRO 5: PRE DETERMINÍSTICO-TEÓRICOS COM ÊNFASE EM PROBLEMAS CORRELATOS

Problemas Correlatos	Número de Publicações = 7
(SONG; SAVELSBERGH, 2007; SHIGUEMOTO; ARMENTANO, 2010; LIU; CHEN, 2011; ÖZENER et al., 2013; NANANUKUL, 2013; SEL; BILGEN, 2014; BRAHIMI; AOUAM, 2015)	

FONTE: O Autor (2015)

Finalmente, os estudos de revisão de literatura estão presentes no QUADRO 6. A exceção da pesquisa de (BAITA et al., 1998), os trabalhos se estendem pelos últimos 10 anos. Pelo histórico de 30 anos do artigo seminal de (BELL et al., 1983), a revisão de literatura começou a ser construída 20 anos após o início do PRE.

QUADRO 6: PRE DE REVISÃO DE BIBLIOGRAFIA

Revisão de Bibliografia	Número de Publicações = 7
(BAITA et al., 1998; BELFIORE et al., 2006; ANDERSSON et al., 2010; BERTAZZI; SPERANZA, 2012, 2013; COELHO et al., 2013; ADULYASAK et al., 2014)	

FONTE: O Autor (2015)

A FIGURA 7 resume os quantitativos dos quadros anteriores. Mais de 60% dos trabalhos envolvem o desenvolvimento de métodos de resolução ou a análise de alguma estratégia de distribuição. Esses parâmetros de fato, são primordiais nos estudos de roteirização e estoques.

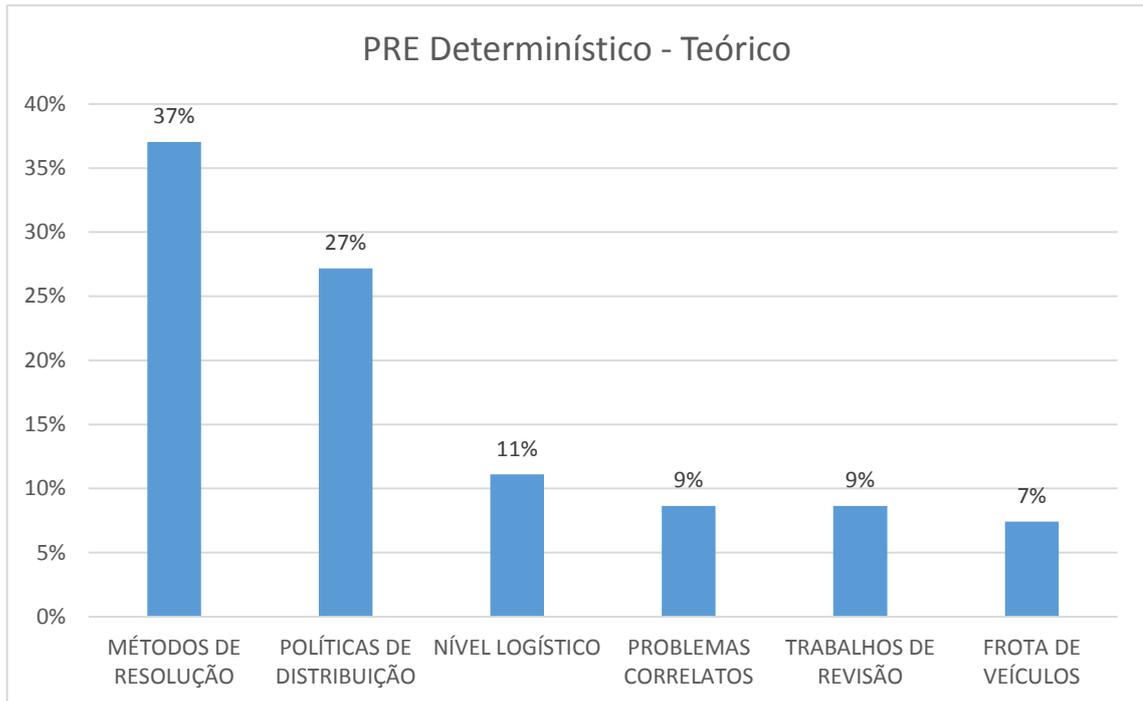


FIGURA 7 – DISTRIBUIÇÃO DOS TRABALHOS NO PRE DETERMINÍSTICO-TEÓRICO
 FONTE: O Autor (2015)

O tópico 2.2.1.2 traz os principais estudos levantados contemplando o PRE com demanda determinística e contribuição principal no âmbito da aplicação. Sequencialmente, uma classificação semelhante à realizada neste tópico é observada.

2.2.1.2 Trabalhos com aspectos aplicados ao PRE determinístico

O primeiro estudo aplicado, com demanda determinística no âmbito do PRE se deve à (DROR; TRUDEAU, 1996) estudam um caso real de distribuição de gás propano, onde as políticas de distribuição são formuladas sob a óptica da maximização do valor presente líquido de um fluxo de caixa para o distribuidor (fornecedor). Convém destacar que o trabalho considera tanto os clientes que possuem demanda estocástica quanto aqueles que tem demanda determinística.

Quase dez anos após esta primeira pesquisa, (RUSDIANSYAH; TSAO, 2005) apresentam uma aplicação do IRP na cadeia de suprimentos de *vending machines*, a partir da extensão de um problema período de roteirização de veículos com janelas de tempo. No ano seguinte, (CUSTÓDIO; OLIVEIRA, 2006) analisa um caso real de redesenho de operações de distribuição em uma empresa de alimentos e bebidas em Portugal. O estudo pode ser verificado como um caso de implantação de VMI.

Em 2008, (SHEN et al., 2008) apresentam uma formulação em programação não linear para um IRP na distribuição de petróleo cru multimodal, envolvendo transporte marítimo e duto viário. Pela complexidade combinatorial do modelo, uma heurística baseada em GRASP é formulada. No mesmo ano, (BERTAZZI, 2008) analisa diferentes casos práticos de políticas de distribuição em entregas diretas para o PRE clássico e demanda determinística. Já (HEMMELMAYR et al., 2008) apresentam uma aplicação prática do PRE endereçado à minimização dos custos distribuição de sangue entre hospitais na Áustria. Para tal, uma abordagem baseada em programação inteira e busca em vizinhança variável (BVV) é apresentada.

Dois anos após, (OPPEN et al., 2010) resolvem um problema de coleta de bovinos a partir de um problema de roteirização de veículos com restrições de estocagem. O problema consiste em coletar cabeças de gado dentre um conjunto de fazendas e distribuí-los em abatedouros. Diversas restrições relativas ao bem-estar dos animais são consideradas, como a capacidade de transporte em compartimentos, sequência de carregamento e descarregamento, entre outras. O estudo resolve um conjunto de instâncias de forma exata, empregados técnicas de geração de colunas.

Já em (GRONHAUG et al., 2010) resolvem um PRE marítimo emergente de um problema de distribuição a granel de gás liquefeito. O estudo considera restrições práticas adicionais em relação a outros trabalhos, como uma taxa de evaporação diária do carregamento, bem como pelo fato da carga ser utilizada como combustível pela embarcação. Os autores propõem um algoritmo exato do tipo *branch-and-price* combinado como técnicas de geração de colunas. O método proposto é avaliado sobre dados reais de uma empresa do ramo de energia.

Em (CHRISTIANSEN et al., 2011), um marítimo aplicado ao transporte de cimento e derivados entre centros produtores e silos regionais de armazenamento, através de uma frota heterogênea de embarcações. Tanto as fábricas quanto os silos possuem estoques máximos e mínimos, e neste caso o estoque mínimo é uma restrição operacional e não necessariamente uma política preventiva quanto às rupturas. Os autores propõem uma heurística baseada em Algoritmos Genéticos, com resultados bastante satisfatórios sobre instâncias reais. Já (RAKKE et al., 2011) também resolvem um PRE marítimo no contexto da entrega de gás natural liquefeito em escala global.

Outro PRE no âmbito do transporte marítimo é reportado por (STÅLHANE et al., 2012) em um caso real de distribuição em larga escala para gás natural liquefeito (GNL). O problema contém múltiplos produtos e diferentes capacidades de estocagem e atracagem nos portos demandantes, juntamente com uma frota heterogênea de embarcações. Os autores trabalham com decisões de longo prazo, com horizonte de planejamento infinito. O problema é resolvido através de um procedimento heurístico híbrido, baseado em heurísticas construtivas, heurísticas de melhoria e procedimentos exatos. Já (GOEL et al., 2012) considera a distribuição de gás natural liquefeito em ambientes marítimos, resolvendo um IRP com roteirização contínua. Para tal, uma busca em vizinhança ampla é aplicada e comparada com solvers comerciais. Os resultados foram superiores em termos de qualidade e velocidade de processamento.

Já (ENGINEER et al., 2012) propõe um algoritmo *branch-and-cut-and-price* para a resolução de um PRE marítimo com demandas e capacidades de produção/estoque variando entre os pontos de atendimento (facilidades). O trabalho introduz um procedimento de geração de colunas indexado no tempo para a resolução do IRP, embutido no algoritmo exato proposto. Tais inovações possibilitaram a resolução ótima de problemas com dimensões práticas, além de limitantes razoáveis para problemas de maior dimensão.

Com foco em transporte terrestre, (NATARAJARATHINAM et al., 2012) incorporam informações gerenciais na resolução de um IRP aplicado à distribuição de componentes industriais. De acordo com os autores, decisões de distribuição que privilegiam aumentar o volume carregado nos veículos, podem levar à resultados ineficientes nas operações logísticas. Segundo eles, quanto maior for o volume carregado, maiores e mais difíceis são as rotas realizadas além de elevar o volume e os custos de estocagem. De posse desses *insights*, o estudo desenvolve duas heurísticas práticas, dotadas dessas informações gerenciais. O procedimento de resolução envolve agrupar clientes conforme proximidade e padrões de demanda para depois ajustar os grupos conforme a restrição e nível de estoques.

(POPOVIĆ et al., 2012) analisam um caso particular de um PRE com múltiplos produtos, em que diferentes tipos de combustíveis são transportados em uma frota de veículos compartimentalizada. O problema é resolvido através de uma BVA, uma vez que o modelo de programação linear inteira proposto só foi capaz de resolver instâncias de pequeno porte.

Voltado à logística de distribuição de petróleo cru, (TREITL et al., 2012) propõe um modelo para o PRE aplicado à indústria petroquímica, com foco na sustentabilidade e redução de emissão de carbono na atmosfera. A proposta de um modelo baseado em VMI visa reduzir os custos de transporte e conseqüentemente minimizar as emissões de carbono. A cadeia de distribuição é multimodal e inclui transporte férreo, duto viário e rodoviário.

Uma das mais frequentes aplicações do PRE determinístico se verifica na distribuição de produtos perecíveis. Nesta abordagem, o tempo de transporte é primordial para garantir a manutenção da qualidade do produto. Em 2012, (LE et al., 2012) também consideram um PRE com produtos perecíveis empregando técnicas de geração de colunas e planos de corte.

No âmbito da logística reversa, (AKSEN et al., 2012) conduzem um estudo comparativo para dois modelos de programação linear inteira para um caso real de coleta de resíduos de óleos vegetais por uma empresa produtora de biodiesel. A empresa produtora realiza as coletas em pontos que geram e armazenam o óleo residual e utiliza esse insumo para a fabricação de biodiesel. Pelo fato dos pontos que produzem o óleo residual terem capacidade limitada para armazenamento deste, as decisões da fábrica de biodieseis são muito semelhantes à lógica do VMI.

Em 2013, (ASGARI et al., 2013) aborda um problema real de transporte e armazenagem de trigo no Irã. Os autores propõem um modelo de programação linear inteira capaz de estabelecer a frequência e a quantidade de entrega entre as províncias produtoras e as províncias consumidoras. A modelagem sugere uma generalização do problema de transporte clássico. Um algoritmo genético é proposto seu desempenho é comparado com soluções exatas obtidas através do LINGO.

Uma outra abordagem para o mesmo problema de distribuição de combustíveis trabalhado em (POPOVIĆ et al., 2012) é reportada em (VIDOVIĆ et al., 2013), baseada em programação inteira e uma heurística baseada em DVV (descida em vizinhança variável). O estudo avalia também a consideração de custo fixo do uso da frota de veículos no cálculo do custo de transporte.

O transporte marítimo de gás natural liquefeito é também abordado na pesquisa de (HALVORSEN-WEARE et al., 2013) estudam um problema real de produção e distribuição do produto em escala mundial. O produtor é responsável pelo abastecimento dos clientes espalhados em portos ao redor do mundo. Os tempos de

viagens são variáveis aleatórias, condicionadas às mudanças climáticas. Os autores desenvolvem uma abordagem robusta, baseada em simulação.

Endereçado ao desenvolvimento de algoritmos para problemas generalizados de PRE marítimo de granéis, (HEWITT et al., 2013) propõe um algoritmo *branch-and-price* de busca guiada para a resolução de um IRP marítimo real e comparam o desempenho do método com diversos pacotes comerciais. O estudo mostra que o método proposto produz resultados de melhor qualidade, demandando menor tempo de resolução.

Já (LI et al., 2013) traz uma aplicação da indústria petroquímica, visando evitar rupturas em detrimento à minimização de custo. O problema possui uma restrição de tempo de trabalho, semelhante às janelas de tempo tradicionalmente emergentes em problemas de roteirização de veículos.

(AGRA; CHRISTIANSEN; et al., 2013) resolvem um PRE marítimo a partir de um caso real de distribuição produtos combustíveis no arquipélago de Cabo Verde. O problema considera uma frota heterogênea de embarcações com tanques dedicados. Essas embarcações realizam que realizam entregas de curta duração entre a companhia petrolífera e portos que demandam os produtos combustíveis. Os clientes (portos) possuem demanda determinística e o objetivo do problema é encontrar uma política de distribuição que minimiza os custos logísticos envolvidos. Os autores propõem uma formulação baseada em modelos de programação inteira para o fluxo em arcos capacitados, adicionando inequações válidas. O artigo é centrado na análise comparativa entre diferentes estratégias heurísticas que resolvem o problema.

Revisitando a possibilidade de transbordo entre os clientes, (MIRZAPOUR AL-E-HASHEM; REKIK, 2013) resolvem um PRE considerando múltiplos produtos, juntamente com questões ambientais, fundamentadas na relação entre distância percorrida pelos veículos e emissão de gases de efeito estufa por eles.

Uma aplicação distinta de PRE marítimos e descrita em Recentemente, (CHANDRA et al., 2013), que consideram o transporte de diferentes modelos de automóveis, modelados como múltiplos produtos, cargas opcionais e com carregamentos gerenciados internamente. Neste contexto, alguns itens são gerenciados a partir de custos de estoque e transporte, enquanto outros itens não possuem custos de estocagem consideráveis, impactando apenas no custo de transporte. Uma heurística baseada em colônia de formigas é proposta para a resolução do problema.

No ano de 2014, (GUERRERO, 2014) contextualiza o problema de projeto de cadeia de suprimentos (*SCDP – Supply Chain Design Problem*), envolvendo decisões de localização de facilidades, distribuição e estocagem, destacando aplicações em logística humanitária, logística militar e indústria farmacêutica.

Já (NISHI; IZUNO, 2014) propõe uma heurística baseada em técnicas de geração de colunas para a resolução de um problema de roteirização e programação de navios. O problema decorre de um caso real de transporte marítimo de petróleo cru.

(MARCHETTI et al., 2014) propõe um modelo de programação inteira para o planejamento de produção e distribuição de gás industrial, considerando múltiplos produtores (fornecedores) e múltiplos depósitos (clientes). Os autores consideram restrições de janelas de tempo para a entrega junto aos pontos de demanda. O objetivo é avaliar os benefícios da adoção de uma estratégia de decisão coordenada entre produção e distribuição e um caso real é apresentado.

O problema de distribuição de produtos perecíveis é retomado por (COELHO; LAPORTE, 2014b) que apresentam duas diferentes políticas de estocagem: uma que prioriza os produtos mais próximos do vencimento para reduzir o desperdício, e outra com os produtos mais frescos, para aumentar os lucros.

A logística reversa é novamente abordada por (AKSEN et al., 2014), em extensão à (AKSEN et al., 2012), considerando a coleta de óleo vegetal residual utilizado por restaurantes, hotéis, e outros estabelecimentos, para a utilização como insumo em usinas de biodiesel. O trabalho propõe uma heurística de Busca Ampla em Vizinhança Adaptativa (BAVA). Já (MES et al., 2014) consideram um IRP no contexto da logística reversa, modelado para um caso real de coleta de resíduos na Holanda.

(DONG et al., 2014), por sua vez, propõe um modelo de programação inteira para um IRP em um problema de distribuição de gás industrial (combustível). O estudo introduz algumas restrições práticas sobre tempo de trabalho dos motoristas.

Em 2015, (ANDERSSON et al., 2015) abordam o mesmo problema discutido por (GRONHAUG et al., 2010) de distribuição de gás liquefeito a granel por meio de transporte marítimo. Neste trabalho mais recente, o ponto de fornecimento é responsável pela produção do gás liquefeito e os portos (pontos de demanda) possuem um número de berços limitados. A formulação matemática do problema considera algumas inequações válidas e um algoritmo *branch-and-cut-and-price* é proposto.

No mesmo ano, (SHAO et al., 2015) apresenta uma nova abordagem para a resolução de um PRE aplicado à distribuição de GNL. Os autores justificam técnicas de decomposição, baseado na abordagem de Dantzig-Wolfe, são insuficientes para o provimento de soluções competitivas para problemas de grande porte. Neste sentido, uma heurística híbrida baseada em GRASP e programação inteira é apresentada. Os resultados reportados destacam a superioridade do método em relação à outras heurísticas e à softwares comerciais.

As discussões dos trabalhos aplicados no âmbito do PRE determinístico trazem alguns padrões de pesquisa que permite a construção de um critério simples de classificação. Pode-se dividir os estudos em dois segmentos amplos, a partir do ambiente de transporte considerado. São eles:

- **Transporte Marítimo:** Operado por embarcações e aplicados a distribuição de commodities, como petróleo cru, gás natural liquefeito, combustíveis e outros produtos a granel.
- **Transporte Terrestre:** Logística efetuada por trens, caminhões ou outros veículos automotores em vias rodoviárias e urbanas. Em alguns casos contemplam restrições de janelas de tempo na entrega dos produtos, abordam problemas de coleta de resíduos, distribuição de produtos perecíveis, entre outros.

A partir desses dois segmentos mais amplos, a figura a seguir desdobra os principais elementos componentes de cada um deles. O desdobramento foi realizado preferencialmente sobre a constituição do produto transportado. Quando o trabalho não particularizava o produto, outros critérios foram adotados.

Para os trabalhos classificados como transporte marítimo, seis diferentes produtos foram identificados (automóveis, petróleo, gás natural liquefeito – GNL, granéis, cimento e combustíveis) e estes permitem classificar todos os artigos deste grupo. Já para a classe dos estudos de transporte terrestre, dois segmentos intermediários foram elaborados. O primeiro, determinado pelos produtos transportados, desdobra a classe de produtos (alimentos e bebidas, bovinos, coleta de sangue em hemobancos, componentes industriais, gás combustível, máquinas de venda, perecíveis, petróleo e derivados e trigo), e a classe de práticas logísticas

(entregas diretas, cadeias sustentáveis – *green* – e logística humanitária, militar e industrial).

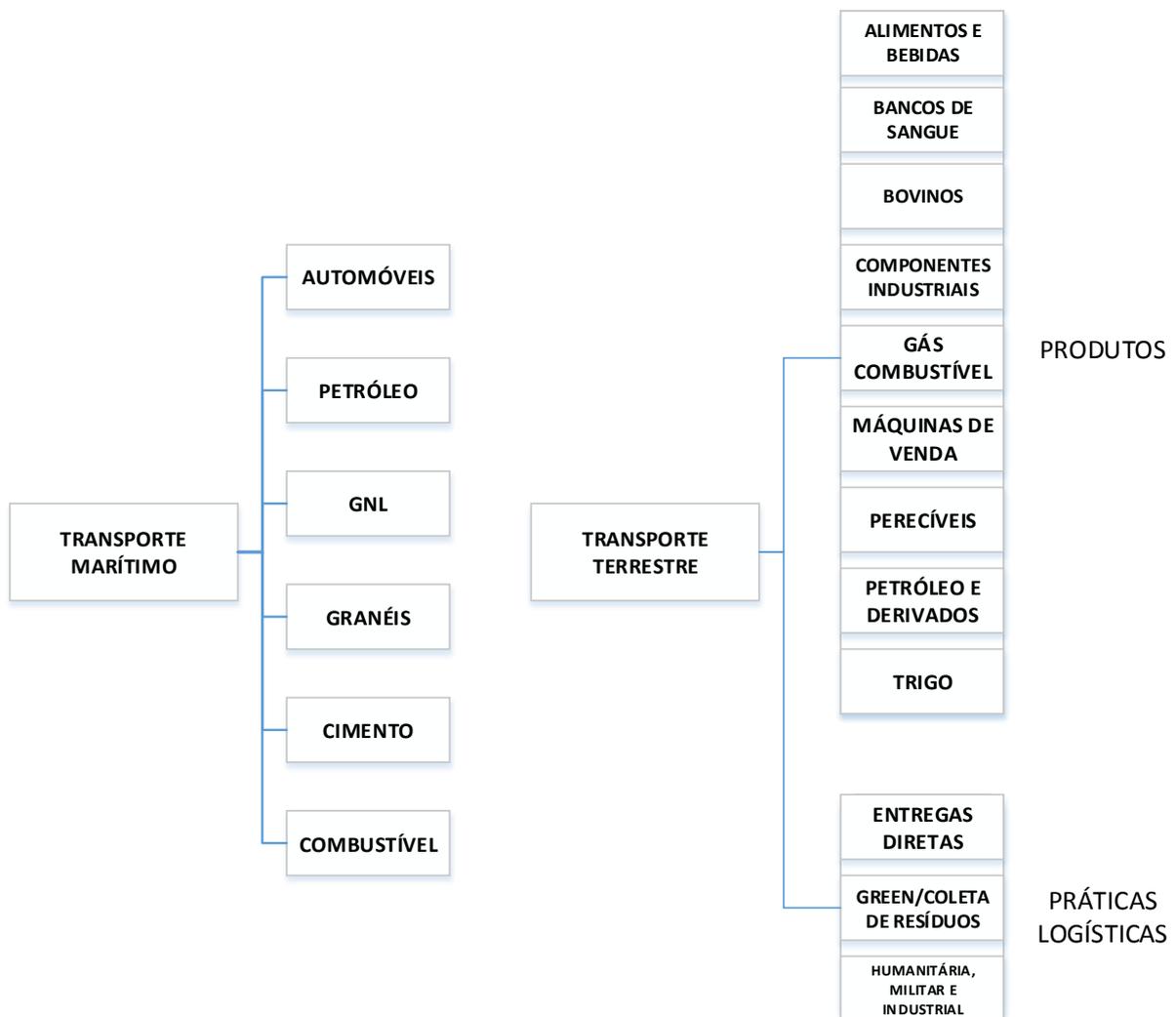


FIGURA 8 – DIVISÃO DOS TRABALHOS COM DEMANDA DETERMINÍSTICA E FOCO APLICADO
 FONTE: O Autor (2015)

O QUADRO 7 a seguir associa os artigos de transporte marítimo em cada uma das classes de produtos consideradas, evidenciado a maior frequência de estudos voltados à gás liquefeito natural. É conveniente observar que esses estudos mais frequentes ocorrem em países produtores do produto, com destaque para a Noruega, cuja importância econômica é evidente. Isso reflete em numerosas pesquisas acadêmica, que buscam a redução de custos operacionais pelas técnicas de pesquisa operacional.

QUADRO 7: PRE DETERMINÍSTICOS E APLICADOS EM TRANSPORTE MARÍTIMOS

TRANSPORTE MARÍTIMO	AUTOMÓVEIS	(CHANDRA et al., 2013)
	PETRÓLEO	(SHEN et al., 2008; SISWANTO et al., 2011; ENGINEER et al., 2012; NISHI; IZUNO, 2014)
	GNL	(GRONHAUG et al., 2010; RAKKE et al., 2011; STÅLHANE et al., 2012; GOEL et al., 2012; HALVORSEN-WEARE et al., 2013; SHAO et al., 2015)
	GRANÉIS	(HEWITT et al., 2013)
	CIMENTO	(CHRISTIANSEN et al., 2011)
	COMBUSTÍVEL	(AGRA; CHRISTIANSEN; et al., 2013)

FONTE: O Autor (2015)

A discussão dos problemas de roteirização e estoques do tipo determinísticos é finalizada com o QUADRO 8, que organiza os trabalhos aplicados em transporte terrestre. Além da maior gama de produtos considerados nesses estudos em relação ao transporte marítimo, é interessante observar que, dos treze estudos que foram enquadrados pela ênfase dada ao produto transportado, sete deles se ocupam do transporte de gás e outros derivados de petróleo. Da mesma forma que no transporte marítimo, essas commodities demandam grande parte das aplicações do PRE. Destaca-se também as pesquisas recentes sobre coleta de resíduos, enfatizando a questão sustentável e ambiental nas práticas logísticas atuais.

QUADRO 8: PRE DETERMINÍSTICOS E APLICADOS EM TRANSPORTE TERRESTRES

TRANSPORTE TERRESTRE	PRODUTOS	ALIMENTOS E BEBIDAS	(CUSTÓDIO; OLIVEIRA, 2006)
		BANCOS DE SANGUE	(HEMMELMAYR et al., 2008)
		BOVINOS	(OPPEN et al., 2010)
		COMPONENTES INDUSTRIAIS	(NATARAJARATHINAM et al., 2012)
		GÁS COMBUSTÍVEL	(DROR; TRUDEAU, 1996; DONG et al., 2014; MARCHETTI et al., 2014)
		MÁQUINAS DE VENDA	(RUSDIANSYAH; TSAO, 2005)
		PERECÍVEIS	(LE et al., 2012; COELHO; LAPORTE, 2014b)
		PETRÓLEO E COMBUSTÍVEIS	(TREITL et al., 2012; POPOVIĆ et al., 2012; VIDOVIĆ et al., 2013; LI et al., 2013)
		TRIGO	(ASGARI et al., 2013)
	PRÁTICAS LOGÍSTICAS	ENTREGAS DIRETAS	(BERTAZZI, 2008)
		GREEN/COLETA DE RESÍDUOS	(AKSEN et al., 2012, 2014; MIRZAPOUR AL-E-HASHEM; REKIK, 2013; MES et al., 2014)
		HUMANITÁRIA, MILITAR E INDUSTRIAL	(GUERRERO, 2014)

FONTE: O Autor (2015)

A seção 2.2.2 realiza a mesma análise feita neste tópico para problema de roteirização e estoques caracterizado pela demanda não determinística dos clientes. A definição do problema será elaborada nos termos do problema estocástico, embora os trabalhos referenciados abordem variações, como demanda randômica, dinâmica, entre outras.

2.3 PROBLEMAS DE ROTEIRIZAÇÃO E ESTOQUES COM DEMANDA ESTOCÁSTICA

Segundo (COELHO, 2012), a ideia básica por trás do PRE estocástico é a mesma no caso determinístico, exceto pelo maior grau de realismo e dificuldade de resolução, dado que algumas informações (demanda dos clientes, tempo de trajeto, tempo de carregamento e descarregamento de veículos, tempo de atracagem de embarcações, entre outros), são conhecidas apenas no senso probabilístico, ou ainda

poder ser reveladas ao tomador de decisão ao longo do processo de resolução do problema.

Com relação do PRE com demanda estocástica, a taxa de consumo dos clientes não é uma informação conhecida *a priori*. Assim, o fornecedor geralmente estima esse consumo, seja por alguma função de probabilidade, seja por alguma técnica de previsão de demandas. Essa estimativa obviamente não é isenta de erros, criando assim espaço para a ocorrência de ruptura nos clientes. Geralmente nesses casos, a falta de produto pode ser tratada como vendas perdidas ou como entregas atrasadas. Para atenuar tais ocorrências, geralmente uma penalização é imposta, proporcional à quantidade faltante.

O objetivo do problema estocástico clássico é o mesmo que do problema determinístico. A parametrização segue a discussão apresentada no item 2.2, exceto pelo fato da demanda de cada cliente ao longo do tempo, ser representada de duas formas:

- d_i^t : Demanda real do cliente i no período t
- d_i^e : Demanda estimada do cliente i no período t

E ainda, sempre que o estoque do cliente for menor que zero, $I_i^t < 0, i \in V'$, uma penalidade ρ , proporcional à falta no estoque, é computada.

A próxima seção apresenta os principais trabalhos levantados sobre o PRE estocástico, com estocasticidade fundamentalmente caracterizada pela demanda. Os estudos dividem-se em duas categorias, respeitando a cronologia de publicação: trabalhos com contribuições majoritariamente teóricas e trabalhos com contribuições essencialmente prática. Observa-se no entanto que as pesquisas aplicadas à casos reais, geralmente abordam também alguma contribuições teórica, seja na estrutura do problema, seja no método de resolução.

2.3.1 Trabalhos com aspectos teóricos para o PRE estocástico

A programação dinâmica foi introduzida para a resolução de um PRE estocástico por (CAMPBELL, AM et al., 1998), onde apenas os custos de transporte e custos de ocorrência de rupturas foram considerados. Por simplificação, custos de estocagem não foram incluídos na análise. A cada novo período, o fornecedor

conhece o nível de estoque em cada um dos clientes e decide quais clientes serão abastecidos no período, quanto será entregue a cada um dos clientes programados para receber entregas, como os clientes atendidos serão combinados em rotas e como essas serão designadas à quantidade de veículos disponível para efetuar as entregas. As decisões são modeladas por um processo de decisão em cadeias de Markov. Já em 2001, (BERMAN; LARSON, 2001) resolvem um PRE com demanda estocástica empregando programação dinâmica estocástica, contemplando nesse caso os custos de estocagem não considerados por (CAMPBELL, AM et al., 1998).

De forma semelhante, (KLEYWEGT et al., 2002) também abordam um PRE com demanda estocástica dos clientes e entregas diretas. Os autores propõem uma técnica baseada em programação dinâmica a fim de otimizar uma função lucro, calculada como a receita obtida com a entrega aos clientes, subtraída dos custos de transporte e de estocagem. Os autores abordam o problema de uma forma diferente em (KLEYWEGT et al., 2004), empregando técnicas de programação dinâmica combinado com processos de Markov, além de consideram entregas para até 3 clientes em uma mesma rota.

Uma abordagem inovadora é apresentada no ano seguinte por (LAU et al., 2002) que propõem heurísticas de busca local juntamente com algoritmos de fluxo em redes para problemas de gerenciamento de estoques. Sequencialmente esses problemas são integrados à problemas de roteamento de veículos com janelas de tempo (PRVTJ) a partir de um conjunto de heurísticas clássicas. O trabalho é pioneiro ao considerar roteirização com janelas de tempo e gerenciamento de estoque.

Em (ADELMAN, 2004) propõe uma abordagem para o PRE com demanda estocástica que avalia os impactos das decisões presentes nos custos futuros a partir dos preços sombras otimizados. Essas informações do modelo dual são empregadas para a formulação de uma política ótima de entrega via programação dinâmica estocástica.

Já (BERTAZZI et al., 2005) consideram uma cadeia de suprimentos em três níveis, mas não vinculada apenas à decisões de distribuição. No problema tratado, o “fornecedor do fornecedor” é um produtor, que distribui para um centro de distribuição (depósito) e este efetua a entrega aos clientes. Contudo, a decisão está a cargo do produtor, localizado ao montante da cadeia.

Alguns anos depois, (CHEN; LIN, 2009) incorporam o conceito de risco em um PRE com múltiplos produtos, múltiplos períodos e demanda estocástica. O risco

advém de variações no lucro obtido com a venda e distribuição de produtos, em função de desvios na demanda prevista e no nível de serviço considerado. Os autores utilizam técnicas estatísticas baseado em vetores auto regressivos e modelos de precificação para estimar um valor presente líquido da operação. O problema de roteirização é resolvido empregando uma heurística baseada em PSO (*particle swarm optimization*) – algoritmo de enxame de partículas.

Dando ênfase ao método de resolução, (HVATTUM; LØKKETANGEN, 2009) 2009) resolvem o PRE com demanda estocástica e horizonte finito de forma heurística, utilizando procedimentos GRASP combinado com árvore de decisão. O método compõe as entregas aos clientes de forma gradativa, incrementando as quantidades. A técnica empregada produz resultados competitivos em relação à modelos baseados em processos de Markov. Em (HVATTUM et al., 2009) expandem o estudo para um horizonte infinito. Também empregando técnicas heurísticas, (ZACHARIADIS et al., 2009) propõe um método de busca local integrada combinada com busca tabu. Já (HUANG; LIN, 2010) estudam um PRE com múltiplos produtos e demanda estocástica resolvido através de uma heurística baseada em colônia de formigas.

(YU et al., 2010) por sua vez, apresentam um PRE estocástico de grande escala que inclui restrições de nível de serviço, que raramente são consideradas neste contexto, além de contemplarem possibilidade de entregas fracionadas. O problema é resolvido por um modelo aproximado capaz de reduzir o número de variáveis de decisão. Sequencialmente, este modelo aproximado é dividido subproblemas através de técnicas de relaxação lagrangeana e linearização.

O artigo proposto por (AHMADI JAVID; AZAD, 2010) consideram uma abordagem mais ampla, semelhante ao trabalho de (BERTAZZI et al., 2005), propondo um modelo que agrega as decisões de localização, alocação, capacidade, estoques e roteirização em uma rede de suprimentos com demanda estocástica. Neste estudo, apenas um local de suprimento deveria ser instalado. Uma heurística híbrida envolvendo busca tabu e *simulated annealing* é também é apresentada. Em (AHMADI JAVID; SEDDIGHI, 2012) O modelo é estendido para múltiplas facilidades.

No ano de 2011, (VONOLFEN et al., 2011) consideram um PRE com múltiplos produtos e demanda estocástica. Os autores apresentam uma estratégia baseada em simulação para a resolução do problema de forma construtiva, em que os clientes vão sendo agregados ao suprimento no contexto VMI, partindo de um modelo simples de

entregas diretas. Os autores validam o modelo proposto em problemas reais de larga escala advindos de empresas supermercadistas.

No mesmo ano, (LIU; LEE, 2011) retomam elementos estruturais no âmbito do PRE estocástico ao tratar restrições de janelas de tempo. O trabalho apresenta um algoritmo genético de duas fases para resolvê-lo. A primeira fase constrói uma solução inicial e a segunda fase melhora essa solução a partir de técnicas mistas entre busca tabu e busca em vizinhança variável. A heurística proposta é comparativamente analisada com outras três técnicas desenvolvidas para o problema de roteirização de veículos com janelas de tempo. Em (BENOIST et al., 2011) novas diversas características reais do PRE também são tratadas, como janelas de tempo, diferentes veículos para realizar as entregas, restrições sobre as horas de trabalho dos motoristas, juntamente com duas formas de ressuprimento: pedidos e previsão de demanda. De certa forma, os autores combinam a abordagem VMI com a tradicional, onde os estoques dos clientes são geridos por eles mesmos. O problema é modelado como uma função de custos, e resolvidos através de algoritmos de horizonte rolante associado à buscas locais randômicas.

Em nível tático, (MICHEL; VANDERBECK, 2012) tratam um PRE, envolvendo a determinação de regiões de atendimento para posteriormente resolver questões operacionais de distribuição. Neste artigo, as demandas são estocásticas e uma proposta baseada em geração de colunas, juntamente com técnicas *branch-and-cut-and-price* são utilizadas. Os resultados obtidos apresentaram um desvio de aproximadamente 6% em relação às soluções ótimas conhecidas.

A política de distribuição OU é proposta por (BERTAZZI et al., 2012) para um PRE com demanda estocástica. O estudo resolvido através de programação dinâmica e procedimentos heurísticos. Neste caso, um número maior de clientes pode ser atendido em uma mesma rota. Este estudo generaliza o IRP estocástico tratado em (KLEYWEGT et al., 2002), que aborda apenas entregas diretas, bem como (KLEYWEGT et al., 2004) que limita a três clientes atendidos em cada rota.

Técnicas de otimização robusta são introduzidas por (SOLYALI et al., 2012) para resolver um IRP estocástico. Neste contexto, uma solução para o PRE é construída sob condições de incerteza, produzindo um resultado com estabilidade diante de possíveis variações nos parâmetros de entrada.

Voltado à estrutura operacional do problema, (VOLLING et al., 2013) propõem um sistema integrado de gerenciamento de distribuição e estocagem para modelos

que utilizam a estratégia *milk-run* com demanda estocástica. O desempenho do sistema integrado foi comparado com a abordagem separada, que considera isoladamente problemas de roteirização de veículos e problemas de reposição de estoques de forma isolada. Os resultados alcançados foram significativamente superiores.

No mesmo ano, (KUMAR; TIWARI, 2013) estudam um problema integrado de localização, produção, distribuição e estoque focado na localização e estudo de capacidade das facilidades. O processo de localização e capacitação da facilidade considera riscos mútuos para toda a cadeia. Os autores apresentam um modelo de programação não linear e propõe uma estratégia de resolução em dois estágios, onde o primeiro consiste em determinar os locais dos centros de distribuição e o segundo sua respectiva capacidade. O modelo é resolvido por técnicas de relaxação lagrangeana.

Já (SHUKLA; TIWARI; et al., 2013) trabalha em técnicas de resolução e desenvolvem um algoritmo genético baseado em algoritmos de portfólio para a resolução de um PRE com demanda estocástica. O objetivo do estudo foi verificar o desempenho de quatro diferentes do algoritmo genético, sendo: algoritmos miméticos, algoritmo genético com diferenciação cromossômica, algoritmo genético de idade e algoritmo genético de gênero específico.

(SONG; FURMAN, 2013) avaliam aspectos práticos de problemas de roteirização e estoques marítimos. Os autores argumentam que a despeito do grande número de estudos sofisticados existentes na literatura, diversas restrições práticas são ignoradas, desarticulando tais métodos da realidade. Para tal, o estudo prioriza o tratamento de restrições reais em detrimento à sofisticação do método de solução. O algoritmo proposto é relativamente simples, mas com grande flexibilidade na adaptação das particularidades de cada problema real.

Considerando problemas em três níveis, (NEKOOGHADIRLI et al., 2014) introduzem uma nova variante para o problema de localização, roteirização e estoques com tempo de transporte entre os clientes do tipo probabilístico. Os clientes possuem demanda estocástica e estoques de segurança são considerados afim de que não ocorram rupturas. O problema se desdobra em dois objetivos: a minimização dos custos totais e do máximo tempo médio de transporte para atendimento dos clientes. Os autores empregam um procedimento heurístico híbrido, envolvendo algoritmos

genéticos, *simulated annealing* e algoritmos multiobjetivo de competição imperialista.

Já (MATEEN et al., 2014) investigam a interação entre um conjunto de clientes com demanda estocástica e um fornecedor sob o modelo VMI. Neste modelo, o fornecedor abastece todos os clientes a cada entrega realizada. Os autores utilizam modelos de simulação para verificar os efeitos sobre o sistema logístico do risco de falta de produto no fornecedor, bem como as estratégias de reabastecimento dos clientes.

Em um trabalho de grande profundidade, (COELHO et al., 2014) consideram o PRE estocástico e dinâmico com o uso de técnicas de previsão de séries temporais, disponibilizadas no software *R*. Os autores consideram séries temporais padrão, com sazonalidade e tendência. É considerado apenas um veículo para a distribuição. O problema é modelado por programação inteira mista e resolvido de forma muito semelhante ao (COELHO, L.; CORDEAU, J.-F.; et al., 2012), via heurística de busca adaptativa em vizinhança ampla. Os autores também consideram a possibilidade de transbordo entre os clientes, em situações de ruptura eminente. Duas políticas de distribuição são consideradas: ML e OU. Os autores apresentam duas estratégias diferentes de resolução. A primeira é baseada em políticas reativas, que decidem pelo atendimento ou não do cliente num certo período t observando o estado atual dos estoques. Na estratégia proativa, demandas futuras são previstas a fim de antecipar o consumo e minimizar eventuais custos de transporte e estocagem. O estudo considera que as demandas do período t são conhecidas antes da realização das entregas no período, e as previsões não são de fato cruciais para estabelecer a decisão de atendimento no período.

Em (BERTAZZI et al., 2014) analisam um PRE com demanda estocástica, em que um fornecedor produz e distribui um certo item para um conjunto de clientes através de uma frota terceirizada, contratada junto à outra empresa. O objetivo do problema é minimizar os custos de transporte, derivados do serviço contratado, de estocagem, de produção e da falta eventual nos clientes. Os autores propõem um algoritmo de programação dinâmica estocástica para a obtenção de soluções ótimas para instâncias de pequeno porte. Para problemas maiores, uma abordagem híbrida, que envolve programação inteira e algoritmo de horizonte rolante é desenvolvido. Os resultados obtidos possibilitam concluir sobre alguns insights gerenciais, como a elevação da frequência de atendimento com quantidades menores entregues para

evitar a ocorrência de rupturas, em detrimento à distribuição de quantidades maiores em cada entrega realizada. Combinando simulação com procedimentos heurísticos, (JUAN et al., 2014) resolvem um PRE com demanda estocástica e possibilidade de ocorrência de rupturas.

E mais recentemente, (DIABAT et al., 2015) consideram um problema de localização e localização em circuito fechado, contemplando a distribuição a partir de um fornecedor em direção à um conjunto de clientes, bem como um ponto de remanufatura que coleta peças defeituosas, efetua reparos e as entrega novamente aos clientes. O problema consiste em decidir quais pontos de fornecimento e remanufatura devem ser abertos, bem como a relação de atendimento que tais pontos terão com os clientes. Os autores modelam o problema como um caso particular de locação-alocação via programação não linear e apresentam uma estratégia de resolução baseada em relaxação lagrangeana. Não há necessariamente roteirização, mas sim um problema de transporte reverso. Os autores integram o custo de estoque para o modelo de localização, consideramos uma aproximação lote econômico de entrega para os produtos finais disponíveis nos fornecedores e os subconjuntos aguardam remanufatura no centro específico.

O levantamento desses 30 trabalhos com ênfase em aspectos teóricos possibilita uma reorganização a partir de dois segmentos amplos, subdivididos em classes específicas, como segue:

- **Métodos de Resolução:** Estudos que trazem como a principal contribuição identificada pela técnica resolutive, podendo esta ser via programação dinâmica, heurística, simulação, métodos duais e de preço sombra e otimização robusta.
- **Estrutura do Problema:** Compreende os trabalhos que contribuem com a estrutura do problema tratado, agregando alguma variável de decisão ou tratando alguma restrição adicional.

O QUADRO 9 apresentado a seguir classifica os estudos detalhados nesta seção conforme os segmentos supracitados.

QUADRO 9: PRE ESTOCÁSTICO COM ASPECTOS TEÓRICOS

MÉTODOS DE RESOLUÇÃO	HEURÍSTICA	(HVATTUM; LØKKETANGEN, 2009; ZACHARIADIS et al., 2009; HVATTUM et al., 2009; HUANG; LIN, 2010; SHUKLA; TIWARI; et al., 2013; COELHO et al., 2014; JUAN et al., 2014)
	OTIMIZAÇÃO ROBUSTA	(SOLYALI et al., 2012)
	PREÇO SOMBRA E MÉTODOS DUAIS	(ADELMAN, 2004)
	PROGRAMAÇÃO DINÂMICA	(CAMPBELL, AM et al., 1998; BERMAN; LARSON, 2001; KLEYWEGT et al., 2002, 2004; BERTAZZI et al., 2014)
	SIMULAÇÃO	(VONOLFEN et al., 2011; MATEEN et al., 2014)
ESTRUTURA	JANELAS DE TEMPO	(LAU et al., 2002; LIU; LEE, 2011)
	NÍVEL LOGÍSTICO	(BERTAZZI et al., 2005; AHMADI JAVID; AZAD, 2010; AHMADI JAVID; SEDDIGHI, 2012; KUMAR; TIWARI, 2013; NEKOOGHADIRLI et al., 2014; DIABAT et al., 2015)
	PLANEJAMENTO TÁTICO	(MICHEL; VANDERBECK, 2012)
	POLÍTICAS DE DISTRIBUIÇÃO	(BERTAZZI et al., 2012)
	RESTRICÇÕES OPERACIONAIS	(YU et al., 2010; BENOIST et al., 2011; SONG; FURMAN, 2013)
	RISCO E LUCRO	(CHEN; LIN, 2009)
	ROTEIRIZAÇÃO	(VOLLING et al., 2013)

FONTE: O Autor (2015)

A partir do QUADRO 9 pode-se identificar alguns padrões interessantes. Primeiramente há uma clara concentração dos métodos de resolução em “heurísticas” e “programação dinâmica”, que englobam 12 dos 16 trabalhos agrupados pelo método de resolução. Quanto à estrutura do problema, há predominância apenas no critério “nível logístico”, demonstrando a importância do terceiro elo na cadeia de suprimentos. Ao mesmo tempo, restrições de janelas de tempo são de extrema dificuldade tratativa, e talvez isso justifique apenas dois trabalhos publicados, além do estudo amplo de (BENOIST et al., 2011), com esta restrição no âmbito do PRE estocástico. A próxima seção apresenta os trabalhos com contribuições majoritariamente voltadas às aplicações, também em ordem cronológica.

2.3.2 Trabalhos com aspectos aplicados para o PRE estocástico

O PRE foi introduzido por (BELL et al., 1983) em um problema real de distribuição de gás industrial. Neste estudo seminal, um depósito central atende a um conjunto de clientes dispersos geograficamente. Os autores empregam técnicas de previsão de séries temporais a fim de transformar as demandas estocásticas em determinísticas. Um modelo de programação inteira é proposto e resolvido por técnicas de relaxação lagrangeana, possibilitando reduzir os custos operacionais logísticos entre 6% e 10%.

Dez anos depois, (CHENG; DURAN, 2004) propõe um sistema de suporte à decisão para o transporte marítimo de petróleo bruto em escala mundial. O sistema desenvolvido é baseado em simulação à eventos discretos em processos de Markov, que incorpora incertezas quanto ao tempo de transporte e a demanda de petróleo cru. O problema é formulado como um IRP marítimo e resolvido por técnicas de programação dinâmica. No mesmo ano, (GAUR; FISHER, 2004) consideram um problema emergente de uma rede supermercadista da Holanda, cujo objetivo principal é determinar a programação semanal das entregas. Baseado nas informações de demanda prevista para as lojas, juntamente com todos os custos logísticos envolvidos, os autores propõe um sistema de gerenciamento que reduziu os custos operacionais em 4% no primeiro ano de utilização. O estudo reportava ainda a possibilidade de expandir a economia de custos em até 20% nos anos seguintes à implantação do sistema. No ano seguinte, (PERSSON; GÖTHE-LUNDGREN, 2005) apresentam um plano para otimização da entrega de múltiplos produtos derivados de petróleo entre refinarias através de embarcações. Os autores apresentam uma técnica de resolução mista, combinando geração de colunas, inequações válidas e ramificações restritas.

Dois anos depois, (AL-KHAYYAL; HWANG, 2007) também consideram um problema de PRE estocástico marítimo aplicado ao transporte de multiprodutos (commodities) de origem química em estado líquido e a granel. O trabalho traz como inovação a restrição de coleta e entrega além das características comuns de problemas de roteirização e estoques marítimos. Os estoques são dependentes do tempo, adicionando restrições de janela de entrega.

Agregando inovações teóricas, (WEN et al., 2010) introduzem o problema do roteamento de veículos periódico com demanda dinâmica. A inovação da abordagem refere-se ao fato de que as demandas dos clientes vão se revelando ao longo do

tempo. O estudo é baseado em um caso real de distribuição de alimentos na Suécia. Os autores propõem uma heurística em três fases, consistindo em selecionar um cliente para entrega, seguindo de uma heurística para busca em vizinhança variável para construção dos roteiros e um terceiro procedimento de pós otimização. Os autores não utilizam previsão de demanda e o problema recai em determinar um horizonte rolante de atendimento. Já (HEMMELMAYR et al., 2010) generaliza a abordagem determinística publicada em (HEMMELMAYR et al., 2008), ao resolver um PRE aplicado à distribuição de sangue entre hospitais a partir de um banco de sangue.

(ZHAO et al., 2010) por sua vez, tratam de um problema de distribuição de carvão a partir de um porto para subsidiárias localizadas ao longo de um rio. O processo de entrega é formulado como um sistema VMI e os autores apresentam um algoritmo baseado em processos de Markov, decidindo sobre a localização do depósito e as ações de distribuição e estocagem.

No ano de 2011, (SHEN et al., 2011) aborda um problema de entrega de petróleo cru a partir de um centro de distribuição para um conjunto de portos (clientes), considerando diferentes modais logísticos, envolvendo duto vias e embarcações petroleiras próprias e alugadas de diferentes capacidades. O objetivo do problema é determinar o volume transportado pelas dutovias, a quantidade de embarcações de cada tipo (capacidade) que deve ser alugada de terceiros, bem como a quantidade de frota própria utilizada a fim de minimizar os custos totais de transporte e estocagem. Os autores empregam uma estratégia via programação inteira e relaxação lagrangeana. O método é comparado com procedimentos heurísticos existentes. No mesmo ano, (UGGEN et al., 2011) empregam a técnica *fixed-and-relax* na resolução de um PRE estocástico e marítimo na distribuição de gás natural liquefeito.

Em (FURMAN et al., 2011), um modelo matemático para a otimização das operações de distribuição de gasóleo a vácuo da empresa Exxon Mobil é apresentado. O estudo envolve operações de transporte marítimo em embarcações com diferentes capacidades de carregamento, e gerenciamento misto do estoque, ou seja, a empresa é responsável por gerenciar os estoques de apenas uma parcela dos clientes.

No ano seguinte, (GUMASTA et al., 2012) aborda um caso de distribuição de produtos perecíveis no contexto do IRP. Neste caso, os parâmetros dos itens transportados são dependentes do tempo, como preço, qualidade, validade, entre outros. Neste mesmo ano, (PRESCOTT-GAGNON et al., 2012) estudam o problema de distribuição de óleo combustível, considerando diversas características inerentes

à problemas de roteirização, tal como múltiplos depósitos, janelas de tempo, troca de motoristas, entre outros. Neste estudo, os autores propõem três heurísticas, sendo uma busca tabu, uma BVA baseada em busca tabu e uma terceira que combina BVA com técnicas de geração de colunas. As comparações dos resultados obtidos apontam o domínio da BVA baseada em geração de colunas sobre as demais heurísticas.

Em um estudo de caso, (ARCHETTI et al., 2013) propõem heurísticas híbridas para a entrega de jornais impressos. O problema apresentado pelos autores consiste em um PRE com janelas de tempo e restrições adicionais do processo de impressão de jornais. O estudo envolve também a decisão de minimizar a quantidade de veículos necessários para efetuar a entrega.

No ano seguinte, (BRAHIMI; KHAN, 2014) analisam um caso real de terceirização das atividades de armazenagem de uma companhia petrolífera paquistanesa. Para isto, a empresa precisa determinar os locais dos centros de armazenagens que serão alugados. O estudo é modelado como um problema de forma integrada envolvendo localização de facilidades conjuntamente com produção, estoque e distribuição, e resolvida via programação inteira. Os autores generalizam a abordagem através de 1215 instâncias teóricas. A pesquisa apresenta uma análise de sensibilidade bastante completa, verificando os efeitos das decisões estratégicas (localização dos armazéns) sobre as decisões táticas e operacionais (produção, distribuição e estocagem). Mais recentemente, (WHEATLEY et al., 2015) formula um problema de localização, roteirização e estoques aplicado à indústria aeroespacial.

Em (NOLZ et al., 2014) um PRE aplicado à coleta de materiais farmacêuticos infecciosos descartáveis é tratado. O problema é formulado com dois objetivos: minimizar os riscos à saúde humana inerentes ao contexto, minimizando custos de transporte e estocagem decorrente deste processo. Os autores avaliam dados reais, considerando demanda estocástica para recolhimento desses itens, e mensuram a qualidade do serviço a partir de um conjunto de indicadores de desempenho baseado em preferências dos agentes. Uma heurística BAVA é apresentada.

Já (GOVINDAN, 2014) consideram um problema de dimensionamento de cadeia de suprimentos, comparando o sistema VMI com sistemas tradicionais. Os clientes possuem demanda estocástica, variante no tempo. O trabalho apresenta uma formulação matemática e propõe duas técnicas heurísticas baseada no método Silver-Meal. O estudo apresenta aplicações no setor farmacêutico.

Novas pesquisas no âmbito do PRE marítimo são apresentadas em (STÅLHANE et al., 2014), que aborda uma proposta para VMI de entregas do tipo *tramp shipping*. Esse modelo de distribuição é caracterizado por frequências irregulares de itens de baixo valor, normalmente a granel, que não demandam velocidade na entrega. O problema é modelado através de fluxo em arcos e uma abordagem de resolução mista, baseada em *branch-and-price* (instâncias pequenas) e métodos heurísticos (instâncias reais), é reportado.

Já (AGRA et al., 2015) resolvem um problema semelhante à (HALVORSEN-WEARE et al., 2013), porém com escala reduzida. O estudo é baseado em um caso real de distribuição de petróleo nas ilhas de Cabo Verde e as decisões de distribuição, estocagem e roteirização são tomadas sob incerteza climática, o que impede a verificação, *a priori*, dos tempos de transporte e atracagem nos portos. Os autores desenvolvem um modelo estocástico em dois estágios onde o primeiro resolve as decisões de roteirização, carregamento e descarregamento das embarcações ao passo que o segundo estágio trabalha com a programação e roteirização das entregas. O problema é resolvido por heurísticas e algoritmos aproximados.

Finalmente, (SOYSAL et al., 2015) incorpora decisões ambientais em um PRE com demanda não determinística, inserido na cadeia de distribuição de alimentos perecíveis. Os autores levam em conta a emissão de gases e consumo de combustível, além das questões de minimização de custos. Um estudo de caso na distribuição de tomate em uma rede supermercadista é apresentado.

A partir dos estudos levantados, pode-se proceder à uma organização das publicações em seções muito semelhantes ao caso determinístico. Assim, os trabalhos são divididos em dois segmentos: transporte marítimo e transporte terrestre, e em cada um desses segmentos, há uma subdivisão baseada no produto transportado ou na cadeia de suprimentos considerada. Tem-se portanto:

- **Transporte Marítimo:** Pesquisas que envolvam a distribuição ou a cadeia de suprimentos de petróleo e derivados, commodities a granel, gás natural liquefeito, carvão e *tramp shipping*.
- **Transporte Terrestre:** Pesquisas que envolvam a distribuição ou a cadeia de suprimentos de alimentos, coleta de resíduos, banco de sangue, jornais, produtos farmacêuticos, produtos perecíveis, petróleo e derivados, rede

supermercadista e indústria aeroespacial. O QUADRO 10a apresentado a seguir classifica os estudos detalhados nesta seção conforme os segmentos supracitados.

QUADRO 10: PRE ESTOCÁSTICO COM ASPECTOS APLICADOS

TRANSPORTE MARÍTIMO	CARVÃO	(ZHAO et al., 2010)
	GNL	(UGGEN et al., 2011)
	GRANÉIS	(AL-KHAYYAL; HWANG, 2007)
	PETRÓLEO E DERIVADOS	(CHENG; DURAN, 2004; PERSSON; GÖTHE-LUNDGREN, 2005; FURMAN et al., 2011; SHEN et al., 2011; BRAHIMI; KHAN, 2014; AGRA et al., 2015)
	TRAMP SHIPPING	(STÁLHANE et al., 2014)
TRANSPORTE TERRESTRE	AEROESPACIAL	(WHEATLEY et al., 2015)
	ALIMENTOS	(WEN et al., 2010)
	BANCOS DE SANGUE	(HEMMELMAYR et al., 2010)
	COLETA DE RESÍDUOS	(NOLZ et al., 2014)
	GÁS COMBUSTÍVEL	(BELL et al., 1983)
	JORNAIS	(ARCHETTI et al., 2013)
	PERECÍVEIS	(GUMASTA et al., 2012; SOYSAL et al., 2015)
	PETRÓLEO E DERIVADOS	(PRESCOTT-GAGNON et al., 2012)
	PRODUTOS FARMACÊUTICOS	(GOVINDAN, 2014)
	SUPERMERCADOS	(GAUR; FISHER, 2004)

FONTE: O Autor (2015)

Pelo quadro expostos, pode-se observar que a aplicação dominante nas pesquisas com PRE estocástico continua sendo a petrolífera. Destaca-se novamente que países produtores, beneficiadores e distribuidores encabeçam a lista dos que investem nesse tipo de estudo, como a Noruega, através de seus centros de pesquisa em logística de distribuição de petróleo.

O tópico 2.4 conduz um estudo bibliométrico a partir da extensa revisão de literatura realizada nas seções 2.2 e 2.3.

2.4 ESTUDO BIBLIOMÉTRICO PARA O PRE

O primeiro elemento da análise bibliométrica considera a evolução das publicações ao longo dos anos, iniciando em 1983 com (BELL et al., 1983) e finalizando em agosto de 2015. A base de dados consultada foi o portal de periódicos da CAPES além do portal *Taylor & Francis*, limitado a periódicos. A evolução quantitativa das publicações é apresentada na

FIGURA 9. Nota-se uma acentuação do número de trabalhos a partir da década de 2000, bem como uma concentração das publicações a partir deste referido ano. De fato, mais de 75% dos trabalhos foram publicados entre 2008 e 2015, justificando a atualidade do tema.

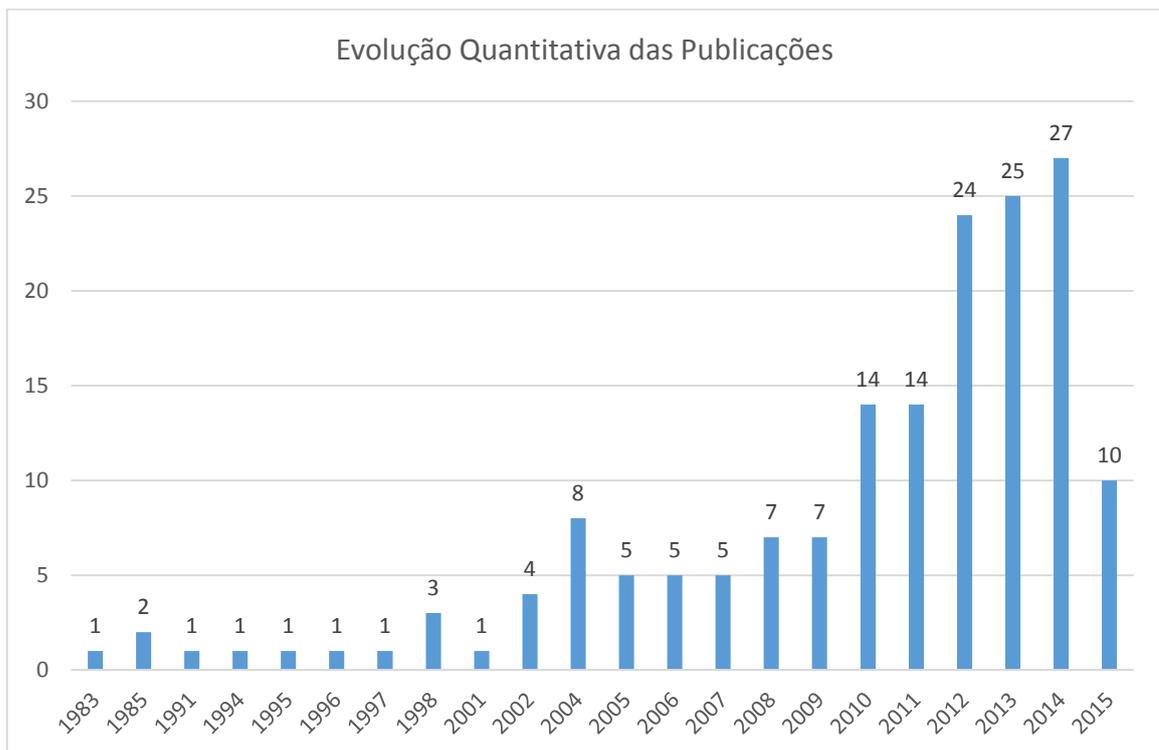


FIGURA 9 – EVOLUÇÃO DO NÚMERO DE PUBLICAÇÕES NO ÂMBITO DO PRE
 FONTE: O Autor (2015)

A análise seguinte considera os periódicos científicos no qual o estudo foi divulgado. A FIGURA 10 apresenta os artigos publicados em relação ao periódico que o publicou. A fim de facilitar a visualização, foram selecionados os periódicos com pelo menos 2 artigos publicados sobre o tema no período considerado.

O veículo privilegiado para a divulgação dos resultados científicos é a *European Journal of Operational Research* (EJOR), com 19 artigos publicados no período. O segundo periódico que mais divulgou trabalhos no âmbito do PRE foi a *Transportation Science* (TrSci), com 16 trabalhos. As siglas dos demais periódicos encontram-se na lista específica.

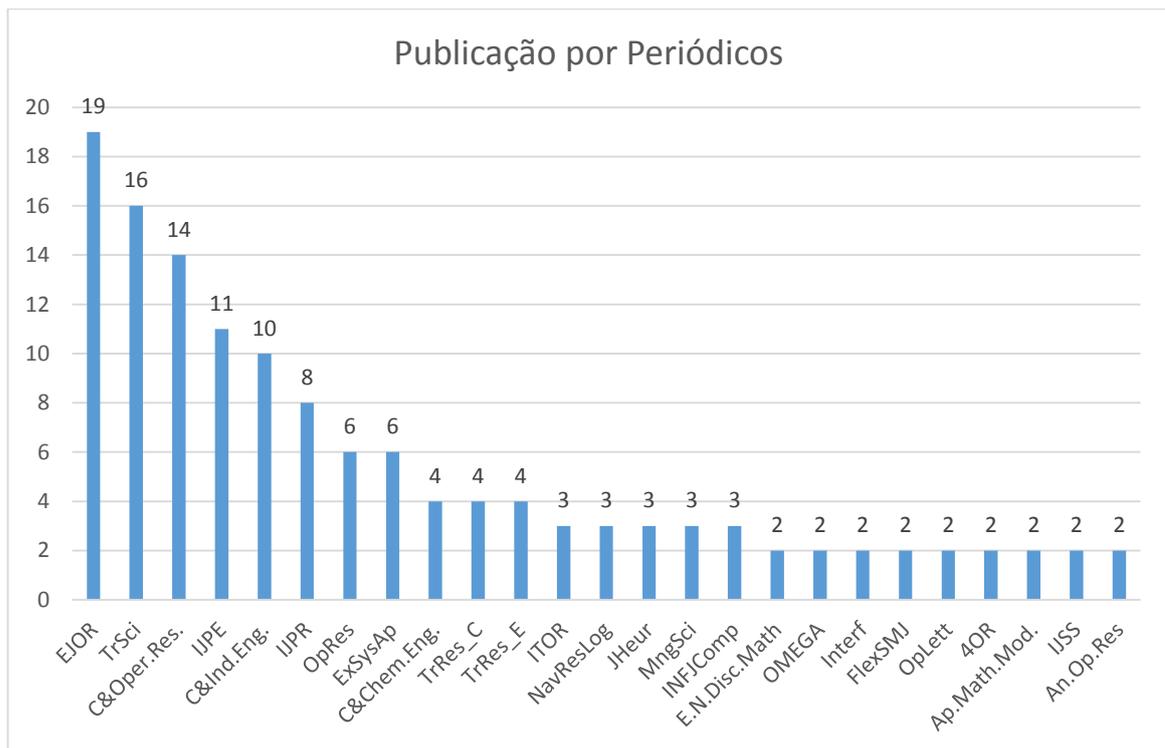


FIGURA 10 – NÚMERO DE PUBLICAÇÕES POR PERIÓDICOS
 FONTE: O Autor (2015)

A nacionalidade dos pesquisadores foi considerada para cada um dos autores do rol de trabalhos analisados. Dessa forma, por exemplo, um trabalho com 3 coautores, sendo dois norte-americanos e um canadense foi computado como duas observações para os Estados Unidos e uma para o Canadá. A contagem é feita por trabalho de forma que um mesmo autor que tenha publicado 5 trabalhos, é contado cinco vezes a ocorrência do país do autor. A FIGURA 11 apresenta as nacionalidades mais frequentes nas publicações no âmbito do PRE. Analisando a nacionalidade dos pesquisadores, observa-se uma predominância dos Estados Unidos sobre os demais países. Destacam-se também o Canadá, devido ao “*Centre interuniversitaire de recherche sur les reseaux d'entreprise, la logistique et le transport*” (CIRRELT), que envolve as principais universidades do país em um projeto de pesquisa em rede, além da Noruega, que dispõe de um robusto centro de pesquisa em logística marítima.

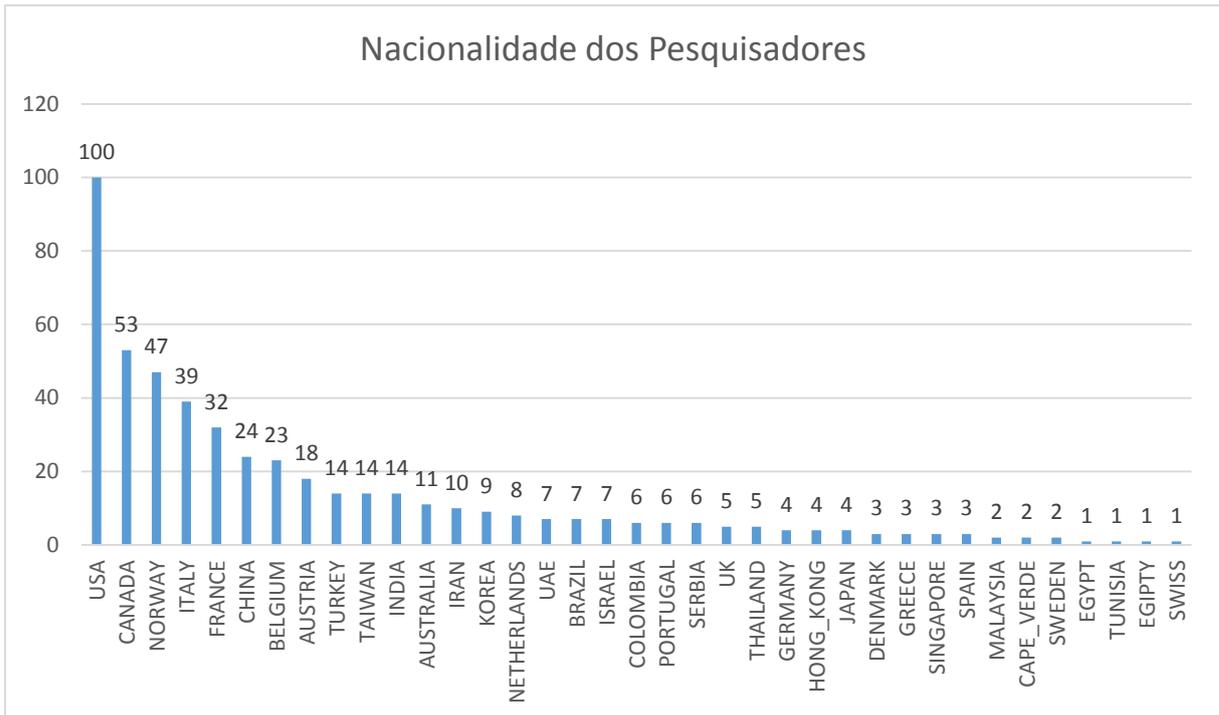


FIGURA 11 – NACIONALIDADE DOS PESQUISADORES
 FONTE: O Autor (2015)

Baseado nos dois gráficos anteriores, a FIGURA 12 apresenta a relação entre os periódicos utilizados pelas publicações dos pesquisadores oriundos dos quatro principais países. Em amarelo está indicado o país de origem do pesquisador que é coautor no artigo e em verde a sigla do periódico. A espessura da linha indica o número de autores. É possível observar que os norte-americanos e italianos utilizam uma gama mais extensa de periódicos em relação aos canadenses e noruegueses, que concentram suas pesquisas nos mesmos periódicos. A revista de maior divulgação, *EJOR*, articula com as quatro nações, com maior ênfase em norte-americanos e noruegueses.

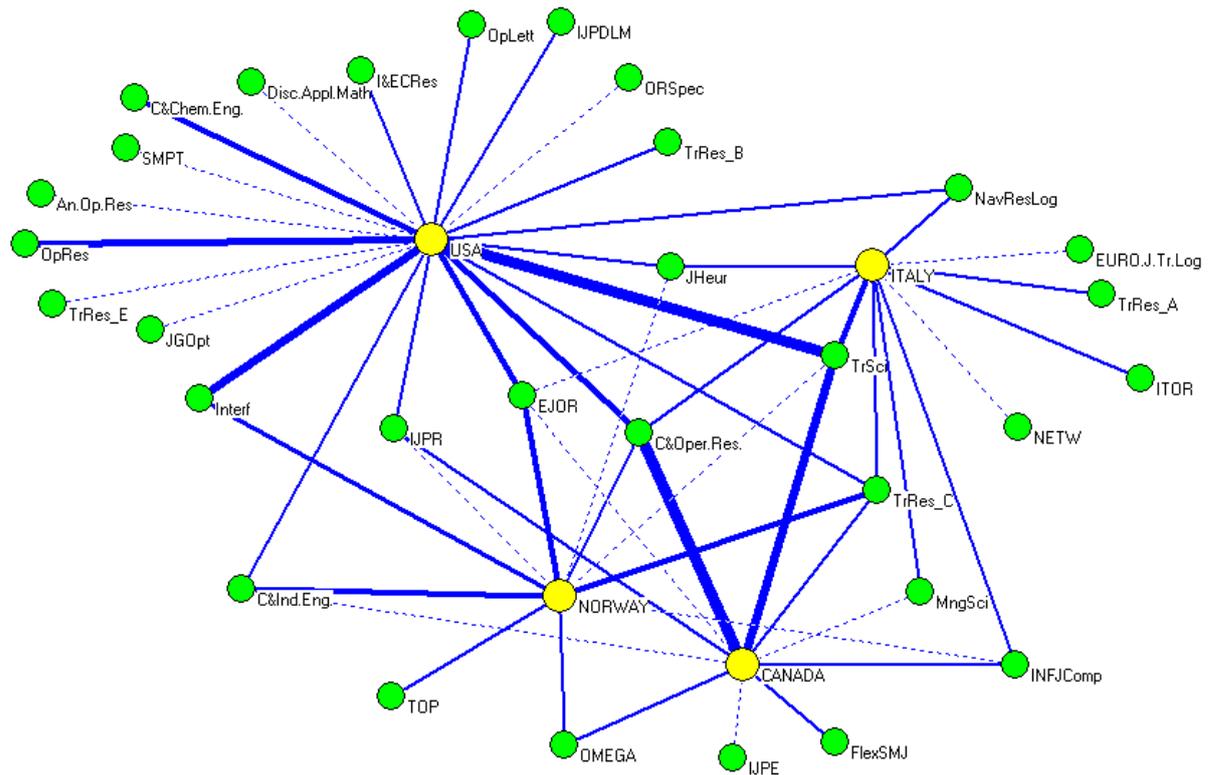


FIGURA 12 – REDE DE PERIÓDICOS POR NACIONALIDADE DOS PESQUISADORES
 FONTE: O Autor (2015)

2.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Diante da diversidade de variáveis e aplicações que permeiam os estudos sobre problemas de roteirização e estoques, torna-se bastante complexa qualquer construção generalizada para tratar sistematicamente esta área de pesquisa. Com esta perspectiva, a organização dos trabalhos ao longo das discussões baseou-se em conceitos simples, porém objetivos e claros.

Dessa maneira, foi possível enquadrar os estudos em duas categorias fundamentais, definidas pela disponibilidade de informações do problema, gerando as classes de trabalhos determinísticos e trabalhos estocásticos. Estes, por sua vez, foram suborganizados em estudos de cunho teórico e estudos aplicados. Com referência à esta última classe, é notório o apelo prático que as diferentes pesquisas discutidas possibilitam, dando um grande respaldo às situações logísticas reais que demandam alguma tratativa no âmbito do PRE.

Entende-se que essa disposição facilita a visualização integral da área de pesquisa, em detrimento às variáveis que definem o problema, e que foram generalizadas na FIGURA 4. As várias dimensões taxonômicas trazidas à discussão,

possibilitariam classificar o PRE em exatos 268272 variantes, o que inviabiliza qualquer catalogação objetiva.

Da mesma forma, a breve discussão bibliométrica sobre o tema demonstra a contemporaneidade, articulação do assunto e a pouca penetração desta área dentre pesquisadores brasileiros, motivando no avanço deste tema no Brasil.

3. PROBLEMA DE ROTEIRIZAÇÃO E ESTOQUES COM SISTEMA LOGÍSTICO EM TRÊS NÍVEIS: ABORDAGEM DETERMINÍSTICA

Este capítulo analisa uma variante inédita para o PRE com três níveis logísticos, incorporando algumas decisões ainda não consideradas em simultaneidade com essa estrutura de problema. Ao mesmo tempo, novas políticas de distribuição formuladas por lotes econômicos são introduzidas e verificadas. Finalmente, uma análise de desempenho é conduzida sobre um conjunto de problemas-teste gerados.

3.1 INTRODUÇÃO

Os sistemas de gerenciamento do estoque pelo fornecedor são caracterizados pela responsabilidade que este possui em relação aos estoques dos clientes. A gestão do estoque do fornecedor, no entanto, geralmente não é considerada. A própria definição do PRE determinístico na seção 2.2, simplifica que uma certa quantidade de produto r^i estava disponível no depósito, sem qualquer explicação de como esta quantidade foi obtida.

Uma das maneiras de abordar o gerenciamento do estoque do fornecedor em modelos VMI, envolve expandir a estrutura do problema para uma cadeia de suprimentos em três níveis. Cabe ressaltar que, embora a cadeia logística não seja mais de dois níveis, a decisão central sobre ela ainda está centrada no fornecedor, cabendo a ele decidir quando, quanto e de que forma abastecer os clientes, bem como seu próprio estoque.

Essa proposta difere de outras abordagens já discutidas, que tratam o PRE em três níveis. Em (BLUMENFELD et al., 1985), (ZHAO et al., 2008) e (GUERRERO et al., 2013), o estoque do fornecedor não é considerado, mas a distribuição dos produtos aos clientes pode ocorrer através de depósitos intermediários, caracterizando o modelo em três níveis.

A justificativa para a inclusão da decisão de abastecer o fornecedor emerge de um caso real de distribuição de gás em ambientes urbanos. Neste problema, uma empresa se defronta com a necessidade de abastecer seu próprio estoque, ao mesmo tempo que gerencia os estoques de seus clientes. Sempre que preciso for, a empresa precisa solicitar a reposição de seus estoques a partir de um outro fornecedor distante.

Esse fornecedor utiliza frota própria para efetuar as entregas, contudo, a distância percorrida é computada como um custo de processamento do pedido para a empresa. Ao mesmo tempo, a frota de veículos que a empresa dispõe para distribuir gás aos seus clientes é um componente de elevada oneração, em função dos custos de operação e manutenção desses caminhões. Neste sentido, o dimensionamento da frota de veículos se coloca como uma decisão operacional, que precisa ser observada a cada período de entrega. Diante desse cenário, a próxima seção formaliza e modela o problema tratado neste capítulo.

3.2 FORMALIZAÇÃO DO PROBLEMA

O PRE em três níveis é formulado sobre um grafo completo e não orientado, $G = (V, A)$, onde $V = \{0, \dots, n+1\}$ é o conjunto de vértices e $A = \{(i, j) \in V, i \neq j\}$ o conjunto de arcos. O vértice “0” refere-se ao fornecedor, o subconjunto $V' = \{0, \dots, n\}$ representa os clientes e “ $n+1$ ” a base de fornecimento, que abastece o estoque do fornecedor. Cada arco $(i, j) \in A$ possui um custo não negativo c_{ij} . A distância entre o fornecedor (vértice 0) e a base (vértice $n+1$) é denotada por c_{0n+1} . As decisões do problema são formuladas sobre um horizonte temporal discreto e finito $T = \{1, \dots, p\}$. O cliente i possui uma demanda não negativa normalmente distribuída e conhecida a priori, $d_i^t, \forall i \in V', \forall t \in T$. Seu custo de estocagem respectivo é dado por h_i e sua capacidade de armazenamento C_i , sendo mC_i a quantidade mínima que deve ser mantida no estoque por questões operacionais, calculada como uma proporção de C_i . No período $t = 0$, é conhecido o estoque inicial $I_i^0, \forall i \in V$. Assume-se que a base de fornecimento possui uma quantidade de produto suficiente para atender à demanda do fornecedor ao longo de T , utilizando frota própria para isso. Este por sua vez, possui uma capacidade máxima de estocagem C_0 e custo de estocagem h_0 .

O fornecedor dispõe de uma frota, teoricamente ilimitada, de veículos, onde cada veículo k , com $k = 1, 2, \dots, K$ e K é um número tão grande quanto se queira. Cada veículo possui a mesma capacidade de carregamento L e um custo fixo associado pela utilização do veículo f_k . A frota é responsável pelo atendimento do conjunto de

clientes V' . Conforme ilustrado na FIGURA 13, resolução do problema consiste em decidir sobre:

- **Fornecedor**

1. Quando abastecer o seu próprio estoque a partir da base?
2. Quanto solicitar que seja entregue quando esta estiver programada?

- **Clientes**

1. Quando abastecer o cliente a partir do fornecedor?
2. Quanto entregar ao cliente em cada atendimento?
3. Como combinar um conjunto de entrega em roteiros de menor custo?

- **Frota de Veículos**

1. Como dimensionar a frota de veículos para realizar as entregas do fornecedor para o cliente?

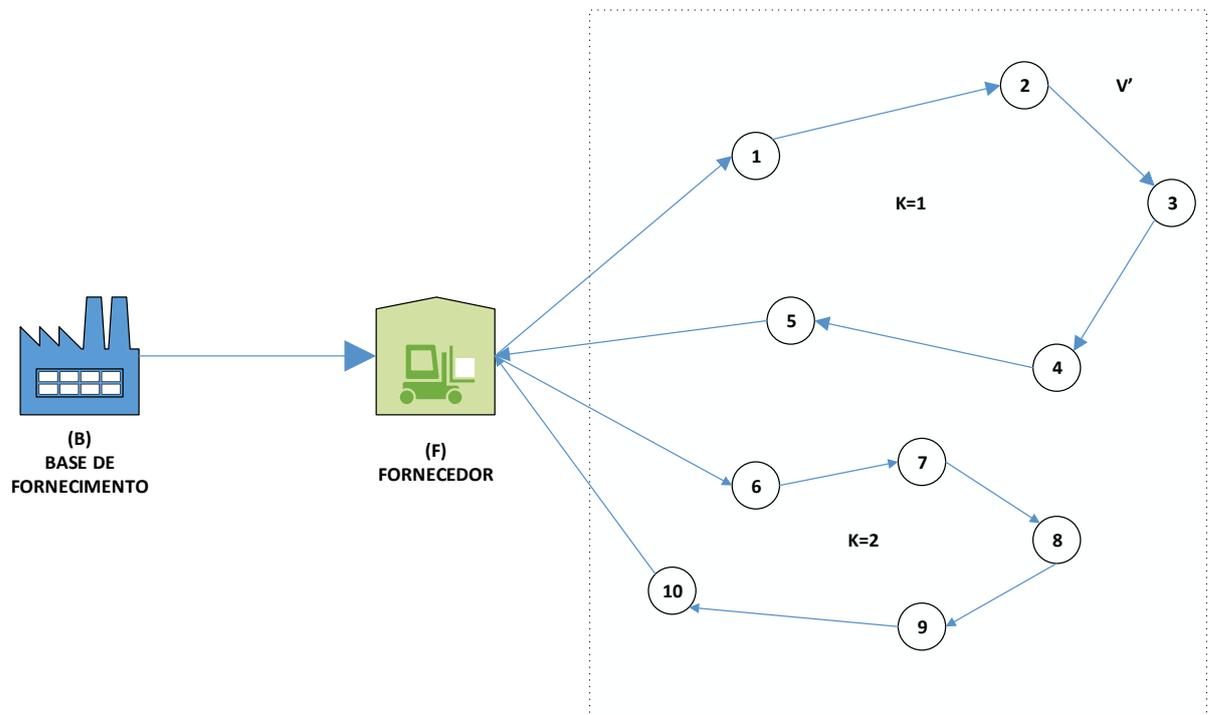


FIGURA 13 – PRE EM TRÊS NÍVEIS
FONTE: O Autor (2015)

As variáveis de decisão do problema são descritas como:

- θ_k^t : Variável binária, que assume o valor “1” se o veículo k será utilizado para realizar uma entrega no período t e “0”, caso contrário.
- x_{ijk}^t : Variável binária, que assume o valor “1”, se o arco (i,j) é percorrido no início do período t pelo veículo k e “0”, caso contrário.
- y_{ik}^t : Variável binária, que assume o valor “1”, se o cliente i é visitado pelo veículo k no início do período t e “0”, caso contrário.
- λ^t : Variável binária, que assume o valor “1”, se o fornecedor é abastecido pela base no período t e “0”, caso contrário.
- r^t : Quantidade entregue ao fornecedor no início do período t pela base.
- I_i^t : Nível de estoque do cliente i ao término do período t .
- I_0^t : Nível de estoque do fornecedor ao término do período t .
- q_{ik}^t : Quantidade entregue ao cliente i no período t pelo veículo k .
- f_{ij}^t : Fluxo de veículos que chega ao nó j vindo de i no início do período t .

As restrições do problema são detalhadas a seguir:

- O estoque I_i^t do cliente i não deve exceder sua capacidade C_i nem ser inferior ao mínimo requerido mC_i ao longo de T .
- O estoque do fornecedor, I_0^t , não pode ser negativo nem superior à sua capacidade respectiva de armazenagem, C_0 , ao longo de T .
- Cada cliente i deve ser atendido por um único veículo, não sendo permitido a ocorrência de entregas fracionadas
- O volume transportado pelo veículo k no período t não deve exceder sua capacidade L .
- Cada veículo deve realizar apenas uma rota de entrega por período, devendo esta iniciar e terminar no depósito.

Inicialmente, para a política de distribuição flexível ML e baseado no modelo proposto por (COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012), o PRE em três níveis é definido como um modelo de programação linear inteira mista binária (PLIMB) como segue.

$$\text{Min} = \sum_{t=1}^p I_0^t h_0 + 2 \sum_{t=1}^p \lambda^t c_{0n+1} + \sum_k^K f_k \sum_{t=1}^p \theta_k^t + \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^p I_i^t h_i + \sum_{i=0}^n \sum_{j=0, j \neq i}^n \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^p c_{ij} x_{ijk}^t \quad (1)$$

A função objetivo enunciada em possui 5 componentes, sendo:

- $\sum_{t=1}^p I_0^t h_0$: **Custo de estocagem do fornecedor**

Calculado pelo modelo de revisão periódica, onde o custo unitário de estocagem é multiplicado pelos respectivos níveis de estoque ao final de cada período, e somados ao longo do horizonte de planejamento.

- $2 \sum_{t=1}^p \lambda^t c_{0n+1}$: **Custo de abastecimento do fornecedor**

Calculado como a distância euclidiana c_{0n+1} entre o fornecedor “0” e a base de fornecimento “n+1”, multiplicado pela variável de decisão que indica se o fornecedor foi abastecido no período t e pela constante 2, contemplando o trajeto de ida e o trajeto de volta, e somado ao longo do horizonte de planejamento.

- $\sum_k^K f_k \sum_{t=1}^p \theta_k^t$: **Custo fixo de alocação da frota**

Considera a soma dos custos unitários de alocação do veículo k , multiplicado pelo número de vezes que estes veículos foram utilizados durante o horizonte de planejamento. O limite superior K é uma constante tão grande quanto se queira, e informa o número de veículos utilizados para efetuar as entregas do fornecedor para o conjunto de clientes.

- $\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^p I_i^t h_i$: **Custo de estocagem dos clientes**

Calculado pelo modelo de revisão periódica, onde o custo unitário de estocagem é multiplicado pelos respectivos níveis de estoque ao final de cada período, somados para todos os clientes em todos os períodos.

- $\sum_{i=0}^n \sum_{j=0, j \neq i}^n \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^p c_{ij} x_{ijk}^t$: **Custo de transporte para os clientes**

Calculado como a soma de todos os arcos percorridos por todos os veículos empregados para a realização das entregas, em todos os horizontes de tempo considerados, ponderados pelo custo de deslocamento.

A função objetivo está sujeita às seguintes restrições:

1. Limites de Estoque do Fornecedor. Deve ser inferior à capacidade de armazenagem do fornecedor e não negativo:

$$I_0^t \leq C_0, \quad \forall t \in T \quad (2)$$

$$I_0^t \geq 0, \quad \forall t \in T \quad (3)$$

2. Limites de Estoque do Cliente. Deve ser inferior à capacidade de armazenagem do cliente e superior ao mínimo requerido:

$$I_i^t \leq C_i, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (4)$$

$$I_i^t \geq mC_i, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (5)$$

3. Estoque no fornecedor. O estoque no fornecedor ao final de cada período t é dado como o estoque disponível ao final do período anterior ($t-1$), adicionado à quantidade abastecida pela base no início do período t , subtraída da soma das quantidades entregues pela frota de veículos aos clientes durante o período:

$$I_0^t = I_0^{t-1} + r^t - \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t, \quad \forall t \in T \quad (6)$$

4. Estoque dos Clientes. O estoque do cliente i ao final do período t é calculado como o estoque disponível ao final do período anterior ($t-1$), mais a quantidade recebida pelo cliente i no período t , menos a demanda desse cliente no período.

$$I_i^t = I_i^{t-1} + \sum_{k=1}^K q_{ik}^t - d_i^t, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (7)$$

5. Quantidade reabastecida pela base. A quantidade recebida pelo fornecedor não pode ser superior ao volume disponível no estoque no período. Nota-se que se variável de decisão λ^t for igual à zero, obrigatoriamente a quantidade entregue também será. O conjunto de restrições (9) se sobrepõe ao conjunto (8).

$$r^t \leq (C_0 \lambda^t - I_0^{t-1}), \quad \forall t \in T \quad (8)$$

$$r^t \geq 0, \quad \forall t \in T \quad (9)$$

6. Quantidade recebida pelos clientes. Deve ser limitada ao volume disponível no estoque do cliente no período t , calculado pela capacidade menos o estoque no final do período anterior ($t-1$). O conjunto de inequações (10) consideram a possibilidade que o cliente possa ser servido por mais de um veículo no período, já (11) garante que o volume entregue será superior a zero se algum arco que percorre o cliente i no período t for percorrido por algum veículo k . Já o conjunto de equações (12) e (13) restringe a possibilidade de rotas abertas e (10) do cliente ser servido por mais de um veículo. O conjunto (14) garante que o cliente i seja visitado ao máximo uma vez no período:

$$\sum_{k=1}^K q_{ik}^t \leq C_i - I_i^{t-1}, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (10)$$

$$\sum_{k=1}^K q_{ik}^t \leq C_i \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^K x_{ijk}^t, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (11)$$

$$q_{ik}^t \leq y_{ik}^t C_i, \quad \forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (12)$$

$$\sum_{k=1}^K y_{ik}^t \leq 1, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (13)$$

$$\sum_{j=0}^n x_{ijk}^t \leq 1, \quad \forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (14)$$

7. Capacidade de carregamento do veículo. O volume transportado por um veículo no período não pode ser superior à sua capacidade de carregamento, desde que esse veículo seja selecionado para realizar uma entrega no período.

$$\sum_{i=1}^n q_{ik}^t \leq L(\theta_k^t), \quad \forall t \in T \quad (15)$$

8. Número de veículos utilizados. A quantidade de veículos que irá compor a frota não deve exceder uma certa quantidade K , onde K é um número tão grande quanto se queira.

$$\sum_{k=1}^K \theta_k^t \leq K, \quad \forall t \in T \quad (16)$$

9. Restrições de conservação de fluxo. Formulados para evitar a ocorrência de subciclos. Em (17), toda rota que se inicia no fornecedor ($i=0$) termina no fornecedor. Em (18), se um veículo chega a um determinado cliente, a rota deve continuar, ao menos que o cliente seja o fornecedor. Em (19), para um certo período t , o fluxo de produto que chega em um cliente i transportado por um veículo k , subtraído do fluxo de produto que saí desse cliente carregado pelo mesmo veículo, deve ser igual à quantidade entregue ao cliente i pelo veículo k . Em outras palavras, se o cliente i for visitado pelo veículo k no período t , necessariamente ele será abastecido por q_{ik}^t . Finalmente em (20), o fluxo de produto que passa pelo cliente i é limitado à capacidade de carregamento do veículo L , e só irá ocorrer se o cliente for servido por algum veículo no período:

$$\sum_{i=1}^n x_{0ik}^t = \sum_{i=1}^n x_{i0k}^t, \quad \forall t \in T, \forall k \in K \quad (17)$$

$$\sum_{i=0}^n x_{ijk}^t + \sum_{i=0}^n x_{jik}^t = 2y_{ik}^t, \quad \forall j \in V \cup 0, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (18)$$

$$\sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^K f_{jik}^t - \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^K f_{ijk}^t = \sum_{k=1}^K q_{ik}^t, \quad \forall i \in V, \forall t \in T \quad (19)$$

$$f_{jik}^t \leq L y_{ik}^t \quad \forall i, j \in V, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (20)$$

10. Domínio das variáveis. Estabelece o conjunto de valores válidos para as variáveis de decisão do problema.

$$f_{ijk}^t \geq 0, \quad \forall i, j \in V, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (21)$$

$$I_i^t \geq 0, \quad \forall i \in V, \forall t \in T \quad (22)$$

$$q_{ik}^t \geq 0, \quad \forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (23)$$

$$r^t \geq 0, \quad \forall t \in T \quad (24)$$

$$x_{ijk}^t, y_{ik}^t \in \{0,1\}, \quad \forall i, j \in V, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (25)$$

$$\lambda^t \in \{0,1\}, \quad \forall t \in T \quad (26)$$

$$\theta_k^t \in \{0,1\}, \quad \forall t \in T, \forall k \in K \quad (27)$$

O modelo apresentado é bastante limitado para a resolução de problemas de grande porte, dado a complexidade combinatorial de suas variáveis de decisão, que aumentam dramaticamente com o incremento de clientes, períodos e número de veículos. Para ilustrar tal situação, um problema de dimensões bastante reduzidas com $n=5$ clientes, $K=2$ veículos e $p=5$ períodos tem-se um total de 500 variáveis de decisão, sendo 360 binárias, com 748 restrições. Já para um problema de porte um pouco maior, com 15 clientes ($n=15$), 10 períodos ($p=10$) e 4 veículos ($K=4$), possui 11640 variáveis de decisão, sendo 10240 binárias, totalizando 13335 restrições. Um problema de porte médio, com 50 clientes ($n=50$), 10 períodos ($T=10$) e 4 veículos ($K=4$), possui 127460 variáveis de decisão, sendo 99960 binárias, totalizando 225180 restrições. Os tópicos a seguir discutem as políticas de distribuição para o PRE determinístico.

3.3 POLÍTICA DE DISTRIBUIÇÃO *MAXIMUM LEVEL* (ML)

A política ML generaliza a política de atendimento dos clientes, liberando a quantidade entregue entre o volume disponível no estoque em um certo período e a capacidade de estocagem. Essa restrição está contemplada pelo conjunto de equações (10)-(14). Por ser mais flexível, esta política tende a produzir resultados de menor custo, em comparação à políticas restritas. Ao mesmo tempo, caso não seja formulado um conjunto de regras, a dificuldade de resolução do problema aumenta consideravelmente.

(BERTAZZI; SPERANZA, 2013), apresentam um tutorial sobre problemas de roteirização e estoques, detalhando suas características e discutindo com profundidade as políticas de distribuição. Os autores apontam que a política *ML* é sempre superior à qualquer outra estratégia, no entanto tratam a limitação do estoque de maneira bastante flexível. Já (SHIGUEMOTO; ARMENTANO, 2010) analisam a política *ML* para o PRE com veículo único. O trabalho enfatiza a redução de custo desta política sobre a *OU*. O estudo também considera a política de *Maximum Level* de forma integrada para múltiplos produtos e verifica que esta estratégia apresenta custos significativamente menores para o caso dissociado em produtos únicos. Em (COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012) a política ML é resolvida em um PRE com múltiplos veículos e comparada com a política *Order-up-to level*. Os resultados da política OU em relação à política ML foram em geral 4,34% mais custosos. Em (COELHO et al., 2013), uma relação de estudos que utilizam esta política de distribuição para o PRE.

3.4 POLITICAS DE DISTRIBUIÇÃO *ORDER-UP-TO LEVEL* (OU)

A política OU é uma abordagem bastante frequente e implica restringir à quantidade entregue ao cliente, sempre que este receber uma visita. Dessa forma, a quantidade entregue será calculada como a diferença entre o estoque disponível no período e a capacidade de estocagem do cliente. Embora os resultados sejam pouco menos competitivos, a facilidade de implementação acaba sendo um fator que muitas vezes justifica a utilização desta política.

A estratégia foi proposta por (BERTAZZI et al., 2002), e replicada pelos trabalhos de (BERTAZZI et al., 2005), (ARCHETTI et al., 2007), (SOLYALI; SURAL,

2011), (ARCHETTI et al., 2012), (COELHO, L. C. et al., 2012), (COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012), (ADULYASAK, YOSSIRI et al., 2012b), (MICHEL; VANDERBECK, 2012), (LAPORTE; COELHO, 2013), (COELHO, L.; LAPORTE, 2013), (COELHO, L. C.; LAPORTE, 2013).

Particularmente, (BERTAZZI et al., 2005) analisam a política *OU* em um problema complexo de produção e distribuição objetivando minimizar os custos totais envolvidos envolvendo as decisões de produção, reposição e transporte. Os custos contemplam as esferas fixas e variáveis da produção, os custos de transporte e estocagem do fornecedor e dos clientes. A política *order-up-to-level* clássica é comparada com uma de suas variantes, que trata da política de distribuição ao último ponto de demanda da rota, limitando a quantidade de entrega a este ponto como sendo o mínimo valor entre o máximo de produto que este cliente pode receber e a capacidade de transporte residual do veículo. Os autores propõem duas estratégias de decomposição para o PRE, dividindo-o em um subproblema de produção e outro de decomposição. O estudo conclui que não há grande influência entre as soluções obtidas pelos problemas decompostos na solução final. Já (SOLYALI; SURAL, 2011) apresentam uma abordagem híbrida para resolver o PRE clássico para produto único, sob a política de distribuição *OU*, acoplando um algoritmo *branch-and-cut* e heurísticas de roteirização *a priori*. O estudo apresenta como maior contribuição a melhoria dos resultados disponíveis na literatura.

A formulação para a política de distribuição *OU* se baseia em (ARCHETTI et al., 2007) e sua formulação requer duas restrições adicionais sobre a quantidade entregue aos clientes. Estendendo o modelo proposto por (ARCHETTI et al., 2007) para uma frota com múltiplos veículos, tem-se:

$$q_{ik}^t \geq C_i y_{ik}^t - I_i^{t-1}, \quad \forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (28)$$

$$q_{ik}^t \leq C_i y_{ik}^t, \quad \forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (29)$$

O conjunto de equações (28) impõe que, se o cliente i é visitado pelo veículo k no período t , ou seja, $y_{ik}^t = 1$, a quantidade entregue ao cliente se transforma em

$q_{ik}^t = C_i - I_i^{t-1}$. Já se o cliente não for visitado no período, a equação (28) é sobreposta pelo domínio da variável q_{ik}^t e se torna zero. Ao adicionar as equações (28) e (29) ao modelo, a política OU fica garantida.

Conforme já citado, a política *ML* tende a prevalecer sobre a política *OU*. Em contextos adicionais à (COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012), o trabalho proposto por (COELHO, L. C. et al., 2012) compara as políticas *ML* e *OU* no contexto do Problema de Roteirização e Estoques com Transbordo (PRET). Os autores não concluem sobre a prevalência de uma política sobre a outra, visto que os testes computacionais estão centrados em avaliar o efeito do transbordo entre os pontos de demanda dentro de cada política individualmente.

(ARCHETTI et al., 2012) trabalham com o PRE clássico, para um único veículo e comparam as políticas *ML* e *OU* para problemas com até 200 clientes e 6 períodos de planejamento. As instâncias são resolvidas na otimalidade por modelos de programação inteira. A heurística proposta pelos autores permitiu avaliar o desempenho das estratégias *ML* e *OU* em relação à solução ótima. O desvio obtido política *Order-up-to-level* foi 0,08% superior ao ótimo, ao passo que a política *Maximum-level* apresentou 0,05% de desvio. Ressalta-se que tais valores estão atrelados à parametrização dos custos de transporte e armazenagem, bem como às quantidades entregues dentro da política *ML*.

Na medida em que a política *ML* permite ao fornecedor realizar entregas em quantidades flexíveis dependendo do nível de estoque do cliente, estas tendem a ser mais frequentes, porém com abastecimentos em menor volume, reduzindo o custo de estocagem. Em virtude da redução na quantidade entregue, o volume de estoque do fornecedor e o número de visitas aumenta, incrementando, portanto, o custo de estocagem no fornecedor e o custo de transporte.

A política *OU*, por sua vez, eleva o nível de estoque dos clientes e conseqüentemente seu custo associado pelo fato das recargas alcançarem a capacidade de armazenamento. Contudo, as visitas menos frequentes e a maior quantidade entregue reduzem o custo de estocagem do fornecedor e o custo de transporte. O próximo tópico discute uma nova política de distribuição baseado no cálculo de um lote econômico de entrega (LE) equilibrar os custos de transporte e de estocagem, através do cálculo de quantidades fixas.

3.5 POLÍTICAS DE DISTRIBUIÇÃO DE LOTE ECONÔMICO DE ENTREGA

Embora os resultados otimizados da política *ML* sejam superiores à qualquer outra abordagem, desde que a solução ótima global do problema seja garantida, é particularmente difícil implementá-la. Nos trabalhos de (COELHO, L. C. et al., 2012; COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012; COELHO et al., 2014), uma estratégia baseada na resolução de um algoritmo de fluxo em redes garante bons resultados para a política *ML*, especialmente quando combinadas com algoritmos exatos para a resolução geral do PRE. Por essa dificuldade de implementação, a política *OU* tende a ser frequente, visto que sua tratativa é mais facilitada. Os resultados, porém, são inferiores.

Neste contexto, esta seção tem por objetivo o desenvolvimento de uma política de distribuição equilibrada, baseada no cálculo de lotes econômicos de entrega. O objetivo é encontrar um ponto de equilíbrio entre os custos de transporte e estocagem, minimizando os custos totais.

Alternativamente, a literatura apresenta alguns estudos que contemplam a formulação de lote econômico de entrega (*LE* ou *EOQ - Economic Order Quantity*) no contexto de problemas de roteirização. Alguns trabalhos inserem-se em políticas de partição fixa, como (ANILY; BRAMEL, 2004a, 2004b; ZHAO et al., 2006; ZHAO; WANG; LAI, K K, 2007). Essa abordagem, no entanto, decide sobre um conjunto de clientes de forma agregada, sendo que as entregas são programadas para grupos de atendimentos e não prioriza algumas particularidades dos clientes, como a variação da demanda ao longo do tempo. Já outros trabalhos apresentam algumas limitações, como (RAA; AGHEZZAF, 2009b) que propõem uma abordagem prática para o PRE, onde a formulação *EOQ* é utilizada para determinar um ciclo ótimo de visitas ao conjunto de clientes. Entretanto, o trabalho pauta em comparar o desempenho da heurística propostas com outras abordagens semelhantes, não enfatizando a política de distribuição por lote econômico com outras políticas de entrega. Além disso, a formulação não considera a decisão de dimensionamento da frota.

Em (RAA; AGHEZZAF, 2008) uma formulação *LE* é apresentada envolvendo quatro componentes de custo: custos fixos de operação do veículo, custos de transporte, custos de processamento do pedido e custos de estocagem. Os autores consideram um PRE para um único veículo, com a possibilidade de múltiplos roteiros em um mesmo período. Uma heurística de quatro estágios é proposta para a

resolução do problema, envolvendo primeiramente uma partição do conjunto de clientes para construir posteriormente os múltiplos roteiros entre as partições formadas. No terceiro estágio é determinada a frequência dos roteiros e no último, a programação das rotas. Já (LIU; LEE, 2011) consideram uma revisão para um modelo de LE contínuo, porém o trabalho não especifica quais parâmetros são considerados.

(SINDHUCHARO et al., 2005) propõem uma política LE na criação de um sistema de reposição periódica com múltiplos veículos, onde a demanda do conjunto de clientes é constante ao longo do tempo. Pelo fato da demanda ser determinística, os autores justificam a adoção de uma política de LE. Os testes computacionais foram realizados em instâncias geradas pelos autores e as comparações foram centradas nas diferentes abordagens resolutivas propostas, variando de técnicas de geração de colunas à heurísticas gulosas com procedimento de busca ampla em vizinhança.

No presente estudo, a formulação para a política de LE baseia-se em (SINDHUCHARO et al., 2005), estendida para uma situação onde a demanda dos clientes não é constante, embora conhecida *a priori*. Pautou-se para a formulação do modelo básico de revisão periódica o considera o custo total do sistema de reposição (C_s), disponível em (SCHWARZ, 2008), e apresentado em (30).

$$C_{s_i} = C_{p_i} \left(\frac{D_i}{Q_i} \right) + h_i (\bar{I}_i), \quad \forall i \in V' \quad (30)$$

No conjunto de equações (30), C_{s_i} é o custo de repor um cliente i , D_i é a demanda do período para o cliente i , C_{p_i} é o custo de processamento do pedido e h_i é o custo unitário de estocagem por período para o cliente i . A variável \bar{I}_i refere-se ao estoque médio do cliente i , enquanto Q_i define o lote econômico de entrega. O conjunto (30) é formulado para apenas um período de planejamento. A partir dela, esta tese introduz três formulações para políticas de distribuição baseadas no cálculo de lotes econômicos de entrega. Essas políticas se diferenciam em relação ao número de parâmetros considerados, conforme segue.

3.5.1 Políticas baseadas no cálculo de Necessidades Líquidas (LE-NL)

Esta formulação estende a equação (30), adequando seus parâmetros conforme os dados do problema. Assim, A demanda do cliente i (D_i) é calculada como uma demanda média por período, dada pelo conjunto de equações (31).

$$D_i = \frac{1}{p} \sum_{t=1}^p d_i^t, \quad \forall i \in V' \quad (31)$$

O estoque médio do cliente é calculado como a média aritmética entre a quantidade recebida pelo cliente ao longo do horizonte de planejamento T (assumindo que o cliente i pode ser atendido em todos os períodos), e seu respectivo estoque ao longo do mesmo período. Tem-se, portanto:

$$\bar{I}_i = \frac{pQ_i + \frac{1}{p} \sum_{t=1}^p I_i^t}{2}, \quad \forall i \in V' \quad (32)$$

Onde pQ_i é a quantidade de produto recebido pelo cliente mais os estoques no final do período. Esses estoques já deduzem a demanda do cliente ao longo do horizonte de planejamento. Simplificando (32), tem-se:

$$\bar{I}_i = \frac{1}{2} \left(Q_i p + \frac{\sum_{t=1}^p I_i^t}{p} \right), \quad \forall i \in V' \quad (33)$$

O custo de processamento do pedido (Cp_i) é calculado a partir da ponderação entre dois componentes: distância e quantidade transportada. Com relação à distância, o parâmetro ideal seria o comprimento do arco que conecta o cliente i com o seu predecessor na rota. Como este predecessor não é conhecido *a priori*, considera-se como *proxy* o deslocamento médio entre todos os possíveis pontos de origem até o referido cliente i .

Nesta formulação, o conjunto de clientes potencialmente candidatos a serem pontos de origem para formar um arco com o cliente i é delimitado pelo conjunto S^t . Um cliente $j \in S^t$ se a condição (24) for satisfeita.

$$j \in S^t \mid d_j^t > (I_j^{t-1} - mC_j), \quad \forall j \in V', \forall t \in T \quad (34)$$

Assim, o custo de transporte para atender o cliente i no período t , é dado pelo deslocamento médio entre o cliente i e todos os clientes que pertencem à S^t . O conjunto de equações (28) representa esse custo de transporte (dis_i^t).

$$dis_i^t = \frac{1}{n_t'} \sum_{j \in S^t} c_{ij}, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (35)$$

Onde n_t' é a cardinalidade do conjunto S^t . Para um parâmetro independente do período, o componente da distância para o cliente i (Dis_i), é definido pelo custo de transporte médio conforme (36).

$$Dis_i = \frac{1}{p} \sum_{t=1}^T \sum_{j \in S^t} \left(\frac{c_{ij}}{n_t'} \right), \quad \forall i \in V', \forall j \neq i \quad (36)$$

O segundo componente do custo de processamento do pedido é a quantidade transportada. A partir de conceitos discutidos em (WANKE, 2012), adota-se que, quanto maior for a fração de carga do cliente i em relação à carga total transportada pela frota, maior é o custo de transporte associado. A fração de carga do cliente i no período t (r_i^t), é calculada pela razão entre a mínima quantidade entregue ao cliente i no período t ($q_{ik}^t = d_i^t - [I_i^{t-1} - mC_i]$) e a quantidade total mínima a ser entregue no período $\left(\sum_{j \in S^t} d_j^t - [I_j^{t-1} - mC_j] \right)$, conforme (37).

$$r_i^t = \frac{d_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i)}{\sum_{j \in S^t} d_j^t - (I_j^{t-1} - mC_j)}, \text{ tal que, } d_i^t > (I_i^{t-1} - mC_i),$$

$$\forall j \neq i, \forall i \in V', \forall t \in T \quad (37)$$

É observado que o cliente i terá sua fração de carga r_i^t calculada no período t se sua respectiva necessidade líquida for maior que zero. Expandindo r_i^t para o horizonte de planejamento, calcula-se em (38) a fração média, produzindo o componente de quantidade (R_i) para o cálculo do custo de processamento do pedido.

$$R_i = \frac{1}{p} \sum_{t=1}^p \left[\frac{d_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i)}{\sum_{j \in S^t} d_j^t - (I_j^{t-1} - mC_j)} \right], \text{ tal que, } d_i^t > (I_i^{t-1} - mC_i),$$

$$\forall i \in V', \forall j \neq i, \quad (38)$$

Finalmente, Cp_i é calculado pelo produto de (36) e (38), ou seja, a ponderação entre o componente de distância Dis_i e o componente de quantidade R_i (equação 39).

$$Cp_i = \frac{1}{p^2} \sum_{t=1}^p \left[\sum_{j \in S^t} \left(\frac{c_{ij}}{n_t'} \right) \right] \left[\frac{d_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i)}{\sum_{j \in S^t} d_j^t - (I_j^{t-1} - mC_j)} \right] \text{ tal que, } d_i^t > (I_i^{t-1} - \min C_i),$$

$$\forall i \in V', \forall j \neq i, \quad (39)$$

O custo do sistema de reposição (Cs_i) no contexto do PRE é obtido pela substituição das equações (39), (33) e (31) na equação (30). O conjunto de equações (40), apresenta o resultado.

$$Cs_i = \frac{1}{p^2} \sum_{t=1}^p \left[\sum_{j \in S^t} \left(\frac{c_{ij}}{n_t'} \right) \right] \left[\frac{d_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i)}{\sum_{j \in S^t} d_j^t - (I_j^{t-1} - mC_j)} \right] \left[\frac{\frac{1}{p} \sum_{t=1}^p d_i^t}{Q_i} \right] + h_i \frac{1}{2} \left[Q_i p + \frac{\sum_{t=1}^p I_i^t}{p} \right],$$

$$\text{tal que, } d_i^t > (I_i^{t-1} - mC_i), \forall i \in V', \forall j \neq i \quad (40)$$

Derivando (40), conforme ilustrado na equação (34) e resolvendo para Q_i tem-se o lote econômico de entrega para o cliente i conforme (41).

$$\frac{\partial}{\partial Q_i} \left(\frac{1}{p^2} \sum_{t=1}^p \left[\sum_{j \in S^t} \left(\frac{c_{ij}}{n_t'} \right) \right] \left[\frac{d_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i)}{\sum_{j \in S^t} d_j^t - (I_j^{t-1} - mC_j)} \right] \left[\frac{\frac{1}{p} \sum_{t=1}^p d_i^t}{Q_i} \right] + h_i \frac{1}{2} \left[Q_i p + \frac{\sum_{t=1}^p I_i^t}{p} \right] \right) = 0 \quad (41)$$

$$Q_i = \sqrt{\frac{2 \left[\frac{1}{p^2} \sum_{t=1}^p \sum_{j \in S^t} \left(\frac{c_{ij}}{n_t'} \right) \left(\frac{d_i^t - (I_i^{t-1} - \min C_i)}{\sum_{j \in S^t} d_j^t - (I_j^{t-1} - \min C_j)} \right) \right] \left[\sum_{t=1}^p d_i^t \right]}{h_i}} \quad (42)$$

$$\text{tal que, } d_i^t > (I_i^{t-1} - mC_i), \forall i \in V', \forall j \neq i$$

A política implica que se o cliente i for visitado pelo veículo k no período t , a quantidade recebida por este deve ser igual ou múltiplo do seu respectivo lote econômico (Q_i), limitado por sua capacidade de armazenagem C_i . A formulação do modelo PLIMB para a política LE requer a adição da equação (43), modificando a equação (3) do modelo original, de forma que:

$$q_{ik}^t = \min(C_i - I_i^{t-1}; \theta_i^t Q_i), \theta_i^t = \left\lceil \frac{d_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i)}{Q_i} \right\rceil$$

$$\forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (43)$$

Onde θ_i^t é o maior valor inteiro (“teto”) da divisão entre a quantidade necessária a ser entregue ao cliente i (necessidade líquida) e o próprio lote econômico Q_i .

3.5.2 Políticas baseadas no cálculo de Necessidades Brutas (LE-NB)

A formulação LE-NB não considera o estoque disponível do cliente no período cliente para o cômputo do custo do processamento do pedido. Dessa maneira, não há diferenciação dos clientes para atendimento no período pela regra $d_i^t > (I_i^{t-1} - \min C_i)$, dado que todos são potencialmente candidatos. Assim, S^t é dado pelo próprio conjunto V . O custo de transporte para atender ao cliente i independente do período fica sendo.

$$Dis_i = \frac{1}{n} \left(\sum_{j=0, j \neq i}^n c_{ij} \right), \quad \forall i \in V' \quad (44)$$

Conforme (44), o componente de distância (Dis_i) é calculado como a média aritmética dos deslocamentos de todos os nós do grafo $G=(V,A)$ ao cliente i em específico.

Já a fração de carga para o cliente i também independe do período e é determinada pela parcela da demandada pelo cliente ao longo do horizonte p em relação à demanda total de V' . O componente de quantidade (R_i) é dado por (45).

$$R_i = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^p d_i^t} \left(\sum_{t=1}^p d_i^t \right), \quad \forall i \in V' \quad (45)$$

O custo de processamento do pedido do cliente i permanece sendo o produto entre R_i e Dis_i .

$$Cp_i = \frac{\frac{1}{n} \left(\sum_{j=0, j \neq i}^n c_{ij} \right) \left(\sum_{t=1}^p d_i^t \right)}{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^p d_i^t}, \quad \forall i \in V' \quad (46)$$

Tanto a demanda, estoque médio e custo de estocagem são idênticos à formulação LE-NL. O custo do sistema de reposição é dado por (46).

$$Cs_i = \frac{1}{npQ_i \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^p d_i^t} \left[\left(\sum_{j=0, j \neq i}^n c_{ij} \right) \left(\sum_{t=1}^p d_i^t \right)^2 \right] + \frac{h_i}{2p} \left[Q_i p^2 + \sum_{t=1}^p I_i^t \right], \quad \forall i \in V' \quad (47)$$

Derivando (47) e resolvendo para Q_i tem-se o lote econômico conforme (48). A formulação para o modelo da seção 2 segue a equação (43).

$$Q_i = \sqrt{\frac{2 \left[\sum_{j=0, j \neq i}^n c_{ij} \left(\sum_{t=1}^p d_i^t \right)^2 \right]}{h_i (np)^2 \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^p d_i^t}}, \quad \forall i \in V' \quad (48)$$

3.5.3 Políticas baseadas no cálculo de Distâncias (LE-D)

Esta terceira proposta atende aos mesmos parâmetros da LE-NB, exceto por desconsiderar a fração de carga, fazendo com que o custo de processamento do pedido seja idêntico à (44). As equações que determina o custo do sistema de reposição do cliente i é apresentado em (41).

$$Cs_i = \frac{1}{npQ_i} \left[\sum_{j=0, j \neq i}^n c_{ij} \sum_{t=1}^p d_i^t \right] + \frac{h_i}{2p} \left[Q_i p + \sum_{t=1}^p I_i^t \right], \quad \forall i \in V' \quad (49)$$

O lote econômico de entrega para LE-D descrito em (42) é obtido pela derivada de (49) em relação à Q_i e resolvido para este mesmo termo. A modelagem também segue (43).

$$Q_i = \sqrt{\frac{2 \sum_{j=0, j \neq i}^n c_{ij} \sum_{t=1}^p d_i^t}{h_i n p}}, \quad \forall i \in V' \quad (50)$$

3.6 REABASTECIMENTO DO FORNECEDOR

O reabastecimento do fornecedor a partir da base é realizado na forma de uma entrega direta, dado que não há possibilidade de combinar as entregas do fornecedor com o abastecimento dos cliente, uma vez que as frotas de veículos são distintas. Por essa estrutura, o cálculo de um lote econômico de entrega é ensejado. Dessa maneira, uma formulação semelhante às políticas LE é apresentado como segue.

Seja DF a demanda total do fornecedor ao longo do horizonte de planejamento. Obviamente, DF é determinada pela política de distribuição utilizada para reabastecer aos clientes. Matematicamente, o parâmetro é definido como a diferença entre tudo que o fornecedor precisa entregar ao conjunto de clientes V' em T , subtraído do seu estoque inicial respectivo I_0^0 . Caso o estoque inicial do fornecedor seja suficiente para atender a quantidade programada de entrega aos clientes ao longo do horizonte de planejamento, automaticamente $DF=0$. Tem-se portanto:

$$DF = \begin{cases} 0, & \text{se } \sum_{t=1}^p \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t \leq I_0^0 \\ \sum_{t=1}^p \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t - I_0^0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (51)$$

Partindo da equação (30), o custo do sistema de reposição para o fornecedor é descrito na equação (52).

$$Cs_0 = Cp_0 \left(\frac{DF}{r^t} \right) + h_0 (\bar{I}_0), \quad (52)$$

Onde C_{S_0} é o custo do sistema, C_{p_0} é o custo de processamento do pedido, r^t é o lote econômico de entrega ao fornecedor, que será fixo e independente do período, podendo ser substituído pela constante r , h_0 é o custo de estocagem do depósito e \bar{I}_0 é o estoque médio, calculado como a média dos estoques ao final de cada período. Baseado na formulação do estoque do fornecedor discutida no modelo e apresentada na (6), tem-se:

$$\bar{I}_0 = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p I_0^t, \quad (53)$$

Onde a equação (6) do modelo que define o estoque do fornecedor é dada por: $I_0^t = I_0^{t-1} + r - \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K q_{ik}^t, \forall t \in T$, modificada pela retirada do índice t no valor da quantidade r entregue ao fornecedor Substituindo a expressão (6) na equação (53), tem-se:

$$\bar{I}_0 = \frac{1}{p} \sum_{t=1}^p I_0^t = \frac{1}{p} \sum_{t=1}^p \left(I_0^{t-1} + r - \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K q_{ik}^t \right) = \frac{1}{p} \sum_{t=1}^{p-1} I_0^t + pr - \frac{1}{p} \sum_{t=1}^p \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K q_{ik}^t \quad (54)$$

Onde r é a notação utilizada para a quantidade que reabastece o fornecedor, que nesta modelagem é considerada constante ao longo do horizonte de planejamento, sendo representado apenas por r , definindo o próprio lote de entrega.

O custo de processamento do pedido de reabastecimento do fornecedor (C_{p_0}), é dado pela distância entre a base e o depósito multiplicada por 2 (ida e volta), conforme (55). A frota utilizada para essa entrega é responsabilidade da base, mas o custo de transporte é arcado pelo fornecedor.

$$C_{p_f} = 2c_{0n+1} \quad (55)$$

Assim, o custo de sistema de reposição do fornecedor, a partir da equação (52), tem-se a expressão geral, apresentada em (56).

$$Cs_i = 2c_{0n+1} * \left(\frac{\sum_{t=1}^p \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t - I_0^0}{r} \right) + h_0 * \left(\frac{1}{p} \sum_{t=0}^{p-1} I_0^t + p * r - \frac{1}{p} \sum_{t=1}^p \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K q_{ik}^t \right) \quad (56)$$

Igualando a derivada de (56) em relação à r e resolvendo para esse parâmetro, tem-se o lote econômico de reabastecimento do fornecedor conforme (57).

$$r = \sqrt{\frac{2c_{0n+1} \left[\sum_{t=1}^p \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t - I_0^0 \right]}{h_0 p}} \quad (57)$$

O fornecedor é reabastecido de acordo com a regra do ponto de pedido, ou seja, sempre que seu estoque disponível em t for menor que a quantidade total que deve ser entregue aos clientes no mesmo período.

Embora a formulação da política de reabastecimento do fornecedor siga a mesma estratégia para todas as políticas de distribuição consideradas (ML, OU e LE), observa-se que as quantidades entregues ao fornecedor pela base dependem diretamente das quantidades entregues pelo fornecedor aos clientes ao longo do horizonte de planejamento. Portanto, o reabastecimento do fornecedor é consequência da estratégia de distribuição implementada para o elo fornecedor-cliente.

3.7 INDICADORES DE DESEMPENHO LOGÍSTICO

As métricas de desempenho buscam determinar parâmetros norteadores das políticas de distribuição adotadas para além da análise relativa ao custo total produzido por essas estruturas de distribuição. Nesta dimensão, esta tese introduz novos parâmetros de análise de desempenho logístico, expandindo alguns estudos disponíveis na literatura.

Popularmente, indicadores de desempenho em logística frequentemente se limitam ao volume transportado por distância percorrida, ou simplesmente “volume por

distância”. Todavia, segundo (SONG; SAVELSBERGH, 2007), este indicador não é capaz de avaliar a qualidade de uma estratégia de distribuição de forma isolada, mesmo em casos onde os clientes possui uma demanda constante ao longo do tempo. Isso se deve ao fato de outras variáveis impactarem diretamente na qualidade da política de distribuição, como a dispersão dos clientes ou a capacidade de armazenagem destes. Contudo, os mesmos autores argumentam que o “volume por distância” é particularmente útil como recurso de monitoramento, visto que um incremento da relação entre quantidade entregue por distância percorrida indica que o planejamento das entregas está se tornando mais eficiente.

A fim de ampliar a capacidade de análise, propõe-se neste trabalho uma métrica adicional para o transporte: a taxa de ocupação média da frota, além do “volume por distância”. Pela citada influência que a variabilidade da capacidade de estocagem dos clientes exerce sobre a qualidade da política de distribuição, uma métrica de estoque também é considerada. Finalmente, a estratégia de entregas diretas para o reabastecimento do fornecedor é também contemplada com um indicador de análise sobre sua taxa média de estocagem, em relação à capacidade nominal de armazenamento.

3.7.1 Métricas de transporte I: Volume transportado por distância percorrida (*Qtr/Dist*)

Classicamente, o “volume por distância” expressa a razão entre a quantidade total de produto transportado pela distância total percorrida ao longo de T . Em um sistema logístico em três níveis, esta métrica incorpora a política de entrega aos clientes bem como a estratégia de reposição do fornecedor. Matematicamente, o indicador é definido como segue.

$$Qtr / Dist = \frac{\sum_{t=1}^p \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t}{\left[2 \sum_{t=1}^p \lambda^t c_{0n+1} \right] + \left[\sum_{i=0}^n \sum_{j=0, j \neq i}^n \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^p c_{ij} x_{ijk}^t \right]} \quad (58)$$

A quantidade total entregue contempla o fluxo entre o segundo e o terceiro nível da cadeia (fornecedor-cliente), enquanto a distância total percorrida leva em conta os

três níveis, dado que, quanto maior o fluxo de produto entre o elo fornecedor-cliente, maior tenderá a ser o fluxo base-fornecedor.

3.7.2 Métricas de transporte II: Taxa média de uso da frota ($TxFrU$)

A taxa de utilização da frota mensura a média de ocupação de capacidade que cada veículo parte do depósito para a realização das entregas aos clientes. O indicador é calculado pela razão entre a quantidade total carregada por um veículo k ($k=1, \dots, K$), dada pela soma das quantidades individuais dos clientes atendidos pela rota realizada por k , e a capacidade nominal de carregamento L . A média é calculada para a frota e posteriormente para o horizonte de planejamento, produzindo um índice global apresentado a seguir.

$$TxFrU = \frac{1}{pK} \sum_{t=1}^p \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n \left[\frac{q_{ik}^t}{L} \right] \quad (59)$$

A hipótese natural é que quanto mais carregado o veículo iniciar a rota, menores serão os custos de transporte. Contudo, quanto mais produto os veículos transportarem, maiores poderão ser o custo de estocagem nos clientes.

3.7.3 Métricas de estoque I: Taxa média de estocagem dos clientes ($TxInvC$)

A taxa média de estocagem dos clientes ($TxInvC$) avalia como a política de distribuição determina os níveis finais de estoque no cliente a cada período do horizonte de planejamento. O indicador é calculado como a média para todos os clientes, e destes, a média para todos os períodos, da taxa percentual de ocupação dos estoques em relação à capacidade nominal de estocagem. A equação (60) apresenta a estrutura matemática da $TxInvC$. Este indicador capta o efeito da quantidade transportada no nível terceiro da cadeia.

$$TxInvC = \frac{1}{np} \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^p \left[\frac{I_i^t}{C_i} \right] \quad (60)$$

Devido ao impacto que o custo de estocagem tem na operação global de sistemas VMI, especialmente em situações onde o produto armazenado possui grande valor, esta métrica acaba sendo indispensável para uma melhor avaliação de desempenho das estratégias de distribuição.

3.7.4 Métricas de estoque II: Taxa média de estocagem do fornecedor ($TxInvF$)

De forma equivalente ao conjunto de clientes, este indicador avalia os efeitos da estratégia de abastecimento do fornecedor pela base, mensurando a taxa média de ocupação do fornecedor ao longo do horizonte de planejamento. Notadamente, o reabastecimento do fornecedor depende de forma direta da política de distribuição aos clientes adotada. Assim, este indicador mensura os efeitos sobre os níveis de estoque do fornecedor, decorrente de sua necessidade de abastecimento pela base, devido à política de distribuição adotada para o atendimento dos clientes. A equação 61 apresenta a estrutura matemática do indicador.

$$TxInvF = \frac{1}{p} \sum_{t=1}^p \left[\frac{I_0^t}{C_0} \right] \quad (61)$$

3.8 ESTRATÉGIA DE RESOLUÇÃO PARA O PRE DETERMINÍSTICO EM TRÊS NÍVEIS

Devido a já comentada complexidade combinatorial do problema, métodos exatos são fortemente desencorajados na obtenção de boas solução com um tempo de processamento aceitável. Por esta razão, esta seção discute uma nova abordagem heurística para a resolução do problema de roteirização e estoques em três níveis. No intuito de reduzir a complexidade do problema, uma estratégia multinível é proposta.

A abordagem adotada é semelhante à estrutura desenvolvida nos trabalhos de (CAMPBELL; SAVELSBERGH, 2004), (KANG; KIM, 2010), (MJIRDA et al., 2012) e mais recentemente (CORDEAU et al., 2014) e (RAHIM et al., 2014), e consiste em decompor o PRE em subproblemas, facilitando a resolução. Apesar da semelhança com outras abordagens, a particularidade do problema tratado nesta tese enseja o

emprego de operadores e procedimentos ainda não utilizados e/ou combinados por outros trabalhos na literatura.

De acordo com as oportunidades de decomposição, propõe-se nesta tese uma heurística de que decompõe o PRE em três subproblemas, independentemente da política de distribuição adotada (ML, OU e LE): o primeiro atua na resolução de um problema de programação de entregas e determina os períodos de abastecimento, bem como as quantidades que devem ser entregues aos clientes. Ao resolver este primeiro problema, o PRE é automaticamente decomposto em p problemas de roteirização de veículos (PRV) com demanda determinística, todos eles conhecidos *a priori*. Assim, a resolução desses PRV's resultantes envolve dois novos procedimentos de decomposição, dividindo o problema de roteirização em dois procedimentos clássicos: um de agrupamento dos pontos de demanda e seguido da roteirização dos clientes designados para cada grupo. O problema de agrupamento de pontos é classicamente abordado na literatura como uma variante do problema das p -medianas. Já a roteirização para os pontos formados implica na resolução do problema do caixeiro viajante (PCV). Ao finalizar essa estratégia de decomposição, tem-se uma solução viável para o PRE. A partir disso, uma nova abordagem baseada em busca em vizinhança ampla é então aplicada para gerar soluções de menor custo. A ideia básica do algoritmo é sintetizada pela FIGURA 14. Na sequência, cada etapa do procedimento heurístico proposto é detalhada.

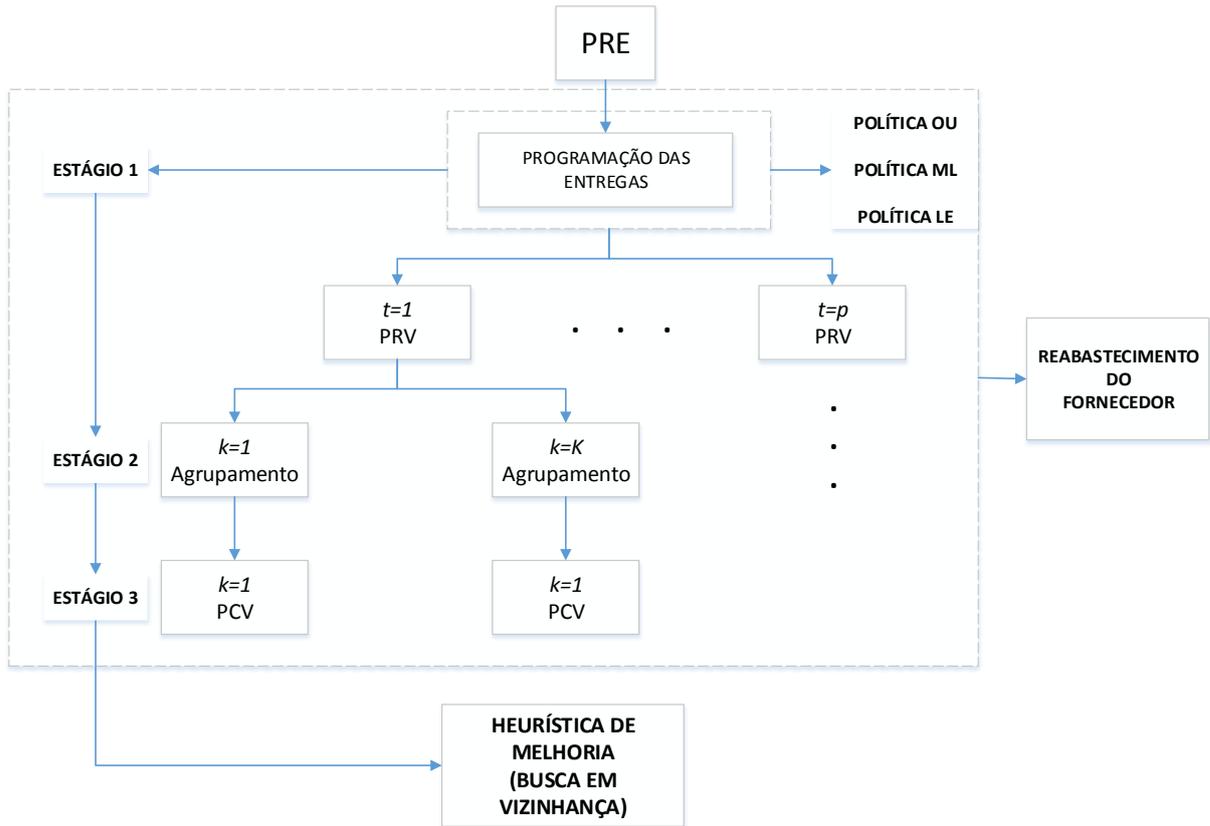


FIGURA 14 – ESQUEMA PARA RESOLUÇÃO DO PRE DETERMINÍSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

3.8.1 Programação das entregas dos clientes (Estágio 1)

A programação das entregas aos clientes implica responder aos questionamentos básicos 1 e 2 (ver seção 2.1) na resolução do problema de roteirização e estoques. Estas questões, todavia, dependem diretamente das políticas de distribuição implementadas, diferenciando-se em relação à cada uma delas. Ao mesmo tempo, o volume programado para ser entregue pelo fornecedor aos clientes é a informação que determina o dimensionamento da frota de veículos, decisão esta que foi incorporada por esta tese em relação à outras abordagens da literatura.

3.8.1.1 Programação conforme política ML

Para cada período t do horizonte de planejamento, a programação conforme a política de distribuição ML observa se o estoque disponível do cliente i no início do período, que por definição de conservação de fluxo é idêntico ao estoque no final do período anterior, é suficiente para atender à demanda. Caso não seja, o cliente i terá

uma entrega programada no período, pois está na eminência de ruptura. Já se o estoque for suficiente para atender a demanda, não haveria necessidade de atender o cliente no período. Contudo, a inclusão de um cliente que não está na eminência de ruptura pode ser um elemento minimizador de custo, dado que este cliente pode estar próximo de outros clientes que estão em ruptura eminente, propiciando assim uma economia nos custos de transporte.

A regra de abastecimento adota a seguinte estrutura: seja y_{ik}^t a variável que determina se o cliente i será atendido por algum veículo k no instante t . Se o cliente i estiver em ruptura eminente, ou seja, se a demanda do cliente no período for superior à quantidade disponível no estoque (estoque no período anterior, subtraído da quantidade mínima que por questões operacionais deve ser mantida no estoque) $d_i^t > I_i^{t-1} - mC_i$, a variável y_{ik}^t assume o valor 1 ($y_{ik}^t = 1$) e o cliente i será atendido no período. Já se $d_i^t \leq I_i^{t-1} - mC_i$, um processo randômico de análise é conduzido. Neste processo, um número aleatório g entre $[0,1]$ é sorteado e comparado com o percentual ocupado da capacidade de estoque, em relação ao período de planejamento que está sendo analisado. A decisão de abastecer o cliente i em um dado período t é resumida na função de reação de programação (62).

$$y_{ik}^t = \begin{cases} 1, & \text{se } d_i^t > (I_i^{t-1} - mC_i) \\ 1, & \text{se } d_i^t \leq (I_i^{t-1} - mC_i) \text{ e } g < \frac{t}{p} \left[\frac{I_i^{t-1}}{C_i} \right], \text{ onde } g \sim U(0,1) \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

$$\forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (62)$$

De acordo com a função de reação, quanto maior for o período de análise, ou seja, quanto mais próximo de p estiver t , menor a probabilidade do cliente i ser abastecido sem estar em ruptura eminente. Da mesma forma que, quando maior for o percentual de ocupação do estoque, dado pela razão, $\frac{I_i^{t-1}}{C_i}$, menor será a chance de atendimento nessa situação.

Caso $y_{ik}^t = 1$, calcula-se a quantidade a ser entregue no período t . No caso da política ML, esta quantidade pode ser qualquer valor entre o nível de estoque no final do período anterior ($t-1$) e a capacidade de estocagem do cliente. A regra de quantidade a ser entregue é descrita em (63).

$$q_{ik}^t = \begin{cases} \min \left[d_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i) + g \frac{t}{p} (C_i - I_i^{t-1}) ; L ; C_i - I_i^{t-1} \right], & \text{se } d_i^t > I_i^{t-1} - mC_i \\ \min \left[g \frac{t}{p} (C_i - I_i^{t-1}) ; L ; C_i - I_i^{t-1} \right], & \text{se } d_i^t \leq I_i^{t-1} - mC_i, \text{ onde } g \sim U(0,1) \end{cases}$$

$$\forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (63)$$

Se o cliente i estiver em eminência de ruptura ele irá receber a mínima quantidade para evitar esta ruptura, dada por $d_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i)$, acrescido de uma parcela adicional $g \frac{t}{p} (C_i - I_i^{t-1})$, que depende do número aleatório sorteado g , do período t que está que a quantidade está sendo programada e pelo espaço disponível no estoque do cliente no período. Se o resultado desta soma for superior à capacidade do veículo, esta irá determinar a quantidade entregue, e o veículo designado irá efetuar uma entrega direta. Convém destacar que, dependendo dos valores gerados para a demanda, a ruptura poderá ainda ocorrer se $d_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i) > L$. Entretanto, assume-se que esta situação não poderá acontecer para o PRE determinístico.

Caso o cliente i não esteja em ruptura eminente no período e tiver uma entrega programada ($y_{ik}^t = 1$), a quantidade entregue será calculada como um valor contido entre o volume disponível no estoque, dado por $(C_i - I_i^{t-1})$, ponderado pelo período t em relação ao horizonte e o número aleatório g .

Quanto mais cedo for a programação (menores valores para t), menor será a quantidade que poderá ser programada para a entrega. Essa regra objetiva minimizar os custos de estocagem, que serão tanto maiores quanto mais cedo uma quantidade adicional, além das necessidades líquidas, for entregue ao cliente.

3.8.1.2 Programação conforme política OU

Os períodos de entrega são programados na política OU de maneira idêntica à programação na política ML, conforme 62. A programação das quantidades é bastante simplificada, seguindo a regra de abastecer a totalidade do espaço disponível no estoque do cliente, sempre que este possuir uma entrega programada para o período. A equação 64 calcula essa quantidade.

$$q_{ik}^t = \begin{cases} (C_i - I_i^{t-1}), & \text{se } y_{ik}^t = 1 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad \forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (64)$$

3.8.1.3 Programação conforme política LE

Da mesma forma que as políticas OU e ML, a programação dos períodos de entrega para a política de distribuição por lote econômico seguem a função de reação descrita em 62. O cálculo das quantidades entregues para $y_{ik}^t = 1$ é determinado conforme

$$q_{ik}^t = \begin{cases} \min(C_i - I_i^{t-1}; \theta_i^t Q_i), & \theta_i^t = \left\lceil \frac{d_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i)}{Q_i} \right\rceil \text{ se } d_i^t > (I_i^{t-1} - mC_i) \\ \min\left(C_i - I_i^{t-1}; g \frac{t}{p} Q_i\right), & \text{se } d_i^t \leq (I_i^{t-1} - mC_i), \text{ onde } g \sim U(0,1) \end{cases}$$

$$\forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (65)$$

Onde o lote econômico de entrega é calculado conforme (42) para os lotes baseados em necessidades líquidas (LE-NL), (48) para os lotes baseados em necessidades brutas (LE-NB) e (50) baseado nos lotes calculados somente pelas distâncias (LE-OD). Observa-se que a política LE se converte em uma política OU quando as quantidades dimensionadas nos lotes econômicos Q_i superam o espaço disponível em estoque.

3.8.1.4 Matriz de Programação de Entregas

Após o cálculo dos instantes de atendimento e das quantidades entregues, em cada instante, uma matriz com a programação das entregas é construída, baseada em uma abordagem temporal discreta, como saída do estágio 1 para cada uma das políticas de distribuição implementadas. A “MatrizEntrega” com dimensão $n \times p$ é apresentada à seguir, onde o número de linhas define o número de clientes e o número de colunas é dado pelo horizonte de planejamento. Por simplificação, as quantidades indicadas nas células da matriz não carregam mais o índice de veículos k , pois este requisito independe do veículo que realiza a entrega.

$$\begin{array}{cccc}
 & & t = 1 & \dots & t = p \\
 \text{MatrizEntrega} = & i = 1 & q_1^1 & \dots & q_1^p \\
 & \dots & \cdot & \cdot & \cdot \\
 & i = n & q_n^1 & \dots & q_n^p
 \end{array} \quad (66)$$

O próximo tópico detalha as estratégias de resolução dos subproblemas derivados após a programação das entregas dos clientes.

3.8.2 Agrupamento dos pontos de demanda (Estágio 2)

Definido a programação das entregas, a informação de quando atender a um cliente e quanto entregar a ele na ocasião deste atendimento, o conjunto de clientes programados para cada período t podem ser agrupados conforme a proximidade geográfica e semelhança entre as quantidades entregues.

O agrupamento dos pontos de demanda pode ser formulado como uma variante do Problema das p -Medianas Capacitado (PPMC). O problema consiste na localização de p -facilidades dentre um grupo de pontos candidatos, satisfazendo a demanda de um conjunto de clientes de acordo com a capacidade de atendimento de cada mediana. Baseado em (DÍAZ; FERNÁNDEZ, 2006) o PPMC é modelado como segue.

Seja $E^t = \{1, \dots, n^t\}$ o conjunto formado pelos clientes com entregas programadas no período t e K , com $k = \{1, \dots, Kt\}$ os candidatos disponíveis para as

facilidades (frota de veículos no período t). Cada facilidade possui a mesma capacidade de carregamento L de um veículo da frota e um custo fixo de instalação f_k . Cada $i \in E^t$ possui uma coordenada cartesiana determinada por (x_i, y_i) e uma quantidade a ser entregue no período t dada por q_i^t , calculada *a priori* pela política de distribuição. O objetivo do problema é determinar, para cada k facilidade, uma localização (x_k, y_k) , de forma que a soma das distâncias euclidianas $d_{ik} = \sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2}$ entre todos os pontos de E^t às k facilidades ($k \in Kt$), somado com os custos fixos de instalação, seja minimizado. O problema deve atender às seguintes restrições:

- Cada cliente i deve ser designado à apenas uma facilidade k . Essa restrição assegura que um cliente não pode ser visitado por mais de um veículo no período, não ocorrendo entregas fracionadas.
- O número de facilidades designada deve ser minimizado e não superior à máxima quantidade de veículos considerada disponível na frota no período, representado por Kt . Ressalta-se que Kt não é uma quantidade conhecida *a priori*, podendo ser estimada (representação de frota irrestrita).
- A soma da quantidade alocada à uma facilidade não pode exceder sua capacidade, delimitada pela capacidade do veículo L .

As variáveis de decisão do problema são definidas por:

- w_{ik} que assume o valor 1 se o cliente i é designado para a facilidade k e zero, caso contrário;
- g_k que assumem o valor 1 se a facilidade k for instalada e zero, caso contrário.

O PPMC pode ser modelado como segue:

$$\text{Minimizar} = \sum_{i=1}^{n^t} \sum_{k=1}^{Kt} \left(\sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2} \right) w_{ik} + \sum_{k=1}^{Kt} f_k \quad (67)$$

Sujeito à:

$$\sum_{k=1}^K w_{ik} = 1 \quad \forall i \in V^t \quad (68)$$

$$\sum_{i=1}^{n^t} g_k \leq Kt \quad \forall k \in Kt \quad (69)$$

$$\sum_{i=1}^{n^t} w_{ik} q_i^t \leq L \quad \forall k \in Kt \quad (70)$$

$$w_{ik}, g_k \in \{0,1\} \quad \forall k \in Kt \quad \forall i \in E^t \quad (71)$$

$$x_k \geq 0 \quad \forall k \in Kt \quad (72)$$

$$y_k \geq 0 \quad \forall k \in Kt \quad (73)$$

Em (67) a função objetivo é minimizada, dada pelo somatório das distâncias entre os clientes e as k facilidades juntamente com a soma dos custos fixos de instalação das facilidades. Já o conjunto de restrições (68) garante que um cliente seja designado para apenas uma facilidade. As restrições em (69) impedem que o número de facilidades ultrapasse a disponibilidade da frota. Em (70) são garantidos que as facilidades não tenham sua capacidade violada. O conjunto de restrições de (71) até (73) delimitam o domínio das variáveis de decisão.

Neste trabalho o PPMC é resolvido por um algoritmo de simulação direta, e executado para cada novo período t no horizonte de planejamento. A partir das coordenadas de todos os elementos de E^t , um *grid* é delimitado pelas maiores e menores coordenadas x, y . Inicialmente, uma estimativa para o número de grupos é calculada pelo teto da divisão entre a quantidade total programada para ser entregue no período t e a capacidade nominal de um veículo, conforme a equação (74).

$$Kt = \left\lceil \frac{\sum_{i=1}^{n^t} q_i^t}{L} \right\rceil \quad (74)$$

Os clientes (elementos de E^t) são priorizados para designação de acordo com a diferença entre a razão da quantidade entregue em t pela distância da coordenada do cliente à coordenada do grupo k mais próximo, em relação à razão dessa mesma quantidade e a distância da coordenada do cliente à coordenada do segundo grupo mais próximo. Isso prioriza a designação de clientes com grandes volumes de entrega para os grupos que estão mais próximos a eles. A figura 3 ilustra o procedimento. Observa-se que tanto o cliente A quanto o cliente B competem pelo grupo 1. Todavia, o cliente com uma entrega programada de 10 (cliente A) é preterido pelo cliente cuja entrega é 100 (cliente B), de acordo com o critério apresentado, ainda que esteja mais próximo do centro do grupo. O processo é repetido até que todos os elementos de E^t estejam designados, $t=1, \dots, p$. O número de veículos disponíveis na frota no período (Kt) é incrementado sempre que houverem elementos de E^t ainda não designados no período e não houver mais disponibilidade na capacidade de cada mediana para receber algum cliente adicional.

$$Cliente_A = \left(\frac{10}{5}\right) - \left(\frac{10}{30}\right) = 0,333 \quad , \quad Cliente_B = \left(\frac{100}{8}\right) - \left(\frac{100}{35}\right) = 2,857$$

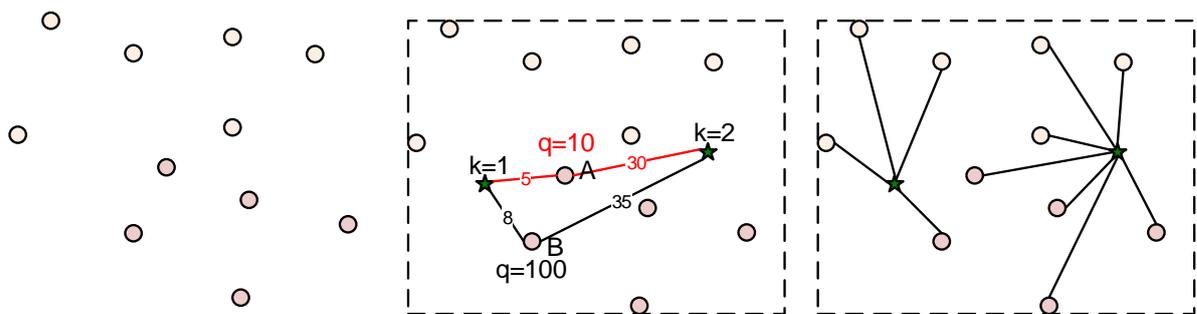


FIGURA 15 – CRITÉRIO DE DESIGNAÇÃO
FONTE: O Autor (2015)

A simulação ocorre durante um certo número de interações e o menor custo obtido define o melhor arranjo de abastecimento de V' para cada período t no horizonte de planejamento. O QUADRO 11 apresenta a heurística proposta:

QUADRO 11: ALGORITMO DE DESIGNAÇÃO DOS PONTOS DE DEMANDA

Agrupamento_Pontos_Demanda(MatrizEntrega)	
1.	<i>Ler Dados; Melhor Solução ← 1000^1000; Solução Atual ← 0; Máximo Iterações ← 1000</i>
2.	<i>Calcular Kt</i>
3.	Para k=1 até Kt faça
4.	Gerar centroide (x_k, y_k)
5.	Fim Para
6.	Para iteração=1 até Máximo Iterações
7.	Para i=1 até N^t faça
8.	Alocar i no centroide k, priorizado pelo resultado de $\left[\frac{q_i^t}{D_i^1} - \frac{q_i^t}{D_i^2} \right]$, e $\sum_{i=1}^{n^t} q_i^t \leq L$. Onde D_i^1 e D_i^2 é a distância euclidiana do cliente i ao centroide mais próximo e ao segundo mais próximo, respectivamente
9.	$w_{ik} = 1$ e $E^t = E^t - i$
10.	Fim Para
11.	Se $E^t \neq$ vazio, então
12.	$Kt = Kt + 1$ e Vá para o passo 6
13.	Senão
14.	$SoluçãoAtual \leftarrow \sum_{i=1}^{n^t} \sum_{k=1}^{Kt} \left(\sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2} \right) w_{ik} + \sum_{k=1}^{Kt} f_k$
15.	Se SoluçãoAtual < Melhor Solução então
16.	$MelhorSolução = SoluçãoAtual$
17.	Fim Se
18.	Fim Se
19.	Fim Para
20.	Retornar(GruposAtendimento)

FONTE: O Autor (2015)

A saída do algoritmo de agrupamento de pontos produz os grupos de atendimento no período. Posteriormente, esses Kt grupos de clientes do período t são roteirizados no estágio 3.

3.8.3 Roteirização dos grupos de atendimento (Estágio 3)

O processo de roteirização consiste na resolução de Kt problemas de caixeiro viajante (PCV), uma vez que os grupos de atendimento já foram definidos na etapa anterior. A solução inicialmente gerada é completamente aleatória, dado que foi produzida durante o processo de designação dos clientes no estágio 2.

Para a construção da sequência de visitas, foi utilizados os operadores clássicos de busca em vizinhança devidos à (LIN; KERNIGHAN, 1973). Os operadores, denominados *k-opt*. Os métodos *k-opt*, operam na substituição de k arcos no roteiro da solução inicial, removendo-os e efetuando sua substituição por outros k arcos. Caso alguma melhoria seja detectada (redução na distância total), a troca é aceita e o novo roteiro passa a compor a solução incumbente. Neste presente trabalho esta dinâmica se repete até que nenhuma troca resulte em melhoria. Segundo os autores, o processo de melhoria *k-opt* termina em um mínimo local e possui ordem de complexidade $O(nk)$. Quanto maior for a quantidade de arcos trocados (k) melhor será a solução, entretanto o esforço computacional requerido eleva-se na mesma ordem de grandeza, causando um *trade-off* entre qualidade e tempo computacional. Dessa maneira, trocas *4-opt* e superiores ensejam um custo computacional relativamente superior à melhoria da solução obtida. Nesta tese, dois operadores são aplicados sequencialmente: *2-opt* e *3-opt*.

A FIGURA 16, a seguir, ilustra o caso particular da troca *2-opt*. No roteiro, as trocas entre os arcos (2,3) e (7,6) implica que os nós que seriam visitados após o nó 2 (nós 3, 4 e 8) sejam visitados após o nó 7. Da mesma forma, os nós que seriam visitados após o nó 7 (nós 6, 5 e 1) sejam visitados após o nó 3.

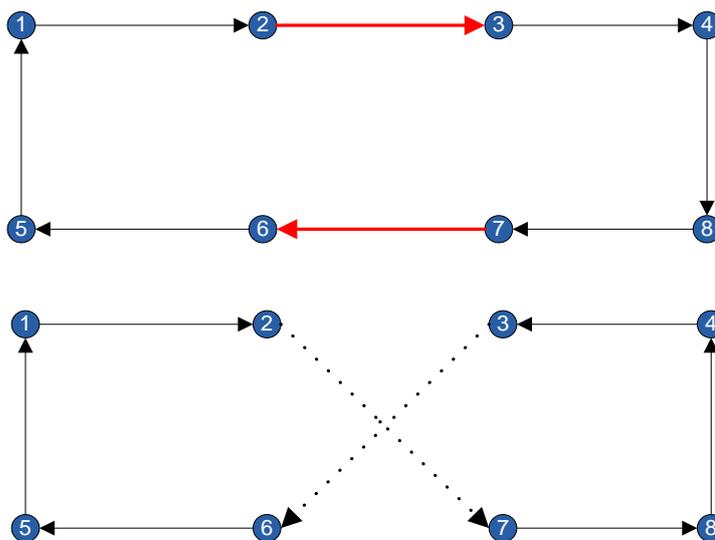


FIGURA 16 – TROCAS 2-*opt*
 FONTE: O Autor (2015)

O QUADRO 12, adaptada de (CHAVES, 2009) apresenta os algoritmo de melhoria *k-opt*. Para melhorias 2-*opt*. e, 3-*opt*, *k* assume os valores 2 e 3 respectivamente. Cabe destacar que a melhoria se aplica para grafos que possuam ao menos 4 vértices. Da mesma forma, a melhoria 3-*opt* requer que o grafo tenha ao menos 6 vértices.

QUADRO 12: HEURÍSTICA DE ROTEIRIZAÇÃO BASEADA EM TROCAS *k-Opt*

	Roteirização Grupos (Grupos Atendimento)
1.	$Nr \leftarrow$ Número de Clientes no Grupo k
2.	Para $i=1$ até Nr Faça
3.	$j \leftarrow i+2$
4.	Enquanto $([j+1] \bmod Nr) \neq i$ Faça
5.	Se $(dist_{i,i+1} + dist_{j,j+1} - dist_{i,j} - dist_{i+1,j+1} > 0)$ então
6.	Trocar $(i, i+1); (j, j+1)$ por $(i, j); (i+1, j+1)$
7.	$Inicio \leftarrow ([i+1] \bmod Nr)$
8.	$Fim \leftarrow j$
9.	Senão $Tamanho = Fim - Inicio + 1$ então
10.	Para $k=1$ até $(Tamanho/2)$ Faça
11.	Trocar posição entre p_1 e p_2
12.	$p_1 \leftarrow p_1 + 1$
13.	$p_2 \leftarrow p_2 + 1$
14.	Fim Para
15.	$Rota_k \leftarrow$ Grupo k
16.	Fim Se
17.	Fim Enquanto
18.	Fim Para
19.	Retornar (Rota- k)

FONTE: Adaptado de (CHAVES, 2009)

A aplicação das trocas *k-opt* no contexto do PRE pode ser encontrada nos trabalhos de (POPOVIĆ et al., 2012), (BOUDIA; PRINS, 2009), (COELHO, L.; CORDEAU, J.-F.; et al., 2012), (LIU; CHEN, 2012) e mais recentemente em (SHUKLA; CHOUDHARY; et al., 2013).

3.8.4 Operadores de melhoria na fase construtiva

Os operadores de melhoria na fase construtiva visam melhorar a solução incumbente através de movimentos na vizinhança da solução atual. Esses operadores são aplicados em movimentos interperíodos, através da antecipação das entregas programadas dos clientes, além de movimentos intraperíodos, quando os clientes são realocados em outras rotas de atendimento em um mesmo período.

3.8.4.1 Operadores intraperíodos

Operadores intraperíodos modificam as datas de abastecimento de um cliente por meio de movimentos de antecipação e consolidação de entregas.

- **Consolidação de Entregas**

A consolidação tenta adiantar a quantidade $q_i^{t_1}$ entregue em um certo período t_1 , para um período anterior t_2 , representado por $(t_2 < t_1)$, onde há uma entrega programada, ou seja, $y_{ik}^{t_2} = 1$. A lógica é que a economia no custo de transporte pela eliminação da entrega em t_1 seja maior que o aumento no custo de estocagem, representado por $(t_1 - t_2)h_i q_i^{t_1}$. Adicionalmente, deve existir disponibilidade no estoque do cliente em todos os períodos do intervalo entre o período mais a frente (t_1) e o período anterior (t_2), dado por $[t_1 - t_2]$, bem como na capacidade de carregamento do veículo k que o cliente está designado no período t_2 . O processo considera a reprogramação *forward* (FIGURA 17) e *backward* ($t_2 = t_1 - 1$) (FIGURA 18).

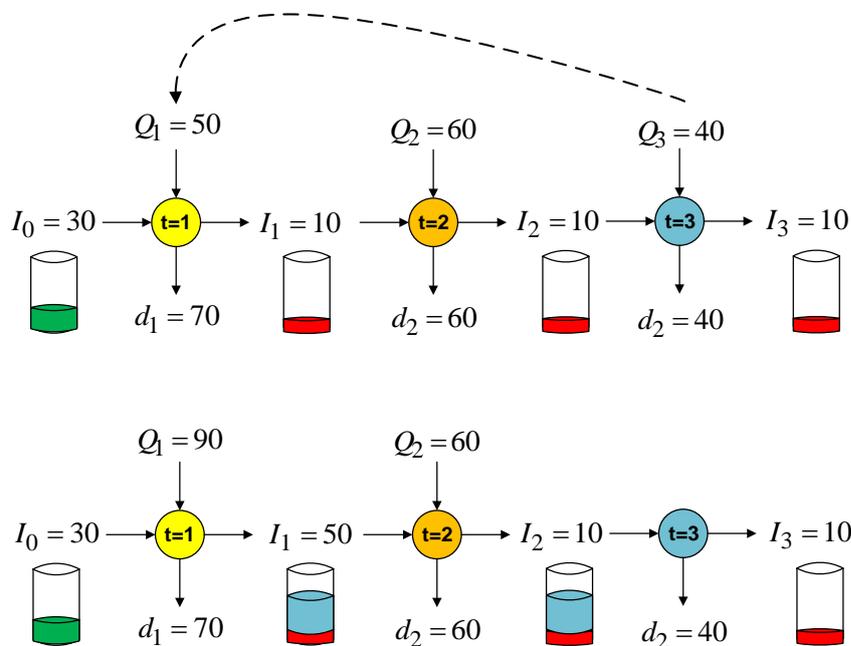


FIGURA 17 – CONSOLIDAÇÃO FORWARD
 FONTE: O Autor (2015)

Na FIGURA 17, um exemplo com 3 períodos ($p=3$) é apresentado. A entrega mais tardia ocorre em $t_1=3$. A consolidação é tentada, iniciando-se em $t_2=1$, até $t_2=2$.

Como o cliente possui entrega programada em $t_2=1$, é então verificado se o veículo que irá atender a este cliente em $t_2=1$ possui espaço disponível para acumular a entrega. Além disso, a capacidade disponível para estocagem é observada, de forma que o incremento nos estoques nos períodos 1 e 2 não violem a capacidade de estocagem. Se essas restrições forem respeitadas, é então verificado se a economia pelo não atendimento do cliente no período, representado pelo custo de inserção do cliente na rota no período 3, é superior ao incremento no custo de estocagem pelo aumento dos níveis de estoque nos períodos anteriores. Se houver economia, as 40 unidades programadas no período 3 são então consolidadas com as 50 unidades programadas no período 1, gerando uma entrega de 90 unidades em $t=1$. A entrega programada em $t=3$ é eliminada e a economia é calculada.

O operador privilegia os clientes com as maiores economias pela consolidação das entregas, realizando as consolidações até que as restrições de capacidade do veículo ou de capacidade de estocagem no intervalo de tempo antecipado não sejam respeitadas, ou ainda, não haja mais como reduzir os custos de transporte.

A consolidação *backward* difere por iniciar a busca em períodos imediatamente anteriores, ou seja, $t_2=t_1-1$, variando até $t_2=1$, conforme apresentado na FIGURA 18.

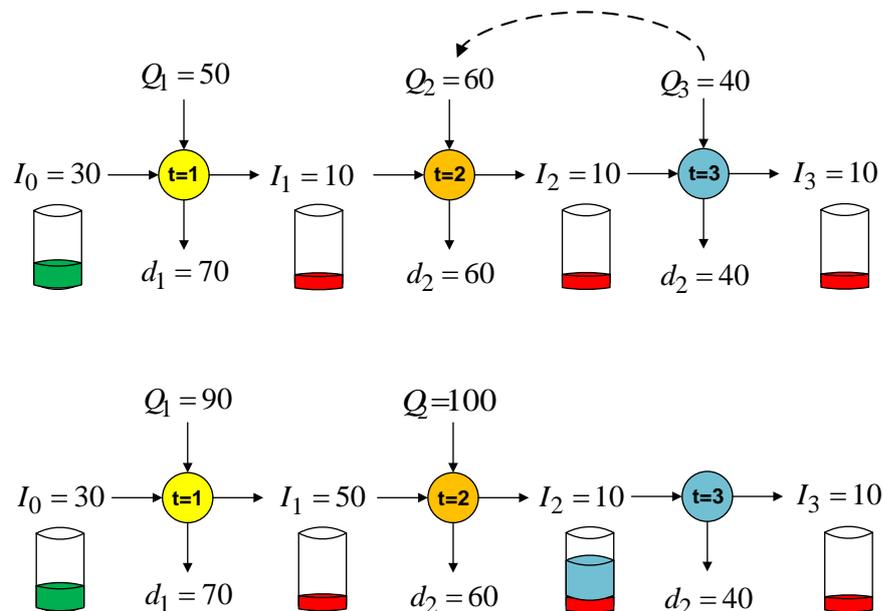


FIGURA 18 – CONSOLIDAÇÃO BACKWARD
 FONTE: O Autor (2015)

Independentemente da estratégia adotada, a consolidação das entregas deve ocorrer necessariamente em um período onde o cliente já possui uma entrega

programada. Dessa forma, a economia pela antecipação da entrega do cliente i , dado por $S1_i$ (equação 75) não contempla o custo de inserção do cliente em uma rota em período anterior, pois ele já existe na rota. O critério SA é igualmente aplicado, porém leva em conta um outro parâmetro para a temperatura de resfriamento $Temp2$.

$$S1_i = (c_{ji} + c_{iz} - c_{jz}) - (q_i^{t1} h_i [t_1 - t_2]) \quad (75)$$

A consolidação é efetivada se o critério *simulated annealing* (SA) for aceito, conforme (76). De forma geral, o critério SA ocorre em diversos procedimentos de busca em vizinhança, como em (SHUKLA; CHOUDHARY; et al., 2013; NEKOOGHADIRLI et al., 2014; ZHANG et al., 2014) a fim possibilitar o escape de ótimos locais e alcançar ótimos globais. O parâmetro $Temp1$ é a temperatura de resfriamento e $U(0,1)$ é o resultado da função densidade de probabilidade da distribuição uniforme no intervalo fechado $[0,1]$.

$$e^{\left(\frac{S1_i}{Temp1}\right)} > U(0,1) \quad (76)$$

- **Antecipação de Entregas**

A antecipação das entregas envolve transferir uma entrega futura para qualquer período anterior, mesmo que o cliente não possua entregas programadas. Além das restrições já comentadas no operador de consolidação de entregas, a economia ocorre se o custo de atendimento do cliente no período $t1$ for superior ao custo de atendimento em um período anterior $t2$ somado ao incremento no custo de estocagem. O operador é ilustrado na FIGURA 19.

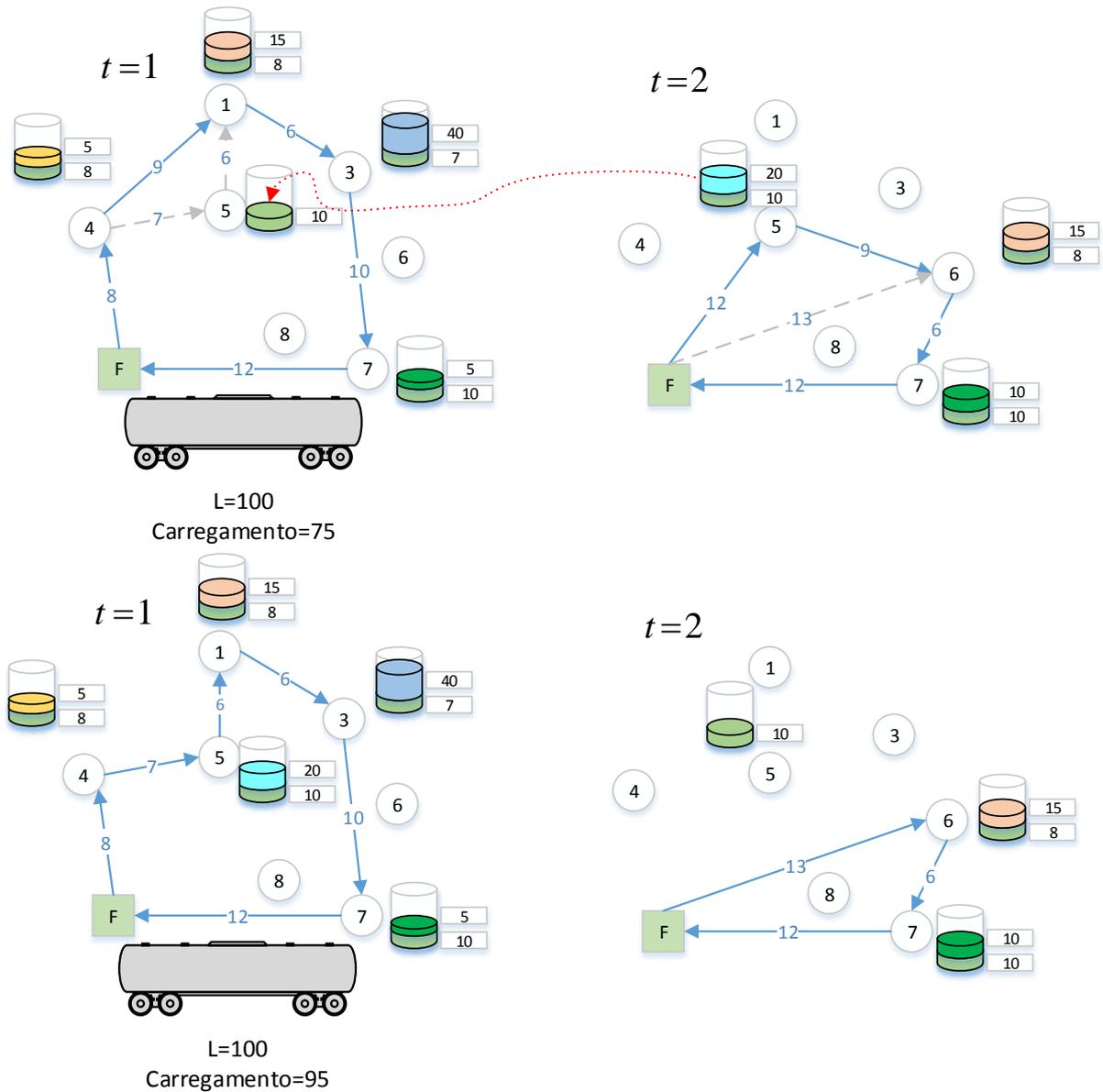


FIGURA 19 – ANTECIPAÇÃO DAS ENTREGAS
 FONTE: O Autor (2015)

Na FIGURA 19, o cliente 5 possui uma entrega programada de 20 unidades para o período 2. O custo de transporte para o atendimento do cliente 5 neste período é dado pelo custo do trajeto entre o fornecedor e o cliente 5 (igual a 12), mais o custo de ir do cliente 5 até o cliente 6 (igual a 9), menos o custo de uma viagem direta entre o fornecedor e o cliente 6 (igual a 13), totalizando 8. Este cálculo segue a lógica do custo de inserção do cliente 5 na rota do período 2 conforme a desigualdade triangular.

O custo de inserir o cliente na rota do período 1 é dado pela distância entre o cliente 4 e o cliente 5 (igual a 7) mais o custo de ir do cliente 5 para o cliente 1 (igual a 6), menos o custo de um trajeto direto entre o cliente 4 e o cliente 1 (igual a 9),

totalizando 4. Considerando que o custo unitário de estocagem é de 0,15, a antecipação da entrega do período 2 para o período 1 é dada por 4 (custo de inserção do cliente 5 na rota), mais $0,15 \cdot 20$ (custo de antecipação dos estoques), totalizando 7. A economia pela antecipação é obtida subtraindo 8 (custo de atendimento do cliente 5 no período 2) de 7 (custo de antecipação da entrega), resultando em 1 unidade.

Para todos os clientes na matriz de programação das entregas, a antecipação é realizada de acordo com as maiores economias entre todos elementos. De forma geral, percorre-se o conjunto de clientes, calculando-se os custos de transporte em todos os períodos e ordenando a realocações conforme esse parâmetro. Sequencialmente, busca-se um período anterior que tenha capacidade de estocagem e espaço disponível na frota. A economia ($S2_i$) pela antecipação da entrega do cliente i no período t_1 (q^{t_1}) para o período sem programação t_2 ($t_2 < t_1$) é dada por (77)

$$S2_i = (c_{ji} + c_{iz} - c_{jz}) - (c_{\alpha i} + c_{i\beta} - c_{\alpha\beta}) - (q_i^{t_1} h_i [t_1 - t_2]) \quad (77)$$

A primeira parcela é o custo de transporte para atender o ponto i no período t_1 , calculado como o custo de inserção desse ponto entre seu predecessor j e seu sucessor z . A segunda parcela é o menor custo de transporte para atender o ponto i no período anterior t_2 e a terceira parcela é o custo de estoque adicional pela antecipação de q^{t_1} para t_2 . A antecipação é efetivada se o critério *simulated annealing* também for aceito, conforme (56). O parâmetro *Temp1* é a temperatura de resfriamento e $U(0,1)$ é o resultado da função densidade de probabilidade da distribuição uniforme no intervalo fechado $[0,1]$.

$$e^{\left(\frac{S2_i}{Temp2}\right)} > U(0,1) \quad (78)$$

3.8.4.2 Operador interperíodos

O operador interperíodos consistem de remoção e reinserção de um cliente em rotas distintas de um mesmo período através de um mecanismo de melhoria entre rotas. Os algoritmos também são baseados em *Simulated Annealing* (SA) no intuito de avaliar mecanismos capazes de escapar de mínimos locais e alcançar ótimos

globais. Ele atua nos roteiros formados em cada período de atendimento através de trocas entre pontos de rotas diferentes desde que a capacidade do veículo seja respeitada. A economia pela troca é calculada pela diferença entre o custo de atendimento do cliente na rota de origem subtraído do custo de inserção desse mesmo cliente na rota de destino, conforme exemplificado na FIGURA 20. Nela o símbolo F representa o fornecedor e os demais pontos enumerados de 1 até 9 são os clientes. A quantidade entregue ao cliente i (q_i) é indicada e ao centro de cada rota está apurado a quantidade total entregue por cada veículo. Considera-se que a capacidade de carregamento é $L=130$.

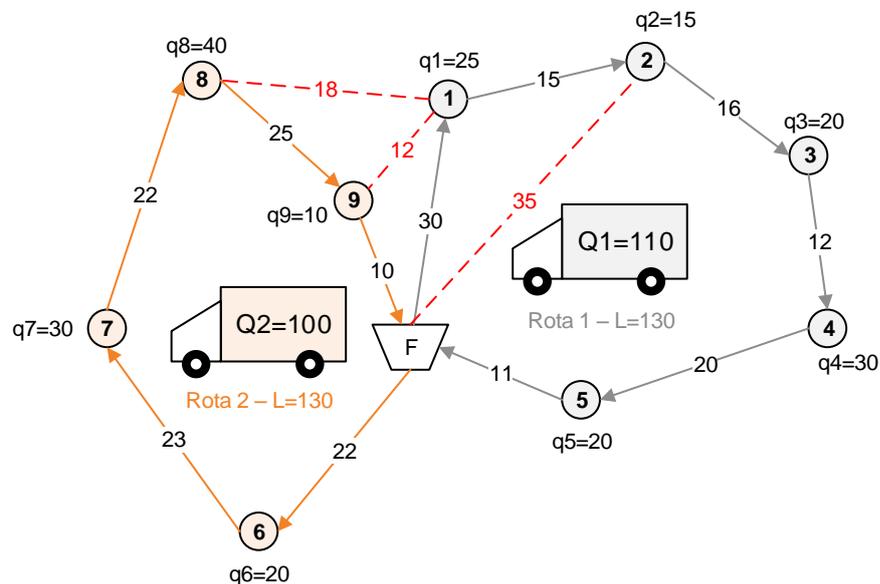


FIGURA 20 – MELHORIA ENTRE ROTAS POTENCIAL
FONTE: O Autor (2015)

Observa-se que o cliente 1 é atendido pela rota 1 com um custo de transporte ($C_{tr-1/Rota\ 1}$) igual à 10, calculado pela seguinte expressão:

$$C_{tr-1/Rota\ 1} = C_{F1} + C_{12} - C_{F2} = 30 + 15 - 35 = 10 \quad (79)$$

O menor custo de inserção do cliente 1 na rota 2 ($C_{ins-1/Rota\ 2}$) é também calculado pela desigualdade triangular conforme (81).

$$C_{ins-1/Rota\ 2} = C_{81} + C_{19} - C_{89} = 18 + 12 - 25 = 5 \quad (80)$$

A economia no custo de transporte pela retirada do cliente 1 da rota e a inserção desse cliente em na rota 2 ($S^1_{Rota1-Rota2}$) é calculada em (81). Nota-se que o movimento é factível pois a adição de carga na rota 2 não viola a capacidade de carregamento do veículo.

$$S^1_{Rota1-Rota2} = c_{tr-1/Rota1} - c_{ins-1/Rota2} = 10 - 5 = 5 \quad (81)$$

O critério SA também é considerado, conforme apresentado em (82), sendo a temperatura de resfriamento distinta dos outros operadores, dada por $Temp3$. O termo $U(0,1)$ continua sendo o resultado da função densidade de probabilidade da distribuição uniforme no intervalo fechado $[0,1]$.

$$e^{\left(\frac{S3_i}{Temp3}\right)} > U(0,1) \quad (82)$$

Finalmente, a FIGURA 21 apresenta o novo roteiro após a retirada do cliente 1 da rota 1 e inserção na rota 2.

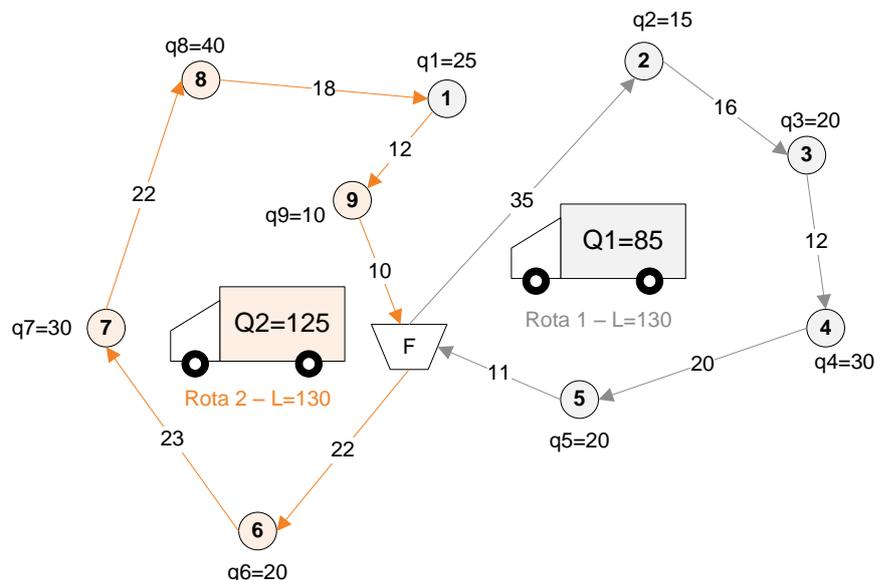


FIGURA 21 – MELHORIA ENTRE ROTAS FINALIZADA
FONTE: O Autor (2015)

3.8.5 Busca ampla em vizinhança

Após a fase construtiva, uma heurística de busca em vizinhança é conduzida sobre a solução resultante da fase anterior. Nesta etapa, objetiva-se melhorar a solução incumbente de forma global.

Heurísticas baseadas em Busca em Vizinhança Ampla (BVA) vêm demonstrando bons resultados em vários problemas de otimização em transporte e logística, com destaque para em (GOEL et al., 2012; ADULYASAK, Y. et al., 2012; SCHMID et al., 2013), (COELHO, 2012) e (COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012). A técnica foi proposta por (Shaw, 1998) e o processo de melhoria a partir de uma solução inicial se desenvolve através da alternância entre destruição e reparação desta solução. Em (PISINGER; ROPKE, 2010) é apresentado um estudo detalhado sobre algoritmos do tipo BVA, com o devido rigor matemático. Conforme os autores, um dos pontos-chaves é a estratégia utilizada para definir a dimensão do espaço de busca na vizinhança de uma solução incumbente. Particularmente no caso da BVA, a dimensão de busca é delimitada pelos operadores de destruição e reparação da solução incumbente, conforme descrição a seguir:

3.8.5.1 Operadores de destruição

Os operadores de destruição são aplicados a fim de formar uma lista de clientes destruídos em cada período do horizonte de planejamento. Esses pares de clientes-período sem atendimento são então ordenados conforme o custo de reparação. O custo de reparação é dado pelo menor custo de atendimento de um cliente-período destruído, considerando o custo de transporte (caso necessário) e o custo de estocagem entre o período removido e o período de melhor atendimento.

- **Remoção randômica de clientes (Dr1):** um período é selecionado aleatoriamente no horizonte de planejamento. Neste período, um percentual definido por $\alpha_1 + U(0,1) * [\alpha_2 - \alpha_1]$ de E^t é aleatoriamente selecionado e removido da solução incumbente. Os parâmetros α_1 e α_2 variam entre 0 e 1 e definem o percentual mínimo e máximo de remoção de clientes.

- **Remoção randômica de veículos (Dr2):** um veículo designado e um período são escolhidos aleatoriamente e a rota percorrida por esse veículo é esvaziada.
- **Remoção de entregas consecutivas (Dr3):** este operador foi proposto por (COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012). Segundo os autores, boas soluções não geram duas entregas consecutivas. Então, o operador verifica o conjunto de clientes que possuem entregas consecutivas e remove $\alpha_1 + U(0,1) * [\alpha_2 - \alpha_1]$ desse total de clientes no segundo período de entrega.

Os operadores de destruição são escolhidos conforme a regra da roleta. Para cada operador Dr_i , um peso ϖ_i é atribuído. Inicialmente, todos os operadores possuem peso igual à 1. A probabilidade de seleção de um operador de destruição Dr_i é dado pela razão $\frac{\varpi_i}{\sum_{i=1}^3 \varpi_i}$.

Após cada iteração, o peso dos operadores é ajustado por um fator σ^- . Se a nova solução obtida após uma iteração é melhor que a solução incumbente, $\sigma^- \sim U(0;0,2)$. Se a solução obtida for inferior, porém factível, $\sigma^- \sim U(0;0,05)$. Se a solução não for factível, $\sigma^- \sim U(0;0,01)$. Os pesos são então recalculados pela expressão $\varpi_i^* = (1 + \sigma^-) \varpi_i$.

3.8.5.2 Operadores de reparação

Os operadores de reparação da solução destruída atuam na lista de pares clientes-períodos destruídos e formados pelos operadores de destruição. Esses elementos clientes-períodos são selecionados e reinseridos até que não haja mais elementos na lista de pares clientes-períodos destruídos. O critério de seleção de um cliente da lista é decrescente, ou seja, privilegiam-se os elementos que têm o menor custo de reparação.

- **Adição randômica de veículos:** um período é selecionado aleatoriamente e um veículo é inserido neste período. Os clientes que foram destruídos no

período em que o veículo foi selecionado são então alocados dentre todos os veículos disponíveis para a rota.

- **Adição randômica de clientes:** um período e um veículo são selecionados aleatoriamente e o cliente em posição de reparação na lista de elementos destruídos é inserido neste veículo selecionado.
- **Swap randômica entre clientes:** Dois clientes em uma mesma rota são selecionados aleatoriamente e trocam de rotas de atendimento, de acordo com a regra de inserção mais econômica. Este operador foi proposto por (COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012).
- **Troca 2-opt:** Um período e uma rota são selecionados aleatoriamente e o procedimento de melhoria 2-opt é aplicado.

Os operadores de melhoria são aplicados até que não existam mais elementos na lista de clientes-períodos a serem reparados. A seleção dos operadores segue também a regra da roleta descrita para os operadores de destruição. Após cada iteração, o peso dos operadores de reparação é ajustado por um fator σ^+ . Se a nova solução obtida após uma iteração é melhor que a solução incumbente, $\sigma^+ \sim U(0,1;0,2)$. Se a solução obtida for inferior, porém factível, $\sigma^- \sim U(0,05;0,10)$. Se a solução não for factível, $\sigma^- \sim U(0;0,01)$. Os pesos são então recalculados pela expressão $\varpi_i^* = (1 + \sigma^+) \varpi_i$.

Da mesma forma que em (PISINGER; ROPKE, 2007), uma solução incumbente s' é aceita se:

- $Z(s') < Z(s)$, onde $Z(s')$ é o custo total da solução incumbente e $Z(s)$ é o custo total da melhor conhecida,
- $e^{\frac{-(Z(s')-Z(s))}{\tau}} \geq U(0,1)$, (critério *simulated annealing*), onde τ é a velocidade de resfriamento.

QUADRO 13: HEURÍSTICA DE BUSCA EM VIZINHANÇA AMPLA

	BuscaVizinhança(SoluçãoIncumbente)
1.	<i>Ler Dados</i>
2	<i>Enquanto Tempo<Tempo Limite faça</i>
3	<i>Selecionar Operador de Destruição</i>
4	<i>Selecionar Operador de Reparação</i>
5	<i>Avaliar Solução Obtida</i>
6	<i>Ajustar Pesos</i>
7	<i>SoluçãoFinal←SolucaoIncumbente</i>
8.	<i>Fim Enquanto</i>
9	<i>Retornar(SoluçãoFinal)</i>

FONTE: O Autor (2015)

3.8.6 Heurística proposta

A heurística proposta envolve a junção dos algoritmos discutidos nas seções anteriores. Como as demandas são conhecidas de antemão, o primeiro passo da heurística consiste em programar as entregas conforme as três políticas de distribuição consideradas – *Maximum Level*, *Order-up-to-level* e Lote Econômico – para todo o horizonte de planejamento. Esta etapa finaliza o estágio 1 (ver FIGURA 14)

Sequencialmente, para cada período $t \in T$, os grupos de atendimento são gerados para atender ao conjunto de clientes programados para o período. Empregase para tal o algoritmo de agrupamento proposto, finalizando assim o estágio 2. O terceiro passo constrói as rotas para os grupos formados aplicando sequencialmente as trocas *2-opt* e *3-opt* em todas as rotas geradas.

A etapa construtiva da heurística é finalizada com a aplicação dos operadores de melhoria intraperíodos, primeiramente o operador de consolidação de entregas na estratégia *forward* seguido do operador de consolidação na estratégia *backward*. O operador de antecipação das entregas é então aplicado e por fim a estratégia de melhoria entre rotas (operador interperíodo) opera sobre a solução incumbente, finalizando a fase construtiva. A heurística é finalizada após o processamento da busca em vizinhança ampla. O QUADRO 14 apresenta a estrutura completa.

QUADRO 14: HEURÍSTICA COMPLETA PARA O PRE DETERMINÍSTICO

	Heurística para o PRE (Dados)
1.	<i>Ler Dados</i>
2	Para $t=1$ até T Faça
3	Programar Entregas (<i>ML – OU – LE</i>) e Programar o Abastecimento do Fornecedor
4	Fim Para
5	Para $t=1$ até p Faça
6	Agrupar Clientes
7	Aplicar melhoria <i>2-opt</i>
8	Aplicar melhoria <i>3-opt</i>
9	Fim Para
10	Aplicar Operador Construtivo Intraperíodo – Consolidação <i>Forward</i>
11	Aplicar Operador Construtivo Intraperíodo – Consolidação <i>Backward</i>
12	Aplicar Operador Construtivo Intraperíodo – Antecipação das Entregas
13	Aplicar Operador Construtivo Interperíodo – Melhoria entre Rotas
14	Fim Para
15	Aplicar Busca Vizinhaça
16	Retornar (Solução)

FONTE: O Autor (2015)

3.9 CENÁRIOS GERADOS

Os cenários gerados são baseados em (ARCHETTI et al., 2007), generalizados para uma cadeia de suprimentos em três níveis e para a possibilidade de múltiplos veículos. As variáveis consideram a demanda dos clientes, níveis iniciais de estoque e localização geográfica dos vértices (clientes, fornecedor e base). O conjunto de instâncias são definidos pelos parâmetros a seguir:

- Número de clientes (n): 10,15,20,30,40,50, 70 e 100.
- Horizonte de Planejamento (p): 3, 5 e 10 períodos.
- Distribuição da demanda do cliente a cada período d_i^t : normalmente distribuída $N \sim (\mu_i, \sigma_i^t)$, onde a média μ_i é gerada a partir de uma distribuição uniforme discreta $U(10;100)$ com desvio padrão por período σ_i^t também definido por uma função de distribuição uniforme

discreta limitada em $U(2;10)$ A cada novo período t , uma nova demanda é gerada, não sendo constante ao longo de p .

- Percentual Mínimo de Estocagem (mC_i): αC_i , onde α é uma variável uniforme contínua entre $U[0,1 ; 0,2]$.
- Capacidade de Estocagem do Cliente (C_i): $g_i*(1- mC_i)* \mu_i$, onde g_i é um número aleatório gerado a partir de uma distribuição uniforme discreta $U(2;4)$.
- Estoque Inicial no Depósito (I_i^0): $\sum_{t=1}^p C_i$
- Estoque Inicial nos Clientes (I_i^0): $C_i - \left(\frac{1}{p} \sum_{t=1}^p d_i^t \right)$
- Custo de estocagem do fornecedor (h_0): 0,02.
- Custo de estocagem do cliente (h_i):
 - Baixo Custo de Estocagem: $U [0,02; 0,05]$.
 - Alto Custo de Estocagem: $U [0,2; 0,5]$.
- Capacidade do veículo (L): $\left(\sqrt{\frac{n}{5}} \right) * (\max C_i - \min \alpha C_i), \forall i \in V'$
- Custo fixo do veículo (f_k): $U [0,05; 0,20]*L$
- Distância entre os arcos (i,j) (c_{ij}): $\sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2}$, onde:
 - Baixo Custo (X_i, Y_i): $U(0;100)$. Coordenada da Base $U(100;200)$.
 - Médio Custo (X_i, Y_i): $U(0;500)$. Coordenada da Base $U(500;1000)$.
 - Baixo Custo (X_i, Y_i): $U(0;1000)$. Coordenada da Base $U(1000;2000)$.

Foram consideradas 5 configurações de custos, sendo:

- $LtLi$ - Baixo Custo de Transporte e Baixo Custo de Estoque;
- $LtHi$ - Baixo Custo de Transporte e Alto Custo de Estoque;

- *MtLi* - Médio Custo de Transporte e Baixo Custo de Estoque;
- *HtLi* - Alto Custo de Transporte e Baixo Custo de Estoque;
- *HtHi* - Alto Custo de Transporte e Alto Custo de Estoque.

Para cada uma das configurações de custo, foram geradas 8 quantidades diferentes de clientes, com 3 diferentes quantidades de períodos. Levando em conta as 5 combinações de custos, o número de cenários gerados foi de $3 \cdot 8 \cdot 5 = 120$ cenários. Considerando que cada cenário foi resolvido por 5 políticas diferentes de distribuição (ML, OU, LE-NL, LE-NB e LE-D), e em cada política o processamento ocorreu com e sem a busca em vizinhança, o número de processamento foi de 10 para cada instância (5 políticas * 2 formas de resolução). Isso totaliza 1200 processamentos para o PRE determinístico.

3.10 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os experimentos computacionais foram realizados em um processador Intel Core i7™ de 64 bits, CPU de 3.2 GHz com 6GB de memória, sistema operacional Windows 7 Home, *Service Pack 1*. A heurística proposta foi codificada em linguagem Visual Basic. Os parâmetros iniciais da heurística são descritos no QUADRO 15.

QUADRO 15: PARÂMETROS DA HEURÍSTICA COMPLETA PARA O PRE DETERMINÍSTICO

Parâmetro	Limitante
Número Máximo de Iterações – Agrupamento dos Clientes	1000 iterações
Critério SA – Consolidação das Entrega: <i>Temp1</i>	$\log(\text{Solução Incumbente})$
Critério SA - Antecipação das Entregas: <i>Temp2</i>	$\log(\text{Solução Incumbente})$
Critério SA – Melhoria Entre Rotas: <i>Temp3</i>	$\log(\text{Solução Incumbente})$
Critério AS - BVA	$\log(\text{Solução Incumbente})$
Velocidade de Resfriamento (<i>Temp1</i> , <i>Temp2</i> e <i>Temp3</i> e BVA)	0,9
Mínima Temperatura (<i>Temp1</i> , <i>Temp2</i> e <i>Temp3</i> e BVA)	0,01
Tempo Máximo de Processamento – Busca em Vizinhança	$(60 \cdot n^3 \cdot p) / 100.000$
α_1 – Mínima Taxa de Remoção (Busca em Vizinhança)	20%
α_2 – Máxima Taxa de Remoção (Busca em Vizinhança)	50%
Tempo Máximo de Processamento – Critério de Parada 1	$(60 \cdot n^3 \cdot p) / 50.000$
Tempo Máximo sem Melhoria na Solução – Critério de Parada 2	$(60 \cdot n^3 \cdot p)$

FONTE: O Autor (2015)

3.10.1 Resultados para a configuração *LtLi*

A TABELA 1 apresenta a primeira síntese dos resultados obtidos para a configuração de baixo custo de transporte e baixo custo de estocagem (*LtLi*). Da esquerda para a direita, a primeira coluna indica o nome da instância, seguido na quantidade de clientes e número de períodos considerados. A coluna *BKS* informa a melhor solução conhecida para a instância (*best known solution*), o que reflete o melhor resultado dentre as cinco políticas de distribuição consideradas. Para as 10 colunas seguintes, tem-se o custo total obtido pela política de distribuição e o tempo de processamento computacional em segundos. A ordem das políticas de distribuição inicia com a *maximum level*, seguido da *order-up-to level*, lote econômico por necessidades líquidas (LE-NL), lote econômico por necessidades brutas (LE-NB) e lote econômico baseado em distâncias (LE-D). No custo total estão contemplados o todos os componentes de acordo com a equação 1.

TABELA 1 – RESULTADOS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *LtLi*

Instância	Lt-Li		ML		OU		LE-NL		LE-NB		LE-D		
	C	T	BKS	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU
c10- t3	10	3	1654	1654	294	1688	213	1668	288	1662	277	1665	259
c15- t3	15	3	2215	2231	322	2417	246	2219	315	2215	295	2253	284
c20- t3	20	3	2380	2380	363	2509	290	2583	333	2563	316	2589	308
c30- t3	30	3	3091	3241	338	3274	266	3157	331	3091	317	3144	304
c40- t3	40	3	3852	3978	419	4154	344	3912	416	3852	390	4052	408
c50- t3	50	3	4523	4523	489	4712	420	4536	482	4541	458	4566	1912
c70- t3	70	3	6301	6717	690	6596	532	6313	584	6301	605	6496	531
c100- t3	100	3	8232	8565	1351	8826	1079	8232	1209	8301	1146	8580	1152
c10- t5	10	5	2650	2650	533	2708	399	2661	513	2658	482	2661	468
c15- t5	15	5	3228	3416	592	3456	445	3238	555	3228	523	3236	512
c20- t5	20	5	4867	4867	663	5162	518	5040	620	4956	587	5039	575
c30- t5	30	5	5847	6189	638	6514	497	6025	601	5847	572	6031	555
c40- t5	40	5	7754	8018	814	8356	585	7763	700	7754	653	8251	634
c50- t5	50	5	6633	6846	835	7434	677	6708	764	6633	724	6764	710
c70- t5	70	5	9224	9733	1216	10656	985	9251	984	9224	956	9563	1024
c100- t5	100	5	12311	12770	4441	14093	3031	12311	3148	12565	3098	12454	2886
c10- t10	10	10	7274	7274	949	7386	708	7359	835	7414	784	7479	909
c15- t10	15	10	9258	9297	1143	9318	917	9389	1097	9258	1034	9464	1007
c20- t10	20	10	9785	9785	1169	10292	854	9982	1138	10117	1021	10127	1068
c30- t10	30	10	14073	14343	1187	15019	924	14308	1146	14073	1083	14838	1052
c40- t10	40	10	13767	13932	1381	14923	1112	13767	1334	14018	1264	14462	1235
c50- t10	50	10	14670	14964	1581	16065	1345	14670	1654	14833	1522	14960	1481
c70- t10	70	10	21120	21479	2160	23287	2154	21165	2455	21230	2080	21120	1978
c100- t10	100	10	33272	34213	5192	36792	4276	33272	4321	33427	4152	33972	5061
Média			8666	8878	1198	9402	951	8730	1076	8740	1014	8907	1096

FONTE: O Autor (2015)

A análise dos resultados médios aponta um domínio da política LE-NL sobre as demais, com ligeira vantagem sobre a política LE-NB, seguido da ML. Isso demonstra a capacidade de equacionar o *trade off* entre custos de transporte e custo de estocagem que a política LE-NL possui sobre as demais. Destaca-se ainda que os resultados ruins da formulação LE-D ensejam que a consideração da parcela do custo de carga na formulação matemática do lote é imprescindível na obtenção de quantidades justas e de menor custo. Os apontamentos em negrito e sublinhado indicam o melhor resultado para a instância testada em relação às políticas de distribuição.

Com relação ao tempo de processamento, a tabela aponta tempo médio inferior para a política OU. De fato, o processo de cálculo das quantidades entregues é sensivelmente mais simples nessa política. Destaca-se ainda que a política OU privilegia maiores estoques por menores frequências de entrega, o que reduz a demanda de tempo de processamento, uma vez que grande parte do custo computacional é destinado à resolução de problemas de roteirização.

Verificando o número de vitórias de cada política de distribuição sobre o conjunto de instâncias testadas para esta configuração de custos, observa-se

TABELA 2 – NÚMERO DE VITÓRIAS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *LtLi*

ML	OU	LE-NL	LE-NB	LE-OD
7	0	5	11	1

FONTE: O Autor (2015)

Embora os resultados médios da política LE-NL, a formulação por necessidades brutas produziu um resultado melhor em 11 das 24 instâncias testadas. De maneira geral, a política LE-NL foi superior nas instâncias maiores, com magnitude de custo maior, como as instâncias com 40, 50 e 100 clientes com horizonte de 10 períodos de planejamento. A política LE-NB foi dominante no grupo de instâncias com 5 períodos de planejamento. Observa-se que a política OU não produziu nenhum resultados superior em relação às demais políticas para o grupo de instâncias testadas nesta configuração.

Finalmente, a TABELA 3 apresenta os desvios das soluções em relação à *BKS* para as cinco políticas testadas. Esta análise possibilita verificar se a estabilidade da política de distribuição em relação às diferentes configurações das instâncias.

TABELA 3 – DESVIO DO CUSTO TOTAL EM RELAÇÃO AO BKS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *LtLi*

$GAP = \left[\frac{CT - BKS}{BKS} \right] * 100$			ML	OU	LE-NL	LE-NB	LE-D
Instância	<i>n</i>	<i>p</i>	CT	CT	CT	CT	CT
c10- t3	10	3	0.0%	2.1%	0.8%	0.5%	0.7%
c15- t3	15	3	0.7%	9.1%	0.2%	0.0%	1.7%
c20- t3	20	3	0.0%	5.4%	8.5%	7.7%	8.8%
c30- t3	30	3	4.9%	5.9%	2.1%	0.0%	1.7%
c40- t3	40	3	3.3%	7.8%	1.6%	0.0%	5.2%
c50- t3	50	3	0.0%	4.2%	0.3%	0.4%	1.0%
c70- t3	70	3	6.6%	4.7%	0.2%	0.0%	3.1%
c100- t3	100	3	4.0%	7.2%	0.0%	0.8%	4.2%
c10- t5	10	5	0.0%	2.2%	0.4%	0.3%	0.4%
c15- t5	15	5	5.8%	7.1%	0.3%	0.0%	0.2%
c20- t5	20	5	0.0%	6.1%	3.6%	1.8%	3.5%
c30- t5	30	5	5.8%	11.4%	3.0%	0.0%	3.1%
c40- t5	40	5	3.4%	7.8%	0.1%	0.0%	6.4%
c50- t5	50	5	3.2%	12.1%	1.1%	0.0%	2.0%
c70- t5	70	5	5.5%	15.5%	0.3%	0.0%	3.7%
c100- t5	100	5	3.7%	14.5%	0.0%	2.1%	1.2%
c10- t10	10	10	0.0%	1.5%	1.2%	1.9%	2.8%
c15- t10	15	10	0.4%	0.6%	1.4%	0.0%	2.2%
c20- t10	20	10	0.0%	5.2%	2.0%	3.4%	3.5%
c30- t10	30	10	1.9%	6.7%	1.7%	0.0%	5.4%
c40- t10	40	10	1.2%	8.4%	0.0%	1.8%	5.0%
c50- t10	50	10	2.0%	9.5%	0.0%	1.1%	2.0%
c70- t10	70	10	1.7%	10.3%	0.2%	0.5%	0.0%
c100- t10	100	10	2.8%	10.6%	0.0%	0.5%	2.1%
Média			2.4%	7.3%	1.2%	1.0%	2.9%

Os valores 0,0% representam as instâncias em que a política de distribuição considerada produziu os melhores resultados. Analisando os desvios, pode-se observar que quanto maior o número de clientes, mais distante a política OU fica dos melhores resultados. Em termos práticos, esta informação é bastante relevante, visto que a estratégia de abastecimento *order-up* é muito comum entre empresas que gerenciam os estoques de seus fornecedores.

Observando o desempenho das políticas de lote econômico, há clara estabilidade nos resultados produzidos, conforme aponta os desvios percentuais em relação ao *BKS*. Em termos médios, a política LE-NB apresentou desvio de 1,0% em relação às melhores soluções encontradas e em termos gerais, esse desvio não foi superior à 3,4% (à exceção da instância com $n=20$ e $p=3$). A mesma conclusão é alcançada para a política LE-NL. Embora a política ML tenha dominado 7 das 24 instâncias testadas, ela se mostrou mais instável.

3.10.2 Resultados para a configuração *LtHi*

A TABELA 4 apresenta a primeira síntese dos resultados obtidos para a configuração de baixo custo de transporte e alto custo de estocagem (*LtHi*). A ordem de apresentação é idêntica à TABELA 1.

TABELA 4 – RESULTADOS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *LtHi*

Instância	Lt-Li		ML			OU		LE-NL		LE-NB		LE-D	
	<i>n</i>	<i>p</i>	BKS	CT	CPU								
c10- t3	10	3	2520	2729	123	2812	94	2615	119	2520	265	2962	110
c15- t3	15	3	4186	4292	240	4397	192	4200	237	4186	225	4347	221
c20- t3	20	3	6052	6194	370	6688	288	6052	358	6171	340	6633	328
c30- t3	30	3	7844	8091	378	8689	291	7850	363	7844	345	8536	333
c40- t3	40	3	9668	10164	419	10466	328	10058	401	9668	383	10243	372
c50- t3	50	3	10778	11860	487	12244	410	11748	473	10778	452	12076	442
c70- t3	70	3	14591	16243	619	16669	502	14619	591	14591	571	16577	561
c100- t3	100	3	22993	24411	1687	24897	1255	22993	1359	23065	3600	24486	1388
c10- t5	10	5	4604	4622	452	4959	338	4604	542	4609	380	4771	404
c15- t5	15	5	6530	6866	579	7598	461	6592	551	6530	514	6733	501
c20- t5	20	5	9439	9848	648	11747	514	9439	625	9515	598	9667	584
c30- t5	30	5	11891	12398	655	15146	512	11895	608	11891	581	14331	571
c40- t5	40	5	16167	19303	827	21051	653	16167	738	18577	704	19442	694
c50- t5	50	5	19230	24058	942	27342	772	19230	851	19351	813	25005	800
c70- t5	70	5	24700	29122	1247	33107	916	24700	1008	29210	947	30176	925
c100- t5	100	5	43813	46688	2818	50057	2051	44082	2150	43813	2464	45867	2167
c10- t10	10	10	8806	9494	973	10120	634	8806	924	9004	844	9174	824
c15- t10	15	10	12466	12890	1111	14489	878	12466	1125	12882	1056	12903	1028
c20- t10	20	10	17545	18274	1339	20114	1084	18123	1319	17545	1285	18381	1228
c30- t10	30	10	26991	28733	1350	31726	1118	26991	1297	27279	1229	28442	1220
c40- t10	40	10	30073	31057	1542	36066	1319	30073	1499	30260	1474	31860	1428
c50- t10	50	10	37572	40752	2133	44566	1943	37572	2078	38641	1954	41129	1989
c70- t10	70	10	52976	58981	2625	68401	2333	56242	2630	52976	2368	56487	2198
c100- t10	100	10	73426	79210	7872	88993	7130	73426	6797	79878	6959	78403	6673
Média			19786	21512	1310	23848	1084	20023	1193	20449	1265	21610	1125

Esta configuração de custo privilegia o aumento na frequência de entregas (elevação no custo de transporte), em detrimento à manutenção dos estoques, dado que o produto possui um custo de estocagem em média 10 vezes maior que a configuração *Li* (ver geração das instâncias).

Nesta configuração era esperado que a política OU apresentasse resultados inferiores às demais políticas, uma vez que ela privilegia justamente o aumento dos estoques para reduzir o a frequência das entregas. Ao mesmo tempo, esperava-se que a política ML pudesse dominar os resultados em função de sua flexibilidade no cálculo das quantidades entregues aos clientes.

Contudo, há um domínio claro das políticas de lote econômico, particularmente a formulação NL e NB. De acordo com os resultados em negrito e sublinhados, a política LE-NB foi dominante em problemas com horizontes temporais menores, com $p=3$. Para $p=5$ e $p=10$ o domínio foi da política LE-NL. Novamente, a não consideração de custos na fração produziram lotes mais elevados para a política LE-D, comprometendo seu resultado.

Esse domínio das políticas de lote econômico (necessidades líquidas e necessidades brutas), considerando as diferenças entre as configurações de custo de estocagem, mostram uma forte robustez e capacidade de adaptação quando o custo de transporte é reduzido. De fato, os custos totais em termos médios foram bastante superiores se comparados à configuração com reduzido custo de transporte. A política LE-NL, que teve os menores custos totais médios na configuração *LtLi* com 8730 (ver TABELA 1), elevou os custos totais médios para 20023 na configuração *LtHi*, ilustrando os efeitos do custo de estocagem mais elevados no aumento dos custos totais em 130% aproximadamente.

Com relação ao tempo de processamento, há um ligeiro aumento, especialmente nas instâncias de maior porte (acima de 50 clientes e 10 períodos). Contudo, não há grandes variações em relação a configuração *LtLi*. Instâncias menores (até 30 clientes para $p=3$ e $p=5$) são resolvidas em até 10 minutos. Instâncias de maior porte demandam entre 1 e 3 horas. Destaca-se mais uma vez que grande parte desse tempo deve-se ao processamento da fase de melhoria através da busca em vizinhança.

O desempenho das políticas de distribuição é evidenciado na TABELA 5 a seguir. Das 24 instâncias nessa configuração, a política LE-NL foi vencedora em 13 e a política LE-NB teve resultados de menor custo total em 11 delas. As políticas ML, OU e LE-D não foram exitosas em nenhuma das instâncias testadas nesta configuração.

TABELA 5 – NÚMERO DE VITÓRIAS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *LtHi*

ML	OU	LE-NL	LE-NB	LE-OD
0	0	13	11	0

FONTE: O Autor (2015)

As análises dos desvios em relação às melhores soluções corroboram a robustez das formulações de lote econômico, especialmente da formulação LE-NL. Analisando os desvios, pode-se perceber que somente nas instâncias c50-t3 e c70-

t10, os resultados da política LE-NL foram superiores à 5% em relação à melhor solução produzida dentre as cinco políticas apresentadas. Nesta configuração, o domínio da política LE-NB foi mais concentrado nas instâncias com 5 períodos no horizonte de planejamento, tendo mais volatilidade para os demais cenários.

Por outro lado, a política OU teve seus desvios elevados em média em 18%, com picos de 42,2% (c50-t5) em relação às melhores soluções conhecidas na configuração *LtHi*, contra 7,3% na configuração com baixo custo de estocagem (*LtLi*)

TABELA 6 – DESVIO DO CUSTO TOTAL EM RELAÇÃO AO BKS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *LtHi*

$GAP = \left[\frac{CT - BKS}{BKS} \right] * 100$			ML	OU	LE-NL	LE-NB	LE-D
Instância	<i>n</i>	<i>p</i>	CT	CT	CT	CT	CT
c10- t3	10	3	8.3%	11.6%	3.8%	0.0%	17.5%
c15- t3	15	3	2.5%	5.0%	0.3%	0.0%	3.8%
c20- t3	20	3	2.3%	10.5%	0.0%	2.0%	9.6%
c30- t3	30	3	3.1%	10.8%	0.1%	0.0%	8.8%
c40- t3	40	3	5.1%	8.3%	4.0%	0.0%	5.9%
c50- t3	50	3	10.0%	13.6%	9.0%	0.0%	12.0%
c70- t3	70	3	11.3%	14.2%	0.2%	0.0%	13.6%
c100- t3	100	3	6.2%	8.3%	0.0%	0.3%	6.5%
c10- t5	10	5	0.4%	7.7%	0.0%	0.1%	3.6%
c15- t5	15	5	5.1%	16.4%	0.9%	0.0%	3.1%
c20- t5	20	5	4.3%	24.5%	0.0%	0.8%	2.4%
c30- t5	30	5	4.3%	27.4%	0.0%	0.0%	20.5%
c40- t5	40	5	19.4%	30.2%	0.0%	14.9%	20.3%
c50- t5	50	5	25.1%	42.2%	0.0%	0.6%	30.0%
c70- t5	70	5	17.9%	34.0%	0.0%	18.3%	22.2%
c100- t5	100	5	6.6%	14.3%	0.6%	0.0%	4.7%
c10- t10	10	10	7.8%	14.9%	0.0%	2.2%	4.2%
c15- t10	15	10	3.4%	16.2%	0.0%	3.3%	3.5%
c20- t10	20	10	4.2%	14.6%	3.3%	0.0%	4.8%
c30- t10	30	10	6.5%	17.5%	0.0%	1.1%	5.4%
c40- t10	40	10	3.3%	19.9%	0.0%	0.6%	5.9%
c50- t10	50	10	8.5%	18.6%	0.0%	2.8%	9.5%
c70- t10	70	10	11.3%	29.1%	6.2%	0.0%	6.6%
c100- t10	100	10	7.9%	21.2%	0.0%	8.8%	6.8%
Média			7.7%	18.0%	1.2%	2.3%	9.6%

FONTE: O Autor (2015)

Já a política ML foi bastante instável nesta configuração. Pela forma com que a regra de abastecimento foi formulado (ver equação 62), pode-se sugerir que quando os custos de transporte são bem distintos dos custo de estocagem, esse tipo de volatilidade pode surgir, dado que a programação das entregas aos clientes podem acontecer em períodos onde não há eminência de ruptura.

3.10.3 Resultados para a configuração *MtLi*

A tabela TABELA 7 apresenta os resultados obtidos para a configuração com médio custo de transporte e baixo custo de estocagem. A sequência na apresentação dos dados segue a TABELA 1 e em negrito e sublinhado indica-se a política de distribuição que produziu o melhor resultado para a instância indicada na coluna 1.

TABELA 7 – RESULTADOS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *MtLi*

Instância	Mt-Li		ML			OU		LE-NL		LE-NB		LE-D	
	<i>n</i>	<i>p</i>	BKS	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU
c10- t3	10	3	6567	<u>6567</u>	219	6680	174	6642	221	6642	213	6642	204
c15- t3	15	3	7162	7262	342	7384	263	<u>7162</u>	334	7283	315	7203	308
c20- t3	20	3	8460	8527	411	8745	326	8487	402	8484	380	<u>8460</u>	372
c30- t3	30	3	8421	8740	365	8675	287	<u>8421</u>	363	8451	338	8492	337
c40- t3	40	3	10173	10465	490	10548	389	10340	475	<u>10173</u>	451	10443	451
c50- t3	50	3	12494	12686	590	12550	505	12794	551	12700	536	<u>12494</u>	515
c70- t3	70	3	12656	<u>12656</u>	826	12942	647	13012	645	12679	647	12719	675
c100- t3	100	3	16797	<u>16797</u>	2010	17280	1553	17970	2180	18272	1944	18298	2020
c10- t5	10	5	15851	15893	573	<u>15851</u>	441	16126	553	16349	516	16084	507
c15- t5	15	5	14724	15167	664	15351	521	14937	642	<u>14724</u>	601	15031	589
c20- t5	20	5	11665	12638	665	12960	541	12018	624	11751	592	<u>11665</u>	573
c30- t5	30	5	17089	17514	652	17868	501	<u>17089</u>	602	17436	570	17207	563
c40- t5	40	5	18719	19799	828	19737	669	19331	746	<u>18719</u>	718	18966	702
c50- t5	50	5	20512	21607	1220	21863	1016	20915	1071	<u>20512</u>	1040	21051	1007
c70- t5	70	5	26548	27672	1284	28511	987	<u>26548</u>	978	26599	977	26670	1101
c100- t5	100	5	29742	30924	2829	31890	2160	30458	2257	<u>29742</u>	2216	31045	1939
c10- t10	10	10	25103	26767	963	<u>25103</u>	670	27545	715	26957	821	26921	796
c15- t10	15	10	24980	<u>24980</u>	1079	25623	864	25418	1076	26649	1025	25346	977
c20- t10	20	10	27695	27853	1192	29336	946	27791	1189	<u>27695</u>	1139	27713	1085
c30- t10	30	10	40450	41882	1182	40994	955	<u>40450</u>	1161	42064	1089	42037	1045
c40- t10	40	10	42178	42594	1347	44224	1104	42292	1333	<u>42178</u>	1237	42385	1206
c50- t10	50	10	49565	50729	1588	50674	1405	49762	1615	<u>49565</u>	1506	50522	1458
c70- t10	70	10	58101	59111	2361	61674	1615	59003	1964	<u>58101</u>	1991	59155	1863
c100- t10	100	10	63968	<u>63968</u>	5296	70114	4562	67648	7852	65884	4494	67190	4587
Média			23734	24283	1207	24857	963	24257	1231	24150	1057	24322	1037

FONTE: O Autor (2015)

Os resultados demonstram certa homogeneidade entre as cinco políticas de distribuição adotadas. De forma geral, pode-se perceber uma pequena superioridade em termos médios para a política LE-NB, contudo, os valores para as demais políticas situam-se muito próximos uns dos outros. Pela primeira vez a política OU conseguiu produzir os melhores resultados em relação à outras políticas (instâncias c10-t5 e c10-t10).

Não se verificou também grandes modificações no tempo de processamento em relação às outras configurações. De forma geral, instâncias pequenas demandam

até 10 minutos para serem processadas, ao passo que instâncias de grande porte com 100 clientes e 10 períodos demandam entre 1,5 e 2,5 horas de processamento. Observa-se, no entanto, um consumo superior para a política LE-NL, justificado pelos procedimentos de busca em vizinhança, os quais dependem do sucesso dos operadores de destruição e reparação selecionados. O tempo de processamento para a instância c100-t10 elevou o tempo médio de processamento desta política.

A análise do número de vitórias confirmam a homogeneidade dos resultados. A ligeira superioridade da política LE-NB é ilustrada em 9 das 24 instâncias em que esta política produziu os menores custos totais.

TABELA 8 – NÚMERO DE VITÓRIAS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *MtLi*

ML	OU	LE-NL	LE-NB	LE-OD
5	2	5	9	3

FONTE: O Autor (2015)

Finalmente, a análise dos desvios em relação às melhores soluções aponta na mesma direção. Nenhuma política produziu desvios superiores à 4,2% em média, e somente em um único caso este desvio foi superior à 10% (instância c20-t5 para política OU). De forma geral, a tímida superioridade da política LE-NB é também verificada pela tabela 9.

TABELA 9 – DESVIO DO CUSTO TOTAL EM RELAÇÃO AO BKS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *MtLi*

$GAP = \left[\frac{CT - BKS}{BKS} \right] * 100$			ML	OU	LE-NL	LE-NB	LE-D
Instância	<i>n</i>	<i>p</i>	CT	CT	CT	CT	CT
c10- t3	10	3	0.0%	1.7%	1.1%	1.1%	1.1%
c15- t3	15	3	1.4%	3.1%	0.0%	1.7%	0.6%
c20- t3	20	3	0.8%	3.4%	0.3%	0.3%	0.0%
c30- t3	30	3	3.8%	3.0%	0.0%	0.4%	0.8%
c40- t3	40	3	2.9%	3.7%	1.6%	0.0%	2.7%
c50- t3	50	3	1.5%	0.4%	2.4%	1.6%	0.0%
c70- t3	70	3	0.0%	2.3%	2.8%	0.2%	0.5%
c100- t3	100	3	0.0%	2.9%	7.0%	8.8%	8.9%
c10- t5	10	5	0.3%	0.0%	1.7%	3.1%	1.5%
c15- t5	15	5	3.0%	4.3%	1.4%	0.0%	2.1%
c20- t5	20	5	8.3%	11.1%	3.0%	0.7%	0.0%
c30- t5	30	5	2.5%	4.6%	0.0%	2.0%	0.7%
c40- t5	40	5	5.8%	5.4%	3.3%	0.0%	1.3%
c50- t5	50	5	5.3%	6.6%	2.0%	0.0%	2.6%
c70- t5	70	5	4.2%	7.4%	0.0%	0.2%	0.5%
c100- t5	100	5	4.0%	7.2%	2.4%	0.0%	4.4%
c10- t10	10	10	6.6%	0.0%	9.7%	7.4%	7.2%
c15- t10	15	10	0.0%	2.6%	1.8%	6.7%	1.5%
c20- t10	20	10	0.6%	5.9%	0.3%	0.0%	0.1%
c30- t10	30	10	3.5%	1.3%	0.0%	4.0%	3.9%
c40- t10	40	10	1.0%	4.9%	0.3%	0.0%	0.5%
c50- t10	50	10	2.3%	2.2%	0.4%	0.0%	1.9%
c70- t10	70	10	1.7%	6.1%	1.6%	0.0%	1.8%
c100- t10	100	10	0.0%	9.6%	5.8%	3.0%	5.0%
Média			2.5%	4.2%	2.0%	1.7%	2.1%

FONTE: O Autor (2015)

3.10.4 Resultados para a configuração *HtLi*

A TABELA 10 apresenta os resultados obtidos para a configuração com alto custo de transporte e baixo custo de estocagem. A sequência na apresentação dos dados segue a TABELA 1 e em negrito e sublinhado indica-se a política de distribuição que produziu o melhor resultado para a instância indicada na coluna 1.

TABELA 10 – RESULTADOS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *HtLi*

Instância	Ht-Li		ML		OU		LE-NL		LE-NB		LE-D		
	<i>n</i>	<i>p</i>	BKS	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU
c10- t3	10	3	11756	11756	333	12053	243	11853	311	11853	291	11853	294
c15- t3	15	3	11734	11809	344	12037	270	11798	333	11734	315	11762	305
c20- t3	20	3	12015	12100	379	12015	297	12155	366	12529	345	12282	339
c30- t3	30	3	14930	15029	373	15975	286	14930	361	15090	342	15097	331
c40- t3	40	3	18215	18568	462	18480	375	18215	441	18790	423	18224	416
c50- t3	50	3	21838	21853	635	21902	520	21974	579	21838	568	22194	562
c70- t3	70	3	22286	22581	719	23518	574	22942	584	22317	563	22286	561
c100- t3	100	3	27455	27573	1814	27455	1083	28071	1571	27663	1721	27537	1331
c10- t5	10	5	18504	18504	559	19129	415	18891	535	18972	501	18972	487
c15- t5	15	5	20712	20712	619	21327	478	20968	587	20947	557	21036	538
c20- t5	20	5	24866	25211	716	25655	568	24866	685	25343	638	25002	630
c30- t5	30	5	28891	29354	703	29485	539	29268	644	28891	612	28958	604
c40- t5	40	5	30132	30941	767	31075	612	30411	704	30132	671	30449	660
c50- t5	50	5	40728	42000	1025	43570	862	40728	945	41314	920	41249	905
c70- t5	70	5	45037	45269	1301	46606	1201	45483	1171	45037	1122	45552	1010
c100- t5	100	5	49060	51137	3208	51971	2520	49731	2457	49060	2313	50365	4945
c10- t10	10	10	38206	38206	1091	38305	827	39131	1068	39023	1002	39109	971
c15- t10	15	10	52183	53038	1241	52183	975	53917	1218	53917	1158	53915	1112
c20- t10	20	10	48432	48432	1302	49841	1111	49075	1551	48817	1271	48773	1229
c30- t10	30	10	75285	77114	1318	75412	1055	76165	1319	76024	1208	75285	1175
c40- t10	40	10	72813	74490	1547	75900	1196	72813	1345	73240	1274	73027	1258
c50- t10	50	10	73809	74368	1782	76863	1897	74275	1685	76945	1664	73809	1730
c70- t10	70	10	98940	99700	2806	100878	2536	98977	3075	100071	2925	98940	2860
c100- t10	100	10	116367	116367	5462	122910	4919	119925	5622	119173	5263	116713	5412
Média			40591	41088	1271	41856	1057	41107	1215	41197	1153	40933	1236

FONTE: O Autor (2015)

Os resultados mostram novamente grande homogeneidade entre as políticas comparadas. As melhores soluções se distribuem com uniformidade entre elas para as 24 instâncias testadas nesta configuração de custos. Em termos médios, a política ML apresentou pequena vantagem, justificada sobretudo pelo melhor desempenho na maior instância (c100-t10). É interessante observar que a política LE-D produziu resultados superiores em relação às outras formulações de lote econômico. De fato, devido a configuração de custos ser fortemente majorada pelo componente do transporte (alto custo de transporte e baixo custo de estocagem) e o dimensionamento do lote econômico ser baseado apenas em distâncias na formulação LE-D, esta política apresenta os lotes mais bem dimensionados, justificando seu desempenho superior.

Esta configuração de custos favorece também a política OU, já que privilegia uma menor frequência de abastecimento dos clientes e do fornecedor em detrimento a manutenção de maiores níveis de estoque. Embora o resultado médio ainda tenha

sido mais custoso que as demais políticas, a distância entre o desempenho da política OU está mais reduzido nesta configuração de custos.

Com relação ao número de vitórias, há um empate da política ML com a política LE-NB, ambas com 6 melhores soluções produzidas. Nota-se, porém, que as vitórias da configuração LE-OD foram obtidas para as instâncias de maior porte, concentradas nos problemas com horizonte de 10 períodos.

TABELA 11 – NÚMERO DE VITÓRIAS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *HtLi*

ML	OU	LE-NL	LE-NB	LE-OD
6	3	5	6	4

FONTE: O Autor (2015)

Finalmente, a TABELA 12 traz os desvios dos resultados em relação às melhores soluções conhecidas. Observa-se que a formulação LE-D apresentou o menor desvio médio, com 1% de flutuação em relação à média do *BKS*. Fica evidente que a estratégia de formulação de lotes econômicos baseado apenas no conceito de distância é bastante indicado quando a caracterização do problema de roteirização e estocagem possuir clientes muitos dispersos geograficamente. Nesta situação, a parcela da carga não impacta fortemente no custo de processamento do pedido.

TABELA 12 – DESVIO DO CUSTO TOTAL EM RELAÇÃO AO BKS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *HtLi*

$GAP = \left[\frac{CT - BKS}{BKS} \right] * 100$			ML	OU	LE-NL	LE-NB	LE-D
Instância	<i>n</i>	<i>p</i>	CT	CT	CT	CT	CT
c10- t3	10	3	0.0%	2.5%	0.8%	0.8%	0.8%
c15- t3	15	3	0.6%	2.6%	0.5%	0.0%	0.2%
c20- t3	20	3	0.7%	0.0%	1.2%	4.3%	2.2%
c30- t3	30	3	0.7%	7.0%	0.0%	1.1%	1.1%
c40- t3	40	3	1.9%	1.5%	0.0%	3.2%	0.0%
c50- t3	50	3	0.1%	0.3%	0.6%	0.0%	1.6%
c70- t3	70	3	1.3%	5.5%	2.9%	0.1%	0.0%
c100- t3	100	3	0.4%	0.0%	2.2%	0.8%	0.3%
c10- t5	10	5	0.0%	3.4%	2.1%	2.5%	2.5%
c15- t5	15	5	0.0%	3.0%	1.2%	1.1%	1.6%
c20- t5	20	5	1.4%	3.2%	0.0%	1.9%	0.5%
c30- t5	30	5	1.6%	2.1%	1.3%	0.0%	0.2%
c40- t5	40	5	2.7%	3.1%	0.9%	0.0%	1.1%
c50- t5	50	5	3.1%	7.0%	0.0%	1.4%	1.3%
c70- t5	70	5	0.5%	3.5%	1.0%	0.0%	1.1%
c100- t5	100	5	4.2%	5.9%	1.4%	0.0%	2.7%
c10- t10	10	10	0.0%	0.3%	2.4%	2.1%	2.4%
c15- t10	15	10	1.6%	0.0%	3.3%	3.3%	3.3%
c20- t10	20	10	0.0%	2.9%	1.3%	0.8%	0.7%
c30- t10	30	10	2.4%	0.2%	1.2%	1.0%	0.0%
c40- t10	40	10	2.3%	4.2%	0.0%	0.6%	0.3%
c50- t10	50	10	0.8%	4.1%	0.6%	4.2%	0.0%
c70- t10	70	10	0.8%	2.0%	0.0%	1.1%	0.0%
c100- t10	100	10	0.0%	5.6%	3.1%	2.4%	0.3%
Média			1.1%	2.9%	1.2%	1.4%	1.0%

FONTE: O Autor (2015)

3.10.5 Resultados para a configuração *HtHi*

A quinta e última configuração de custo analisada para o PRE determinístico é apresentada nesta seção. A TABELA 13 apresenta os resultados obtidos para a configuração com alto custo de transporte e alto custo de estocagem. A sequência na apresentação dos dados também segue a TABELA 1 e em negrito e sublinhado indica-se a política de distribuição que produziu o melhor resultado para a instância apontada na coluna 1.

Nesta configuração, há novamente um domínio das políticas de lote econômico, especialmente a formulação LE-NB. Em relação aos resultados médios a política foi superior às demais, seguida da formulação LE-NL, LE-D, praticamente empatada com a ML e da política OU.

Em linhas gerais, a política OU foi a que apresentou o pior desempenho dentre todas as configurações de custos. Fica evidente que a simplicidade da estratégia é compensada com custos mais elevados, em se tratando de um PRE com três níveis.

TABELA 13 – RESULTADOS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *HtHi*

Instância	Ht-Hi		ML			OU		LE-NL		LE-NB		LE-D	
	<i>n</i>	<i>p</i>	BKS	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU
c10- t3	10	3	13353	13559	130	13793	122	13353	133	13704	277	13793	126
c15- t3	15	3	15897	15897	340	16472	259	16022	327	16116	311	16130	300
c20- t3	20	3	17256	17680	372	18188	283	17364	354	18096	332	17256	325
c30- t3	30	3	19301	19301	354	19781	281	21157	348	21313	326	21589	319
c40- t3	40	3	21979	22483	419	22543	340	21979	403	22183	380	22147	372
c50- t3	50	3	29882	30324	537	30910	440	30594	504	29882	482	31173	473
c70- t3	70	3	36206	39459	700	40322	551	39425	668	36206	560	39359	541
c100- t3	100	3	41851	47170	1656	47754	1290	46820	4466	41851	5421	47460	1012
c10- t5	10	5	18993	19310	435	24402	319	20930	327	18993	383	19696	373
c15- t5	15	5	32450	32811	619	32623	476	32938	594	32450	563	33103	551
c20- t5	20	5	31878	34124	632	33865	482	32144	588	31882	554	31878	540
c30- t5	30	5	42508	42508	637	42796	490	43466	592	43033	565	43211	578
c40- t5	40	5	51910	53651	776	55323	621	53415	723	51910	689	54290	671
c50- t5	50	5	47115	48767	897	47115	717	47666	806	49057	769	48309	756
c70- t5	70	5	56863	60606	1100	60306	869	57110	917	56863	885	59299	859
c100- t5	100	5	72093	75384	5277	81202	2585	72093	4623	72128	3655	72299	5604
c10- t10	10	10	55476	58204	777	55476	712	59221	760	59450	713	59723	693
c15- t10	15	10	58328	58904	1129	61314	876	60232	1097	58328	1033	59691	1003
c20- t10	20	10	65211	65862	1213	68813	968	65310	1180	65211	1112	65401	1080
c30- t10	30	10	76657	80457	1191	82276	925	78057	1147	76657	1421	78319	1082
c40- t10	40	10	95609	95609	1365	104235	1100	99362	1333	97082	1266	99768	1238
c50- t10	50	10	104167	104167	1435	112311	1261	107266	1446	104791	1379	104430	1346
c70- t10	70	10	144027	150120	2508	150383	2053	144027	2222	146630	2113	147453	1931
c100- t10	100	10	168372	170867	4252	173853	4504	168372	5512	170609	5787	171403	5209
Média			54891	56551	1198	58169	939	56180	1295	55601	1291	56549	1124

FONTE: O Autor (2015)

O domínio da formulação LE-NB é confirmado pelo número de vitórias desta política em relação às demais. Os valores em negrito e sublinhados na coluna de custo total já apontam superioridade nas instâncias de maior dimensão quando $p=3$ e nas instâncias de pequeno porte quando $p=10$. A formulação LE-NL produziu melhores soluções para as duas maiores instâncias (c100-t10 e c70-t10). Ao todo, a política LE-NB venceu em 10 das 24 instâncias testadas, seguida da política LE-NL com 5 vitórias, e das política OU e LE-OD com duas vitórias.

TABELA 14 – NÚMERO DE VITÓRIAS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *HtHi*

ML	OU	LE-NL	LE-NB	LE-OD
5	2	5	10	2

FONTE: O Autor (2015)

O peso do custo de estocagem comprometeu a qualidade das soluções da configuração LE-OD, na medida em que o volume transportado possui grande impacto nos custos de distribuição, e estes não são considerados na formulação dos lotes desta política. Finalmente, a tabela traz os desvios dos resultados em relação às melhores soluções conhecidas.

TABELA 15 – DESVIO DO CUSTO TOTAL EM RELAÇÃO AO BKS PARA O PRE DETERMINÍSTICO NA CONFIGURAÇÃO *HtHi*

$GAP = \left[\frac{CT - BKS}{BKS} \right] * 100$			ML	OU	LE-NL	LE-NB	LE-D
Instância	<i>n</i>	<i>p</i>	CT	CT	CT	CT	CT
c10- t3	10	3	1.5%	3.3%	0.0%	2.6%	3.3%
c15- t3	15	3	0.0%	3.6%	0.8%	1.4%	1.5%
c20- t3	20	3	2.5%	5.4%	0.6%	4.9%	0.0%
c30- t3	30	3	0.0%	2.5%	9.6%	10.4%	11.9%
c40- t3	40	3	2.3%	2.6%	0.0%	0.9%	0.8%
c50- t3	50	3	1.5%	3.4%	2.4%	0.0%	4.3%
c70- t3	70	3	9.0%	11.4%	8.9%	0.0%	8.7%
c100- t3	100	3	12.7%	14.1%	11.9%	0.0%	13.4%
c10- t5	10	5	1.7%	28.5%	10.2%	0.0%	3.7%
c15- t5	15	5	1.1%	0.5%	1.5%	0.0%	2.0%
c20- t5	20	5	7.0%	6.2%	0.8%	0.0%	0.0%
c30- t5	30	5	0.0%	0.7%	2.3%	1.2%	1.7%
c40- t5	40	5	3.4%	6.6%	2.9%	0.0%	4.6%
c50- t5	50	5	3.5%	0.0%	1.2%	4.1%	2.5%
c70- t5	70	5	6.6%	6.1%	0.4%	0.0%	4.3%
c100- t5	100	5	4.6%	12.6%	0.0%	0.0%	0.3%
c10- t10	10	10	4.9%	0.0%	6.8%	7.2%	7.7%
c15- t10	15	10	1.0%	5.1%	3.3%	0.0%	2.3%
c20- t10	20	10	1.0%	5.5%	0.2%	0.0%	0.3%
c30- t10	30	10	5.0%	7.3%	1.8%	0.0%	2.2%
c40- t10	40	10	0.0%	9.0%	3.9%	1.5%	4.4%
c50- t10	50	10	0.0%	7.8%	3.0%	0.6%	0.3%
c70- t10	70	10	4.2%	4.4%	0.0%	1.8%	2.4%
c100- t10	100	10	1.5%	3.3%	0.0%	1.3%	1.8%
Média			3.1%	6.2%	3.0%	1.6%	3.5%

FONTE: O Autor (2015)

A política OU apresenta os maiores desvios. Isso se justifica pelo custo de estocagem ser elevado. Já a política LE-D e ML tiveram desempenho bastante similar, empatando no número de vitórias e com desvio muito próximo. A política LE-NB além de alcançar os melhores resultados médios também foi a mais estável, com média dos desvios de apenas 1,6% em relação ao *BKS*. A próxima seção traz o efeito da busca em vizinhança na geração das soluções das políticas.

3.10.6 Efeito da busca em vizinhança ampla

Esta seção objetiva destacar os efeitos sobre os resultados médios para a cinco configurações de custos testadas em função da aplicação do procedimento de busca em vizinhança ampla desenvolvido. A apresenta os resultados médios produzidos após o término da fase construtiva procedidos pelos resultados médios após a aplicação da busca em vizinhança. Da esquerda para a direita tem-se a configuração de custos, os resultados médios para a política de distribuição, considerando as 24 instâncias de cada cenário, e o tempo médio de processamento em segundos para referidas instâncias. Logo abaixo é apresentado os resultados obtidos com a utilização da busca em vizinhança ampla. Nota-se uma drástica elevação do tempo médio de processamento, independentemente da política adotada.

TABELA 16 – RESULTADOS MÉDIOS OBTIDOS PARA O PRE CONFORME POLÍTICA DE DISTRIBUIÇÃO E CONFIGURAÇÃO DE CENÁRIOS

FASE CONSTRUTIVA										
Cenários	ML		OU		LE-NL		LE-NB		LE-D	
	CT	CPU								
LtLi	9612	111	10064	111	9427	132	9371	171	9636	128
LtHi	22311	193	24609	244	20691	176	20763	190	22286	235
MtLi	24487	150	24877	137	24345	112	24257	136	24328	105
HtLi	45926	146	46597	189	45578	158	45776	182	45650	210
HtHi	61759	102	63799	164	60806	126	60936	148	61125	170

FASE DE MELHORIA - BUSCA EM VIZINHANÇA AMPLA										
Cenários	ML		OU		LE-NL		LE-NB		LE-D	
	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU
LtLi	8877.7	1198.33	9402	951	8730	1076	8740	1014	8907	1096
LtHi	21512	1309.83	23848	1084	20023	1193	20449	1265	21610	1125
MtLi	24283	1207.33	24857	963	24257	1231	24150	1057	24322	1037
HtLi	41088	1271.08	41856	1057	41107	1215	41197	1153	40933	1236
HtHi	56551	1197.96	58169	939	56180	1295	55601	1291	56549	1124

FONTE: O Autor (2015)

Para todos os cenários e todas as políticas houve melhoria em termos de custos médios. A TABELA 17 mensura esse ganho e informa a elevação percentual do tempo de processamento por ocasião da aplicação da BVA. O desvio (gap) é calculado pela razão entre a diferença dos custos médios com BVA e fase construtiva apenas, dividido pelo custo médio da fase construtiva. O mesmo processo é utilizado para

calcular o aumento percentual no tempo de processamento. O desvio indicar a redução percentual no custo médio em razão do uso da busca em vizinhança, juntamente com o incremento percentual no tempo de processamento.

TABELA 17 – EFEITO DA APLICAÇÃO DA BUSCA EM VIZINHANÇA AMPLA SOBRE RESULTADOS DA FASE CONSTRUTIVA

Cenários	ML		OU		LE-NL		LE-NB		LE-D	
	CT	CPU								
LtLi	-7.6%	980%	-6.6%	756%	-7.4%	715%	-6.7%	493%	-7.6%	757%
LtHi	-3.6%	579%	-3.1%	344%	-3.2%	578%	-1.5%	566%	-3.0%	379%
MtLi	-0.8%	705%	-0.1%	603%	-0.4%	999%	-0.4%	677%	0.0%	887%
HtLi	-10.5%	771%	-10.2%	459%	-9.8%	669%	-10.0%	533%	-10.3%	489%
HtHi	-8.4%	1074%	-8.8%	472%	-7.6%	927%	-8.8%	772%	-7.5%	561%
Média	-6.2%	822%	-5.8%	527%	-5.7%	778%	-5.5%	608%	-5.7%	614%

FONTE: O Autor (2015)

Os maiores ganhos foram gerados na política ML, com redução global média de 6,2%. Isso se deve ao fato desta política demandar uma frequência maior de entregas, independentemente da configuração de cenários gerada. Assim, os operadores da busca em vizinhança atuam no sentido de eliminar ou rearranjar as visitas aos clientes, impactando com maior grau nas economias geradas. Ao mesmo tempo, o tempo computacional foi elevado em 822% se comparado ao término da fase construtiva. Para as demais políticas, o ganho se situou em pouco mais de 5%, com aumento no tempo de processamento entre 527% (política OU) e 778% (política LE-NL).

A complexidade combinatorial do PRE em três níveis deixa claro a importância da formulação da política de distribuição. Uma boa solução inicial é fundamental para a obtenção de boas soluções finais, dado que o tempo de processamento no esforço de melhoria é muito superior que na fase construtiva.

A próxima seção avalia os resultados das políticas de distribuição, sob a óptica dos indicadores de desempenho.

3.10.7 Resultados para os indicadores de desempenho

A FIGURA 22 apresenta o indicador *Qtr/Dist* para a política ML considerando as 120 instâncias testadas nas 5 diferentes configurações de custo. No eixo horizontal está representado o custo total da instância e no eixo vertical o valor do indicador.

Pode-se observar que os ganhos de escala são predominantes nas instâncias com custo total até 20.000. Essas instâncias estão, em sua maioria, nas configurações de custo com Lt , ou seja, baixo custo de transporte. Observa-se ainda que a partir de um custo total superior à 20.000 a quantidade transportada por unidade de distância é inferior à 1 para a maioria das instâncias, sendo superior em apenas 11 casos. Instâncias de maior porte com elevado custo de transporte não possibilitam transportar mais de uma unidade do produto por distância total percorrida. Em apenas quatro situações o indicador Qtr/Dist foi superior à unidade quando o custo total foi superior à 40.000. Vale ressaltar que essa distância considera o reabastecimento do fornecedor.

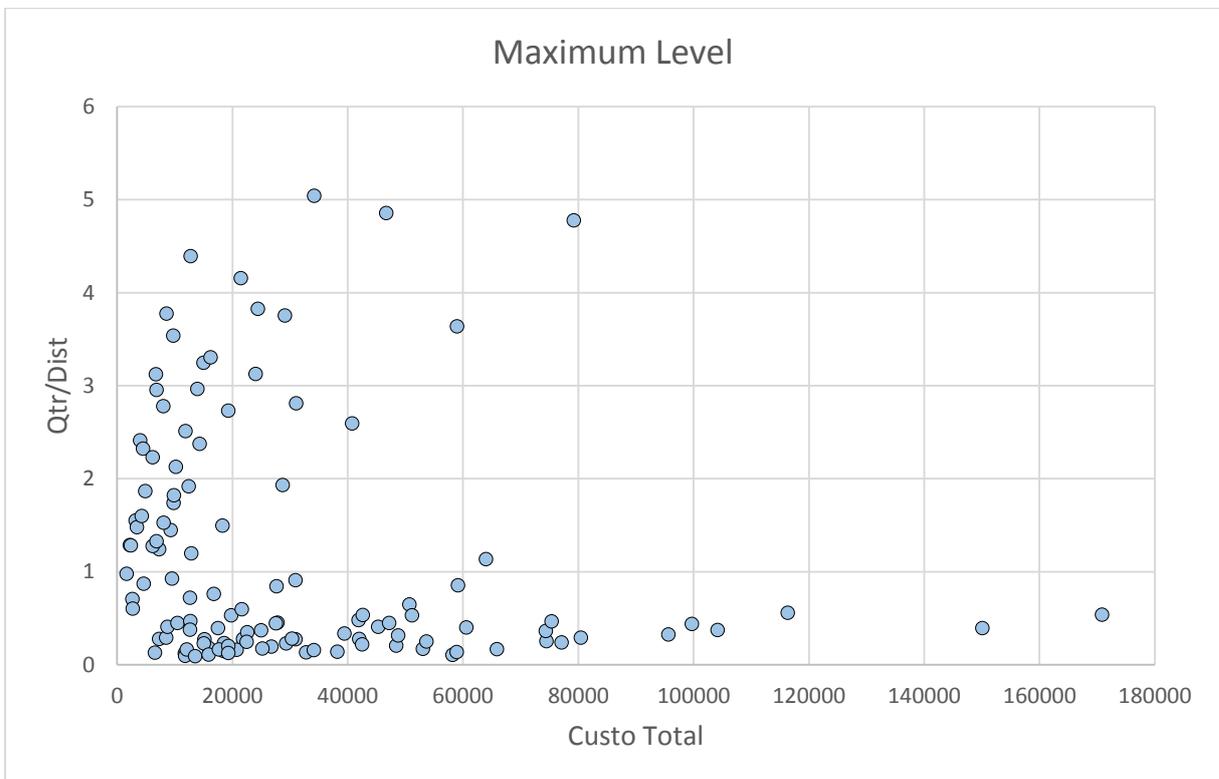


FIGURA 22 – QUANTIDADE TRANSPORTADA POR UNIDADE DE DISTÂNCIA EM FUNÇÃO DO CUSTO TOTAL DA INSTÂNCIA – POLÍTICA ML PARA O PRE DETERMINÍSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

O mesmo padrão é identificado para as outras políticas. A FIGURA 23 apresenta o valor do indicador para as outras quatro políticas de distribuição consideradas na tese.

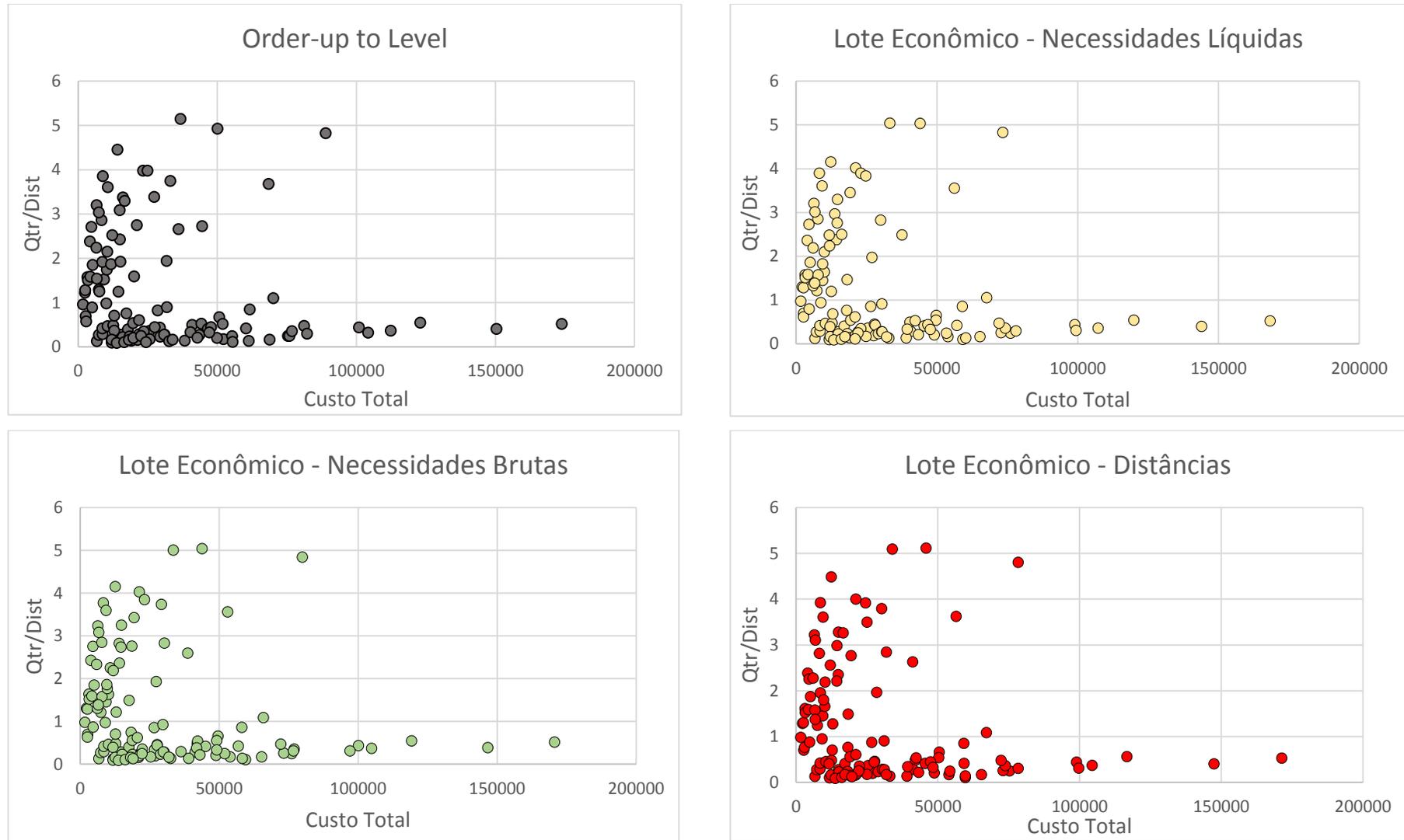


FIGURA 23 – QUANTIDADE TRANSPORTADA POR UNIDADE DE DISTÂNCIA EM FUNÇÃO DO CUSTO TOTAL DA INSTÂNCIA – POLÍTICAS OU, LE-NL, LE-NB E LE-D PARA O PRE DETERMINÍSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

Conforme ilustrado pela FIGURA 23, o custo total limite para aumento da quantidade transportada por unidade de distância é 50.000, contudo, grande parte das instâncias em que o valor do indicador é superior à 1 estão limitadas a um custo total igual à 20.000. Isso reforça a ideia da dificuldade em se elevar os ganhos de escala pela maior quantidade transportada quando os clientes possuem grande dispersão geográfica ou quando o custo de estocagem é demasiadamente elevado.

A taxa média de estocagem dos clientes, mensurada pelo indicador TxInvC (ver equação 60), é analisada a seguir para as 120 instâncias testadas. A forma de apuração dos estoques segue o modelo de reposição periódica. Assim, os níveis são verificados sempre ao final de cada período. A figura 24 apresenta os resultados para a política ML. Claramente se verifica um padrão em que os níveis de estoque do cliente não ultrapassam os 40% da capacidade de armazenagem ao final de cada período de análise. Essa ocupação, no entanto, não chega a ser inferior à 30%. De acordo com os parâmetros adotados na geração das instâncias, entre 10 e 20% da capacidade de armazenagem dos clientes deve ser mantida com produto, conforme a definição de estoque mínimo. Assim, conclui-se que a política ML não incorpora esses estoques em menos de 10%, dado que o limitante inferior do indicador TxInvC está superior à esse limite para todas as instâncias testadas.

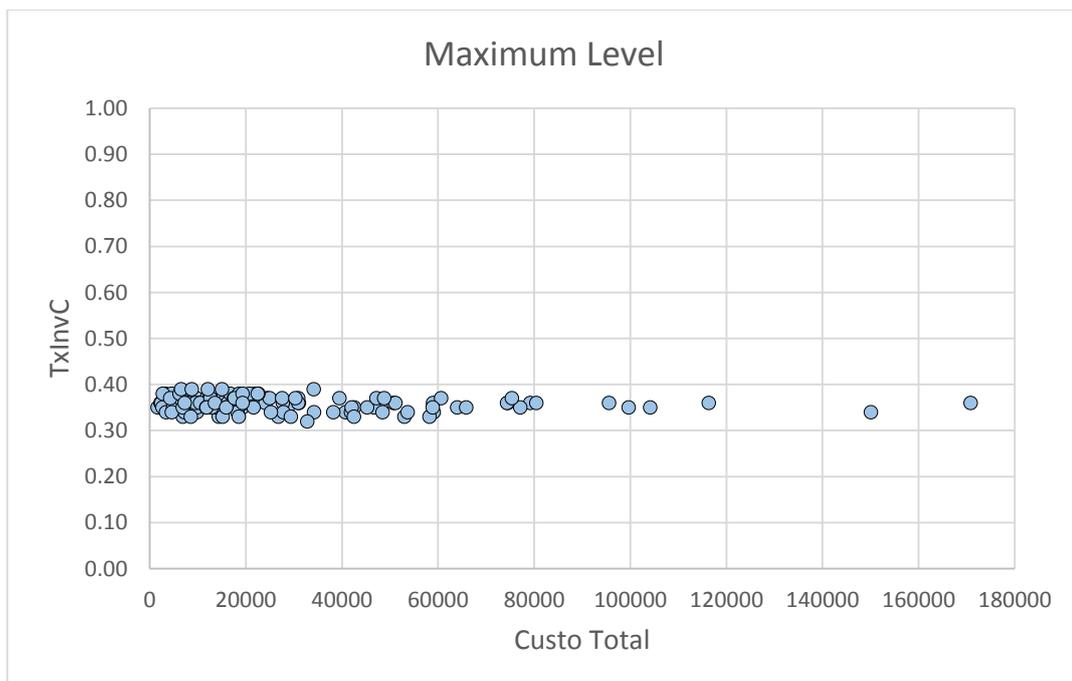


FIGURA 24 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DOS ESTOQUES DOS CLIENTES – POLÍTICA ML PARA O PRE DETERMINÍSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

Já a política OU apresenta uma ocupação média superior à 40% para a maioria das instâncias, independentemente da configuração de custos, conforme ilustrado na FIGURA 25. Na maioria dos casos, a ocupação situa-se entre 40% e 50% da capacidade de armazenagem dos clientes, com valores ligeiramente inferiores nas instâncias com custo total inferior à 20.000 (baixo custo de transporte, normalmente). Como a política OU entrega a quantidade necessária para ocupar a totalidade da capacidade de armazenagem do cliente, era esperado que o indicador TxInvC produzisse maiores ocupações em relação à política ML. Contudo, ao observar que a política OU produziu os resultados mais custosos dentre todas as políticas de distribuição testadas, concluiu-se que a taxa média de ocupação dos estoques dos clientes deve ser minimizada para que os custos totais sejam reduzidos.

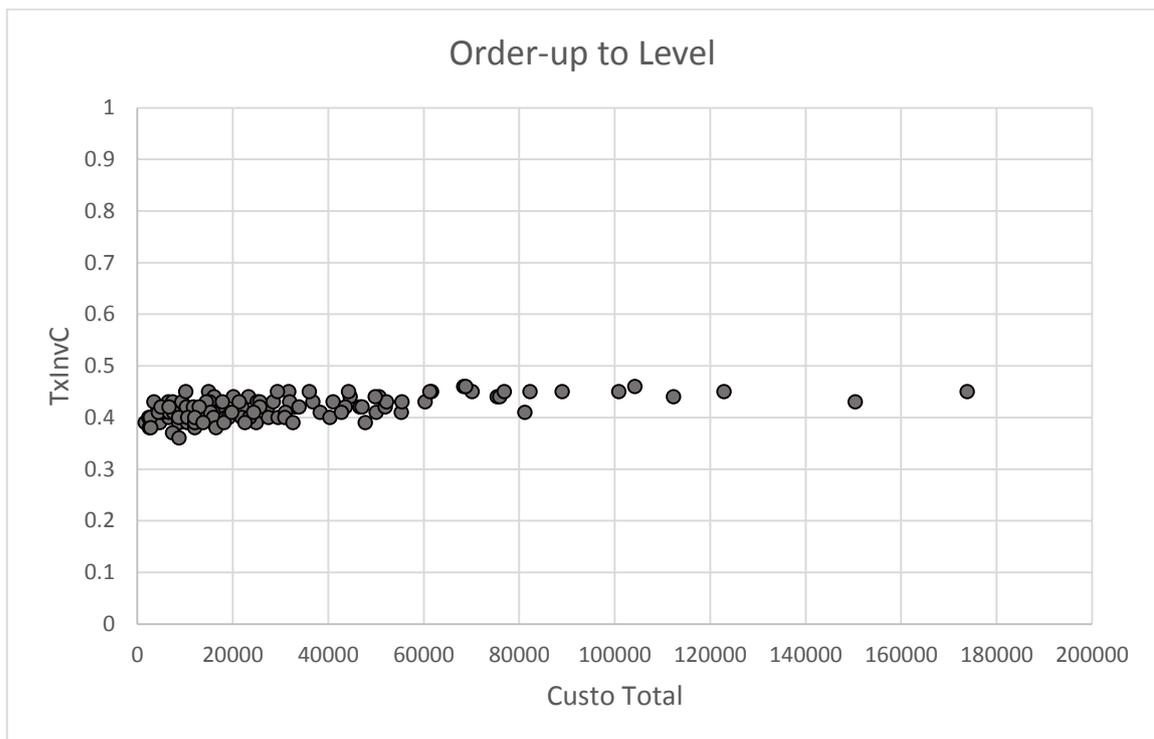


FIGURA 25 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DOS ESTOQUES DOS CLIENTES – POLÍTICA OU PARA O PRE DETERMINÍSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

A FIGURA 26 apresenta o resultado do indicador TxInvC para a política LE-NL. É possível observar que a taxa de ocupação dos estoques tentem a estarem mais distribuídas entre 40 e 30%, com duas ocorrência abaixo de 30% e uma ocorrência acima de 40%.

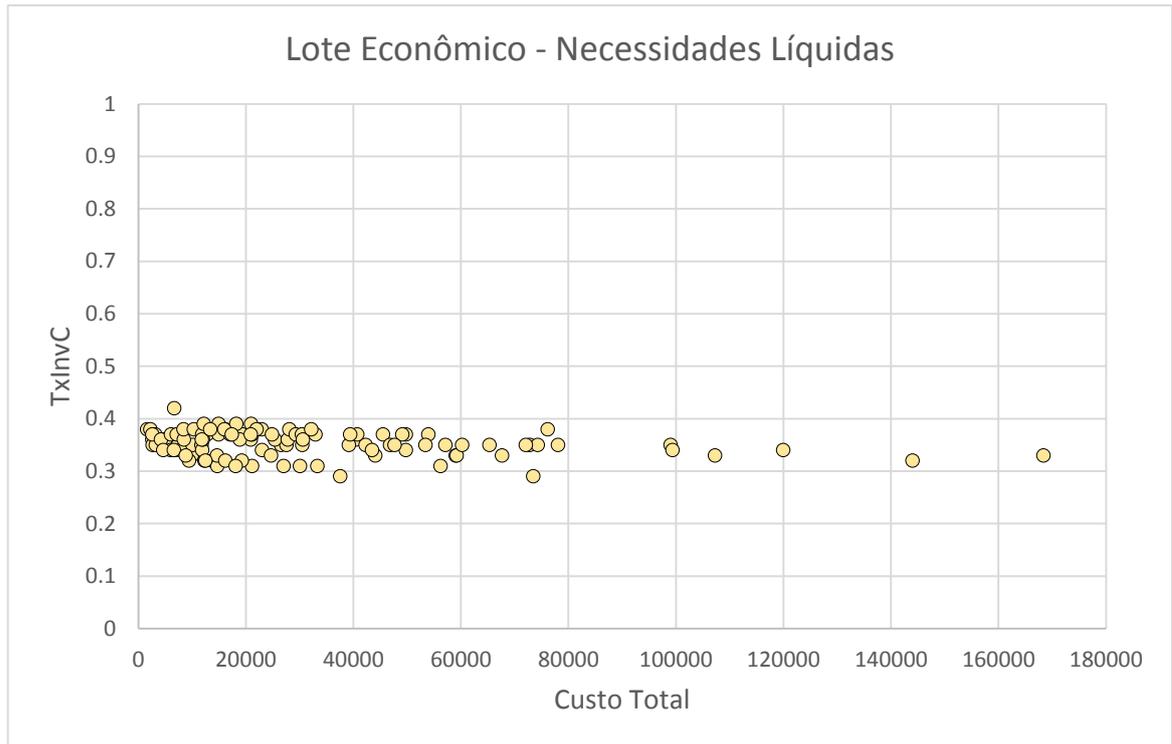


FIGURA 26 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DOS ESTOQUES DOS CLIENTES – POLÍTICA LE-NL PARA O PRE DETERMINÍSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

Também é possível observar que as instâncias de maior porte, com custos totais acima de 100.000 (configuração de alto custo de transporte e alto custo de estocagem), apresentam taxas médias de ocupação dos estoques dos clientes mais próximas do limitante inferior de 30%. Pelo fato da política LE-NL ter produzido melhores resultados nessas situações, conclui-se que em problemas com um grande número de clientes com elevada dispersão geográfica e alto custo de estocagem, deve-se priorizar a frequência de entregas, de forma a não elevar os níveis de estoque.

Um resultado parecido é verificado na análise do indicador para a política LE-NB. Pelo fato desta formulação ter produzido resultados de boa qualidade, sendo em muitas situações a melhor opção dentre as políticas de distribuição, nota-se também que os níveis de ocupação dos estoques são distribuídos entre os limites de 30 e 40%, com poucas ocorrências fora desses intervalos. Pode-se inferir que esta faixa de ocupação tende a ser parametrizada como alvo, no caso do tomador de decisão balizar suas ações nas taxas de ocupação dos estoques dos clientes.

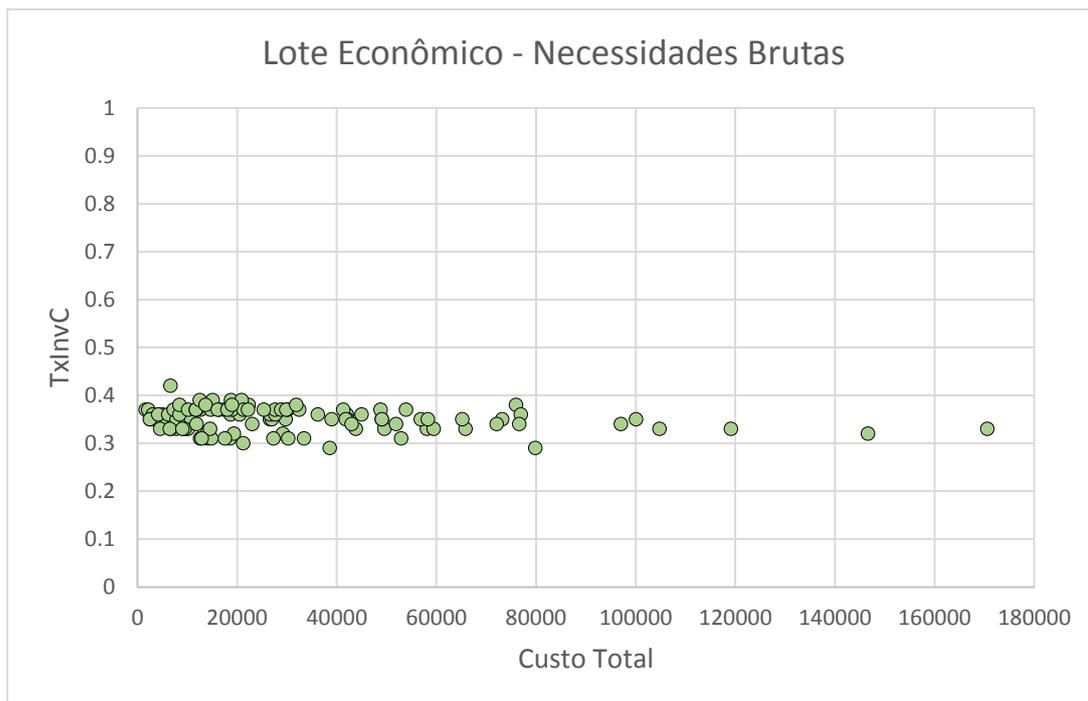


FIGURA 27 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DOS ESTOQUES DOS CLIENTES – POLÍTICA LE-NB PARA O PRE DETERMINÍSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

Por fim, o desempenho do indicador TxInvC para a política LE-D aponta nesta direção, conforme se verifica na FIGURA 28.

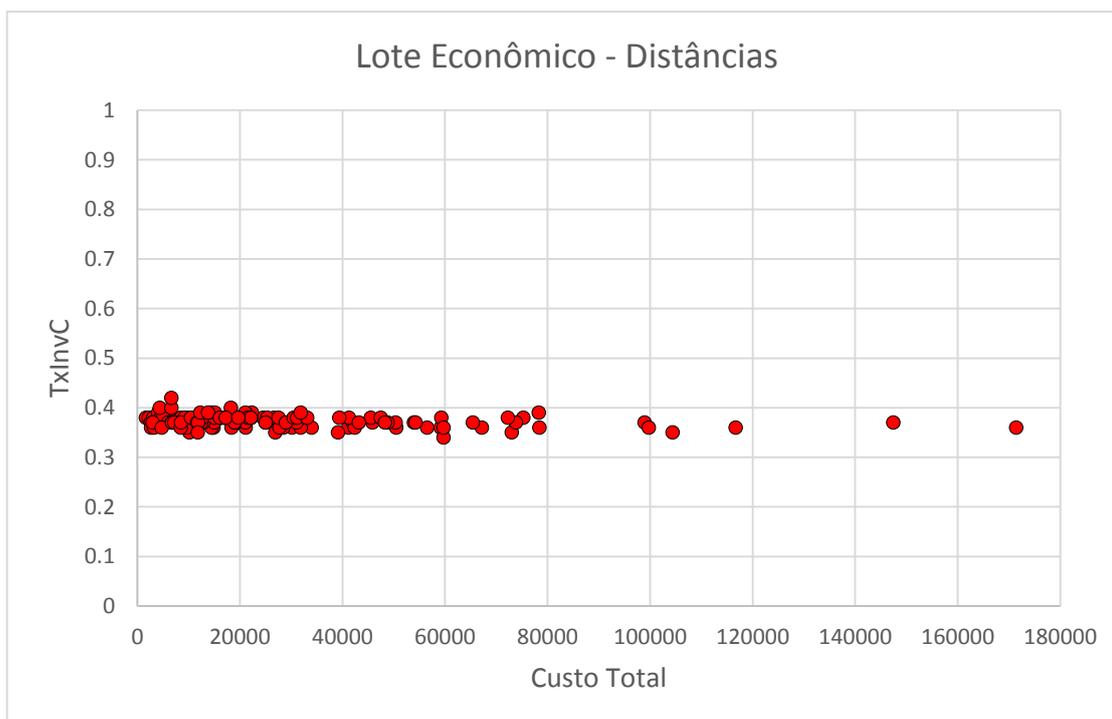


FIGURA 28 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DOS ESTOQUES DOS CLIENTES – POLÍTICA LE-D PARA O PRE DETERMINÍSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

A formulação LE-D produziu bons resultados nos cenários com elevado custo de transporte, cujas instâncias de maior porte demandaram um custo total superiores à 100.000 para sua resolução. Nota-se que os valores do indicador situaram-se próximos à 30% nessas situações, o que confirma o *insight* que instâncias de grande porte e grande dispersão geográfica dos clientes não devem ser priorizadas por grandes quantidades de abastecimento, devendo estas serem mais frequentes e com menores quantidades entregues.

A observação quanto à taxa média de ocupação dos estoques do fornecedor é complementar à análise do TxInvC. Há uma variabilidade maior no indicador TxInvF para instâncias menores, com custo total inferior à 20.000. De forma geral, essas instâncias menores acabam gerando uma volatilidade maior no processo de ressuprimento do fornecedor, o que leva à limites mais amplos para a taxa média de ocupação do estoque do fornecedor. Os dados apresentados na FIGURA 29 são para a política ML. A FIGURA 30 apresenta os resultados para as outras 4 políticas de distribuição

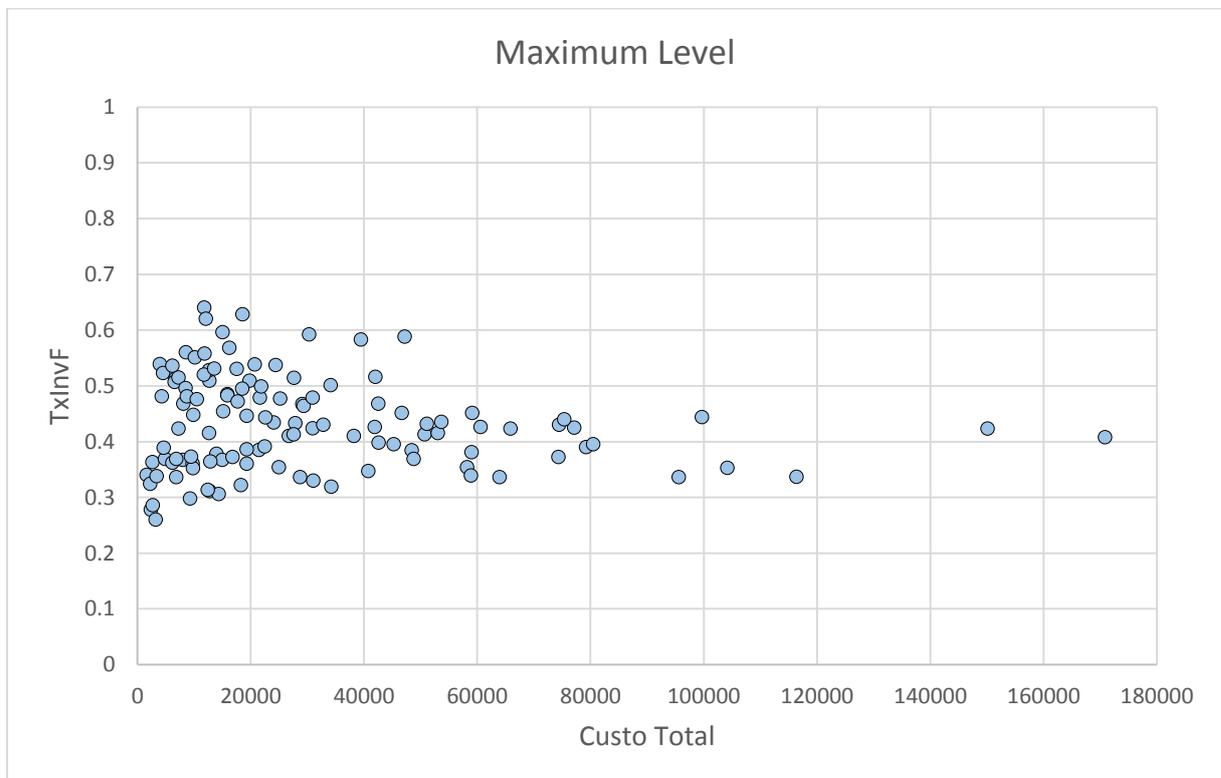


FIGURA 29 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DOS ESTOQUES DO FORNECEDOR – POLÍTICA ML PARA O PRE DETERMINÍSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

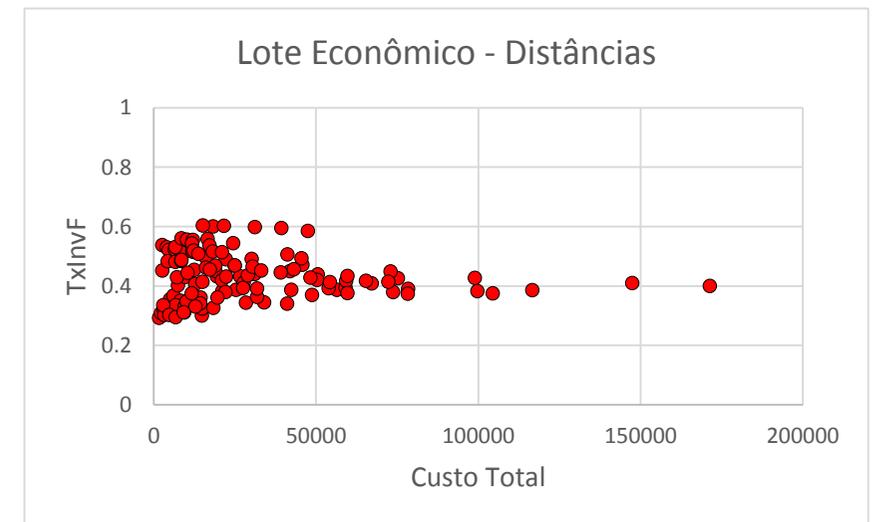
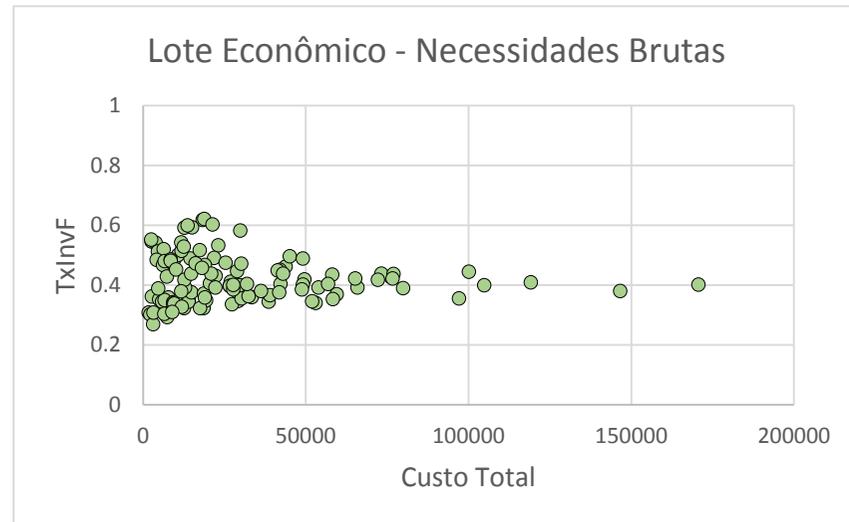
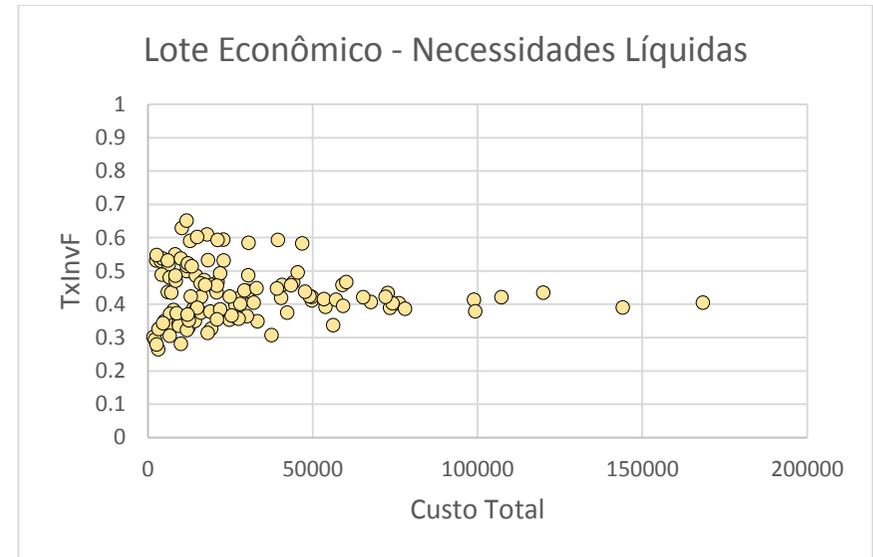
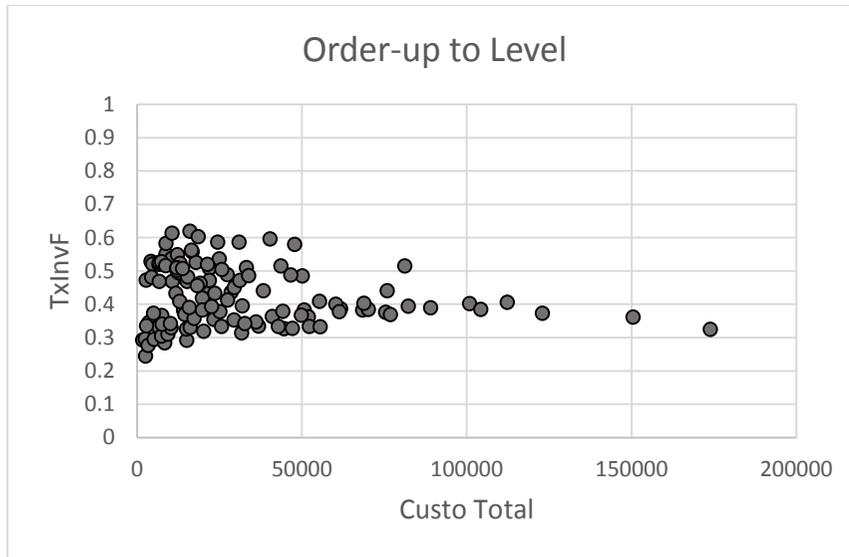


FIGURA 30 – TAXA MÉDIA DE OCUPAÇÃO DO ESTOQUE DO FORNECEDOR – POLÍTICAS OU, LE-NL, LE-NB E LE-D PARA O PRE DETERMINÍSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

Embora a política de abastecimento do fornecedor seja formulada por lotes econômicos em um contexto de entregas diretas, obviamente que a política de abastecimento dos clientes interfere no estoque do fornecedor. Guiados pelas políticas LE-NL e LE-NB, as quais produziram os melhores resultados par ao PRE determinístico, pode- observar que as variabilidades das taxas médias de ocupação percentual do estoque do fornecedor tendem a ser menores com o aumento da dimensão do problema. A ocupação tende a ser mais centrada em 40% para problemas de maior porte nessas formulações, ao passo que na política OU esse valor apresenta um leve decaimento. A mesma estabilidade não é verificada nas políticas ML. Já a política LE-D também centrou o indicador TxInvF em 40% nas instâncias de maior porte, porém não demonstrou a mesma convergência dos limitantes inferiores e superiores se comparada as outras formulações de lote econômico.

Por fim, analisando a taxa de ocupação da frota, observa-se um padrão comum às cinco políticas de distribuição avaliadas. A FIGURA 31 traz os resultados para a política ML. Pode-se observar que há uma variabilidade maior na ocupação dos veículos quando as instâncias são de menor porte (custo até 20.000). A FIGURA 32 apresenta o indicador para as outras políticas.

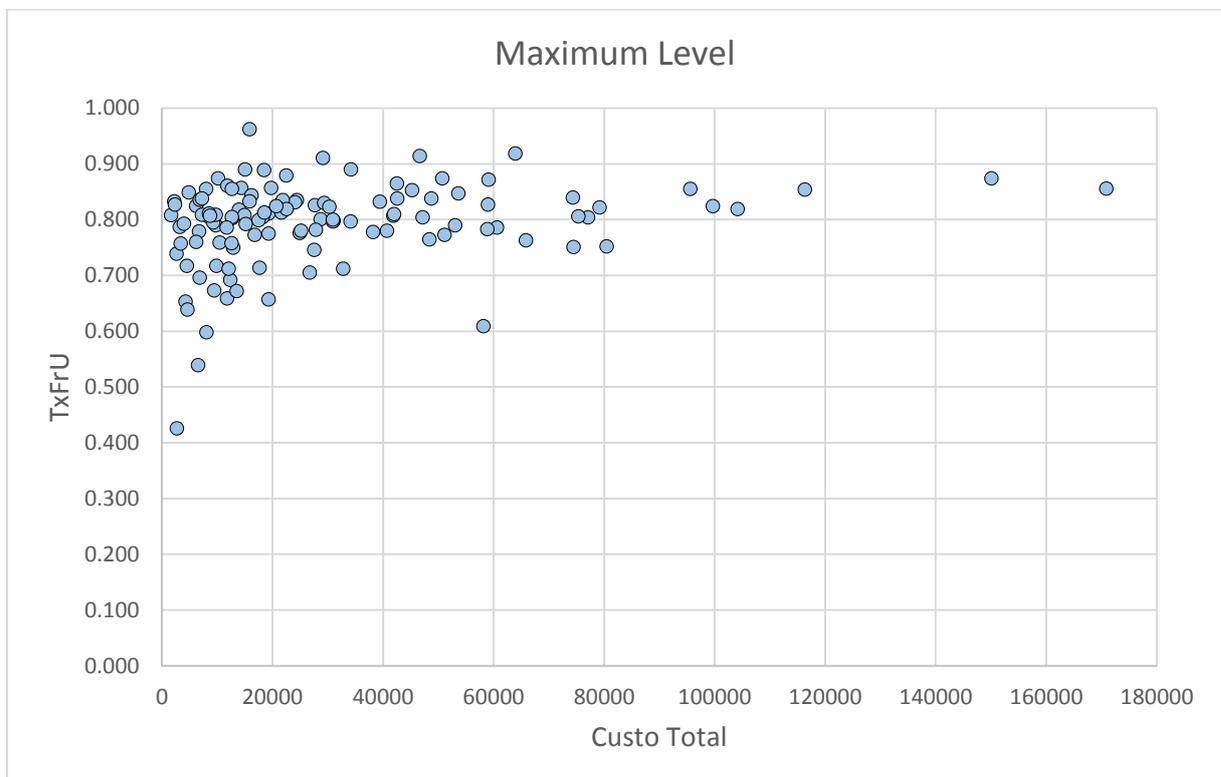


FIGURA 31 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DA FROTA – POLÍTICA ML PARA O PRE DETERMINÍSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

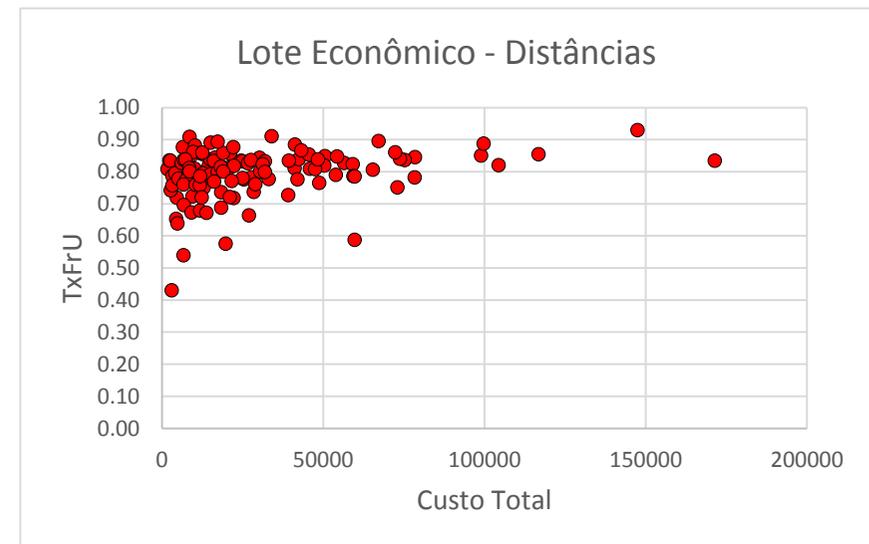
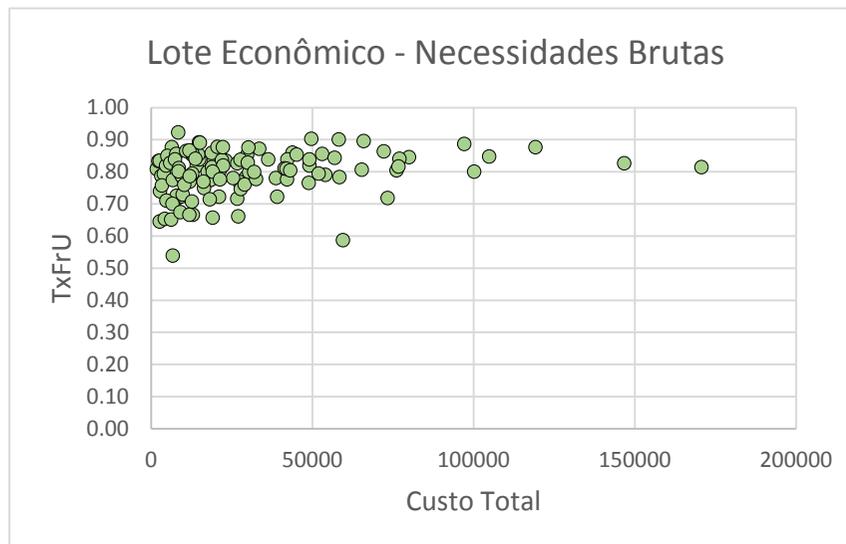
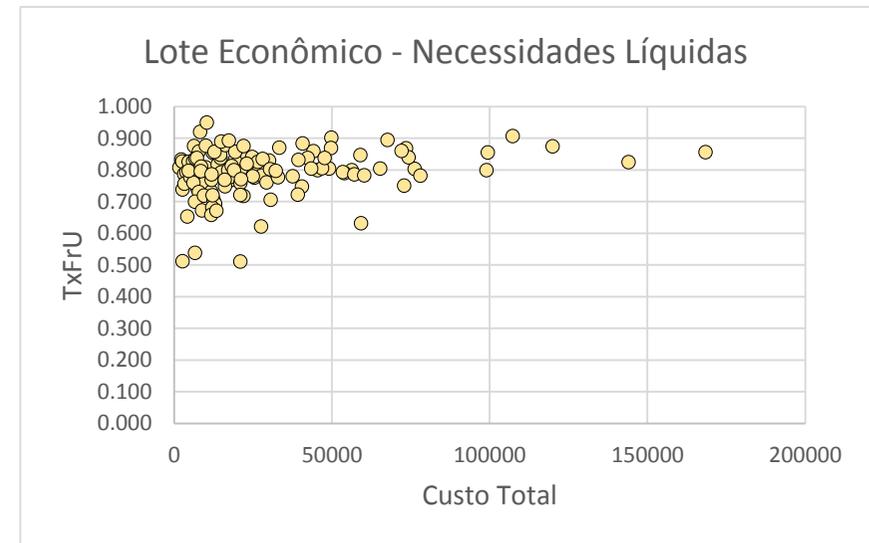
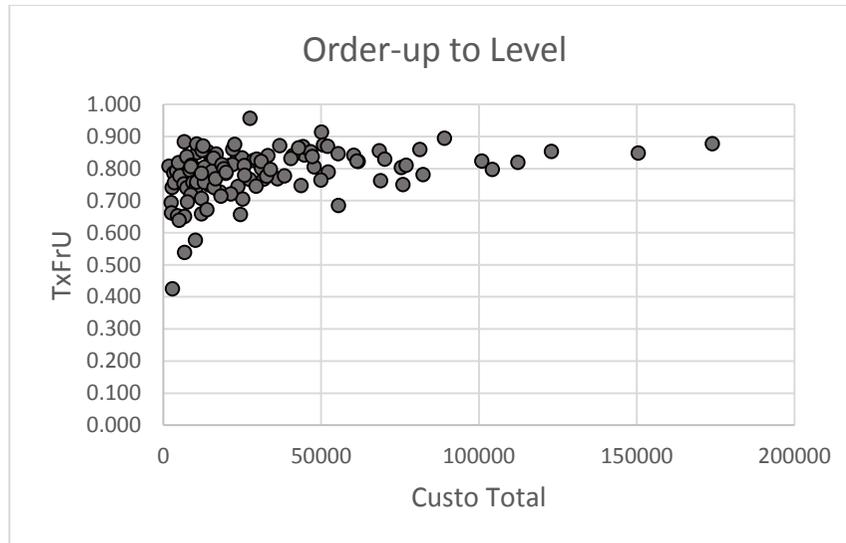


FIGURA 32 – TAXA DE OCUPAÇÃO MÉDIA DA FROTA – POLÍTICA OU, LE-NL, LE-NB E LE-D PARA O PRE DETERMINÍSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

Pela figura nota-se que as políticas de lote econômico apresentam maior variabilidade na taxa de ocupação da frota em comparação com as políticas ML e OU. Como a política OU carrega maiores quantidades, o indicador é mais concentrado em valores maiores, limitados geralmente entre 70% e 90% da capacidade de carregamento do veículo. Em todos os casos, as instâncias de maior porte demandam veículos mais carregados para a realização das entregas. A combinação dos clientes nos roteiros geralmente demanda rotas de maior distância, o que eleva as taxas de ocupação do veículo.

3.11 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Este capítulo introduziu o PRE em três níveis com demanda determinística. O problema foi formalmente definido e um modelo matemático em programação linear inteira mista foi apresentado, incorporando ao mesmo tempo restrições que não são consideradas na literatura, como o dimensionamento da frota de veículos de atendimento aos clientes e a decisão de abastecimento do fornecedor por uma base distante.

Cinco diferentes políticas de distribuição foram formuladas para o abastecimento dos clientes e comparadas com outras abordagens comumente utilizadas na literatura. Os resultados obtidos destacaram as formulações LE-NL, baseada nas necessidades líquidas dos clientes e a formulação LE-NB, baseada nas necessidades brutas.

De forma geral, essas políticas apresentaram os melhores resultados para o conjunto de 120 instâncias testadas, além de serem mais estáveis em relação às melhores soluções obtidas. Não houve domínio da política OU em nenhuma configuração de custo utilizada, o que descarta o emprego desta estratégia na resolução de problemas determinísticos.

A estratégia proposta para resolver o PRE atuou na decomposição do mesmo, dividindo o problema principal em 3 subproblemas, sendo a programação das entregas, o agrupamento dos pontos de demanda e a roteirização dos grupos formados. Uma complexa heurística foi apresentada, pautada de duas fases principais. Na primeira uma solução inicial é gerada através de algoritmos construtivos. Sequencialmente, o resultado é melhorado através de um novo procedimento de busca ampla em vizinhança (BVA). A estratégia BVA possibilitou

melhorar as soluções iniciais entre 5 e 6%, demandando, entretanto, um grande tempo computacional para tal. Isso corroborou ainda mais a importância das políticas de distribuição para o alcance de boas soluções do problema, dado que não há grandes ganhos com relação à solução sem uma contrapartida de tempo no processamento heurístico das instâncias.

O conjunto de indicadores de desempenho proposto possibilitou analisar os resultados numéricos sob o enfoque gerencial, permitindo alguns *insights* sobre os parâmetros adotados. Além dos padrões obtidos, foi possível parametrizar a taxa média de ocupação dos estoques dos clientes entre 30 e 40%, dado que esta faixa está associada às melhores soluções obtidas. Ao mesmo tempo, identificou-se a impossibilidade de elevar ganhos de escala em problemas de grande porte, independentemente da política de distribuição adotada. De forma geral, os indicadores de desempenho podem atuar como elemento auxiliar na programação logística no âmbito do PRE, desde que amparados por processos eficientes de operacionalização logística.

O próximo capítulo apresenta e discute as inovações propostas nesta tese para o problema de roteirização e estoques com demanda estocástica.

4. PROBLEMA DE ROTEIRIZAÇÃO E ESTOQUES COM SISTEMA LOGÍSTICO EM TRÊS NÍVEIS: ABORDAGEM ESTOCÁSTICA

Este capítulo analisa uma variante inédita para o PRE com três níveis logísticos, em um ambiente dinâmico e estocástico, onde as informações sobre as demandas futuras dos clientes não são conhecidas de antemão. Neste contexto, uma nova política de distribuição baseada em lote econômico é introduzida e comparada com outras políticas clássicas de distribuição e gerenciamento de estoques.

4.1 INTRODUÇÃO

Segundo (COELHO, 2012), a maioria dos casos reais de operação dos sistemas distribuição com estoques gerenciados pelo fornecedor acontece frequentemente em um ambiente onde as informações não são conhecidas *a priori*. Esses problemas são classificados como dinâmicos e estocásticos.

A perspectiva dinâmica exprime as situações reais em que as informações, particularmente as demandas dos clientes, vão se revelando ao tomador de decisões na medida em que o horizonte de planejamento avança. Essa descoberta de informações é provida por sistemas de troca eletrônica de dados ou por técnicas de previsão de demanda futura. A vantagem do segundo sobre o primeiro é o baixo investimento para realização das previsões.

No senso dinâmico e estocástico dos sistemas de gerenciamento de estoque pelo fornecedor, a demanda dos clientes é conhecida em um senso probabilístico (COELHO, 2012). Na literatura acadêmica do PRE, técnicas de programação dinâmica são consideradas nos estudos de (BERMAN; LARSON, 2001), (KLEYWEGT et al., 2004), (KLEYWEGT et al., 2002) e mais recentemente por (BERTAZZI et al., 2014). Em (SOLYALI et al., 2012) um *framework* baseado em otimização robusta é considerado. Já (MATEEN et al., 2014) e (VONOLFEN et al., 2011) utilizam simulação. Em (BERTAZZI et al., 2012) o PRE é resolvido no senso estocástico, onde as demandas futuras são estimadas por técnicas de previsão. Neste contexto, um algoritmo de horizonte temporal rolante é proposto, possibilitando resolver o problema de forma estática e determinística.

O método proposto por (COELHO et al., 2014) permite resolver o PRE estocástico e dinâmico através de um algoritmo de horizonte rolante que emprega técnicas de previsão de demanda para aproximar a demanda futura não conhecida.

De fato, a utilização de informações passadas é muito frequentes no processo de gerenciamento de estoques, particularmente a previsão por séries temporais. (ANDRIOLO et al., 2014)

Contudo, a proposta de (COELHO et al., 2014) é voltada à análise comparativa entre diferentes políticas de atendimento. Os autores consideram a possibilidade de transbordo entre os clientes, em situações de ruptura eminente. Duas políticas de distribuição são consideradas: ML e OU. Os autores apresentam duas estratégias diferentes de resolução. A primeira é baseada em políticas reativas, que decidem pelo atendimento ou não do cliente num certo período t observando o estado atual dos estoques. Na estratégia proativa, demandas futuras são previstas a fim de antecipar o consumo e minimizar eventuais custos de transporte e estocagem. O estudo considera que as demandas do período t são conhecidas antes da realização das entregas no período, e as previsões não são de fato cruciais para estabelecer a decisão de atendimento no período. Esta tese trata uma situação levemente mais realista, dado que, ao decidir sobre o abastecimento do cliente, a quantidade consumida por ele no período não é conhecida antes do caminhão deixar o depósito. Desta forma, a previsão de demanda executa uma função crucial nas decisões logísticas.

O restante do capítulo está estruturado como segue. Na seção 4.2 o problema é formalmente definido e as políticas ML e OU são consideradas. Na seção 4.3 uma formulação estocástica para o cálculo de lotes econômicos de entrega é introduzida e a seção 4.4 detalha a estratégia para reabastecimento do fornecedor. A seção seguinte traz a heurística proposta, onde uma nova abordagem de previsão de demanda baseada em redes neurais de bases radiais é detalhada. Alguns indicadores de desempenho são discutidos na seção 4.6 enquanto a seção 4.7 apresenta os resultados obtidos. Por fim, a seção 4.8 tece as conclusões do capítulo.

4.2 FORMALIZAÇÃO DO PROBLEMA

Baseado em (COELHO, 2012), o PRE estocástico é formalmente definido sobre um sobre um grafo completo e não orientado, $G = (V, A)$, onde $V = \{0, \dots, n + 1\}$ é o conjunto de vértices e $A = \{(i, j) \in V, i \neq j\}$ o conjunto de arcos. O vértice “0” refere-se ao fornecedor, o subconjunto $V' = \{0, \dots, n\}$ representa os clientes e “ $n + 1$ ” a base

de fornecimento, que abastece o estoque do fornecedor. Cada arco $(i, j) \in A$ possui um custo não negativo c_{ij} . A distância entre o fornecedor (vértice 0) e a base (vértice $n+1$) é denotada por c_{0n+1} . As decisões do problema são formuladas sobre um horizonte temporal discreto e finito $T = \{1, \dots, p\}$. O cliente i possui uma demanda não negativa, randômica, normalmente distribuída e não conhecida *a priori*, $d_i^t, \forall i \in V', \forall t \in T$. Na verdade, d_i^t é estimada por alguma técnica de previsão de séries temporais. O custo de estocagem do cliente é definido por h_i e sua capacidade de armazenamento C_i , sendo mC_i a quantidade mínima que deve ser mantida no estoque por questões operacionais, calculada como uma proporção de C_i . Se o estoque do cliente no período não for suficiente para atender sua demanda respectiva, uma penalização pela falta ρ_i^t é aplicada sempre que $t < p$. A parcela faltante da demanda é considerada no período seguinte como uma quantidade adicional que deve ser atendida. Se a ruptura ocorrer em $t = p$, a penalização ρ_i^t é calculada pelo custo fixo de alocação de um veículo adicional, somado com o custo de transporte de ida e volta para atender a esse cliente na forma de uma entrega direta, dado por como $\rho_i = f_k + 2c_{0i}$. Esta forma de tratar os custos de atraso é introduzida neste trabalho.

No período $t = 0$, é conhecido o estoque inicial $I_i^0, \forall i \in V$. Assume-se que a base de fornecimento possui uma quantidade de produto suficiente para atender à demanda do fornecedor ao longo de T , utilizando frota própria para isso. Este por sua vez, possui uma capacidade máxima de estocagem C_0 e custo de estocagem h_0 .

Diferentemente de outros trabalhos encontrados na literatura, que abordam a disponibilidade de apenas um veículo para realizar as entregas, como em (COELHO et al., 2014), esta tese considera que o fornecedor dispõe de uma frota, teoricamente ilimitada, de veículos, onde cada veículo k , com $k = 1, 2, \dots, K$ e K é um número tão grande quanto se queira. Cada veículo possui a mesma capacidade de carregamento L e um custo fixo associado pela utilização do veículo f_k .

A frota é responsável pelo atendimento do conjunto de clientes V' . Conforme ilustrado na FIGURA 13, resolução do problema consiste em decidir sobre:

- **Fornecedor**
 1. Quando abastecer o seu próprio estoque a partir da base?
 2. Quanto solicitar que seja entregue quando esta estiver programada?

- **Clientes**
 1. Quando abastecer o cliente a partir do fornecedor?
 2. Quanto entregar ao cliente em cada atendimento?
 3. Como combinar um conjunto de entrega em roteiros de menor custo?

- **Frota de Veículos**
 1. Como dimensionar a frota de veículos para realizar as entregas do fornecedor para o cliente?

As variáveis de decisão do problema são descritas como:

- θ_k^t : Variável binária, que assume o valor “1” se o veículo k será utilizado para realizar uma entrega no período t e “0”, caso contrário.
- x_{ijk}^t : Variável binária, que assume o valor “1”, se o arco (i,j) é percorrido no início do período t pelo veículo k e “0”, caso contrário.
- y_{ik}^t : Variável binária, que assume o valor “1”, se o cliente i é visitado pelo veículo k no início do período t e “0”, caso contrário.
- λ^t : Variável binária, que assume o valor “1”, se o fornecedor é abastecido pela base no período t e “0”, caso contrário.
- δ_i^t : Variável binária, que assume o valor “1”, se o cliente i está em ruptura no período t e “0”, caso contrário.
- r^t : Quantidade entregue ao fornecedor no início do período t pela base.
- I_i^t : Nível de estoque do cliente i ao término do período t .
- I_0^t : Nível de estoque do fornecedor ao término do período t .
- q_{ik}^t : Quantidade entregue ao cliente i no período t pelo veículo k .
- ξ_i^t : Nível de ruptura do cliente i ao final do período t .

- f_{ij}^t : Fluxo de veículos que chega ao nó j vindo de i no início do período t .

As restrições do problema são detalhadas a seguir:

- O estoque I_i^t do cliente i não deve exceder sua capacidade C_i nem ser inferior ao mínimo requerido mC_i ao longo de T . Se isso ocorrer, uma penalização é imposta.
- O estoque do fornecedor, I_0^t , não pode ser negativo nem superior à sua capacidade respectiva de armazenagem, C_0 , ao longo de T .
- A quantidade entregue por um fornecedor no período t não pode ser superior ao seu estoque disponível no período.
- Cada cliente i deve ser atendido por um único veículo em todos os períodos, não sendo permitido a ocorrência de entregas fracionadas. Exceto quando $t=p$ e o cliente está em ruptura. Nesse caso, um novo veículo irá atendê-lo no final do período, mesmo que uma entrega já tenha sido realizada no início dele.
- O volume transportado pelo veículo k no período t não deve exceder sua capacidade L .
- Cada veículo deve realizar apenas uma rota de entrega por período, devendo esta iniciar e terminar no depósito.

Inicialmente, para a política de distribuição flexível ML e baseado no modelo proposto por (COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012), o PRE em três níveis é definido como um modelo de programação matemática a seguir. Algumas passagens são repetições do capítulo 3, contudo, a inclusão da possibilidade de ocorrência de ruptura na entrega confere um caráter inédito ao modelo proposto a seguir.

$$Z = \left[\begin{array}{l} \sum_{t=1}^p I_0^t h_0 + 2 \sum_{t=1}^p \lambda^t c_{0n+1} + \sum_k^K \left(f_k \sum_{t=1}^p \theta_k^t \right) + \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^p I_i^t h_i + \sum_{i=0}^n \sum_{j=0, j \neq i}^n \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^p c_{ij} x_{ijk}^t + \\ \left(\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{p-1} \rho_i^t \delta_i^p + \sum_{i=1}^n \delta_i^p (2c_{0i} + f_k) \right) \end{array} \right], \quad (83)$$

A função objetivo enunciada deve ser minimizada em possui 6 componentes, sendo:

- $\sum_{t=1}^p I_0^t h_0$: **Custo de estocagem do fornecedor**

Calculado pelo modelo de revisão periódica, onde o custo unitário de estocagem é multiplicado pelos respectivos níveis de estoque ao final de cada período, e somados ao longo do horizonte de planejamento.

- $2 \sum_{t=1}^p \lambda^t c_{0n+1}$: **Custo de abastecimento do fornecedor**

Calculado como a distância euclidiana c_{0n+1} entre o fornecedor “0” e a base de fornecimento “n+1”, multiplicado pela variável de decisão que indica se o fornecedor foi abastecido no período t e pela constante 2, contemplando o trajeto de ida e o trajeto de volta, e somado ao longo do horizonte de planejamento.

- $\sum_k^K f_k \sum_{t=1}^p \theta_k^t$: **Custo fixo de alocação da frota**

Considera a soma dos custos unitários de alocação do veículo k , multiplicado pelo número de vezes que estes veículos foi utilizado durante o horizonte de planejamento. O limite superior K é uma constante tão grande quanto se queira, e informa o número de veículos utilizados para efetuar as entregas do fornecedor para o conjunto de clientes.

- $\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^p I_i^t h_i$: **Custo de estocagem dos clientes**

Calculado pelo modelo de revisão periódica, onde o custo unitário de estocagem é multiplicado pelos respectivos níveis de estoque ao final de cada período, somados para todos os clientes em todos os períodos.

- $\sum_{i=0}^n \sum_{j=0, j \neq i}^n \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^p c_{ij} x_{ijk}^t$: **Custo de transporte para os clientes**

Calculado como a soma de todos os arcos percorridos por todos os veículos empregados para a realização das entregas, em todos os horizontes de tempo considerados, ponderados pelo custo de deslocamento.

- $\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{p-1} \rho_i^t \delta_i^t + \sum_{i=1}^n \delta_i^p (2c_{0i} + f_k)$: **Penalização pelo atraso na entrega**

Calculado pelo modelo de revisão periódica, onde ρ_i^t é computado se o cliente i entrar em ruptura no período t , dado por $\delta_i^t = 1$. Se uma entrega adicional precisar ser programada no último período ($t=p$), a segunda parcela da penalização calcula o custo de atender o cliente de forma direta (ida e volta a partir do fornecedor), mais o custo fixo de designar um veículo para realizar a entrega.

A função objetivo está sujeita às seguintes restrições:

1. Limites de Estoque do Fornecedor. Deve ser inferior à capacidade de armazenagem do fornecedor e não negativo. O fornecedor também não pode distribuir uma quantidade maior que dispõe no estoque:

$$I_0^t \leq C_0, \quad \forall t \in T \quad (84)$$

$$I_0^t \geq 0, \quad \forall t \in T \quad (85)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t \leq I_0^{t-1} \quad \forall t \in T \quad (86)$$

2. Limites de Estoque do Cliente. Deve ser inferior à capacidade de armazenagem do cliente e superior ao mínimo requerido, considerando a ocorrência de ruptura no período.

$$I_i^t \leq C_i, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (87)$$

$$I_i^t \leq (mC_i - \xi_i^t), \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (88)$$

3. Estoque no fornecedor. O estoque no fornecedor ao final de cada período t é dado como o estoque disponível ao final do período anterior ($t-1$), adicionado à quantidade abastecida pela base no início do período t , subtraída da soma das quantidades entregues pela frota de veículos aos clientes durante o período:

$$I_0^t = I_0^{t-1} + r^t - \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t, \quad \forall t \in T \quad (89)$$

4. Estoque dos Clientes. O estoque do cliente i ao final do período t é calculado como o estoque disponível ao final do período anterior ($t-1$), mais a quantidade recebida pelo cliente i no período t , menos a demanda desse cliente no período. A ruptura é computada como a diferença entre o estoque observado e o nível mínimo requerido, sempre que este estoque for inferior ao nível mínimo.

$$I_i^t = I_i^{t-1} + \sum_{k=1}^K q_{ik}^t - d_i^t, \quad \forall t \in T \quad (90)$$

$$\xi_i^{t+1} = (mC_i - I_i^t), \quad \text{se } I_i^t < mC_i \quad \forall t \in T \quad (91)$$

5. Quantidade reabastecida pela base. A quantidade recebida pelo fornecedor não pode ser superior ao volume disponível no estoque no período. Nota-se que se variável de decisão λ^t for igual à zero, obrigatoriamente a quantidade entregue também será. O conjunto de restrições (93) se sobrepõe ao conjunto (92).

$$r^t \leq (C_0 \lambda^t - I_0^{t-1}), \quad \forall t \in T \quad (92)$$

$$r^t \geq 0, \quad \forall t \in T \quad (93)$$

6. Quantidade recebida pelos clientes. Deve ser limitada ao volume disponível no estoque do cliente no período t . É calculadas pela capacidade menos o estoque no final do período anterior ($t-1$). O conjunto de equações (94) consideram a que tudo que o cliente receber no período seja inferior à capacidade disponível no estoque, considerando a possibilidade de ocorrência de ruptura no período anterior, já (95) garante que o volume entregue será superior a zero se algum arco que percorre o cliente i no período t for percorrido por algum veículo k . Os conjuntos de equações (96) e (97) restringe a possibilidade de rotas abertas e (98) do cliente ser servido por mais de um veículo. O conjunto (14) garante que o cliente i seja visitado ao máximo uma vez no período:

$$\sum_{k=1}^K q_{ik}^t \leq C_i - \delta_i^{t-1} (mC_i - \xi_i^{t-1}) + (1 - \delta_i^{t-1}) I_i^{t-1}, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (94)$$

$$\sum_{k=1}^K q_{ik}^t \leq C_i \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^K x_{ijk}^t, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (95)$$

$$q_{ik}^t \leq y_{ik}^t C_i, \quad \forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (96)$$

$$\sum_{k=1}^K y_{ik}^t \leq 1, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (97)$$

$$\sum_{j=0}^n x_{ijk}^t \leq 1, \quad \forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (98)$$

7. Capacidade de carregamento do veículo. O volume transportado por um veículo no período não pode ser superior à sua capacidade de carregamento, desde que esse veículo seja selecionado para realizar uma entrega no período.

$$\sum_{i=1}^n q_{ik}^t \leq L\theta_k^t, \quad \forall t \in T \quad (99)$$

8. Número de veículos utilizados. A quantidade de veículos que irá compor a frota não deve exceder uma certa quantidade K , onde K é um número tão grande quanto se queira.

$$\sum_{k=1}^K \theta_k^t \leq K, \quad \forall t \in T \quad (100)$$

9. Restrições de conservação de fluxo. Formulados para evitar a ocorrência de subciclos. Em (101), toda rota que se inicia no fornecedor ($i=0$) termina no fornecedor. Em (102), se um veículo chega a um determinado cliente, a rota deve continuar, ao menos que o cliente seja o fornecedor. Em (103), para um certo período t , o fluxo de produto que chega em um cliente i transportado por um veículo k , subtraído do fluxo de produto que saí desse cliente carregado pelo mesmo veículo, deve ser igual à quantidade entregue ao cliente i pelo veículo k . Em outras palavras, se o cliente i for visitado pelo veículo k no período t , necessariamente ele será abastecido por q_{ik}^t . Finalmente em (104), o fluxo de produto que passa pelo cliente i é limitado à capacidade de carregamento do veículo L , e só irá ocorrer se o cliente for servido por algum veículo no período:

$$\sum_{i=1}^n x_{0ik}^t = \sum_{i=1}^n x_{i0k}^t, \quad \forall t \in T, \forall k \in K \quad (101)$$

$$\sum_{i=0}^n x_{ijk}^t + \sum_{i=0}^n x_{jik}^t = 2y_{ik}^t, \quad \forall t \in T, \forall k \in K \quad (102)$$

$$\sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^K f_{jik}^t - \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^K f_{ijk}^t = \sum_{k=1}^K q_{ik}^t, \quad \forall i \in V, \forall t \in T \quad (103)$$

$$f_{jik}^t \leq Ly_{ik}^t \quad \forall i, j \in V, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (104)$$

10. Domínio das variáveis. Estabelece o conjunto de valores válidos para as variáveis de decisão do problema.

$$f_{ijk}^t \geq 0, \quad \forall i, j \in V, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (105)$$

$$I_i^t \geq 0, \quad \forall i \in V, \forall t \in T \quad (106)$$

$$q_{ik}^t \geq 0, \quad \forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (107)$$

$$r^t \geq 0, \quad \forall t \in T \quad (108)$$

$$\xi_i^t \geq 0, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (109)$$

$$x_{ijk}^t, y_{ik}^t \in \{0,1\}, \quad \forall i, j \in V, \forall t \in T, \forall k \in K \quad (110)$$

$$\lambda^t \in \{0,1\}, \quad \forall t \in T \quad (111)$$

$$\theta_k^t \in \{0,1\}, \quad \forall t \in T, \forall k \in K \quad (112)$$

$$\delta_i^t \in \{0,1\}, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (113)$$

O modelo discutido anteriormente está formulado para a política de distribuição ML, dado que não há qualquer fixação das quantidades entregues. Devido aos componentes dinâmicos do modelo, a maioria dos trabalhos desenvolvem estratégias para a política ML, conforme se verifica no levantamento feito por (COELHO et al., 2013)

A formulação para a política OU implica restringir o abastecimento do cliente, conforme já comentado par ao caso determinístico. Por conta dessa restrição, o emprego da política OU em problemas estocásticos é mais escassa e são reportados apenas os artigos de (HUANG; LIN, 2010), (GEIGER, M. J.; SEVAUX, 2011) e mais recentemente (COELHO et al., 2014). No entanto, nenhum deles considera a possibilidade de atraso na entrega e posterior recuperação da quantidade faltante.

Dessa maneira, a formulação para a política OU no âmbito do PRE estocástico implica adicionar as restrições descritas a seguir. A base da formulação continua sendo (ARCHETTI et al., 2007), no entanto, a formulação é estendida par ao caso de múltiplos veículos e possibilidade de atraso nas entregas.

$$q_{ik}^t \geq C_i y_{ik}^t - \delta_i^{t-1} (mC_i - \xi_i^{t-1}) + (1 - \delta_i^{t-1}) I_i^{t-1}, \quad \forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (114)$$

$$q_{ik}^t \leq C_i y_{ik}^t, \quad \forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (115)$$

A equação 114 considera que o volume entregue ao cliente deve contemplar a ruptura. Se ela ocorreu no período anterior, o cliente será abastecido com a diferença entre o estoque mínimo e a capacidade de armazenagem do cliente. Se não ocorreu ruptura, a quantidade abastecida deve completar a capacidade disponível.

4.3 POLÍTICA DE DISTRIBUIÇÃO COM LOTE ECONÔMICO DE ENTREGA: MODELAGEM PARA DEMANDA NÃO DETERMINÍSTICA (LE)

Esta seção apresenta uma formulação única para o dimensionamento de lotes de entrega. Em nosso melhor conhecimento, não se reporta na literatura uma formulação para lotes econômicos com demanda estocástica no contexto do PRE. Dessa forma, a modelagem aqui exposta se baseia em elementos do caso determinístico, parametrizados para atender às questões dinâmicas do problema. O processo de modelagem e dimensionamento do lote econômico para um cliente i é baseado nos seguintes parâmetros, sendo alguns recuperados de outras seções da tese para melhor entendimento:

- I_i^0 : Estoque inicial do cliente i
- mC_i : Estoque mínimo do cliente i
- I_i^t : Estoque do cliente i no final do período t .
- Q_i^t : Lote econômico do cliente i se a entrega for realizada no período t .
- D_i^t : Demanda prevista do cliente i para o período t .
- d_i^t : Demanda real do cliente i para o período t .
- Cp_i^t : Custo de processamento do lote, calculado como o custo de atendimento do cliente i no período t .
- f_k : Custo fixo por ocasião da alocação de um veículo k para uma determinada rota.
- c : Custo unitário de aquisição do produto.
- h_i : Custo de manutenção do estoque do cliente i , computado a cada novo período pelo modelo de revisão periódica.
- ρ_i^t : Custo pela escassez ou atraso no atendimento do cliente i no período t .
- ζ : Múltiplo do lote econômico entregue ao cliente
- CT_i : Custo total de reposição para o cliente i ao longo do horizonte de planejamento T .

Define-se também algumas relações importantes, algumas delas já descritas anteriormente, mas que serão resgatadas nesta seção para fins de melhor entendimento do processo de modelagem.

- Definição do estoque do cliente i no final período t , definido como o estoque no final do período anterior, somado à quantidade recebida (múltiplo do lote econômico), descontado a demanda real do cliente no período.

$$I_i^t = I_i^{t-1} + \zeta Q_i^t - d_i^t \quad \forall t \in T \quad (116)$$

- Erro de previsão para a demanda do cliente i no período t (Er_i^t), calculado como a diferença entre a demanda prevista e a demanda real.

$$Er_i^t = d_i^t - D_i^t, \quad \forall t \in T \quad (117)$$

- Condição suficiente para a ocorrência de escassez ou atraso na entrega.

$$I_i^t < mC_i \quad \forall t \in T \quad (118)$$

4.3.1 Modelo simplificado, sem estoque inicial, custo de processamento nulo e apenas um período de planejamento

Neste modelo simplificado, a decisão sobre a quantidade entregue depende diretamente da demanda prevista. Se a previsão da demanda for demasiadamente pequena, poderá ocorrer ruptura e uma penalização sobre o atraso e escassez é aplicado. Contrariamente, caso a previsão seja elevada, o custo de estocagem será computado. O modelo é descrito como segue:

- Condição 1: O estoque inicial é igual à zero: $I_i^0 = 0$.
- Condição 2: Há apenas um período de planejamento: $p=1$.
- Condição 3: Custo de processamento nulo: $Cp_i^1 = 0$

Nessas condições, o estoque do cliente ao final do período é dado por:

$$I_i^1 = \zeta Q_i^1 - D_i^1, \quad (119)$$

Por simplificação, admite-se que não há necessidade de se entregar um múltiplo do lote econômico, dessa forma, pode-se admitir que $\zeta = 1$. A equação 119 é simplificada em:

$$I_i^1 = Q_i^1 - D_i^1, \quad (120)$$

Para evitar a ocorrência de custos de estocagem desnecessários, deseja-se que o estoque ao final do período não seja maior que o mínimo estoque exigido. Considerando que o estoque inicial é nulo (condição 1), tem-se:

$$Q_i^1 = D_i^1 + mC_i, \quad (121)$$

Se $D_i^1 = d_i^1$, não há erros de previsão e o custo total do sistema de reposição do cliente i é minimizado pela expressão 122, cujo lote econômico que minimiza o sistema é dado por 121.

$$CT_i = cQ_i^1 + h_i(mC_i) \quad (122)$$

Caso a previsão possua algum erro, ter-se à duas condições adicionais. Uma que considera uma previsão acima da demanda real e outro com a demanda prevista abaixo da real (custo pela falta).

- $CT_i = cQ_i^1 + h_i(D_i^1 - d_i^1), \quad \text{se } D_i^1 > d_i^1 \quad (123)$

- $CT_i = cQ_i^1 + \rho_i^1, \quad \text{se } D_i^1 < d_i^1 \quad (124)$

Considerando a probabilidade de ocorrência dos três eventos acerca da previsão de demanda, o custo esperado para o sistema de reposição é dado por 125.

$$CT_i = (cQ_i^1 + h_i(mC_i))P(D_i^t = d_i^t) + (cQ_i^1 + h_i(D_i^1 - d_i^1))P(D_i^t > d_i^t) + (cQ_i^1 + \rho_i^1)P(D_i^t > d_i^t) \quad (125)$$

4.3.2 Modelo Geral, para p períodos de planejamento, $Cp > 0$ e estoque inicial maior que zero

Neste modelo geral, admite-se que o múltiplo do lote econômico seja unitário ($\zeta = 1$) e sem perda de generalidade, pode-se desconsiderar o custo de aquisição do produto ($c = 0$), uma vez que este não é incluído em nenhum momento na apuração dos custos totais no modelo matemático da seção 4.2. Sob essas características, o estoque do cliente i para um certo período t é dado por 126.

$$I_i^t = I_i^{t-1} + Q_i^t - d_i^t, \quad \forall t \in T \quad (126)$$

O custo total de reposição do sistema para o cliente i é calculado como a soma dos custos de processamento do pedido ao longo do horizonte de planejamento, adicionados ao custo de estocagem mais o custo de ruptura. Considerando as probabilidades de erro na previsão de demanda, tem-se os seguintes cenários:

- Estoque ao final do período igual ao estoque mínimo, com probabilidade de ocorrência dado por $P(I_i^t = mC_i)$. Este cenário ocorre quando a demanda prevista é exatamente igual à demanda real.
- Estoque ao final do período superior ao estoque mínimo, com probabilidade de ocorrência dado por $P(I_i^t > mC_i)$. Este cenário ocorre quando a demanda prevista majora a demanda real.

- Estoque ao final do período menor que o estoque mínimo, com probabilidade de ocorrência dado por $P(I_i^t < mC_i)$. Este cenário ocorre quando a demanda prevista minora a demanda real e o cliente entra em situação de ruptura.

A equação que calcula o custo total de reposição para o cliente i no modelo completo é apresentado em 127. Observa-se que o custo de processamento do pedido é independente dos cenários possíveis para o estoque.

$$CT_i = \sum_{t=1}^p Cp_i^t + h_i \left[\sum_{t=1}^p (mC_i) P(I_i^t = mC_i) + \sum_{t=1}^p (I_i^t) P(I_i^t > mC_i) \right] + \sum_{t=1}^p (\rho_i^t) P(I_i^t < mC_i) \quad (127)$$

O custo de processamento do pedido é modelado conforme a política de distribuição baseada em necessidades líquidas (LE-NL). Baseado nesta formulação, entende-se que o custo de processamento é mensurado em dois componentes

- Componente de Carga (Cg): Medido pela fração de ocupação da capacidade de carregamento do veículo em relação à quantidade entregue ao cliente (Q_i^t). Essa fração representa a parcela do custo fixo (f_k) que corresponde à entrega ao cliente.

$$Cg_i^t = \frac{Q_i^t}{L} f_k \quad (128)$$

- Componente de Distância (Cd): Calculado como a razão entre o lote econômico e a distância média do cliente i em relação à todos os demais clientes.

$$Cd_i^t = \frac{Q_i^t}{\frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}}{n}} = \frac{Q_i^t}{\frac{1}{n} \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} \quad (129)$$

O custo de processamento total é então obtido pelo produto entre o componente de carga (Cg) e o componente de distância (Cd), conforme a equação 130.

$$Cp_i^t = \left[\frac{Q_i^t}{L} f_k \right] \left[\frac{Q_i^t}{\frac{1}{n} \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} \right] = \frac{f_k (Q_i^t)^2}{\frac{1}{n} (L) \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} \quad (130)$$

Combinando a equação 130 com a equação 127, tem-se o custo total para o sistema de reposição do cliente i no modelo completo.

$$CT_i = \sum_{t=1}^p \left[\frac{f_k (Q_i^t)^2}{\frac{1}{n} L \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} \right] + \quad (131)$$

$$h_i \left[\sum_{t=1}^p (mC_i) P(I_i^t = mC_i) + \sum_{t=1}^p (I_i^t) P(I_i^t > mC_i) \right] + \sum_{t=1}^p (\rho_i^t) P(I_i^t < mC_i)$$

Substituindo a definição do estoque do cliente (equação 126) na equação 131 do custo total, tem-se:

$$CT_i = \sum_{t=1}^p \left[\frac{f_k (Q_i^t)^2}{\frac{1}{n} L \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} \right] +$$

$$h_i \left[\sum_{t=1}^p (mC_i) P(I_i^t = mC_i) + \sum_{t=1}^p (I_i^{t-1} + Q_i^t - D_i^t) P(I_i^t > mC_i) \right] + \quad (132)$$

$$\sum_{t=1}^p (\rho_i^t) P(I_i^t < mC_i)$$

Como a demanda real não é conhecida *a priori*, substituiu-se d_i^t na equação 132 pela demanda estimada no período D_i^t . A seguir, simplifica-se as probabilidades

de erros de previsão e seus efeitos nos níveis de estoque como sendo eventos equiprováveis, de forma que:

$$\begin{cases} P(I_i^t = mC_i) = 1/3 \\ P(I_i^t > mC_i) = 1/3 \\ P(I_i^t < mC_i) = 1/3 \end{cases} \quad (133)$$

Substituindo 133 em 132, e operando algumas simplificações algébricas, chega-se a:

$$CT_i = \frac{pf_k(Q_i)^2}{\frac{1}{n}L\sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} + \frac{h_i}{3} \left[p(mC_i) + \sum_{t=1}^p I_i^{t-1} + \sum_{t=1}^p Q_i^t + \sum_{t=1}^p D_i^t + \frac{1}{h_i} \sum_{t=1}^p \rho_i^t \right] \quad (134)$$

Considerando que o lote econômico calculado seja o mesmo para todos os períodos, pode-se simplificar a notação para simplesmente Q_i , e ainda que a penalização possa ser considerada fixa em relação à todos os períodos, tem-se o seguinte processo:

$$CT_i = p \left[\frac{f_k Q_i^2}{\frac{1}{n}L\sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} + \frac{h_i mC_i}{3} + \frac{\rho_i}{3} \right] + \frac{h_i}{3} \left[\sum_{t=1}^p I_i^{t-1} + \sum_{t=1}^p Q_i + \sum_{t=1}^p D_i^t \right] \quad (135)$$

$$CT_i = p \left[\frac{f_k Q_i^2}{\frac{1}{n}L\sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} + \frac{h_i mC_i}{3} + \frac{\rho_i}{3} \right] + \frac{h_i p Q_i}{3} + \frac{h_i}{3} \sum_{t=1}^p I_i^{t-1} + \frac{h_i}{3} \sum_{t=1}^p D_i^t \quad (136)$$

$$CT_i = p \left[\frac{f_k Q_i^2}{\frac{1}{n}L\sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} + \frac{h_i mC_i}{3} + \frac{\rho_i}{3} + \frac{h_i Q_i}{3} \right] + \frac{h_i}{3} \left[\sum_{t=1}^p I_i^{t-1} + \sum_{t=1}^p D_i^t \right] \quad (137)$$

A fim de se apurar o custo do sistema por unidade de tempo, divide-se o custo total do sistema pelo tempo de ciclo. Este por sua vez é calculado como o número de períodos em que um lote econômico Q seria suficiente para suprir a demanda média prevista. O tempo de ciclo do cliente i (TC_i) é expresso pela expressão 138.

$$TC_i = \frac{Q}{\frac{1}{p} \sum_{t=1}^p D_i^t} \quad (138)$$

Assim, o custo do sistema por ciclo é expresso em 139.

$$\frac{CT_i}{TC_i} = \frac{p \left[\frac{fQ_i^2}{\frac{1}{n} L \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} + \frac{h_i m C_i}{3} + \frac{\rho_i}{3} + \frac{h_i Q_i}{3} \right] + \frac{h_i}{3} \left[\sum_{t=1}^p I_i^{t-1} + \sum_{t=1}^p D_i^t \right]}{\frac{Q_i}{\frac{1}{p} \sum_{t=1}^p D_i^t}} \quad (139)$$

Simplificando a expressão 139 através do processo a seguir, chega-se finalmente à equação para o custo do sistema de reposição do cliente i no modelo completo em 142

$$\frac{CT_i}{TC_i} = \frac{\sum_{t=1}^p D_i^t \left[\frac{f_k Q_i^2}{\frac{1}{n} L \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} + \frac{h_i m C_i}{3} + \frac{\rho_i}{3} + \frac{h_i Q_i}{3} \right] + \frac{h_i}{3p} \sum_{t=1}^p D_i^t \left[\sum_{t=1}^p I_i^{t-1} + \sum_{t=1}^p D_i^t \right]}{Q_i} \quad (140)$$

$$\frac{CT_i}{TC_i} = \frac{\sum_{t=1}^p D_i^t \left[\frac{f_k Q^2}{\frac{1}{n} L \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} + \frac{h_i m C_i}{3} + \frac{\rho_i}{3} + \frac{h_i Q_i}{3} \right] + \left[\frac{h_i}{3p} \sum_{t=1}^p D_i^t \sum_{t=1}^p I_i^{t-1} \right] + \left[\frac{h_i}{3p} \left(\sum_{t=1}^p D_i^t \right)^2 \right]}{Q_i} \quad (141)$$

$$\frac{CT_i}{TC_i} = \frac{f_k Q_i \sum_{t=1}^p D_i^t}{\frac{1}{n} L \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} + \frac{h_i m C_i}{3Q_i} + \frac{\rho_i}{3Q_i} + \frac{h_i}{3} + \left[\frac{h_i}{3Q_i p} \sum_{t=1}^p D_i^t \sum_{t=1}^p I_i^{t-1} \right] + \left[\frac{h_i}{3Q_i p} \left(\sum_{t=1}^p D_i^t \right)^2 \right] \quad (142)$$

Finalmente, derivando 142 em relação ao lote econômico e resolvendo para Q_i tem-se o processo a seguir:

$$\frac{\partial \frac{CT_i}{TC_i}}{\partial Q_i} = 0 \quad (143)$$

$$\frac{\partial \left\{ \frac{f_k(Q) \sum_{t=1}^p D_i^t}{\frac{1}{n} L \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} + \frac{h_i(mC_i)}{3Q_i} + \frac{\rho_i}{3Q_i} + \frac{h_i}{3} + \left[\frac{h_i}{3Q_i p} \sum_{t=1}^p D_i^t \sum_{t=1}^p I_i^{t-1} \right] + \left[\frac{h_i}{3Q_i p} \left(\sum_{t=1}^p D_i^t \right)^2 \right] \right\}}{\partial Q_i} = 0 \quad (144)$$

$$\frac{f_k \sum_{t=1}^p D_i^t}{\frac{1}{n} L \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} - \frac{h_i(mC_i)}{3Q_i^2} - \frac{\rho_i}{3Q_i^2} - \left[\frac{h_i}{3Q_i^2 p} \sum_{t=1}^p D_i^t \sum_{t=1}^p I_i^{t-1} \right] - \left[\frac{h_i}{3Q_i^2 p} \left(\sum_{t=1}^p D_i^t \right)^2 \right] = 0 \quad (145)$$

$$\frac{f_k \sum_{t=1}^p D_i^t}{nL \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} = \frac{1}{3Q_i^2} \left\{ h_i(mC_i) + \rho_i + \frac{h_i}{p} \left[\sum_{t=1}^p D_i^t \sum_{t=1}^p I_i^{t-1} + \left(\sum_{t=1}^p D_i^t \right)^2 \right] \right\} \quad (146)$$

$$\frac{f_k \sum_{t=1}^p D_i^t}{\frac{1}{n} L \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij}} = \frac{h_i m C_i + \rho_i + \frac{h_i}{p} \left[\sum_{t=1}^p D_i^t \sum_{t=1}^p I_i^{t-1} + \left(\sum_{t=1}^p D_i^t \right)^2 \right]}{3Q_i^2} \quad (147)$$

$$Q_i^2 = \frac{(L) \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij} \left[h_i m C_i + \rho_i + \frac{h_i}{p} \left[\sum_{t=1}^p D_i^t \sum_{t=1}^p I_i^{t-1} + \left(\sum_{t=1}^p D_i^t \right)^2 \right] \right]}{3n(f_k) \sum_{t=1}^p D_i^t} \quad (148)$$

E finalmente, em 149, tem-se o lote econômico para o PRE estocástico, com as demandas dos clientes não conhecidas *a priori*. O critério dinâmico do lote está apontado na variável de previsão de demanda D_i^t . Por esta razão, a notação do lote econômico considera novamente o índice de tempo t , que por questões de simplificação havia sido suprimido no processo de modelagem.

$$Q_i^t = \sqrt{\frac{(L) \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij} \left\{ h_i m C_i + \rho_i + \frac{h_i}{p} \left[\sum_{t=1}^p D_i^t \sum_{t=1}^p I_i^{t-1} + \left(\sum_{t=1}^p D_i^t \right)^2 \right] \right\}}{3n(f_k) \sum_{t=1}^p D_i^t}}, \forall i \in V' \quad (149)$$

Dessa maneira, considera-se o montante de demandas previstas até o período anterior ao cálculo do lote. Exemplificando, para o cálculo do lote econômico no período $t=5$, a equação 149 contempla a soma das demandas previstas nos períodos anteriores, ou seja, $t=1,2,3,4$. O modelo para cálculo do lote fica sendo:

$$Q_i^5 = \sqrt{\frac{L \sum_{j=1, j \neq i}^n c_{ij} \left\{ h_i (m C_i) + \rho_i + \frac{h_i}{p} \left[\sum_{t=1}^4 D_i^t \sum_{t=1}^4 I_i^{t-1} + \left(\sum_{t=1}^4 D_i^t \right)^2 \right] \right\}}{3n(f_k) \sum_{t=1}^p D_i^t}}, \forall i \in V' \quad (150)$$

A inclusão da restrição para o lote econômico no modelo matemático do PRE estocástico implica atender às restrições a seguir:

$$q_{ik}^t = \min(C_i - I_i^{t-1}; \theta_i^t Q_i^t), \theta_i^t = \left\lceil \frac{D_i^t - \delta_i^{t-1}(mC_i - \xi_i^{t-1}) + (1 - \delta_i^{t-1})(I_i^{t-1} - mC_i)}{Q_i^t} \right\rceil$$

$$\forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (151)$$

Onde θ_i^t é o maior valor inteiro (“teto”) da divisão entre a quantidade necessária prevista a ser entregue ao cliente i (necessidade líquida) e o próprio lote econômico Q_i .

4.4 REABASTECIMENTO DO FORNECEDOR PARA O PRE ESTOCÁSTICO

Assim como no caso determinístico, o reabastecimento do fornecedor a partir da base é realizado na forma de uma entrega direta, dado que não há possibilidade de combinar as entregas do fornecedor com o abastecimento dos cliente, uma vez que as frotas de veículos são distintas. Por essa estrutura, o cálculo de um lote econômico de entrega é também ensejado. A formulação matemática, no entanto, dependerá da demanda prevista dos clientes.

Seja DF_t a demanda total do fornecedor para o período t . Obviamente, DF é determinada pela política de distribuição utilizada para reabastecer aos clientes. Matematicamente, o parâmetro é definido como a diferença entre tudo que o fornecedor precisa entregar ao conjunto de clientes V' no período, subtraído do seu estoque inicial disponível I_0^{t-1} . Caso o estoque do fornecedor seja suficiente para atender a quantidade programada de entrega aos clientes no período, automaticamente $DF_t=0$. Tem-se portanto:

$$DF_t = \begin{cases} 0, & \text{se } \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t \leq I_0^{t-1} \\ \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t - I_0^{t-1}, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (152)$$

Partindo da equação (30), o custo do sistema de reposição para o fornecedor no instante t descrito na equação (153).

$$Cs_0^t = Cp_0^t \left(\frac{DF_t}{r^t} \right) + h_0 \left(\bar{I}_0^t \right), \quad (153)$$

Onde Cs_0 é o custo do sistema, Cp_0 é o custo de processamento do pedido, r^t é o lote econômico de entrega ao fornecedor, que será fixo e independente do período, podendo ser substituído pela constante r , h_0 é o custo de estocagem do depósito e \bar{I}_0^t é o estoque médio registrado pelo fornecedor até o período t , calculado como a média dos estoques ao final de cada período. Baseado na formulação do estoque do fornecedor discutida no modelo e apresentada na (6), tem-se:

$$\bar{I}_0^t = \frac{1}{t} \sum_{l=1}^t I_0^l, \quad (154)$$

Onde a equação (6) do modelo que define o estoque do fornecedor é dada por: $I_0^t = I_0^{t-1} + r^t - \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K q_{ik}^t$, $\forall t \in T$, modificada pela retirada do índice t no valor da quantidade r entregue ao fornecedor. Substituindo a expressão (6) na equação (53), tem-se:

$$\bar{I}_0^t = \frac{1}{t} \sum_{l=1}^t I_0^l = \frac{1}{t} \sum_{l=1}^t \left(I_0^{l-1} + r^l - \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K q_{ik}^l \right) = \frac{1}{t} \sum_{l=1}^{t-1} I_0^{l-1} + r^t - \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K q_{ik}^t \quad (155)$$

Onde r^t define o próprio lote econômico de entrega ao fornecedor, caso essa entrega seja realizada no período t .

Da mesma forma que no caso determinístico, o custo de processamento do pedido de reabastecimento do fornecedor (Cp_0), é dado pela distância entre a base e o depósito multiplicada por 2 (ida e volta), conforme (156). A frota utilizada para essa

entrega é responsabilidade da base, mas o custo de transporte é arcado pelo fornecedor.

$$Cp_f = 2c_{0n+1} \quad (156)$$

Assim, o custo de sistema de reposição do fornecedor, a partir da equação (153), tem-se a expressão geral, apresentada em (157).

$$Cs_i = 2c_{0n+1} * \left(\frac{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t - I_0^{t-1}}{r^t} \right) + h_0 * \left(\frac{1}{t} \sum_{l=1}^{t-1} I_0^{l-1} + r^t - \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K q_{ik}^t \right) \quad (157)$$

Igualando a derivada de (157) em relação à r^t e resolvendo para esse parâmetro, tem-se o lote econômico de reabastecimento do fornecedor conforme (158).

$$r^t = \sqrt{\frac{2c_{0n+1} \left[\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t - I_0^{t-1} \right]}{h_0}} \quad (158)$$

O fornecedor é reabastecido de acordo com a regra do ponto de pedido, ou seja, sempre que seu estoque disponível em t for menor que a quantidade total que deve ser entregue aos clientes no mesmo período.

Embora a formulação da política de reabastecimento do fornecedor siga a mesma estratégia para todas as políticas de distribuição consideradas (ML, OU e LE), observa-se que as quantidades entregues ao fornecedor pela base dependem diretamente das quantidades entregues pelo fornecedor aos clientes ao longo do horizonte de planejamento. Portanto, o reabastecimento do fornecedor é consequência da estratégia de distribuição implementada para o elo fornecedor-cliente.

4.5 INDICADORES DE DESEMPENHO LOGÍSTICO PARA O PRE ESTOCÁSTICO

Além dos quatro indicadores definidos para o PRE determinístico, o desempenho das três políticas de distribuição consideradas no PRE estocástico (ML, OU e LE) são mensurados considerando dois novos indicadores. Além dos indicadores tradicionais de volume por distância (Qtr/Dist), taxa média de ocupação dos estoques dos clientes (TxInvC), taxa média de ocupação dos estoques do fornecedor (TxInvF) e taxa média de ocupação da frota de veículos (TxFrU), cuja estruturação matemática está contemplada na seção 3.7, esta seção introduz o indicador para a taxa média de atrasos na entrega, além de um indicador baseado nos conceitos de OTIF (*On time-in full*), que avalia o percentual dos clientes que não apresentaram atrasos ao longo do horizonte de planejamento.

4.5.1 Taxa média de atrasos (*TxBackLog*)

A taxa média de atrasos possibilita mensurar o percentual de todas as entregas que são realizadas durante o horizonte de planejamento. A ideia central é verificar o percentual relativo das entregas que não são capazes de garantir o estoque mínimo dos clientes.

Uma entrega em atraso é definida sobre o conjunto de clientes V' , em relação ao horizonte de planejamento T . A variável binária ψ_i^t assume o valor 1 se o cliente i foi atendido por algum veículo k no período t ($y_{ik}^t = 1$) e seu nível de estoque ao final do período foi inferior ao mínimo requerido ($I_i^t < mC_i$) e zero, caso $y_{ik}^t = 1$ e $I_i^t \geq mC_i$. O indicador é então calculado conforme 159.

$$TxBackLog = \frac{\sum_{t=1}^p \sum_{i=1}^n \psi_i^t}{\sum_{t=1}^p \sum_{k=1}^{Kt} \sum_{i=1}^n y_{ik}^t} \quad (159)$$

Onde $\sum_{t=1}^p \sum_{k=1}^{K_t} \sum_{i=1}^n y_{ik}^t$ define o número total de entregas realizadas aos clientes por

todos os veículos alocados para alguma rota ao longo do horizonte de planejamento. Quanto mais próximo de zero, melhor o nível de serviço alcançado pela política de distribuição.

4.5.2 Indicador *On time-in full* (OTIF)

De acordo com (OLIVEIRA; ARAÚJO, 2009) o OTIF é um indicador de desempenho que monitora a qualidade da entrega de acordo com o nível de serviço exigido pelo cliente, mensurado em duas esferas: *on time* (tempo) e *in full* (conformidade). Segundo os autores, indicadores OTIF potencializam a gestão de desempenho em cadeias de suprimentos e operações. Os conceitos são descritos como:

On time: as entregas devem ocorrer no instante em que o cliente necessita do produto. Esse instante pode ser acordado em conjunto com o cliente.

In full: os produtos e serviços entregues devem estar conformes às especificações, como qualidade intrínseca, validade, condições de usabilidade, entre outros.

No contexto do PRE estocástico, não há penalização caso uma demanda seja antecipada, dado que o fornecedor pode combinar entregas a fim de minimizar custos logísticos de transporte e estocagem. Dessa forma, o conceito *on time* atenta apenas a evitar a ocorrência de atrasos na entrega.

Já o conceito *in full* pode ser tratado em função da entrega programada ser suficiente para atender à demanda real, dado o estoque disponível no período. Dessa forma, esta esfera de medida relaciona-se em maior com o erro de previsão de demanda.

Devido à variabilidade nas demandas dos clientes, é comum que se acumule atrasos na entrega para um mesmo cliente, especialmente se isso começar a acontecer nos períodos iniciais do horizonte de planejamento. Dessa forma, o indicador OTIF é formulado para avaliar o percentual de clientes que não sofreram nenhum atrasos na entrega e estão em conformidade com as especificações, complementando o indicador TxBackLog.

Um cliente será considerado OTIF se não for registrado nenhum atraso em suas entregas ao longo do horizonte de planejamento. De forma equivalente, registra-se um cliente como OTIF se o seu estoque ao final de todos os períodos de planejamento for superior à mínima quantidade operacional.

Seja β_i uma variável binária que assume o valor 1 se o cliente i não enfrentou atraso nas entregas ao longo do horizonte de planejamento e 0 caso contrário. Tem-se portanto:

$$\beta_i = \begin{cases} 1, & \text{se } \sum_{t=1}^p \psi_i^t = 0 \\ 0, & \text{se } \sum_{t=1}^p \psi_i^t > 0 \end{cases} \quad \forall i \in V' \quad (160)$$

O indicador OTIF é então calculado como a razão entre o número de clientes que não tiveram atrasos na entrega em relação ao número total de clientes, conforme 161.

$$OTIF = \frac{\sum_{i=1}^n \beta_i}{n} \quad (161)$$

A próxima seção detalha a estratégia desenvolvida para resolução do PRE estocástico, desenvolvendo os procedimentos heurísticos adotados e a técnica de previsão de demanda baseada em redes neurais de base radial.

4.6 ESTRATÉGIA DE RESOLUÇÃO PARA O PRE ESTOCÁSTICO

A estratégia de resolução desenvolvida para o PRE estocástico é centrada nos aspectos dinâmicos do problema. Neste contexto, a primeira etapa executada é a previsão da demanda dos clientes por redes neurais com funções de ativação de base radial (RBF – *radial base function*). A previsão da série temporal revela a demanda do período e esta pode ser programada. Partindo de uma série histórica gerada pelas mesmas funções de probabilidade que a demanda futura, a RBF é aplicada para executar a previsão do período imediatamente posterior.

De posse de demanda estimada para o período, o PRE recai em um problema de roteirização de veículos (PRV), e este é resolvido heurísticamente por um processo de busca em vizinhança ampla. Aos clientes com atraso na entrega no período anterior são atribuídos premiações na mesma magnitude da penalização. Dessa maneira, o PRV é resolvido como um problema de roteirização com coleta de prêmios, privilegiando os clientes que necessitam recuperar as quantidades atrasadas.

A figura apresentada a seguir ilustra o funcionamento da estratégia de resolução em módulos. Na sequência, cada um dos módulos é detalhado.

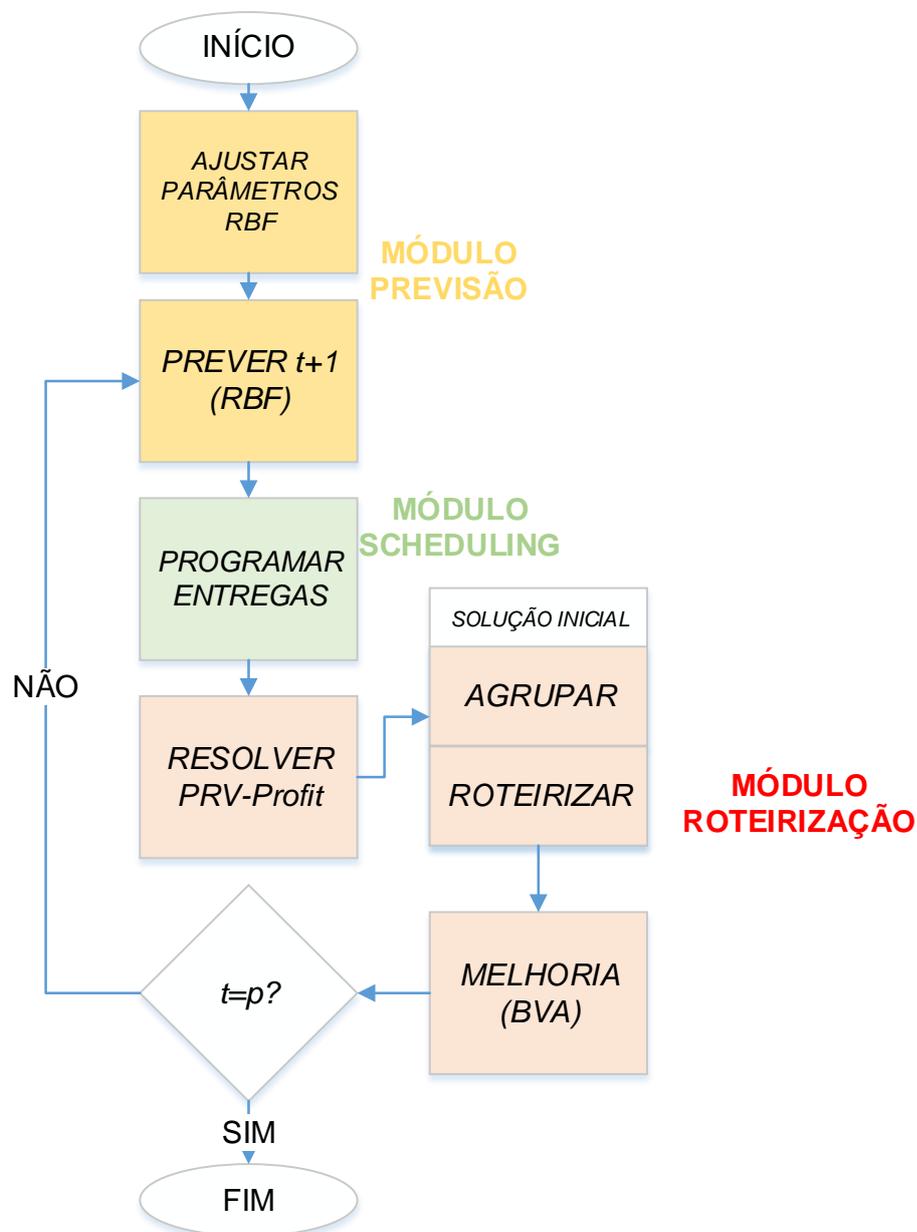


FIGURA 33 – ESQUEMA DE RESOLUÇÃO DO PRE ESTOCÁSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

4.6.1 Módulo de previsão

Redes neurais de base radial são técnicas de previsão de séries temporais com vasta aplicação em controle de estoques e gerenciamento de demanda. O emprego de RBF's na previsão de séries temporais se justifica pelos resultados encontrados na literatura, e particular no artigo de (SCARPIN; STEINER, 2011). Neste trabalho, uma estratégia de previsão de séries temporais foi desenvolvida por meio de RBF's para um caso real de reposição de produtos no varejo em uma rede de supermercados. Os níveis de ruptura foram reduzidos de 12% para 0,7% nas grandes lojas (hipermercados) e de 15% para 1,2% nas lojas de porte menor (supermercados).

Diferentemente de outros estudos que empregam técnicas de previsão disponíveis em sistemas computacionais prontos, como RTM, empregado por (COELHO et al., 2014), esta tese propõe um algoritmo de forma autônoma em completa, acoplado às outras heurísticas desenvolvidas para resolução integrado do PRE.

4.6.1.1 Breve discussão sobre redes neurais de base radial

Segundo (SCARPIN, 2012), as RBF's são redes neurais com três camadas (entrada, escondida e saída), que não demandam treinamento por retropropagação, além de não possuírem unidades de processamento na forma de funções de ativação do tipo sigmoidal.

A primeira camada da RBF é responsável pelo recebimento dos padrões de entrada. A segunda camada, denominada "escondida", é definida pelo número de centroides da rede, os quais são definidos e posicionados durante o processo de treinamento. Por fim, a terceira camada, de saída, consiste em unidades lineares, totalmente conectadas às camadas escondidas. Uma arquitetura exemplo é apresentada na FIGURA 33.

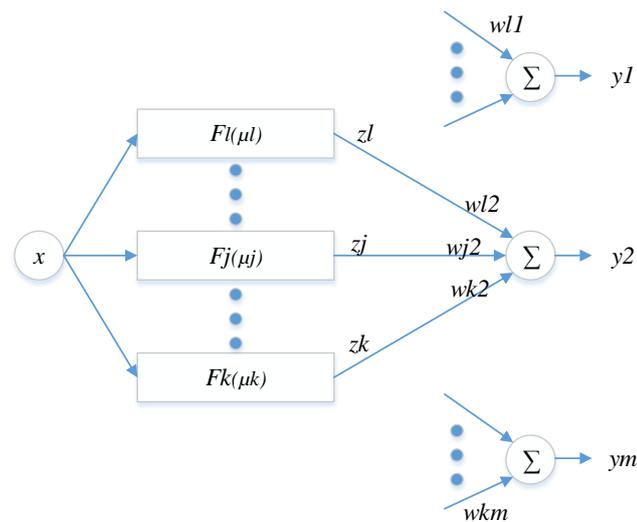


FIGURA 34 – ARQUITETURA DE UMA RBF
 FONTE: Adaptado de (SCARPIN, 2012)

O processamento da RBF tem início com o recebimento de um padrão de entrada $x_p = (1, \dots, np)$ pela camada escondida, onde np é o número de padrões de entrada. Cada unidade na camada escondida gera então uma saída z_j , em função da proximidade entre a entrada x_p , de uma vizinhança σ_j e um vetor n -dimensional μ_j conforme definido por 161.

$$z_j(x_p) = F_j(x_p, \mu_j, \sigma_j) \quad (162)$$

A função F_j deve ser capaz de gerar um valor significativo para a saída z_j quando esta estiver em sua vizinhança. A saída da rede é dada por um vetor y de dimensão m , cujo l -ésimo elemento é representado por 139, onde w_{lj} é o peso entre a camada escondida j e a unidade de saída l .

$$y_l(x_p) = \sum_{j=1}^n w_{lj} z_j(x_p) \quad (163)$$

De acordo com (SCARPIN, 2012), as RBF's realizam a aproximação de uma função $g(x)$ através da superposição de funções de base radial com forma de sino. O grau de precisão do processo de aproximação é controlado por três parâmetros, sendo: quantidade de funções de base utilizada, localização dos campos receptivos e

larguras desses campos. As funções de ativação mais comuns são a de base Gaussiana, de base Logística e função multiquadrática.

Definido as funções de ativação, pode-se passar para o método de treinamento, cujo objetivo é reduzir o erro de saída da rede. Para tal, pode-se ajustar os seguintes parâmetros da RBF:

- Número de centros dos campos receptivos (μ_j)
- Largura dos campos receptivos (σ_j)
- Pesos entre a camada escondida e a camada de saída (w_{ij})

O aprendizado é realizado através de um processo híbrido, envolvendo a fase supervisionada, que consiste na determinação do número de centros dos campos receptivos e da largura desses campos, seguido do treinamento não supervisionado, que estima os pesos entre a camada escondida e a camada de saída.

Para a estimativa do número de centros dos campos receptivos, adotou-se nesta tese a técnica de agrupamentos pelo algoritmo de *k-médias*, onde o número de grupos é definido *a priori* dentro de um intervalo discreto. Já a largura dos campos receptivos é estimada por um algoritmo de simulação, que será descrito a seguir. Os pesos são calculados pelo método da matriz pseudo-inversa, que minimiza a soma dos quadrados dos erros gerado pela rede.

4.6.1.2 Ajuste nos parâmetros da rede neural de base radial

O ajuste nos parâmetros da rede é realizado através de simulação durante a fase de treinamento, modificando o número de padrões de entrada, a quantidade de centros e a largura dos campos receptivos. O foco da simulação não é necessariamente reduzir o erro entre os padrões de entrada e saída, mas sim produzir soluções de menor custo.

Para tal, foi considerado uma série histórica com 40 períodos, divididos em dois blocos de 20 períodos cada. Conforme apontado por (COELHO et al., 2014), não há grandes efeitos em função do número de períodos considerados na série histórica para a realização da previsão. Dessa forma, adotou-se $t1=20$ períodos para o treinamento e ajuste dos parâmetros da rede e mais $t2=20$ períodos para a verificação

desses parâmetros quanto ao custo da solução considerada na fase de programação das entregas.

A RBF é treinada com $t1$ e parametrizada para prever $t2$, sempre com a estratégia de utilizar n períodos anteriores para prever o $n+1$. Na medida em que a previsão vai avançando sobre o horizonte $t2$, os dados mais antigos de $t1$ vão sendo substituídos por dados do horizonte de $t2$. A simulação é encerrada quando a rede neural finalizar a previsão do último período de $t2$. O problema a ser minimizado é detalhado a seguir. O parâmetro t se refere à $t2$.

$$Z = \sum_{t=1}^p I_0^t h_0 + 2 \sum_{t=1}^p \lambda^t c_{0n+1} + \sum_k^K \left(f_k \sum_{t=1}^p \theta_k^t \right) + \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^p I_i^t h_i + \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{p-1} \rho_i^t \delta_i^p + \sum_{i=1}^n \delta_i^p (2c_{0i} + f_k) \quad (164)$$

Sujeito à:

$$I_0^t \leq C_0, \quad \forall t \in T \quad (165)$$

$$I_0^t \geq 0, \quad \forall t \in T \quad (166)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t \leq I_0^{t-1} \quad \forall t \in T \quad (167)$$

$$I_i^t \leq C_i, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (168)$$

$$I_i^t \leq (mC_i - \xi_i^t \delta_i^t), \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (169)$$

$$I_0^t = I_0^{t-1} + r^t - \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n q_{ik}^t, \quad \forall t \in T \quad (170)$$

$$I_i^t = I_i^{t-1} + \sum_{k=1}^K q_{ik}^t - d_i^t, \quad \forall t \in T \quad (171)$$

$$\xi_i^t = (mC_i - I_i^t), \quad \text{se } I_i^t < mC_i \quad \forall t \in T \quad (172)$$

$$r^t \leq (C_0 \lambda^t - I_0^{t-1}), \quad \forall t \in T \quad (173)$$

$$r^t \geq 0, \quad \forall t \in T \quad (174)$$

$$\sum_{k=1}^K q_{ik}^t \leq C_i - \delta_i^{t-1} (mC_i - \xi_i^{t-1}) + (1 - \delta_i^{t-1}) I_i^{t-1}, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (175)$$

$$\sum_{i=1}^n q_{ik}^t \leq L \theta_k^t, \quad \forall t \in T \quad (176)$$

$$\sum_{k=1}^K \theta_k^t \leq K, \quad \forall t \in T \quad (177)$$

$$I_i^t \geq 0, \quad \forall i \in V, \forall t \in T \quad (178)$$

$$q_{ik}^t \geq 0, \quad \forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (179)$$

$$r^t \geq 0, \quad \forall t \in T \quad (180)$$

$$\xi_i^t \geq 0, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (181)$$

$$\lambda^t \in \{0,1\}, \quad \forall t \in T \quad (182)$$

$$\theta_k^t \in \{0,1\}, \quad \forall t \in T, \forall k \in K \quad (183)$$

$$\delta_i^t \in \{0,1\}, \quad \forall i \in V', \forall t \in T \quad (184)$$

O modelo apresentado desconsidera apenas a roteirização para atendimento dos clientes. O horizonte de tempo considerado é $T = \{1, \dots, 20\}$. A decisão de abastecer o cliente i no período t é dado conforme a regra a seguir:

$$y_{ik}^t = \begin{cases} 1, \text{ se } D_i^t > (I_i^{t-1} - mC_i) \\ 1, \text{ se } (I_i^{t-1} < mC_i) \\ 1, \text{ se } D_i^t \leq (I_i^{t-1} - mC_i) \text{ e } g < \frac{t}{p} \left[\frac{I_i^{t-1}}{C_i} \right], \text{ onde } g \sim U(0,1) \\ 0, \text{ caso contrário} \end{cases}$$

$$\forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (185)$$

Caso $y_{ik}^t = 1$, calcula-se a quantidade a ser entregue no período t . Nesta etapa de simulação, as quantidades calculadas seguem a regra da política ML, ou seja, a quantidade pode ser qualquer valor entre o nível de estoque no final do período anterior ($t-1$) e a capacidade de estocagem do cliente. Os atrasos, no entanto, são priorizados. A regra de quantidade a ser entregue é descrita em (186).

$$ML: q_{ik}^t = \begin{cases} \min \left[D_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i) + g \frac{t}{p} (C_i - I_i^{t-1}); L \right], & \text{se } D_i^t > (I_i^{t-1} - mC_i) \text{ e } I_i^{t-1} \geq mC_i \\ \min \left[D_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i) + g \frac{t}{p} (C_i - I_i^{t-1}) + \xi_i^{t-1}; L; C_i \right], & \text{se } D_i^t > (I_i^{t-1} - mC_i) \text{ e } I_i^{t-1} < mC_i \\ \min \left[g \frac{t}{p} (C_i - I_i^{t-1}); L \right], & \text{se } D_i^t \leq (I_i^{t-1} - mC_i), \text{ e } I_i^{t-1} \geq mC_i, \\ \min \left[g \frac{t}{p} (C_i - I_i^{t-1}) + \xi_i^{t-1}; L; C_i \right], & \text{se } D_i^t \leq (I_i^{t-1} - mC_i), \text{ e } I_i^{t-1} < mC_i, \text{ onde } g \sim U(0,1) \end{cases}$$

$$\forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (186)$$

Onde D_i^t é a demanda prevista pela RBF. As quantidades entregues estão todas limitadas à capacidade de armazenamento disponível, dado por $(C_i - I_i^{t-1})$. Após o treinamento da rede, que ocorre sobre $t1$, os parâmetros são refinados na resolução do modelo apresentado entre as equações 164 e 184, considerando os 20 períodos em $t2$. Os parâmetros de controle da RBF que foram simulados são dados a seguir:

- **Número de padrões de entrada**, $x_p = (1, \dots, n_p)$ O número de padrões de entrada define a quantidade de períodos anteriores np que será utilizado para prever o período seguintes $np+1$. Foi utilizado a seguinte variação:

$$n_p = \text{fix}[20 * U(0,2;1,0)] \quad (187)$$

Onde $U(0,2;1,0)$ segue uma distribuição uniforme contínua entre 0,2 e 1,0. O número de padrões é calculado como a parte inteira do produto entre o número de períodos do horizonte $t1$ (20 períodos) e o número aleatório U .

- **Número de centros dos campos receptivos** (μ_j) . O número de centroides é definido conforme a equação 188.

$$\mu_j = \text{fix}[50 * U(0,1;0,5)] \quad (188)$$

Onde $U(0,1;0,5)$ segue uma distribuição uniforme contínua entre 0,1 e 0,5. Assim, o número de centros é determinado em um intervalo discreto entre 5 e 25.

- **Largura dos campos receptivos** (σ_j) : Definida por uma variável aleatória contínua, limitada por 1,0 e 0,2.

$$\sigma_j \sim U[0,2;1,0] \quad (189)$$

Após a geração dos parâmetros da rede e a programação das entregas aos clientes, o problema é executado até a etapa de agrupamento dos pontos de demanda e o reabastecimento do fornecedor, cujos procedimentos são idênticos aos apresentados para o caso determinístico. Esta simulação possibilita estimar os custos fixos de alocação dos veículos, o custo de reabastecimento do fornecedor, o custo de estocagem dos clientes e os custos de penalização pelo atraso nas entregas aos clientes. O algoritmo de ajuste dos parâmetros da RBF é detalhado no quadro 15 apresentado a seguir:

QUADRO 16: AJUSTE DOS PARÂMETROS DA RBF

	Ajuste RBF (Histórico t1)
1.	<i>Ler Histórico de Demanda</i>
2.	$Z^* = 10000 \wedge 10000$
3.	Para iter=1 até MaxIterações Faça
4.	<i>Gerar n_p, μ_j e σ_j</i>
5.	$n^*_p = n_p, \mu^*_j = \mu_j, \sigma^*_j = \sigma_j$
6.	Para t1=1 até 20 Faça
7.	<i>Treinar RBF</i>
8.	Fim Para
9.	Para t2=1 até 20 Faça
10.	<i>Prever Dt2</i>
11.	<i>Programar Entregas e Reabastecer o Fornecedor</i>
12.	<i>Agrupar pontos de demanda</i>
13.	Fim Para
14.	<i>Calcular Z</i>
15.	<i>Se $Z < Z^*$ Faça</i>
16.	$n^*_p = n_p, \mu^*_j = \mu_j, \sigma^*_j = \sigma_j, Z^* = Z$
17.	<i>Fim Se</i>
18.	Fim Para
19.	Retornar ($n^*_p = n_p, \mu^*_j = \mu_j, \sigma^*_j = \sigma_j$)

FONTE: O Autor (2015)

Conforme exposto pelo algoritmo no QUADRO 16, o que norteia a parametrização da RBF não é o erro quadrático gerado, mas sim o custo da função objetivo apresentado em 164. Mesmo que a RBF gere uma previsão majorando a demanda futura, os custos logísticos podem ser menores por essas demandas previstas majoradas minimizarem as rupturas.

4.6.1.3 Previsão de demanda

Definido os parâmetros da RBF, a previsão de demanda é realizada sobre o horizonte T . Conforme critérios discutidos em (SCARPIN; STEINER, 2011), a quantidade ajustada prevista para o período t acrescenta o erro quadrático médio ao valor inicial da previsão, conforme apresentado na equação 190.

$$D_i^t = D_i^{*t} + \frac{1}{n^p} \sum_{i=1}^{n^p} \|y_d^i - y_o^i\|^2 \quad (190)$$

Onde D_i^{*t} é o valor inicial da previsão, e $\frac{1}{n^p} \sum_{i=1}^{n^p} \|y_d^i - y_o^i\|^2$ é o erro quadrático médio em função do desvio dos valores de saída da rede y_d^i ao valor desejado y_o^i durante a fase de treinamento.

4.6.2 Módulo de programação das entregas dos clientes

A programação das entregas aos clientes no caso estocástico segue a mesma dinâmica que no caso determinístico. A diferença, no entanto, reside na presença dos atrasos nas entregas.

4.6.2.1 Programação conforme política ML

Para cada período t do horizonte de planejamento, a programação conforme a política de distribuição ML observa-se duas regras de distribuição:

- Se o cliente possui atraso na entrega
- Se o estoque disponível no final do período anterior não é suficiente para atender a demanda prevista em t

Nessas duas situações, o cliente terá uma entrega programada para o período. Caso o cliente não possua atraso e tenha estoque suficiente para cobrir a demanda, não haveria necessidade de atender o cliente no período. Contudo, da mesma forma que a tratativa dada para o caso determinístico, a inclusão de um cliente que não está na eminência de ruptura pode ser um elemento minimizador de custo, dado que este cliente pode estar próximo de outros clientes que estão em ruptura eminente, propiciando assim uma economia nos custos de transporte.

A regra de abastecimento é exatamente a mesma àquela descrita na condição 185, e a quantidade calculada para a entrega, caso $y_{ik}^t = 1$ é a mesma dada pela condição 186.

4.6.2.2 Programação conforme política OU

Os períodos de entrega são programados na política OU de maneira idêntica à programação na política ML, conforme a condição 185. A programação das quantidades é bastante simplificada, seguindo a mesma regra que no caso determinístico. A equação 64 calcula essa quantidade, que para fins de esclarecimento é reproduzida a seguir.

$$OU : q_{ik}^t = \begin{cases} \min[C_i - \delta_i^{t-1}(mC_i - \xi_i^{t-1}) + (1 - \delta_i^{t-1})I_i^{t-1}; C_i], & y_{ik}^t = 1 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

$$\forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (64)$$

4.6.2.3 Programação conforme política LE

Da mesma forma que as políticas OU e ML, a programação dos períodos de entrega para a política de distribuição por lote econômico seguem a função de reação descrita em 185. O cálculo das quantidades entregues para $y_{ik}^t = 1$ é determinado conforme a equação 191.

$$EOQ : q_{ik}^t = \begin{cases} \min(C_i - I_i^{t-1}; \theta_i^t Q_i^t), & \text{se } D_i^t > (I_i^{t-1} - mC_i) \text{ e } I_i^{t-1} \geq mC_i \\ \min(C_i - I_i^{t-1}; \theta_i^t Q_i^t + \xi_i^{t-1}; C_i), & \text{se } D_i^t > (I_i^{t-1} - mC_i) \text{ e } I_i^{t-1} < mC_i \\ \min\left(C_i - I_i^{t-1}; g \frac{t}{p} Q_i\right), & \text{se } D_i^t \leq (I_i^{t-1} - mC_i) \text{ e } I_i^{t-1} \geq mC_i \\ \min\left(C_i - I_i^{t-1}; g \frac{t}{p} Q_i + \xi_i^{t-1}; C_i\right), & \text{se } D_i^t \leq (I_i^{t-1} - mC_i) \text{ e } I_i^{t-1} < mC_i \end{cases}$$

Onde, $g \sim U(0,1)$

$$\forall i \in V', \forall t \in T, \forall k \in K \quad (191)$$

Onde $\theta_i^t = \left\lceil \frac{D_i^t - (I_i^{t-1} - mC_i)}{Q_i^t} \right\rceil$, caso o cliente não esteja com atraso na entrega. Já $\theta_i^t = \left\lceil \frac{D_i^t - I_i^{t-1}}{Q_i^t} \right\rceil$ é calculado em função do atraso, ou seja, o estoque do final do período anterior é menor que o mínimo operacional. Já o número aleatório g segue uma distribuição uniforme $g \sim U(0,1)$

4.6.3 Módulo de Roteirização

Definido a programação das entregas a cada período t , o PRE estocástico recai em um problema de roteirização de veículos, cuja estrutura de resolução é a mesma do caso determinístico e envolve construir uma solução inicial para depois refinar essa solução através de um processo de busca em vizinhança. Contudo, o caso determinístico realizava a construção da solução inicial para todo o horizonte de planejamento, e esta solução era então melhorada por um processo de BVA, também operada para todos os períodos. Como o problema estocástico impede a roteirização para períodos futuros, o PRV é localizado para apenas um instante de tempo.

4.6.3.1 Obtenção da solução inicial

A solução inicial para o PRV é obtida pela decomposição do problema em duas etapas, da mesma maneira que no caso determinístico. A diferença é sutil e aplica-se apenas à fase de agrupamento dos pontos de demanda. No caso determinístico, o critério de designação de um cliente a um grupo era dado pela equação a seguir, reproduzida com outra notação.

$$\left[\frac{q_i^t}{Dist_i^1} - \frac{q_i^t}{Dist_i^2} \right] \quad (192)$$

Onde q_i^t é a quantidade programada a ser entregue para o cliente i no período t , $Dist_i^1$ é a distância desse cliente à mediana mais próxima e $Dist_i^2$ é a distância à

segunda mediana mais próxima. No critério determinístico, os clientes eram priorizados de acordo com o resultado da equação 192.

Para o caso estocástico, onde há a possibilidade de atraso nas entregas, o critério de designação é ponderado pela penalização, caso o cliente esteja em atraso. A equação 193 apresenta o critério de priorização dos clientes.

$$\left[\frac{q_i^t (1 + \rho_i^{t-1})}{Dist_i^1} - \frac{q_i^t}{Dist_i^2} \right] \quad (193)$$

Dessa forma, clientes com atraso na entrega no período anterior são priorizados para serem designados à mediana mais próxima. Se não houve ocorrência de atraso na entrega, a expressão 193 recai na equação 192 e a designação é realizada da mesma forma que no caso determinístico.

Designados os grupos de atendimento, a ordem das entregas é estabelecida aplicando-se as trocas *2-opt* e *3-opt* nesta ordem.

4.6.3.2 Melhoria da solução inicial por BVA

A estratégia de busca em vizinhança ampla é bastante similar ao caso determinístico, ocorrendo apenas algumas modificações nos operadores de destruição e reparação.

- **Operadores de destruição**

Os operadores de destruição são aplicados a fim de formar uma lista de clientes destruídos em cada período do horizonte de planejamento. Esses pares de clientes-período sem atendimento são então ordenados conforme o custo de reparação. O custo de reparação é dado pelo menor custo de inserção de um cliente em uma rota.

- **Remoção randômica de clientes (Dr1):** Para o período t em processamento, um percentual definido por $\alpha_1 + U(0,1) * [\alpha_2 - \alpha_1]$ clientes é aleatoriamente selecionado e removido da solução incumbente. Os parâmetros α_1 e α_2 variam entre 0 e 1 e definem o percentual mínimo e máximo de remoção de clientes.

- **Remoção randômica de veículos <0,5L (Dr2):** um veículo designado, com ocupação inferior à 50% de ocupação é escolhido aleatoriamente e todos os clientes atendidos por este veículo são retirados da rota.
- **Remoção randômica de veículos <0,7L (Dr3):** um veículo designado, com ocupação inferior à 70% de ocupação são escolhidos aleatoriamente e a rota percorrida por esse veículo é esvaziada.

Os operadores de destruição são escolhidos conforme a regra da roleta. Para cada operador Dr_i , um peso ϖ_i é atribuído. Inicialmente, todos os operadores possuem peso igual à 1. A probabilidade de seleção de um operador de destruição

$$Dr_i \text{ é dado pela razão } \frac{\varpi_i}{\sum_{i=1}^3 \varpi_i}.$$

Após cada iteração, o peso dos operadores é ajustado por um fator σ^- . Se a nova solução obtida após uma iteração é melhor que a solução incumbente, $\sigma^- \sim U(0;0,2)$. Se a solução obtida for inferior, porém factível, $\sigma^- \sim U(0;0,05)$. Se a solução não for factível, $\sigma^- \sim U(0;0,01)$. Os pesos são então recalculados pela expressão $\varpi_i^* = (1 + \sigma^-)\varpi_i$.

- **Operadores de reparação**

Os operadores de reparação da solução destruída atuam na lista de clientes destruídos do período t em processamento. Esses clientes são selecionados e reinseridos até que não haja mais elementos na lista. O critério de seleção de um cliente da lista é decrescente, ou seja, privilegiam-se os elementos que têm o menor custo de reparação.

- **Adição randômica de veículos (Rep1):** Um veículo é adicionado à frota. As coordenadas do centroide atendido por esse veículo são definidas aleatoriamente dentro da malha de localização dos clientes (ver FIGURA 15). Os

clientes que foram destruídos no período em que o veículo foi selecionado são então alocados dentre todos os veículos disponíveis para a rota.

- **Adição randômica de clientes (Rep2)::** um veículo é selecionado aleatoriamente e o cliente em posição de reparação na lista de elementos destruídos é inserido neste veículo.
- **Swap randômica entre clientes (Rep3)::** Dois clientes em uma mesma rota são selecionados aleatoriamente e trocam de rotas de atendimento, de acordo com a regra de inserção mais econômica. Este operador foi proposto por (COELHO, L.; CORDEAU, J.; et al., 2012).
- **Troca 2-opt (Rep4):** Um período e uma rota são selecionados aleatoriamente e o procedimento de melhoria 2-opt é aplicado.

Os operadores de melhoria são aplicados até que não existam mais elementos na lista de clientes a serem reparados. A seleção dos operadores segue também a regra da roleta descrita para os operadores de destruição. Após cada iteração, o peso dos operadores de reparação é ajustado por um fator σ^+ . Se a nova solução obtida após uma iteração é melhor que a solução incumbente, $\sigma^+ \sim U(0,1;0,2)$. Se a solução obtida for inferior, porém factível, $\sigma^- \sim U(0,05;0,10)$. Se a solução não for factível, $\sigma^- \sim U(0;0,01)$. Os pesos são então recalculados pela expressão $\varpi_i^* = (1 + \sigma^+) \varpi_i$. A heurística BVA é descrita pelo QUADRO 13 (ver capítulo 3). Assim como o caso determinístico, critério simulated annealing é adotada para aceitação de uma solução incumbente.

4.6.4 Heurística proposta para o PRE estocástico

A heurística proposta envolve a junção dos algoritmos discutidos nas seções anteriores. Como as demandas não são previamente conhecidas, o primeiro passo da heurística consiste em ajustar os parâmetros da RBF e posteriormente realizar a previsão de demanda. Sequencialmente, as entregas são programadas de acordo

com as três políticas de distribuição consideradas (ML, OU e LE), juntamente com a programação do abastecimento do fornecedor, definindo um problema de roteirização de veículos em cada período t do horizonte de planejamento T . O PRV é então resolvido em duas fases, sendo a primeira responsável pela geração da solução inicial e a segunda atuando na melhoria desta solução pela técnica de BVA. O QUADRO 17 apresenta a estrutura completa.

QUADRO 17: HEURÍSTICA COMPLETA PARA O PRE ESTOCÁSTICO

	Heurística para o PRE (Dados)
1.	<i>Ler Dados</i>
2	<i>Ajustar parâmetros da RBF</i>
2	Para $t=1$ até T Faça
3	Programar Entregas do Período (ML – OU – LE)
4	Programar o Abastecimento do Fornecedor para $t+1$
5	Agrupar Clientes e Dimensionar a Frota (Algoritmo de Agrupamento)
6	Determinar a ordem das entregas (<i>2-opt e 3-opt</i>)
7	Aplicar BVA
8	Fim Para
9	Retornar (Solução)

FONTE: O Autor (2015)

4.7 CENÁRIOS GERADOS

Os cenários gerados são baseados em (ARCHETTI et al., 2007), generalizados para uma cadeia de suprimentos em três níveis e para a possibilidade de múltiplos veículos. As variáveis consideram a demanda dos clientes, níveis iniciais de estoque e localização geográfica dos vértices (clientes, fornecedor e base). O conjunto de instâncias são definidos pelos parâmetros a seguir:

- Número de clientes (n): 10,15,20,30,40,50, 70 e 100.
- Horizonte de Planejamento (p): 5, 8 e 10 períodos.
- Distribuição da demanda do cliente a cada período d_i^t : normalmente distribuída $N \sim (\mu_i, \sigma_i^t)$, onde a média μ_i é gerada a partir de uma distribuição uniforme discreta $U(10;100)$ com desvio padrão por período σ_i^t também definido por uma função de distribuição uniforme

discreta limitada em $U(2;10)$ A cada novo período t , uma nova demanda é gerada, não sendo constante ao longo de p .

- Percentual Mínimo de Estocagem (mC_i): αC_i , onde α é uma variável uniforme contínua entre $U[0,1 ; 0,2]$.
- Penalização pelo atraso na entrega $\rho_i^t = 200, \forall i \in V', t = \{1, \dots, p-1\}$.
- Penalização pelo atraso na entrega no último período: $\rho_i^p = 2c_{0i} + f_k, \forall i \in V'$.
- Capacidade de Estocagem do Cliente (C_i): $g_i * (1 - mC_i) * \mu_i$, onde g_i é um número aleatório gerado a partir de uma distribuição uniforme discreta $U(2;4)$.
- Estoque Inicial no Depósito (I_i^0): $\sum_{t=1}^p C_i$
- Estoque Inicial nos Clientes (I_i^0): $C_i - \left(\frac{1}{p} \sum_{t=1}^p d_i^t \right)$
- Custo de estocagem do fornecedor (h_0): 0,02.
- Custo de estocagem do cliente (h_i):
 - Baixo Custo de Estocagem: $U[0,02; 0,05]$.
 - Alto Custo de Estocagem: $U[0,2; 0,5]$.
- Capacidade do veículo (L): $\left(\sqrt{\frac{n}{5}} \right) * (\max C_i - \min \alpha C_i), \forall i \in V'$
- Custo fixo do veículo (f_k): $U[0,05; 0,20] * L$
- Distância entre os arcos (i,j) (c_{ij}): $\sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2}$, onde:
 - Baixo Custo (X_i, Y_i): $U(0;100)$. Coordenada da Base $U(100;200)$.
 - Médio Custo (X_i, Y_i): $U(0;500)$. Coordenada da Base $U(500;1000)$.

- Baixo Custo (X_i, Y_i) : $U(0;1000)$. Coordenada da Base $U(1000;2000)$.

Foram consideradas 6 configurações de custos, sendo:

- *LtLi* - Baixo Custo de Transporte e Baixo Custo de Estoque;
- *LtHi* - Baixo Custo de Transporte e Alto Custo de Estoque;
- *MtLi* - Médio Custo de Transporte e Baixo Custo de Estoque;
- *MtHi* - Médio Custo de Transporte e Alto Custo de Estoque;
- *HtLi* - Alto Custo de Transporte e Baixo Custo de Estoque;
- *HtHi* - Alto Custo de Transporte e Alto Custo de Estoque.

Para cada uma das configurações de custo, foram geradas 8 quantidades diferentes de clientes, com 3 diferentes quantidades de períodos. Levando em conta as 6 combinações de custos, o número de cenários gerados foi de $3 \cdot 8 \cdot 6 = 144$ cenários. Considerando que cada cenário foi resolvido por 3 políticas diferentes de distribuição (ML, OU, LE), totalizando 432 cenários processados para o PRE estocástico.

4.8 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os experimentos computacionais foram realizados em um processador Intel Core i7™ de 64 bits, CPU de 3.2 GHz com 6GB de memória, sistema operacional Windows 7 Home, *Service Pack 1*. A heurística proposta foi codificada em linguagem Visual Basic. Os parâmetros iniciais da heurística são descritos no QUADRO 15.

QUADRO 18: PARÂMETROS DA HEURÍSTICA COMPLETA PARA O PRE ESTOCÁSTICO

Parâmetro	Limitante
Número Máximo de Iterações – Agrupamento dos Clientes	1000 iterações
Número de Padrões de Entrada da RBF	$n_p = \text{fix}[20 * U(0,2;1,0)]$
Número de Centros dos Campos Receptivos da RBF	$\mu_j = \text{fix}[50 * U(0,1;0,5)]$
Largura dos Campos Receptivos	$\sigma_j \sim U[0,2;1,0]$
Número de Simulações para Ajuste dos Parâmetros da RBF	100
Critério Simulated Annealing - BVA	log(Solução Incumbente)
Velocidade de Resfriamento Simulated Annealing - BVA	0,9
Mínima Temperatura Simulated Annealing - BVA	0,01
Tempo Máximo de Processamento – Busca em Vizinhança	$(60 * n^3 * p) / 100.000$ segundos
α_1 – Mínima Taxa de Remoção (Busca em Vizinhança)	20%
α_2 – Máxima Taxa de Remoção (Busca em Vizinhança)	50%
Tempo Máximo de Processamento – Critério de Parada 1	$(70 * n^3) / 50.000$ segundos
Tempo Máximo sem Melhoria na Solução – Critério de Parada 2	$(60 * n^3) / 50.000$ segundos
Tempo Máximo de Processamento da Instância	7200 segundos

FONTE: O Autor (2015)

4.8.1 Resultados para a configuração *LtLi*

A TABELA 18 apresenta a primeira síntese dos resultados obtidos para a configuração de baixo custo de transporte e baixo custo de estocagem (*LtLi*). Da esquerda para a direita, a primeira coluna indica o nome da instância, seguido na quantidade de clientes e número de períodos considerados. A coluna *BKS* informa a melhor solução conhecida para a instância (*best known solution*), o que reflete o melhor resultado dentre as três políticas de distribuição consideradas. Para as 6 colunas seguintes, tem-se o custo total obtido pela política de distribuição e o tempo

de processamento computacional em segundos. No custo total estão contemplados o todos os componentes de acordo com a equação 83.

TABELA 18 – RESULTADOS PARA A CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *LtLi* NO PRE ESTOCÁSTICO

Instancia	<i>LtLi</i>		ML			OU		LE	
	<i>n</i>	<i>p</i>	BKS	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU
c10- t5	10	5	3751	3797	114	3865	85	3751	113
c15- t5	15	5	4567	4794	122	4567	102	4938	143
c20- t5	20	5	5371	6094	142	6306	127	5371	157
c30- t5	30	5	6505	6950	206	6615	175	6505	228
c40- t5	40	5	10410	11801	277	10972	254	10410	328
c50- t5	50	5	9994	11456	361	10818	430	9994	439
c70- t5	70	5	17850	19711	747	18984	1716	17850	859
c100- t5	100	5	18954	21257	1441	20136	1227	18954	1615
c10- t8	10	8	5420	5501	179	5541	145	5420	169
c15- t8	15	8	8500	8535	220	8500	184	8612	230
c20- t8	20	8	10832	11271	270	10994	233	10832	285
c30- t8	30	8	13156	13156	389	13358	357	13420	432
c40- t8	40	8	16112	16674	545	16376	509	16112	600
c50- t8	50	8	16146	19042	733	17151	694	16146	809
c70- t8	70	8	22445	26136	1325	23302	1248	22445	1434
c100- t8	100	8	30098	36559	2559	31624	2390	30098	2810
c10- t10	10	10	7606	7670	259	7740	214	7606	261
c15- t10	15	10	11298	12430	331	12111	286	11298	339
c20- t10	20	10	11524	12082	417	12393	367	11524	428
c30- t10	30	10	17223	20745	610	18219	563	17223	640
c40- t10	40	10	17937	19469	906	17988	875	17937	918
c50- t10	50	10	26683	30576	1158	28028	1118	26683	1346
c70- t10	70	10	27385	30635	2243	29351	1922	27385	2186
c100- t10	100	10	36313	42556	3938	37496	3647	36313	3350
Média			14837	16621	812	15518	786	14868	838

FONTE: O Autor (2015)

Pelos dados apresentados, fica evidente o domínio da política LE sobre as políticas ML e OU. Das 24 instâncias consideradas, a política LE produziu os melhores resultados em 21 delas, sendo vencida pela política ML nas instâncias c30-t8 e nas instâncias c15-t5 e c15-t8 pela política OU. O desempenho médio da política LE para esta configuração de custos também foi muito próximo à média das melhores soluções conhecidas.

Com relação ao tempo de processamento, não foi observado grandes variações entre as políticas. Conforme esperado, a política OU demandou o menor tempo médio de processamento, seguido da política ML e da política LE. Pelo fato dos cálculos dos lotes econômicos de entrega serem mais complexos que a determinação das quantidades entregues nas formulações OU e ML, o tempo da política de lote econômico acabou sendo ligeiramente superior. Destaca-se ainda que grande parte

do processamento computacional. De forma geral, as instâncias com 100 clientes foram resolvidas em aproximadamente uma hora para um horizonte de 10 períodos.

A TABELA 19 complementa a TABELA 18. Nota-se que mesmo nas instâncias em que a política LE não foi superior, o desvio em relação à BKS foi inferior à 2% (exceto para a instância c15-t5). Em média, o desvio da política OU foi mais estável que da política ML, especialmente para instâncias de maior porte, com 8 e 10 períodos no horizonte de planejamento.

TABELA 19 – DESVIO EM RELAÇÃO AO BKS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *LtLi* NO PRE ESTOCÁSTICO

$GAP = \left[\frac{CT - BKS}{BKS} \right] * 100$			ML	OU	LE
Instância	<i>n</i>	<i>p</i>	GAP - CT	GAP - CT	GAP - CT
c10- t5	10	5	1.2%	3.0%	0.0%
c15- t5	15	5	5.0%	0.0%	8.1%
c20- t5	20	5	13.5%	17.4%	0.0%
c30- t5	30	5	6.8%	1.7%	0.0%
c40- t5	40	5	13.4%	5.4%	0.0%
c50- t5	50	5	14.6%	8.2%	0.0%
c70- t5	70	5	10.4%	6.4%	0.0%
c100- t5	100	5	12.2%	6.2%	0.0%
c10- t8	10	8	1.5%	2.2%	0.0%
c15- t8	15	8	0.4%	0.0%	1.3%
c20- t8	20	8	4.1%	1.5%	0.0%
c30- t8	30	8	0.0%	1.5%	2.0%
c40- t8	40	8	3.5%	1.6%	0.0%
c50- t8	50	8	17.9%	6.2%	0.0%
c70- t8	70	8	16.4%	3.8%	0.0%
c100- t8	100	8	21.5%	5.1%	0.0%
c10- t10	10	10	0.8%	1.8%	0.0%
c15- t10	15	10	10.0%	7.2%	0.0%
c20- t10	20	10	4.8%	7.5%	0.0%
c30- t10	30	10	20.4%	5.8%	0.0%
c40- t10	40	10	8.5%	0.3%	0.0%
c50- t10	50	10	14.6%	5.0%	0.0%
c70- t10	70	10	11.9%	7.2%	0.0%
c100- t10	100	10	17.2%	3.3%	0.0%
Média			9.6%	4.5%	0.5%

FONTE: O Autor (2015)

Observando a parcela dos custos totais a que corresponde a penalização nas entregas, a tabela mostra que a política LE apresenta um maior nível de serviço. Dos custos considerados, apenas 8,9% na média para as 24 instâncias foi correspondente à penalização pelo atraso na entrega da política LE, contra 10,1% da política OU e 16,4%. Observa-se ainda que os atrasos são mais onerosos em instâncias com maior quantidade de clientes, destacando a dificuldade de coordenação das entregas e a

elevação no erro de previsão para as políticas OU e ML. Contudo, as instancias c100-t8 e c100-t10 tiveram um custo de penalização inferior à 10% na política LE.

TABELA 20 – IMPACTO DA PENALIZAÇÃO PELO ATRASO NAS ENTREGAS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS $LtLi$ NO PRE ESTOCÁSTICO

$$\% Pen = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{p-1} \rho_i^t \delta_i^p + \sum_{i=1}^n \delta_i^p (2c_{0i} + f_k)}{CT}$$

Instância	n	p	ML % Pen	OU % Pen	LE % Pen
c10- t5	10	5	9.3%	9.2%	9.5%
c15- t5	15	5	4.2%	0.0%	0.0%
c20- t5	20	5	9.8%	9.6%	3.7%
c30- t5	30	5	2.9%	0.0%	0.0%
c40- t5	40	5	15.2%	7.3%	5.7%
c50- t5	50	5	17.5%	5.5%	6.0%
c70- t5	70	5	21.6%	16.6%	11.0%
c100- t5	100	5	25.3%	17.0%	14.9%
c10- t8	10	8	0.0%	0.0%	0.0%
c15- t8	15	8	9.4%	7.1%	9.3%
c20- t8	20	8	27.3%	24.4%	24.7%
c30- t8	30	8	4.6%	3.0%	1.5%
c40- t8	40	8	16.9%	9.8%	11.2%
c50- t8	50	8	23.0%	12.4%	12.0%
c70- t8	70	8	26.0%	12.8%	11.5%
c100- t8	100	8	23.4%	9.7%	4.2%
c10- t10	10	10	0.0%	0.0%	0.0%
c15- t10	15	10	20.1%	15.6%	16.8%
c20- t10	20	10	6.6%	4.8%	5.2%
c30- t10	30	10	32.3%	20.2%	19.1%
c40- t10	40	10	19.5%	8.9%	8.9%
c50- t10	50	10	31.0%	22.1%	20.9%
c70- t10	70	10	19.0%	11.0%	8.1%
c100- t10	100	10	27.4%	14.5%	10.6%
Média			16.4%	10.1%	8.9%

FONTE: O Autor (2015)

4.8.2 Resultados para a configuração $LtHi$

A TABELA 21 apresenta os resultados para a configuração de cenários com baixo custo de transporte (clientes geograficamente pouco dispersos) e elevado custo de estocagem. Mesmo nesta situação, a política OU se sobressai sobre a política ML, muito provavelmente pelos efeitos do erro de previsão da demanda. Como a política OU privilegia a elevação dos custos de estocagem para redução do custo de transporte, era esperado que a política ML poderia gerar soluções melhores. Contudo, o domínio desta configuração de custos é novamente da política LE.

O tempo de processamento muito semelhante ao reportado na configuração $LtLi$ e pode-se observar certa homogeneidade entre as políticas de distribuição. Nota-

se que as instâncias de maior dimensão puderam ser resolvidas em pouco mais de uma hora de processamento computacional.

TABELA 21 – RESULTADOS PARA A CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *LtHi* NO PRE ESTOCÁSTICO

Instance	LtHi		ML			OU		LE	
	n	p	BKS	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU
c10- t5	10	5	7481	7844	88	8141	64	7481	99
c15- t5	15	5	8188	8188	126	10330	101	9633	135
c20- t5	20	5	10516	11007	146	10701	124	10516	164
c30- t5	30	5	17757	19202	203	19122	178	17757	233
c40- t5	40	5	18622	20658	270	20834	243	18622	322
c50- t5	50	5	25953	27994	357	26573	334	25953	437
c70- t5	70	5	38390	41328	645	39625	567	38390	742
c100- t5	100	5	54533	59466	1369	56355	1200	54533	1617
c10- t8	10	8	9045	9658	182	9045	148	9149	177
c15- t8	15	8	17896	19460	228	18640	190	17896	238
c20- t8	20	8	19512	19748	275	20001	239	19512	293
c30- t8	30	8	31767	33236	400	32129	360	31767	429
c40- t8	40	8	37069	39379	551	38196	514	37069	599
c50- t8	50	8	44165	47217	730	45116	692	44165	808
c70- t8	70	8	56819	59898	1296	58344	1248	56819	1427
c100- t8	100	8	84954	89395	2751	87432	2461	84954	2966
c10- t10	10	10	11110	11110	263	11584	226	11595	272
c15- t10	15	10	19393	19978	341	20075	296	19393	347
c20- t10	20	10	26483	26904	429	27062	377	26483	443
c30- t10	30	10	32366	32366	634	33445	571	32655	658
c40- t10	40	10	50787	51652	881	51730	831	50787	929
c50- t10	50	10	56298	59335	1172	58152	1113	56298	1250
c70- t10	70	10	71757	79262	2076	75058	1969	71757	2187
c100- t10	100	10	126189	133888	3840	126189	3578	129993	4073
Média			36544	38674	802	37662	734	36799	869

FONTE: O Autor (2015)

Em negrito e sublinhado está indicado as instâncias em que a política indicada na coluna respectiva foi superior às demais e produziu a solução de menor custo. Conforme observado, a política LE foi vencedora em 19 das 24 instâncias. A vitória no entanto da política OU ocorreu a instância de maior dimensão da configuração (c100-t10). Esse resultado demonstra a flexibilidade do modelo de cálculo dos lotes econômicos em se adaptar à diferentes produtos com diferentes custos de estocagem.

A TABELA 22 apresenta os desvios das soluções obtidas para cada política em relação às melhores soluções geradas (BKS). Os resultados médios apontam maior estabilidade das políticas nesta configuração de custos, dado que os desvios foram menores em termos médios se comparados à configuração *LtLi*. Nota-se apenas um grande desvio para a política LE, na instância c15-t5, mas de forma geral as soluções geradas por esta política flutuaram muito pouco. A política OU apresentou a mesma flutuação média em relação à BKS nesta configuração em relação à *LtLi*. Embora a

política ML não tenha produzido os melhores resultados, estes foram mais estáveis, com desvio médio de 5,3%.

TABELA 22 – DESVIO EM RELAÇÃO AO BKS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *LtHi* NO PRE ESTOCÁSTICO

$GAP = \left[\frac{CT - BKS}{BKS} \right] * 100$			ML	OU	LE
Instancia	<i>n</i>	<i>p</i>	GAP - CT	GAP - CT	GAP - CT
c10- t5	10	5	4.9%	8.8%	0.0%
c15- t5	15	5	0.0%	26.2%	17.6%
c20- t5	20	5	4.7%	1.8%	0.0%
c30- t5	30	5	8.1%	7.7%	0.0%
c40- t5	40	5	10.9%	11.9%	0.0%
c50- t5	50	5	7.9%	2.4%	0.0%
c70- t5	70	5	7.7%	3.2%	0.0%
c100- t5	100	5	9.0%	3.3%	0.0%
c10- t8	10	8	6.8%	0.0%	1.1%
c15- t8	15	8	8.7%	4.2%	0.0%
c20- t8	20	8	1.2%	2.5%	0.0%
c30- t8	30	8	4.6%	1.1%	0.0%
c40- t8	40	8	6.2%	3.0%	0.0%
c50- t8	50	8	6.9%	2.2%	0.0%
c70- t8	70	8	5.4%	2.7%	0.0%
c100- t8	100	8	5.2%	2.9%	0.0%
c10- t10	10	10	0.0%	4.3%	4.4%
c15- t10	15	10	3.0%	3.5%	0.0%
c20- t10	20	10	1.6%	2.2%	0.0%
c30- t10	30	10	0.0%	3.3%	0.9%
c40- t10	40	10	1.7%	1.9%	0.0%
c50- t10	50	10	5.4%	3.3%	0.0%
c70- t10	70	10	10.5%	4.6%	0.0%
c100- t10	100	10	6.1%	0.0%	3.0%
Média			5.3%	4.5%	1.1%

FONTE: O Autor (2015)

Por fim, a custo percentual da penalização em relação ao custo total para as três políticas de distribuição implementadas são reportados na tabela 3. Pelo exposto, nota-se que a política ML produziu mais atrasos que a OU e a LE. Isso pode ser explicado pelo fato das quantidades abastecidas ter regras mais flexíveis, elevando a variabilidade no processo de previsão de demanda. Dessa forma, entende-se que a fixação das quantidades entregues aos clientes é um fator positivo em ambientes dinâmicos de distribuição.

TABELA 23 – IMPACTO DA PENALIZAÇÃO PELO ATRASO NAS ENTREGAS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *LtHi* NO PRE ESTOCÁSTICO
$$\% Pen = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{p-1} \rho_i^t \delta_i^p + \sum_{i=1}^n \delta_i^p (2c_{0i} + f_k)}{CT}$$

			ML	OU	LE
Instância	<i>n</i>	<i>p</i>	% Pen	% Pen	% Pen
c10- t5	10	5	0.0%	0.0%	0.0%
c15- t5	15	5	0.0%	5.5%	0.0%
c20- t5	20	5	5.3%	3.5%	3.6%
c30- t5	30	5	10.5%	7.7%	4.9%
c40- t5	40	5	12.6%	6.7%	2.1%
c50- t5	50	5	15.7%	9.0%	8.5%
c70- t5	70	5	11.9%	6.8%	3.9%
c100- t5	100	5	17.7%	9.9%	9.1%
c10- t8	10	8	0.0%	0.0%	0.0%
c15- t8	15	8	15.6%	9.9%	10.3%
c20- t8	20	8	4.1%	0.0%	0.0%
c30- t8	30	8	11.8%	6.6%	6.0%
c40- t8	40	8	8.1%	3.1%	1.6%
c50- t8	50	8	10.0%	2.1%	1.2%
c70- t8	70	8	15.3%	8.2%	7.7%
c100- t8	100	8	12.4%	5.6%	4.1%
c10- t10	10	10	0.0%	0.0%	0.0%
c15- t10	15	10	10.7%	6.6%	4.8%
c20- t10	20	10	9.7%	3.0%	3.0%
c30- t10	30	10	6.2%	3.6%	3.1%
c40- t10	40	10	9.9%	4.3%	3.9%
c50- t10	50	10	13.7%	7.7%	5.8%
c70- t10	70	10	9.2%	5.6%	2.5%
c100- t10	100	10	10.4%	5.2%	2.6%
Média			9.2%	5.0%	3.7%

FONTE: O Autor (2015)

4.8.3 Resultados para a configuração *HtLi*

A TABELA 24 apresenta os resultados para a configuração com custo de transporte alto e custo de estocagem baixo. Esse conjunto de instâncias possibilita avaliar os efeitos da elevação da dispersão geográfica dos clientes, e da maior distância da base de fornecimento em relação ao fornecedor, sobre o desempenho das políticas de distribuição.

Novamente a política LE possui amplo domínio sobre as políticas OU e ML, obtendo o menor custo para 19 das 24 instâncias testadas (valores em negrito e sublinhado). Destaca-se também os resultados obtidos para as instâncias de maior dimensão (100 clientes), onde a política LE foi superior para $t=5$, $t=8$ e $t=10$ períodos do horizonte de planejamento. Em relação à média das soluções obtidas, pode-se dizer que a política OU prevalece sobre a política ML, ainda que a política ML tenha

vencido em 3 instâncias contra 2 instâncias da política OU. Esse resultado médio superior da política OU condiz com a configuração de custos desse grupo de instâncias, dado que o custo de transporte é proporcionalmente maior que o custo de estocagem neste caso.

TABELA 24 – RESULTADOS PARA A CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *HtLi* NO PRE ESTOCÁSTICO

Instância	MtLi		ML			OU		LE	
	<i>n</i>	<i>p</i>	BKS	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU
c10- t5	10	5	26931	29954	104	28436	83	26931	110
c15- t5	15	5	23250	23814	122	24568	98	23250	131
c20- t5	20	5	22555	24450	145	24295	121	22555	161
c30- t5	30	5	39301	39301	200	41986	180	39370	236
c40- t5	40	5	41092	44781	277	43742	255	41092	334
c50- t5	50	5	46700	50935	363	48486	340	46700	457
c70- t5	70	5	58967	59945	621	59227	587	58967	783
c100- t5	100	5	61914	71262	1331	66348	1187	61914	1503
c10- t8	10	8	22448	22448	183	24671	135	22702	159
c15- t8	15	8	42634	42884	225	42634	186	43597	236
c20- t8	20	8	61587	66047	283	61587	240	61976	294
c30- t8	30	8	50178	52911	407	51497	367	50178	395
c40- t8	40	8	69544	71677	577	70250	523	69544	611
c50- t8	50	8	79481	88138	749	84901	715	79481	833
c70- t8	70	8	83695	93088	1348	84990	1252	83695	1432
c100- t8	100	8	92470	105779	2727	98834	2496	92470	3087
c10- t10	10	10	32493	32493	436	33012	411	33543	444
c15- t10	15	10	57223	58983	355	58223	306	57223	399
c20- t10	20	10	60361	62010	451	60414	400	60361	473
c30- t10	30	10	83529	88026	674	85095	604	83529	685
c40- t10	40	10	66320	67620	913	69155	861	66320	968
c50- t10	50	10	89819	95926	1231	90964	1178	89819	1325
c70- t10	70	10	100344	107022	2154	103091	2107	100344	2263
c100- t10	100	10	139199	152397	4232	144640	4007	139199	4091
Média			60501.5	64662	838	62544	777	60615	892

FONTE: O Autor (2015)

Com relação aos tempos de processamento, nota-se uma ligeira elevação na resolução das instâncias, especialmente as de maior dimensão, em relação às outras configurações analisadas. Todavia, o tempo médio de processamento em segundos não apresentou grande variabilidade. As instâncias menores também demandaram mais tempo de processamento. Isso se explica pela maior ênfase na fase de melhoria pela aplicação da BVA, dado que o peso do custo do transporte é mais elevado e as melhorias são mais expressivas, estendendo o tempo de processamento desta etapa.

A análise do desvio das soluções em relação às melhores soluções geradas demonstra a estabilidade da política LE (TABELA 25). Mesmo nas 5 instâncias em que a formulação de lote econômico não produziu as melhores soluções, o desvio

apresentado foi inferior à 3,2%. Em média, esse desvio ficou em 0,3%. Observa-se também uma maior estabilidade da política OU para essa configuração de custos. Não foi registrado desvios superiores à 10% em relação à BKS. Na média, o desvio apresentado ficou em 3,7%. Já a política ML foi mais instável nesta configuração do que em relação à *LtHi*. Pelo já comentado maior peso do custo de transporte, os efeitos da maior frequência de entregas são amplificados nesta política.

TABELA 25 – DESVIO EM RELAÇÃO AO BKS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *HtLi* NO PRE ESTOCÁSTICO

$GAP = \left[\frac{CT - BKS}{BKS} \right] * 100$			ML	OU	LE
Instância	n	p	GAP - CT	GAP - CT	GAP - CT
c10- t5	10	5	11.2%	5.6%	0.0%
c15- t5	15	5	2.4%	5.7%	0.0%
c20- t5	20	5	8.4%	7.7%	0.0%
c30- t5	30	5	0.0%	6.8%	0.2%
c40- t5	40	5	9.0%	6.4%	0.0%
c50- t5	50	5	9.1%	3.8%	0.0%
c70- t5	70	5	1.7%	0.4%	0.0%
c100- t5	100	5	15.1%	7.2%	0.0%
c10- t8	10	8	0.0%	9.9%	1.1%
c15- t8	15	8	0.6%	0.0%	2.3%
c20- t8	20	8	7.2%	0.0%	0.6%
c30- t8	30	8	5.4%	2.6%	0.0%
c40- t8	40	8	3.1%	1.0%	0.0%
c50- t8	50	8	10.9%	6.8%	0.0%
c70- t8	70	8	11.2%	1.5%	0.0%
c100- t8	100	8	14.4%	6.9%	0.0%
c10- t10	10	10	0.0%	1.6%	3.2%
c15- t10	15	10	3.1%	1.7%	0.0%
c20- t10	20	10	2.7%	0.1%	0.0%
c30- t10	30	10	5.4%	1.9%	0.0%
c40- t10	40	10	2.0%	4.3%	0.0%
c50- t10	50	10	6.8%	1.3%	0.0%
c70- t10	70	10	6.7%	2.7%	0.0%
c100- t10	100	10	9.5%	3.9%	0.0%
Média			6.1%	3.7%	0.3%

FONTE: O Autor (2015)

Finalmente, a TABELA 26 apresenta o impacto da penalização pelo atraso em relação ao custo total da instância. As políticas OU e LE foram semelhantes, e o atraso representou em média 5,0% e 4,1% do custo total respectivamente. Observa-se alguns casos que a política LE não gerou atrasos, como nas instâncias c10-t8 e c15-t8. A política OU também não gerou atrasos para a instância c10-t8. Pela maior variabilidade das quantidades entregues, a política ML produziu maiores penalizações.

TABELA 26 – IMPACTO DA PENALIZAÇÃO PELO ATRASO NAS ENTREGAS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS $HtLi$ NO PRE ESTOCÁSTICO
$$\% Pen = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{p-1} \rho_i^t \delta_i^p + \sum_{i=1}^n \delta_i^p (2c_{0i} + f_k)}{CT}$$

Instância	n	p	ML % Pen	OU % Pen	LE % Pen
c10- t5	10	5	13.6%	14.4%	15.2%
c15- t5	15	5	1.7%	1.6%	1.7%
c20- t5	20	5	8.9%	8.1%	7.8%
c30- t5	30	5	8.3%	11.5%	6.3%
c40- t5	40	5	10.0%	4.4%	4.7%
c50- t5	50	5	10.9%	8.6%	8.9%
c70- t5	70	5	14.3%	8.7%	7.4%
c100- t5	100	5	12.8%	5.3%	5.1%
c10- t8	10	8	0.9%	0.8%	0.0%
c15- t8	15	8	0.0%	0.0%	0.0%
c20- t8	20	8	1.8%	3.2%	1.0%
c30- t8	30	8	6.8%	4.3%	2.8%
c40- t8	40	8	6.2%	4.4%	3.8%
c50- t8	50	8	5.1%	3.6%	2.9%
c70- t8	70	8	10.8%	4.4%	3.0%
c100- t8	100	8	13.2%	6.5%	3.7%
c10- t10	10	10	2.5%	1.8%	1.8%
c15- t10	15	10	1.0%	0.3%	0.3%
c20- t10	20	10	5.6%	4.4%	3.7%
c30- t10	30	10	5.5%	3.8%	3.2%
c40- t10	40	10	5.3%	2.0%	1.5%
c50- t10	50	10	12.4%	7.5%	6.1%
c70- t10	70	10	9.2%	4.9%	2.8%
c100- t10	100	10	8.7%	6.0%	4.5%
Média			7.3%	5.0%	4.1%

FONTE: O Autor (2015)

4.8.4 Resultados para a configuração $HtHi$

Os resultados para o grupo de 24 instâncias geradas com alto custo de transporte e alto custo de estocagem são apresentados na TABELA 27. Como em todos os casos anteriores, evidencia-se um amplo domínio da política LE sobre as políticas ML e OU. Nesta configuração, a política LE foi melhor em 19 das 24 instâncias, conforme os valores sublinhados e em negrito. Já a política ML venceu em 3 instâncias, sendo duas de pequeno porte (c10-t5 e c15-t5) e a política OU foi superior em 2 instâncias.

TABELA 27 – RESULTADOS PARA A CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *HtHi* NO PRE ESTOCÁSTICO

Instância	<i>MtHi</i>		ML			OU		LE	
	<i>n</i>	<i>p</i>	BKS	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU
c10- t5	10	5	16687	16687	116	17964	90	18067	136
c15- t5	15	5	22375	22375	137	22383	120	23294	122
c20- t5	20	5	31016	31778	143	31760	141	31016	161
c30- t5	30	5	42916	45157	224	45777	212	42916	277
c40- t5	40	5	45533	48034	284	45533	324	46944	443
c50- t5	50	5	56553	56554	451	56688	445	56553	628
c70- t5	70	5	71102	76032	865	74361	743	71102	970
c100- t5	100	5	96512	104819	1594	103250	1444	96512	1835
c10- t8	10	8	40764	41078	204	40764	166	40771	196
c15- t8	15	8	45277	47808	256	45502	220	45277	266
c20- t8	20	8	52850	54651	320	53620	287	52850	336
c30- t8	30	8	73119	75355	497	75180	452	73119	531
c40- t8	40	8	78549	84098	674	82560	644	78549	750
c50- t8	50	8	101175	104876	929	104598	774	101175	849
c70- t8	70	8	123076	129428	1370	126846	1296	123076	1515
c100- t8	100	8	159669	167932	2651	165885	2664	160764	2536
c10- t10	10	10	47918	48616	268	51538	219	47918	272
c15- t10	15	10	54053	56681	348	57492	318	54053	374
c20- t10	20	10	61728	61829	460	65527	425	61728	481
c30- t10	30	10	86846	90578	695	91085	619	86846	694
c40- t10	40	10	101918	101918	939	104647	886	102252	993
c50- t10	50	10	118215	124545	1249	121726	1218	118215	1341
c70- t10	70	10	149932	155020	2261	154663	2162	149932	2325
c100- t10	100	10	206023	220715	4707	213424	3684	206023	5714
Média			78491.9	81940	902	81366	815	78706	989

FONTE: O Autor (2015)

O tempo computacional foi mais elevado para a política LE como nas demais configurações de custos, destacando o maior tempo de processamento para a instância c100-t10, contudo, as maiores instâncias puderam ser processadas em menos de 2 horas em cada política. Na média, no entanto, há relativa estabilidade desta configuração com as outras.

Já os desvios em relação às melhores soluções mostram um desempenho muito semelhante entre as políticas ML e OU, com 3,7% e 3,6% respectivamente. Pelo fato dos custos de estocagem ser elevado a política ML foi mais estável e apresentou o menor desvio nesta configuração em relação às anteriores. Isso mostra que a política ML produz melhores resultados quando os clientes estão amplamente dispersos e o valor do produto estocado é elevado. A política LE continuo apresentando desvio médio inferior à 1% para o conjunto de 24 instâncias do grupo.

TABELA 28 – DESVIO EM RELAÇÃO AO BKS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *MtHi* NO PRE ESTOCÁSTICO

$GAP = \left[\frac{CT - BKS}{BKS} \right] * 100$			ML	OU	LE
Instância	<i>n</i>	<i>p</i>	GAP - CT	GAP - CT	GAP - CT
c10- t5	10	5	0.0%	7.7%	8.3%
c15- t5	15	5	0.0%	0.0%	4.1%
c20- t5	20	5	2.5%	2.4%	0.0%
c30- t5	30	5	5.2%	6.7%	0.0%
c40- t5	40	5	5.5%	0.0%	3.1%
c50- t5	50	5	0.0%	0.2%	0.0%
c70- t5	70	5	6.9%	4.6%	0.0%
c100- t5	100	5	8.6%	7.0%	0.0%
c10- t8	10	8	0.8%	0.0%	0.0%
c15- t8	15	8	5.6%	0.5%	0.0%
c20- t8	20	8	3.4%	1.5%	0.0%
c30- t8	30	8	3.1%	2.8%	0.0%
c40- t8	40	8	7.1%	5.1%	0.0%
c50- t8	50	8	3.7%	3.4%	0.0%
c70- t8	70	8	5.2%	3.1%	0.0%
c100- t8	100	8	5.2%	3.9%	0.7%
c10- t10	10	10	1.5%	7.6%	0.0%
c15- t10	15	10	4.9%	6.4%	0.0%
c20- t10	20	10	0.2%	6.2%	0.0%
c30- t10	30	10	4.3%	4.9%	0.0%
c40- t10	40	10	0.0%	2.7%	0.3%
c50- t10	50	10	5.4%	3.0%	0.0%
c70- t10	70	10	3.4%	3.2%	0.0%
c100- t10	100	10	7.1%	3.6%	0.0%
Média			3.7%	3.6%	0.7%

FONTE: O Autor (2015)

O impacto das penalizações apresentados na TABELA 29 demonstram que as previsões foram mais precisas nesta configuração em relação às anteriores. Ainda que a política ML tenha registrado um custo de penalização superior à 10% em alguns casos, o percentual médio da penalização sobre o custo total ficou em 5,9%. As políticas OU e LE também apresentaram impactos menores da penalização sobre os custos totais, com valores médios de 3,5% e 2,6% respectivamente.

TABELA 29 – IMPACTO DA PENALIZAÇÃO PELO ATRASO NAS ENTREGAS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *HtHi* NO PRE ESTOCÁSTICO
$$\% Pen = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{p-1} \rho_i^t \delta_i^p + \sum_{i=1}^n \delta_i^p (2c_{0i} + f_k)}{CT}$$

Instância	<i>n</i>	<i>p</i>	ML % Pen	OU % Pen	LE % Pen
c10- t5	10	5	1.2%	0.0%	0.0%
c15- t5	15	5	3.6%	1.8%	1.7%
c20- t5	20	5	5.0%	3.1%	2.6%
c30- t5	30	5	1.3%	0.9%	0.5%
c40- t5	40	5	4.2%	0.9%	0.9%
c50- t5	50	5	8.4%	6.2%	5.2%
c70- t5	70	5	12.3%	7.0%	7.0%
c100- t5	100	5	10.2%	7.5%	3.5%
c10- t8	10	8	2.9%	2.5%	2.0%
c15- t8	15	8	3.8%	3.3%	1.3%
c20- t8	20	8	1.8%	1.5%	1.1%
c30- t8	30	8	2.4%	0.5%	0.3%
c40- t8	40	8	6.5%	3.1%	2.8%
c50- t8	50	8	9.6%	5.6%	5.6%
c70- t8	70	8	7.4%	2.8%	1.5%
c100- t8	100	8	14.1%	7.7%	5.8%
c10- t10	10	10	0.8%	0.4%	0.0%
c15- t10	15	10	6.3%	4.1%	4.0%
c20- t10	20	10	4.5%	3.7%	2.3%
c30- t10	30	10	3.8%	1.1%	0.7%
c40- t10	40	10	5.6%	5.3%	3.6%
c50- t10	50	10	8.1%	5.0%	4.1%
c70- t10	70	10	7.0%	4.4%	2.0%
c100- t10	100	10	10.2%	6.6%	5.1%
Média			5.9%	3.5%	2.6%

FONTE: O Autor (2015)

4.8.5 Resultados para a configuração *MtLi*

A configuração de custo *MtLi* é um caso em que os clientes estão medianamente distantes uns dos outros, bem como a base de fornecimento em relação ao fornecedor, e ao mesmo tempo o produto estocado é de baixo valor agregado, reproduzindo um custo de estocagem também baixo.

O poder de generalização da política LE é novamente destacado na TABELA 30. Nestas circunstâncias, a política foi também vencedora em 19 das 24 instâncias testadas, tendo resultado superior em todas as instâncias do bloco com 10 períodos de planejamento. O desempenho médio também foi superior às políticas OU e ML. Observa-se ainda que a política ML produziu resultados inferiores à política OU, assim como havia acontecido nas configurações anteriores.

TABELA 30 – RESULTADOS PARA A CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *MtLi* NO PRE ESTOCÁSTICO

Instância	<i>HtLi</i>		ML			OU		LE	
	<i>n</i>	<i>p</i>	BKS	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU
c10- t5	10	5	13617	13617	182	15791	156	13998	213
c15- t5	15	5	15244	15918	232	15244	233	15438	287
c20- t5	20	5	15647	15647	298	16300	282	15790	357
c30- t5	30	5	17845	19194	400	18835	299	17845	404
c40- t5	40	5	25799	26308	378	25799	360	27251	489
c50- t5	50	5	25991	26298	412	26024	367	25991	433
c70- t5	70	5	29393	33028	738	31532	693	29393	886
c100- t5	100	5	42586	47860	1374	44597	1165	42586	1524
c10- t8	10	8	20881	21761	257	21540	214	20881	254
c15- t8	15	8	20407	21042	366	22471	328	20407	395
c20- t8	20	8	29979	32434	484	29979	443	33364	531
c30- t8	30	8	32192	34614	571	32299	531	32192	644
c40- t8	40	8	41792	44797	679	43643	634	41792	748
c50- t8	50	8	40908	46734	728	44663	709	40908	792
c70- t8	70	8	57024	62881	1391	58428	1132	57024	1462
c100- t8	100	8	72023	81618	2650	76493	2245	72023	2841
c10- t10	10	10	23036	23639	416	23439	395	23036	436
c15- t10	15	10	27873	29571	568	28254	524	27873	616
c20- t10	20	10	32854	34687	915	34649	738	32854	812
c30- t10	30	10	45927	47916	898	46780	858	45927	1241
c40- t10	40	10	52487	55978	1043	53745	1010	52487	1149
c50- t10	50	10	53727	56088	1161	55245	1074	53727	1206
c70- t10	70	10	70140	74935	2012	72235	1893	70140	2124
c100- t10	100	10	79005	87421	3881	84236	3540	79005	3959
Média			36932	39749	918	38426	826	37164	992

FONTE: O Autor (2015)

Quanto ao tempo de processamento, procede a mesma análise realizada para os outros grupos de instâncias com outras configurações de custo. Observa-se, no entanto, uma pequena redução nos tempos computacionais para instâncias de porte maior, o que demonstra o peso do custo de estocagem na resolução dos problemas.

A TABELA 31 apresenta os desvios das soluções produzidas pelas políticas em relação à BKS. Devido ao resultado ruim na instância c20-t8, o desvio para a política LE ficou próximo de 1%. Já a política ML foi mais instável se comparada à configuração MtHi. Na medida em que o custo de estocagem se reduz e o custo de transporte se eleva, a política ML tende a ser mais instável em relação à melhor solução produzida. A política OU demonstrou certa estabilidade para essa configuração de custos, com desvios não superiores à 5% para a maioria das instâncias testadas.

TABELA 31 – DESVIO EM RELAÇÃO AO BKS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *MtLi* NO PRE ESTOCÁSTICO

$GAP = \left[\frac{CT - BKS}{BKS} \right] * 100$			ML	OU	LE
Instancia	<i>n</i>	<i>p</i>	GAP - CT	GAP - CT	GAP - CT
c10- t5	10	5	0.0%	16.0%	2.8%
c15- t5	15	5	4.4%	0.0%	1.3%
c20- t5	20	5	0.0%	4.2%	0.9%
c30- t5	30	5	7.6%	5.5%	0.0%
c40- t5	40	5	2.0%	0.0%	5.6%
c50- t5	50	5	1.2%	0.1%	0.0%
c70- t5	70	5	12.4%	7.3%	0.0%
c100- t5	100	5	12.4%	4.7%	0.0%
c10- t8	10	8	4.2%	3.2%	0.0%
c15- t8	15	8	3.1%	10.1%	0.0%
c20- t8	20	8	8.2%	0.0%	11.3%
c30- t8	30	8	7.5%	0.3%	0.0%
c40- t8	40	8	7.2%	4.4%	0.0%
c50- t8	50	8	14.2%	9.2%	0.0%
c70- t8	70	8	10.3%	2.5%	0.0%
c100- t8	100	8	13.3%	6.2%	0.0%
c10- t10	10	10	2.6%	1.7%	0.0%
c15- t10	15	10	6.1%	1.4%	0.0%
c20- t10	20	10	5.6%	5.5%	0.0%
c30- t10	30	10	4.3%	1.9%	0.0%
c40- t10	40	10	6.7%	2.4%	0.0%
c50- t10	50	10	4.4%	2.8%	0.0%
c70- t10	70	10	6.8%	3.0%	0.0%
c100- t10	100	10	10.7%	6.6%	0.0%
Média			6.5%	4.1%	0.9%

FONTE: O Autor (2015)

Por fim, a TABELA 32 traz o impacto do custo dos atrasos no custo total de solução da instancia. Há alguns casos importantes a serem destacados. Primeiramente, observa-se que a política LE não gerou atrasos para 5 instâncias (valores indicados com 0% na coluna LE), sendo todas elas de pequeno e médio porte. Mesmo as políticas OU (4 instâncias) e ML (3 instâncias) conseguiram resolver algumas instâncias sem gerar atrasos. As análises sobre os resultados médios, no entanto, apontam maior peso das penalizações sobre o custo total para as três políticas, com destaque para a ML, em que o custo do atraso representou em média 9,5% do custo total de resolução da instância, com picos de praticamente 20% de custo relativo (instância c70-t8).

TABELA 32 – IMPACTO DA PENALIZAÇÃO PELO ATRASO NAS ENTREGAS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *MtLi* NO PRE ESTOCÁSTICO
$$\% Pen = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{p-1} \rho_i^t \delta_i^p + \sum_{i=1}^n \delta_i^p (2c_{0i} + f_k)}{CT}$$

			ML	OU	LE
Instância	<i>n</i>	<i>p</i>	% Pen	% Pen	% Pen
c10- t5	10	5	0.0%	0.0%	0.0%
c15- t5	15	5	2.5%	0.0%	0.0%
c20- t5	20	5	0.0%	0.0%	0.0%
c30- t5	30	5	8.9%	3.2%	2.2%
c40- t5	40	5	14.9%	10.5%	10.0%
c50- t5	50	5	11.4%	8.4%	8.4%
c70- t5	70	5	15.2%	11.6%	8.9%
c100- t5	100	5	19.2%	10.8%	9.5%
c10- t8	10	8	0.0%	0.0%	0.0%
c15- t8	15	8	4.3%	4.1%	4.5%
c20- t8	20	8	12.8%	11.1%	8.2%
c30- t8	30	8	8.8%	4.3%	4.3%
c40- t8	40	8	8.7%	2.7%	1.9%
c50- t8	50	8	12.5%	7.0%	4.8%
c70- t8	70	8	19.8%	16.9%	10.4%
c100- t8	100	8	17.3%	9.5%	6.2%
c10- t10	10	10	6.8%	4.3%	4.3%
c15- t10	15	10	4.7%	0.7%	0.0%
c20- t10	20	10	4.6%	2.9%	2.4%
c30- t10	30	10	10.0%	6.4%	6.5%
c40- t10	40	10	10.3%	4.1%	4.2%
c50- t10	50	10	9.7%	6.3%	5.7%
c70- t10	70	10	9.6%	3.3%	2.3%
c100- t10	100	10	16.3%	10.1%	7.6%
Média			9.5%	5.8%	4.7%

FONTE: O Autor (2015)

4.8.6 Resultados para a configuração *MtHi*

Finalmente, analisa-se nesta subseção a configuração de custos onde os clientes possuem mediana dispersão geográfica, a base é medianamente distante do fornecedor e o produto estocado possui grande valor agregado.

Assim como nas cinco configurações anteriores, a política LE mostrou-se novamente robusta e produziu o melhor desempenho médio em comparação com as políticas ML e OU. Das 24 instâncias desta configuração *MtHi*, a política LE venceu em 21 delas, contra 1 vitória da política ML e 2 vitórias da política OU. Comenta-se que o tempo de processamento aumentou para as instâncias menores, mas não foi sensivelmente superior para as instâncias de maior dimensão. Conclui-se, portanto, que as variações nos parâmetros de custo não representam grandes mudanças no tempo computacional das instâncias.

TABELA 33 – RESULTADOS PARA A CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *MtHi* NO PRE ESTOCÁSTICO

Instância	<i>HtHi</i>		ML			OU		LE	
	<i>n</i>	<i>p</i>	BKS	CT	CPU	CT	CPU	CT	CPU
c10- t5	10	5	18519	20796	151	18519	160	20416	215
c15- t5	15	5	18689	18689	231	19811	207	20113	286
c20- t5	20	5	21621	22441	295	24588	278	21621	353
c30- t5	30	5	31856	33453	298	32485	287	31856	392
c40- t5	40	5	39905	41507	346	39937	318	39905	434
c50- t5	50	5	46572	50058	358	49858	338	46572	430
c70- t5	70	5	56381	63412	625	58183	557	56381	728
c100- t5	100	5	71009	82573	1326	73654	1177	71009	1464
c10- t8	10	8	22414	23088	281	23502	244	22414	302
c15- t8	15	8	33554	33774	370	35445	333	33554	409
c20- t8	20	8	30473	32533	482	30473	442	30760	543
c30- t8	30	8	56948	60628	564	57129	527	56948	658
c40- t8	40	8	65779	67267	681	67307	610	65779	725
c50- t8	50	8	79588	80283	708	80597	669	79588	786
c70- t8	70	8	99482	103059	1235	101764	1164	99482	1363
c100- t8	100	8	110421	118350	2445	114570	2357	110421	2691
c10- t10	10	10	33574	34311	362	34232	313	33574	361
c15- t10	15	10	41769	41948	547	44987	523	41769	571
c20- t10	20	10	49579	51388	719	49772	669	49579	768
c30- t10	30	10	57366	62068	868	60234	818	57366	917
c40- t10	40	10	66844	72876	1003	70596	954	66844	1089
c50- t10	50	10	80090	83906	1119	82224	1074	80090	1182
c70- t10	70	10	118703	128450	1966	121200	1872	118703	2049
c100- t10	100	10	146212	156826	3762	153481	3553	146212	3940
Média			58223	61820	864	60190	810	58373	944

FONTE: O Autor (2015)

As análises dos desvios apontam novamente que a política LE ficou, em média, 0,9% distante das melhores soluções obtidas. Destaca-se ainda que nas duas menores instâncias (c10-t5 e c15-t5) esse desvio foi sensivelmente alto, visto que nas demais instâncias ele não ultrapassou 1%. A política OU mostrou maior estabilidade em comparação com a configuração *MtLi*, assim como a política ML, beneficiada pela elevação no custo de estocagem. No entanto, pode-se afirmar que a política OU dominou a política ML e ambas foram dominadas pela política LE.

TABELA 34 – DESVIO EM RELAÇÃO AO BKS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *MtHi* NO PRE ESTOCÁSTICO

$GAP = \left[\frac{CT - BKS}{BKS} \right] * 100$			ML	OU	LE
Instância	<i>n</i>	<i>p</i>	GAP - CT	GAP - CT	GAP - CT
c10- t5	10	5	12.3%	0.0%	10.2%
c15- t5	15	5	0.0%	6.0%	7.6%
c20- t5	20	5	3.8%	13.7%	0.0%
c30- t5	30	5	5.0%	2.0%	0.0%
c40- t5	40	5	4.0%	0.1%	0.0%
c50- t5	50	5	7.5%	7.1%	0.0%
c70- t5	70	5	12.5%	3.2%	0.0%
c100- t5	100	5	16.3%	3.7%	0.0%
c10- t8	10	8	3.0%	4.9%	0.0%
c15- t8	15	8	0.7%	5.6%	0.0%
c20- t8	20	8	6.8%	0.0%	0.9%
c30- t8	30	8	6.5%	0.3%	0.0%
c40- t8	40	8	2.3%	2.3%	0.0%
c50- t8	50	8	0.9%	1.3%	0.0%
c70- t8	70	8	3.6%	2.3%	0.0%
c100- t8	100	8	7.2%	3.8%	0.0%
c10- t10	10	10	2.2%	2.0%	0.0%
c15- t10	15	10	0.4%	7.7%	0.0%
c20- t10	20	10	3.6%	0.4%	0.0%
c30- t10	30	10	8.2%	5.0%	0.0%
c40- t10	40	10	9.0%	5.6%	0.0%
c50- t10	50	10	4.8%	2.7%	0.0%
c70- t10	70	10	8.2%	2.1%	0.0%
c100- t10	100	10	7.3%	5.0%	0.0%
Média			5.7%	3.6%	0.8%

FONTE: O Autor (2015)

Finalmente, a TABELA 35 traz o impacto da penalização pelos atrasos nas entregas em relação ao custo total da instância na configuração *MtHi*. O fato do custo de estocagem ser mais elevado acaba aumentando o número de atrasos na entrega, conforme se verifica no desempenho médio para todas as políticas. Isso pode ser explicado pela maior variabilidade nas quantidades entregues pela política ML e OU e no dimensionamento dos lotes na política LE. Essa maior variabilidade compromete a estabilidade do processo de previsão de demanda, deteriorando a acurácia dos valores previstos.

Nota-se, no entanto, que a dinâmica se mantém. A política LE é a que apresenta o menor peso dos atrasos no custo total, seguida da política OU e da política ML. Esse peso menor do custo dos atrasos é um dos componentes que alavancam o desempenho da política LE sobre as políticas ML e OU.

TABELA 35 – IMPACTO DA PENALIZAÇÃO PELO ATRASO NAS ENTREGAS NA CONFIGURAÇÃO DE CUSTOS *MtHi* NO PRE ESTOCÁSTICO
$$\% Pen = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{p-1} \rho_i^t \delta_i^p + \sum_{i=1}^n \delta_i^p (2c_{0i} + f_k)}{CT}$$

Instância	n	p	ML % Pen	OU % Pen	LE % Pen
c10- t5	10	5	1.0%	0.0%	0.0%
c15- t5	15	5	1.1%	1.0%	0.0%
c20- t5	20	5	2.7%	0.0%	0.0%
c30- t5	30	5	6.5%	4.9%	5.0%
c40- t5	40	5	10.1%	4.5%	4.0%
c50- t5	50	5	9.6%	7.6%	4.2%
c70- t5	70	5	17.9%	8.8%	8.3%
c100- t5	100	5	16.8%	6.7%	5.6%
c10- t8	10	8	8.2%	4.7%	4.9%
c15- t8	15	8	2.8%	2.6%	2.8%
c20- t8	20	8	4.3%	3.9%	2.6%
c30- t8	30	8	8.0%	0.7%	0.4%
c40- t8	40	8	12.1%	9.4%	8.7%
c50- t8	50	8	11.8%	9.1%	7.1%
c70- t8	70	8	11.4%	9.3%	7.0%
c100- t8	100	8	10.5%	4.5%	2.4%
c10- t10	10	10	4.1%	2.3%	1.8%
c15- t10	15	10	5.2%	1.8%	1.0%
c20- t10	20	10	5.4%	2.0%	2.0%
c30- t10	30	10	5.0%	2.3%	1.7%
c40- t10	40	10	5.8%	4.0%	1.8%
c50- t10	50	10	10.4%	4.9%	4.3%
c70- t10	70	10	9.2%	4.3%	2.9%
c100- t10	100	10	12.4%	6.7%	3.7%
Média			8.0%	4.4%	3.4%

FONTE: O Autor (2015)

4.9 ANÁLISE DOS INDICADORES DE DESEMPENHO

Esta seção apresenta os resultados obtidos para o conjunto de seis indicadores de desempenho propostos. A análise será quantitativa e holística, baseada nas interpretações dos gráficos dos indicadores, plotados em função do custo total da instância

4.9.1 Resultados para a quantidade transportada por unidade de distância (*Qtr/Dist*)

A TABELA 36 traz os resultados médios, mínimo e máximo para o indicador *Qtr/Dist* em função das 6 configurações de custos testadas. Observa-se que somente para as configurações com baixo custo de transporte o indicador é sensivelmente superior à unidade.

TABELA 36 –VALORES MÍNIMOS, MÁXIMOS E MÉDIOS PARA O INDICADOR *Qtr/Dist* NO PRE ESTOCÁSTICO

Configuração		Qtr/Dist		
		ML	OU	LE
<i>LtLi</i>	Mínimo	1.00	1.02	1.03
<i>LtLi</i>	Média	2.78	2.81	2.80
<i>LtLi</i>	Máximo	5.25	5.37	5.28
<i>LtHi</i>	Mínimo	0.76	0.77	0.77
<i>LtHi</i>	Média	2.72	2.79	2.81
<i>LtHi</i>	Máximo	5.97	5.97	6.08
<i>MtLi</i>	Mínimo	0.20	0.19	0.21
<i>MtLi</i>	Média	0.55	0.55	0.55
<i>MtLi</i>	Máximo	1.09	1.10	1.11
<i>MtHi</i>	Mínimo	0.16	0.18	0.16
<i>MtHi</i>	Média	0.54	0.55	0.56
<i>MtHi</i>	Máximo	1.05	1.06	1.08
<i>HtLi</i>	Mínimo	0.08	0.09	0.09
<i>HtLi</i>	Média	0.28	0.29	0.29
<i>HtLi</i>	Máximo	0.51	0.54	0.58
<i>HtHi</i>	Mínimo	0.13	0.12	0.12
<i>HtHi</i>	Média	0.30	0.31	0.31
<i>HtHi</i>	Máximo	0.55	0.57	0.56

FONTE: O Autor (2015)

Pelo exposto, os ganhos de escala só são possíveis quando os clientes estão em proximidade geográfica. Na medida em que o custo de transporte aumenta, a quantidade transportada por unidade de distância diminui. Nota-se também que os custos de estocagem mais elevados diminuem, em relação à média, quantidade transportada por unidade de distância.

A FIGURA 35 apresenta os resultados para o indicador *Qtr/Dist* em função do custo total da instância associada à ele para as três políticas consideradas. É possível observar o mesmo padrão do problema determinístico, onde os ganhos de escala não conseguem ser mantidos quando o custo de transporte se eleva. O trecho com pontos em ascendência é restrito às configurações *LtLi* e *LtHi*. Ainda que ocorra alguma variação pontual entre as políticas testadas, o mesmo padrão é verificado entre elas.

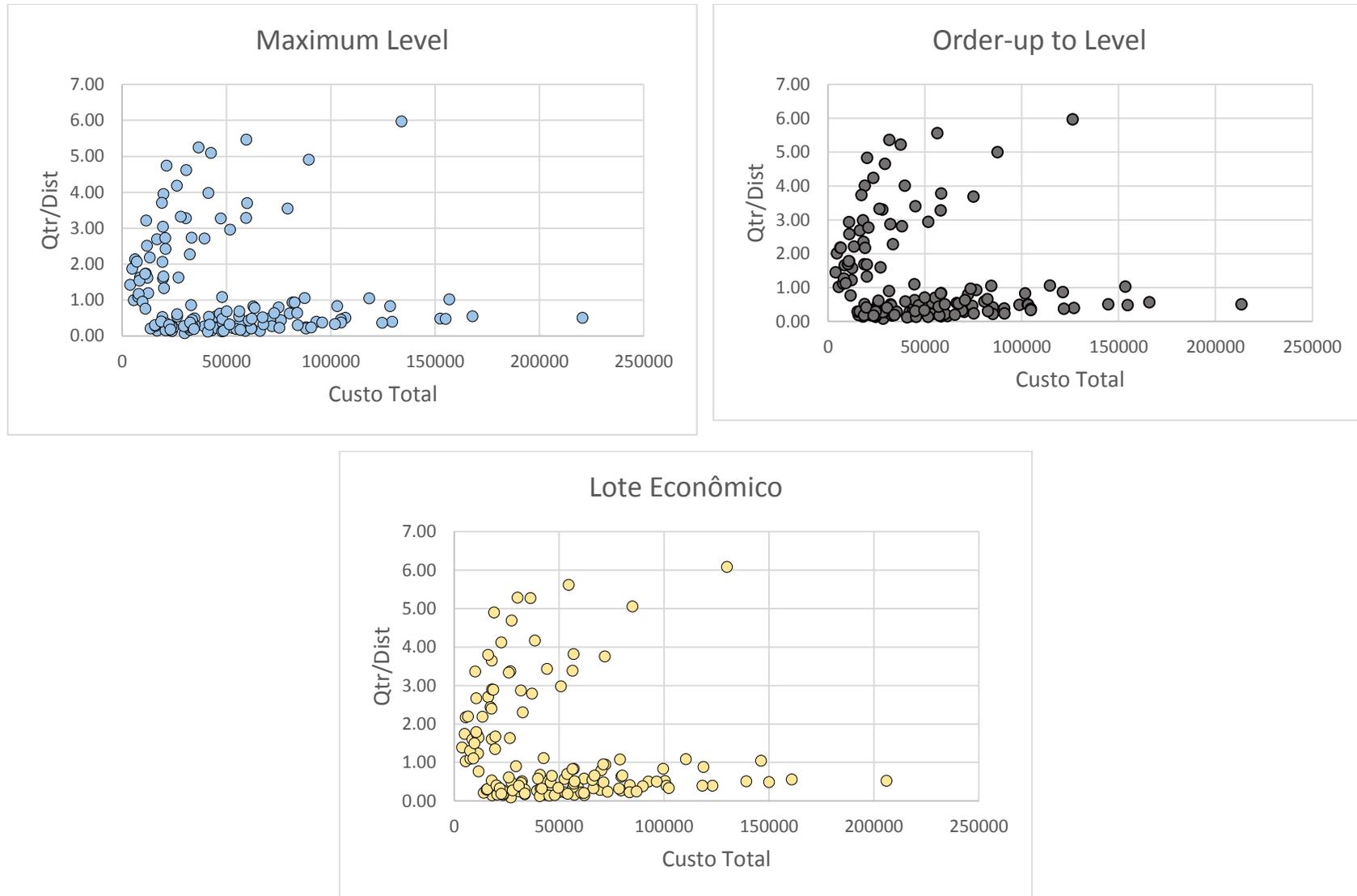


FIGURA 35 – Qtr/Dist PARA A POLÍTICA ML, OU E LE NO PRE ESTOCÁSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

4.9.2 Resultados para taxa média de ocupação dos estoques dos clientes (*TxInvC*)

Os dados da tabela TABELA 37 apontam que a política OU ocasiona maiores taxas de ocupação dos estoques, tanto em valores médios como em valores máximos e mínimos. Para a configuração *LtLi*, a média das ocupações dos estoques para o conjunto de 24 instâncias ficou em 50% da capacidade de armazenagem, contra 46% para as políticas LE e ML. Deve-se memorar que a geração das instâncias testadas considera um estoque mínimo operacional entre 10% e 20% da capacidade de estocagem dos clientes. Assim, a leitura mais adequada indica que a política OU adiciona, em média, entre 30% e 40% nos estoques para a configuração *LtLi* acima do mínimo exigido, enquanto as políticas LE e ML acrescentam entre 26% e 36% na ocupação média do estoque dos clientes. Há também uma certa estabilidade entre os valores mínimos, máximos e médios para a política OU, independentemente da configuração de custos. Esses valores flutuam entre 46% e 54% para todo o conjunto de 144 instâncias. Já as políticas LE e ML possuem variabilidade pouco maior, com intervalos entre 36% e 52% e 41% e 49%, respectivamente. Em termos médios, no entanto, há forte estabilidade da taxa de ocupação dos estoques, ficando esse valor entre 46% e 48% para a política LE e 44% e 46% para a política ML.

TABELA 37 –VALORES MÍNIMOS, MÁXIMOS E MÉDIOS PARA O INDICADOR *TxInvC* NO PRE ESTOCÁSTICO

Configuração		TxInvC		
		ML	OU	LE
<i>LtLi</i>	Mínimo	0.41	0.46	0.39
<i>LtLi</i>	Média	0.46	0.50	0.46
<i>LtLi</i>	Máximo	0.48	0.53	0.49
<i>LtHi</i>	Mínimo	0.42	0.47	0.43
<i>LtHi</i>	Média	0.45	0.49	0.48
<i>LtHi</i>	Máximo	0.49	0.53	0.52
<i>MtLi</i>	Mínimo	0.40	0.47	0.43
<i>MtLi</i>	Média	0.45	0.49	0.47
<i>MtLi</i>	Máximo	0.49	0.53	0.51
<i>MtHi</i>	Mínimo	0.41	0.46	0.44
<i>MtHi</i>	Média	0.44	0.49	0.47
<i>MtHi</i>	Máximo	0.49	0.52	0.52
<i>HtLi</i>	Mínimo	0.41	0.45	0.45
<i>HtLi</i>	Média	0.45	0.49	0.48
<i>HtLi</i>	Máximo	0.48	0.53	0.52
<i>HtHi</i>	Mínimo	0.43	0.47	0.46
<i>HtHi</i>	Média	0.45	0.49	0.48
<i>HtHi</i>	Máximo	0.49	0.54	0.51

FONTE: O Autor (2015)

Analisando como o indicador $TxInvC$ varia em relação ao custo total de cada uma das 144 instâncias testadas, percebe-se uma variabilidade pouco maior nas taxas de ocupação média dos estoques dos clientes para as políticas LE e ML em relação à política OU. O intervalo de variação é mais justo para essa política.



FIGURA 36 – $TxInvC$ PARA A POLÍTICA ML, OU E LE NO PRE ESTOCÁSTICO
FONTE: O Autor (2015)

4.9.3 Resultados para taxa média de ocupação do estoque do fornecedor ($TxInvF$)

Os resultados para a taxa média de ocupação do fornecedor são apresentados na TABELA 38. Os valores apresentados apresentam pouca variação entre as políticas. Em parte, isso se explica pelo método de apuração dos resultados, baseado no modelo de revisão periódica. Conforme esse modelo, os estoques são mensurados ao final de cada período do horizonte de planejamento, não capturando o que ocorre durante este intervalo.

Por este prisma, pode-se afirmar que as diferentes políticas de distribuição não geram grandes mudanças da estratégia de reabastecimento do fornecedor, uma vez que os resultados observados possuem forte proximidade. Ainda assim, pode-se observar algumas poucas variações, muito em função da configuração de custos em cada conjunto de instância.

TABELA 38 –VALORES MÍNIMOS, MÁXIMOS E MÉDIOS PARA O INDICADOR $TxInvF$ NO PRE ESTOCÁSTICO

Configuração		TxInvF		
		ML	OU	LE
LtLi	Mínimo	0.33	0.35	0.34
LtLi	Média	0.41	0.39	0.41
LtLi	Máximo	0.49	0.44	0.46
LtHi	Mínimo	0.32	0.32	0.30
LtHi	Média	0.41	0.40	0.40
LtHi	Máximo	0.51	0.51	0.45
MtLi	Mínimo	0.32	0.31	0.32
MtLi	Média	0.39	0.39	0.39
MtLi	Máximo	0.47	0.44	0.44
MtHi	Mínimo	0.30	0.26	0.26
MtHi	Média	0.40	0.38	0.38
MtHi	Máximo	0.46	0.46	0.45
HtLi	Mínimo	0.34	0.30	0.33
HtLi	Média	0.40	0.40	0.40
HtLi	Máximo	0.45	0.47	0.48
HtHi	Mínimo	0.31	0.32	0.31
HtHi	Média	0.38	0.39	0.38
HtHi	Máximo	0.43	0.45	0.45

FONTE: O Autor (2015)

Pelo exposto, a política OU gera uma menor ocupação média na capacidade de estocagem do fornecedor na configuração *LtLi*. Neste cenário, pode-se observar que a variabilidade do indicador foi mais justa, se comparada com as políticas LE e ML, uma vez que a instância com menor taxa de ocupação foi de 35%, contra 34% da

política LE e 33% da política ML. Já a maior taxa de ocupação observada para uma instância foi de 44% para a política OU, contra 46% para a política LE e 49% para a política ML. Neste sentido, entende-se que o abastecimento do fornecedor é mais frequente e em quantidades menores para a política OU e menos frequente e em quantidades maiores para a política ML nesta configuração de custos. A política LE situa-se na faixa intermediária às políticas OU e ML.

Este padrão não se repete, no entanto, para as outras configurações de custos. Como exemplo, a configuração *HtHi* possuem valores praticamente idênticos para as três políticas. Conclui-se, portanto, que, na medida em que os custos vão se elevando, tanto de transporte quanto de estocagem, a estratégia de reposição do fornecedor tende a ser mais independente da política de abastecimento dos clientes.

Isso pode ser comprovado na análise da FIGURA 37 apresenta a variação do indicador em relação ao custo total da instância para a política ML. Observa-se que na medida em que o custo total da instância aumenta, a faixa de variação do $TxInvF$ tende a ser menor.

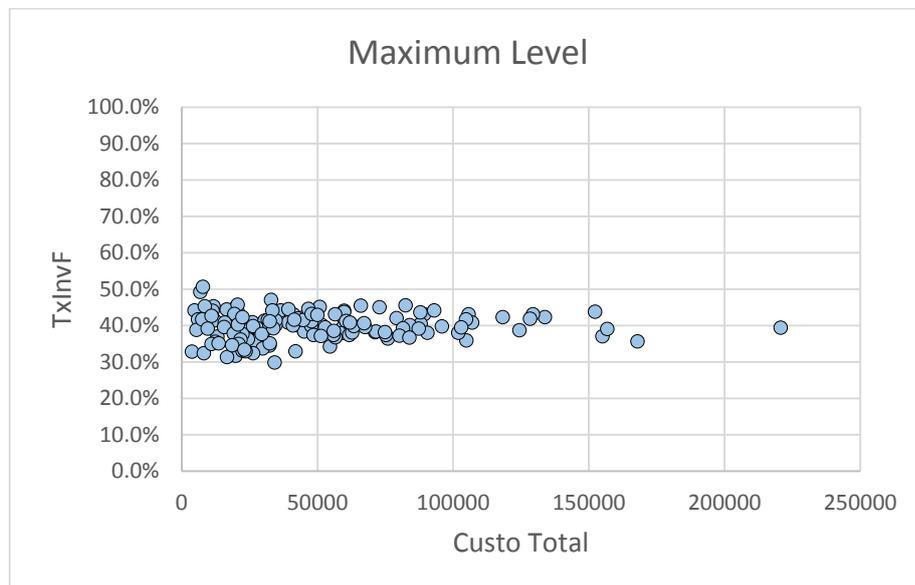


FIGURA 37 – $TxInvC$ PARA A POLÍTICA ML NO PRE ESTOCÁSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

O mesmo modelo de análise é apresentado para a política OU na FIGURA 38. Pode-se observar uma sutil redução dos limites de variação da taxa média de ocupação do estoque do fornecedor quando o custo da instancia ultrapassa 50.000.

Essas instancias são mais concentradas nas instancias com médio e alto custo de transporte.

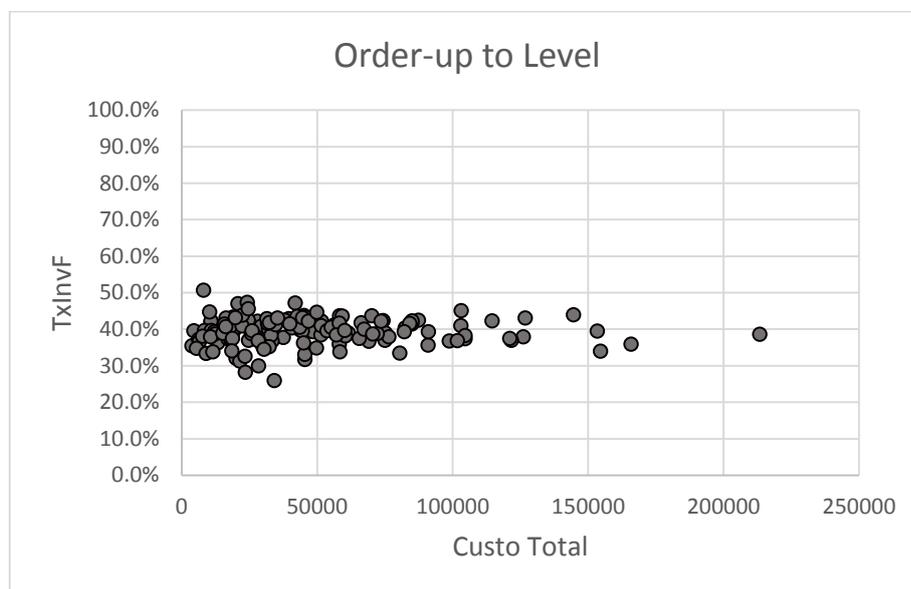


FIGURA 38 – $TxInvC$ PARA A POLÍTICA OU NO PRE ESTOCÁSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

Por fim, os resultados para a política LE são reportados na FIGURA 39. É possível observar a maior variabilidade dos pontos em comparação com a política OU. No geral, a estabilidade também é verificada para instâncias com custo total acima de 50.000.

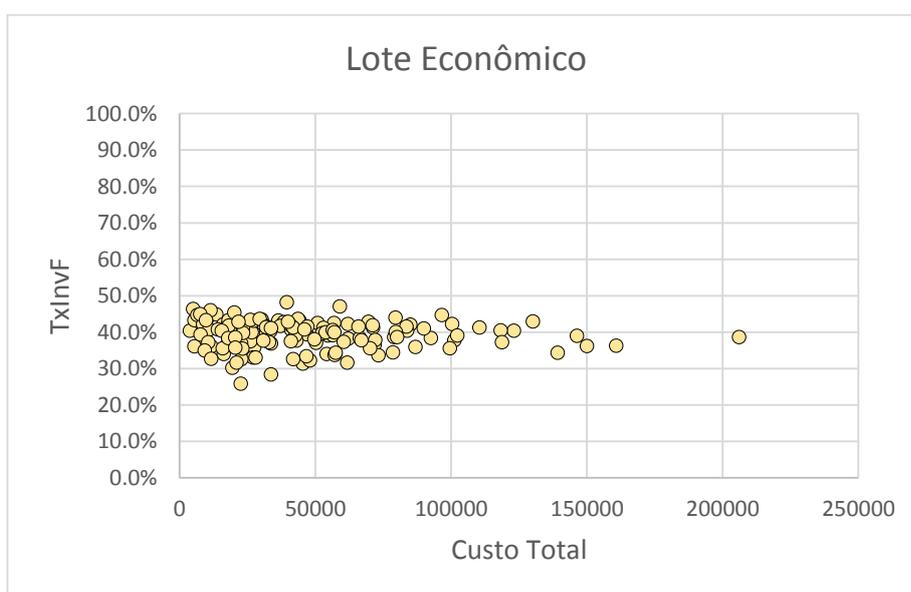


FIGURA 39 – $TxInvC$ PARA A POLÍTICA LE NO PRE ESTOCÁSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

4.9.4 Resultados para taxa média de ocupação da frota ($TxFrU$)

A taxa média de ocupação da frota avaliar o percentual da capacidade de carregamento que cada veículo sai do depósito para efetuar as entregas aos clientes. Os valores apresentados na TABELA 39 apontam novamente um padrão bem estabelecido entre as políticas de distribuição analisadas. O média de ocupação mais frequente para todo o conjunto de instâncias, independentemente da configuração de custos é de 80%. Nota-se uma variabilidade um pouco maior para a configuração $MtHi$, especialmente nas políticas OU e ML. Este padrão pode ser explicado pela estratégia de dimensionamento da frota. Os operadores de destruição atuam na recomposição de rotas onde a ocupação dos veículos é de 50% e 70%. Isso acaba gerando roteiros com um número de clientes maior, elevando conseqüentemente a ocupação da frota de veículos. Observa-se ainda que os menores valores reportados ainda são superiores à 65%. Isso demonstra que a estratégia de resolução do problema é capaz de gerar soluções onde a ocupação do veículo é bastante razoável.

TABELA 39 –VALORES MÍNIMOS, MÁXIMOS E MÉDIOS PARA O INDICADOR $TxFrU$ NO PRE ESTOCÁSTICO

Configuração		TxFrU		
		ML	OU	LE
LtLi	Mínimo	0.71	0.74	0.72
LtLi	Média	0.81	0.81	0.81
LtLi	Máximo	0.92	0.87	0.89
LtHi	Mínimo	0.60	0.66	0.68
LtHi	Média	0.80	0.81	0.80
LtHi	Máximo	0.90	0.88	0.89
MtLi	Mínimo	0.65	0.69	0.62
MtLi	Média	0.79	0.80	0.80
MtLi	Máximo	0.90	0.89	0.90
MtHi	Mínimo	0.69	0.65	0.70
MtHi	Média	0.80	0.81	0.81
MtHi	Máximo	0.88	0.91	0.92
HtLi	Mínimo	0.69	0.69	0.69
HtLi	Média	0.77	0.76	0.78
HtLi	Máximo	0.83	0.86	0.85
HtHi	Mínimo	0.64	0.64	0.66
HtHi	Média	0.79	0.79	0.79
HtHi	Máximo	0.88	0.90	0.88

FONTE: O Autor (2015)

A análise gráfica possibilita concluir em direções complementares à tabela. Para as três políticas analisadas, pode-se observar uma redução na variação das ocupações, na medida em que o custo total da instância aumenta. Pode-se concluir

que instâncias com custo total elevado (muitos clientes, grande dispersão geográfica e alto custo de estocagem), tendem a gerar uma ocupação mais próxima de 80% da frota de veículos.

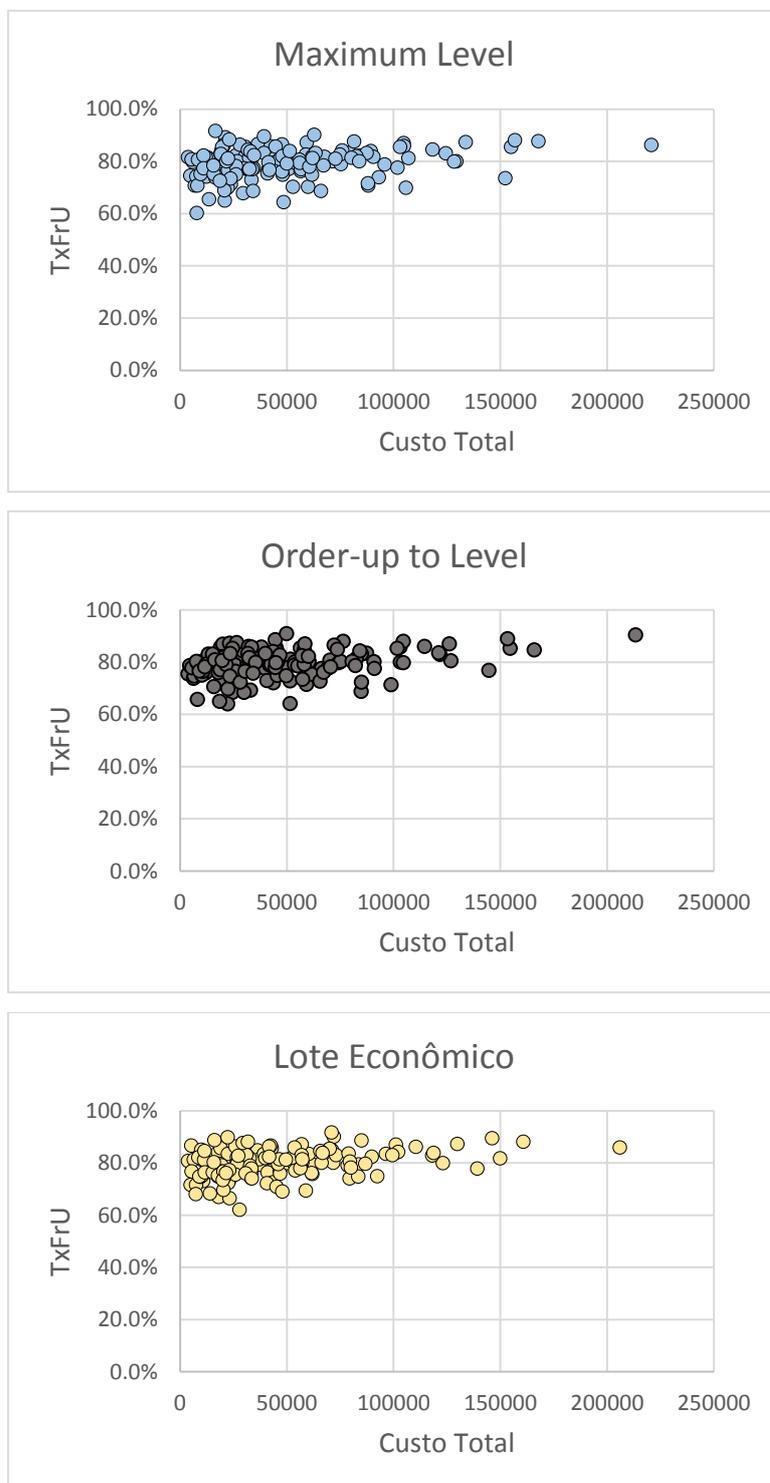


FIGURA 40 – TxFrU PARA A POLÍTICA ML, OU E LE NO PRE ESTOCÁSTICO
FONTE: O Autor (2015)

4.9.5 Resultados para taxa média de entregas em atraso (*TxBackLog*)

A taxa média de entregas em atraso é um indicador que mensura a qualidade do serviço. A TABELA 40 reporta os resultados mínimos, máximos e médios para as seis configurações de custos consideradas. É possível observar que a política LE apresenta um nível de serviço maior, gerando, em média, apenas 3% de entregas em atraso, em relação à totalidade das entregas realizadas, independente da configuração de custos obtidas. A ocorrência de valores nulos como mínimos, apontam que a política LE foi capaz de resolver ao menos uma instância em cada grupo, sem gerar atrasos na entrega.

TABELA 40 –VALORES MÍNIMOS, MÁXIMOS E MÉDIOS PARA O INDICADOR *TxBackLog* NO PRE ESTOCÁSTICO

Configuração		TxBackLog		
		ML	OU	LE
<i>LtLi</i>	Mínimo	0.00	0.00	0.00
<i>LtLi</i>	Média	0.05	0.03	0.03
<i>LtLi</i>	Máximo	0.13	0.09	0.09
<i>LtHi</i>	Mínimo	0.00	0.00	0.00
<i>LtHi</i>	Média	0.07	0.03	0.03
<i>LtHi</i>	Máximo	0.14	0.09	0.09
<i>MtLi</i>	Mínimo	0.00	0.00	0.03
<i>MtLi</i>	Média	0.06	0.03	0.03
<i>MtLi</i>	Máximo	0.14	0.11	0.09
<i>MtHi</i>	Mínimo	0.02	0.00	0.00
<i>MtHi</i>	Média	0.08	0.04	0.03
<i>MtHi</i>	Máximo	0.13	0.09	0.08
<i>HtLi</i>	Mínimo	0.00	0.00	0.00
<i>HtLi</i>	Média	0.07	0.04	0.03
<i>HtLi</i>	Máximo	0.11	0.09	0.08
<i>HtHi</i>	Mínimo	0.03	0.00	0.00
<i>HtHi</i>	Média	0.08	0.04	0.03
<i>HtHi</i>	Máximo	0.12	0.09	0.07

FONTE: O Autor (2015)

A política OU também foi capaz de resolver ao menos uma instância em cada configuração de custo sem gerar rupturas. O desempenho médio, no entanto, superou a política LE em um ponto percentual para as configurações *MtHi*, *HtLi* e *HtHi*. Os maiores valores observados também sobrepujaram os limitantes superiores da política LE. Já a política ML não foi capaz de resolver alguma instância sem gerar rupturas na configuração de custos *MtHi* e *HtHi*. De forma geral, o número médio de atrasos foi de 5% em relação ao total de entregas realizadas para a configuração *LtLi*, valor

superior em dois pontos percentuais em comparação às políticas OU e LE para a mesma configuração de custos. Na configuração *LtHi* a diferença foi ainda maior (7% contra 3% para as política OU e LE). A mesma dinâmica é verificada nas outras configurações de custos.

A análise gráfica dos resultados é mais reveladora ainda. A FIGURA 41 apresenta os valores do indicador em função do custo total da instância, juntamente com uma linha de tendência. Pode-se observar claramente um aumento do percentual de entregas realizadas em atraso na medida em que o custo total da instância se eleva. Fica evidente a dificuldade da política ML, na forma como foi modelada nesta tese, em garantir um nível elevado de serviço quando a dimensão da instância e seu respectivo custo de resolução aumentam.

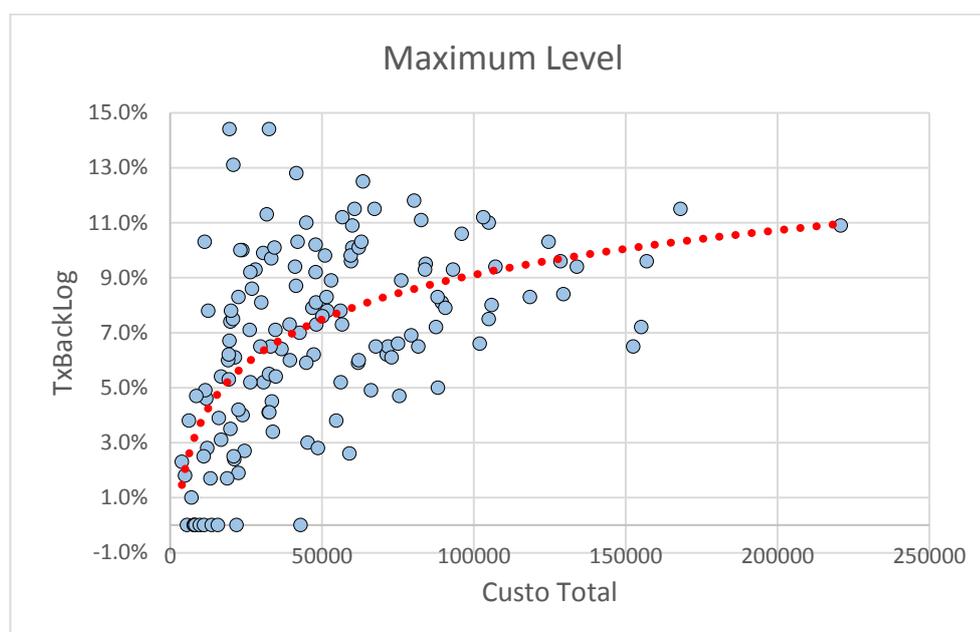


FIGURA 41 – *TxBackLog* PARA A POLÍTICA ML NO PRE ESTOCÁSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

A mesma tendência não é verificada na política OU. Conforme apresenta a FIGURA 42, há um certo crescimento da taxa de entregas em atraso com o aumento do porte da instância, contudo, esse crescimento é menor se comparado com a política ML, além de apresentar maior estabilidade a partir de um custo total de 100.000.

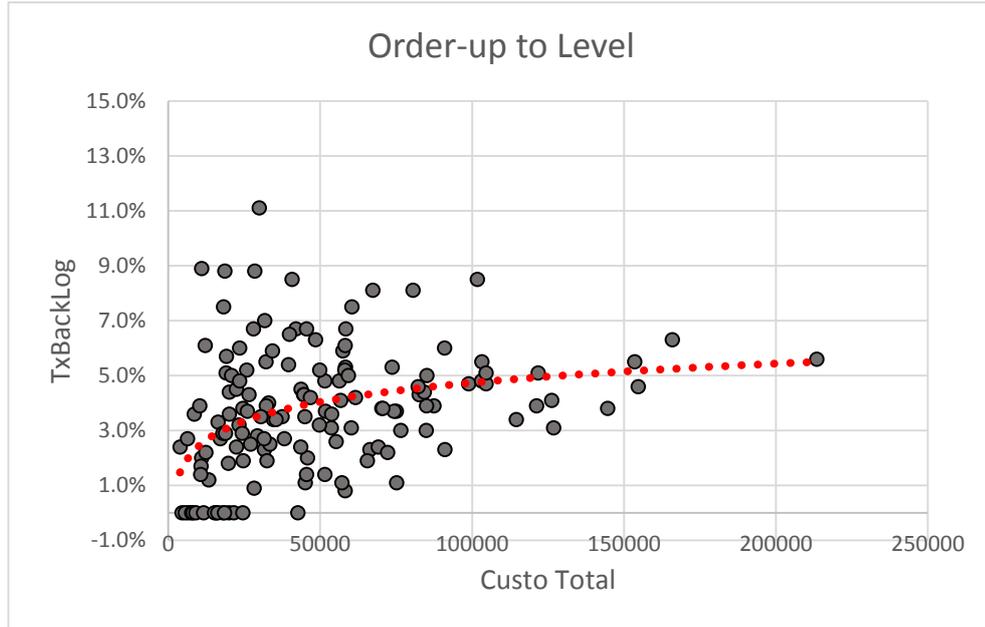


FIGURA 42 – *TxBa*ckLog PARA A POLÍTICA OU NO PRE ESTOCÁSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

O nível de serviço da política LE é mais elevado que as políticas ML e OU, e isso se comprova com a análise da FIGURA 43. Os dados indicam que a taxa de entregas atrasos se estabiliza em tendência no valor de 3% já quando os custos totais ficam em torno de 25.000. Isso demonstra ainda mais a robustez desta política, não só na capacidade de gerar soluções de menor custo, como também na capacidade de não comprometer o nível de serviço.

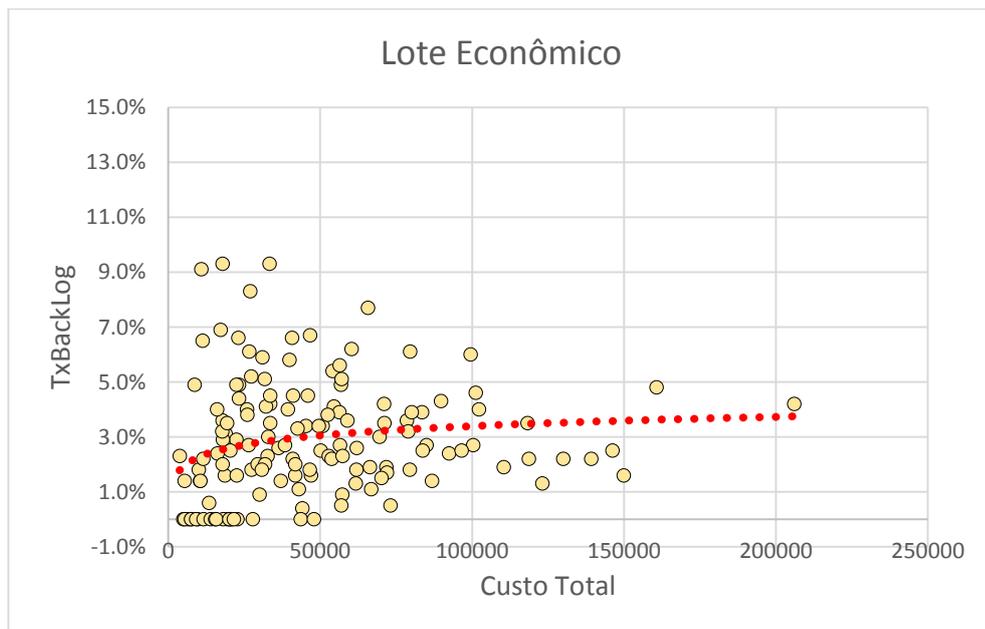


FIGURA 43 – *TxBa*ckLog PARA A POLÍTICA LE NO PRE ESTOCÁSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

4.9.6 Resultados para o percentual de clientes *On Time-In Full (OTIF)*

A análise dos resultados é finalizada com a verificação do indicador *OTIF*. Conforme detalhado anteriormente, este indicador tem por objetivo associar a ruptura, e consequente entrega em atraso, ao cliente.

Geralmente a ocorrência de rupturas em um cliente acaba gerando mais de uma entrega em atraso. Essa ruptura é associada à variabilidade na demanda e consequente dificuldade de previsão da rede neural desenvolvida. Assim, o indicador *OTIF* possibilita verificar o percentual de clientes que não foram afetados por rupturas ao longo do horizonte de planejamento.

A TABELA 41 apresenta os valores mínimos, médios e máximos para esse indicador considerando as seis diferentes configurações de custos. Nota-se que a política LE foi superior em termos médios que as políticas OU e ML para todos os grupos de instâncias testados. Nota-se ainda que a diferença entre o desempenho da política LE foi se ampliando na medida em que os parâmetros de custo da instância foram ficando maiores.

TABELA 41 –VALORES MÍNIMOS, MÁXIMOS E MÉDIOS PARA O INDICADOR *OTIF* NO PRE ESTOCÁSTICO

Configuração		OTIF		
		ML	OU	LE
LtLi	Mínimo	0.50	0.75	0.75
LtLi	Média	0.80	0.90	0.92
LtLi	Máximo	1.00	1.00	1.00
LtHi	Mínimo	0.54	0.80	0.80
LtHi	Média	0.76	0.89	0.93
LtHi	Máximo	1.00	1.00	1.00
MtLi	Mínimo	0.50	0.65	0.80
MtLi	Média	0.77	0.90	0.93
MtLi	Máximo	1.00	1.00	1.00
MtHi	Mínimo	0.43	0.74	0.84
MtHi	Média	0.70	0.86	0.92
MtHi	Máximo	0.93	1.00	1.00
HtLi	Mínimo	0.56	0.73	0.80
HtLi	Média	0.75	0.84	0.91
HtLi	Máximo	1.00	1.00	1.00
HtHi	Mínimo	0.57	0.60	0.70
HtHi	Média	0.72	0.84	0.91
HtHi	Máximo	0.90	1.00	1.00

FONTE: O Autor (2015)

Em relação à média, a política LE garantiu que 90% dos clientes não enfrentaram rupturas, e o menor valor mínimo observado foi de 70%. Isso pode ser justificado pela padronização das quantidades entregues, devido ao dimensionamento de lotes, o que facilita o processo de previsão de demanda.

O baixo nível de serviço da política ML, já detectado no indicador *TxBckLog*, se comprova na TABELA 41. Pelo exposto, esta política teve a média de clientes OTIF mais baixa para todas as configurações de custo, em comparação com as demais políticas. De forma geral, a política ML foi vencida pela política OU quanto ao nível de serviço oferecido. A FIGURA 44 apresenta a evolução do indicador *OTIF* em relação ao custo total de resolução da instância, juntamente com uma linha de tendência.

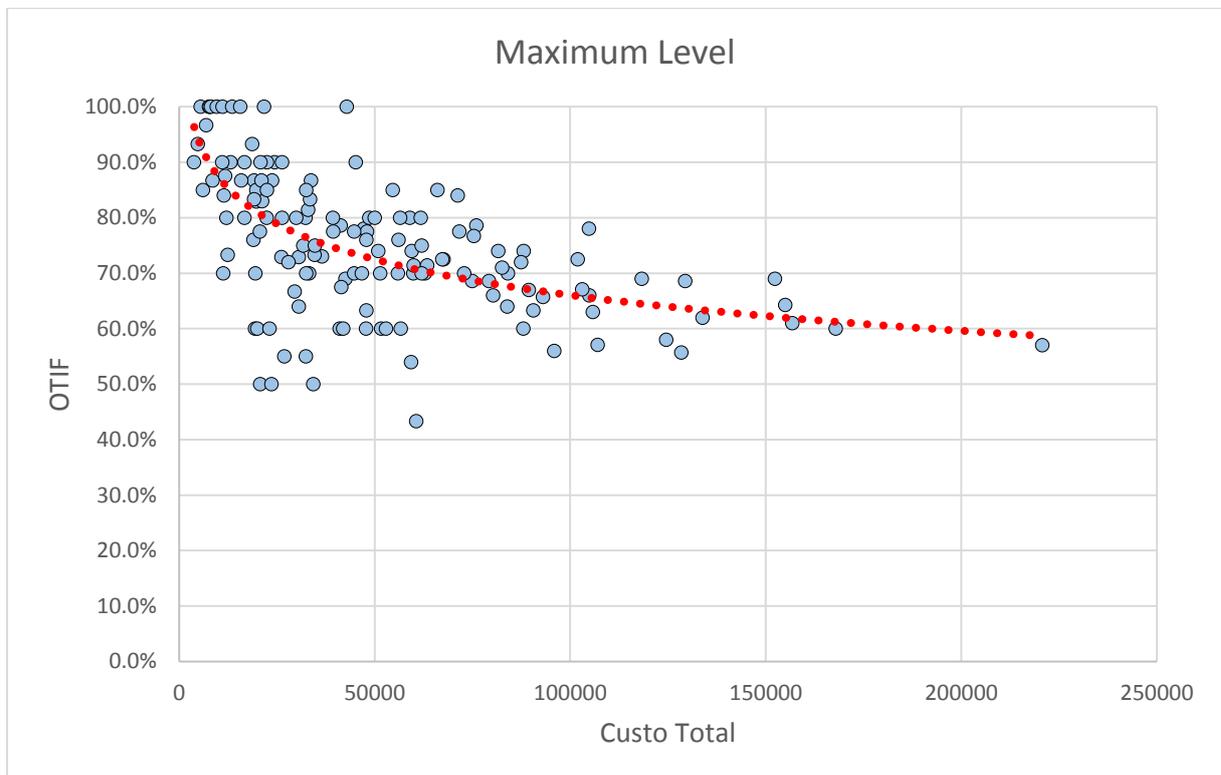


FIGURA 44 – *OTIF* PARA A POLÍTICA ML NO PRE ESTOCÁSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

Fica evidente que a política ML deteriora seu nível de serviço na medida em que a instância eleva seu porte. A linha de tendência em vermelho aponta que a partir de um custo total superior à 50.000, o que ocorre com mais frequência nas instâncias *HtHi*, *HtLi* e *MtHi*, o percentual de clientes *OTIF* decai de um percentual de 70% para 60% e essa tendência tem prosseguimento.

Já a política OU é mais estável com o aumento do porte da instância. A FIGURA 45 reporta o desempenho desta política ao longo de todas as 144 instâncias testadas. Observa-se que, embora haja uma redução do percentual de clientes *OTIF* na medida em que o porte da instância aumento, essa redução ocorre em faixas superiores à política ML, decaindo de 85% para 80% em média, a partir de um custo total superior à 50.000.

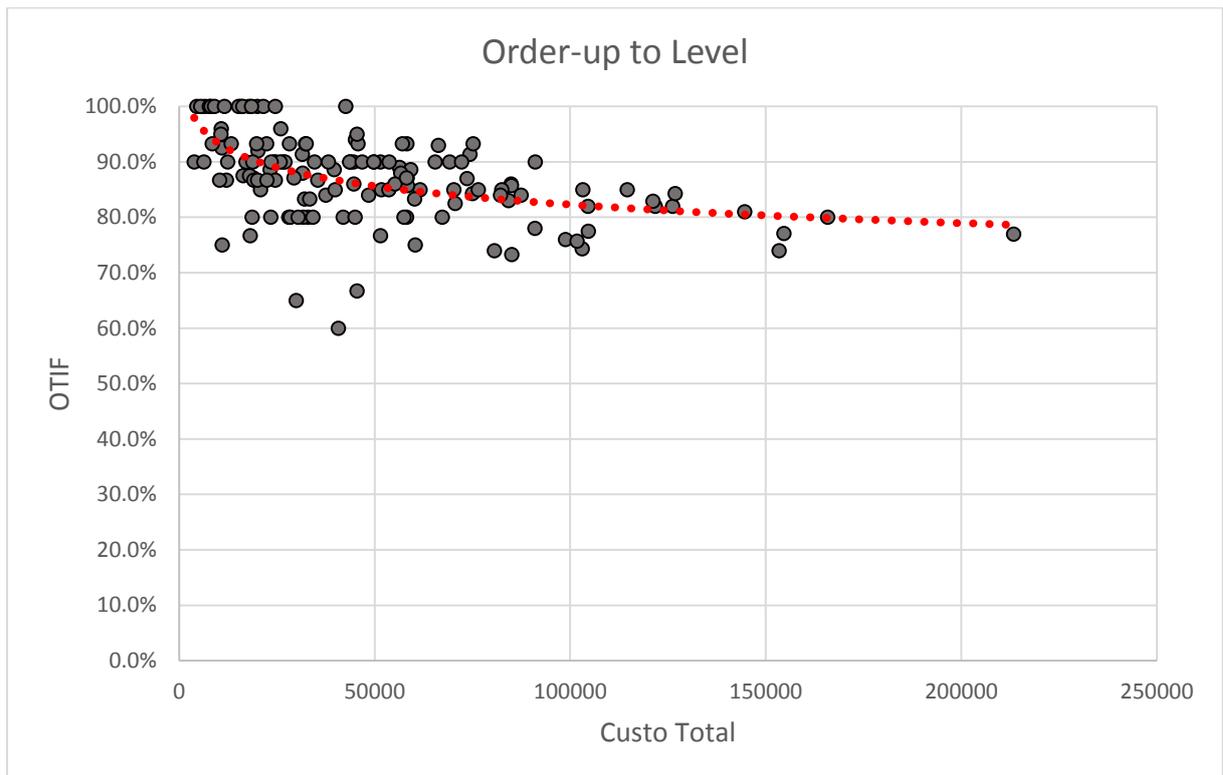


FIGURA 45 – *OTIF* PARA A POLÍTICA OU NO PRE ESTOCÁSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

Por fim, o desempenho globalmente superior da política LE é corroborado com a FIGURA 46. Evidencia-se que a tendência de redução do percentual de clientes *OTIF* é muito menor nesta política que em relação às políticas OU e ML. A tendência varia de 95% nas instâncias de pequeno porte, para 90% nas instâncias de grande porte.

Esse resultado suporta ainda mais a flexibilidade e poder de generalização que a formulação da política LE possui em relação ao ambiente dinâmico do problema de roteirização e estoques abordado neste capítulo.

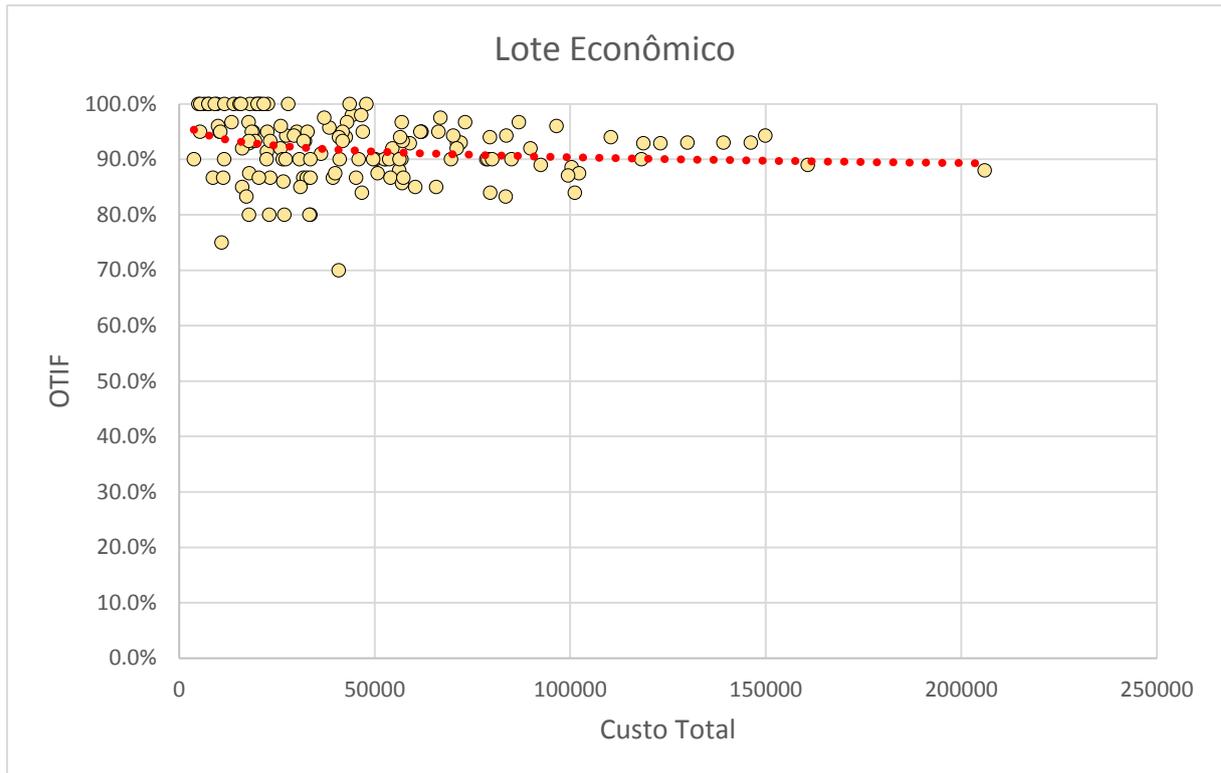


FIGURA 46 – OTIF PARA A POLÍTICA LE NO PRE ESTOCÁSTICO
 FONTE: O Autor (2015)

4.10 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Este capítulo introduziu o PRE estocástico em cadeia de suprimentos em três níveis, juntamente com uma estratégia complexa e agregativa para sua resolução.

Como principal inovação do capítulo, foi apresentada uma formulação matemática dinâmica para o cálculo de lotes econômicos de entrega como alternativa às políticas comumente tratadas na literatura. Ao mesmo tempo, o capítulo aborda a resolução do PRE estocástico de forma dinâmica, empregando para isso o método de horizonte rolante através do uso de técnicas de previsão de séries temporais.

Neste sentido, foi introduzido o uso de redes neurais no contexto de problemas de roteirização e estoques. Para tal, foi construída uma rede neurais com funções de ativação de base radial para efetuar a previsão de demanda dos clientes. A parametrização da RBF foi realizada através da simulação de uma etapa do PRE estocástico, limitada às fases de programação das entregas e agrupamento dos pontos de demanda. A resolução desta etapa possibilitou ajustar os três principais parâmetros da rede neural: número dos padrões de entrada, número de centroides e a largura dos campos receptivos. Finalmente, uma heurística composicional foi

apresentada para resolver o problema, adaptando a heurística multinível inicialmente proposta para o caso determinístico, envolvendo a previsão de demanda, programação das entregas, agrupamento e roteirização dos grupos de atendimento. Os resultados foram avaliados sob o ponto de visto dos custos totais modelados e de um conjunto de parâmetros de desempenho.

Os dados apresentados demonstraram um amplo domínio da política LE sobre as políticas OU e ML. Das 144 instâncias geradas em seis configurações de custos distintas, a política LE foi superior em 118 casos, contra 13 vitórias da política ML e 13 vitórias da política OU. Esse desempenho possibilitou à política LE ser superior em termos médios às políticas ML e OU, nas seis configurações de custos avaliadas.

Com relação ao tempo de processamento, não se registrou grandes variações no tempo computacional para resolução das instâncias em função das diferentes combinações de custo. Há claramente um aumento no tempo computacional em relação ao aumento da dimensão do problema (número de clientes e número de períodos do horizonte de planejamento). Contudo, as grandes instâncias demandaram menos de 2 horas para sua resolução, ao passo que as pequenas instâncias foram resolvidas em até dois minutos. De forma global, a TABELA 42 apresenta os resultados.

TABELA 42 –DESEMPENHO MÉDIO PARA AS POLÍTICAS DISTRIBUIÇÃO EM FUNÇÃO DAS CONFIGURAÇÕES DE CUSTO NO PRE ESTOCÁSTICO

Configuração	ML			OU		LE	
	Média BKS	Média CT	Média CPU	Média CT	Média CPU	Média CT	Média CPU
LtLi	14837	16621	812	15518	786	14868	838
LtHi	36544	38674	802	37662	734	36799	869
MtLi	36932	39749	918	38426	826	37164	992
MtHi	58223	61820	864	60190	810	58373	944
HtLi	60501	64662	838	62544	777	60615	892
HtHi	78492	81940	902	81366	815	78706	989
Média Global	47588	50578	856	49284	791	47754	921

FONTE: O Autor (2015)

O desempenho da política LE não se limitou a produzir os melhores resultados médios e o maior número de vitórias. As análises em relação à média das melhores soluções conhecidas ilustram o baixo desvio que as soluções produzidas pela política LE em relação à média BKS. Nota-se também que a política ML ocasionou maior variabilidade nos dados. De forma geral, os resultados apontam superioridade da política OU sobre a política ML.

TABELA 43 – DESVIO EM RELAÇÃO À MÉDIA DAS MELHORES SOLUÇÕES CONHECIDAS PARA AS POLÍTICAS ML, OU E LE, EM FUNÇÃO DAS CONFIGURAÇÕES DE CUSTO NO PRE ESTOCÁSTICO

$GAP = \left[\frac{\overline{CT} - BKS}{BKS} \right] * 100$	ML		OU		LE	
	Configuração	Média BKS	GAP Média CT	GAP Média CT	GAP Média CT	GAP Média CT
	LtLi	14837	12.0%	4.6%	0.2%	
	LtHi	36544	5.8%	3.1%	0.7%	
	MtLi	36932	7.6%	4.0%	0.6%	
	MtHi	58223	6.2%	3.4%	0.3%	
	HtLi	60501	6.9%	3.4%	0.2%	
	HtHi	78492	4.4%	3.7%	0.3%	
	Média Global	47588	7.2%	3.7%	0.4%	

FONTE: O Autor (2015)

No tocante aos indicadores de desempenho, pode-se comprovar a repetição de alguns padrões para a taxa média de estocagem dos clientes e dos fornecedores, bem como a taxa média de ocupação da frota de veículos, em relação ao problema determinístico. A limitação para os ganhos de escala foi igualmente repetidas, indicando que só é possível elevar a relação “volume transportado por distância” em cenários onde o custo de transporte é baixo.

Por fim, evidenciou-se que a política LE não só gerou os melhores custos, mas também apresentou os maiores níveis de serviço, com tendências estacionárias em valores superiores para a taxa média de entregas em atraso e ao percentual de clientes *OTIF*.

O capítulo 5 apresenta as conclusões desta tese, classificando e destacando as principais contribuições da pesquisa à área de estudo.

5 CONCLUSÕES E DIRECIONAMENTOS FUTUROS

Esta tese introduz, modela e resolve uma estrutura para a operação de sistemas de gerenciamento de estoque pelo fornecedor, cujo desafio principal reside na resolução do problema de roteirização e estoques. O principal elemento estrutural inovado por esta pesquisa foi a extensão para uma cadeia de suprimentos em três níveis, constituindo de uma base de fornecimento, um fornecedor com funções de depósito central e um conjunto de clientes dispersos geograficamente. A segunda inovação estrutural é baseada no conhecimento das informações futuras, caracterizando um problema de contexto determinístico e outro de contexto estocástico/dinâmico.

A abordagem em três níveis é muito pouco explorada na literatura acadêmica, e particularmente nesta tese, trouxe elementos que a distanciam de outros estudos com o mesmo foco. O elemento central é que as decisões permanecem sob responsabilidade do fornecedor, e este gerencia os estoques dos clientes, decidindo como atendê-los, quanto entregar no instante de cada atendimento e como combinar essas entregas para uma frota de veículos que precisa ser dimensionada, designada e planejada para sequenciar as visitas aos clientes. Ao mesmo tempo, o fornecedor é responsável por decidir quando e em que quantidade seus estoques serão reabastecidos a partir de uma base distante, de acordo com um modelo de entregas diretas.

No capítulo 2 foi apresentada uma extensa revisão de literatura, baseada nos últimos 32 anos de pesquisa científica sobre o tema. As grandes quantidades de trabalhos referenciados sustentam algumas lacunas teóricas que esta tese tentou preencher. O estudo bibliográfico demonstrou o apelo prático do PRE no sentido de elevar a eficiência em sistemas logísticos e alguns direcionamentos teóricos que vem sendo estudados no âmbito acadêmico. Neste sentido, apesar do grande incremento de estudos, especialmente nos últimos anos, vou verificado uma escassa literatura no desenvolvimento de políticas de distribuição de formulação simples e ao mesmo tempo de eficiência superior.

Neste sentido, o capítulo 3 apresentou o PRE em três níveis para o caso determinístico, onde as informações sobre a demanda dos clientes são conhecidas de antemão. Este problema foi abordado sob dois pontos de vista principais: o primeiro, referente ao delineamento de uma estratégia de atendimento dos clientes e

de reabastecimento do fornecedor e o segundo da avaliação dessa estratégia para além do horizonte econômico. Como principal contribuição teórica para o problema determinístico, esta tese apresentou 3 formulações alternativas para políticas de distribuição baseada no cálculo de lotes econômicos de entrega, sendo uma delas dimensionada conforme a necessidade líquida dos clientes, a segunda de acordo com as necessidades brutas e uma terceira política dimensionada a partir da localização e distanciamento dos clientes em relação ao fornecedor e aos outros pontos de demanda. Este novo grupo de políticas de distribuição contempla situações que não foram tratadas em abordagens semelhantes na literatura, como a possibilidade de entregas múltiplas em uma mesma rota, frota de vários veículos e questões de planejamento tático, como o dimensionamento ideal de veículos para realizar as entregas em um dado período.

Ao mesmo tempo, as políticas comumente reportadas na literatura possuem um conjunto de limitações bastante difíceis de serem resolvidos. A política irrestrita, denominada *maximum level* (ML), é capaz de produzir os melhores resultados, dado que permite reabastecer os clientes em qualquer quantidade, limitada apenas pelo espaço disponível nos estoques. Resolver de forma otimizada a política ML eleva ainda mais o grau de dificuldade do PRE.

Já a política *order-up-to level* (OU) é mais simples de ser implementada e restringe às quantidades entregues à máxima capacidade de estocagem, sempre que um cliente for visitado. Essa restrição em geral, faz com que a política OU produza soluções de custo superior à política ML em detrimento à facilidade de implementação.

Diante dessa dificuldade, a formulação de políticas por lote econômico de entrega foram endereçadas à simplificar a política ML otimizada e melhorar os resultados em comparação a política OU. Comparativamente, esta tese verificou a política ML com formulação aproximada, o que certamente não levou a resultados ótimos, juntamente com a formulação para a política OU. O desempenho da política de lote econômico foi superior na maioria dos cenários testados, independentemente da relação entre os custos de transporte e de estocagem. Para o abastecimento do fornecedor, uma outra formulação de lote econômico foi apresentada e esta foi a mesma para as políticas de distribuição.

Notadamente, a política de lote econômico com necessidades líquidas (LE-NL) foi dominante para as instâncias com baixo custo de transporte, enquanto a formulação LE-NB dominou as instâncias com médio custo de transporte. Os cenários

com médio custo de transporte e baixo custo de estoque e elevado custo de transporte e alto custo de estocagem. Já a política de lote econômico baseada em distâncias dominou a configuração com alto custo de transporte e baixo custo de estocagem. Os resultados econômicos das políticas de LE mostram potencialidade dessas políticas sobre alternativas que normalmente são praticadas em casos reais.

O desempenho qualitativo de todas as políticas analisadas para o caso determinístico foi verificado sobre um conjunto de cinco indicadores de desempenho. Esta é a principal contribuição prática da tese para a área de estudo. Foi possível identificar um forte padrão quanto à taxa média de ocupação dos estoques dos clientes e do fornecedor, e a taxa média de ocupação da frota de veículos, independentemente da política de distribuição adotada. A observação do volume transportado por distância, no entanto, demonstrou que não é possível manter grandes volumes transportados por unidade de distância percorrida pela frota de veículo para instâncias de grande porte, limitando, portanto, os ganhos de escala.

A estratégia heurística desenvolvida foi capaz de produzir bons resultados, com tempo de processamento estável e razoável. Os maiores tempos foram observados para a resolução de instâncias com 100 clientes e 10 períodos de planejamento, e estes foram possíveis em menos de duas horas, independentemente da política de distribuição considerada. Grande parte do custo computacional deve-se à fase de melhoria, que depende de procedimentos iterativos de destruição e reparação da solução incumbente. Em geral, os ganhos foram de 5% em relação ao custo total, com elevação do tempo de processamento em 500% em média.

O capítulo 4 traz o caso estocástico. Nesta abordagem, as contribuições foram significativas para a área de estudo. Primeiramente, a consideração de uma cadeia logística com três níveis e demandas não conhecidas *a priori* configuram uma área ainda não explorada pela literatura acadêmica. Dessa forma, o problema tratado é por si só inédito.

Com relação aos métodos de solução, esta tese introduziu o emprego de redes neurais no âmbito do PRE. Precisamente, as redes neurais com funções de base radial foram a técnica utilizada para a previsão de demanda dos clientes, justificadas pelo seu desempenho em estudos de previsão reportados na literatura. Outra contribuição teórica importante deveu-se à nova abordagem de parametrização da RBF, baseada em simulação para um subproblema do caso estocástico, eliminando a fase de maior consumo computacional. A simulação foi conduzida sobre um

horizonte fixo de 20 períodos, e os parâmetros foram ajustados para o cenário que produziu o menor custo, envolvendo: dimensionamento da frota, abastecimento do fornecedor, programação das entregas dos clientes, agrupamento dos pontos de demanda e penalização pelo atraso. Assim, o número de padrões de entrada, número de centroides e largura dos campos receptivos foram dimensionados a partir de uma faixa de variação de forma a minimizar os custos parciais do problema completo.

Com relação à estratégia de distribuição, uma nova contribuição teórica foi apresentada. A formulação de uma política de lote econômico para o caso estocástico, contemplando múltiplos clientes por rota e possibilidade de atraso na entrega. Esta política foi testada contra a formulação OU, utilizada em outros trabalhos da literatura, e com uma estratégia aproximada para a formulação ML. A superioridade da política LE em termos de custo foi notória. Dos 144 problemas testados, em cenários com diferentes combinações de custos de transporte e estocagem, a política LE venceu em 118 delas e o desvio em relação às melhores soluções geradas ficou abaixo de 1% em média. A formulação aproximada para política ML não apresentou bons resultados, sendo superada pela política OU.

O tempo de processamento foi igualmente aceitável, com instâncias de menor porte, na faixa de 10 clientes e 5 períodos de planejamento sendo resolvidas em menos de 5 minutos e instâncias de grande porte, com 100 clientes e 10 horizontes de planejamento demandando menos de 2 horas para resolução. Não houve variação sensível em relação às políticas de distribuição quanto ao tempo de processamento das instâncias.

A contribuição prática para o caso estocástico foi substancial. Além do conjunto de indicadores propostos para o caso determinístico, os quais repetiram os padrões de resultados, dois novos indicadores que mensuram o nível de serviço foram propostos. Esses indicadores permitem avaliar o percentual de entregas realizadas em atraso e o percentual de clientes afetados por ela. Nessa perspectiva, ficou ainda mais evidente o bom desempenho da política LE, dado que os níveis de serviços formais mais elevados e mais estáveis para diferentes dimensões de problemas, em relação às outras políticas de distribuição.

De forma geral, o problema estocástico possibilitou a introdução de uma nova variante do PRE, juntamente com uma nova estratégia de distribuição, cujos resultados foram superiores em termos quantitativos e qualitativos.

Por fim, mostrou-se que a formulação de lotes econômicos ainda é uma área que possibilita avanços na melhoria de processos logísticos complexos, e pode ser um instrumento viável na consolidação de sistemas de estoque gerenciado pelo fornecedor em diferentes cadeias de suprimentos.

Como direcionamento para trabalhos futuros, pode-se sugerir a inclusão de restrições de difícil tratamento que não foram incorporadas por esta tese, além de algumas extensões, como segue:

- Consideração de janelas de tempo na entrega dos clientes: isso torna o problema muito mais complexo, além de aumentar o desafio na formulação de lotes que consideram essas restrições.
- Aplicação de algoritmos de scheduling na programação das entregas: esta fase resolutiva do problema pode ser mais bem elaborada se algoritmos específicos de scheduling forem aplicados, auxiliando na melhoria dos resultados.
- Modelagem de outros tipos de redes neurais para a previsão de demanda: além das RBF's, outras redes podem ser aplicadas, como a perceptron, backpropagation, wang, entre outras.
- Extensão para múltiplos produtos: pelo aumento do número de variáveis ser substancial, acredita-se que a formulação de lotes econômicos para múltiplos produtos venha a ser um grande desafio teórico.
- Inclusão de restrições espaciais de carregamento: esta seria uma generalização de extrema dificuldade, mas com aplicações inúmeras, exigindo a integração do problema de corte e empacotamento tridimensional, que pode ser restrito ao veículo e/ou à estocagem dos clientes. Como grande parte dos produtos são acondicionados em caixas e estas acabam limitando a capacidade de carregamento pelo espaço e não pelo peso, essa tratativa é sensivelmente mais realista, porém muito mais complexa.

O problema de roteirização e estoques é um avanço relativamente recente da pesquisa operacional na resolução de problemas logísticos complexos. Espera-se que este estudo venha a preencher algumas das muitas lacunas existentes desta área de estudo e motivar ainda mais outros trabalhos na continuidade do uso de técnicas de pesquisa operacional na melhoria de processos gerenciais, táticos e operacionais.

REFERÊNCIAS

- ABDELMAGUID, T. F.; DESSOUKY, M. M. A genetic algorithm approach to the integrated inventory-distribution problem. **International Journal of Production Research**, v. 44, n. 21, p. 4445–4464, 2006.
- ABDELMAGUID, T. F.; DESSOUKY, M. M.; ORDÓÑEZ, F. Heuristic approaches for the inventory-routing problem with backlogging. **Computers & Industrial Engineering**, v. 56, n. 4, p. 1519–1534, 2009.
- ABDUL RAHIM, M. K. I.; ZHONG, Y.; AGHEZZAF, E.; AOUAM, T. Modelling and solving the multiperiod inventory-routing problem with stochastic stationary demand rates. **International Journal of Production Research**, , n. July 2015, p. 1–13, 2014.
- ADELMAN, D. A Price-Directed Approach to Stochastic Inventory/Routing. **Operations Research**, v. 52, n. 4, p. 499–514, 2004.
- ADULYASAK, Y.; CORDEAU, J. F.; JANS, R. Formulations and branch-and-cut algorithms for multi-vehicle production and inventory routing problems. **INFORMS Journal on Computing**, v. 26, n. 1, p. 103–120, 2012^a
- ADULYASAK, Y.; CORDEAU, J. F.; JANS, R. Optimization-Based Adaptive Large Neighborhood Search for the Production Routing Problem. **Transportation Science**, v. 1655, p. 1–26, 2012^b
- ADULYASAK, Y.; CORDEAU, J. F.; JANS, R. The production routing problem: A review of formulations and solution algorithms. **Computers & Operations Research**, v. 55, p. 141–152, 2014.
- ADULYASAK, Y.; CORDEAU, J.; JANS, R. Optimization-Based Adaptive Large Neighborhood Search for the Production Routing Problem. **Transportation Science**, v. 1655, p. 1–26, 2012.
- AGHEZZAF, E.-H.; RAA, B.; LANDEGHEM, H. VAN. Modeling inventory routing problems in supply chains of high consumption products. **European Journal of Operational Research**, v. 169, n. 3, p. 1048–1063, 2006.
- AGHEZZAF, E.-H.; ZHONG, Y.; RAA, B.; MATEO, M. Analysis of the single-vehicle cyclic inventory routing problem. **International Journal of Systems Science**, 2012.
- AGRA, A.; CHRISTIANSEN, M.; DELGADO, A.; HVATTUM, L. M. A maritime inventory routing problem with stochastic sailing and port times. **Computers & Operations Research**, v. 61, p. 18–30, 2015.
- AGRA, A.; CHRISTIANSEN, M.; DELGADO, A.; SIMONETTI, L. Hybrid heuristics for a short sea inventory routing problem. **European Journal of Operational Research**, 2013.

AGRA, A.; DOOSTMOHAMMADI, M.; CARVALHO DE SOUZA, C. Intersecting a simple mixed integer set with a vertex packing set. **Electronic Notes in Discrete Mathematics**, v. 41, p. 327–334, 2013.

AHMADI JAVID, A.; AZAD, N. Incorporating location, routing and inventory decisions in supply chain network design. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, v. 46, n. 5, p. 582–597, 2010.

AHMADI JAVID, A.; SEDDIGHI, A. H. A location-routing-inventory model for designing multisource distribution networks. **Engineering Optimization**, v. 44, n. 6, p. 637–656, 2012.

AKSEN, D.; KAYA, O.; SALMAN, F. S.; AKÇA, Y. Selective and periodic inventory routing problem for waste vegetable oil collection. **Optimization Letters**, v. 6, n. 6, p. 1063–1080, 2012.

AKSEN, D.; KAYA, O.; SIBEL SALMAN, F.; TÜNCEL, Ö. An adaptive large neighborhood search algorithm for a selective and periodic inventory routing problem. **European Journal of Operational Research**, v. 239, n. 2, p. 413–426, 2014

AL-KHAYYAL, F.; HWANG, S.-J. Inventory constrained maritime routing and scheduling for multi-commodity liquid bulk, Part I: Applications and model. **European Journal of Operational Research**, v. 176, n. 1, p. 106–130, 2007.

ANDERSSON, H.; HOFF, A.; CHRISTIANSEN, M.; HASLE, G.; LØKKETANGEN, A. Industrial aspects and literature survey: Combined inventory management and routing. **Computers and Operations Research**, 2010.

ANDRIOLO, A.; BATTINI, D.; GRUBBSTRÖM, R. W.; PERSONA, A.; SGARBOSSA, F. A century of evolution from Harris ' s basic lot size model : Survey and research agenda. **International Journal of Production Economics**, v. 155, p. 16–38, 2014.

ANILY, S. The general multi-retailer EOQ problem with vehicle routing costs. **European Journal of Operational Research**, v. 79, n. 3, p. 451–473, 1994.

ANILY, S.; BRAMEL, J. A probabilistic analysis of a fixed partition policy for the inventory-routing problem. **Naval Research Logistics**, v. 51, n. 7, p. 925–948, 2004a.

ANILY, S.; BRAMEL, J. An asymptotic 98.5%-effective lower bound on fixed partition policies for the inventory-routing problem. **Discrete Applied Mathematics**, v. 145, n. 1, p. 22–39, 2004b

ANILY, S.; FEDERGRUEN, A. One-Warehouse Multiple Retailer Systems with Vehicle Routing Costs. **Management Science**, v. 37, n. 11, p. 1497–1499, 1991.

ARCHETTI, C.; BERTAZZI, L.; HERTZ, A.; SPERANZA, M. G. A Hybrid Heuristic for an Inventory Routing Problem. **INFORMS Journal on Computing**, v. 24, n. 1, p. 101–116, 2012.

ARCHETTI, C.; BERTAZZI, L.; LAPORTE, G.; SPERANZA, M. G. A Branch-and-Cut Algorithm for a Vendor-Managed Inventory-Routing Problem. **Transportation Science**, v. 41, n. 3, p. 382–391, 2007.

ARCHETTI, C.; BIANCHETTI, N.; IRNICH, S.; SPERANZA, M. G. Formulations for an inventory routing problem. **International Transactions in Operational Research**, v. 21, n. 3, p. 353–374, 2014.

ARCHETTI, C.; DOERNER, K. F.; TRICOIRE, F. A heuristic algorithm for the free newspaper delivery problem. **European Journal of Operational Research**, v. 230, n. 2, p. 245–257, 2013.

ASGARI, N.; FARAHANI, R. Z.; RASHIDI-BAJGAN, H.; SAJADIEH, M. S. Developing model-based software to optimise wheat storage and transportation: A real-world application. **Applied Soft Computing**, v. 13, n. 2, p. 1074–1084, 2013.

AVELLA, P.; BOCCIA, M.; WOLSEY, L. Single-Item Reformulations for a Vendor Managed Inventory Routing Problem: Computational Experience with Benchmark Instances. **Networks**, v. 65, n. 2, p. 129–138, 2015.

AZUMA, R. **Otimização multiobjetivo em problema de estoque e roteamento gerenciados pelo fornecedor**, 2011. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas.

BAITA, F.; UKOVICH, W.; PESENTI, R.; FAVARETTO, D. Dynamic routing-and-inventory problems: a review. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 32, n. 8, p. 585–598, 1998.

BARD, J. F.; NANANUKUL, N. Heuristics for a multiperiod inventory routing problem with production decisions. **Computers & Industrial Engineering**, v. 57, n. 3, p. 713–723, 2009.

BARD, J. F.; NANANUKUL, N. A branch-and-price algorithm for an integrated production and inventory routing problem. **Computers & Operations Research**, v. 37, n. 12, p. 2202–2217, 2010.

BARTHÉLEMY, T.; GEIGER, M. J. Solution Representations and Local Search for the bi-objective Inventory Routing Problem. Proceedings of EU/ME 2012, Workshop on Metaheuristics for Global Challenges. **Anais...** . p.1–2, 2012. Copenhagen, Denmark.

BELFIORE, P. P.; COSTA, O. L. D. V.; FÁVERO, L. P. L. Problema de estoque e roteirização: revisão bibliográfica. **Produção**, v. 16, n. 3, p. 442–454, 2006

BELL, W. J.; DALBERTO, L. M.; FISHER, M. L.; et al. Improving the distribution of industrial gases with an on-line computerized routing and scheduling optimizer. **Interfaces**, v. 13, n. December, p. 4–23, 1983.

BENOIST, T.; GARDI, F.; JEANJEAN, A.; ESTELLON, B. Randomized Local Search for Real-Life Inventory Routing. **Transportation Science**, v. 45, n. 3, p. 381–398, 2011.

BERMAN, O.; LARSON, R. Deliveries in an inventory/routing problem using stochastic dynamic programming. **Transportation Science**, v. 35, n. 2, p. 192–213, 2001. Disponível em: <<http://transci.journal.informs.org/content/35/2/192.short>>. Acesso em: 15/1/2013.

BERTAZZI, L. Analysis of Direct Shipping Policies in an Inventory-Routing Problem with Discrete Shipping Times. **Management Science**, v. 54, n. 4, p. 748–762, 2008.

BERTAZZI, L.; BOSCO, A.; GUERRIERO, F.; LAGANÀ, D. A stochastic inventory routing problem with stock-out. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, 2012.

BERTAZZI, L.; BOSCO, A.; LAGANÀ, D. Managing stochastic demand in an Inventory Routing Problem with transportation procurement. **Omega**, p. 1–10, 2014.

BERTAZZI, L.; GRAZIA SPERANZA, M. Continuous and Discrete Shipping Strategies for the Single Link Problem. **Transportation Science**, 2002.

BERTAZZI, L.; PALETTA, G.; SPERANZA, M. Minimizing the Total Cost in an Integrated Vendor Managed Inventory System. **Journal of Heuristics**, v. 11, n. 5-6, p. 393–419, 2005.

BERTAZZI, L.; PALETTA, G.; SPERANZA, M. G. Deterministic Order-Up-To Level Policies in an Inventory Routing Problem. **Transportation Science**, v. 36, n. 1, p. 119–132, 2002.

BERTAZZI, L.; SPERANZA, M. G. Inventory routing problems: an introduction. **EURO Journal on Transportation and Logistics**, v. 1, n. 4, p. 307–326, 2012

BERTAZZI, L.; SPERANZA, M. G. Inventory routing problems with multiple customers. **EURO Journal on Transportation and Logistics**, 2013.

BLUMENFELD, D. E.; BURNS, L. D.; DILTZ, J. D.; DAGANZO, C. F. Analyzing trade-offs between transportation, inventory and production costs on freight networks. **Transportation Research Part B: Methodological**, v. 19, n. 5, p. 361–380, 1985.

BOUDIA, M.; PRINS, C. A memetic algorithm with dynamic population management for an integrated production–distribution problem. **European Journal of Operational Research**, v. 195, n. 3, p. 703–715, 2009.

BRAHIMI, N.; AOUAM, T. Multi-item production routing problem with backordering: a MILP approach. **International Journal of Production Research**, , n. July, p. 1–18, 2015.

BRAHIMI, N.; KHAN, S. A. Warehouse location with production, inventory, and distribution decisions: A case study in the lube oil industry. **4OR**, v. 12, n. 2, p. 175–197, 2014.

CAMPBELL, A.; CLARKE, L.; KLEYWEGT, A. J.; SAVELSBERGH, M. The Inventory Routing Problem. In: T. G. Crainic; G. Laporte (Eds.); **Fleet Management and Logistics**. p.95–113, 1998.

CAMPBELL, A. M.; HARDIN, J. R. Vehicle minimization for periodic deliveries. **European Journal of Operational Research**, v. 165, n. 3, p. 668–684, 2005.

CAMPBELL, A. M.; SAVELSBERGH, M. W. P. A Decomposition Approach for the Inventory-Routing Problem. **Transportation Science**, 2004.

CHAN, L. M. A.; FEDERGRUEN, A.; SIMCHI-LEVI, D. Probabilistic Analyses and Practical Algorithms for Inventory-Routing Models. **Operations Research**, v. 46, n. 1, p. 96–106, 1998.

CHANDRA, S.; SRIVASTAVA, R. K.; AGARWAL, Y. Multi-product maritime inventory routing with optional cargoes. **Journal of Advances in Management Research**, v. 10, n. 2, p. 206–229, 2013.

CHANG, C.-T.; CHOU, H.-C. A coordination system for seasonal demand problems in the supply chain. **Applied Mathematical Modelling**, v. 37, n. 6, p. 3674–3686, 2013.

CHAVES, A. A. **Uma meta-heurística híbrida com busca por agrupamentos aplicada a problemas de otimização combinatória**, 2009. Tese de Doutorado em Computação Aplicada - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.

CHEN, F.; ZHENG, Y.-S. NEAR-OPTIMAL ECHELON-STOCK (R, nQ) POLICIES IN MULTISTAGE SERIAL SYSTEMS. **Operations Research**, v. 46, n. 4, p. 592–602, 1998.

CHEN, Y. M.; LIN, C.-T. A coordinated approach to hedge the risks in stochastic inventory-routing problem. **Computers & Industrial Engineering**, v. 56, n. 3, p. 1095–1112, 2009.

CHEN, Z.; SARKER, B. R. An integrated optimal inventory lot-sizing and vehicle-routing model for a multisupplier single-assembler system with JIT delivery. **International Journal of Production Research**, , n. July 2015, p. 1–29, 2014.

CHENG, L.; DURAN, M. A. Logistics for world-wide crude oil transportation using discrete event simulation and optimal control. **Computers & Chemical Engineering**, v. 28, n. 6-7, p. 897–911, 2004.

CHO, D. W.; LEE, Y. H.; LEE, T. Y.; GEN, M. An adaptive genetic algorithm for the time dependent inventory routing problem. **Journal of Intelligent Manufacturing**, p. 1–18, 2013.

CHRISTIANSEN, M.; FAGERHOLT, K.; FLATBERG, T.; et al. Maritime inventory routing with multiple products: A case study from the cement industry. **European Journal of Operational Research**, v. 208, n. 1, p. 86–94, 2011.

COELHO, L. **Flexibility and consistency in inventory-routing**, 2012. Phd Thesis in Administration - H.E.C. - Université de Montréal.

COELHO, L. C.; CORDEAU, J. F.; LAPORTE, G. The inventory-routing problem with transshipment. **Computers and Operations Research**, v. 39, n. 11, p. 2537–2548, 2012.

COELHO, L. C.; CORDEAU, J. F.; LAPORTE, G. Heuristics for dynamic and stochastic inventory-routing. **Computers & Operations Research**, v. 52, n. PART A, p. 55–67, 2014.

COELHO, L. C.; CORDEAU, J.; LAPORTE, G. Thirty Years of Inventory Routing. **Transportation Science**, , n. November, p. 1–19, 2013.

COELHO, L. C.; LAPORTE, G. A branch-and-cut algorithm for the multi-product multi-vehicle inventory-routing problem. **International Journal of Production Research**, v. 51, n. 23-24, p. 7156–7169, 2013.

COELHO, L. C.; LAPORTE, G. Improved solutions for inventory-routing problems through valid inequalities and input ordering. **International Journal of Production Economics**, v. 155, p. 391–397, 2014a.

COELHO, L. C.; LAPORTE, G. Optimal joint replenishment, delivery and inventory management policies for perishable products. **Computers & Operations Research**, v. 47, p. 42–52, 2014b.

COELHO, L.; CORDEAU, J.; LAPORTE, G. Consistency in multi-vehicle inventory-routing. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, v. 24, p. 270–287, 2012.

COELHO, L.; CORDEAU, J.-F.; LAPORTE, G. The inventory-routing problem with transshipment. **Computers & Operations Research**, v. 39, n. 11, p. 2537–2548, 2012.

COELHO, L.; LAPORTE, G. The Exact Solution of Several Classes of Inventory-Routing Problems. **Computers & Operations Research**, v. 40, n. 2, p. 558–565, 2013.

CORDEAU, J. F.; LAGANÀ, D.; MUSMANNO, R.; VOCATURO, F. A decomposition-based heuristic for the multiple-product inventory-routing problem. **Computers & Operations Research**, v. 55, p. 153–166, 2014

CUSTÓDIO, A.; OLIVEIRA, R. Redesigning distribution operations: a case study on integrating inventory management and vehicle routes design. **International Journal of Logistics**, v. 9, n. 2, p. 169–187, 2006.

DIABAT, A.; ABDALLAH, T.; HENSCHER, A. A closed-loop location-inventory problem with spare parts consideration. **Computers & Operations Research**, v. 54, p. 245–256, 2015.

DÍAZ, J. A.; FERNÁNDEZ, E. Hybrid scatter search and path relinking for the capacitated p-median problem. **European Journal of Operational Research**, v. 169, n. 2, p. 570–585, 2006

DONG, Y.; PINTO, J. M.; SUNDARAMOORTHY, A.; MARAVELIAS, C. T. MIP Model for Inventory Routing in Industrial Gases Supply Chain. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, v. 53, p. 17214–17225, 2014.

DROR, M.; TRUDEAU, P. Cash flow optimization in delivery scheduling. **European Journal of Operational Research**, v. 88, n. 3, p. 504–515, 1996.

ENGINEER, F. G.; FURMAN, K. C.; NEMHAUSER, G. L.; SAVELSBERGH, M. W. P.; SONG, J.-H. A Branch-Price-and-Cut Algorithm for Single-Product Maritime Inventory Routing. **Operations Research**, v. 60, n. 1, p. 106–122, 2012.

FURMAN, K. C.; SONG, J. H.; KOCIS, G. R.; MCDONALD, M. K.; WARRICK, P. H. Feedstock routing in the ExxonMobil downstream sector. **Interfaces**, v. 41, n. 2, p. 149–163, 2011.

GAUR, V.; FISHER, M. L. A Periodic Inventory Routing Problem at a Supermarket Chain. **Operations Research**, v. 52, n. 6, p. 813–822, 2004.

GEIGER, M. J.; SEVAUX, M. Practical inventory routing: A problem definition and an optimization method. Proceedings of the EU/MEeting 2011 - Workshop on Client-Centered Logistics and International Aid. **Anais...** . p.32–35, 2011.

GEIGER, M.; SEVAUX, M. On the use of reference points for the biobjective Inventory Routing Problem. MIC 2011: The IX Metaheuristics International Conference. **Anais...** . p.1–9, 2011. Udine, Italy.

GOEL, V.; FURMAN, K. C.; SONG, J.-H.; EL-BAKRY, A. S. Large neighborhood search for LNG inventory routing. **Journal of Heuristics**, v. 18, n. 6, p. 821–848, 2012.

GOLDEN, B.; DROR, M.; BALL, M. A Computational Comparison of Algorithms for the Inventory Routing Problem. **Annals of Operations Research**, v. 4, n. 3, p. 3–23, 1985.

GOVINDAN, K. The optimal replenishment policy for time-varying stochastic demand under Vendor managed inventory. **European Journal of Operational Research**, v. 242, n. 2, p. 402–423, 2014.

GRONHAUG, R.; CHRISTIANSEN, M.; DESAULNIERS, G.; DESROSIERS, J. A Branch-and-Price Method for a Liquefied Natural Gas Inventory Routing Problem. **Transportation Science**, v. 44, n. 3, p. 400–415, 2010

GUERRERO, W. J. Hybrid heuristics for the inventory-location-routing problem. **4OR**, v. 12, n. 3, p. 299–300, 2014.

GUERRERO, W. J.; PRODHON, C.; VELASCO, N.; AMAYA, C. A. A relax-and-price heuristic for the inventory-location-routing problem. **International Transactions in Operational Research**, v. 22, p. 129–148, 2014.

GUERRERO, W. J.; PRODHON, C.; VELASCO, N.; AMAYA, C. A. Hybrid heuristic for the inventory location-routing problem with deterministic demand. **International Journal of Production Economics**, v. 146, n. 1, p. 359–370, 2013.

GUIMARÃES, T. A.; SCARPIN, C. T.; STEINER, M. T. A. Políticas de distribuição com lote econômico de entrega em problemas de roteirização com estoque gerenciado pelo fornecedor e sistema logístico em três níveis. **Gestão & Produção**, v. 22, n. 1, p. 133–148, 2015.

GUMASTA, K.; CHAN, F. T. S.; TIWARI, M. K. An incorporated inventory transport system with two types of customers for multiple perishable goods. **International Journal of Production Economics**, v. 139, n. 2, p. 678–686, 2012.

HALVORSEN-WEARE, E. E.; FAGERHOLT, K.; RÖNNQVIST, M. Vessel routing and scheduling under uncertainty in the liquefied natural gas business. **Computers & Industrial Engineering**, v. 64, n. 1, p. 290–301, 2013.

HEMMELMAYR, V.; DOERNER, K. F.; HARTL, R. F.; SAVELSBERGH, M. W. P. Delivery strategies for blood products supplies. **OR Spectrum**, v. 31, n. 4, p. 707–725, 2008.

HEMMELMAYR, V.; DOERNER, K. F.; HARTL, R. F.; SAVELSBERGH, M. W. P. Vendor managed inventory for environments with stochastic product usage. **European Journal of Operational Research**, v. 202, n. 3, p. 686–695, 2010.

HERER, Y. T.; LEVY, R. The Metered Inventory Routing Problem, an integrative heuristic algorithm. **International Journal of Production Economics**, 1997.

HEWITT, M.; NEMHAUSER, G.; SAVELSBERGH, M.; SONG, J.-H. A branch-and-price guided search approach to maritime inventory routing. **Computers & Operations Research**, v. 40, n. 5, p. 1410–1419, 2013.

HIASSAT, A. H.; DIABAT, A. A Location Inventory Routing Problem with Perishable Products. Proceedings of the 41st International Conference on Computers & Industrial Engineering. **Anais...** . p.386–391, 2010. Los Angeles - USA.

HUANG, S.-H.; LIN, P.-C. A modified ant colony optimization algorithm for multi-item inventory routing problems with demand uncertainty. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, v. 46, n. 5, p. 598–611, 2010.

HVATTUM, L. M.; LØKKETANGEN, A. Using scenario trees and progressive hedging for stochastic inventory routing problems. **Journal of Heuristics**, v. 15, n. 6, p. 527–557, 2009.

HVATTUM, L. M.; LOKKETANGEN, A.; LAPORTE, G. Scenario Tree-Based Heuristics for Stochastic Inventory-Routing Problems. **INFORMS Journal on Computing**, v. 21, n. 2, p. 268–285, 2009.

JIA, T.; LI, X.; WANG, N.; LI, R. Integrated inventory routing problem with quality time windows and loading cost for deteriorating items under discrete time. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2014, 2014.

JUAN, A. A.; GRASMAN, S. E.; CACERES-CRUZ, J.; BEKTAŞ, T. A simheuristic algorithm for the Single-Period Stochastic Inventory-Routing Problem with stock-outs. **Simulation Modelling Practice and Theory**, v. 46, p. 40–52, 2014.

JUNG, J.; MATHUR, K. An Efficient Heuristic Algorithm for a Two-Echelon Joint Inventory and Routing Problem. **Transportation Science**, v. 41, n. 1, p. 55–73, 2007.

KANG, J.-H.; KIM, Y.-D. Coordination of inventory and transportation managements in a two-level supply chain. **International Journal of Production Economics**, v. 123, n. 1, p. 137–145, 2010.

KLEYWEGT, A. J.; NORI, V. S.; SAVELSBERGH, M. W. P. The Stochastic Inventory Routing Problem with Direct Deliveries. **Transportation Science**, 2002.

KLEYWEGT, A. J.; NORI, V. S.; SAVELSBERGH, M. W. P. Dynamic Programming Approximations for a Stochastic Inventory Routing Problem. **Transportation Science**, v. 38, n. 1, p. 42–70, 2004.

KUMAR, S. K.; TIWARI, M. K. Supply chain system design integrated with risk pooling. **Computers & Industrial Engineering**, v. 64, n. 2, p. 580–588, 2013.

LAPORTE, G.; COELHO, L. C. An Optimized Target Level Inventory Replenishment Policy for Vendor- Managed Inventory Systems. **International Journal of Production Research**, v. 53, n. 12, 2013.

LAU, H. C.; LIU, Q.; ONO, H. Integrating Local Search and Network Flow to Solve the Inventory Routing Problem. **American Association for Artificial Intelligence**. p.9–14, 2002.

LE, T.; DIABAT, A.; RICHARD, J.-P.; YIH, Y. A column generation-based heuristic algorithm for an inventory routing problem with perishable goods. **Optimization Letters**, 2012.

LI, J.; CHEN, H.; CHU, F. Performance evaluation of distribution strategies for the inventory routing problem. **European Journal of Operational Research**, v. 202, n. 2, p. 412–419, 2010.

LI, K.; CHEN, B.; SIVAKUMAR, A. I.; WU, Y. An inventory–routing problem with the objective of travel time minimization. **European Journal of Operational Research**, 2013.

LIN, S.; KERNIGHAN, B. W. An Effective Heuristic Algorithm for the Traveling-Salesman Problem. **Operations Research**, 1973.

LIU, S. C.; LIN, C. C. A heuristic method for the combined location routing and inventory problem. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 26, n. 4, p. 372–381, 2004.

LIU, S.-C.; CHEN, A.-Z. Variable neighborhood search for the inventory routing and scheduling problem in a supply chain. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 4, p. 4149–4159, 2012.

LIU, S.-C.; CHEN, J.-R. A heuristic method for the inventory routing and pricing problem in a supply chain. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 3, p. 1447–1456, 2011.

LIU, S.-C.; LEE, W.-T. A heuristic method for the inventory routing problem with time windows. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 10, p. 13223–13231, 2011.

MARCHETTI, P. A.; GUPTA, V.; GROSSMANN, I. E.; et al. Simultaneous Production and Distribution of Industrial Gas Supply-Chains. **Computers & Chemical Engineering**, v. 69, p. 39–58, 2014.

MATEEN, A.; CHATTERJEE, A. K.; MITRA, S. VMI for Single-Vendor Multi-Retailer Supply Chains under Stochastic Demand. **Computers & Industrial Engineering**, v. 79, p. 95–102, 2014.

MES, M.; SCHUTTEN, M.; RIVERA, A. P. Inventory routing for dynamic waste collection. **Waste Management**, v. 34, n. 9, p. 1564–1576, 2014.

MICHEL, S.; VANDERBECK, F. A Column-Generation Based Tactical Planning Method for Inventory Routing. **Operations Research**, v. 60, n. 2, p. 382–397, 2012.

MIRZAPOUR AL-E-HASHEM, S. M. J.; REKIK, Y. Multi-product multi-period Inventory Routing Problem with a transshipment option: A green approach. **International Journal of Production Economics**, p. 1–9, 2013.

MJIRDA, A.; JARBOUI, B.; MACEDO, R.; HANAFI, S. A variable neighborhood search for the multi-product inventory routing problem. **Electronic Notes in Discrete Mathematics**, v. 39, p. 91–98, 2012.

MOIN, N. H.; SALHI, S.; AZIZ, N. A. B. An efficient hybrid genetic algorithm for the multi-product multi-period inventory routing problem. **International Journal of Production Economics**, v. 133, n. 1, p. 334–343, 2011.

MUI, L.; CHAN, A.; SPERANZA, M. G.; BERTAZZI, L. Asymptotic Analysis of Periodic Policies for the Inventory Routing Problem. **Naval Research Logistics**, v. 60, n. June 2013, p. 525–540, 2013.

NANANUKUL, N. Clustering model and algorithm for production inventory and distribution problem. **Applied Mathematical Modelling**, v. Article in press, 2013.

NATARAJARATHINAM, M.; STACEY, J.; SOX, C. Near-optimal heuristics and managerial insights for the storage constrained, inbound inventory routing problem. **International Journal of Physical Distribution & Logistics Management**, v. 42, n. 2, p. 152–173, 2012.

NEKOOGHADIRLI, N.; TAVAKKOLI MOGHADDAM, R.; GHEZAVATI, V. R.; JAVANMARD, S. Solving a new bi-objective location-routing-inventory problem in a distribution network by meta-heuristics. **Computers & Industrial Engineering**, v. 76, p. 204–221, 2014.

NISHI, T.; IZUNO, T. Column generation heuristics for ship routing and scheduling problems in crude oil transportation with split deliveries. **Computers & Chemical Engineering**, v. 60, p. 329–338, 2014.

NOLZ, P. C.; ABSI, N.; FEILLET, D. A Bi-Objective Inventory Routing Problem for Sustainable Waste Management Under Uncertainty. **Journal of Multi-criteria Decisions Analysis**, v. 314, n. 21, p. 299–314, 2014.

OLIVEIRA, R. R. DE; ARAÚJO, R. D. B. Otimizando Os Processos Logísticos Através Da Implantação Do Otif Com Lean Seis Sigma. **Tecnologia em Metalurgia e Materiais**, v. 5, n. 4, p. 235–240, 2009.

OPPEN, J.; LØKKETANGEN, A.; DESROSIERS, J. Solving a rich vehicle routing and inventory problem using column generation. **Computers & Operations Research**, v. 37, n. 7, p. 1308–1317, 2010.

ÖZENER, O. Ö.; ERGUN, Ö.; SAVELSBERGH, M. Allocating Cost of Service to Customers in Inventory Routing. **Operations Research**, v. 61, n. 1, p. 112–125, 2013.

PERSSON, J. A.; GÖTHE-LUNDGREN, M. Shipment planning at oil refineries using column generation and valid inequalities. **European Journal of Operational Research**, v. 163, n. 3, p. 631–652, 2005.

PISINGER, D.; ROPKE, S. A general heuristic for vehicle routing problems. **Computers and Operations Research**, v. 34, n. 8, p. 2403–2435, 2007.

PISINGER, D.; ROPKE, S. Large neighborhood search. **Handbook of Metaheuristics**, v. 146, n. m, p. 1–22, 2010.

POPOVIĆ, D.; VIDOVIĆ, M.; RADIVOJEVIĆ, G. Variable Neighborhood Search heuristic for the Inventory Routing Problem in fuel delivery. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 18, p. 13390–13398, 2012.

PRESCOTT-GAGNON, E.; DESAULNIERS, G.; ROUSSEAU, L.-M. Heuristics for an oil delivery vehicle routing problem. **Flexible Services and Manufacturing Journal**, v. 26, p. 516–539, 2012.

QIN, L.; MIAO, L.; RUAN, Q.; ZHANG, Y. A local search method for periodic inventory routing problem. **Expert Systems with Applications**, v. 41, n. 2, p. 765–778, 2014.

RAA, B. New models and algorithms for the cyclic inventory routing problem. **4OR**, v. 6, n. 1, p. 97–100, 2007.

RAA, B. Fleet optimization for cyclic inventory routing problems. **International Journal of Production Economics**, v. 160, p. 172–181, 2015.

RAA, B.; AGHEZZAF, E.-H. Designing distribution patterns for long-term inventory routing with constant demand rates. **International Journal of Production Economics**, v. 112, n. 1, p. 255–263, 2008.

RAA, B.; AGHEZZAF, E.-H. A practical solution approach for the cyclic inventory routing problem. **European Journal of Operational Research**, 2009a.

RAA, B.; AGHEZZAF, E.-H. A practical solution approach for the cyclic inventory routing problem. **European Journal of Operational Research**, v. 192, n. 2, p. 429–441, 2009b.

RAHIM, M. K. I. A.; AGHEZZAF, E.; LIMÈRE, V.; RAA, B. Analysing the effectiveness of vendor-managed inventory in a single-warehouse, multiple-retailer system. **International Journal of Systems Science**, , n. July 2015, p. 1–13, 2014.

RAKKE, J. G.; STÅLHANE, M.; MOE, C. R.; et al. A rolling horizon heuristic for creating a liquefied natural gas annual delivery program. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, v. 19, n. 5, p. 896–911, 2011.

RAMKUMAR, N.; SUBRAMANIAN, P.; NARENDRAN, T. T.; GANESH, K. Mixed integer linear programming model for multi-commodity multi-depot inventory routing problem. **Opsearch**, v. 49, n. 4, p. 413–429, 2012.

RUSDIANSYAH, A.; TSAO, D. An integrated model of the periodic delivery problems for vending-machine supply chains. **Journal of Food Engineering**, v. 70, n. 3, p. 421–434, 2005.

SAVELSBERGH, M.; SONG, J.-H. An optimization algorithm for the inventory routing problem with continuous moves. **Computers & Operations Research**, v. 35, n. 7, p. 2266–2282, 2008.

SCARPIN, C. **Uma metodologia para a previsão de demanda de produtos utilizando redes neurais artificiais de funções de bases radiais modificadas e uma proposta de logística de reposição**, Tese de Doutorado em Métodos Numéricos em Engenharia, Universidade Federal do Paraná, 2012.

SCARPIN, C. T.; STEINER, M. T. A. Proposal for a Strategic Planning for the Replacement of Products in Stores based on Sales Forecast. **Pesquisa Operacional**, v. 31, p. 351–371, 2011.

SCHMID, V.; DOERNER, K. F.; LAPORTE, G. Rich routing problems arising in supply chain management. **European Journal of Operational Research**, 2013.

SCHWARZ, L. B. **Building Intuition: Insights From Basic Operations Management Models and Principles**. Boston, MA: Springer US, 2008.

SEL, Ç.; BILGEN, B. Hybrid simulation and MIP based heuristic algorithm for the production and distribution planning in the soft drink industry. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 33, n. 3, p. 385–399, 2014.

SHAO, Y.; FURMAN, K. C.; GOEL, V.; HODA, S. A hybrid heuristic strategy for liquefied natural gas inventory routing. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, v. 53, p. 151–171, 2015.

SHEN, Q.; CHEN, H.; CHU, F. Model and algorithm for an Inventory Routing Problem in crude oil transportation. **Journal of Advanced Manufacturing Systems**, 2008.

SHEN, Q.; CHU, F.; CHEN, H. A Lagrangian relaxation approach for a multi-mode inventory routing problem with transshipment in crude oil transportation. **Computers & Chemical Engineering**, v. 35, n. 10, p. 2113–2123, 2011.

SHIGUEMOTO, A. L.; ARMENTANO, V. A. A tabu search procedure for coordinating production, inventory and distribution routing problems. **International Transactions in Operational Research**, v. 17, n. 2, p. 179–195, 2010.

SHUKLA, N.; CHOUDHARY, A. K.; PRAKASH, P. K. S.; FERNANDES, K. J.; TIWARI, M. K. Algorithm portfolios for logistics optimization considering stochastic demands and mobility allowance. **International Journal of Production Economics**, v. 141, n. 1, p. 146–166, 2013.

SHUKLA, N.; TIWARI, M. K.; CEGLAREK, D. Genetic-algorithms-based algorithm portfolio for inventory routing problem with stochastic demand. **International Journal of Production Research**, v. 51, n. 1, p. 118–137, 2013.

SINDHUCHAO, S.; ROMEIJN, H. E.; AKÇALI, E.; BOONDISKULCHOK, R. An Integrated Inventory-Routing System for Multi-item Joint Replenishment with Limited Vehicle Capacity. **Journal of Global Optimization**, v. 32, n. 1, p. 93–118, 2005.

SISWANTO, N.; ESSAM, D.; SARKER, R. Solving the ship inventory routing and scheduling problem with undedicated compartments. **Computers & Industrial Engineering**, v. 61, n. 2, p. 289–299, 2011.

SOLYALI, O.; CORDEAU, J.; LAPORTE, G. Robust inventory routing under demand uncertainty. **Transportation Science**, v. 46, n. 3, p. 327–340, 2012.

SOLYALI, O.; SURAL, H. A Branch-and-Cut Algorithm Using a Strong Formulation and an A Priori Tour-Based Heuristic for an Inventory-Routing Problem. **Transportation Science**, v. 45, n. 3, p. 335–345, 2011.

SONG, J.-H.; FURMAN, K. C. A maritime inventory routing problem: Practical approach. **Computers & Operations Research**, v. 40, n. 3, p. 657–665, 2013.

SONG, J.-H.; SAVELSBERGH, M. Performance Measurement for Inventory Routing. **Transportation Science**, v. 41, n. 1, p. 44–54, 2007

SOYSAL, M.; BLOEMHOF, J. M.; HAIJEMA, R.; DER, J. G. A J. VAN. Modeling an Inventory Routing Problem for perishable products with environmental considerations and demand uncertainty. **International Journal of Production Economics**, v. 164, p. 118–133, 2015.

STÅLHANE, M.; ANDERSSON, H.; CHRISTIANSEN, M.; FAGERHOLT, K. Vendor managed inventory in tramp shipping. **Omega**, v. 47, p. 60–72, 2014.

STÅLHANE, M.; RAKKE, J. G.; MOE, C. R.; et al. A construction and improvement heuristic for a liquefied natural gas inventory routing problem. **Computers & Industrial Engineering**, v. 62, n. 1, p. 245–255, 2012.

TORIELLO, A.; NEMHAUSER, G.; SAVELSBERGH, M. Decomposing Inventory Routing Problems with Approximate Value Functions. **Naval Research Logistics**, v. 51, n. 8, p. 718–727, 2010.

TREITL, S.; NOLZ, P. C.; JAMMERNEGG, W. Incorporating environmental aspects in an inventory routing problem. A case study from the petrochemical industry. **Flexible Services and Manufacturing Journal**, v. 26, n. 1-2, p. 143–169, 2012.

UGGEN, K. T.; FODSTAD, M.; NØRSTEBØ, V. S. Using and extending fix-and-relax to solve maritime inventory routing problems. **Top**, , n. M, 2011.

VIDOVIĆ, M.; POPOVIĆ, D.; RATKOVIĆ, B. Mixed integer and heuristics model for the inventory routing problem in fuel delivery. **International Journal of Production Economics**, v. 147, n. PART C, p. 593–604, 2013.

VOLLING, T.; PRODUCTION, I.; GRUNEWALD, M.; SPENGLER, T. S. An Integrated Inventory-Transportation System with Periodic Pick-Ups and Leveled Replenishment. **BuR - Business Research**, v. 6, n. 2, p. 173–194, 2013.

VONOLFEN, S.; AFFENZELLER, M.; BEHAM, A.; LENGAUER, E.; WAGNER, S. Simulation-based evolution of resupply and routing policies in rich vendor-managed inventory scenarios. **Central European Journal of Operations Research**, v. 21, n. 2, p. 379–400, 2011.

WANKE, P. F. Product, operation, and demand relationships between manufacturers and retailers. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, v. 48, n. 1, p. 340–354, 2012.

WEN, M.; CORDEAU, J.; LAPORTE, G.; LARSEN, J. The dynamic multi-period vehicle routing problem. **Computers & Operations Research**, v. 37, n. 9, p. 1615–1623, 2010.

WHEATLEY, D.; GZARA, F.; JEWKES, E. Logic-based Benders decomposition for an inventory-location problem with service constraints. **Omega**, v. 55, p. 10–23, 2015

YU, Y.; CHEN, H.; CHU, F. A new model and hybrid approach for large scale inventory routing problems. **European Journal of Operational Research**, v. 189, n. 3, p. 1022–1040, 2008.

YU, Y.; CHU, C.; CHEN, H.; CHU, F. Large scale stochastic inventory routing problems with split delivery and service level constraints. **Annals of Operations Research**, v. 197, n. 1, p. 135–158, 2010.

ZACHARIADIS, E. E.; TARANTILIS, C. D.; KIRANOUDIS, C. T. An integrated local search method for inventory and routing decisions. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 7, p. 10239–10248, 2009.

ZHANG, Y.; QI, M.; MIAO, L.; LIU, E. Hybrid metaheuristic solutions to inventory location routing problem. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, v. 70, p. 305–323, 2014.

ZHAO, Q. H.; CHEN, S.; LEUNG, S. C. H.; LAI, K. K. Integration of inventory and transportation decisions in a logistics system. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, v. 46, n. 6, p. 913–925, 2010.

ZHAO, Q. H.; WANG, S. Y.; LAI, K. K. A partition approach to the inventory/routing problem. **European Journal of Operational Research**, v. 177, n. 2, p. 786–802, 2006.

ZHAO, Q.-H.; CHEN, S.; ZANG, C.-X. Model and algorithm for inventory/routing decision in a three-echelon logistics system. **European Journal of Operational Research**, v. 191, n. 3, p. 623–635, 2008

ZHAO, Q.-H.; WANG, S.-Y.; LAI, K. K. A Partition Approach to the Inventory Routing Problem. **European Journal of Operational Research**, v. 177, p. 786–802, 2007.

ZHAO, Q.-H.; WANG, S.-Y.; LAI, K. K. A partition approach to the inventory/routing problem. **European Journal of Operational Research**, v. 177, n. 2, p. 786–802, 2007.

ZHONG, Y.; AGHEZZAF, E.-H. Combining DC-programming and steepest-descent to solve the single-vehicle inventory routing problem. **Computers & Industrial Engineering**, v. 61, n. 2, p. 313–321, 2011.

ZNAMENSKY, A. **Heurísticas para o problema de distribuição com estoques geridos pelo fornecedor**, 2006. Tese de Doutorado em Engenharia de Transportes. Escola Politecnica - Universidade de Sao Paulo. 2006.