

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

ADRIANO RODRIGUES DE MELO

MODELAGEM DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS APLICADA AO ESTUDO DE
CAUSALIDADE ENTRE MATURIDADE E PROCESSOS ORGANIZACIONAIS

CURITIBA
2013

ADRIANO RODRIGUES DE MELO

MODELAGEM DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS APLICADA AO ESTUDO DE
CAUSALIDADE ENTRE MATURIDADE E PROCESSOS ORGANIZACIONAIS

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, Área de Concentração em Programação Matemática, linha de pesquisa em Métodos Estatísticos Aplicados à Engenharia, do Departamento de Matemática, Setor de Ciências Exatas e do Departamento de Construção Civil, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como parte das exigências para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Orientador: Prof. Dr. Jair Mendes Marques

CURITIBA

2013

TERMO DE APROVAÇÃO

ADRIANO RODRIGUES DE MELO

MODELAGEM DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS APLICADA AO ESTUDO DE CAUSALIDADE ENTRE MATURIDADE E PROCESSOS ORGANIZACIONAIS

Dissertação aprovada como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre no Curso de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, do Departamento de Matemática, Setor de Ciências Exatas e do Departamento de Construção Civil, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, pela seguinte banca examinadora:

Orientador: Prof. Dr. Jair Mendes Marques
PPGMNE, UFPR

Prof^a. Dr^a. Sachiko Araki Lira
Departamento de Engenharia Mecânica, UFPR

Prof^a. Dr^a. Sani de Carvalho Rutz da Silva
PPGECT, UTFPR

Curitiba, 28 de fevereiro de 2013.

Dedico este trabalho em primeiro lugar a Deus, que por alguma razão, zelou e governou a minha sorte e hoje me quis aqui.

Aos meus pais Denildo e Nilda, pelo apoio, esforço, dedicação e compreensão em todos os momentos de minha vida.

A todos os meus familiares pelo apoio e pelo consolo.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao nosso Pai, que sonha nossos caminhos e com o dom da vida os inicia; que nos tropeços nos anima e protege; que mesmo na miséria, nos é rico em Amor.

Aos meus pais, carinhosamente, Nilda e Denildo, que no ordinário da vida foram sempre extraordinários.

Aos meus irmãos Leandro, Alessandro e Alexandre pela amizade simples, pálida pela condição de irmão, mas ao final, verdadeira.

Aos meus primos Vagner, Adriana e família pelo carinho, atenção e hospitalidade nesta etapa de tantas novidades.

Aos amigos do CESEC, por suportarem meu silêncio. De modo especial, às pessoas de Vanessa, Zaudir, Sandro, Guilherme e Fábio pela ajuda nas dificuldades.

Ao professor Jair Mendes Marques, por se dispor a me orientar e, sobretudo, pelas recomendações e paciência no decorrer deste trabalho.

Ao professor Alfredo Iarozinski Neto, por disponibilizar o banco de dados, além da ajuda na compreensão dos mesmos.

A todos os meus familiares e amigos que torceram muito por mim.

A todos, muito obrigado.

Talvez não tenha conseguido fazer o melhor, mas lutei para que o melhor fosse feito. Não sou o que deveria ser, mas graças a Deus, não sou o que era antes.

Martin Luther King

RESUMO

Este trabalho faz um estudo das relações entre variáveis associadas à maturidade organizacional e níveis de efetividade de processos empresariais, buscando quantificar quão bem o construto Processo prediz o fator latente Maturidade. Dessa forma é possível identificar quais das variáveis não observáveis pertencentes ao construto tomado como causa (Processo), possui maior influência sobre os efeitos presumidos. Os métodos utilizados para determinar esta relação foram a análise fatorial exploratória e a modelagem de equações estruturais. Os dados utilizados neste trabalho foram cedidos pelo projeto PRONUX (Projeto de Sistema Integrado de Gestão Livre para Micro e Pequenas Empresas) e é composto de uma planilha com 299 observações e 74 variáveis dispostas em dois blocos. Para o primeiro bloco de variáveis, relacionadas a níveis de maturidade, foi conduzida a análise fatorial exploratória com o fito de estabelecer uma estrutura fatorial subjacente, de modo que um construto de ordem superior foi estabelecido. A estrutura fatorial do segundo bloco de variáveis, associadas aos níveis de efetividade dos processos era conhecida, de modo que análises fatoriais confirmatórias foram realizadas a fim de confirmá-la. Os fatores associados aos processos apresentaram boas confiabilidades e validade convergente, já os fatores relacionados à maturidade exibiram boa confiabilidade e validade menos evidente. As relações de causalidade foram investigadas por meio da modelagem de equações estruturais, estimadas pelos métodos de máxima verossimilhança e mínimos quadrados generalizados. Como resultados pôde-se verificar que todos os processos considerados são bons preditores quando avaliados em relações individuais e diretas, sendo o processo Desenvolvimento de Visão e Estratégia o mais significativo, seguido do processo Gerência do Atendimento ao Consumidor.

Palavras-chave: Modelagem de Equações Estruturais. Maturidade. Processos. Análise Fatorial. Causalidade.

ABSTRACT

This work is a study of relations between variables related to organizational maturity and levels of effectiveness in business processes, seeking to quantify how well the construct Process predicts the Maturity latent factor. Thus it is possible to identify which of unobservable variables belonging to the construct as cause (Process), has greater influence on the presumed effects. The methods used to determine this relation were the exploratory factor analysis and structural equation modeling. The data used in this work were provided by PRONUX project (Project Integrated Management System Available for Micro and Small Enterprises) and consists of a spreadsheet with 299 observations and 74 variables arranged in two blocks. For the first block of variables related to levels of maturity, was conducted exploratory factor analysis with the aim of establishing an underlying factor structure, so that a higher-order construct was established. The factorial structure of the second block of variables associated with levels of process effectiveness was known so that confirmatory factor analyzes were conducted to confirm it. Factors associated with processes showed good reliability and convergent validity but factors related to maturity exhibited good reliability and validity less evident. The causal relationships were investigated by means of structural equation modeling, estimated by maximum likelihood methods and generalized least squares. The results could be verified that all processes are considered good predictors when evaluated on individual relationships and direct, and the process is Developing Vision and Strategy the most significant, followed by the process Management's Customer Service.

Key-words: Structural Equation Modeling. Maturity. Processes. Factorial Analysis. Causality.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – ESQUEMATIZAÇÃO DO MODELO <i>PROCESS CLASSIFICATION FRAMEWORK</i> (PCF)	32
FIGURA 2 – MODELO DE CAMINHO PARA SEM	55
FIGURA 3 – EXEMPLO DE MODELO DE CAMINHO PARA CFA	57
FIGURA 4 – EXEMPLO DE MODELO DE CAMINHO PARA CFA DE ORDEM SUPERIOR	59
FIGURA 5 – EXEMPLO DE MODELO DE CAMINHO PARA SR	60
FIGURA 6 – ESCALA DE DIFERENCIAL SEMÂNTICO PARA AS VARIÁVEIS RELACIONADAS À MATURIDADE	85
FIGURA 7 – ESCALA DE LIKERT PARA AS VARIÁVEIS RELACIONADAS AOS PROCESSOS	86
FIGURA 8 – FLUXOGRAMA DA ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	87
FIGURA 9 – TESTE DE GAUSSIANIDADE (NORMALIDADE) MULTIVARIADA	91
FIGURA 10– GRÁFICOS DOS PARES DE ESCORES FATORIAIS PELOS MMV E MCP PARA A DETERMINAÇÃO DO NÚMERO M DE FATORES PARA A PRIMEIRA EFA	93
FIGURA 11– GRÁFICOS DOS PARES DE ESCORES FATORIAIS PELOS MMV E MCP PARA A DETERMINAÇÃO DO NÚMERO M DE FATORES PARA A SEGUNDA EFA	94
FIGURA 12– DIAGRAMA DE CAMINHOS PARA CFA MATURIDADE DE ORDEM SUPERIOR	100
FIGURA 13– MODELO DE CAMINHOS PARA O CONSTRUTO DESENVOLVIMENTO DE VISÃO E ESTRATÉGIA (F_{1P})	102
FIGURA 14– DIAGRAMA DE CAMINHOS PARA OS SEIS PROCESSOS ORGANIZACIONAIS CONSIDERADOS	108
FIGURA 15– DIAGRAMA DE CAMINHOS PARA O MODELO DE REGRESSÃO	

ESTRUTURAL GLOBAL	110
FIGURA 16– DIAGRAMA DE CAMINHOS PARA O MODELO ESTRUTURAL QUE ESTABELECE O CONSTRUTO F_{1P} COMO CAUSA DE MAT ..	111
FIGURA 17– ARQUIVO DE TEXTO PARA A ESPECIFICAÇÃO DO FATOR MA- TURIDADE	154
FIGURA 18– QUESTIONÁRIO PRONUX: CARACTERÍSTICAS DA ORGANIZA- ÇÃO	156
FIGURA 19– QUESTIONÁRIO PRONUX: NÍVEL DE EFETIVIDADE DOS PRO- CESSOS	157
FIGURA 20– QUESTIONÁRIO PRONUX: NÍVEL DE EFETIVIDADE DOS PRO- CESSOS	158
FIGURA 21– QUESTIONÁRIO PRONUX: NÍVEL DE EFETIVIDADE DOS PRO- CESSOS	159

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 – DESCRIÇÃO DOS QUATRO NÍVEIS EXISTENTES NO MODELO PCF (2012)	33
QUADRO 2 – CONSTRUTOS FORMADOS APÓS A METODOLOGIA DE SE- LEÇÃO DE VARIÁVEIS PELOS ÍNDICES DE MODIFICAÇÃO.....	110

LISTA DE TABELAS

TABELA 1	– NÚMERO DE EMPRESAS E TAXAS DE CRESCIMENTO, SEGUNDO TIPO DE EVENTO DA EMPRESA - BRASIL - 2008-2010 .	22
TABELA 2	– TESTE DE ESFERICIDADE DE BARTLETT E MSA APLICADOS NAS AMOSTRAS RELATIVAS AS PRIMEIRA E SEGUNDA EFA ...	92
TABELA 3	– CARREGAMENTOS E COMUNALIDADES ESTIMADAS PARA A SEGUNDA EFA PELOS MMV E MCP	95
TABELA 4	– MEDIDAS DE QUALIDADE DE AJUSTE PARA O MODELO CFA RELATIVO AOS FATORES OBTIDOS PELA EFA DA SEÇÃO 4.2.1	97
TABELA 5	– MEDIDAS DE QUALIDADE DE AJUSTE PARA OS MODELOS RELATIVOS AOS CONSTRUTOS DE PROCESSOS	103
TABELA 6	– ÍNDICES DE MODIFICAÇÃO PARA O CONSTRUTO DE PROCESSO F_{1P}	104
TABELA 7	– MEDIDAS DE QUALIDADE DE AJUSTE PARA OS MODELOS DE PROCESSOS REESPECIFICADOS	106
TABELA 8	– ESTIMATIVAS DOS PARÂMETROS PARA OS MODELOS DE CFA REESPECIFICADOS RELATIVOS AOS PROCESSOS	106
TABELA 9	– MEDIDAS DE QUALIDADE DE AJUSTE PARA O MODELO CFA DE PROCESSOS DIAGRAMADO PELA FIGURA 15	109
TABELA 10	– CONFIABILIDADE, CONFIABILIDADE COMPOSTA E MEDIDA DE VARIÂNCIA EXTRAÍDA PARA CADA UM DOS SEIS CONSTRUTOS/PROCESSOS	109
TABELA 11	– MEDIDAS DE QUALIDADE DE AJUSTE PARA O MODELO DE REGRESSÃO ESTRUTURAL GERAL	111
TABELA 12	– MEDIDAS DE QUALIDADE DE AJUSTE PARA OS MODELOS DE REGRESSÃO ESTRUTURAL (SR) INDIVIDUAL CONFORME FIGURA 17	113

TABELA 13 – ESTIMATIVAS DOS PARÂMETROS PELOS MMV E MCP PARA A PRIMEIRA ANÁLISE FATORIAL EXPLORATÓRIA REALIZADA ..	124
TABELA 14 – ESTIMATIVAS DOS PARÂMETROS DA CFA PELOS MMV E MCP SOBRE OS FATORES DETERMINADOS PELA APLICAÇÃO DA EFA NO BLOCO DE VARIÁVEIS RELATIVAS À MATURIDADE	126
TABELA 15 – ESTIMATIVAS DOS PARÂMETROS DA CFA PELO MMV PARA O MODELO INICIAL RELATIVO AOS PROCESSOS ORGANIZACIONAIS	129
TABELA 16 – ESTIMATIVA DOS PARÂMETROS PARA O MODELO CFA REESPECIFICADO DIAGRAMADO PELA FIGURA 15	130
TABELA 17 – ESTIMATIVAS DOS PARÂMETROS PARA O MODELO SR PELOS MÉTODOS DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA E MÍNIMOS QUADRADOS GENERALIZADOS (GLS)	139

LISTA DE SIGLAS

SEBRAE	Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
PCF	<i>Process Classification Framework</i>
APQC	<i>American Productivity and Product Center</i>
MGP	Maturidade em Gestão de Pessoas
PTDE	Práticas de Treinamento, Desenvolvimento e Educação
EFA	<i>Exploratory Factorial Analysis</i>
MCP	Método das Componentes Principais
MMV	Método de Máxima Verossimilhança
KMO	Kaiser-Meyer-Olkin
MSA	<i>Measure of Sampling Adequacy</i>
SEM	<i>Structural Equation Models</i>
LISREL	<i>LInear Structural RELationships</i>
SR	<i>Structural Regression</i>
PA	<i>Path Analysis</i>
ML	<i>Maximum Likelihood</i>
WLS	<i>Weighted Least Squares</i>
GLS	<i>Generalized Least Squares</i>
ULS	<i>Unweighted Least Squares</i>
GFI	<i>Goodness-of-fit</i>
RMSEA	<i>Root Mean Square Error of Approximation</i>
SRMR	<i>Standardised Root Mean Square Residual</i>
RMR	<i>Root Mean Square Residual</i>
NFI	<i>Normalized Fit Index</i>
TLI	<i>Tucker-Lewis Index</i>
NNFI	<i>Nonnormed Fit Index</i>
CFI	<i>Comparative Fit Index</i>
CMIN	<i>Minimum Discrepancy</i>

AGFI *Adjusted Goodness-of-fit Index*

IM Índices de Modificação

PRONUX Projeto de Sistema Integrado de Gestão Livre para Micro e Pequenas Empresas

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	19
1.1 JUSTIFICATIVA	21
1.2 OBJETIVOS	23
1.2.1 Objetivo Geral	23
1.2.2 Objetivos Específicos	23
1.3 IMPORTÂNCIA DO TRABALHO	23
2 REVISÃO DE LITERATURA	25
2.1 SOBRE MODELOS DE MATURIDADE ORGANIZACIONAL	25
2.2 SOBRE MODELOS BASEADOS EM PROCESSOS	30
2.2.1 Modelo <i>Process Classification Framework</i> (PCF)	31
2.2.2 Trabalhos relacionados	34
2.3 ANÁLISE FATORIAL EXPLORATÓRIA	35
2.3.1 Modelo fatorial ortogonal	36
2.3.2 Métodos de estimação	39
2.3.2.1 Método das componentes principais via matriz de covariância	39
2.3.2.2 Solução por componentes principais do modelo fatorial	41
2.3.2.3 Método da máxima verossimilhança	42
2.3.3 Rotação ortogonal dos fatores	43
2.3.3.1 Critério varimax	44
2.3.4 Determinação dos escores fatoriais	45
2.3.4.1 Método dos mínimos quadrados ponderados	45
2.3.5 Determinação do número m de fatores comuns	45
2.3.6 Adequação dos dados à análise fatorial	46

2.3.6.1	Teste de esfericidade de Bartlett	46
2.3.6.2	Medida de adequação da amostra de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)	47
2.4	MODELAGEM DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS (SEM)	48
2.4.1	Modelo matemático	50
2.4.2	Matriz de covariância implícita	52
2.4.3	Diagrama de caminhos	54
2.4.4	Modelos de medida e análise fatorial confirmatória	55
2.4.4.1	Condições necessárias para identificação de um modelo CFA	57
2.4.4.2	Condições suficientes para identificação de um modelo CFA	58
2.4.4.3	Interpretação das estimativas dos parâmetros	58
2.4.4.4	Modelos de análise fatorial de ordem superior	59
2.4.5	Modelos com componentes estruturais e mensuração: regressão estrutural	60
2.4.5.1	Sobre a identificação de um modelo de SR	61
2.4.6	Estimação do modelo	62
2.4.7	Avaliação dos critérios de qualidade de ajuste	63
2.4.7.1	Medidas de ajuste absoluto	64
2.4.7.1.1	Resíduos	64
2.4.7.1.2	Estatística qui-quadrado (χ^2)	64
2.4.7.1.3	Índice de qualidade de ajuste (GFI)	65
2.4.7.1.4	Raiz do erro quadrático médio de aproximação (RMSEA)	66
2.4.7.1.5	Raiz do resíduo médio quadrático padronizado (SRMR)	66
2.4.7.2	Medidas de ajuste incremental	67
2.4.7.2.1	Índice de ajuste normado (NFI)	67
2.4.7.2.2	Índice de Tucker-Lewis (TLI)	67
2.4.7.2.3	Índice de ajuste comparativo (CFI)	68
2.4.7.3	Medidas de ajuste parcimonioso	68

2.4.7.3.1 Índice de Qualidade de Ajuste Corrigido (AGFI)	68
2.4.8 Ajuste do modelo de mensuração	69
2.4.9 Ajuste do modelo estrutural	69
2.4.10 Índices de modificação (IM)	69
2.4.11 Covariâncias versus correlações	70
2.4.12 Erro de especificação	71
2.5 VERIFICAÇÃO DA HIPÓTESE DE NORMALIDADE MULTIVARIADA	71
2.5.1 Gráfico qui-quadrado (<i>Q-Q plot</i>)	71
2.6 CONFIABILIDADE DE UMA MEDIDA	72
2.6.1 Índice de consistência interna: alfa de Cronbach	73
2.7 VALIDADE DE UMA MEDIDA	75
2.8 A ANÁLISE FATORIAL CONFIRMATÓRIA NA AVALIAÇÃO DA UNIDIMENSIONALIDADE, CONFIABILIDADE E VALIDADE DE CONSTRUTO	76
3 MATERIAL E MÉTODO	79
3.1 DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS	79
3.2 METODOLOGIA	86
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	90
4.1 TESTE DE NORMALIDADE MULTIVARIADA	90
4.2 AVALIAÇÃO DA VALIDADE E CONFIABILIDADE	91
4.2.1 Bloco Maturidade	91
4.2.1.1 Algumas discussões	96
4.2.1.2 Confirmando resultados	97
4.2.1.3 Modelo equivalente: modelo fatorial de segunda ordem	99
4.2.2 Bloco processos	101
4.2.2.1 Reespecificação dos modelos	103
4.2.2.2 CFA geral para fatores associados aos processos organizacionais	107
4.3 MODELAGEM DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS	110

5 CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES	116
REFERÊNCIAS	119
APÊNDICE A – TABELA OBTIDA PELA PRIMEIRA EFA DAS VARIÁVEIS RELACIONADAS À MATURIDADE	124
APÊNDICE B – TABELA OBTIDA PELA CFA A PARTIR DOS FATORES DETERMINADOS PELA EFA	126
APÊNDICE C – RESÍDUOS PADRONIZADOS PARA A CFA DO BLOCO MATURIDADE	128
APÊNDICE D – RESULTADOS CFA PARA O MODELO INICIAL DO BLOCO PROCESSOS	129
APÊNDICE E – RESULTADOS DO MODELO CFA GLOBAL (TODOS OS SEIS PROCESSOS CONSIDERADOS)	130
APÊNDICE F – RESÍDUOS PADRONIZADOS PARA A CFA DO BLOCO PROCESSOS	131
APÊNDICE G – RESULTADOS PARA SR GERAL ENVOLVENDO TODOS OS CONSTRUTOS (MATURIDADE E PROCESSOS)	136
APÊNDICE H – RESULTADOS PARA SR PELOS MÉTODOS DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA E GLS	139
APÊNDICE I – FUNÇÃO EM MATLAB PARA CÁLCULO DO COEFICIENTE ALFA DE CRONBACH	144
APÊNDICE J – FUNÇÃO EM MATLAB PARA ANÁLISE FATORIAL POR MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA	148
APÊNDICE K – COMO ESPECIFICAR AS RELAÇÕES HIPOTÉTICAS NO R ...	153
ANEXO – QUESTIONÁRIO PRONUX	156

1 INTRODUÇÃO

A velocidade dos desdobramentos multidimensionais (social, econômico, cultural, político, ambiental, etc.) vem se acelerando a cada ano. As transformações projetam-se sobre cada classe e seguimento pertencente ao maciço sistema global até chegar a cada indivíduo em específico. As organizações, inseridas neste contexto, precisam se adaptar às mudanças para garantir sua sobrevivência.

A permanente pressão, tanto no ambiente externo (tais como competição, cargas tributárias elevadas, mudanças econômicas e conjunturais) quanto interno (como a realidade da limitação de recursos e consecução de estratégias), levam a exigir respostas rápidas dos gestores de empresas (YUKI, 2012). Além disso, uma organização que deseja melhorias significantes necessita de uma profunda compreensão de onde ela está e, talvez mais importante, onde ela precisa crescer (GRANT; PENNYPACKER, 2006).

Neste sentido, o diagnóstico de onde as empresas estão pode ser dado pelos modelos de maturidade. Modelos de maturidade, de forma geral, partem da premissa de que as empresas se desenvolvem em estágios ou níveis de evolução, de modo que tais estágios podem ser explicitamente definidos, gerenciados e controlados ao longo do tempo (SILVEIRA, 2007).

Por outro lado, todo trabalho importante realizado nas empresas faz parte de algum processo (GONÇALVES, 2000). Um processo organizacional é a composição de atividades que visam à criação de valores para os clientes da empresa. Tais atividades são operadas por atores que podem ser seres humanos ou máquinas e, muitas vezes, envolvem várias unidades organizacionais que são responsáveis por todo o processo (LIN; YANG; PAI, 2002).

Existem na literatura alguns trabalhos que buscaram compreender, através de técnicas de análise fatorial exploratória e correlação canônica, a relação entre processos organizacionais e maturidade nas empresas, é o caso, por exemplo, de Becegato (2009), Ferreira (2009) e Yuki (2012). Outros, ainda, numa perspectiva confirmatória (como Lammers (2012), por exemplo), utilizaram-se da técnica (ou família de técnicas) de modelagem de equações estruturais.

Neste trabalho, das várias técnicas pertencentes à família da modelagem de equações estruturais, foram utilizadas as técnicas de análise fatorial confirmatória e regressão estrutural (uma espécie de modelo de regressão com a habilidade de incluir fatores latentes), com o objetivo de avaliar a confiabilidade e validade dos construtos envolvidos na análise e estabelecer a força e direção dos modelos estruturais hipotizados.

A estrutura deste bojo está dividida, além do presente, em outros quatro capítulos, detalhados a seguir:

No Capítulo 2 é apresentado um panorama acerca de alguns trabalhos que procuraram estabelecer o relacionamento entre as práticas de processos empresariais e maturidade em organizações e também, entre maturidade e outros construtos pertinentes. São apresentados, também, os conceitos teóricos dessas duas áreas: modelos de maturidade e modelos baseados em processos organizacionais. Faz-se o desenvolvimento matemático das técnicas de análise fatorial e modelagem de equações estruturais, expondo os testes necessários para verificar a adequação da análise fatorial ao conjunto de dados e alguns índices de qualidade necessários para a avaliação do ajuste de modelos estruturais. Expõem-se dois métodos de estimação das cargas fatoriais: método das componentes principais e método de máxima verossimilhança. Para rotação dos fatores, o método varimax e para a obtenção dos escores fatoriais, o método por mínimos quadrados ponderados. Por fim, são apresentados os conceitos e formas de obtenção de confiabilidade e validade de construto.

No Capítulo 3 descreve-se o processo utilizado nas análises, tais como, os tipos

de variáveis envolvida, a maneira e o desenrolar de como as técnicas e testes multivariados foram aplicados e os *softwares* utilizados.

No Capítulo 4 detalha-se uma discussão dos resultados obtidos no processo de construção e validação dos construtos utilizados, bem como das relações de causalidade avaliadas.

1.1 JUSTIFICATIVA

A velocidade com que as mudanças acontecem e as profundas transformações econômicas, sociais, culturais e empresariais mostram a necessidade das empresas em procurar novos caminhos e alternativas na maneira de planejar, organizar e operacionalizar seus processos. Muitos métodos e formas clássicas de administrar que proporcionavam vantagens estratégicas hoje se transformaram em condição essencial para se entrar e conseguir permanecer no negócio (BERNARDI, 2003).

De acordo com Kelly e Amburgey (1991), para que as organizações sobrevivam é necessário adotar mudanças simples como, por exemplo, adaptarem-se ao ambiente onde estão inseridas, serem capazes de antecipar os eventos, lidar com ameaças e oportunidades. Dessa forma, o crescimento das empresas depende de sua capacidade de deter e absorver o conhecimento existente (PHELPS; ADAMS; BESSANT, 2007).

A tabela 1 oferece dados que justificam a importância da compreensão do desenvolvimento organizacional. Conforme se pode observar da referida tabela, o fluxo de entrada e saída de empresas no mercado brasileiro nos anos de 2008, 2009 e 2010 foi bem elevado. As taxas de sobrevivência para os anos de 2008, 2009 e 2010 estão em torno de 78%, que é algo relativamente alto. Entretanto, o período mais conturbado para uma nova organização são os primeiros dois anos (SEBRAE, 2011)¹ e segundo o estudo realizado pelo IBGE (2012)², de um total de 464,7 mil empresas que apare-

¹SEBRAE: Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas.

²IBGE: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

ceram pela primeira vez no mercado em 2007, 76,1% sobreviveram em 2008, 61,3% sobreviveram até 2009 e pouco mais da metade (51,8%) sobreviveram até 2010, isto é, após três anos da entrada no mercado, quase metade (48,2%) das empresas não sobreviveu.

TABELA 1 - NÚMERO DE EMPRESAS E TAXAS DE CRESCIMENTO, SEGUNDO TIPO DE EVENTO DA EMPRESA - BRASIL - 2008-2010

TIPO DE EVENTO DA EMPRESA	NÚMERO DE EMPRESAS		
	2008	2009	2010
Total	4.077.662	4.268.930	4.530.583
Sobrevivente	3.188.176	3.322.254	3.531.460
Taxa de sobrevivência	78,2	77,8	77,9
Entradas	889.486	946.676	999.123
Taxa de entrada	21,8	22,2	22,1
Saída	719.915	755.154	736.428
Taxa de saída	17,7	17,7	16,3

FONTE: IBGE, Diretoria de Pesquisas, Cadastro Central de Empresas 2007-2010

Os modelos de ciclo de vida organizacional podem ajudar a compreender a complexidade do crescimento da organização e seus efeitos (QUINN; CAMERON, 1983). Dooley e Ven (1999), confirmam a necessidade dos modelos de comportamento das organizações, dizendo que tal conhecimento pode ajudar a explicar o passado e vislumbrar o futuro desenvolvendo estratégias corretivas.

Desse modo, a motivação principal deste trabalho é estudar o relacionamento entre estes dois abrangentes conceitos (modelos de maturidade nas empresas e modelos de processos organizacionais). Mais especificamente, verificar se os processos são bons preditores de maturidade e ainda, quais processos são os melhores preditores.

Este bojo contribui, também, com estudos acerca do relacionamento entre as duas áreas de pesquisas supracitadas, pois conforme Becegato (2009) e Lohmann (2008), existem poucos trabalhos nesta temática.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é estabelecer a força e a direção da relação entre construtos associados aos níveis de efetividade de processos organizacionais e construtos relativos à maturidade em empresas, identificando, caso existam, os processos/construtos que melhor predizem o fator latente maturidade organizacional.

1.2.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos são:

- a) Avaliar os construtos em consideração (maturidade organizacional e nível de efetividade dos processos), no que tange à confiabilidade por meio da consistência interna, através do coeficiente alfa de Cronbach e também por meio do coeficiente de confiabilidade composta.
- b) Avaliar os construtos considerados no que concerne à validade de construto por meio da análise fatorial confirmatória, técnica inserida na família modelagem de equações estruturais.
- c) Construir e estudar modelos estruturais que tratam maturidade como efeito e processos como causa.
- d) Identificar, especificando efeitos diretos de causalidade, os processos mais significativos em relação à maturidade empresarial.

1.3 IMPORTÂNCIA DO TRABALHO

A importância deste trabalho reside na determinação das relações entre as variáveis envolvidas na formação dos construtos de maturidade organizacional e nível de efetividade de processos empresariais. Por meio da modelagem de equações estruturais é possível obter resultados objetivos no tocante a qualificação da força e direção

das relações entre estes conceitos, que podem auxiliar a compreensão entre essas duas amplas áreas de estudo da administração e, conseqüentemente, no processo de tomada de decisão, ponto crítico na gestão organizacional por busca de melhoria contínua.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Este capítulo é formado por 8 seções. As seções 2.1 e 2.2 referem-se à conceitualização acerca dos modelos de maturidade e processos organizacionais, respectivamente, além de um apanhado geral sobre trabalhos publicados no que tange ao relacionamento destas duas teorias. As seções 2.3, 2.4, 2.5, 2.6, 2.7 e 2.8 descrevem as técnicas estatísticas multivariadas utilizadas nesse trabalho, tais como análise fatorial, modelagem de equações estruturais, teste de normalidade multivariada, confiabilidade, validade e, por fim, confiabilidade e validade por meio da análise fatorial confirmatória, respectivamente.

2.1 SOBRE MODELOS DE MATURIDADE ORGANIZACIONAL

Conforme Adizes (2002), assim como ocorre com os organismos vivos, o crescimento e o envelhecimento das organizações manifestam-se primordialmente na inter-relação entre dois fatores: flexibilidade e “controlabilidade”. Continua o mesmo autor, que as organizações quando jovens são bastante flexíveis, mas nem sempre são controláveis e na medida em que envelhecem, essa relação se altera: a controlabilidade aumenta e a flexibilidade diminui, de modo que quando uma organização é ao mesmo tempo flexível e controlável, ela possui as vantagens da juventude e maturidade, da flexibilidade e da controlabilidade.

Este processo de crescimento e envelhecimento (desenvolvimento), possui padrões e configurações previsíveis que se manifestam em termos de estágios e etapas sequenciais e progressivas, caracterizadas por serem similares, de modo especial, ao que tange as estratégias, estruturas e processos (FERREIRA; AZEVEDO; CRUZ, 2008; SILVEIRA, 2009; OLIVEIRA; ESCRIVÃO FILHO, 2009). A área que estuda esses processos, conforme Oliveira e Escrivão Filho (2009), é chamada Ciclo de Vida

Organizacional, que, portanto, se preocupa em analisar os fenômenos relacionados às mudanças das características das organizações ao longo do tempo e das suas capacidades de adaptação ao meio ambiente.

O pressuposto de que as organizações crescem como se desenvolvem os organismos, gera uma série de proposições sobre o crescimento organizacional (LEVIE; LICHTENSTEIN, 2008):

- Podem ser identificados em uma organização em crescimento, de maneira análoga a um organismo biológico, diferentes estágios de desenvolvimento;
- Como um organismo em crescimento, a sequência e a ordem das fases de crescimento de uma organização são pré-determinadas e, portanto, previsíveis;
- Assim como todos os organismos de mesma espécie desenvolvem-se de acordo com o mesmo programa, todas as organizações desenvolvem-se de acordo com regras prefiguradas, que progredem de um estado latente ou “primitivo” para outro que é cada vez mais realizado, maduro e diferenciado.

Desse modo, os modelos de estágios de maturidade organizacional partem do pressuposto de que processos empresariais podem ser estruturados a partir de estágios ou níveis de evolução, que podem ser claramente definidos, gerenciados e controlados ao longo do tempo (SILVEIRA, 2009). Conforme Khoshgoftar e Osman (2009), são formados com base em questões diferentes, como a premissa de que a melhoria da capacidade pessoal e dos processos de negócio irão melhorar a produtividade da organização.

Existem na literatura muitos modelos baseados em estágios aplicados à teoria de ciclo de vida organizacional, sendo que cada modelo distingue-se no número de etapas (FERREIRA; AZEVEDO; CRUZ, 2008; SILVEIRA, 2009; BEUREN; RENGEL; HEIN, 2012). Silveira (2009), afirma que apesar das singularidades de cada modelo, sobretudo no que tange ao número de estágios propostos, o desenvolvimento das organizações tem mostrado ser pautado na razão entre os dois fatores fundamentais

apresentados por Adizes (2002): a flexibilidade e a controlabilidade. E conforme estes dois autores, Silveira (2009) e Adizes (2002), o que caracteriza as fases ou etapas de cada um dos modelos de ciclo de vida organizacional é a forma e o equilíbrio entre estas duas dimensões.

Basicamente, o objetivo dos modelos de maturidade organizados em ciclos de vida é fornecer uma ferramenta para melhorar os negócios de uma organização por avaliar os pontos fortes e fracos de gerenciamento de projetos, permitindo comparações com organizações similares, e uma medida da correlação entre o nível de gerenciamento de projetos e o seu desempenho real (KHOSHGOFTAR; OSMAN, 2009). Quer dizer, é possível determinar o grau em que a empresa se encontra, dando orientação necessária aos gestores, os quais traçam planos estratégicos buscando progredir no nível de maturidade para atingir as metas desejadas.

Informações sobre o nível de maturidade de uma organização ajudam a compreender a sua posição em termos de gestão e execução dos processos. Da mesma forma, esta informação também ajuda as organizações a introduzir mudanças no processo atual para fazer melhorias, porque um processo bem estabelecido e mensurável contribui significativamente para o sucesso de uma organização (AHMED; CAPRETZ, 2010).

A fim de ilustrar a gama de modelos existentes na literatura e as várias etapas propostas, considere o modelo de ciclo de vida formulado por Greiner (1994), pioneiro sobre amadurecimento nas organizações, que possui 5 estágios de crescimento, quais sejam (GREINER, 1994; FERREIRA, 2009):

- Fase 1: Criatividade. Esta fase tem como característica a evolução impulsionada pela criatividade, pelo trabalho árduo e salários modestos; a estrutura da empresa é informal assim como a comunicação entre departamentos e funcionários; nesta fase a empresa começa a crescer, o que faz com que haja a necessidade de mais investimentos monetários e de mão de obra;
- Fase 2: Direção. Tem como característica uma evolução baseada em esforços

de direção, novas lideranças; neste estágio, a comunicação já passa a ser formalizada (observa-se uma evolução de estágios) assim como a estrutura comercial e de produção; as funções são especializadas, o que torna a organização maior e mais complexa; uma observação importante neste estágio é que o poder passa a ser descentralizado, ou seja, existe maior delegação de funções entre os funcionários;

- Fase 3: Delegação. É a fase em que se estimula a motivação entre os empregados através de bonificações e “brindes”; os gerentes trabalham de maneira própria, o que ocasiona muitas vezes o desperdício de mão de obra qualificada, fazendo com que os setores trabalhem individualmente; a estrutura organizacional encontra-se desorganizada;
- Fase 4: Coordenação. As unidades organizadas se fundem, ocasionando um processo formal de planejamento; aqui começam investimentos para todos os setores envolvidos nos processos, porém, também surgem conflitos entre a administração e as gerências; é a fase burocrática e tem com a evolução uma crise burocrática;
- Fase 5: Colaboração. Caracterizada pela evolução empurrada pela colaboração consciente e comportamental de todos os setores envolvidos nos processos; existe também uma colaboração pessoal buscando o bem estar da empresa; segundo o autor, poucas pessoas chegam neste estágio.

Com o fito de evidenciar a pluralidade de etapas consideradas, bem como as características oriundas e específicas de cada modelo, considere-se o modelo de Churchill e Lewis (1983), que define também 5 estágios de maturidade das empresas:

- Etapa 1: Existência. O foco principal é a viabilidade do negócio, prospecção de novos clientes, entrega do produto ou serviço oferecido pela empresa, gerando um caixa inicial; a empresa não possui divisões definidas e por isso o gerente

supervisiona todos os setores; a estratégia da empresa é simplesmente manter-se viva;

- Etapa 2: Sobrevivência. A empresa ainda é simples e tem o compromisso de equilibrar os gastos, controlar as receitas, gerar um caixa; o desenvolvimento do sistema é mínimo e o planejamento não costuma passar de previsão de fluxo de caixa; o objetivo principal é ainda a sobrevivência;
- Etapa 3: Sucesso. A organização atingiu a viabilidade e tornou-se lucrativa. Subdividida em duas subfases caracterizadas pelo gerenciamento funcional:
 1. Desligamento: O empreendedor é o grande motivador e possui o desejo buscando novas atividades, novos negócios ou desenvolver novas habilidades; a empresa apresenta os processos bem definidos como o de produção e marketing;
 2. Crescimento: O empresário dá continuidade ao crescimento do negócio disponibilizando alguns recursos: as metas da empresa são de progredir cada vez mais.
- Etapa 4: Decolagem. Requer gerentes com alto grau de competência; a organização passa de centralizada (empreendedor) para descentralizada e o empreendedor e o negócio passam a ser diferenciados; o planejamento passa para níveis operacionais e estratégicos;
- Etapa 5: Maturidade. Tem o desafio de controlar todo o lucro que foi obtido pelo crescimento e controlar os pontos deficientes, a fim de torná-los rentáveis para a empresa; o planejamento e as estratégias ficam mais detalhados.

Além dos modelos de maturidade organizacional é importante e de interesse para este trabalho, os conceitos concernentes aos modelos baseados em processos empresariais, o que será feito na próxima seção.

2.2 SOBRE MODELOS BASEADOS EM PROCESSOS

A empresa é a forma pela qual se organiza recursos de todos os tipos para realizar o trabalho a que se propôs fazer (GONÇALVES, 2000a). Uma empresa não oferece um produto ou um serviço sem um processo empresarial, por isso e por conta da complexidade envolvida nos desdobramentos do ambiente empresarial, existe uma variedade de significados para o conceito de processo (GONÇALVES, 2000).

Numa concepção mais geral, Gonçalves (2000) define processo como qualquer atividade ou conjunto de atividades que toma uma entrada (*input*), adiciona valor a ela (isto é, ao *input*) e fornece uma saída (*output*) a um cliente específico. Por exemplo, o processo de fabricação recebe como *input* uma solicitação do cliente e matéria-prima, que é trabalhada segundo as especificações do produto que, ao fim, é gerado (produzido) conforme solicitação inicial (*output*).

Para Hammer (1994), um processo é um conjunto de atividades com uma ou mais espécies de entrada e que cria uma saída de valor para o cliente. O autor exemplifica um processo empresarial ao abordar um atendimento de pedidos, que tem como entrada um pedido que resulta na entrega de produtos solicitados: a entrega dos produtos às mãos do cliente é o valor criado pelo processo.

Abdala (2006) salienta que na abordagem tradicional da administração, o que perdura é uma estrutura organizacional coordenada e dividida por tarefas, quer dizer, as organizações possuem características claras de uma distribuição por função, daí denominar-se estrutura dividida por função, ou, estrutura funcional.

Neste sentido, Gonçalves (2000a) afirma que as organizações por tarefas foram projetadas com respeito em uma visão voltada a sua própria realidade interna, sendo desse modo, centradas em si mesmas. Em contrapartida, salienta o mesmo autor, para organizar uma empresa por processos é necessário centrar o foco no cliente externo, uma vez que os processos de negócio começam e terminam nele. Nesta perspectiva, o autor salienta que os processos concebem uma linha de atividades que

começa com o entendimento exato do que o cliente externo deseja e termina com o cliente externo adquirindo o que ele precisa e deseja de um negócio.

Um modelo que representa os processos e atividades de uma empresa é o modelo *Process Classification Framework*, ou abreviadamente, PCF (BECEGATO, 2009), que será descrito na seção 2.2.1.

2.2.1 Modelo *Process Classification Framework* (PCF)

Conforme O'Leary (2009), o PCF foi criado em 1992 por Arthur Andersen e pela APQC (*American Productivity and Product Center*)¹ (APQC, 2012), e era utilizado como uma base para organizar o conhecimento das “melhores práticas”. Conforme o mesmo autor, melhores práticas são algumas das “melhores” formas que as organizações realizam processos particulares.

Com foco na produtividade, iniciativas de gestão de conhecimento, *benchmarking* e de melhoria da qualidade, APQC trabalha com suas organizações membros para identificar as melhores práticas, descobrir métodos eficazes de melhoria, divulgar amplamente os resultados e conectar as pessoas entre si e com o conhecimento, treinamento e ferramentas que eles precisam para ter sucesso (APQC, 2012).

O PCF é uma arquitetura para melhoria de processos, visando servir de modelo de alto nível para a realização de *benchmarking*, entre organizações de diferentes setores, de modo que essas organizações possam ver as suas atividades como processos horizontais (OLIVEIRA *et al.*, 2008). Segundo Bogan e English (1996), *benchmarking* é um método sistemático de procurar os melhores processos, as ideias inovadoras e os procedimentos de operações mais eficazes que conduzam a um desempenho superior. E acrescenta que estudando sistematicamente os melhores procedimentos empresariais, táticas operacionais e estratégias vencedoras das outras empresas, uma pessoa, equipe ou organização pode acelerar seu próprio progresso e melhoria.

¹Um recurso internacionalmente reconhecido para a melhoria e desempenho de processos, APQC ajuda as organizações a se adaptarem a ambientes em rápida mudança, construir novas e melhores formas de trabalhar e ter sucesso em um mercado competitivo.

Conforme figura 1, ele diferencia dois tipos de processos: operacionais e serviços de gerenciamento de suporte, que em conjunto, identifica 12 grandes níveis de categorias funcionais, incluindo grupos de processos e mais de 1000 elementos de processos e atividades associadas (APQC, 2012). Os elementos de processos identificados no PCF são relevantes para todas as organizações, independentemente de setor, região ou porte.

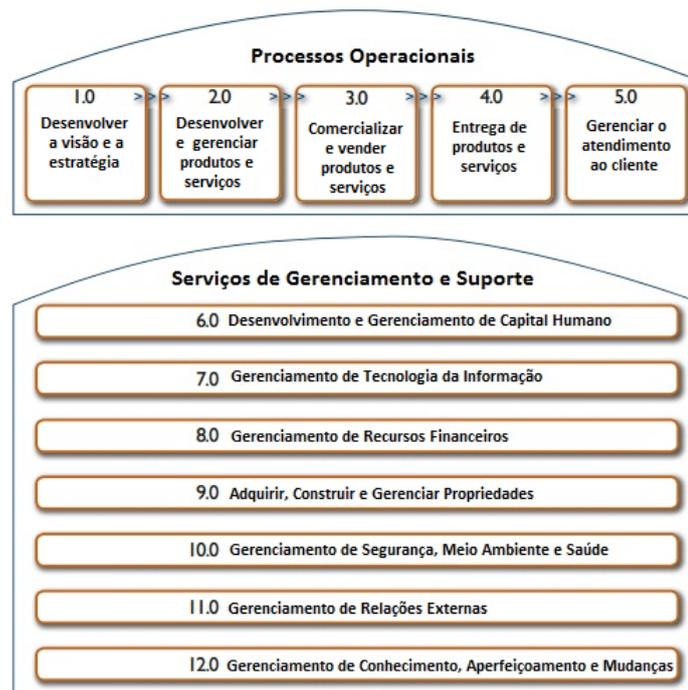


FIGURA 1 - DIVISÃO DO PCF EM SEUS 12 NÍVEIS

FONTE: APQC (2012)

O PCF é organizado hierarquicamente e funcionalmente decomposto. Seus elementos são mutuamente exclusivos e os processos empresariais são coletivamente exaustivos de modo que as organizações podem aproveitar o PCF para definir os processos de trabalho de forma abrangente e sem redundâncias (APQC, 2012). Assim, no PCF os grupos de processos (processos operacionais e processos de serviços de gerenciamento e suporte), se decompõem em processos (cada um dos 12, conforme figura 1), os processos em subprocessos e esses, por sua vez, em atividades (OLIVEIRA *et al.*, 2008).

A estrutura do PCF tem vários níveis de conceitos. Na versão 2012 (APQC, 2012), a maior parte da taxonomia original possui quatro níveis, começando com conceitos amplos (primeiro nível) e terminando com um maior detalhe (último nível), conforme se verifica no quadro 1.

NÍVEL	DESCRIÇÃO	EXEMPLO
Nível 1: Categoria	Representa o mais alto nível do processo na empresa, tais como Gerenciamento do Serviço ao Cliente, Cadeia de Suprimentos, Organização Financeira ou Recursos Humanos.	1.0 Desenvolvimento de uma visão estratégica
Nível 2: Grupo de Processos	Indica o próximo nível de processos e representa um "grupo de processos". Executar reparos após vendas, Compras a Pagar, Recrutamento ou Desenvolver a Estratégia de Vendas são exemplos de grupos de processos.	1.1 Definir o conceito de negócio e visão de longo prazo
Nível 3: Processos	Uma série de atividades inter-relacionadas que transformam insumos em resultados (<i>outputs</i>); processos consomem recursos e exigem padrões de desempenho repetível, os processos respondem a sistemas de controle que dirigem a qualidade, velocidade e custo de desempenho.	1.1.1 Avaliar o ambiente externo
Nível 4: Atividade	Indica os principais eventos realizados durante a execução de um processo. Exemplos de atividades incluem Receber Pedidos de Clientes, Resolver Reclamações de Clientes, Negociação de Contratos de Compra, etc.	1.1.1.1 Analisar e avaliar a competição

QUADRO 1 - DESCRIÇÃO DOS QUATRO NÍVEIS EXISTENTES NO MODELO PCF (2012)

FONTE: APQC (2012)

As métricas e as melhores práticas podem ser armazenadas em cada nível da estrutura (*framework*), com aquela que proporcione a indexação necessária para categorizar as melhores práticas (O'LEARY, 2009).

Da mesma forma que existem vários modelos que buscam determinar a maturidade nas empresas, também existem vários modelos baseados em processos.

A seção 2.2.2 a seguir, discorrerá sobre alguns trabalhos que estudaram o relacionamento entre estes conceitos com base em algum modelo.

2.2.2 Trabalhos relacionados

Existem vários trabalhos que buscam demonstrar o correlacionamento entre a maturidade organizacional e o desenvolvimento de processos nas empresas. Dentre eles destaca-se o trabalho de Becegato (2009), que a partir de indicadores extraídos de modelos de maturidade das organizações e dos principais processos de gestão, comprovou utilizando a técnica de correlação canônica, da estatística multivariada, que existe um alto nível de correlação entre os processos de gestão e as variáveis de maturidade.

Outros trabalhos que utilizam a técnica de correlação canônica para identificar a correlação entre os mesmos construtos, podem ser encontrados em Ferreira (2009), que estuda o relacionamento entre as características das organizações associadas ao nível de maturidade e os níveis de processos em desenvolvimento de novos produtos e em Yuki (2012), que realiza o mesmo estudo no setor de construção civil.

Lohmann (2008) desenvolveu um estudo sobre a estrutura fatorial dos níveis de desenvolvimento dos processos de gestão (relacionados às áreas de gestão de finanças, marketing, produção, gestão estratégica e de pessoas) e dos estágios de maturidade de uma organização. Na realização da pesquisa a autora utiliza a análise fatorial exploratória para obter variáveis latentes (fatores) nos dois grupos de variáveis (um relacionado à maturidade e o outro relacionado aos processos). Como resultados das análises, Lohmann (2008) conclui que os processos de gestão são peças-chave para o sucesso com foco no crescimento e manutenção de uma organização no mercado, de modo a definir o seu estágio de maturidade.

Existem também outros trabalhos que procuraram determinar a correlação entre os níveis de maturidade organizacional e outros conjuntos de variáveis. Destes trabalhos pode-se citar Silveira (2007) que investigou a força e a direção dos construtos relacionados à MGP (Maturidade em Gestão de Pessoas) e PTDE (Práticas de Treinamento, Desenvolvimento e Educação) de organizações. Para tanto, o autor utilizou a análise fatorial exploratória para investigar e validar a estrutura fatorial dos construtos

e da modelagem de equações estruturais para avaliar as relações de causalidade entre os mesmos. Conclusões do trabalho indicaram que o relacionamento é altamente significativo: $PTDE \rightarrow MGP = 0,851$ (SILVEIRA, 2007).

Mais recentemente, Lammers (2012) investigou por meio da modelagem de equações estruturais como ocorre e em que medida a maturidade dos processos afetam o desempenho dos negócios. Seus resultados mostram que os níveis mais elevados de maturidade dos processos contribuem positivamente para o desempenho global e ainda, que as firmas inovadoras têm melhor desempenho global (o que contrariava suas hipóteses iniciais).

Existem outros trabalhos que tratam do relacionamento entre a maturidade organizacional e o desenvolvimento de processos, porém não utilizando modelagem de equações estruturais. A modelagem de equações estruturais é útil neste tipo de trabalho, pois tem a habilidade de incorporar variáveis latentes num modelo estrutural incorporando, ainda, os termos de erro. Neste sentido, é possível avaliar a confiabilidade e a validade dos construtos considerados.

A seguir, na seção 2.3, será abordada a análise fatorial exploratória e seus métodos de estimação.

2.3 ANÁLISE FATORIAL EXPLORATÓRIA

Conforme Timm (2002), a análise fatorial exploratória, ou EFA (*Exploratory Factorial Analysis*), é uma técnica de modelagem causal que tenta "explicar" as correlações entre um conjunto de variáveis observáveis através da combinação linear de um número desconhecido de alguns fatores aleatórios latentes (variáveis não observáveis). Continua o mesmo autor, que o procedimento foi originado pelo psicólogo Charles Spearman no início de 1900 para modelar a inteligência humana. Spearman desenvolveu a técnica para tentar entender a relação causal entre a inteligência humana, traço latente, e os escores dos testes obtidos em diversas disciplinas. Ele acreditava que os escores dos testes aplicados aos alunos são intercorrelacionados e que estas

intercorrelações poderiam ser completamente explicadas por um único fator latente comum de inteligência g , e que quando este fator fosse removido, os escores dos testes seriam não correlacionados.

Em linhas gerais, conforme Mingoti (2005), o que se espera é que as variáveis observadas $X_i, i = 1, 2, \dots, p$ estejam agrupadas em subconjuntos de novas variáveis mutuamente não correlacionadas, sendo que o objetivo da análise fatorial é o encontro destes fatores de agrupamento. Então, quando se tem um número grande de variáveis medidas e correlacionadas entre si, seria possível, através da análise fatorial, identificar um número menor de novas variáveis alternativas, não correlacionadas e que de algum modo sumarizassem as informações principais das variáveis originais (observadas).

Segundo a mesma autora Mingoti (2005), esta é uma das técnicas multivariadas mais conhecidas e podem ser citadas aplicações em educação, como por exemplo, o trabalho de Marques (2010) que buscou identificar o desempenho e a infraestrutura das escolas públicas estaduais do Ensino Fundamental e Médio de um núcleo regional de educação; em administração de empresas, como por exemplo o trabalho de Carvalho e Pereira (2007), na determinação dos indicadores não-financeiros mais significativos de empresas salineiras do estado do Rio Grande do Norte; em ciências sociais, como o trabalho de Brandalise (2003), que analisa a importância de variáveis sócio econômicas na definição de áreas de investimento; e em muitas outras áreas como química, geologia, psicologia, etc.

Na seção seguinte (seção 2.3.1) é apresentado o desenvolvimento matemático e estatístico do modelo fatorial ortogonal.

2.3.1 Modelo fatorial ortogonal

Seja \underline{X} um vetor aleatório p -dimensional com vetor de médias $\underline{\mu}$ e matriz de covariância Σ . Conforme Johnson e Wichern (2007), no modelo fatorial, \underline{X} torna-se linearmente dependente sobre as variáveis aleatórias não observáveis (latentes) F_1, F_2, \dots ,

F_m (com $m \leq p$) chamados fatores comuns e p fontes de variações aditivas $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$, chamadas de erros ou fatores específicos. Então, o modelo fatorial é:

$$\begin{aligned} X_1 - \mu_1 &= \ell_{11}F_1 + \ell_{12}F_2 + \dots + \ell_{1m}F_m + \varepsilon_1 \\ X_2 - \mu_2 &= \ell_{21}F_1 + \ell_{22}F_2 + \dots + \ell_{2m}F_m + \varepsilon_2 \\ &\vdots \\ X_p - \mu_p &= \ell_{p1}F_1 + \ell_{p2}F_2 + \dots + \ell_{pm}F_m + \varepsilon_p \end{aligned} \quad (1)$$

ou em notação matricial:

$$\underbrace{\underline{X} - \underline{\mu}}_{(p \times 1)} = \underbrace{\underline{L}}_{(p \times m)} \underbrace{\underline{F}}_{(m \times 1)} + \underbrace{\underline{\varepsilon}}_{(p \times 1)} \quad (2)$$

onde ℓ_{ij} é denominado como o peso ou carregamento da i -ésima variável no j -ésimo fator, de modo que a matriz L é chamada matriz de cargas fatoriais. O i -ésimo fator específico ε_i está associado somente com a i -ésima variável resposta X_i . Os p desvios $X_1 - \mu_1, X_2 - \mu_2, \dots, X_p - \mu_p$ são representados pelas $p + m$ variáveis aleatórias $F_1, F_2, \dots, F_m, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$, as quais são não observáveis.

Com tantas quantidades não observáveis e para tornar útil o modelo fatorial, algumas pressuposições sobre os vetores \underline{F} e $\underline{\varepsilon}$ devem ser feitas:

$$\begin{aligned} E(\underline{F}) &= \underbrace{\underline{0}}_{m \times 1}, \quad \text{Cov}(\underline{F}) = E(\underline{F} \underline{F}') = \underbrace{\underline{I}}_{(m \times m)} \quad \text{e} \\ E(\underline{\varepsilon}) &= \underbrace{\underline{0}}_{(p \times 1)}, \quad \text{Cov}(\underline{\varepsilon}) = E(\underline{\varepsilon} \underline{\varepsilon}') = \underbrace{\underline{\Psi}}_{(p \times p)} = \begin{bmatrix} \psi_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \psi_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \psi_p \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

e ainda \underline{F} e $\underline{\varepsilon}$ são independentes, então:

$$\text{Cov}(\underline{\varepsilon}, \underline{F}) = E(\underline{\varepsilon} \underline{F}') = \underbrace{\underline{0}}_{(p \times m)}. \quad (4)$$

Essas suposições e a relação em (2) constituem o chamado modelo fatorial ortogonal. A estrutura de covariância para o modelo fatorial ortogonal pode ser obtida da seguinte forma:

$$\Sigma = \text{Cov}(\underline{X}) = \mathbf{E}[(\underline{X} - \underline{\mu})(\underline{X} - \underline{\mu})'], \quad (5)$$

porém de (2), obtém-se

$$\begin{aligned} \Sigma &= \mathbf{E}[(\underline{LF} + \underline{\varepsilon})(\underline{LF} + \underline{\varepsilon})'] \\ &= \mathbf{E}[\underline{LF} \underline{F}' \underline{L}' + \underline{\varepsilon} \underline{F}' \underline{L}' + \underline{LF} \underline{\varepsilon}' + \underline{\varepsilon} \underline{\varepsilon}'] \\ &= \underline{L} \mathbf{E}(\underline{F} \underline{F}') \underline{L}' + \mathbf{E}(\underline{\varepsilon} \underline{F}') \underline{L}' + \underline{L} \mathbf{E}(\underline{F} \underline{\varepsilon}') + \mathbf{E}(\underline{\varepsilon} \underline{\varepsilon}'), \end{aligned}$$

logo

$$\Sigma = \underline{L} \underline{L}' + \Psi. \quad (6)$$

Dessa forma, a covariância entre as variáveis e os fatores é calculada por:

$$\begin{aligned} \text{Cov}(\underline{X}, \underline{F}) &= \mathbf{E}[(\underline{X} - \underline{\mu})(\underline{F} - \mathbf{E}(\underline{F}))'] \\ &= \mathbf{E}[(\underline{LF} + \underline{\varepsilon}) \underline{F}'] \\ &= \mathbf{E}[\underline{LF} \underline{F}' + \underline{\varepsilon} \underline{F}'] \\ &= \mathbf{E}[\underline{LF} \underline{F}' + \underline{\varepsilon} \underline{F}'] \\ &= \underline{L} \mathbf{E}(\underline{F} \underline{F}') + \mathbf{E}(\underline{\varepsilon} \underline{F}'), \end{aligned}$$

ou seja,

$$\text{Cov}(\underline{X}, \underline{F}) = \underline{L}. \quad (7)$$

Sendo assim, de (6) obtém-se

$$\begin{aligned} \text{Var}(X_i) &= \ell_{i1}^2 + \dots + \ell_{im}^2 + \psi_i, \\ \text{Cov}(X_i, X_k) &= \ell_{i1} \ell_{k1} + \dots + \ell_{im} \ell_{km} \end{aligned} \quad (8)$$

e de (7) resulta que a covariância entre a i -ésima variável e o j -ésimo fator é:

$$\text{Cov}(X_i, F_j) = \ell_{ij}. \quad (9)$$

A parte da variância que a i -ésima variável contribui para os m fatores comuns é chamada de comunalidade, que é dada por

$$h_i^2 = \ell_{i1}^2 + \dots + \ell_{im}^2, \quad (10)$$

e ψ_i são as variâncias específicas.

2.3.2 Métodos de estimação

Embora existam outros métodos de estimação (tais como o método dos fatores principais (MINGOTI, 2005) e uma abordagem por modelagem de equações estruturais (HAIR *et al.*, 2009)), serão apresentados neste bojo apenas dois métodos de estimação das matrizes $L_{p \times m}$ e $\Psi_{p \times p}$: o método das componentes principais (MCP), comumente utilizado como uma análise exploratória dos dados, em termos dos fatores subjacentes, por não exigir informações ou suposições sobre a distribuição de probabilidades do vetor aleatório \underline{X} (MINGOTI, 2005); e o método de máxima verossimilhança (MMV) que é utilizado quando o vetor aleatório \underline{X} tem distribuição normal multivariada.

2.3.2.1 Método das componentes principais via matriz de covariância

A chamada decomposição espectral fornece um tipo de fatoração muito útil para a matriz de covariância $\Sigma_{p \times p}$. Sejam, para isso, $(\lambda_i, \underline{e}_i)$ pares de autovalores-autovetores da referida matriz Σ , onde $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$. Então

$$\begin{aligned} \Sigma &= \lambda_1 \underline{e}_1 \underline{e}'_1 + \lambda_2 \underline{e}_2 \underline{e}'_2 + \dots + \lambda_p \underline{e}_p \underline{e}'_p \\ &= \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} \underline{e}_1 & \sqrt{\lambda_2} \underline{e}_2 & \dots & \sqrt{\lambda_p} \underline{e}_p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} \underline{e}'_1 \\ \sqrt{\lambda_2} \underline{e}'_2 \\ \vdots \\ \sqrt{\lambda_p} \underline{e}'_p \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (11)$$

o qual ajusta a estrutura de covariância prescrita para o modelo de análise fatorial (6), tendo m fatores ($m = p$) e variância específica $\psi_i = 0$ para todo i , $i = 1, 2, \dots, p$. Assim, a matriz L das cargas tem a j -ésima coluna dada por $\sqrt{\lambda_j} \underline{e}_j$. Desta maneira, pode-se escrever:

$$\underbrace{\Sigma}_{(p \times p)} = \underbrace{L}_{(p \times p)} \underbrace{L'}_{(p \times p)} + \underbrace{0}_{(p \times p)} = LL', \quad (12)$$

observe, no entanto, que neste caso a representação de Σ é exata e o número de fatores comuns é igual ao número de variáveis ($m = p$). Na prática deve-se optar por modelos que expliquem a estrutura de covariância usando poucos fatores comuns. Aproxima-se, quando os últimos $p - m$ autovalores são pequenos, por negligenciar a contribuição de $\lambda_{m+1}e_{m+1}e'_{m+1} + \dots + \lambda_p e_p e'_p$, sobre Σ em (12). Desse modo, obtém-se a aproximação

$$\underbrace{\Sigma}_{p \times p} \approx \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} e_1 & \sqrt{\lambda_2} e_2 & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} e'_1 \\ \sqrt{\lambda_2} e'_2 \\ \vdots \\ \sqrt{\lambda_m} e'_m \end{bmatrix} = \underbrace{L}_{p \times m} \underbrace{L'}_{m \times p}. \quad (13)$$

A aproximação (13) considera que os fatores específicos $\underline{\varepsilon}$ definidos no modelo fatorial ortogonal são de menor importância e podem ser ignorados na fatoração de Σ . Se os fatores específicos forem incluídos no modelo, a contribuição deles pode ser estimada tomando-se os elementos da diagonal de $\Sigma - LL'$, onde LL' é dado em (13).

Considerando-se os fatores específicos, a aproximação (13) torna-se

$$\begin{aligned} \Sigma &\approx LL' + \Psi \\ &\approx \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} e_1 & \sqrt{\lambda_2} e_2 & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} e'_1 \\ \sqrt{\lambda_2} e'_2 \\ \vdots \\ \sqrt{\lambda_m} e'_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \psi_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \psi_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \psi_p \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (14)$$

onde $\psi_i = \sigma_i^2 - \sum_{j=1}^m \ell_{ij}^2$ para $i = 1, 2, \dots, p$.

A representação em (14), quando aplicada a matriz de covariância amostral S ou a matriz de correlação amostral R é conhecida como a solução por componentes principais. Neste trabalho será aplicada a solução por componentes principais via matriz de correlação amostral que será apresentada na próxima seção.

2.3.2.2 Solução por componentes principais do modelo fatorial

A análise fatorial pelo método das componentes principais via matriz de correlação amostral R é especificada em termos dos pares de autovalores-autovetores $(\hat{\lambda}_1, \hat{e}_1), (\hat{\lambda}_2, \hat{e}_2), \dots, (\hat{\lambda}_p, \hat{e}_p)$, onde $\hat{\lambda}_1 \geq \hat{\lambda}_2 \geq \dots \geq \hat{\lambda}_p$. Seja $m < p$ o número de fatores comuns. A matriz das cargas fatoriais estimadas $\hat{\ell}_{ij}$ é dada por:

$$\hat{L} = \begin{bmatrix} \sqrt{\hat{\lambda}_1} \hat{e}_1 & \sqrt{\hat{\lambda}_2} \hat{e}_2 & \dots & \sqrt{\hat{\lambda}_m} \hat{e}_m \end{bmatrix} \quad (15)$$

As variâncias específicas estimadas são os elementos diagonais da matriz $R - \hat{L}\hat{L}'$, e então

$$\hat{\Psi} = \begin{bmatrix} \hat{\psi}_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \hat{\psi}_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \hat{\psi}_p \end{bmatrix}, \quad \text{com } \hat{\psi}_i = 1 - \sum_{j=1}^m \hat{\ell}_{ij}^2, \quad (16)$$

e as comunalidades são estimadas por:

$$\hat{h}_i^2 = \hat{\ell}_{i1}^2 + \hat{\ell}_{i2}^2 + \dots + \hat{\ell}_{im}^2 \quad (17)$$

A análise fatorial pela matriz de covariância amostral é obtida bastando substituir S no lugar de R .

A matriz residual é resultado da aproximação de R (ou de S), pela solução por componentes principais, sendo calculada por:

$$R - (\hat{L}\hat{L}' + \hat{\Psi}), \quad (18)$$

onde os elementos da diagonal são nulos, e se os outros elementos também são pequenos, o número de fatores m é subjetivamente apropriado. Analiticamente, tem-se que a soma dos quadrados das entradas de

$$R - (\hat{L}\hat{L}' + \hat{\Psi}) \leq \hat{\lambda}_{m+1}^2 + \dots + \hat{\lambda}_p^2. \quad (19)$$

Consequentemente, um pequeno valor para a soma dos quadrados dos autovalo-

res negligenciados implica um pequeno valor para a soma dos quadrados dos erros da aproximação.

Geralmente a contribuição dos primeiros fatores comuns para a variância amostral das variáveis pode ser grande. A contribuição para a variância amostral s_{ii} do primeiro fator comum é $\hat{\ell}_{i1}^2$, $i = 1, 2, \dots, p$. Para o primeiro fator, a soma dos quadrados das cargas fatoriais é:

$$\hat{\ell}_{11}^2 + \hat{\ell}_{21}^2 + \dots + \hat{\ell}_{p1}^2 = \left(\sqrt{\hat{\lambda}_1} \hat{e}_1 \right)' \left(\sqrt{\hat{\lambda}_1} \hat{e}_1 \right) = \hat{\lambda}_1 \quad (20)$$

desde que \hat{e}_1 tenha tamanho unitário. Em geral a proporção da variância total amostral no j -ésimo fator é dada por:

$$\begin{cases} \frac{\hat{\lambda}_j}{s_{11} + s_{22} + \dots + s_{pp}} & \text{para a análise fatorial por } S \\ \frac{\hat{\lambda}_j}{p} & \text{para a análise fatorial por } R \end{cases} \quad (21)$$

O critério dado em (21) geralmente é usado para determinar o número de fatores comuns apropriado. Quanto maior o número de fatores, maior é a proporção da variância amostral explicada pelo modelo (JOHNSON; WICHERN, 2007).

2.3.2.3 Método da máxima verossimilhança

Se os fatores comuns \underline{F} e os fatores específicos $\underline{\varepsilon}$ puderem ser assumidos como normalmente distribuídos, então estimativas de máxima verossimilhança para os carregamentos dos fatores e variâncias específicas podem ser obtidas. Quando \underline{F} e $\underline{\varepsilon}$ são conjuntamente normais, decorre que as observações $\underline{X} - \underline{\mu} = \underline{LF} + \underline{\varepsilon}$ são então normais e a função de verossimilhança é (JOHNSON; WICHERN, 2007):

$$L(\underline{\mu}, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{np/2} |\Sigma|^{n/2}} e^{-\frac{1}{2} tr(W)} \quad (22)$$

em que W é dado por:

$$W = \Sigma^{-1} \left(\sum_{j=1}^n (\underline{x}_j - \bar{\underline{x}})(\underline{x}_j - \bar{\underline{x}})' + n(\bar{\underline{x}} - \underline{\mu})(\bar{\underline{x}} - \underline{\mu})' \right) \quad (23)$$

depende apenas de L e Ψ através de $\Sigma = LL' + \Psi$. Saliente-se que este modelo não está bem definido, por conta da multiplicidade de escolhas para L por transformações ortogonais, pois conforme Johnson e Wichern (2007), quando $m > 1$ supondo-se uma matriz ortogonal T , $m \times m$, então de (2) pode-se escrever:

$$\underline{X} - \underline{\mu} = \underline{L}\underline{F} + \underline{\varepsilon} = \underline{L}T T' \underline{F} + \underline{\varepsilon} = \underline{L}^* \underline{F}^* + \underline{\varepsilon} \quad (24)$$

em que $\underline{L}^* = \underline{L}T$ e $\underline{F}^* = T' \underline{F}$, e então, existe sempre alguma ambiguidade inerente associada com o modelo fatorial, por isso que para fins computacionais impõe-se a condição de que $\underline{L}' \Psi^{-1} \underline{L}$ seja diagonal (JOHNSON; WICHERN, 2007).

As estimativas de máxima verossimilhança para \hat{L} e $\hat{\Psi}$ devem ser obtidas por maximização numérica da função (22).

Em Morrison (1976) encontra-se o processo iterativo que é a base do algoritmo utilizado neste trabalho e cujo código, em MATLAB, está no apêndice J.

Cabe salientar, no entanto, que existem outros métodos desenvolvidos para maximização da função (22), sobretudo o trabalho de Jöreskog que utiliza o método de maximização iterativo de Newton (TUCKER; MACCALLUM, 1997).

Por fim, em Johnson e Wichern (2007) encontra-se que as estimativas de máxima verossimilhança para as comunalidades são $\hat{h}_i^2 = \hat{l}_{i1}^2 + \hat{l}_{i2}^2 + \dots + \hat{l}_{im}^2$, para $i = 1, 2, \dots, p$ e a proporção da variância total amostral no j -ésimo fator é dada por:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\hat{l}_{1j}^2 + \hat{l}_{2j}^2 + \dots + \hat{l}_{pj}^2}{s_{11} + s_{22} + \dots + s_{pp}} \quad \text{para a análise fatorial por } S \\ \frac{\hat{l}_{1j}^2 + \hat{l}_{2j}^2 + \dots + \hat{l}_{pj}^2}{p} \quad \text{para a análise fatorial por } R \end{array} \right. \quad (25)$$

2.3.3 Rotação ortogonal dos fatores

Como notado em (24), os carregamentos dos fatores no modelo populacional são únicos apenas até a multiplicação por uma matriz ortogonal que rotaciona os carregamentos. Os carregamentos rotacionados preservam as propriedades essenciais dos

carregamentos originais e eles reproduzem a matriz de covariância e satisfazem todas as hipóteses básicas. Assim, quando a interpretação dos fatores obtidos pela análise fatorial se torna difícil devido a ocorrência de coeficientes \hat{l}_{ij} de grandeza numérica similar e não desprezível em termos de fatores, utiliza-se a transformação ortogonal dos fatores originais na esperança de encontrar um novo quadro de referência em que os fatores sejam mais facilmente interpretáveis (MINGOTI, 2005).

De acordo com Timm (2002), um dos mais populares e efetivos métodos de transformação (ou rotação) ortogonal é o método varimax que foi desenvolvido por Kaiser em 1958. Neste trabalho foi utilizado somente o referido critério (varimax), pelo fato de ser um dos mais utilizados na prática e produzir em geral, soluções mais simples que outros métodos de rotação ortogonal (MINGOTI, 2005). A próxima seção se encarrega de tratar deste método.

2.3.3.1 Critério varimax

Segundo Mingoti (2005), o objetivo principal do critério varimax é a busca da matriz ortogonal T e tem por base encontrar, para um determinado fator fixo, um grupo de variáveis X_i (ou Z_i , caso estejam padronizadas), altamente correlacionadas com o fator e um outro grupo que tenha correlação desprezível ou moderada com o fator. Para isso, define-se $\tilde{l}_{ij} = \hat{l}_{ij}/\hat{h}_i$ como sendo os coeficientes rotacionados escalonados pela raiz quadrada das comunalidades. Então, a medida analítica seleciona a transformação ortogonal T que faz

$$V = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^m \left[\sum_{i=1}^p \tilde{l}_{ij}^4 - \frac{1}{P} \left(\sum_{i=1}^p \tilde{l}_{ij}^2 \right)^2 \right], \quad (26)$$

a maior possível (JOHNSON; WICHERN, 2007), ou seja, o critério varimax seleciona os coeficientes \tilde{l}_{ij} que maximizam V sujeito à restrição de que a comunalidade de cada variável não seja afetada (TIMM, 2002). Os coeficientes finais da matriz transformada são obtidos por: $\hat{L}^* = \hat{L}T$.

2.3.4 Determinação dos escores fatoriais

Para propósito de diagnósticos, o pesquisador pode estar também interessado nos valores estimados a partir dos fatores comuns, os quais são chamados de escores fatoriais.

Embora por Mingoti (2005), existam três métodos diferentes para a estimação dos escores fatoriais (método dos mínimos quadrados ponderados, método de regressão e método *ad hoc*), neste trabalho será utilizado somente o método de mínimos quadrados ponderados, que a seguir se descreve.

2.3.4.1 Método dos mínimos quadrados ponderados

O modelo fatorial em (1) assemelha-se a um modelo de regressão linear múltipla (MINGOTI, 2005) e ao tratá-lo desta forma, é possível estimar-se o vetor \underline{F} através do método dos mínimos quadrados ponderados, pois os resíduos em $\underline{\varepsilon}$ não necessariamente tem a mesma variância (MINGOTI, 2005). Sendo assim, para qualquer elemento amostral $k = 1, 2, \dots, m$ o respectivo valor numérico no fator \hat{F}_j pode ser obtido por:

$$\hat{F}_{jk} = (\hat{L}'\hat{\Psi}^{-1}\hat{L})^{-1}\hat{L}'\hat{\Psi}^{-1}z_k, \quad (27)$$

onde $z_k' = [z_{1k} \ z_{2k} \ \dots \ z_{pk}]$ é o vetor de observações do k -ésimo elemento amostral padronizado.

2.3.5 Determinação do número m de fatores comuns

Existem vários critérios para determinação do número m de fatores. Neste trabalho será utilizado o critério descrito por Johnson e Wichern (2007), que envolve os dois métodos de estimação descritos anteriormente: máxima verossimilhança e componentes principais.

O referido autor afirma que das muitas decisões cruciais que devem ser feitas em uma análise fatorial, a escolha do número de fatores é provavelmente a mais impor-

tante.

A sua proposta é plotar os pares dos escores fatoriais obtidos usando as estimativas dos carregamentos dos fatores por máxima verossimilhança e componentes principais. Se os carregamentos sobre um particular fator concordam, os pares de escores se agrupam ao longo de uma reta sob um ângulo de 45° à partir da origem. Caso contrário, isto é, se o conjunto de carregamentos não concorda, irão produzir escores fatoriais que desviarão a partir do referido padrão. Neste caso, os últimos fatores (aqueles que apresentam desvio) são considerados não significativos.

2.3.6 Adequação dos dados à análise fatorial

Segundo Mingoti (2005), o modelo de análise fatorial, como visto, está fundamentado em suposições que não podem ser verificadas *a priori*, como linearidade e independência entre fatores. Assim, uma das primeiras preocupações é saber se o conjunto de dados é adequado para aplicar a técnica de análise fatorial.

Existem dois testes capazes de determinar se o conjunto de dados é apropriado: o teste de esfericidade de Bartlett e a medida de adequacidade da amostra de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) que serão descritos nas próximas seções.

2.3.6.1 Teste de esfericidade de Bartlett

O ajuste de um modelo de análise fatorial aos dados pressupõe que as variáveis originais X_i , $i = 1, 2, \dots, p$ sejam correlacionadas entre si. Desse modo, quando as variáveis são provenientes de uma distribuição normal p -variada, é possível fazer o teste de hipótese para verificar se a matriz de correlação populacional ρ é próxima ou não da matriz identidade I .

Este teste, chamado de teste de esfericidade de Bartlett, considera as hipóteses: $H_0 : \rho = I$ contra $H_1 : \rho \neq I$, ou, em outras palavras, testa a hipótese nula H_0 de que a matriz de correlação populacional ρ do vetor aleatório observado é a matriz identidade I , contra a alternativa H_1 de que ela é diferente da identidade.

A estatística deste teste é definida por:

$$\chi_v^2 = - \left[n - \frac{1}{6}(2p + 11) \right] \sum_{j=1}^p \ln(\hat{\lambda}_j) \quad (28)$$

onde χ_v^2 é uma variável aleatória que tem uma distribuição aproximadamente qui-quadrado com $v = p(p - 1)/2$ graus de liberdade, n é o tamanho da amostra, p é o número de variáveis e $\hat{\lambda}_i, i = 1, 2, \dots, p$ são os autovalores da matriz de correlação amostral R .

Dessa forma, para que o modelo fatorial seja aceitável, é necessário que o teste de Bartlett rejeite a hipótese nula H_0 , pois, se isso não ocorrer, não haverá correlações entre as variáveis originais à ser modelada pela análise fatorial.

2.3.6.2 Medida de adequação da amostra de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)

Alguns autores sugerem que para um modelo de análise fatorial possa ser adequadamente ajustado aos dados, é necessário que a matriz de correlação inversa R^{-1} seja próxima da matriz diagonal (RENCHEER, 2002). Uma medida que é fundamentada nesse princípio e que foi proposta inicialmente por Kaiser em 1970, é o coeficiente MSA (*Measures of Sampling Adequacy*). Esse coeficiente é calculado por (RENCHEER, 2002):

$$MSA = \frac{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2}{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum_{i \neq j} q_{ij}^2}, \quad (29)$$

onde r_{ij}^2 é o quadrado do elemento pertencente a i -ésima linha e j -ésima coluna da matriz de correlação amostral e q_{ij}^2 é o quadrado do elemento pertencente a i -ésima linha e j -ésima coluna da matriz $Q = DR^{-1}D$, em que $D = [(\text{Diag}(R^{-1}))^{1/2}]^{-1}$. Segundo Rencher (2002), quando R^{-1} se aproxima de uma matriz diagonal, o coeficiente MSA se aproxima de 1. Por isso, um MSA na faixa de 0,9 seria excelente para a aplicação da análise fatorial, enquanto que um MSA abaixo de 0,5 seria péssimo e exigiria correção nos dados amostrais, tais como exclusão ou inclusão de novas variáveis (MINGOTI, 2005). Valores de MSA nesse meio intervalo, também são classificados e

essas classificações podem ser encontradas em Mingoti (2005) ou Rencher (2002).

Na seção 2.4 próxima, será apresentado o desenvolvimento teórico e conceitual da modelagem de equações estruturais e algumas técnicas pertencentes à esta família.

2.4 MODELAGEM DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS (SEM)

A modelagem de equações estruturais, ou SEM (*Structural Equation Models*), não designa uma técnica estatística única, mas em vez disso refere-se a uma família de procedimentos relacionados (KLINE, 2005; HAIR *et al.*, 2009).

Pelo fato de SEM ser um conjunto de técnicas relacionadas, decorre que ela não possui uma única fonte histórica. Parte de sua data de origem remonta os primeiros anos do século XX, com o desenvolvimento da análise fatorial exploratória (EFA) por Charles Spearman. Vários anos depois, um geneticista chamado Sewall Wright desenvolveu os conceitos básicos da análise de caminhos. As abordagens de medição (análise fatorial) e estrutural (análise de caminho) foram integradas no início de 1970 nos trabalhos de, basicamente, três autores: K. G. Jöreskog, J. W. Keesling e D. E. Wiley, numa estrutura denominada de modelo JKW. Um dos primeiros programas de computadores disponíveis, capazes de analisar modelos baseados na estrutura JKW (agora chamado de SEM) foi o LISREL, desenvolvido por K. G. Jöreskog e D. Sörbom em 1970 (KLINE, 2005; BISTAFFA, 2010).

Algumas das características comuns à esses vários procedimentos, de acordo com Kline (2005), são:

- SEM é um modelo *a priori*; isso não significa, entretanto, que é uma técnica exclusivamente de confirmação; Muitas aplicações de SEM são uma mistura de análises exploratórias e de confirmação;
- A representação explícita da distinção entre variáveis observáveis e latentes é característica de muitos modelos de equações estruturais;

- A estatística básica é a covariância (é possível, salienta o autor, analisar outros tipos de dados, como médias);
- Muitos procedimentos estatísticos padrões, incluindo regressão múltipla, correlação canônica e análise da variância (ANOVA), podem ser vistos como casos especiais de SEM.

Modelagem de equações estruturais constitui um conjunto de equações lineares, com coeficientes a estimar, para especificar fenômenos de um determinado modelo estocástico em termos de suas presumidas relações de causa e efeito (LOESCH; HOELTGEBAUM, 2012).

Primeiramente, em modelagem de equações estruturais todas as variáveis são definidas como aleatórias e nova terminologia é usada. Variáveis observáveis são chamadas de variáveis manifestas e são diretamente observadas. Variáveis latentes são construtos² hipotéticos que não são diretamente mensuráveis ou observáveis.

Além dessas classificações, as variáveis do modelo podem ser caracterizadas como endógenas, exógenas ou como distúrbios ou erros. Variáveis endógenas são determinadas e causadas por outras variáveis dentro do modelo (isto é, são dependentes de outras variáveis dentro do modelo); variáveis exógenas são tratadas como conhecidas pré-determinadamente e são apenas influenciadas por variáveis fora do modelo (ou seja, não são dependentes de quaisquer outras variáveis latentes); erros aleatórios ou distúrbios representam causas omitidas sobre variáveis endógenas e são usualmente tomadas como independentes de variáveis exógenas, mas podem ser correlacionados (TIMM, 2002).

SEM é particularmente útil, conforme Loesch e Hoeltgebaum (2012), quando uma variável latente poder servir como causa de outra, daí o uso de equações de regressão embutidas no modelo.

Na próxima seção será apresentado o desenvolvimento matemático e estatístico

²Conceito que o pesquisador pode definir em termos teóricos mas que não pode ser diretamente medido ou medido sem erro (HAIR *et al.*, 2009).

desta técnica.

2.4.1 Modelo matemático

Modelos de equações estruturais são divididos em duas partes: modelo estrutural e modelo de mensuração.

O modelo estrutural representa as relações causais entre as variáveis latentes e é expresso por um conjunto de equações estruturais lineares semelhantes às equações de regressão. Matematicamente, o modelo estrutural para variáveis latentes é (TIMM, 2002; MINGOTI, 2005):

$$\underbrace{\underline{\eta}}_{m \times 1} = \underbrace{B}_{m \times m} \underbrace{\underline{\eta}}_{m \times 1} + \underbrace{\Gamma}_{m \times n} \underbrace{\underline{\xi}}_{n \times 1} + \underbrace{\underline{\zeta}}_{m \times 1} \quad (30)$$

onde:

- $\underline{\eta}'_{m \times 1} = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_m)$ é o vetor aleatório de variáveis latentes endógenas;
- $\underline{\xi}'_{n \times 1} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ é o vetor aleatório de variáveis latentes exógenas;
- $\underline{\zeta}'_{m \times 1} = (\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_m)$ é o vetor aleatório de erros latentes;
- $B_{m \times m}$ é uma matriz com zeros na diagonal e representa as relações de construtos endógenos $\underline{\eta}$ com outros construtos endógenos $\underline{\eta}$;
- $\Gamma_{m \times n}$ representa as relações de construtos exógenos $\underline{\xi}$ com endógenos $\underline{\eta}$.

Pode-se simplificar o modelo estrutural dado em (30), suprimindo seus subscritos, por:

$$\underline{\eta} = B\underline{\eta} + \Gamma\underline{\xi} + \underline{\zeta} \Leftrightarrow (I - B)\underline{\eta} = \Gamma\underline{\xi} + \underline{\zeta} \Leftrightarrow \underline{\eta} = (I - B)^{-1}(\Gamma\underline{\xi} + \underline{\zeta}) \quad (31)$$

Já o modelo de mensuração que relaciona os construtos latentes não observáveis às variáveis observáveis é:

$$\underbrace{\underline{Y}}_{p \times 1} = \underbrace{\Lambda_y}_{p \times m} \underbrace{\underline{\eta}}_{m \times 1} + \underbrace{\underline{\varepsilon}}_{p \times 1} \quad (32)$$

$$\underbrace{\underline{X}}_{q \times 1} = \underbrace{\Lambda_x}_{q \times n} \underbrace{\underline{\xi}}_{n \times 1} + \underbrace{\underline{\delta}}_{q \times 1} \quad (33)$$

em que:

- $\underline{Y}'_{p \times 1} = (y_1, y_2, \dots, y_p)$ é o vetor aleatório de indicadores observados do vetor latente endógeno $\underline{\eta}_{m \times 1}$;
- $\underline{X}'_{q \times 1} = (x_1, x_2, \dots, x_q)$ é o vetor aleatório de indicadores observados do vetor latente exógeno $\underline{\xi}_{n \times 1}$;
- $\underline{\varepsilon}'_{p \times 1} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p)$ e $\underline{\delta}'_{q \times 1} = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_q)$ são vetores aleatórios representando os erros de mensuração de $\underline{Y}_{p \times 1}$ e $\underline{X}_{q \times 1}$, respectivamente;
- $\Lambda_{y(p \times m)}$ e $\Lambda_{x(q \times n)}$ são as matrizes dos coeficientes de regressão relacionando $\underline{Y}_{p \times 1}$ com $\underline{\eta}_{m \times 1}$, e $\underline{X}_{q \times 1}$ com $\underline{\xi}_{n \times 1}$, respectivamente.

Assim, o modelo de equações estruturais conjunto é:

$$\begin{aligned} \underline{\eta} &= B\underline{\eta} + \Gamma\underline{\xi} + \underline{\zeta} \\ \underline{Y} &= \Lambda_y \underline{\eta} + \underline{\varepsilon} \\ \underline{X} &= \Lambda_x \underline{\xi} + \underline{\delta} \end{aligned} \quad (34)$$

As suposições intrínsecas do modelo são (TIMM, 2002; MINGOTI, 2005; LOESCH; HOELTGEBAUM, 2012):

- Todas as variáveis possuem valor esperado 0;
- Os erros $\underline{\zeta}_{m \times 1}$, $\underline{\varepsilon}_{p \times 1}$ e $\underline{\delta}_{q \times 1}$ são não correlacionados entre si;
- $\underline{\xi}_{n \times 1}$, $\underline{\delta}_{q \times 1}$ e $\underline{\zeta}_{m \times 1}$ são não correlacionados entre si;
- $\underline{\xi}_{n \times 1}$ e $\underline{\varepsilon}_{p \times 1}$ são não correlacionados;
- $\underline{\eta}_{m \times 1}$ e $\underline{\varepsilon}_{p \times 1}$ são não correlacionados;
- $B_{m \times m}$ possui zeros na diagonal principal (não há laços);

- A matriz $(I_{m \times m} - B_{m \times m})$ é não singular (veja equação (31));
- As matrizes de covariâncias de $\underline{\xi}_{n \times 1}$, $\underline{\zeta}_{m \times 1}$, $\underline{\varepsilon}_{p \times 1}$ e $\underline{\delta}_{q \times 1}$ são, respectivamente, Φ , Ψ , Θ_ε e Θ_δ , ou seja:

$$\text{Cov}(\underline{\xi}) = E[(\underline{\xi} - \underline{\mu}_\xi)(\underline{\xi} - \underline{\mu}_\xi)'] = E(\underline{\xi} \underline{\xi}') = \Phi_{n \times n}$$

$$\text{Cov}(\underline{\zeta}) = E[(\underline{\zeta} - \underline{\mu}_\zeta)(\underline{\zeta} - \underline{\mu}_\zeta)'] = E(\underline{\zeta} \underline{\zeta}') = \Psi_{m \times m}$$

$$\text{Cov}(\underline{\varepsilon}) = E[(\underline{\varepsilon} - \underline{\mu}_\varepsilon)(\underline{\varepsilon} - \underline{\mu}_\varepsilon)'] = E(\underline{\varepsilon} \underline{\varepsilon}') = \Theta_{\varepsilon_{(p \times p)}}$$

$$\text{Cov}(\underline{\delta}) = E[(\underline{\delta} - \underline{\mu}_\delta)(\underline{\delta} - \underline{\mu}_\delta)'] = E(\underline{\delta} \underline{\delta}') = \Theta_{\delta_{(q \times q)}}$$

2.4.2 Matriz de covariância implícita

Seja o vetor aleatório de variáveis indicadoras representado na forma:

$$\underline{Z}'_{\{(p+q) \times 1\}} = [\underline{Y}'_{p \times 1} : \underline{X}'_{q \times 1}] \quad (35)$$

Então a matriz de covariâncias populacional $\Sigma_{(p+q) \times (p+q)}$ particionada é dada por:

$$\Sigma_{(p+q) \times (p+q)} = E(\underline{Z} \underline{Z}') = \begin{bmatrix} \text{Var}(\underline{Y}) & \text{Cov}(\underline{Y}, \underline{X}) \\ \text{Cov}(\underline{X}, \underline{Y}) & \text{Var}(\underline{X}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Sigma_{YY} & \Sigma_{YX} \\ \Sigma_{XY} & \Sigma_{XX} \end{bmatrix} \quad (36)$$

Assim, começando por identificar a matriz de covariância $\Sigma_\eta = E[(\underline{\eta} - \underline{\mu}_\eta)(\underline{\eta} - \underline{\mu}_\eta)'] = E(\underline{\eta} \underline{\eta}')$, da equação (31), tem-se:

$$\begin{aligned} \Sigma_\eta &= E(\underline{\eta} \underline{\eta}') \\ &= E\{(I - B)^{-1}(\Gamma \underline{\xi} + \underline{\zeta})[(I - B)^{-1}(\Gamma \underline{\xi} + \underline{\zeta})]'\} \\ &= E\{(I - B)^{-1}(\Gamma \underline{\xi} + \underline{\zeta})(\underline{\xi}' \Gamma' + \underline{\zeta}')[(I - B)^{-1}]'\} \\ &= E\{(1 - B)^{-1}(\Gamma \underline{\xi} \underline{\xi}' \Gamma' + \Gamma \underline{\xi} \underline{\zeta}' + \underline{\zeta} \underline{\xi}' \Gamma' + \underline{\zeta} \underline{\zeta}')[(1 - B)^{-1}]'\} \\ &= (I - B)^{-1} E\{\Gamma \underline{\xi} \underline{\xi}' \Gamma' + \Gamma \underline{\xi} \underline{\zeta}' + \underline{\zeta} \underline{\xi}' \Gamma' + \underline{\zeta} \underline{\zeta}'\} [(I - B)^{-1}]' \\ &= (I - B)^{-1} \{ \Gamma E(\underline{\xi} \underline{\xi}') \Gamma' + \Gamma E(\underline{\xi} \underline{\zeta}') + E(\underline{\zeta} \underline{\xi}') \Gamma' + E(\underline{\zeta} \underline{\zeta}') \} [(I - B)^{-1}]' \\ &= (I - B)^{-1} (\Gamma \Phi \Gamma' + \Psi) [(I - B)^{-1}]' \end{aligned}$$

Da mesma forma, as matrizes de covariância $\Sigma_{YY} = E[(\underline{Y} - \underline{\mu}_Y)(\underline{Y} - \underline{\mu}_Y)'] = E(\underline{Y} \underline{Y}')$, e $\Sigma_{XX} = E[(\underline{X} - \underline{\mu}_X)(\underline{X} - \underline{\mu}_X)'] = E(\underline{X} \underline{X}')$, dos vetores aleatórios observáveis $\underline{Y}_{p \times 1}$ e

$\underline{X}_{q \times 1}$ são dadas, respectivamente, por:

$$\begin{aligned}
 \Sigma_{YY} &= E(\underline{Y} \underline{Y}') \\
 &= E[(\Lambda_y \underline{\eta} + \underline{\varepsilon})(\Lambda_y \underline{\eta} + \underline{\varepsilon})'] \\
 \Sigma_{YY} &= E[(\Lambda_y \underline{\eta} + \underline{\varepsilon})(\underline{\eta}' \Lambda_y' + \underline{\varepsilon}')] \\
 &= E(\Lambda_y \underline{\eta} \underline{\eta}' \Lambda_y' + \Lambda_y \underline{\eta} \underline{\varepsilon}' + \underline{\varepsilon} \underline{\eta}' \Lambda_y' + \underline{\varepsilon} \underline{\varepsilon}') \\
 &= \Lambda_y E(\underline{\eta} \underline{\eta}') \Lambda_y' + \Lambda_y E(\underline{\eta} \underline{\varepsilon}') + E(\underline{\varepsilon} \underline{\eta}') \Lambda_y' + E(\underline{\varepsilon} \underline{\varepsilon}') \\
 &= \Lambda_y (I - B)^{-1} (\Gamma \Phi \Gamma' + \Psi) [(I - B)^{-1}]' \Lambda_y' + \Theta_\varepsilon
 \end{aligned}$$

e

$$\begin{aligned}
 \Sigma_{XX} &= E(\underline{X} \underline{X}') \\
 &= E[(\Lambda_x \underline{\xi} + \underline{\delta})(\Lambda_x \underline{\xi} + \underline{\delta})'] \\
 &= E[(\Lambda_x \underline{\xi} + \underline{\delta})(\underline{\xi}' \Lambda_x' + \underline{\delta}')] \\
 &= E[(\Lambda_x \underline{\xi} \underline{\xi}' \Lambda_x' + \Lambda_x \underline{\xi} \underline{\delta}' + \underline{\delta} \underline{\xi}' \Lambda_x' + \underline{\delta} \underline{\delta}')] \\
 &= \Lambda_x E(\underline{\xi} \underline{\xi}') \Lambda_x' + \Lambda_x E(\underline{\xi} \underline{\delta}') + E(\underline{\delta} \underline{\xi}') \Lambda_x' + E(\underline{\delta} \underline{\delta}') \\
 &= \Lambda_x \Phi \Lambda_x' + \Theta_\delta
 \end{aligned}$$

Enquanto que a matriz de covariância $\Sigma_{XY} = E[(\underline{X} - \underline{\mu}_X)(\underline{Y} - \underline{\mu}_Y)'] = E(\underline{X} \underline{Y}')$, entre os vetores $\underline{Y}_{p \times 1}$ e $\underline{X}_{q \times 1}$ é dada por:

$$\begin{aligned}
 \Sigma_{XY} &= E(\underline{X} \underline{Y}') \\
 &= E[(\Lambda_x \underline{\xi} + \underline{\delta})(\Lambda_y \underline{\eta} + \underline{\varepsilon})'] \\
 &= E[(\Lambda_x \underline{\xi} + \underline{\delta})(\underline{\eta}' \Lambda_y' + \underline{\varepsilon}')] \\
 &= E\{(\Lambda_x \underline{\xi} + \underline{\delta})[(\underline{\xi}' \Gamma' + \zeta')[(I - B)^{-1}]' \Lambda_y' + \underline{\varepsilon}']\} \\
 &= E\{\Lambda_x \underline{\xi} (\underline{\xi}' \Gamma' + \zeta') [(I - B)^{-1}]' \Lambda_y' + \Lambda_x \underline{\xi} \underline{\varepsilon}' + \underline{\delta} (\underline{\xi}' \Gamma' + \zeta') [(I - B)^{-1}]' \Lambda_y' + \underline{\delta} \underline{\varepsilon}'\} \\
 &= \Lambda_x \Phi \Gamma' [(I - B)^{-1}]' \Lambda_y'
 \end{aligned}$$

E assim, desta última igualdade, tem-se que Σ_{YX} é:

$$\Sigma_{YX} = \Sigma'_{XY} = \Lambda_y (I - B)^{-1} \Gamma \Phi \Lambda_x' \quad (37)$$

Dessa forma, vê-se que todas as matrizes de covariâncias necessárias em (36) são dependentes do vetor de parâmetros desconhecidos $\theta = (B_{m \times m}, \Gamma_{m \times n}, \Lambda_{y_{p \times m}}, \Lambda_{x_{q \times n}},$

$\Phi, \Psi, \Theta_\varepsilon, \Theta_\delta$), isto é, a matriz de covariâncias populacional $\Sigma_{(p+q) \times (p+q)}$ em (36) para o modelo (34) é uma função de θ :

$$\Sigma(\theta) = \Sigma_{(p+q) \times (p+q)} = \begin{bmatrix} \Sigma_{YY}(\theta) & \Sigma_{YX}(\theta) \\ \Sigma_{XY}(\theta) & \Sigma_{XX}(\theta) \end{bmatrix} \quad (38)$$

e que pelos resultados obtidos acima, se resume na expressão:

$$\Sigma(\theta) = \begin{bmatrix} \Lambda_y(I-B)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi)[(I-B)^{-1}]'\Lambda_y' + \Theta_\varepsilon & \Lambda_y(I-B)^{-1}\Gamma\Phi\Lambda_x' \\ \Lambda_x\Phi\Gamma'[(I-B)^{-1}]\Lambda_y' & \Lambda_x\Phi\Lambda_x' + \Theta_\delta \end{bmatrix} \quad (39)$$

Resumidamente, esta é, pois, a hipótese básica da modelagem de equações estruturais (BISTAFFA, 2010): $\Sigma_{(p+q) \times (p+q)} = \Sigma(\theta)$. Em que $\Sigma_{(p+q) \times (p+q)}$ é a matriz de covariâncias populacional de \underline{X} e \underline{Y} e $\Sigma(\theta)$ é a matriz de covariância escrita como função dos parâmetros do modelo (θ). Na prática, como não se conhece as verdadeiras covariâncias populacionais, o que se faz é resolver o sistema $S = \Sigma(\theta)$ para que se possa encontrar as estimativas dos parâmetros do modelo, em que S é a matriz de covariância amostral usual.

Estimando-se a matriz $\Sigma(\theta)$, obtém-se os coeficientes de relacionamento entre as variáveis do modelo em (34). A matriz $\Sigma(\theta)$ precisa ser positiva definida, e, existem vários métodos de estimação, dentre eles o de máxima verossimilhança, que pode ser utilizado quando os vetores aleatórios envolvidos no modelo provêm de uma distribuição normal multivariada; os de mínimos quadrados não ponderados, ponderados e generalizados e o de mínimos quadrados parciais (MINGOTI, 2005).

2.4.3 Diagrama de caminhos

Para especificar um modelo de equações estruturais, usa-se um diagrama de caminhos, que é a representação gráfica do conjunto completo das relações hipotéticas entre as variáveis latentes de um modelo, assim como mostra as relações entre cada variável latente e suas respectivas variáveis indicadoras (LOESCH; HOELTGEBAUM, 2012).

Conforme Kline (2005), em um diagrama de caminhos (veja figura 2):

- Variáveis latentes são representadas por elipses ou círculos;
- Variáveis observadas são representadas por retângulos;
- Variáveis de erro são representadas dentro da figura;
- Flechas retilíneas únicas significam que a variável da base da flecha “causa” a variável do outro extremo, isto é, apontam da variável latente causa para a variável latente efeito (ou dependente) (LOESCH; HOELTGEBAUM, 2012).
- Flechas retilíneas duplas indicam que uma variável “causa” e é “causada” pela outra;
- Flechas curvilíneas de duplo sentido representam correlações entre pares de variáveis latentes.

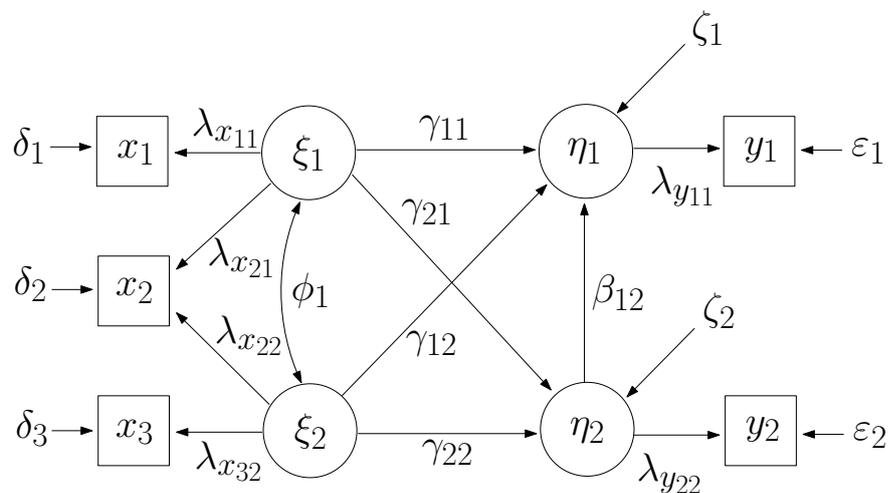


FIGURA 2 - EXEMPLO DE UM DIAGRAMA DE MODELO DE CAMINHO

FONTE: LOESCH e HOELTGEBAUM (2012)

2.4.4 Modelos de medida e análise fatorial confirmatória

Na análise fatorial exploratória (EFA) discutida anteriormente, um vetor de variáveis observáveis \underline{X} foi relacionado a um vetor de fatores (latentes) não observáveis \underline{F} usando um modelo linear com erros não correlacionados $\underline{\epsilon}$. O objetivo da análise foi

o de encontrar um pequeno número de fatores latentes considerando as covariâncias (ou correlações) observadas entre as p variáveis originais (observadas).

Na análise fatorial confirmatória (CFA) também se usa o modelo (1) de análise fatorial exploratória que, em notação SEM, torna-se:

$$\begin{aligned} \underbrace{\underline{X}}_{q \times 1} &= \underbrace{\Lambda_x}_{q \times n} \underbrace{\underline{\xi}}_{n \times 1} + \underbrace{\underline{\delta}}_{q \times 1} \\ \Sigma_{xx} &= \Lambda_x \Phi \Lambda_x' + \Theta_\delta \end{aligned} \quad (40)$$

onde \underline{X} está centrado na média.

De acordo com Timm (2002), a maior diferença é que:

- Especifica-se o número n de fatores antes da análise, isto é, conhece-se a *priori* a estrutura fatorial dos dados;
- Permite-se que a matriz de variâncias específicas Θ_δ seja simétrica, de modo a permitir erros de medida correlacionados;
- Restringe-se os elementos de Λ_x para estarem associados com variáveis especificadas por hipótese a *priori* de uma matriz “padrão” de coeficientes de regressão.

Na figura 3 apresenta-se um exemplo de modelo padrão de análise fatorial confirmatória (CFA). Este modelo representa a hipótese de que os indicadores x_1 e x_2 medem o fator ξ_1 , os indicadores y_1 e y_2 medem o fator ξ_2 e os indicadores y_3 e y_4 medem o fator ξ_3 , onde os três fatores covariam (ϕ_{12} , ϕ_{13} e ϕ_{23}).

Saliente-se ainda, conforme Kline (2005), que nada impede em modelos de CFA que um indicador carregue sobre mais de um fator, ou que os erros de medição sejam correlacionados (ocasião em que reflete a suposição de que os dois indicadores correspondentes medem algo em comum que não está explicitamente representado no modelo, e como essas correlações são associações não analisadas, esse “algo” pode ser desconhecido), e neste caso, tem-se uma medida multidimensional.

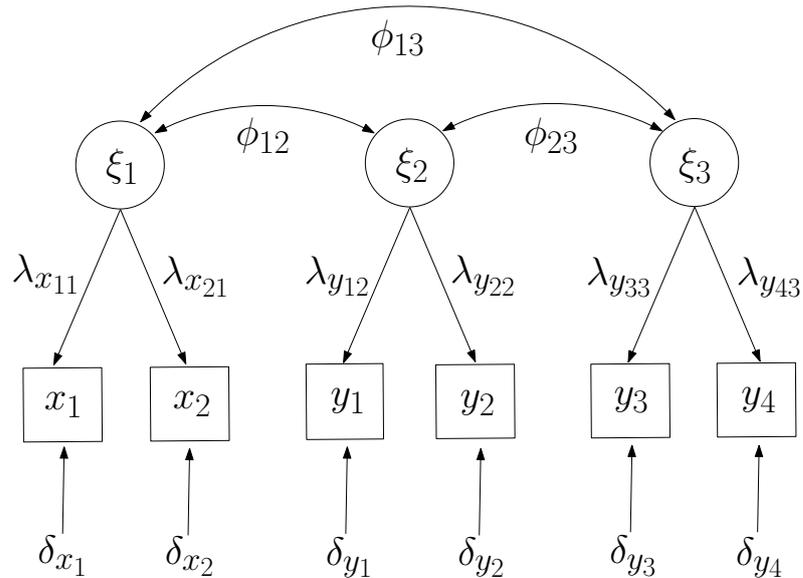


FIGURA 3 - EXEMPLO DE UM DIAGRAMA DE CAMINHOS PARA UM MODELO CFA

FONTE: KLINE (2005)

2.4.4.1 Condições necessárias para identificação de um modelo CFA

Em Kline (2005) encontra-se que existem duas condições necessárias para que qualquer modelo de Equações Estruturais seja identificável:

1. O número de parâmetros a serem estimados t é menor ou igual ao número de equações dadas por elementos distintos v^* , isto é:

$$df = \frac{q(q+1)}{2} - t = v^* - t \geq 0 \quad (41)$$

em que q é o número de variáveis observadas.

2. Cada variável latente, incluindo erros de medida e fatores, deve ter uma escala.

Lattin, Carrol e Green (2011) afirmam que existem duas maneiras de se atribuir uma escala aos fatores em (40). A primeira forma é padronizar a solução fixando as variâncias dos fatores comuns ξ_i em 1,0. Desta maneira, a matriz de covariância de $\underline{\xi}$ torna-se uma matriz de correlação. Uma segunda abordagem é calcular a variância de cada fator comum como um parâmetro no modelo, mas fixando-se o valor de λ_k arbitrariamente (normalmente fixa-se em 1,0) para uma das variáveis que carregam sobre cada fator comum ξ_i (LATTIN; CARROL; GREEN, 2011; KLINE, 2005).

No modelo da figura 3, tem-se $q = 6$ variáveis observáveis e $v^* = (6 \times 7)/2 = 21$ variâncias amostrais não redundantes e 15 parâmetros, a saber: as 6 variâncias dos erros de medição (variâncias específicas), 6 cargas fatoriais e 3 correlações. Então, o referido modelo possui $df = v^* - t = 21 - 15 = 6 > 0$ graus de liberdade.

2.4.4.2 Condições suficientes para identificação de um modelo CFA

O cumprimento de ambos os requisitos descritos anteriormente não é condição suficiente para que um modelo de CFA seja identificado (KLINE, 2005). Existe uma condição suficiente para a identificação que se refere ao número mínimo de indicadores (variáveis observáveis) que se aplica a modelos CFA padrão (aqueles que apresentam unidimensionalidade e todas as possíveis associações entre os fatores como não analisados, isto é, correlação entre os fatores):

- Regra suficiente dos três indicadores: se um modelo CFA padrão com um único fator tem pelo menos três indicadores, o modelo é identificado;
- Regra suficiente dos dois indicadores: se um modelo CFA padrão com dois ou mais fatores tem pelo menos dois indicadores por fator, o modelo é identificado.

Não existe nenhuma condição suficiente que seja comparavelmente de fácil aplicação para modelos CFA que especificam medição multidimensional.

2.4.4.3 Interpretação das estimativas dos parâmetros

Para estimativas não padronizadas, associações não analisadas entre pares de fatores ou erros de medições são covariâncias, já as cargas fatoriais são interpretadas como coeficientes de regressão não padronizados que estimam o efeito direto dos fatores sobre os indicadores. A razão entre a variância dos erros de medição estimados e a variância observada do correspondente indicador é igual à proporção da variância (específica) inexplicada. Um menos esta proporção é a proporção da variância do indicador explicada, R^2 .

Na solução padronizada, as estimativas de associações não analisadas são correlações. Quando os indicadores são especificados para medir apenas um fator, cargas fatoriais padronizadas são também correlações estimadas. De fato:

$$\text{Cov}(x_i, \xi_i) = E[(\lambda_i \xi_i + \delta_i) \xi_i] = E(\lambda_i \xi_i \xi_i + \delta_i \xi_i) = \lambda_i E(\xi_i \xi_i) + E(\delta_i \xi_i) = \lambda_i \phi_{ii} = \lambda_i$$

2.4.4.4 Modelos de análise fatorial de ordem superior

Uma perspectiva adicional sobre a estrutura analítica fatorial pode ser dada com a introdução de modelos fatoriais de ordem superior (também chamados como de segunda ordem).

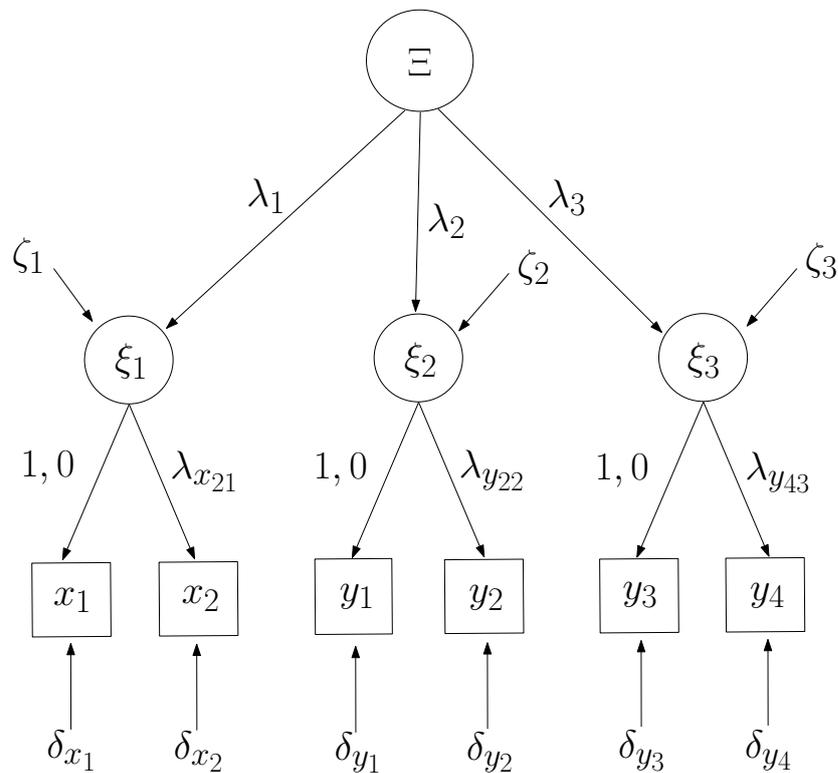


FIGURA 4 - DIAGRAMA DE CAMINHOS PARA UM MODELO CFA DE ORDEM SUPERIOR

FONTE: KLINE (2005)

Segundo Hair *et al.* (2009), há duas características únicas do modelo de segunda ordem:

1. O fator de segunda ordem se torna um construto exógeno, ao passo que os fatores de primeira ordem são endógenos; com isso, o fator de segunda ordem

é a “causa” dos fatores de primeira ordem;

2. Não há indicadores para o fator de segunda ordem, de modo a ser completamente latente, não observável e não mensurável (conforme figura 4).

Observa-se do diagrama da figura 4, que o fator de segunda ordem é suposto ter efeitos causais diretos sobre os fatores de primeira ordem. Uma segunda causa direta presumível de cada fator de primeira ordem é uma perturbação, que representa todas as causas omitidas (ou seja, que não seja Ξ). Os fatores de primeira ordem não covariam e em vez disso, presume-se que o fator de segunda ordem explica as correlações entre eles (KLINE, 2005).

2.4.5 Modelos com componentes estruturais e mensuração: regressão estrutural

Modelos de regressão estrutural, resumidamente SR (*Structural Regression*), podem ser vistos como uma síntese de modelos de caminho e modelos de medição (FIGURA 5).

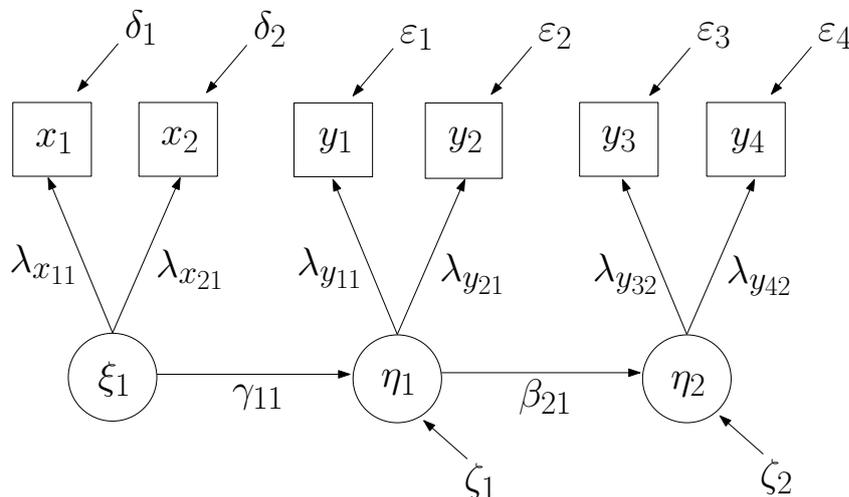


FIGURA 5 - DIAGRAMA DE CAMINHOS PARA UM MODELO SR

FONTE: KLINE (2005)

Como na análise de caminho³, a especificação de um modelo SR permite testes de hipóteses sobre padrões de efeitos causais. A diferença desta técnica para a análise

³A técnica de análise de caminhos, abreviadamente PA (*Path Analysis*), envolve a estimação de relações causais presumidas entre variáveis observáveis. Para mais detalhes, consulte Kline (2005) ou Timm (2002), por exemplo.

de caminho é que esses efeitos podem envolver variáveis latentes, já que um modelo SR também incorpora um modelo de medição que representa variáveis observáveis como indicadores de fatores subjacentes, assim como na análise fatorial confirmatória (KLINE, 2005).

Relembrando que a especificação geral do modelo conjunto é:

$$\begin{aligned}
 \underbrace{\underline{\eta}}_{m \times 1} &= \underbrace{B}_{m \times m} \underbrace{\underline{\eta}}_{m \times 1} + \underbrace{\Gamma}_{m \times n} \underbrace{\underline{\xi}}_{n \times 1} + \underbrace{\underline{\zeta}}_{m \times 1} \\
 \underbrace{\underline{Y}}_{p \times 1} &= \underbrace{\Lambda_y}_{p \times m} \underbrace{\underline{\eta}}_{m \times 1} + \underbrace{\underline{\varepsilon}}_{p \times 1} \\
 \underbrace{\underline{X}}_{q \times 1} &= \underbrace{\Lambda_x}_{q \times n} \underbrace{\underline{\xi}}_{n \times 1} + \underbrace{\underline{\delta}}_{q \times 1}
 \end{aligned} \tag{42}$$

onde $\Sigma(\theta)$ está definida em (39) e os parâmetros do modelo são $B, \Gamma, \Lambda_y, \Lambda_x, \Phi, \Psi, \Theta_\varepsilon$ e Θ_δ .

2.4.5.1 Sobre a identificação de um modelo de SR

Um modelo SR, como qualquer outro tipo de modelo de equações estruturais, deve satisfazer os mesmos dois requisitos necessários para identificação apresentados na seção 2.4.4 (KLINE, 2005): o número de graus de liberdade deve ser maior ou igual a zero ($df \geq 0$) e cada variável latente deve ter uma escala.

Como nos modelos CFA, o atendimento dos requisitos necessários não garantem a identificação de um modelo SR. Um requisito adicional para a identificação reflete o ponto de vista de que a análise de um modelo SR é, essencialmente, uma análise de caminhos realizada por meio das variâncias e covariâncias entre os fatores. Assim, deve ser possível derivar estimativas únicas das variâncias e covariâncias dos fatores antes que os efeitos causais especificados entre eles possam ser estimados. Isto é, para que a porção estrutural de um modelo SR possa ser identificada, a sua porção de medição deve também ser identificada. Esta exigência é chamada de regra de duas etapas (KLINE, 2005):

1. Reespecifique o modelo SR como um modelo CFA com todas as possíveis associações entre os fatores como não analisadas (isto é, todos os fatores covariam). Avalie este modelo CFA contra os requisitos de identificação descritos nas seções 2.4.4.1 e 2.4.4.2;
2. Ver a parte estrutural do modelo SR como um modelo de caminho. Se for recursivo, o modelo estrutural é identificado e, se ele é não recursivo, então, avaliar o modelo estrutural contra os requisitos de identificação para modelos não recursivos (ver Kline (2005), página 237).

Se tanto as porções estruturais e de medição de um modelo SR são identificadas, todo o modelo é identificado. Neste sentido a regra de duas etapas é uma condição suficiente (KLINE, 2005).

2.4.6 Estimação do modelo

Como dito, a estimação do modelo completo de SEM repousa nas relações entre a matriz de covariância Σ e os parâmetros estruturais $\theta = (B_{m \times m}, \Gamma_{m \times n}, \Lambda_{y_{p \times m}}, \Lambda_{x_{q \times n}}, \Phi, \Psi, \Theta_\varepsilon, \Theta_\delta)$, como é evidente na equação (já apresentada em (39)):

$$\Sigma(\theta) = \begin{bmatrix} \Lambda_y(I-B)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi)[(I-B)^{-1}]'\Lambda_y' + \Theta_\varepsilon & \Lambda_y(I-B)^{-1}\Gamma\Phi\Lambda_x' \\ \Lambda_x\Phi\Gamma'[(I-B)^{-1}]'\Lambda_y' & \Lambda_x\Phi\Lambda_x' + \Theta_\delta \end{bmatrix} \quad (43)$$

De acordo com Timm (2002), para estimar os parâmetros de $\Sigma(\theta)$ em (43), obtém-se uma estimativa amostral S de $\Sigma(\theta)$ e escolhe-se uma função de ajuste $F(S, \Sigma(\theta)) \geq 0$, continua, que é minimizada em $\theta = \hat{\theta}$, de modo que o valor da função em $\Sigma(\hat{\theta}) = \hat{\Sigma}$ representado como $F(S, \hat{\Sigma})$, é uma medida de proximidade do ajuste de S por $\hat{\Sigma}$.

Conforme o mesmo autor, existem duas funções gerais de ajuste para SEM: a primeira é uma variação da log-verossimilhança sobre a hipótese de normalidade multivariada das variáveis manifestas, chamada de função de ajuste de máxima verossimilhança (ML - *Maximum Likelihood*), dada por F_{ML} em (44) abaixo; e a segunda consiste em variações da norma da matriz que compara S com estimativas pondera-

das de $\Sigma(\hat{\theta}) = \hat{\Sigma}$, a chamada função de ajuste de mínimos quadrados ponderados (WLS - *Weighted Least Squares*), conforme F_{WLS} em (44) a seguir:

$$\begin{aligned} F_{ML}(S, \Sigma(\theta)) &= \ln|\Sigma(\theta)| + \text{tr}(S\Sigma(\theta)^{-1}) - \ln(S) - (p + q) \\ F_{WLS}(S, \Sigma(\theta)) &= \frac{1}{2} \text{tr}[W^{-1}(S - \Sigma(\theta))]^2 = \frac{1}{2} \|W^{-1}(S - \Sigma(\theta))\|^2 \end{aligned} \quad (44)$$

Quando a $W^{-1} = S^{-1}$, a função de mínimos quadrados ponderados é chamada de função de ajuste de mínimos quadrados generalizados (GLS - *Generalized Least Squares*). Se $W^{-1} = I$, é chamada de função de ajuste de mínimos quadrados não ponderados (ULS - *Unweighted Least Squares*) (TIMM, 2002).

A minimização de qualquer das funções de discrepância dadas em (44) é complexa uma vez que envolve um sistema de equações não lineares. Assim, são usados algoritmos de Newton e Gauss-Newton que envolvem derivadas de segunda ordem com ajuste de Levenberg-Marquadt (TIMM, 2002).

2.4.7 Avaliação dos critérios de qualidade de ajuste

A qualidade de ajuste mede a correspondência da matriz de dados de entrada reais ou observados (covariância ou correlação) com aquela prevista pelo modelo proposto (HAIR *et al.*, 2009).

Conforme Hair *et al.* (2009), as medidas de ajuste de qualidade são de três tipos:

- Medidas de ajuste absoluto: avaliam apenas o ajuste geral do modelo;
- Medidas de ajuste incremental: comparam o modelo proposto com outro modelo especificado pelo pesquisador;
- Medidas de ajuste parcimonioso: “acertam” as medidas de ajuste para fornecer uma comparação entre modelos com diferentes números de coeficientes estimados.

2.4.7.1 Medidas de ajuste absoluto

Conforme Bistaffa (2010), a principal hipótese de um modelo de equações estruturais é $\Sigma = \Sigma(\theta)$ e, neste caso, quando a hipótese é verdadeira, espera-se que $\Sigma - \Sigma(\theta) = 0$, ou seja, que a matriz de resíduos populacionais seja nula.

2.4.7.1.1 Resíduos

Quando se encontra algum resíduo populacional diferente de zero, significa que ele foi mal estimado pelo modelo. O objetivo é, portanto, que os resíduos estejam próximos de zero. Entretanto, eles podem variar muito devido a flutuações amostrais e da escala das variáveis, razão pela qual, foram desenvolvidos resíduos padronizados, que levam em consideração o tamanho da amostra e corrige as variáveis a fim de que todas fiquem na mesma escala (BISTAFFA, 2010). Os resíduos padronizados (ou normalizados) são calculados por (TIMM, 2002):

$$e_{ij} = \frac{(s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij})}{\left[\frac{1}{n} (\hat{\sigma}_{ii} \hat{\sigma}_{jj} + \hat{\sigma}_{ij}^2) \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (45)$$

em que s_{ij} é o ij -ésimo elemento da matriz de covariância amostral S e $\hat{\sigma}_{ij}$, o ij -ésimo elemento da matriz de covariância $\Sigma(\theta)$ estimada pelo modelo, para qualquer ij .

Segundo Timm (2002), a fim de que se obtenha um “bom” ajuste, espera-se que todos os resíduos normalizados, em valor absoluto, sejam menores que 2,00.

2.4.7.1.2 Estatística qui-quadrado (χ^2)

A primeira medida a ser enunciada é a estatística qui-quadrado da razão de verossimilhança (χ^2). A hipótese nula, H_0 , do teste é de que $\Sigma = \Sigma(\theta)$ e sob esta hipótese tem-se:

$$(n - 1)F_{ML} \sim \chi_{df}^2 \quad (46)$$

em que $df = \frac{1}{2}(p + q)(p + q + 1) - t$, t é o número de parâmetros livres do modelo, p é o número de variáveis observáveis do vetor $\underline{\eta}$ e q é o número de variáveis observáveis

de ξ (BISTAFFA, 2010).

Neste teste, o objetivo é não rejeitar a hipótese nula e um valor grande de qui-quadrado relativamente aos graus de liberdade revelam que as matrizes observadas diferem sensivelmente. Assim, baixos valores de qui-quadrado, que resultam em níveis de significância maiores que 0,05 ou 0,01 indicam que as matrizes de entrada real e prevista não são estatisticamente distintas (HAIR *et al.*, 2009).

Timm (2002) afirma que este teste tem um valor limitado, uma vez que modelos mais complexos quase sempre se encaixam melhor do que esta estatística revela e grandes tamanhos de amostra levam a resultados errôneos⁴.

2.4.7.1.3 Índice de qualidade de ajuste (GFI)

Outra medida comumente utilizada como medida de ajuste absoluto é o índice de qualidade de ajuste GFI (*Goodness-of-fit*). Ela representa o grau geral de ajuste (os resíduos quadrados de dados de previsão comparados com dados reais) e varia de 0 (ajuste pobre) a 1,0 (ajuste perfeito). O estimador de máxima verossimilhança é dado por (BISTAFFA, 2010):

$$GFI_{ML} = 1 - \frac{\text{tr} \left[(\hat{\Sigma}^{-1}S - I)^2 \right]}{\text{tr} \left[(\hat{\Sigma}^{-1}S)^2 \right]} \quad (47)$$

Observe que quando a matriz ajustada $\hat{\Sigma}$ é exatamente igual a matriz observada S , $GFI = 1$. Como o GFI capta a extensão com que as variâncias e covariâncias observadas em S são ajustadas por $\hat{\Sigma}$, o GFI é análogo a um R^2 estatístico (lembrando que o coeficiente de determinação R^2 indica o quanto da variância da variável resposta é explicada pela variância das variáveis explicativas) (LATTIN; CARROL; GREEN, 2011).

São recomendados valores acima de 0,9 para se considerar um ajuste aceitável (KLINE, 2005; HAIR *et al.*, 2009; LATTIN; CARROL; GREEN, 2011).

⁴Hair *et al.* (2009) e Loesch e Hoeltgebaum (2012) afirmam que embora não exista um tamanho de amostra correto, recomendações são para algo em torno de 100 a 200 e para tamanhos amostrais grandes (excedendo de 400 a 500) o método se torna muito sensível.

2.4.7.1.4 Raiz do erro quadrático médio de aproximação (RMSEA)

A raiz do erro quadrático médio de aproximação RMSEA (*Root Mean Square Error of Approximation*), tenta corrigir a tendência da estatística qui-quadrado em rejeitar qualquer modelo especificado com uma amostra suficientemente grande: é a discrepância ou erro por grau de liberdade medida em termos da população (HAIR *et al.*, 2009). É calculado por (LOESCH; HOELTGEBAUM, 2012):

$$RMSEA = \sqrt{\frac{\max\left\{\frac{\chi^2}{df} - 1, 0\right\}}{n - 1}} \quad (48)$$

Como dito, o RMSEA leva em consideração o erro de aproximação na população e faz a seguinte pergunta: quão bem o modelo se ajustaria à matriz de covariância (correlação) populacional se esta estivesse disponível (com parâmetros desconhecidos, mas com a escolha ótima de parâmetros)? Isto é, quão bem os parâmetros do modelo reproduzem a covariância populacional (LEÓN, 2011).

Faixas de valores são qualificadas como: $RMSEA < 0,05$ são bons modelos; $0,05 \leq RMSEA \leq 0,10$ são ajustes aceitáveis e $RMSEA > 0,10$ são ajustes pobres (LOESCH; HOELTGEBAUM, 2012).

2.4.7.1.5 Raiz do resíduo médio quadrático padronizado (SRMR)

O SRMR (*Standardised Root Mean Square Residual*), é a raiz quadrada dos resíduos obtidos da diferença entre a matriz de covariância amostral e a matriz de covariância hipotetizada pelo modelo. É semelhante ao RMR (*Root Mean Square Residual*) com a diferença que seus valores variam de 0 a 1,0.

Assim, consideram-se modelos com boa aderência para valores inferiores a 0,05. Contudo, valores na faixa de 0,08 são considerados aceitáveis (BISTAFFA, 2010).

2.4.7.2 Medidas de ajuste incremental

Avalia o ajuste incremental do modelo comparado com um modelo nulo, que é teorizado como um modelo com apenas um fator (isto é, com todas as variáveis indicadoras mediando tal construto) e sem erro de mensuração. O modelo nulo/independente é o cenário de pior caso, uma vez que estabelece que todas as variáveis medidas são não correlacionadas (HOOPER; COUGHLAN; MULLEN, 2008).

2.4.7.2.1 Índice de ajuste normado (NFI)

A próxima medida é o índice de ajuste normado ou normalizado NFI (*Normalized Fit Index*) que varia de 0 (sem qualquer ajuste) a 1,0 (ajuste perfeito). Esta estatística avalia o modelo, comparando o valor do qui-quadrado do modelo χ_b^2 , com o qui-quadrado do modelo nulo χ_m^2 . É calculada como:

$$NFI = \frac{(\chi_b^2 - \chi_m^2)}{\chi_b^2} \quad (49)$$

2.4.7.2.2 Índice de Tucker-Lewis (TLI)

Uma grande desvantagem para o índice NFI é que ele é sensível ao tamanho da amostra, subestimando o ajuste para amostras menores que 200 (HOOPER; COUGHLAN; MULLEN, 2008), e não é, portanto, recomendado para ser unicamente invocado (KLINE, 2005).

Conforme Hooper, Coughlan e Mullen (2008), este problema foi corrigido pelo índice de Tucker-Lewis TLI (*Tucker-Lewis Index*), também conhecido como índice de ajuste não-normado NNFI (*NonNormed Fit Index*), que prefere modelos mais simples. É expresso por:

$$TLI = \frac{(\chi_b^2/df_b) - (\chi_m^2/df_m)}{(\chi_b^2/df_b) - 1} \quad (50)$$

em que χ_b^2 e df_b referem-se ao modelo nulo e χ_m^2 e df_m ao modelo em estudo.

Não há qualquer valor absoluto indicativo de um nível de ajuste aceitável para os

índices TLI e NFI, mas um valor comumente recomendável para ambos é 0,90 ou mais (HAIR *et al.*, 2009).

2.4.7.2.3 Índice de ajuste comparativo (CFI)

O índice de ajuste comparativo CFI (*Comparative Fit Index*) é uma versão revisada do NFI que leva em conta o tamanho da amostra. Como o NFI, esta estatística assume que todas as variáveis latentes são não correlacionadas (modelo nulo/independente) e compara a matriz de covariância amostral com este modelo nulo (HOOPER; COUGHLAN; MULLEN, 2008). É calculado por:

$$CFI = 1 - \frac{\max(\hat{c}_m - df_m, 0)}{\max(\hat{c}_b - df_b, 0)} \quad (51)$$

em que $\hat{c}_m = n\hat{F}_m = n\chi_m^2$ é a discrepância mínima da amostra (CMIN - *Minimum Discrepancy*) calculada para o modelo proposto e $\hat{c}_b = n\hat{F}_b = n\chi_b^2$ é a discrepância mínima da amostra para o modelo nulo.

Seu valor varia também de 0 a 1,0 de modo que valores maiores indicam maiores níveis de qualidade de ajuste.

2.4.7.3 Medidas de ajuste parcimonioso

Relacionam o índice de qualidade de ajuste do modelo com o número de coeficientes estimados exigidos para atingir esse nível de ajuste.

2.4.7.3.1 Índice de Qualidade de Ajuste Corrigido (AGFI)

Uma dessas medidas é o índice de qualidade de ajuste corrigido AGFI (*Adjusted Goodness-of-fit Index*), que para a função de verossimilhança é calculado por (BISTAFFA, 2010):

$$AGFI_{ML} = 1 - \frac{(p+q)(p+q+1)}{2df_m} (1 - GFI_{ML})$$

$$AGFI_{ML} = 1 - \frac{(p+q)(p+q+1)}{2df_m} \frac{\text{tr}[(\Sigma^{-1}S - I)^2]}{\text{tr}[(\Sigma^{-1}S)^2]} \quad (52)$$

O AGFI é análogo ao R^2 ajustado ao número de graus de liberdade usado pelo modelo. Observe que a diferença entre o GFI e o AGFI é o termo $(p+q)(p+q+1)/(2df)$. Este termo é a razão do número de graus de liberdade antes do cálculo dos parâmetros do modelo e o número de graus de liberdade após o cálculo dos parâmetros do modelo. Quanto menos parcimonioso o modelo, isto é, quanto maior o número de parâmetros a serem estimados, maior o termo $(p+q)(p+q+1)/(2df)$ e menor o valor de AGFI em relação ao GFI (LATTIN; CARROL; GREEN, 2011).

O seu nível recomendado são valores superiores a 0,9.

2.4.8 Ajuste do modelo de mensuração

Após a avaliação do ajuste geral do modelo, a mensuração de cada construto pode ser então avaliada quanto à unidimensionalidade, confiabilidade e validade (ver seção 2.8).

2.4.9 Ajuste do modelo estrutural

O mais óbvio exame do modelo estrutural, segundo Hair *et al.* (2009), envolve a significância de coeficientes estimados. Como uma medida da equação estrutural inteira, um coeficiente de determinação (R^2) é calculado, semelhante àquele encontrado em regressão múltipla. Ele fornece uma medida relativa de ajuste para cada equação estrutural.

2.4.10 Índices de modificação (IM)

Se o ajuste de um modelo não é adequado, é prática comum modificá-lo deletando parâmetros que não são significantes e adicionando parâmetros que melhoram o ajuste (HOX; BECHGER, 2007). Para auxiliar este processo, muitos *softwares* com

pacotes SEM podem computar índices de modificação (IM) para cada parâmetro fixado.

O teste estatístico usado é chamado teste do multiplicador de Lagrange (HOX; BECHGER, 2007). Este teste compara o modelo proposto com um modelo menos restritivo, sem a necessidade de ter de determinar as estimativas do modelo menos restritivo. A estatística do teste é baseada no log irrestritivo da função de verossimilhança e pode ser escrito como (BISTAFFA, 2010):

$$LM = \frac{n-1}{2} \left(\frac{\partial F_{ML}}{\partial \theta} \right)' \left[E \left(\frac{\partial^2 F_{ML}}{\partial \theta \partial \theta'} \right) \right]^{-1} \left(\frac{\partial F_{ML}}{\partial \theta} \right) \quad (53)$$

em que θ é avaliado por $\hat{\theta}_m$, isto é, pelo vetor de parâmetros desconhecido do modelo proposto.

A distribuição limite da estatística LM é χ^2 com graus de liberdade igual a diferença entre os graus de liberdade do modelo com e sem restrições.

O valor de um dado índice de modificação é a quantidade mínima que a estatística qui-quadrado é esperada decrescer se o correspondente parâmetro restrito a ser nulo for livremente estimado (HOX; BECHGER, 2007).

2.4.11 Covariâncias versus correlações

A matriz de covariância tem a vantagem de fornecer comparações válidas entre diferentes populações ou amostras, uma característica não possível quando os modelos são estimados com uma matriz de correlação. A interpretação é mais difícil quando se utiliza covariâncias, uma vez que os coeficientes devem ser interpretados em termos das unidades de medida para os construtos (HAIR *et al.*, 2009).

Segundo Hair *et al.* (2009), um tamanho absoluto mínimo da amostra típico é de uma proporção mínima de pelo menos 5 respondentes para cada parâmetro estimado, sendo considerado mais adequado uma proporção de 10 respondentes por parâmetro.

2.4.12 Erro de especificação

Erro de especificação é a omissão de variáveis relevantes do modelo especificado. Todos os modelos de equações estruturais sofrem de erro de especificação na medida em que cada construto e indicador em potencial não podem ser incluídos no modelo (HAIR *et al.*, 2009).

2.5 VERIFICAÇÃO DA HIPÓTESE DE NORMALIDADE MULTIVARIADA

Muitas das técnicas usadas em estatística, no caso univariado ou multivariado, foram construídas sob a hipótese de normalidade (Gaussianidade). No entanto, em situações práticas, muitas vezes, não se conhece a distribuição subjacente aos dados. Por essa razão, existem muitos testes e procedimentos gráficos que tem sido sugerido para avaliar quando um conjunto de dados é originado de uma população normal univariada ou multivariada (RENCHEER, 2002).

Neste trabalho será utilizado método denominado de gráfico *Q-Q plot* (ou gráfico de probabilidade qui-quadrado), que será descrito a seguir.

2.5.1 Gráfico qui-quadrado (*Q-Q plot*)

O chamado gráfico qui-quadrado ou gráfico gama (RENCHEER, 2002), pode auxiliar na verificação de normalidade multivariada. Pela teoria da distribuição normal multivariada, tem-se que, quando o número de elementos amostrais n é grande, o quadrado das distâncias generalizadas

$$d_j^2 = (\underline{x}_j - \bar{\underline{x}})' S_{p \times p}^{-1} (\underline{x}_j - \bar{\underline{x}}), \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (54)$$

tem aproximadamente uma distribuição qui-quadrado com p graus de liberdade, onde \underline{x}_j representa os valores observados das p -variáveis do j -ésimo elemento amostral, e $\bar{\underline{x}}$ é o vetor de médias amostrais e $S_{p \times p}$ a matriz de covariâncias amostral. Portanto pode-se comparar os valores das distâncias d_j^2 com as respectivas ordenadas dos

percentis da distribuição qui-quadrado, onde o k -ésimo percentil P_k é o valor x que corresponde à frequência cumulativa de $n_k/100$, onde n é o tamanho da amostra, o que dá origem ao gráfico qui-quadrado.

Para construir o gráfico qui-quadrado (MINGOTI, 2005; JOHNSON; WICHERN, 2007):

1. Calcule das distâncias d_j^2 em (54) para todos os elementos da amostra e ordene-os crescentemente, isto é, $d_{(1)}^2 \leq d_{(2)}^2 \leq \dots \leq d_{(n)}^2$;
2. Faça o gráfico dos pares $\left(d_{(j)}^2, \chi_p^2\left((j - \frac{1}{2})/n\right)\right)$, onde $\chi_p^2\left((j - \frac{1}{2})/n\right)$ representa a ordenada do percentil de ordem $100\left((j - \frac{1}{2})/n\right)$ da distribuição qui-quadrado com p graus de liberdade, isto é,

$$P\left[\chi_p^2 \leq \chi_p^2\left((j - \frac{1}{2})/n\right)\right] = \left((j - \frac{1}{2})/n\right). \quad (55)$$

Quando a normalidade p -variada é coerente com os dados amostrais, este gráfico deve resultar em algo próximo a uma reta. Curvas diferentes da reta indicam falta de normalidade (MINGOTI, 2005).

Embora as distâncias em (54) não sejam independentes ou com distribuição exatamente qui-quadrado, o procedimento descrito não se limita ao caso bivariado e pode ser utilizado para todo $p \geq 2$ (JOHNSON; WICHERN, 2007).

2.6 CONFIABILIDADE DE UMA MEDIDA

Ao se efetuar uma mensuração, o chamado erro de medida sempre estará presente tendo em vista que, conforme Hair *et al.* (2009), sua presença é devida a diversas fontes que variam desde a imprecisão dos instrumentos de medida até a falta de habilidade dos respondentes em fornecerem informações precisas. Assim, erro de medida é o grau em que os valores observados não são representativos dos valores "reais", isto é, existe uma variação entre as informações que estão sendo procuradas

(valores verdadeiros) e as informações de fato obtidas (valores observados) pelo processo de medição (HAIR *et al.*, 2009; MCDANIEL; GATES, 2005), e portanto, conforme Spearman (1904), a determinação destes “prováveis erros”, torna-se um requisito indispensável para todas as investigações graves.

Desse modo, confiabilidade é o oposto do erro de medida. Melhor dizendo, é a extensão em que uma variável ou um conjunto de variáveis é consistente com o que se pretende medir (HAIR *et al.*, 2009). Assim, uma medida consistente tende a ter pequenas flutuações aleatórias (maior consistência), quando elas são repetidas ao longo do tempo sob (aproximadamente) as mesmas condições.

Neste trabalho será utilizado o método de consistência interna (descrita na seção 2.6.1), por não depender da administração repetida do instrumento de medida, como é o caso dos outros métodos.

2.6.1 Índice de consistência interna: alfa de Cronbach

Conforme Hair *et al.* (2009), a confiabilidade de consistência interna avalia a capacidade de gerar resultados semelhantes quando se usam amostras diferentes para se medir um fenômeno durante o mesmo período. McDaniel e Gates (2005) complementa dizendo que a confiabilidade por meio da consistência interna fundamenta-se no conceito de equivalência, que tem a ver com o nível de erro que pode ser introduzido pela utilização de diferentes amostras de itens para se mensurar um fenômeno.

Segundo Cronbach e Shavelson (2004), o primeiro dos índices de consistência interna foi o chamado procedimento *Split-half* devido a C. Spearman (1910) e W. Brown (1910), que divide um teste em duas metades de igual tamanho, isto é, uma metade dos itens do teste (global) é atribuída a $T1$ e a outra metade é atribuída a $T2$ de modo aleatório ou por colocar os itens pares em um e os ímpares em outro (MILLER, 1995), e, então, se a correlação entre as duas metades da escala for elevada, a escala tem coerência com o teste na sua globalidade, isto é, tem consistência interna: as duas metades do teste medem o mesmo constructo (MAROCO; MARQUES, 2006).

O coeficiente de consistência interna alfa de Cronbach está associado a esta ideia de divisão da amostra. Ele foi introduzido por Cronbach (1951), em seu artigo *Coefficient alpha and the internal structure of tests*, na revista *Psychometrika*, definindo-o como:

$$\alpha = \left(\frac{p}{p-1} \right) \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^p \sigma_i^2}{\sigma_u^2} \right) \quad (56)$$

Onde p corresponde ao número de itens (variáveis) no questionário, σ_i^2 corresponde à variância de cada item e σ_u^2 corresponde à variância dos totais dos escores formados pela soma de todos os itens (variáveis). Pode-se obter, ainda, o índice alfa padronizado, obtido por meio das variáveis padronizadas, qual seja (MAROCO; MARQUES, 2006; VEHKALAHTI; PUNTANEN; TARKKONEN, 2006):

$$\alpha(1) = \bar{\alpha} = \frac{p\bar{\rho}}{1 + (p-1)\bar{\rho}} \quad (57)$$

Onde $\bar{\rho}$ é a correlação média entre os itens (variáveis), e p , como já dito, é o número de itens.

Outra questão importante na avaliação da consistência interna é a unidimensionalidade do construto. A unidimensionalidade é uma suposição inerente ao cálculo de confiabilidade e é uma característica de um conjunto de indicadores que tem apenas um traço inerente ou conceito em comum. O uso de medida de confiabilidade por meio do alfa de Cronbach não garante unidimensionalidade, mas ao contrário, assume que ela existe (HAIR *et al.*, 2009).

Por outro lado, além de se questionar a ausência de erro sistemático na escala, é conveniente se perguntar: o conceito que se pretende medir com este construto definido, realmente está sendo medido? Ao procurar responder esta pergunta, está-se procurando verificar se o construto hipotetizado é válido. É o que será discutido na próxima seção.

2.7 VALIDADE DE UMA MEDIDA

A validade de uma escala pode ser definida como o âmbito em que as diferenças em escores observados da escala refletem as verdadeiras diferenças entre objetos quanto às características que estão sendo medidas, e não um erro sistemático ou aleatório (MALHOTRA, 2006). Assim, a validade refere-se à seguinte questão: o que tentamos medir foi realmente mensurado? (MCDANIEL; GATES, 2006).

Segundo McDaniel e Gates (2006) e Malhotra (2006), a validade pode ser examinada a partir de uma série de perspectivas diferentes. O critério utilizado neste trabalho é o de validade de construto, definido como:

- o grau em que uma mensuração confirma uma hipótese criada a partir de uma teoria baseada nos conceitos em estudo; aborda a questão de qual construto ou característica a escala está realmente medindo e então, uma medida tem validade de construto quando se comporta de acordo com a teoria subjacente.

A validade de construto inclui:

1. Validade convergente: que é o grau de associação entre diferentes instrumentos de mensuração designados a medir o mesmo conceito;
2. Validade discriminante: mostra até que ponto uma medida não se correlaciona com outros construtos dos quais se supõe que difira; envolve a demonstração de falta de correlação entre diferentes construtos;
3. Validade nomológica: mostra como a escala se correlaciona, de maneiras previstas teoricamente, com medições de construtos diferentes mas relacionados; procura confirmar correlações significativas entre construtos, conforme previstas por uma teoria.

Saliente-se que construto é um conceito que o pesquisador pode definir em termos teóricos, mas que não pode ser diretamente medido (por exemplo, o respondente não pode articular uma única resposta que fornecerá total e perfeitamente uma medida do

conceito) ou medido sem erro (HAIR *et al.*, 2009). Não importa qual o seu nível de especificidade, porém um construto não pode ser medido direta e perfeitamente, mas deve ser aproximadamente medido por indicadores.

A validade e a confiabilidade também podem ser verificadas por meio da análise fatorial confirmatória (CFA), conforme seção 2.8 a seguir.

2.8 A ANÁLISE FATORIAL CONFIRMATÓRIA NA AVALIAÇÃO DA UNIDIMENSIONALIDADE, CONFIABILIDADE E VALIDADE DE CONSTRUTO

Conforme já mencionado, a unidimensionalidade é uma suposição prévia para o uso de confiabilidade e é demonstrada quando os indicadores de um construto ξ_i têm ajuste aceitável sobre um modelo de um só fator (STEENKAMP; TRIJP, 1991; O'LEARY-KELLY; VOKURKA, 1998; HAIR *et al.*, 2009).

Conforme Hair *et al.* (2009), uma medida principal para avaliar o modelo de mensuração é a confiabilidade composta de cada construto. Lembre-se de que confiabilidade é uma medida da consistência interna dos indicadores do construto, descrevendo o grau em que eles “indicam” o construto latente (não observado) em comum. Medidas mais confiáveis fornecem ao pesquisador maior segurança de que os indicadores individuais são todos consistentes em suas mensurações.

A confiabilidade composta de um construto é calculada como (LATTIN; CARROL; GREEN, 2011; HAIR *et al.*, 2009):

$$\rho_c^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^k \lambda_i\right)^2}{\left(\sum_{i=1}^k \lambda_i\right)^2 + \sum_{i=1}^k \theta_{ii}} \quad (58)$$

onde k é o número de indicadores que medem o construto subjacente ξ_j , ($1 \leq j \leq n$), λ_i é a i -ésima carga padronizada e θ_{ii} , a i -ésima variância dos erros de mensuração da i -ésima variável observada. A variância do erro de mensuração pode ser calculada

como:

$$\theta_{ii} = 1 - \lambda_i^2$$

ou a diagonal da matriz de correlação do erro de mensuração Θ_δ na saída do *software*.

Outra medida de confiabilidade, segundo Hair *et al.* (2009), é a medida de variância extraída. Essa medida reflete a quantidade geral de variância nos indicadores explicada pelo construto latente. Valores maiores de variância extraída acontecem quando os indicadores são verdadeiramente representativos do construto latente. A medida de variância extraída σ_{ex}^2 é uma medida complementar do valor da confiabilidade e é calculada como:

$$\sigma_{ex}^2 = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i^2}{\sum_{i=1}^k \lambda_i^2 + \sum_{i=1}^k \theta_{ii}} \quad (59)$$

onde orientações sugerem que a variância extraída deveria exceder 0,50 ($\sigma_{ex}^2 > 0,5$) para um construto (HAIR *et al.*, 2009).

Segundo Steenkamp e Trijp (1991), uma condição fraca para validade convergente é que o coeficiente de regressão fatorial sobre um particular item seja estatisticamente significativo. Uma condição mais forte, continua o mesmo autor, é que o coeficiente de regressão fatorial seja substancial, sugerindo que a correlação entre o item e o construto deve exceder 0,5. Estas condições devem ser avaliadas desde que um terceiro requisito de validade convergente seja satisfeito: que o ajuste geral do modelo seja aceitável.

Os resultados de um modelo CFA incluem covariâncias entre fatores e se o modelo de medida especificado pelo pesquisador é razoavelmente correto, então as estimativas de correlações entre os fatores não devem ser elevadas (por exemplo, $> 0,85$) e esse resultado indica validade discriminante (KLINE, 2005). Por exemplo, se a correlação entre os fatores ξ_2 e ξ_3 no modelo da figura 3 fosse $\phi_{23} = 0,95$, então dificilmente se poderia dizer que os indicadores $y_i, i = 1, \dots, 4$ medem dois construtos diferentes.

Neste sentido, a análise fatorial confirmatória possibilita testar um modelo de um

único fator contra um modelo de múltiplos fatores através dos índices de qualidade de ajuste: se um modelo de um único fator não pode ser rejeitado, as variáveis observadas não mostram validade discriminante, isto é, elas parecem medir apenas um domínio (KLINE, 2005; LATTIN; CARROL; GREEN, 2011).

3 MATERIAL E MÉTODO

Este capítulo engloba 2 seções. Na seção 3.1 é feita uma descrição dos materiais utilizados neste trabalho, tais como tipos de dados e variáveis utilizadas. Na seção 3.2 é apresentada sucintamente a metodologia utilizada para aplicação da análise fatorial exploratória bem como das técnicas incluídas na modelagem de equações estruturais.

3.1 DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS

O banco de dados utilizado neste trabalho, fornecido pelo grupo de projeto PRONUX (Projeto de Sistema Integrado de Gestão Livre para Micro e Pequenas Empresas)¹, é originário da aplicação de um questionário que também faz parte do referido grupo de pesquisa. É dividido em 3 partes²:

- Parte 1: Identificação do perfil da organização e do entrevistado; a empresa é identificada através do: nome, ano de fundação, cidade, número de funcionários no Brasil, número de funcionários na cidade analisada, número de funcionários no mundo, tipo de empresa (industrial, serviços ou comercial), tipo de constituição (limitada, SA capital aberto, estatal, SA capital fechado, capital misto ou outro), tipo de administração (familiar, profissional, mista ou outro) e tipo de produção (sob encomenda, produção seriada, seriada em lotes, contínua ou outros); o entrevistado é identificado através de: tempo de empresa, cargo ocupado (direção, gerência, chefia, supervisão, engenharia, operação, estágio ou outro), área em que trabalha (administrativa, comercial, financeira, contábil, recursos humanos, produção, engenharia / desenvolvimento ou outro);

¹ PRONUX é um projeto que tem como objetivo desenvolver um sistema integrado de gestão da produção que seja adequado as necessidades específicas das empresas brasileiras.

² Existe uma quarta parte que trata do “Nível de Utilização de Métodos e Técnicas de Gestão”.

- Parte 2: Características da organização; contém 22 questões relativas às variáveis que determinam o nível de maturidade de uma empresa (ver anexo, figura 18), e são estas:
 - X1: Qual o nível de centralização da estrutura organizacional da empresa?
 - X2: Qual o nível de formalização dos cargos/funções?
 - X3: Qual o nível de formação dos funcionários?
 - X4: Qual a quantidade de horas de treinamento dos funcionários por ano?
 - X5: Qual o nível de formalização das atividades e processos?
 - X6: Qual o grau de autonomia dos funcionários?
 - X7: Qual o nível de polivalência dos funcionários?
 - X8: Quantos níveis de hierarquia existem na empresa?
 - X9: Qual o nível de integração entre os processos?
 - X10: Qual a taxa de crescimento da empresa nos últimos 3 anos?
 - X11: Como você classifica o estilo de gestão da empresa?
 - X12: Qual o nível de cooperação entre os funcionários?
 - X13: Qual o nível de interação (troca de informações formais e informais) entre os funcionários?
 - X14: Qual o nível de controle exercido sobre as atividades / funcionários?
 - X15: Existe uma estratégia organizacional claramente definida?
 - X16: Qual o nível de investimentos em tecnologias e equipamentos realizados nos últimos 3 anos?
 - X17: Qual a posição da empresa em relação às concorrentes?
 - X18: Qual o tempo de resposta a demandas de mercado? (novos produtos, certificações, novas tecnologias);
 - X19: Qual é a capacidade da empresa em se adaptar às mudanças do seu mercado / ambiente?

- X20: Com relação a sua empresa você diria [ela segue as mudanças no mercado]?
 - X21: Como você considera o mercado em que sua empresa atua?
 - X22: As relações entre os funcionários ocorrem com mais frequência de forma [formal ou informal]?
- Parte 3: Nível de efetividade dos processos; apresenta os principais processos de gestão numa organização empresarial, que devem ser classificados em níveis de desenvolvimento. Esta parte foi baseada no modelo PCF (*Process Classification Framework*) apresentado na seção 2.2.1. Desta forma, as questões estão agrupadas segundo os 12 grandes níveis de processos do PCF (ver anexo, figuras 19, 20 e 21):

1. Desenvolver a Visão e a Estratégica:

- X23: A organização desenvolve uma visão estratégica com base na análise do ambiente externo?
- X24: Sua empresa avalia as tendências econômicas e seus impactos na sua estratégia?
- X25: Sua empresa avalia o impacto das mudanças sociais e culturais na sua estratégia?
- X26: A empresa possui uma visão estratégica alinhada ao negócio?
- X27: Empresa procura sempre difundir esta visão estratégica?
- X28: A empresa desenvolve e estabelece metas organizacionais?
- X29: A empresa busca sempre administrar as metas para então, medi-las e avaliá-las?

2. Desenvolver e Gerenciar Produtos e Serviços:

- X30: A empresa utiliza estratégias na concepção e no desenvolvimento de novos produtos?
- X31: Existe uma metodologia formal de desenvolvimento de novos produtos?

- X32: O processo de desenvolvimento de novos produtos é avaliado e aperfeiçoado?
- X33: A escolha e avaliação de novos produtos levam em consideração as ideias e necessidades dos consumidores?
- X34: O projeto, fabricação e evolução dos produtos estão relacionados com a qualidade e confiabilidade?
- X35: Os testes ou avaliação dos produtos são realizados através de apresentação aos clientes e entrevistas?
- X36: Antes do lançamento de um novo produto são preparados protótipos e realizados testes?

3. Comercializar e Vender Produtos e Serviços:

- X37: A empresa possui marketing direcionado para os seus produtos e serviços?
- X38: A empresa gere sua carteira de clientes?
- X39: A empresa conhece seu mercado de atuação através da segmentação do mesmo?
- X40: A empresa possui estratégias de vendas, previsão de vendas e administra estas estratégias?
- X41: A empresa possui orçamentos de vendas globais, estabelece métricas para estes orçamentos e efetua o controle dos mesmos?

4. Entrega de Produtos e Serviços:

- X42: Existe na empresa um planejamento da cadeia de suprimentos, onde a empresa administra as demanda dos produtos e serviços?
- X43: A empresa identifica as matérias prima críticas?
- X44: Há um controle de tempo e metas nos processos de produção?
- X45: A empresa faz previsão de demanda?
- X46: A empresa utiliza mecanismos para gestão da demanda?
- X47: A empresa possui controle de estoque através de inventários?

- X48: A empresa possui um controle da programação e desempenho da produção?
- X49: A programação da produção considera a capacidade da produção quando assume prazos de entrega?
- X50: A empresa tem uma programação baseada em planos de produção?
- X51: A empresa possui um layout (arranjo físico) definido / apropriado?
- X52: A empresa utiliza-se de estratégias de produção? (Ex. qualidade, rapidez confiabilidade, flexibilidade e custos)
- X53: A empresa possui estratégias para flexibilizar o uso da capacidade (aumento / redução)?
- X54: A empresa utilizou um estudo de localização quando foi implantada?

5. Gerenciar o Atendimento ao Consumidor:

- X55: A empresa administra os contratos com os clientes correlacionando-os com as requisições e ordens de produção ou serviço?
- X56: A empresa possui uma logística que traduz as exigências e o bom atendimento ao consumidor?
- X57: A empresa possui políticas em relação ao atendimento ao consumidor e as gere através de medidas de satisfação do cliente?
- X58: A empresa analisa através de dados a satisfação dos serviços e dos produtos que coloca no mercado com o intuito de identificar melhorias?

6. Desenvolvimento e Gerenciamento de Capital Humano: X59: A empresa administra os recursos humanos através do planejamento e implementação de políticas estratégicas aos planos de cargos e salários?

7. Gerenciamento de Tecnologia da Informação:

- X60: A empresa possui tecnologias como *software* e *hardware* compatíveis com a estratégia do negócio, buscando manter-se atualizado, trazendo para o negócio as melhores soluções tecnológicas?
- X61: A empresa utiliza o conteúdo gerado pela informática utilizando-a para executar a estratégia e a operação do negócio?

8. Gerenciamento de Recursos Financeiros:

- X62: A empresa utiliza a contabilidade como fonte de informação para o planejamento e controle?
- X63: A empresa possui políticas de orçamento?
- X64: A empresa controla os custos da produção através da contabilidade de custos?
- X65: A empresa possui controles analíticos e sintéticos das receitas e despesas e através destas efetua a análise de discrepância de acordo com orçamentos pré-estabelecidos?
- X66: A empresa possui estratégia definida para a gestão dos tributos federais, estaduais e municipais?
- X67: A empresa possui procedimentos de auditorias externas de forma periódica?
- X68: A empresa administra e controla o fluxo de caixa através de auditoria interna ou externa?
- X69: A empresa calcula seus índices de liquidez, solvência e endividamento constantemente, com vistas a sua real posição financeira?
- X70: A empresa controla seus lucros contábeis e financeiros e administra o risco do negócio pautado em dados confiáveis e controláveis?

9. Adquirir, Construir e Gerenciar Propriedades: X71: A empresa controla seus ativos e conhece o real valor patrimonial dos mesmos?

10. Gerenciamento de Segurança, Meio Ambiente e Saúde: X72: A empresa possui políticas sociais e ambientais e estas são demonstradas através do

balanço social?

11. Gerenciamento de Relações Externas: X73: A empresa planeja, constrói, administra e analisa suas relações externas (acionistas, governo, empresas, mídia, comunidade, etc)?
12. Gerenciamento do Conhecimento, Aperfeiçoamento e Mudanças: X74: A empresa administra e desenvolve estratégias para o desempenho organizacional através de modelos de medida de desempenho?

Neste trabalho serão utilizadas apenas as segunda e terceira partes do referido questionário que consiste nas variáveis de X1 a X74.

As variáveis que se referem às características da organização (níveis de maturidade) foram medidas através de uma escala de diferencial semântico de 7 pontos (conforme questionário em anexo). Na figura 6, tem-se a escala utilizada para medir a variável X1.

Qual o nível de centralização da estrutura organizacional da empresa?	Centralizada	1	2	3	4	5	6	7	Descentralizada
---	--------------	---	---	---	---	---	---	---	-----------------

FIGURA 6 - ESCALA PARA A VARIÁVEL X1 EM DIFERENCIAL SEMÂNTICO

FONTE: QUESTIONÁRIO PRONUX

A escala de diferencial semântico foi proposta por Osgood, Suci e Tanenbaum e consiste em que os respondentes avalie determinado objeto num conjunto de escalas bipolares de sete pontos. Em uma aplicação típica, os entrevistados classificam objetos em relação a diversas escalas de sete pontos, limitadas em cada extremidade por um de dois adjetivos opostos como, por exemplo, “agradável” e “desagradável” (MALHOTRA, 2006).

Já as variáveis relacionadas ao nível de efetividade dos processos, foram medidas por uma escala de Likert de 7 pontos adaptada (conforme questionário em anexo). Na figura 7, tem-se a escala para as referidas variáveis.

1 Processo inexistente	2 Processo Minimamente desenvolvido (ou em implantação)	3 Processo Pouco desenvolvido (ou utilizado parcialmente)	4 Processo Desenvolvido (implantado e funcionando)	5 Processo bem desenvolvido (implantado e funcionando plenamente)	6 Processo muito desenvolvido (funcionando plenamente e estabilizado)	7 Processo altamente desenvolvido (plenamente utilizado com aperfeiçoamentos constantes)
1	2	3	4	5	6	7

FIGURA 7 - ESCALAS PARA AS VARIÁVEIS RELACIONADAS AOS PROCESSOS EM LIKERT

FONTE: QUESTIONÁRIO PRONUX

De acordo com Malhotra (2006), a escala de Likert tem seu nome em homenagem ao seu criador, Rensis Likert³. É amplamente utilizada e exige que os entrevistados indiquem um grau de concordância ou discordância com cada uma de uma série de afirmações sobre objetos de estímulo. Tipicamente, cada item da escala tem cinco categorias de resposta, que vão de “discordo totalmente” a “concordo totalmente”.

3.2 METODOLOGIA

Neste trabalho foi utilizada uma matriz de dados de ordem 299×74 , isto é, 299 observações por 74 variáveis. Conforme descrito (seção 3.1), as primeiras 22 variáveis (X1 a X22, o qual foi chamado de primeiro bloco de variáveis) dizem respeito ao conceito de maturidade organizacional e as variáveis restantes (ou seja, de X23 a X74, denominado segundo bloco de variáveis) dizem respeito aos processos empresariais.

Na figura 8 encontra-se um fluxograma com uma representação da organização seguida neste trabalho.

A estrutura fatorial do primeiro bloco de variáveis (X1 a X22) era desconhecida, por essa razão, utilizou-se a técnica de análise fatorial exploratória (EFA) com o objetivo de encontrar construtos teóricos latentes que representassem o conceito de maturidade organizacional. Foram realizadas duas análises fatoriais, cada uma utilizando dois métodos de estimação sobre a matriz de correlação amostral $R_{22 \times 22}$: o método das

³Rensis Likert (1903 - 1981) foi professor de sociologia e psicologia e diretor do Instituto de Pesquisas Sociais de Michigan. Durante mais de 40 anos, desenvolveu uma série de estudos sobre estilos de liderança e gerência, dedicando-se à realização de experiências e à análise de informações obtidas em experimentos de outros estudiosos, na tentativa de relacionar o sucesso alcançado por determinadas organizações com o sistema de liderança e a política de gestão de pessoas por elas adotada.

componentes principais (MCP) e o método de máxima verossimilhança (MMV). Para a determinação do número m de fatores a extrair, foi usado a estratégia sugerida por Johnson e Wichern (2007), descrita na seção 2.3.5.

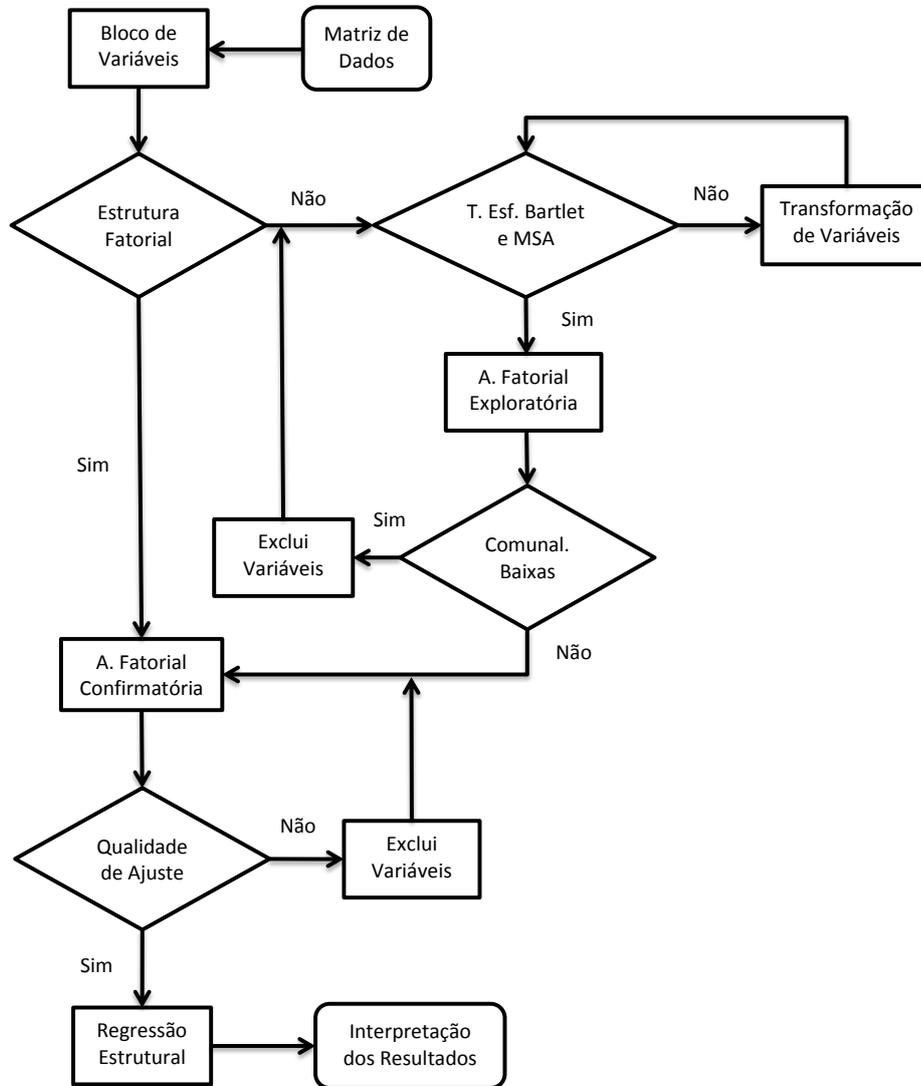


FIGURA 8 - FLUXOGRAMA DA ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

FONTE: O autor (2012)

A primeira análise foi realizada com a finalidade de encontrar variáveis com comunalidades (h^2) “ruins”. É importante lembrar que uma variável X estará bem representada no modelo fatorial ortogonal quando sua comunalidade for relativamente alta. Assim, o critério utilizado foi o de eliminar variáveis que possuíam (ao mesmo tempo):

- Comunalidades inferiores a 0,5 para o método das componentes principais;

- Comunalidades inferiores a 0,4 para o método de máxima verossimilhança.

O critério utilizado para a rotação dos fatores foi o varimax. Quanto aos escores fatoriais, eles foram obtidos utilizando-se mínimos quadrados ponderados e foram úteis na determinação do número de fatores, conforme critério descrito na seção 2.3.5.

Apenas a segunda análise fatorial exploratória é que foi interpretada e avaliada segundo os critérios de confiabilidade (composta e por consistência interna) e de validade (por meio de uma análise fatorial confirmatória). Um modelo equivalente foi obtido. Mais especificamente, um modelo fatorial de segunda ordem foi obtido.

Um modelo fatorial de segunda ordem é chamado também de modelo fatorial de ordem superior (HAIR *et al.*, 2009) ou ainda, de modelo hierárquico (KLINE, 2005). Recebe este nome, pelo fato de possuir os mesmos índices de qualidade de ajuste que o inicialmente proposto, com a diferença de que as correlações entre os construtos serem substituídas pelo fator latente superior (ou de segunda ordem).

Para o segundo bloco de variáveis (X23 a X74) já se conhecia a estrutura fatorial subjacente, tendo em vista que as variáveis foram desenvolvidas a partir de um modelo de processos conhecido (PCF da APQC (2012)). Por essa razão, utilizou-se da técnica de análise fatorial confirmatória (CFA) para confirmar os fatores latentes, avaliar a confiabilidade composta e a validade de construto. A consistência dos construtos também foi investigada pelo coeficiente alfa de Cronbach (α).

Conhecidos os fatores de agrupamento das variáveis estudadas, analisadas as confiabilidades e validades para os fatores latentes considerados, finalmente, foi realizada uma regressão estrutural (SR), através da modelagem de equações estruturais, entre o construto de ordem superior do primeiro bloco de variáveis (ou seja, o fator de segunda ordem obtido pela análise fatorial exploratória no conjunto de variáveis associadas à maturidade das empresas) e os construtos do segundo bloco de variáveis (isto é, àqueles relacionados aos processos organizacionais).

Primeiramente, o modelo estrutural especificado envolveu todos os processos con-

siderados e o fator latente de segunda ordem (em conjunto com seus três fatores de primeira ordem), de modo que na equação estrutural, o fator latente de segunda ordem se tornou linearmente dependente de todos os processos/construtos, mais um termo de erro (veja figura 15, da seção 4.3). Em seguida, especificaram-se modelos em que as relações causais foram analisadas individualmente, isto é, dado o i -ésimo processo/construto, estipulou-se um modelo estrutural no qual o construto latente de segunda ordem se tornou linearmente dependente apenas do mesmo i -ésimo processo/construto, mais um termo de erro (veja figura 16, da seção 4.3).

Os cálculos para a realização das análises fatoriais, teste de normalidade e estimação do coeficiente alfa de Cronbach foram realizados com funções implementadas em MATLAB[®], versão 7.9.0 (R2009b). As técnicas de modelagem de equações estruturais foram realizadas por meio do pacote *sem*, do *software* R, versão 2.15.0 (ver apêndices I, J e K).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Este capítulo traz algumas discussões acerca dos resultados obtidos com a aplicação dos métodos estatísticos multivariados. Na seção 4.1 encontram-se os resultados do teste de normalidade multivariada. A confiabilidade e validade de construto são verificados na seção 4.2. Por fim, na seção 4.3 são avaliados os modelos estruturais hipotetizados por meio da modelagem de equações estruturais.

4.1 TESTE DE NORMALIDADE MULTIVARIADA

Conforme visto na seção 2.3.2, os parâmetros envolvidos na técnica da análise fatorial exploratória (EFA) podem ser estimados por dois métodos: o método das componentes principais (que não supõe gaussianidade multivariada) e o método (iterativo) de máxima verossimilhança (que está assentado na teoria da distribuição gaussiana). O mesmo ocorre para a modelagem de equações estruturais (SEM), onde se pode estimar o vetor de parâmetros θ (conforme mencionado na seção 2.4.6), iterativamente, pelo método de máxima verossimilhança ou por mínimos quadrados (generalizados, ponderados, não ponderados) ou ainda outros métodos de estimação não mencionados neste trabalho.

Assim, é de grande interesse verificar se os dados a serem manuseados suportam a hipótese de normalidade. Na figura 9 está o gráfico de probabilidade qui-quadrado (ou *QQ*-plot) que é resultado da aplicação do método de verificação de normalidade multivariada descrito na seção 2.5. Lembre-se de que quando a normalidade *p*-variada é coerente com os dados amostrais, o gráfico deve resultar em algo próximo de uma reta. Dessa forma, conforme figura 9, os dados parecem se adequar à normalidade, e assim, aceitando a hipótese de normalidade é possível utilizar (também) os métodos dependentes desta suposição.

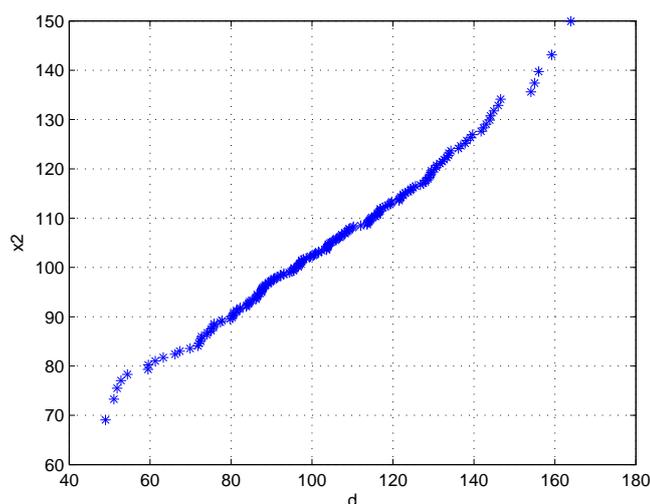


FIGURA 9 - GRÁFICO DE PROBABILIDADE QUI-QUADRADO

FONTE: O autor (2012)

4.2 AVALIAÇÃO DA VALIDADE E CONFIABILIDADE

Como se está trabalhando com construtos teoricamente latentes, faz-se necessário avaliar suas confiabilidades e validade de construto. É o que será feito nas seções 4.2.1 e 4.2.2.

4.2.1 Bloco Maturidade

Este bloco contém 22 variáveis (X1 até X22) baseadas em modelos de maturidade e foram medidas em escala de diferencial semântico de 7 pontos. Como não se conhece a estrutura fatorial deste bloco, optou-se por realizar a análise fatorial exploratória.

Foram aplicadas duas vezes a técnica de análise fatorial. A primeira com o intuito de eliminar as variáveis com pouca explicação, segundo suas comunalidades.

Os dois testes realizados (TABELA 2), indicam que a análise fatorial exploratória é adequada ao conjunto de dados. O teste de esfericidade de Bartlett apresenta um p -valor aproximadamente nulo, indicando que a hipótese nula deve ser rejeitada, ou seja, a matriz de correlação pode ser considerada diferente da matriz identidade. O

coeficiente de medida de adequação da amostra devido a Kaiser-Meier-Olkin, está dentro dos padrões sugeridos pela literatura (MINGOTI, 2005), tanto para a primeira análise (MSA = 0,883) quanto para a segunda (MSA = 0,883).

TABELA 2 - TESTE DE ESFERICIDADE DE BARTLETT E MSA APLICADOS NAS AMOSTRAS RELATIVAS AS PRIMEIRA E SEGUNDA EFA

ANÁLISE FATORIAL	<i>p</i> -VALOR BARTLETT	MSA (KMO)	NÚMERO DE VARIÁVEIS	NÚMERO DE FATORES	VARIÂNCIA EXPLICADA (%)*
1	≈ 0	0,883	22	4	52,63
2	≈ 0	0,883	12	3	64,58

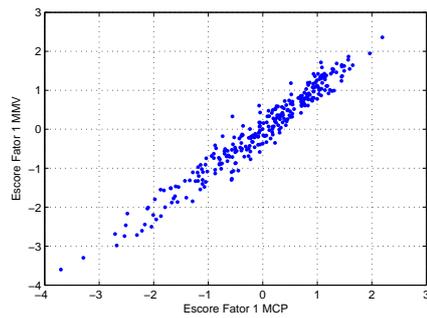
FONTE: O autor (2012)

NOTA: * Método de extração por componentes principais (MCP)

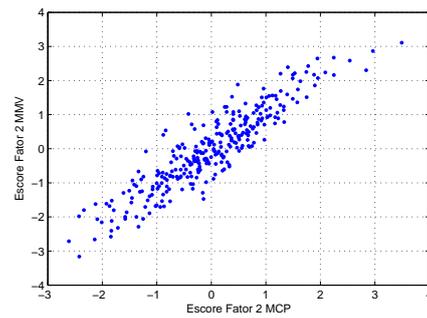
O número m de fatores a extrair foi determinado seguindo a estratégia sugerida por Johnson e Wichern (2007). Conforme seção 2.3.5, plotando os pares dos escores fatoriais por mínimos quadrados obtidos pelos dois métodos: MMV (método de máxima verossimilhança) e MCP (método das componentes principais), quando os pesos dos fatores concordam, a estrutura reproduzida pelo gráfico dos pares de escores se distribui em torno de uma reta que forma um ângulo de 45° passando pela origem. Os gráficos obtidos por esta estratégia estão nas figuras 10 e 11.

Da referida figura 10, observa-se que o número de fatores a ser utilizado na primeira análise, conforme estratégia sugerida por Johnson e Wichern (2007), é $m = 4$, uma vez que para o quinto fator (quinto gráfico, figura 10-e), os pesos dos escores não concordam e formam escores dispersos. Já para a segunda análise, vê-se da figura 11, que o número de fatores é $m = 3$, pois para o terceiro fator o gráfico (figura 11-c) ainda apresenta uma leve linearidade.

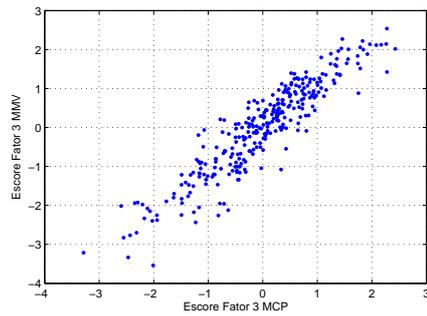
Os resultados da primeira análise fatorial obtidos pelos métodos das componentes principais e de máxima verossimilhança com rotação varimax estão no apêndice A (TABELA 13). Observa-se que o método de extração de máxima verossimilhança produz comunalidades muito baixas, de modo que se fosse estipulado um nível de corte de $h^2 < 0,5$ quase não restariam variáveis para análise. Pensando nisso e sendo menos conservador, optou-se por selecionar as variáveis com comunalidades que fos-



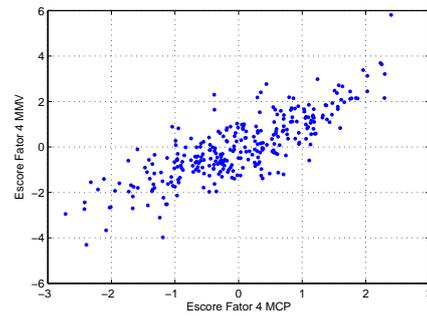
(a) Escores do primeiro par de fatores



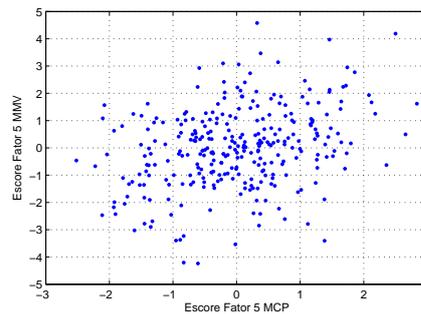
(b) Escores do segundo par de fatores



(c) Escores do terceiro par de fatores



(d) Escores do quarto par de fatores



(e) Escores do quinto par de fatores

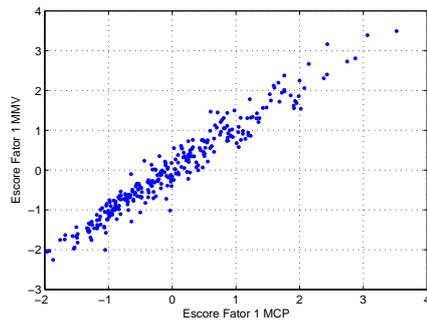
FIGURA 10 - GRÁFICOS DOS PARES DE ESCORES FATORIAIS PELOS MMV E MCP PARA A DETERMINAÇÃO DO NÚMERO m DE FATORES PARA A PRIMEIRA EFA

FONTE: O autor (2012)

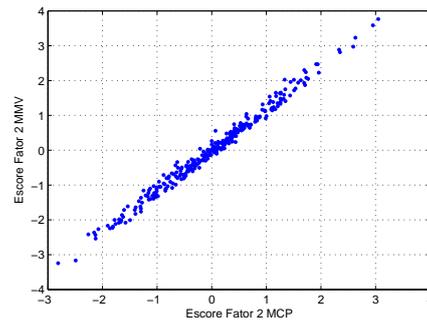
sem, pelo menos, superiores a 0,4 para o método de máxima verossimilhança e, pelo menos, não inferiores a 0,5 para o método das componentes principais.

Os resultados para a segunda análise fatorial, extraídos tanto pelo MMV quanto pelo MCP com rotação varimax, estão na tabela 3.

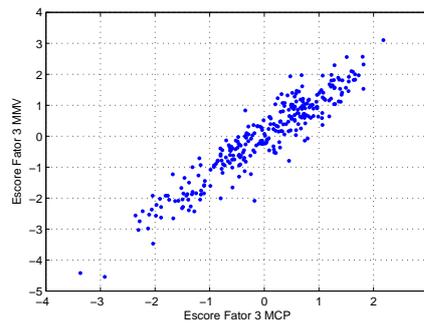
As variáveis mantidas na segunda análise são aquelas que possuem comunicações maiores que 0,5 para o MCP e maiores que 0,4 para o MMV (ver colunas de



(a) Escores do primeiro par de fatores



(b) Escores do segundo par de fatores



(c) Escores do terceiro par de fatores

FIGURA 11 - GRÁFICOS DOS PARES DE ESCORES FATORIAIS PELOS MMV E MCP PARA A DETERMINAÇÃO DO NÚMERO m DE FATORES PARA A SEGUNDA EFA

FONTE: O autor (2012)

comunalidades h^2 na tabela 13, no apêndice A). Os resultados da segunda análise, extraídos pelo MMV são ainda precários, pois algumas das comunalidades estão ainda bem baixas ($h_{X_6}^2 = 0,345$, por exemplo), e a porcentagem acumulada de variância extraída também está em torno de 53%. Além do mais, mesmo após a rotação varimax, a estrutura fatorial ainda não está bem clara (variáveis X6 e X15 no MCP e variável X15 no MMV). Na próxima seção serão tratadas mais detalhadamente algumas destas questões.

Embora as dificuldades encontradas, o agrupamento das variáveis foi o mesmo, para ambos os métodos de extração. Foram 12, o número de variáveis que permaneceram: X4, X5, X6, X11, X12, X13, X15, X16, X17, X18, X19 e X20. Agruparam-se da seguinte maneira:

- Fator Mercado (F1):

TABELA 3 - CARREGAMENTOS E COMUNALIDADES ESTIMADAS PARA A SEGUNDA EFA PELOS MMV E MCP

VARIÁVEL	COMPONENTES PRINCIPAIS				MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA			
	F1	F2	F3	h^2	F1	F2	F3	h^2
X4	-0,163	0,149	0,825	0,729	-0,235	-0,192	0,601	0,454
X5	-0,284	0,107	0,751	0,655	-0,305	-0,165	0,580	0,457
X6	-0,139	0,548	0,421	<u>0,496</u>	-0,247	-0,448	0,288	<u>0,345</u>
X11	-0,160	0,711	0,257	0,596	-0,221	-0,587	0,244	0,452
X12	-0,243	0,792	0,056	0,690	-0,246	-0,717	0,114	0,587
X13	-0,134	0,790	0,113	0,656	-0,159	-0,689	0,147	0,521
X15	-0,536	0,275	0,538	0,652	-0,472	-0,280	0,570	0,626
X16	-0,678	0,193	0,197	0,536	-0,551	-0,187	0,283	0,418
X17	-0,788	-0,062	0,177	0,656	-0,635	0,006	0,244	0,463
X18	-0,847	0,190	0,139	0,772	-0,870	-0,150	0,125	0,796
X19	-0,777	0,314	0,212	0,747	-0,784	-0,287	0,208	0,741
X20	-0,616	0,347	0,252	0,564	-0,570	-0,301	0,292	0,501
Prop. Expl. (%)	44,54	11,91	8,14		40,32	8,29	4,40	
Prop. Acum. (%)	44,54	56,44	64,58		40,32	48,61	53,01	

FONTE: O autor (2012)

- X16: Qual o nível de investimentos em tecnologias e equipamentos realizados nos últimos 3 anos?
 - X17: Qual a posição da empresa em relação às concorrentes?
 - X18: Qual o tempo de resposta a demandas de mercado? (novos produtos, certificações, novas tecnologias);
 - X19: Qual é a capacidade da empresa em se adaptar às mudanças do seu mercado / ambiente?
 - X20: Com relação a sua empresa você diria [ela segue as mudanças no mercado]?
- Fator Funcionários (F2):
 - X6: Qual o grau de autonomia dos funcionários?
 - X11: Como você classifica o estilo de gestão da empresa?
 - X12: Qual o nível de cooperação entre os funcionários?

- X13: Qual o nível de interação (troca de informações formais e informais) entre os funcionários?
- Fator Formalização (F3):
 - X4: Qual a quantidade de horas de treinamento dos funcionários por ano?
 - X5: Qual o nível de formalização das atividades e processos?
 - X15: Existe uma estratégia organizacional claramente definida?

4.2.1.1 Algumas discussões

O primeiro fator, fator Mercado, é o mais significativo, explicando 44,54% da variância dos dados (para o MCP e 40,32% para o MMV). As variáveis deste fator tem comunalidades superiores a 0,5 para o MCP. Para o MMV as comunalidades são mais precárias, com duas variáveis com comunalidades em torno de 0,4 (X16 e X17). Todos os seus pesos estão bem discriminados. As variáveis associadas a este fator preocupam-se com a posição da empresa no mercado, sobretudo no que diz respeito às constantes mudanças no cenário econômico. Daí parecer conveniente nominá-lo fator Mercado. O coeficiente de consistência interna alfa de Cronbach para este fator é $\alpha = 0,8546$ ($\bar{\alpha} = 0,8553$), que indica boa confiabilidade.

No fator Funcionários (segundo fator), estão presentes variáveis que tratam da postura do funcionário no ambiente de trabalho além da variável “estilo de gestão” (X11), razão pela qual foi nomeado de fator Funcionários. Esse fator explica 11,91% da variância para o MCP e 8,29% para o MMV. Está presente neste fator a variável com a pior comunalidade: X6 ($h_{X6}^2 = 0,496$, para o MCP e $h_{X6}^2 = 0,345$ para o MMV). Esta variável tem carregamento elevado também no fator 3 (fator formalização). Todas as outras variáveis neste fator, no entanto, possuem comunalidades maiores que 0,5 (para o MCP). A confiabilidade para este construto medida pelo coeficiente alfa de Cronbach é $\alpha = 0,7620$ ($\bar{\alpha} = 0,7679$), considerada boa (HAIR *et al.*, 2009).

No terceiro e último fator, fator Formalização, encontra-se as variáveis que estão

preocupadas com a formalização (e treinamento) das atividades bem como com a clareza da visão estratégica adotada pela empresa, por isso, esse fator foi nomeado de fator Formalização. Este fator explica 8,14% da variância do conjunto de dados para o MCP (e 4,4% para o MMV). As comunalidades para este fator são todas maiores que 0,6 para o MCP e em torno de 0,4 para o MMV. Para este fator, tem-se $\alpha = 0,7433$ ($\bar{\alpha} = 0,7445$), que é considerado um bom nível de consistência interna.

4.2.1.2 Confirmando resultados

De acordo com Hair *et al.* (2009), o método mais direto para validar os resultados é se mover para uma perspectiva confirmatória. Por isso, a fim de validar a estrutura fatorial obtida exploratoriamente, será utilizada a análise fatorial confirmatória, por meio da modelagem de equações estruturais, para avaliar os resultados obtidos.

Estimativas dos parâmetros padronizados, tanto pelo método de máxima verossimilhança (MMV) quanto por mínimos quadrados generalizados (GLS), estão na tabela 14, do apêndice B. As estimativas ajustadas (TABELA 14) estão de acordo com o ajuste realizado pela EFA por MMV da tabela 3. Os índices de qualidade de ajuste estão na tabela 4.

TABELA 4 - MEDIDAS DE QUALIDADE DE AJUSTE PARA O MODELO CFA RELATIVO AOS FATORES OBTIDOS PELA EFA DA SEÇÃO 4.2.1

MÉTODO	χ^2	<i>df</i>	<i>p</i> -VALOR	GFI	AGFI	RMSEA	NFI	TLI	CFI	SRMR
MMV	134,05	51	0,000	0,932	0,896	0,0739	0,914	0,928	0,944	0,0533
GLS	121,01	51	0,000	0,932	0,897	0,0679	0,968	0,976	0,981	0,0754

FONTE: O autor (2012)

Foi utilizado também o método de mínimos quadrados generalizados (GLS) para estimar os parâmetros a fim de se comparar os resultados por máxima verossimilhança com um método que não é dependente da distribuição subjacente.

Analisando as medidas de ajuste absoluto, tem-se que embora o teste qui-quadrado apresente significância estatística (lembre-se de que neste teste o objetivo é aceitar a hipótese nula de que as matrizes de covariância ou correlação amostral e a implícita

no modelo $\Sigma(\theta)$ são iguais), todos os outros índices são “aceitáveis”. Saliente-se da lembrança da sensibilidade do teste qui-quadrado ao tamanho da amostra, conforme Hair *et al.* (2009), Kline (2005), Lattin, Carrol e Green (2011). Os resíduos padronizados (ver apêndice C), são todos significativamente pequenos (menores que 2,00). O índice de qualidade de ajuste, $GFI > 0,9$, indica um “bom” grau de ajuste das correlações observadas em R por $\rho(\theta)$. A raiz do erro quadrático médio de aproximação, $RMSEA < 0,08$, indica que os parâmetros do modelo reproduzem “adequadamente” a correlação populacional. O mesmo para o índice $SRMR < 0,08$, que representa a discrepância média entre as matrizes de correlação observada e a hipotética.

As medidas de ajuste incremental, que comparam o modelo proposto com o modelo nulo, também estão de acordo com a literatura. Com relação às medidas de ajuste parcimonioso, o AGFI indica a quantidade relativa de variância na matriz S (ou R) que é conjuntamente explicada pela matriz de covariância estimada $\Sigma(\theta)$ (ou correlação estimada $\rho(\theta)$), relativamente aos graus de liberdade do modelo. Esta medida está em torno de 0,9 de modo que o ajuste pode ser considerado “bom”.

Todas as cargas fatoriais estão acima de 0,5 mas alguns valores R^2 associados são tão baixos que a validade convergente parece duvidosa. Por exemplo, o carregamento da variável X_6 , $\lambda_{X_6} = 0,589$, e seu respectivo $R^2 = 0,347$. Por outro lado, as correlações entre os construtos não são tão altas a ponto de incorrer em falta de validade discriminante. Quer dizer, embora sejam de magnitudes consideráveis, a validade discriminante pode ser aceita.

Comparando os resultados das tabelas 14 (APÊNDICE B) e 3, vê-se grande semelhança nos parâmetros ajustados na CFA e na EFA pelo MMV, sobretudo no que diz respeito as comunalidades (R^2 para CFA e h^2 para EFA). A primeira vista pode parecer apenas uma coincidência, entretanto, este padrão acompanhou todas as várias simulações realizadas com variadas escolhas para os números de fatores a extrair.

Uma das formas de aumentar as comunalidades seria aumentar o número de fa-

tores¹. Por outro lado, fazendo isto, várias variáveis se isolariam num único fator (foi o que ocorreu nas várias “simulações” realizadas na tentativa de obter maiores comunalidades), isto é, ter-se-ia fatores com uma única variável (as próprias variáveis seriam os respectivos fatores) e assim, além de diminuir a parcimônia do modelo fatorial ocorreria ainda problemas na especificação do modelo fatorial confirmatório: lembre-se das seções 2.4.4.1, 2.4.4.2 e 2.4.5.1, que uma condição suficiente para identificação do modelo está associado a um número mínimo de variáveis por construto, que mais aceitavelmente, seriam três por fator (KLINE, 2005).

Por essa razão, embora os problemas associados aos níveis de comunalidade e variância específica, parece ainda razoável continuar com os fatores acima obtidos.

A confiabilidade composta ρ_c^2 , bem como a medida de variância extraída σ_{ex}^2 dos construtos, estão na tabela 14 (APÊNDICE B). Os valores da confiabilidade composta estão próximos da consistência interna obtida pelo alfa de Cronbach α . A porcentagem da variância extraída está em torno de 50% para F1 e F3 e um pouco abaixo para F2 (46%). Estas medidas indicam um ajuste razoável para o modelo de mensuração. Os resíduos padronizados no apêndice C, também indicam isso, de modo que o seu bom comportamento residual dá indícios de que parâmetros adicionais não são necessários (LEÓN, 2011).

4.2.1.3 Modelo equivalente: modelo fatorial de segunda ordem

Modelos equivalentes produzem as mesmas correlações ou covariâncias previstas, mas com uma configuração de caminho entre as variáveis observadas diferente (KLINE, 2005). Todos os índices de qualidade de ajuste são idênticos. Conforme Kline (2005), para um dado modelo de equações estruturais, pode existir vários modelos equivalentes.

Na figura 12, tem-se diagramado um modelo equivalente ao obtido com a CFA anterior (cujos parâmetros estão na tabela 14, apêndice B). Este modelo equivalente

¹ Em EFA, a comunalidade para um modelo m fatorial é dada por $h_i^2 = l_{i1}^2 + \dots + l_{im}^2$, o que implica que $h_i^2 \leq h_i^{2*} = l_{i1}^2 + \dots + l_{im}^2 + l_{i(m+1)}^2$, já que $l_{i(m+1)}^2 \geq 0$.

é de ordem superior (ou de segunda ordem). As associações não analisadas (correlações) entre os fatores foram substituídas por um fator de segunda ordem, o qual foi chamado de fator Maturidade (*Mat*), que não tem indicadores e está-se presumindo que têm efeitos diretos sobre os fatores de primeira ordem (F_1 : Fator Mercado, F_2 : Fator Funcionários e F_3 : Fator Formalização). Observe que as condições de identificação do modelo fatorial de segunda ordem estão satisfeitas (KLINE, 2005): número de fatores de primeira ordem igual a pelo menos 3; $df = 51 > 0$; número de variáveis observadas por fator de primeira ordem de pelo menos 3.

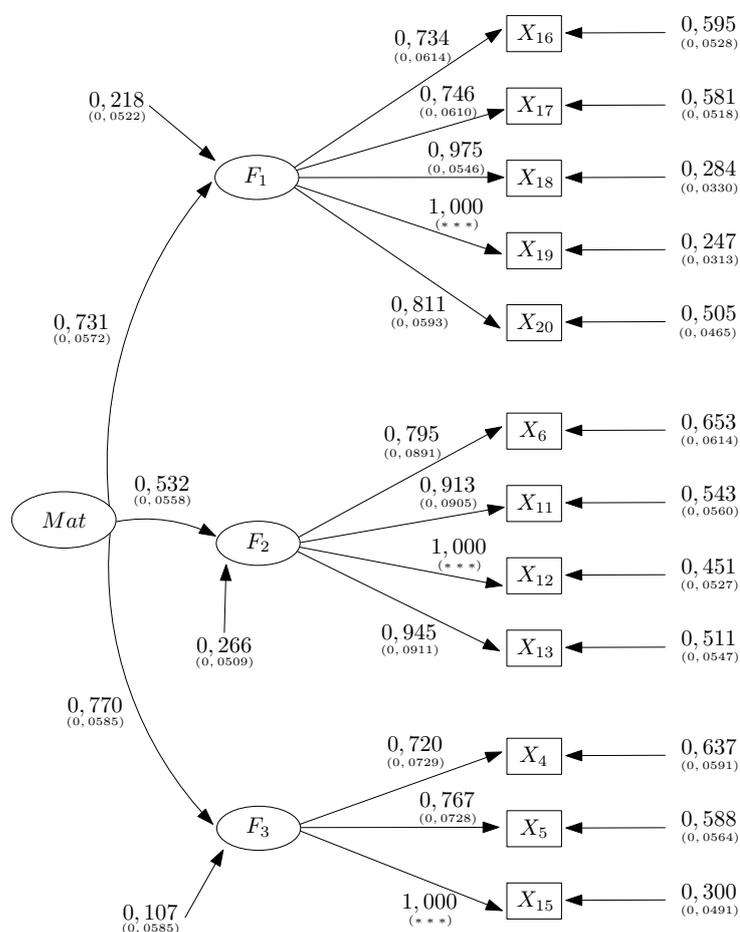


FIGURA 12 - DIAGRAMA DE CAMINHOS PARA MODELO HIERÁRQUICO DE MATURIDADE

FONTE: O autor (2012)

Como dito, os índices de qualidade de ajuste são idênticos ao modelo inicial e, portanto, são os mesmos da tabela 4. As estimativas dos parâmetros ajustadas estão inseridas junto ao diagrama (FIGURA 12). Um detalhe a salientar é que os efeitos causais diretos de *Mat* para os fatores de primeira ordem estão padronizados (isto é,

variância de *Mat* fixa em 1,0) já os efeitos dos fatores de primeira ordem sobre seus respectivos indicadores são não padronizados (pois suas escalas foram obtidas por meio da fixação de uma das cargas de uma de suas variáveis, por exemplo, $F_1 \rightarrow X_{19} = 1,000$ conforme referida figura 12). Isto foi feito para que se pudessem obter as variâncias dos termos de erro dos fatores de primeira ordem ($\theta_{\zeta_1} = 0,218$; $\theta_{\zeta_2} = 0,266$ e $\theta_{\zeta_3} = 0,107$).

Outro detalhe a salientar aqui é que a escolha dos pesos a serem fixos como 1,000 foi baseado em Kline (2005), que afirma que devem ser os caminhos das variáveis com maior confiabilidade (R^2 da tabela 14).

O coeficiente de confiabilidade composta do fator de segunda ordem *Mat* é $\rho_c^2 = 0,8747$, que é um valor muito bom. A medida de variância extraída para *Mat* também é boa, $\sigma_{ex}^2 = 0,7044$.

Nos modelos de regressão estrutural adiante (seção 4.3), será utilizado o modelo fatorial equivalente de ordem superior diagramado anteriormente pela figura 12.

4.2.2 Bloco processos

Tendo em vista que para este bloco a estrutura fatorial está definida, isto é, tomando cada um dos processos como construtos medidos por suas respectivas variáveis associadas, o que se fará nesta seção, é uma análise fatorial confirmatória a fim de avaliar a confiabilidade e a validade dos mesmos.

Os construtos (fatores) considerados são:

1. Desenvolvimento de Visão e Estratégia (F1P): X23 - X29;
2. Gerência de Produtos e Serviços (F2P): X30 - X36;
3. Marketing de Produtos e Serviços (F3P): X37 - X41;
4. Logística de Produtos e Serviços (F4P): X42 - X54;
5. Gerência do Atendimento ao Consumidor (F5P): X55 - X58;

6. Gerenciamento de Recursos Financeiros (F6P): X62 - X70;

Uma vez que para os outros processos que possuem apenas um indicador não é possível avaliar confiabilidade, muito menos validade, segue-se que não é possível dizer se aquilo que se pretende medir está sendo de fato medido (validade) ou se está livre de erro sistemático (confiabilidade).

Primeiramente, realizou-se uma análise fatorial confirmatória² (CFA), individual, isto é, fator por fator, a fim de verificar o ajuste e a confiabilidade. Por exemplo, para o fator 1, definiu-se o modelo descrito pelo diagrama de caminhos da figura 13. Os modelos para os outros fatores podem ser diagramados analogamente, para suas respectivas variáveis observadas.

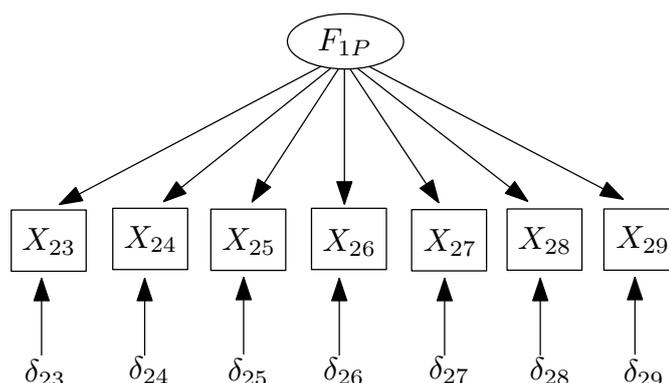


FIGURA 13 - MODELO DE CAMINHOS PARA O CONSTRUTO DESENVOLVIMENTO DE VISÃO E ESTRATÉGIA (F_{1P})

FONTE: O autor (2012)

Fixada a variância dos fatores iguais à 1,0 (padronização), estimou-se pelo método de máxima verossimilhança os parâmetros do modelo, usando a matriz de correlação. Os resultados, para cada modelo estão descritos na tabela 5 (e 15, apêndice D).

Observa-se da tabela 5, que são poucos os índices que concordam com os ajustes dos modelos. Por exemplo, para o modelo do fator F_{1P} diagramado na figura 13, apenas os índices de ajuste incremental $NFI = 0,902 > 0,9$; $TLI = 0,861 > 0,8$; $CFI = 0,908 > 0,9$ e a medida da ajuste absoluto $SRMR = 0,045587 < 0,5$ estão dentro dos

²Embora a literatura não estabeleça, foram feitos os testes de medida de adequação da amostra (MSA) e teste de esfericidade de Batlett para este conjunto de variáveis, de modo que o primeiro teste retornou um ótimo valor, $MSA = 0,973$, e o segundo teste apresentou p -valor aproximadamente nulo.

limites estabelecidos na literatura como aceitáveis.

TABELA 5 - MEDIDAS DE QUALIDADE DE AJUSTE PARA OS MODELOS RELATIVOS AOS CONSTRUTOS DE PROCESSOS

MODELO	χ^2	df	p-VALOR	GFI	AGFI	RMSEA	NFI	TLI	CFI	SRMR
Fator 1	199,54	14	0,000	0,846	0,693	0,211	0,902	0,861	0,908	0,0456
Fator 2	121,7	14	0,000	0,878	0,756	0,160	0,939	0,918	0,945	0,0383
Fator 3	45,82	5	0,000	0,946	0,839	0,166	0,956	0,921	0,961	0,0362
Fator 4	411,07	54	0,000	0,806	0,720	0,149	0,890	0,881	0,903	0,0424
Fator 5	23,7	2	0,000	0,963	0,814	0,191	0,967	0,909	0,970	0,0316
Fator 6	227,62	27	0,000	0,838	0,729	0,162	0,916	0,900	0,925	0,0385

FONTE: O autor (2012)

Na tabela 15 (APÊNDICE D), estão as estimativas dos parâmetros. Vê-se que todos os parâmetros são significantes (p -valor = 0,000). As cargas padronizadas dos fatores estimadas são, no geral, elevadas: todas acima de 0,7. Isso já é um indício de validade convergente (KLINE, 2005; LATTIN; CARROL; GREEN, 2011), e como as estimativas estão padronizadas, as cargas são interpretadas como as correlações entre as variáveis e seus respectivos fatores. Os erros padrões (em parênteses) são todos pequenos. As variâncias dos erros θ_{δ_i} , estão apresentadas na denominação de EFA, isto é, como variâncias específicas. O coeficiente de determinação R^2 é nada mais que a carga padronizada ao quadrado, $R^2 = \lambda_i^2$, e pode ser interpretado como a variância da i -ésima variável explicada pelo seu respectivo fator.

Como os índices que fornecem informação acerca do ajuste do modelo não dão suporte suficiente para a aceitabilidade dos modelos propostos (saliente-se sobre a simplicidade dos modelos aqui avaliados), o próximo passo será reespecificá-los tendo como auxílio os índices de modificação (IM). A ideia é ser mais criterioso nos índices de qualidade de ajuste, tendo em vista a simplicidade do modelo, para posteriormente, quando tratar-se de modelo mais complexo, relaxar na avaliação dos mesmos.

4.2.2.1 Reespecificação dos modelos

Antes de avaliar a confiabilidade e validade dos modelos propostos, faz-se necessário obter um modelo que esteja dentro dos limites de qualidade de ajuste propostos

pela literatura. Assim, dados os resultados iniciais, foram calculados também, os índices de modificação e com base neles foram feitas algumas modificações. Um índice de modificação fornece novas relações, entre erros de covariâncias ou novas relações entre fatores e, ainda, entre fatores e variáveis observadas (HAIR *et al.*, 2009; LEÓN, 2011).

As modificações foram assim seguidas: dados os modelos iniciais, conforme tabelas 5 e 15, foram solicitados índices de modificação e a partir desses índices, foram excluídas variáveis segundo alguns critérios de apoio (como correlação elevada entre indicadores), por fim o modelo foi estimado novamente.

Por exemplo, para o primeiro construto, Desenvolvimento de Visão e Estratégia (fator 1), os índices de modificação (IM) sugerem (conforme tabela 6)³ que a especificação de uma covariância entre os erros das variáveis X_{28} e X_{29} acarretará em um decréscimo médio de 114,409 pontos na estatística qui-quadrado. Os outros índices são interpretados de maneira equivalente.

TABELA 6 - ÍNDICES DE MODIFICAÇÃO PARA O CONSTRUTO DE PROCESSO F_{1P}

ÍNDICE DE MODIFICAÇÃO	RELAÇÕES ENTRE VARIÁVEIS				
	$X_{29} \leftrightarrow X_{28}$	$X_{24} \leftrightarrow X_{23}$	$X_{28} \leftrightarrow X_{25}$	$X_{27} \leftrightarrow X_{24}$	$X_{28} \leftrightarrow X_{23}$
IM	114,409	38,752	18,569	16,702	15,6000

FONTE: O autor (2012)

Neste ponto, com o fito de buscar melhorar o modelo de mensuração do construto hipotético avaliado, existem duas alternativas viáveis: (1) especifica-se a covariância entre os erros de medida das referidas variáveis, ou (2) elimina-se alguma destas variáveis.

Vários são os problemas em se especificar que erros de medição covariem:

1. A interpretação é difícil (KLINE, 2005; HAIR *et al.*, 2009);

³Os IM que sugerem relações entre os construtos e as variáveis observáveis não foram considerados aqui, tendo em vista que uma especificação desta ordem implicaria cruzamentos entre os fatores, de modo que os construtos subjacentes seriam multidimensionais, o que além de dificultar a interpretação, influencia negativamente na identificabilidade do modelo.

2. Segundo Hair *et al.* (2009) e Kline (2005), as novas relações devem basear-se em teoria;
3. Tem resultados na identificação do modelo (KLINE, 2005), isto é, o modelo pode tornar-se não identificável já que erros correlacionados refletem medidas multidimensionais. Por exemplo, a especificação da primeira relação $X_{29} \leftrightarrow X_{28}$ sugerida pelos índices de modificação na tabela 6, retornam um modelo identificável, mas ao adicionar a segunda ($X_{24} \leftrightarrow X_{23}$), o modelo não é identificável.

Olhando para as correlações entre as variáveis deste construto (conforme matriz de correlação $R_{F_{1P}}$ em (60)), percebe-se que estas são as maiores, $r_{X_{28}X_{29}} = 0,8523$ e $r_{X_{23}X_{24}} = 0,8501$. Por isso, parece razoável esperar que estas variáveis sejam colineares.

$$R_{F_{1P}} = \begin{pmatrix} 1,0000 & \mathbf{0,8501} & 0,7406 & 0,7722 & 0,6979 & 0,6928 & 0,7099 & X_{23} \\ \mathbf{0,8501} & 1,0000 & 0,7615 & 0,7987 & 0,7068 & 0,7315 & 0,7166 & X_{24} \\ 0,7406 & 0,7615 & 1,0000 & 0,7187 & 0,7344 & 0,6026 & 0,6146 & X_{25} \\ 0,7722 & 0,7987 & 0,7187 & 1,0000 & 0,7973 & 0,7417 & 0,6992 & X_{26} \\ 0,6979 & 0,7068 & 0,7344 & 0,7973 & 1,0000 & 0,7242 & 0,6590 & X_{27} \\ 0,6928 & 0,7315 & 0,6026 & 0,7417 & 0,7242 & 1,0000 & \mathbf{0,8523} & X_{28} \\ 0,7099 & 0,7166 & 0,6146 & 0,6992 & 0,6590 & \mathbf{0,8523} & 1,0000 & X_{29} \end{pmatrix} \quad (60)$$

Assim, tendo em vista as dificuldades encontradas na especificação do acréscimo da relação de covariância entre os termos de erro e com a finalidade de melhorar o ajuste do modelo de mensuração para o construto teórico Desenvolvimento de Visão e Estratégia, optou-se por excluir alguma destas variáveis.

A escolha da variável que permanece no modelo foi baseada no melhor ajuste, isto é, a variável que permaneceu foi aquela que forneceu o melhor ajuste comparado com aquela excluída.

Dessa forma, o construto Desenvolvimento de Visão e Estratégia ficou constituído das seguintes variáveis: X25, X26, X27 e X29, ou seja, X23, X24 e X28 foram excluí-

das.

Este procedimento foi adotado em todos os construtos restantes, e os novos ajustes estão nas tabelas 7 e 8.

TABELA 7 - MEDIDAS DE QUALIDADE DE AJUSTE PARA OS MODELOS DE PROCESSOS REESPECIFICADOS

MODELO	χ^2	df	p-VALOR	GFI	AGFI	RMSEA	NFI	TLI	CFI	SRMR
Fator 1	3,390	2	0,184	0,994	0,971	0,0483	0,996	0,994	0,998	0,0102
Fator 2	10,02	5	0,075	0,987	0,961	0,0581	0,991	0,990	0,995	0,0143
Fator 3	2,12	2	0,346	0,996	0,982	0,0143	0,997	1,000	1,000	0,0098
Fator 4	23,57	14	0,052	0,979	0,957	0,0479	0,985	0,991	0,994	0,0159
Fator 5	23,7	2	0,000	0,963	0,814	0,191	0,967	0,909	0,970	0,0316
Fator 6	12,51	9	0,186	0,986	0,967	0,0362	0,991	0,996	0,998	0,0133

FONTE: O autor (2012)

TABELA 8 - ESTIMATIVAS DOS PARÂMETROS PARA OS MODELOS DE CFA REESPECIFICADOS RELATIVOS AOS PROCESSOS

PARÂMETRO	CARGA PADRONIZADA	p-VALOR	R ²	VAR. ESPEC.	p-VALOR
F1P → X25	0,813 (0,0491)*	0,000	0,662	0,339 (0,0348)	0,000
F1P → X26	0,890 (0,0468)	0,000	0,793	0,207 (0,0284)	0,000
F1P → X27	0,867 (0,0475)	0,000	0,751	0,249 (0,0301)	0,000
F1P → X29	0,761 (0,0506)	0,000	0,580	0,420 (0,0401)	0,000
F2P → X30	0,817 (0,0486)	0,000	0,668	0,332 (0,0328)	0,000
F2P → X33	0,886 (0,0464)	0,000	0,785	0,215 (0,0256)	0,000
F2P → X34	0,855 (0,0474)	0,000	0,731	0,269 (0,0288)	0,000
F2P → X35	0,801 (0,0491)	0,000	0,642	0,358 (0,0345)	0,000
F2P → X36	0,817 (0,0486)	0,000	0,667	0,333 (0,0328)	0,000
F3P → X37	0,707 (0,0519)	0,000	0,499	0,501 (0,0451)	0,000
F3P → X39	0,796 (0,0494)	0,000	0,633	0,367 (0,0358)	0,000
F3P → X40	0,920 (0,0457)	0,000	0,847	0,153 (0,0262)	0,000
F3P → X41	0,876 (0,0471)	0,000	0,768	0,232 (0,0287)	0,000
F4P → X42	0,846 (0,0472)	0,000	0,716	0,284 (0,0275)	0,000
F4P → X43	0,875 (0,0463)	0,000	0,765	0,235 (0,0241)	0,000
F4P → X44	0,877 (0,0462)	0,000	0,769	0,231 (0,0238)	0,000
F4P → X45	0,861 (0,0467)	0,000	0,741	0,259 (0,0258)	0,000
F4P → X47	0,737 (0,0505)	0,000	0,542	0,458 (0,0404)	0,000
F4P → X50	0,851 (0,0471)	0,000	0,724	0,276 (0,0270)	0,000
F4P → X51	0,672 (0,0521)	0,000	0,452	0,549 (0,0473)	0,000
F5P → X55	0,725 (0,0518)	0,000	0,525	0,475 (0,0442)	0,000
F5P → X56	0,805 (0,0495)	0,000	0,647	0,353 (0,0362)	0,000
F5P → X57	0,880 (0,0474)	0,000	0,774	0,227 (0,0303)	0,000
F5P → X58	0,872 (0,0476)	0,000	0,761	0,239 (0,0308)	0,000

continua

PARÂMETRO	CARGA PADRONIZADA	p-VALOR	R ²	VAR. ESPEC.	conclusão
					p-VALOR
F6P → X62	0,805 (0,0485)	0,000	0,648	0,352 (0,0324)	0,000
F6P → X63	0,880 (0,0461)	0,000	0,774	0,226 (0,0233)	0,000
F6P → X65	0,901 (0,0453)	0,000	0,813	0,187 (0,0208)	0,000
F6P → X66	0,879 (0,0461)	0,000	0,773	0,227 (0,0234)	0,000
F6P → X67	0,704 (0,0513)	0,000	0,495	0,505 (0,0439)	0,000
F6P → X70	0,865 (0,0466)	0,000	0,748	0,252 (0,0252)	0,000

FONTE: O autor (2012)

NOTA: * Erros padrões entre parênteses

As variáveis que permaneceram na análise estão descritas, segundo seus respectivos construtos, no quadro 2.

CONSTRUTO/PROCESSO	VARIÁVEIS
Desenvolver a Visão e a Estratégica	X25, X26, X27 e X29
Desenvolver e Gerenciar Produtos e Serviços	X30, X33, X34, X35 e X36
Comercializar e Vender Produtos e Serviços	X37, X39, X40 e X41
Entrega de Produtos e Serviços	X42, X43, X44, X45, X47, X50 e X51
Gerenciar o Atendimento ao Consumidor	X55, X56, X57 e X58
Gerenciamento de Recursos Financeiros	X62, X63, X65, X66, X67 e X70

QUADRO 2 - CONSTRUTOS FORMADOS APÓS A METODOLOGIA DE SELEÇÃO DE VARIÁVEIS PELOS ÍNDICES DE MODIFICAÇÃO

FONTE: O autor (2012)

Os modelos reespecificados foram bem ajustados, conforme se verifica na tabela 7. Basicamente todos os índices de qualidade de ajuste estão acima dos limites estabelecidos pela literatura.

4.2.2.2 CFA geral para fatores associados aos processos organizacionais

Selecionadas as variáveis, conforme quadro 2, realizou-se uma análise fatorial confirmatória⁴ mais geral envolvendo todos os fatores. O modelo especificado está representado no diagrama da figura 14. Os resultados padronizados (isto é, fixada a variância de cada fator em 1,0) obtidos pelos métodos de máxima verossimilhança

⁴Novamente, realizou-se os testes de verificação de adequação dos dados para a análise fatorial, muito embora, conforme já salientado, não seja requisitado pela literatura. Obteve-se $MSA = 0,968$ para a medida de adequação da amostra de Kaiser-Meyer-Olkin e um p -valor aproximadamente nulo para o teste de esfericidade de Bartlett.

e mínimos quadrados generalizados utilizando a matriz de correlação amostral são dados nas tabelas 9 e 16 (APÊNDICE E).

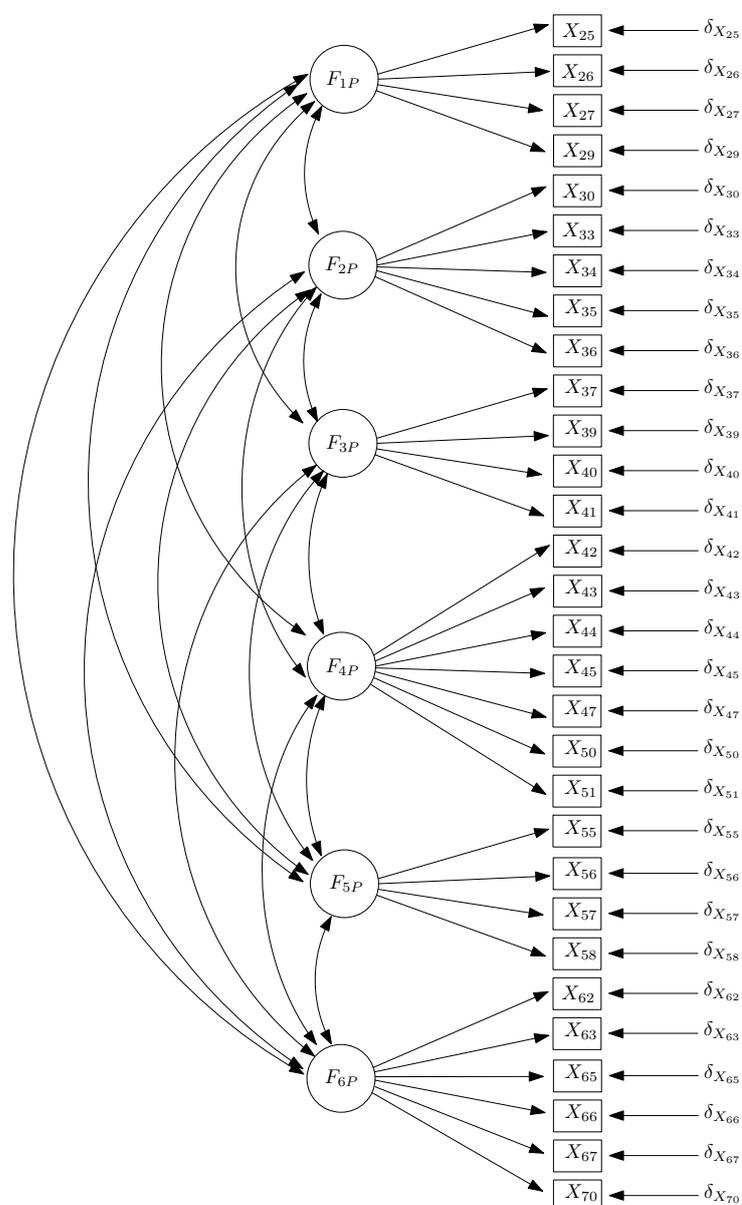


FIGURA 14 - DIAGRAMA DE CAMINHOS PARA A ANÁLISE FATORIAL CONFIRMATÓRIA ENVOLVENDO OS SEIS PROCESSOS CONSIDERADOS

FONTE: O autor (2012)

Dos resultados da tabela 9, vê-se que alguns índices sugerem bom ajuste. Por exemplo, os índices $RMSEA = 0,0677$, $TLI = 0,929$, $CFI = 0,936$ e $SRMR = 0,0448$ estão dentro dos limites estabelecidos como aceitáveis. Os índices $AGFI = 0,799$ e $NNFI = 0,895$ também indicam, por proximidade, ajuste aceitável. Os resíduos padronizados (conforme apêndice F) indicam também que o modelo ajustou-se bem aos dados.

TABELA 9 - MEDIDAS DE QUALIDADE DE AJUSTE PARA O MODELO CFA DE PROCESSOS DIAGRAMADO PELA FIGURA 15

MÉTODO	χ^2	df	p-VALOR	GFI	AGFI	RMSEA	NFI	TLI	CFI	SRMR
MMV	922,81	390	0,000	0,831	0,799	0,0677	0,895	0,929	0,936	0,0448
GLS	710,53	390	0,000	0,841	0,811	0,0525	0,986	0,993	0,994	0,1015

FONTE: O autor (2012)

Assim, optou-se por considerar o modelo MINIMAMENTE adequado aos dados.

Saliente-se que se está relaxando na avaliação do ajuste tendo em vista que, conforme cresce a complexidade e o tamanho do modelo, os índices tendem a serem mais precários.

Observa-se que todas as estimativas dos parâmetros ajustados (Tabela 16, apêndice E) são estatisticamente significantes com erros padrões (valores em parênteses) bem baixos. Os coeficientes de caminho são todos maiores que 0,7 indicando, assim, validade convergente (KLINE, 2005). Os processos possuem correlações fortes. A maioria das correlações está em torno de 0,8. Neste ponto, por conta desta alta correlação, a validade discriminante pode ser questionada (pois para que a mesma exista é necessário que as correlações entre os fatores latentes sejam relativamente baixas). Por outro lado, o fato dos construtos serem altamente correlacionados está de acordo com a teoria de que os processos se inter-relacionam (GONÇALVES, 2000), razão pela qual pode-se considerar a existência de validade nomológica.

TABELA 10 - CONFIABILIDADE, CONFIABILIDADE COMPOSTA E MEDIDA DE VARIÂNCIA EXTRAÍDA PARA CADA UM DOS SEIS CONSTRUTOS/PROCESSOS

ESTIMATIVAS	F1P	F2P	F3P	F4P	F5P	F6P
α	0,8993	0,9177	0,8875	0,9325	0,8921	0,9298
$\bar{\alpha}$	0,9001	0,9202	0,8933	0,9333	0,8924	0,9342
ρ_c^2	0,9020	0,9190	0,8977	0,9347	0,8943	0,9361
σ_{ex}^2	0,6974	0,6941	0,6887	0,6732	0,6796	0,7106

FONTE: O autor (2012)

Os construtos são confiáveis. Conforme tabela 10, tanto a confiabilidade por meio da consistência interna (alfa de Cronbrach) quanto a confiabilidade composta por meio da CFA estão próximas e associadas. A variância extraída σ_{ex}^2 , também na tabela 10,

estão em torno de 0,7 o que é muito bom já que a recomendação (HAIR *et al.*, 2009) é de que seja maior que 0,5 ($\sigma_{ex}^2 > 0,5$).

4.3 MODELAGEM DE EQUAÇÕES ESTRUTURAIS

Primeiramente, estabeleceu-se um modelo de regressão estrutural (SR) geral, envolvendo todos os fatores constantes das seções 4.2.1.3 e 4.2.2.2. As medidas de qualidade de ajuste pelos métodos de extração por MMV e por GLS estão na tabela 11. Observe que as medidas relacionadas ao incremento, TLI e CFI, são “boas”, pois estão dentro dos limites estabelecidos como tal, o mesmo para as medidas RMSEA e SRMR. Por outro lado, são precários os índices que dizem respeito ao ajuste global, p -valor, GFI, AGFI e o índice NFI até mesmo para uma análise menos rigorosa (como feita na CFA envolvendo todos os 6 processos, na seção 4.2.2.2). Os índices de qualidade de ajuste para o método de mínimos quadrados generalizados (GLS) estão na mesma situação, com a diferença que o NFI passa a enquadrar-se bem e o SRMR é ruim.

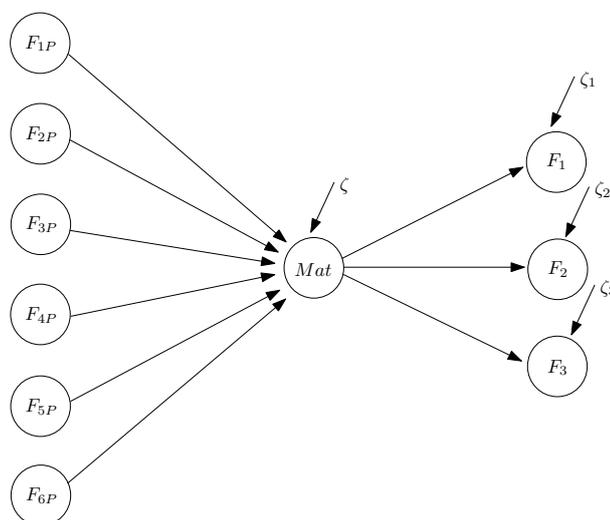


FIGURA 15 - DIAGRAMA DE CAMINHOS PARA O MODELO DE REGRESSÃO ESTRUTURAL GLOBAL

FONTE: O autor (2012)

As estimativas dos parâmetros ajustados pelo método de máxima verossimilhança (MMV) estão no apêndice G. Tendo em vista as dificuldades encontradas no ajuste

TABELA 11 - MEDIDAS DE QUALIDADE DE AJUSTE PARA O MODELO DE REGRESSÃO ESTRUTURAL GERAL

MÉTODO	χ^2	df	p-VALOR	GFI	AGFI	RMSEA	NFI	TLI	CFI	SRMR
MMV	1677,5	795	0,000	0,788	0,759	0,0610	0,851	0,908	0,915	0,0528
GLS	1226	795	0,000	0,804	0,778	0,0427	0,983	0,994	0,994	0,1748

FONTE: O autor (2012)

do modelo CFA mais global (conforme tabela 11), foram estudadas as relações de causalidade individualmente, isto é, construto por construto.

Por exemplo, considere o diagrama da figura 16. Neste diagrama está o modelo que hipotetiza o construto Desenvolvimento de Visão e Estratégia (F_{1P}) como uma causa para o construto de ordem superior Maturidade Organizacional (Mat).

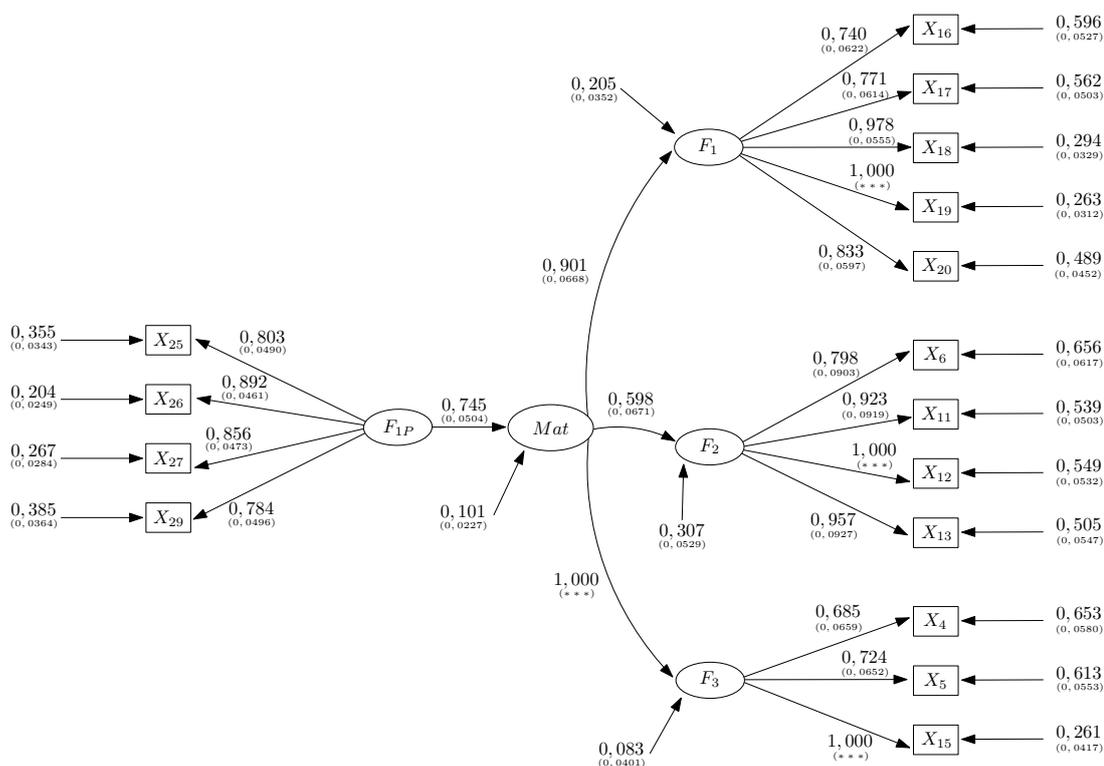


FIGURA 16 - DIAGRAMA DE CAMINHOS PARA O MODELO ESTRUTURAL QUE ESTABELECE O CONSTRUTO F_{1P} COMO CAUSA DE Mat

FONTE: O autor (2012)

A relação de causalidade entre estes fatores é dada pelo modelo estrutural:

$$\begin{aligned}
 Mat &= \gamma F_{1P} + \zeta & F_2 &= \gamma_2 Mat + \zeta_2 \\
 F_1 &= \gamma_1 Mat + \zeta_1 & F_3 &= 1,0 Mat + \zeta_3
 \end{aligned}
 \tag{61}$$

Como a variância do fator latente F_{1P} foi fixada em 1,0 ocorre que o coeficiente de caminho γ , em (61), está padronizado. Por outro lado, a escala para Mat foi construída pela atribuição (fixação) do caminho $Mat \rightarrow F_3$ em 1,000 para que se pudesse obter θ_ζ na primeira relação linear de (61). O mesmo para as escalas dos fatores de primeira ordem F_1 , F_2 e F_3 .

E o seu modelo de mensuração tem as equações:

$$\begin{aligned}
 X_{16} &= \lambda_{16}F_1 + \delta_{16} & X_6 &= \lambda_6F_2 + \delta_6 \\
 X_{17} &= \lambda_{17}F_1 + \delta_{17} & X_{11} &= \lambda_{11}F_2 + \delta_{11} \\
 X_{18} &= \lambda_{18}F_1 + \delta_{18} & X_{12} &= 1,0F_2 + \delta_{12} \\
 X_{19} &= 1,0F_1 + \delta_{19} & X_{13} &= \lambda_{13}F_2 + \delta_{13} \\
 X_{20} &= \lambda_{20}F_1 + \delta_{20} & & \\
 X_{25} &= \lambda_{25}F_{1P} + \varepsilon_{25} & X_4 &= \lambda_4F_3 + \delta_4 \\
 X_{26} &= \lambda_{26}F_{1P} + \varepsilon_{26} & X_5 &= \lambda_5F_3 + \delta_5 \\
 X_{27} &= \lambda_{27}F_{1P} + \varepsilon_{27} & X_{15} &= 1,0F_3 + \delta_{15} \\
 X_{29} &= \lambda_{29}F_{1P} + \varepsilon_{29} & &
 \end{aligned}$$

O construto Maturidade (Mat) é de ordem superior, e seus fatores de primeira ordem são aqueles obtidos e descritos na seção 4.2.1.3. Os parâmetros estimados estão incluídos na figura 16 (estão também na tabela 17, apêndice H). Observa-se que o coeficiente de caminho estrutural que indica a relação de causalidade entre os dois construtos é relativamente alto, $F_{1P} \rightarrow Mat = 0,745$. Como este valor está padronizado, ele é interpretado como uma correlação entre os dois construtos.

Todas as outras relações de causalidade podem ser diagramadas de maneira equivalente a figura 16. Os resultados de todos os ajustes estão nas tabelas 12 e 17 (APÊNDICE H). Todas as estimativas ajustados estão na tabela 17, no apêndice H. As cargas de caminho que representam as relações de causalidade hipotetizadas bem como os índices de qualidade de ajuste estão na tabela 12. Olhando para os índices de qualidade de ajuste, vê-se que todos eles indicam adequação do modelo, pois estão dentro dos limites estabelecidos na literatura.

TABELA 12 - MEDIDAS DE QUALIDADE DE AJUSTE PARA OS MODELOS DE REGRESSÃO ESTRUTURAL (SR) INDIVIDUAIS CONFORME FIGURA 17

MODELO	χ^2	df	p-VALOR	GFI	AGFI	RMSEA	NFI	TLI	CFI	SRMR
F1P → MAT	267,1 (236,73)*	100 (100)	0,000 (0,000)	0,902 (0,901)	0,867 (0,865)	0,0749 (0,0677)	0,902 (0,975)	0,923 (0,982)	0,936 (0,985)	0,05457 (0,07833)
F2P → MAT	283,4 (239,98)	115 (115)	0,000 (0,000)	0,901 (0,905)	0,868 (0,874)	0,0701 (0,0604)	0,903 (0,977)	0,929 (0,985)	0,940 (0,988)	0,05469 (0,07556)
F3P → MAT	216,48 (184,16)	100 (100)	0,000 (0,000)	0,918 (0,923)	0,888 (0,895)	0,0625 (0,0531)	0,917 (0,98)	0,944 (0,989)	0,953 (0,991)	0,05398 (0,07672)
F4P → MAT	316,02 (276,96)	148 (148)	0,000 (0,000)	0,902 (0,902)	0,874 (0,874)	0,0617 (0,0541)	0,910 (0,979)	0,942 (0,988)	0,950 (0,990)	0,05498 (0,09584)
F5P → MAT	238,74 (204,93)	100 (100)	0,000 (0,000)	0,910 (0,914)	0,878 (0,883)	0,0682 (0,0593)	0,908 (0,975)	0,933 (0,985)	0,944 (0,987)	0,05488 (0,07779)
F6P → MAT	300,62 (243,51)	131 (131)	0,000 (0,000)	0,900 (0,909)	0,869 (0,882)	0,0659 (0,0537)	0,910 (0,982)	0,938 (0,990)	0,947 (0,991)	0,05897 (0,08949)

ESTIMATIVAS DOS CARREGAMENTOS												
PARÂMETRO	MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA						MÍNIMOS QUADRADOS GENERALIZADOS (GLS)					
	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor		
F1P → MAT	0,745 (0,0504)**	0,000	0,846	0,101 (0,0277)	0,000	0,727 (0,0582)	0,000	0,873	0,077 (0,0250)	0,002		
F2P → MAT	0,572 (0,0521)	0,000	0,605	0,214 (0,0375)	0,000	0,541 (0,0684)	0,000	0,628	0,174 (0,0342)	0,000		
F3P → MAT	0,623 (0,0520)	0,000	0,681	0,210 (0,0797)	0,000	0,607 (0,0600)	0,000	0,699	0,159 (0,0336)	0,000		
F4P → MAT	0,604 (0,0530)	0,000	0,628	0,217 (0,0383)	0,000	0,554 (0,0670)	0,000	0,655	0,162 (0,0353)	0,000		
F5P → MAT	0,629 (0,0522)	0,000	0,716	0,157 (0,0313)	0,000	0,607 (0,0598)	0,000	0,707	0,153 (0,0321)	0,000		
F6P → MAT	0,589 (0,0518)	0,000	0,607	0,201 (0,0820)	0,000	0,560 (0,0659)	0,000	0,630	0,184 (0,0354)	0,000		

FONTE: O autor (2012)

NOTA: * Valores para o método de GLS

** Erros padrões entre parênteses

Conforme tabela 17, apêndice H, para as estimativas por máxima verossimilhança (MMV), todos os coeficientes de caminhos bem como variâncias específicas possuem significância estatística ao nível de 5%. Já no método de mínimos quadrados (GLS), as cargas de caminhos também são estatisticamente significantes ao nível de 5%. Por outro lado, a variância específica θ_{ζ_3} , do fator de primeira ordem F_3 (fator Formalização), para os modelos $F_{1P} \rightarrow Mat$ e $F_{6P} \rightarrow Mat$, não são consideradas estatisticamente diferentes de zero ao nível de 5%, com respectivos p -valores iguais a 0,083 e 0,139.

Dos processos analisados, aquele que têm maior impacto nos níveis de maturidade é o primeiro, isto é, o construto Desenvolvimento de Visão e Estratégia que possui o maior coeficiente de caminho $F_{1P} \rightarrow Mat = 0,745$, seguido do fator Gerência do Atendimento ao Consumidor ($F_{5P} \rightarrow Mat = 0,629$) e fator Marketing de Produtos e Serviços ($F_{3P} \rightarrow Mat = 0,623$). De um modo geral todas as relações de causalidade podem ser consideradas como efeitos “grandes”, já que são $> 0,50$ (KLINE, 2005).

Individualmente, o fator mais importante é o construto Desenvolvimento de Visão e Estratégia (P_{1P}). Observa-se que 84,6% ($R^2 = 0,846$) da variância do fator de ordem superior Maturidade (Mat) é explicada pelo construto Desenvolvimento de Visão e Estratégia, quando analisa-se as relações sem a influência dos outros construtos. Conforme tabela 12, este é o maior R^2 . O segundo construto mais importante, conforme a ordem de grandeza dos coeficientes de caminhos e de R^2 é o construto Gerência do Atendimento ao Consumidor (F_{5P}). Este construto explica, excluída a contribuição dos demais processos, 71,6% da variância do fator Maturidade ($R^2 = 0,716$).

Os demais construtos tem pesos bem como coeficientes de determinação R^2 em torno de 0,6 que também são de ordens significativas. Os resultados que levam em consideração a contribuição de todos os construtos relacionados à processos (APÊNDICE G), confirmam a importância relativa a estes dois processos (observe na saída do apêndice G as cargas $F_{1P} \rightarrow Mat = 0,5873$ e $F_{5P} \rightarrow Mat = 0,1994$ são as mais significativas, enquanto que os demais coeficientes de caminhos são inferiores a 0,07), muito embora os índices de qualidade de ajuste não corroborem para maior “confi-

ança” quanto a estas relações.

Dessa forma, apesar de não ser o caso ignorar os outros processos organizacionais analisados, a ênfase deve ser dada à manutenção das relações associadas ao desenvolvimento de visão e estratégia da organização e na elaboração de novas práticas que se concentrem nesses aspectos.

5 CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES

A partir dos modelos estruturais hipotetizados que buscaram analisar relações de causalidade entre processos organizacionais e maturidade das empresas, pôde-se verificar que todas as relações estipuladas são fortes. Mais precisamente, o nível de efetividade dos processos quando analisados como preditores diretos do construto Maturidade (*Mat*), sem levar em conta a influência correlacional presente entre os processos (para cada um dos 6 processos considerados, hipotetizou-se 6 modelos de regressão estrutural em que verificou-se a influência do *i*-ésimo processo como preditor do construto maturidade), retornam altos coeficientes estruturais (γ_i , $i = 1, \dots, 6$), de modo que é possível concluir que os processos estudados são bons preditores do conceito latente maturidade organizacional e níveis superiores de desenvolvimento de processos resultam níveis superiores de maturidade.

Através da abordagem por modelagem de equações estruturais pôde-se verificar, também, que os processos mais importantes, dentre àqueles analisados, são os processos Desenvolvimento de Visão e Estratégia e Gerência do Atendimento ao Consumidor, que apresentaram nas análises individuais (isto é, àquelas sem a influência das correlações com os outros construtos de processos) os maiores coeficientes estruturais e de determinação R^2 .

Num âmbito mais geral, na análise estrutural mais global que envolvia todos os seis processos considerados, obteve-se o mesmo resultado, muito embora os índices de qualidade de ajuste para este modelo global não tenha atingido os níveis de satisfação exigidos pela literatura. Isso é um indício de que, mesmo em âmbito global, os processos Desenvolvimento de Visão e Estratégia e Gerência do Atendimento ao Consumidor ainda são os melhores preditores do construto Maturidade.

Diante dessas considerações, é importante salientar que apesar de não ser indi-

cado ignorar os outros processos organizacionais analisados (bem como aqueles que não entraram na análise) e a fim de estabelecer-se maiores níveis de maturidade, a ênfase deve ser dada aos processos de Desenvolvimento de Visão e Estratégia (F_{1P}) e Gerência do Atendimento ao Consumidor (F_{5P}), pois a dependência do construto Maturidade é mais intensa para estes fatores latentes.

No que diz respeito às etapas intermediárias, obteve-se alguns empecilhos que limitaram o desenvolvimento do trabalho. Por exemplo, dos 12 processos existentes no modelo *Process Classification Framework* (PCF) utilizado na elaboração das questões, apenas 6 possuíam mais que 2 variáveis arroladas no questionário PRONUX, 5 processos possuíam apenas 1 indicador e 1 processo 2 indicadores. Por conta da impossibilidade de se avaliar confiabilidade e validade para “construtos” com apenas 1 indicador e ainda, pela dificuldade encontrada na indentificabilidade de modelos estruturais com construtos com menos de três variáveis, utilizou-se apenas esses 6 processos/construtos com indicadores em número suficiente. Esses processos apresentaram boas estimativas de confiabilidade (composta e consistência interna) e validade convergente. Observou-se, ainda, uma alta correlação entre os processos empresariais avaliados, o que está de acordo com a literatura no que tange a alta interconexão entre os processos (GONÇALVES, 2000, 2000a), razão pela qual é possível considerar a validade nomológica.

Os resultados na avaliação da confiabilidade e validade para o construto Maturidade foram mais modestos. As estimativas de confiabilidades para os fatores obtidos pela análise fatorial exploratória (EFA) foram boas. O estudo de validade para os construtos formados foram menos consistentes, pois algumas variáveis retornaram coeficientes R^2 bem baixos, muito embora as estimativas de confiabilidade composta bem como o ajuste global do modelo especificado (medidas de qualidade de ajuste) tenham sido “boas”, tanto para os construtos de primeira ordem quanto para o construto de ordem superior (Mat). Uma forma para sanar estes resultados periféricos, seria trabalhar com um dentre os vários modelos de maturidade existentes de modo a construir e validar, com base na teoria do modelo considerado, uma nova escala para

o construto maturidade.

Outra dificuldade encontrada foi o chamado erro de especificação, que é a omissão de variáveis no modelo, pois conforme já mencionado, nem todos os processos modelados pelo PCF foram considerados. O mesmo para as variáveis relacionadas à maturidade das organizações.

Por fim, com a finalidade de estabelecer um melhor estudo de causalidade entre nível de desenvolvimento de processos e maturidade organizacional, recomenda-se, para estudos futuros, a construção de escalas para os outros processos do modelo PCF que não foram analisados neste trabalho. Melhorar os resultados da avaliação da validade de construto para o fator latente Maturidade, seja por considerar um modelo de maturidade em específico (o que facilitaria a definição e construção dos fatores de primeira ordem), seja por incorporar variáveis junto às usadas neste bojo a fim de aumentar suas confiabilidades e validades. Usar também outras escalas (escala de Stapel ou escalas multiitens (MALHOTRA, 2006)) em conjunto com a escala aqui utilizada, bem como colher ao menos duas amostras, a fim de utilizar outras técnicas mais criteriosas e conservadoras para analisar validade de construto, conforme sugerido por Bagozzi, Youjae e Phillips (1991), Steenkamp e Trijp (1991), O'Leary-Kelly e Vokurka (1998).

REFERÊNCIAS

ABDALA, E. C. A gestão orientada por processos: Um estudo de caso em uma organização hospitalar brasileira. In: **Segundo Congresso Brasileiro de Sistemas - CBS**. FEA-RP/USP, 2006. Disponível em: <<http://legacy.unifacef.com.br/quartocbs/trabalhosanteriores.asp>>.

ADIZES, I. **Os Ciclos de Vida das Organizações: Como e Por que as Empresas Crescem e Morrem e O que Fazer a Respeito**. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2002.

AHMED, F.; CAPRETZ, L. An organizational maturity model of software product line engineering. **Software Quality Journal**, Springer Netherlands, v. 18, p. 195–225, 2010. ISSN 0963-9314. 10.1007/s11219-009-9088-5. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s11219-009-9088-5>>.

APQC. **Process Classification Framework**. 2012. [Online; acesso em 12-Setembro-2012]. Disponível em: <<http://www.apqc.org/knowledge-base/download>>.

BAGOZZI, R. P.; YOUJAE, Y.; PHILLIPS, L. W. Assessing construct validity in organizational research. **Administrative Science Quarterly**, v. 36, n. 3, p. 421–458, 1991. Disponível em: <<http://ehis.ebscohost.com/ehost/pdfviewer/>>.

BECEGATO, A. C. **Análise da Correlação entre Maturidade e Níveis de Desenvolvimento dos Processos**. Dissertação (Mestrado) — PUC/PR, 2009.

BERNARDI, L. A. **Manual de Empreendedorismo e Gestão: Fundamentos, Estratégias e Dinâmica**. São Paulo: Atlas, 2003.

BEUREN, I. M.; RENGEL, S.; HEIN, N. Ciclo de vida organizacional pautado no modelo de Lester, Parnell e Carraher (2003) e na lógica fuzzy: classificação de empresas de um segmento industrial de Santa Catarina. **Revista de Administração (São Paulo)**, scielo, v. 47, p. 197–216, 06 2012. ISSN 0080-2107. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0080-21072012000200004&nrm=iso>.

BISTAFFA, B. C. **Incorporação de Indicadores Categóricos Ordinais em Modelos de Equações Estruturais**. Dissertação (Mestrado) — USP/SP, 2010.

BOGAN, C. E.; ENGLISH, M. J. **Benchmarking, Aplicações Práticas e Melhoria Contínua**. São Paulo: MAKRON Books, 1996.

BRANDALISE, L. **A Determinação de Indicadores Sócio-Econômicos e Classificação de um Município Paranaense Através da Análise Estatística Multivariada**. Dissertação (Mestrado) — UFPR, 2003.

CARVALHO, J. R. M.; PEREIRA, J. M. Aplicação de análise fatorial na identificação dos fatores de desempenho não-financeiros das empresas salineiras no Estado do Rio Grande do Norte. **Revista de Informação Contábil**, v. 2, p. 84–101, 2007.

CHURCHILL, N. C.; LEWIS, V. L. The five stages of small business growth. **Harvard Business Review (Reprint 83301)**, v. 61, n. 3, p. 30–50, 1983. Disponível em: <http://www.tameer.org.pk/images/The_Five_Stages_Of_Small_Business_Growth.pdf>.

CRONBACH, L. J. Coefficient alpha and the internal structure of tests. **Psychometrika**, v. 16, p. 297–333, 1951.

CRONBACH, L. J.; SHAVELSON, R. J. My current thoughts on coefficient alpha and successor procedures. **Education and Psychological Measurement**, v. 64, p. 391–418, 2004.

DOOLEY, K. J.; VEN, A. H. Van de. Explaining complex organizational dynamics. **Organization Science**, v. 10, n. 3, p. 358–372, 1999. Disponível em: <<http://orgsci.journal.informs.org/content/10/3/358.abstract>>.

FERREIRA, E. D. **Correlação Canônica Entre as Características Organizacionais e os Níveis de Processos no Desenvolvimento de Produto**. Dissertação (Mestrado) — PUC/PR, 2009.

FERREIRA, J. J. M.; AZEVEDO, S. G.; CRUZ, M. R. P. A logística e o processo de crescimento das organizações: A teoria do ciclo de vida. **Panorama Socioeconômico**, v. 26, p. 34–48, 2008. Disponível em: <<http://www.panorama.utsalca.cl/dentro/2008-jun/articulo3.pdf>>.

FOX, J. **Structural Equation Modeling**. 2002. [Online; acesso em 05-Novembro-2012]. Disponível em: <<http://cran.r-project.org/doc/contrib/Fox-Companion/appendix-sems.pdf>>.

FOX, J. Structural equation modeling with the sem package in r. **Structural Equation Modeling**, v. 13, n. 3, p. 465–186, 2006.

GONÇALVES, J. E. L. As empresas são grandes coleções de processos. **Revista de Administração de Empresas**, scielo, v. 40, n. 1, p. 6–19, 03 2000. ISSN 0034-7590. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-75902000000100002&nrm=iso>.

GONÇALVES, J. E. L. Processo, que processo? **Revista de Administração de Empresas**, scielo, v. 40, p. 8–19, 12 2000a. ISSN 0034-7590. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-75902000000400002&nrm=iso>.

GRANT, K. P.; PENNYPACKER, J. S. Project management maturity: An assessment of project management capabilities among and between selected industries. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 53, n. 1, p. 59–68, 2006. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/>>.

GREINER, L. E. Evolution and revolution as organizations grow. in: Mainiero, I. and tromley, c. **Developing Managerial Skills in Organizational Behavior: Exercises, Cases, and Readings**, 1994. Disponível em: <<http://www.ils.unc.edu/daniel/131/cc04/Greiner.pdf>>.

HAIR, J. F. *et al.* **Applied Multivariate Statistical Analysis**. New York: Prentice Hall, 2009.

HAMMER, M. **Reengenharia: Revolucionando a Empresa em Função dos Clientes, da Concorrência e das Grandes Mudanças da Gerência**. Rio de Janeiro: Campus, 1994.

HOOPER, D.; COUGHLAN, J.; MULLEN, M. R. Structural equation modelling: Guidelines for determining model fit. **Electronic Journal of Business Research Methods**, v. 6, n. 1, p. 53–60, 2008. Disponível em: <www.ejbrm.com>.

HOX, J. J.; BECHGER, T. M. An introduction to structural equation modeling. **Family Science Review**, v. 11, p. 354–373, 2007. [Online; acesso em 05-Novembro-2012]. Disponível em: <<http://igitur-archive.library.uu.nl/>>.

IBGE. **Demografia das Empresas 2010**. 2012. [Online; acesso em 05-Março-2013]. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br>>.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. New Jersey: Prentice Hall, 2007.

KELLY, D.; AMBURGEY, T. L. Organizational inertia and momentum: A dynamic model of strategic change. **Academy of Management Journal**, v. 34, n. 3, p. 591–612, 1991. Disponível em: <<http://amj.aom.org/content/34/3/591.abstract>>.

KHOSHGOFTAR, M.; OSMAN, O. Comparison of maturity models. In: **Computer Science and Information Technology, 2009. ICCSIT 2009. 2nd IEEE International Conference on**. [S.l.: s.n.], 2009. p. 297–301.

KLINE, R. B. **Principles and Practice of Structural Equation Modeling**. New York: The Guilford Press, 2005.

LAMMERS, S. V. **Modeling Business Process Maturity, Performance, Innovativeness, Size and Age of Organizations: An Empirical Investigation into Manufacturing and R&D Industries, in Germany and The Netherlands**. Dissertação (Mestrado) — Eindhoven University of Technology (TUE) / Berlin, 2012.

LATTIN, J. M.; CARROL, J. D.; GREEN, P. E. **Análise de Dados Multivariados**. São Paulo: Cengage Learning, 2011.

LEÓN, D. A. D. **Análise Fatorial Confirmatória Através dos Softwares R e Mplus**. Dissertação (Mestrado) — UFRGS, 2011.

LEVIE, J.; LICHTENSTEIN, B. B. **From “Stages” of Business Growth to a Dynamic States Model of Entrepreneurial Growth and Change**. 2008. [Online; acesso em 08-Novembro-2012]. Disponível em: <http://www.strath.ac.uk/media/departments/huntercentre/research/workingpapers/media_146530_en.pdf>.

LIN, F. R.; YANG, M. C.; PAI, Y. H. A generic structure for business process modeling. **Business Process Management Journal**, v. 8, n. 1, p. 19–41, 2002. Disponível em: <<http://www.bus.iastate.edu/nilakant/MIS538/Readings>>.

LOESCH, C.; HOELTGEBAUM, M. **Métodos Estatísticos Multivariados**. São Paulo: Saraiva, 2012.

LOHMANN, L. M. **Análise da Correlação Entre os Níveis de Desenvolvimento dos Processos de Gestão e o Estágio de Maturidade da Organização**. Dissertação (Mestrado) — PUC/PR, 2008.

MALHOTRA, N. **Pesquisa de Marketing: Uma Orientação Aplicada**. Porto Alegre: Bookman, 2006.

MAROCO, J.; MARQUES, T. G. Qual a confiabilidade do alfa de Cronbach? Questões antigas e soluções modernas? **Laboratório de Psicologia**, v. 4, p. 65–90, 2006.

MARQUES, A. F. Aplicação da análise multivariada na infraestrutura e no desempenho das escolas públicas do Ensino Fundamental e Médio pertencentes ao Núcleo Regional de Educação de Paranaíba. **Acta Scientiarum**, v. 32, p. 75–81, 2010.

MCDANIEL, C.; GATES, R. **Fundamentos da Pesquisa de Marketing**. Rio de Janeiro: LTC, 2005.

MCDANIEL, C.; GATES, R. **Pesquisa de Marketing**. São Paulo: Thomson Learning, 2006.

MILLER, M. B. Coefficient alpha: a basic introduction from the perspectives of classical test theory and structural equation modeling. **Structural Equation Modeling**, v. 2, p. 255–273, 1995.

MINGOTI, S. A. **Análise de Dados Através de Métodos de Estatística Multivariada: Uma Abordagem Aplicada**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005.

MORRISON, D. F. **Multivariate Statistical Methods**. New York: McGraw-Hill, 1976.

O'LEARY, D. E. A comparative analysis of the evolution of a taxonomy for best practices: a case for “knowledge efficiency”. **Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management**, John Wiley & Sons, Ltd., v. 16, n. 4, p. 293–309, 2009. ISSN 1099-1174. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1002/isaf.309>>.

O'LEARY-KELLY, S. W.; VOKURKA, R. J. The empirical assessment of construct validity. **Journal of Operations Management**, v. 16, n. 4, p. 387 – 405, 1998. ISSN 0272-6963. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0272696398000205>>.

OLIVEIRA, A. S. *et al.* A gestão por processos e a interface humana: Identificando, descrevendo e classificando os processos de gestão de pessoas. In: **V Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia - SEGET**. Associação Educacional Dom Bosco, 2008. Disponível em: <<http://www.aedb.br/seget/artigos2008.php?pag=61>>.

OLIVEIRA, J. M.; ESCRIVÃO FILHO, E. Ciclo de vida organizacional: alinhamento dos estágios das pequenas empresas em quatro dimensões. **Revista Gestão Industrial**, v. 05, p. 155–176, 2009. ISSN 1808-0448. Disponível em: <<http://revistas.utfpr.edu.br/pg/index.php/revistagi/article/view/211/332>>.

PHELPS, R.; ADAMS, R.; BESSANT, J. Life cycles of growing organizations: A review with implications for knowledge and learning. **International Journal of Management Reviews**, Blackwell Publishing Ltd, v. 9, n. 1, p. 1–30, 2007. ISSN 1468-2370. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1111/j.1468-2370.2007.00200.x>>.

QUINN, R. E.; CAMERON, K. Organizational life cycles and shifting criteria of effectiveness: Some preliminary evidence. **Management Science**, v. 29, n. 1, p. 33–51, 1983. Disponível em: <<http://mansci.journal.informs.org/content/29/1/33.abstract>>.

RENCHER, A. C. **Methods of Multivariate Analysis**. New York: Wiley-Interscience, 2002.

SEBRAE. **Coleção Estudos e Pesquisas: Outubro/2011. Taxa de Sobrevivência das Empresas no Brasil**. 2011. [Online; acesso em 05-Março-2013]. Disponível em: <<http://www.biblioteca.sebrae.com.br>>.

SILVEIRA, V. N. S. **Maturidade em Gestão de Pessoas e Práticas de Treinamento, Desenvolvimento e Educação: Uma Aplicação a Partir do *People Capability Maturity Model (P-CMM)***. Dissertação (Mestrado) — UFMG, 2007.

SILVEIRA, V. N. S. Os modelos multiestágios de maturidade: um breve relato de sua história, sua difusão e sua aplicação na gestão de pessoas por meio do People Capability Maturity Model (P-CMM). **Revista de Administração Contemporânea**, scielo, v. 13, p. 228–246, 06 2009. ISSN 1415-6555. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1415-65552009000200005&nrm=iso>.

SPEARMAN, C. The proof and measurement of association between two things. **The American Journal of Psychology**, v. 15, p. 72–101, 1904.

STEENKAMP, J. B. E.; TRIJP, H. C. V. The use of lisrel in validating marketing constructs. **International Journal of Research in Marketing**, v. 8, n. 4, p. 283 – 299, 1991. ISSN 0167-8116. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0167811691900275>>.

TIMM, N. H. **Applied Multivariate Analysis**. New York: Springer, 2002.

TUCKER, L. R.; MACCALLUM, R. C. **Exploratory Factor Analysis**. [S.l.: s.n.], 1997.

VEHKALAHTI, K.; PUNTANEN, S.; TARKKONEN, L. Estimation of reliability: a better alternative for Cronbach' alpha. **Reports on Mathematics, Department of Mathematics and Statistics, University of Helsinki**, p. 20 pp., 2006.

YUKI, W. S. **Análise de Correlação Entre os Níveis de Efetividade dos Processos de Gestão em Empresas de Construção Civil e a Maturidade Organizacional**. Dissertação (Mestrado) — UTFPR, 2012.

APÊNDICE A – TABELA OBTIDA PELA PRIMEIRA EFA DAS VARIÁVEIS RELACIONADAS À MATURIDADE

TABELA 13 - ESTIMATIVAS DOS PARÂMETROS PELOS MMV E MCP PARA A PRIMEIRA ANÁLISE FATORIAL EXPLORATÓRIA REALIZADA

VARIÁVEL	MÉTODO DAS COMPONENTES PRINCIPAIS						MÉTODO DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA					
	F1	F2	F3	F4	h^2	ψ	F1	F2	F3	F4	h^2	ψ
X1	0,166	-0,058	0,074	-0,742	0,587	0,320	-0,209	0,013	0,111	-0,374	0,196	0,804
X2	0,222	-0,027	0,630	-0,196	0,486	0,514	-0,223	0,015	0,560	-0,089	0,372	0,628
X3	-0,078	0,536	0,242	-0,179	0,385	0,440	-0,016	-0,410	0,226	-0,126	0,235	0,765
X4	0,230	0,260	0,505	-0,361	0,505	0,490	-0,265	-0,193	0,495	-0,307	0,447	0,553
X5	0,293	0,224	0,681	-0,139	0,618	0,370	-0,303	-0,201	0,657	-0,062	0,568	0,432
X6	0,234	0,547	0,101	-0,380	0,508	0,490	-0,281	-0,441	0,166	-0,320	0,403	0,597
X7	-0,043	0,285	0,064	-0,450	0,290	0,537	-0,070	-0,197	0,069	-0,199	0,088	0,912
X8	0,141	-0,166	0,643	0,064	0,465	0,435	-0,122	0,082	0,511	0,183	0,316	0,684
X9	0,380	0,325	0,394	-0,177	0,436	0,540	-0,386	-0,282	0,381	-0,139	0,393	0,607
X10	0,683	0,122	-0,037	0,014	0,483	0,503	-0,558	-0,137	0,038	0,024	0,332	0,668
X11	0,274	0,609	0,021	-0,275	0,522	0,363	-0,277	-0,511	0,100	-0,371	0,486	0,514
X12	0,246	0,755	0,071	0,060	0,640	0,351	-0,279	-0,662	0,088	-0,061	0,527	0,473
X13	0,185	0,799	0,045	0,078	0,682	0,318	-0,188	-0,787	0,081	0,037	0,663	0,337
X14	0,287	0,312	0,488	0,247	0,479	0,521	-0,283	-0,261	0,414	0,157	0,344	0,656
X15	0,529	0,339	0,495	-0,093	0,648	0,351	-0,507	-0,289	0,512	-0,108	0,615	0,385
X16	0,665	0,222	0,222	0,066	0,546	0,454	-0,584	-0,205	0,249	0,055	0,448	0,552
X17	0,754	-0,081	0,241	-0,005	0,634	0,357	-0,666	0,005	0,255	0,150	0,531	0,469
X18	0,824	0,147	0,125	-0,117	0,729	0,259	-0,853	-0,108	0,116	-0,072	0,758	0,242
X19	0,777	0,294	0,131	-0,135	0,726	0,274	-0,808	-0,250	0,135	-0,109	0,746	0,254
X20	0,608	0,318	0,140	-0,258	0,558	0,442	-0,602	-0,255	0,180	-0,267	0,532	0,468

continua

VARIÁVEL	conclusão											
	F1	F2	F3	F4	h^2	ψ	F1	F2	F3	F4	h^2	ψ
X21	0,443	0,239	0,002	-0,262	0,322	0,437	-0,388	-0,187	0,104	-0,169	0,225	0,775
X22	0,155	-0,039	-0,520	-0,181	0,329	0,612	-0,049	-0,015	-0,303	-0,055	0,098	0,902
Prop. Expl. (%)	31,49	8,38	7,37	5,39			29,04	5,72	5,16	2,47		
Prop. Acum. (%)	31,49	39,87	47,24	52,63			29,04	34,75	39,92	42,38		

FONTE: O autor (2012)

APÊNDICE B – TABELA OBTIDA PELA CFA A PARTIR DOS FATORES DETERMINADOS PELA EFA

TABELA 14 - ESTIMATIVAS DOS PARÂMETROS DA CFA PELOS MMV E MCP SOBRE OS FATORES DETERMINADOS PELA APLICAÇÃO DA EFA NO BLOCO DE VARIÁVEIS RELATIVAS À MATURIDADE

PARÂMETRO	MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA				MÍNIMOS QUADRADOS GENERALIZADOS (GLS)					
	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor
F1 ↔ X16	0,637 (0,0541)*	0,000	0,405	0,595 (0,0528)	0,000	0,638 (0,0606)	0,000	0,451	0,497 (0,0486)	0,000
F1 ↔ X17	0,647 (0,0539)	0,000	0,419	0,581 (0,0518)	0,000	0,658 (0,0597)	0,000	0,472	0,485 (0,0475)	0,000
F1 ↔ X18	0,846 (0,0484)	0,000	0,716	0,284 (0,0330)	0,000	0,834 (0,0524)	0,000	0,747	0,235 (0,0311)	0,000
F1 ↔ X19	0,868 (0,0478)	0,000	0,753	0,247 (0,0313)	0,000	0,860 (0,0511)	0,000	0,779	0,210 (0,0297)	0,000
F1 ↔ X20	0,704 (0,0525)	0,000	0,495	0,505 (0,0465)	0,000	0,681 (0,0601)	0,000	0,519	0,429 (0,0424)	0,000
F2 ↔ X6	0,589 (0,0585)	0,000	0,347	0,653 (0,0614)	0,000	0,550 (0,0688)	0,000	0,346	0,572 (0,0574)	0,000
F2 ↔ X11	0,676 (0,0568)	0,000	0,457	0,543 (0,0560)	0,000	0,601 (0,0652)	0,000	0,432	0,474 (0,0510)	0,000
F2 ↔ X12	0,741 (0,0555)	0,000	0,549	0,451 (0,0527)	0,000	0,708 (0,0611)	0,000	0,553	0,405 (0,0511)	0,000
F2 ↔ X13	0,700 (0,0563)	0,000	0,490	0,511 (0,0547)	0,000	0,653 (0,0617)	0,000	0,477	0,467 (0,0524)	0,000
F3 ↔ X4	0,603 (0,0573)	0,000	0,363	0,637 (0,0591)	0,000	0,529 (0,0682)	0,000	0,332	0,563 (0,0544)	0,000
F3 ↔ X5	0,642 (0,0565)	0,000	0,412	0,588 (0,0564)	0,000	0,617 (0,0628)	0,000	0,417	0,533 (0,0536)	0,000
F3 ↔ X15	0,837 (0,0532)	0,000	0,700	0,300 (0,0491)	0,000	0,795 (0,0597)	0,000	0,708	0,429 (0,0424)	0,000

CORRELAÇÕES ENTRE OS FATORES				
PARÂMETRO	MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA		MÍNIMOS QUADRADOS GENERALIZADOS (GLS)	
	Carga Padronizada	p-valor	Carga Padronizada	p-valor
F1 ↔ F2	0,605 (0,0492)	0,000	0,682 (0,0579)	0,000
F1 ↔ F3	0,776 (0,0377)	0,000	0,817 (0,0409)	0,000
F2 ↔ F3	0,660 (0,0512)	0,000	0,681 (0,0619)	0,000

continua

ESTIMATIVA	CONFIABILIDADE, CONFIABILIDADE COMPOSTA E VARIÂNCIA EXTRAÍDA						conclusão
	MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA			MÍNIMOS QUADRADOS GENERALIZADOS (GLS)			
	F1	F2	F3	F1	F2	F3	
α	0,8546	0,7620	0,7433	**	**	**	**
$\bar{\alpha}$	0,8553	0,7679	0,7445	**	**	**	**
ρ^2	0,8610	0,7724	0,7398	0,8790	0,7669	0,7119	0,7119
σ_{ϵ}^2	0,5577	0,4606	0,4919	0,5961	0,4535	0,4588	0,4588

FONTE: O autor (2012)

NOTA: * Erros padrões entre parênteses

** Valores iguais aos do MMV

APÊNDICE D – RESULTADOS CFA PARA O MODELO INICIAL DO BLOCO PROCESSOS

TABELA 15 - ESTIMATIVAS DOS PARÂMETROS DA CFA PELO MMV PARA O MODELO INICIAL RELATIVO AOS PROCESSOS ORGANIZACIONAIS

PARÂMETRO	CARVA PADRONIZADA	p-VALOR	R ²	VAR. ESPEC.	p-VALOR
F1P → X23	0,886 (0,0457)*	0,000	0,785	0,216 (0,0217)	0,000
F1P → X24	0,909 (0,0449)	0,000	0,826	0,174 (0,0189)	0,000
F1P → X25	0,815 (0,0481)	0,000	0,663	0,337 (0,0307)	0,000
F1P → X26	0,880 (0,0459)	0,000	0,773	0,227 (0,0225)	0,000
F1P → X27	0,816 (0,0480)	0,000	0,666	0,334 (0,0305)	0,000
F1P → X28	0,823 (0,0478)	0,000	0,677	0,323 (0,0297)	0,000
F1P → X29	0,813 (0,0481)	0,000	0,661	0,339 (0,0308)	0,000
F2P → X30	0,869 (0,0462)	0,000	0,756	0,244 (0,0235)	0,000
F2P → X31	0,914 (0,0447)	0,000	0,836	0,164 (0,0178)	0,000
F2P → X32	0,919 (0,0445)	0,000	0,845	0,155 (0,0173)	0,000
F2P → X33	0,853 (0,0468)	0,000	0,728	0,272 (0,0255)	0,000
F2P → X34	0,793 (0,0487)	0,000	0,628	0,372 (0,0331)	0,000
F2P → X35	0,754 (0,0498)	0,000	0,569	0,431 (0,0377)	0,000
F2P → X36	0,817 (0,0479)	0,000	0,667	0,333 (0,0302)	0,000
F3P → X37	0,736 (0,0509)	0,000	0,541	0,459 (0,0415)	0,000
F3P → X38	0,797 (0,0491)	0,000	0,636	0,364 (0,0348)	0,000
F3P → X39	0,802 (0,0490)	0,000	0,643	0,357 (0,0343)	0,000
F3P → X40	0,916 (0,0453)	0,000	0,839	0,162 (0,0231)	0,000
F3P → X41	0,860 (0,0472)	0,000	0,739	0,261 (0,0281)	0,000
F4P → X42	0,837 (0,0471)	0,000	0,700	0,300 (0,0267)	0,000
F4P → X43	0,848 (0,0468)	0,000	0,719	0,281 (0,0252)	0,000
F4P → X44	0,872 (0,0460)	0,000	0,760	0,240 (0,0220)	0,000
F4P → X45	0,858 (0,0464)	0,000	0,736	0,264 (0,0239)	0,000
F4P → X46	0,883 (0,0456)	0,000	0,780	0,220 (0,0205)	0,000
F4P → X47	0,753 (0,0496)	0,000	0,568	0,432 (0,0371)	0,000
F4P → X48	0,857 (0,0465)	0,000	0,734	0,266 (0,0240)	0,000
F4P → X49	0,841 (0,0470)	0,000	0,708	0,292 (0,0261)	0,000
F4P → X50	0,876 (0,0458)	0,000	0,768	0,232 (0,0214)	0,000
F4P → X51	0,698 (0,0510)	0,000	0,487	0,513 (0,0434)	0,000
F4P → X52	0,803 (0,0482)	0,000	0,644	0,356 (0,0310)	0,000
F4P → X53	0,846 (0,0468)	0,000	0,715	0,285 (0,0255)	0,000
F5P → X55	0,725 (0,0518)	0,000	0,525	0,475 (0,0442)	0,000
F5P → X56	0,805 (0,0495)	0,000	0,647	0,353 (0,0362)	0,000
F5P → X57	0,880 (0,0474)	0,000	0,774	0,227 (0,0303)	0,000
F5P → X58	0,872 (0,0476)	0,000	0,761	0,239 (0,0308)	0,000
F6P → X62	0,790 (0,0498)	0,000	0,625	0,375 (0,0336)	0,000
F6P → X63	0,871 (0,0472)	0,000	0,759	0,242 (0,0230)	0,000
F6P → X64	0,862 (0,0475)	0,000	0,742	0,258 (0,0243)	0,000
F6P → X65	0,899 (0,0462)	0,000	0,809	0,192 (0,0192)	0,000
F6P → X66	0,862 (0,0475)	0,000	0,744	0,256 (0,0242)	0,000
F6P → X67	0,733 (0,0514)	0,000	0,537	0,463 (0,0406)	0,000
F6P → X68	0,865 (0,0474)	0,000	0,748	0,252 (0,0238)	0,000
F6P → X69	0,879 (0,0469)	0,000	0,773	0,227 (0,0219)	0,000
F6P → X70	0,895 (0,0463)	0,000	0,801	0,199 (0,0198)	0,000

FONTE: O autor (2012)

NOTA: * Erros padrões entre parênteses

APÊNDICE E – RESULTADOS DO MODELO CFA GLOBAL (TODOS OS SEIS PROCESSOS CONSIDERADOS)

TABELA 16 - ESTIMATIVA DOS PARÂMETROS PARA O MODELO CFA REESPECIFICADO DIAGRAMADO PELA FIGURA 15

PARÂMETRO	CARGA PADRONIZADA	p-VALOR	R ²	VAR. ESPEC.	p-VALOR
F1P → X25	0,815 (0,0485)	0,000	0,664	0,337 (0,0322)	0,000
F1P → X26	0,890 (0,0460)	0,000	0,792	0,208 (0,0238)	0,000
F1P → X27	0,837 (0,0477)	0,000	0,701	0,299 (0,0296)	0,000
F1P → X29	0,796 (0,0490)	0,000	0,633	0,367 (0,0344)	0,000
F2P → X30	0,835 (0,0477)	0,000	0,697	0,303 (0,0296)	0,000
F2P → X33	0,867 (0,0467)	0,000	0,752	0,248 (0,0258)	0,000
F2P → X34	0,852 (0,0472)	0,000	0,726	0,274 (0,0276)	0,000
F2P → X35	0,801 (0,0488)	0,000	0,642	0,358 (0,0335)	0,000
F2P → X36	0,825 (0,0481)	0,000	0,680	0,320 (0,0307)	0,000
F3P → X37	0,714 (0,0513)	0,000	0,510	0,490 (0,0432)	0,000
F3P → X39	0,804 (0,0487)	0,000	0,647	0,353 (0,0332)	0,000
F3P → X40	0,904 (0,0454)	0,000	0,818	0,183 (0,0220)	0,000
F3P → X41	0,884 (0,0461)	0,000	0,781	0,219 (0,0241)	0,000
F4P → X42	0,860 (0,0466)	0,000	0,739	0,261 (0,0250)	0,000
F4P → X43	0,871 (0,0462)	0,000	0,759	0,241 (0,0235)	0,000
F4P → X44	0,867 (0,0464)	0,000	0,752	0,248 (0,0240)	0,000
F4P → X45	0,857 (0,0467)	0,000	0,735	0,266 (0,0253)	0,000
F4P → X47	0,734 (0,0504)	0,000	0,539	0,462 (0,0402)	0,000
F4P → X50	0,850 (0,0469)	0,000	0,722	0,278 (0,0262)	0,000
F4P → X51	0,684 (0,0516)	0,000	0,468	0,532 (0,0456)	0,000
F5P → X55	0,765 (0,0480)	0,000	0,585	0,415 (0,0380)	0,000
F5P → X56	0,811 (0,0486)	0,000	0,658	0,342 (0,0328)	0,000
F5P → X57	0,847 (0,0475)	0,000	0,717	0,283 (0,0287)	0,000
F5P → X58	0,871 (0,0467)	0,000	0,758	0,242 (0,0262)	0,000
F6P → X62	0,807 (0,0483)	0,000	0,652	0,348 (0,0317)	0,000
F6P → X63	0,878 (0,0460)	0,000	0,770	0,230 (0,0230)	0,000
F6P → X65	0,896 (0,0454)	0,000	0,803	0,197 (0,0207)	0,000
F6P → X66	0,870 (0,0463)	0,000	0,758	0,242 (0,0239)	0,000
F6P → X67	0,720 (0,0508)	0,000	0,519	0,481 (0,0418)	0,000
F6P → X70	0,873 (0,0462)	0,000	0,762	0,238 (0,0236)	0,000
CORRELAÇÕES ENTRE OS FATORES					
PARÂMETRO	CARGA PADRONIZADA	p-VALOR	PARÂMETRO	CARGA PADRONIZADA	p-VALOR
F1P ↔ F2P	0,810 (0,0258)	0,000	F1P ↔ F3P	0,866 (0,0210)	0,000
F1P ↔ F4P	0,795 (0,0264)	0,000	F1P ↔ F5P	0,835 (0,0244)	0,000
F1P ↔ F6P	0,782 (0,0275)	0,000	F2P ↔ F3P	0,756 (0,0303)	0,000
F2P ↔ F4P	0,809 (0,0245)	0,000	F2P ↔ F5P	0,814 (0,0257)	0,000
F2P ↔ F6P	0,641 (0,0384)	0,000	F3P ↔ F4P	0,811 (0,0246)	0,000
F3P ↔ F5P	0,857 (0,0221)	0,000	F3P ↔ F6P	0,763 (0,0290)	0,000
F4P ↔ F5P	0,843 (0,0223)	0,000	F4P ↔ F6P	0,777 (0,0267)	0,000
F5P ↔ F6P	0,796 (0,0266)	0,000			

FONTE: O autor (2012)

NOTA: * Erros padrões entre parênteses

APÉNDICE F – RESÍDUOS PADRONIZADOS PARA A CFA DO BLOCO PROCESSOS

	X25	X26	X27	X29	X30	X33	X34
X25	-7.814087e-07	-1.131709e-02	3.953125e-02	-3.567489e-02	9.153999e-02	8.265933e-03	2.864489e-02
X26	-1.131709e-02	-6.916053e-07	2.479376e-02	-1.265447e-02	7.051188e-02	-3.684994e-02	-1.538121e-02
X27	3.953125e-02	2.479376e-02	-4.379024e-07	-2.340698e-02	6.770353e-02	-4.198552e-02	-3.228345e-02
X29	-3.567489e-02	-1.265447e-02	-2.340698e-02	-5.426424e-07	1.371206e-01	-1.299041e-02	2.905019e-02
X30	9.153999e-02	7.051188e-02	6.770353e-02	1.371206e-01	1.202951e-06	1.451553e-02	-3.321226e-02
X33	8.265933e-03	-3.684994e-02	4.198552e-02	-1.299041e-02	1.451553e-02	1.376208e-06	3.082344e-02
X34	2.864489e-02	-1.538121e-02	-3.228345e-02	2.905019e-02	-3.321226e-02	3.082344e-02	1.190736e-06
X35	-3.137592e-02	-2.895480e-02	-6.076559e-02	3.601436e-02	-3.428611e-02	2.806974e-03	1.450432e-02
X36	-4.128279e-02	-5.675350e-02	-6.911419e-02	5.688677e-02	1.671146e-05	-1.084539e-02	-1.459452e-02
X37	7.775871e-02	-1.193282e-02	2.734974e-02	9.587839e-03	1.249382e-01	3.404200e-02	5.234169e-02
X39	-4.505000e-02	3.537095e-02	-2.680069e-02	3.503706e-02	4.596541e-02	4.878265e-03	1.563951e-02
X40	2.104154e-03	-1.544804e-02	4.363036e-02	4.676219e-02	4.061293e-02	-3.163036e-02	-2.445280e-02
X41	-2.664627e-02	2.433961e-02	-2.160948e-02	5.270922e-03	3.571935e-02	-5.638017e-02	-3.869706e-02
X42	1.832359e-02	5.124518e-02	2.309376e-02	7.337445e-02	3.807303e-02	-5.103945e-03	4.119574e-03
X43	-2.430017e-02	9.306523e-03	-5.175414e-02	2.413450e-02	4.557266e-02	1.084708e-02	3.693342e-02
X44	-7.864963e-02	-2.485020e-02	-8.959373e-02	9.299570e-02	3.576362e-02	-4.935132e-02	-2.606983e-03
X45	-4.410777e-02	-6.443154e-03	-6.090415e-02	8.003063e-02	1.010371e-02	-9.163802e-02	-5.901222e-02
X47	-2.716289e-02	-4.719919e-03	-6.925741e-02	6.048187e-02	8.209914e-03	-7.457994e-02	-5.194304e-02
X50	-4.176945e-02	2.725017e-04	-1.180625e-02	4.238398e-02	-1.568721e-03	-2.802429e-02	-2.720304e-02
X51	6.644711e-02	4.108943e-02	2.030180e-02	9.851348e-02	-3.599957e-02	-6.177742e-02	2.143518e-02
X55	6.112278e-03	1.445688e-02	-6.683088e-02	3.874387e-03	5.426705e-02	-2.540677e-02	1.764191e-02
X56	5.474837e-04	-3.564915e-02	-3.438813e-02	7.961087e-02	-3.087999e-02	-3.494595e-02	-9.702867e-04
X57	1.182889e-02	-2.729482e-02	-5.092247e-02	7.591954e-02	1.078312e-03	-1.878977e-02	5.013374e-02
X58	4.558983e-02	-2.398049e-03	-1.180339e-03	2.743448e-02	-1.021418e-02	-9.533484e-03	6.734380e-03
X62	4.195836e-02	1.587920e-02	1.503245e-02	1.545798e-02	1.779453e-02	-3.384219e-02	3.352700e-02

X63	-2.131294e-02	-1.262158e-02	-2.052665e-02	2.849100e-02	2.153684e-02	-1.028225e-02	4.011414e-03
X65	-3.236671e-02	-2.421592e-02	-3.544670e-02	-1.167414e-02	-7.925265e-03	-4.089209e-02	7.012811e-03
X66	-1.040044e-03	-4.965181e-02	-4.390287e-02	-3.871325e-02	-1.069405e-02	-5.799106e-04	9.951059e-03
X67	4.228648e-02	4.609825e-02	4.284847e-02	1.666477e-01	1.221412e-01	3.961516e-02	8.916152e-02
X70	1.912615e-02	7.037627e-02	-2.084132e-02	6.235607e-02	6.984969e-02	-3.444507e-02	2.820200e-02
	X35	X36	X37	X39	X40	X41	X42
X25	-3.137592e-02	-4.128279e-02	7.775871e-02	-4.505000e-02	2.104154e-03	-2.664627e-02	1.832359e-02
X26	-2.895480e-02	-5.675350e-02	-1.193282e-02	3.537095e-02	-1.544804e-02	2.433961e-02	5.124518e-02
X27	-6.076559e-02	-6.911419e-02	2.734974e-02	-2.680069e-02	-4.363036e-02	-2.160948e-02	2.309376e-02
X29	3.601436e-02	5.688677e-02	9.587839e-03	3.503706e-02	4.676219e-02	5.270922e-03	7.337445e-02
X30	-3.428611e-02	1.671146e-05	1.249382e-01	4.596541e-02	4.061293e-02	3.571935e-02	3.807303e-02
X33	2.806974e-03	-1.084539e-02	3.404200e-02	4.878265e-03	-3.163036e-02	-5.638017e-02	-5.103945e-03
X34	1.450432e-02	-1.459452e-02	5.234169e-02	1.563951e-02	-2.445280e-02	-3.869706e-02	4.119574e-03
X35	1.564766e-06	1.952725e-02	5.751425e-02	-6.590372e-02	-2.815710e-02	-4.895998e-02	2.170936e-02
X36	1.952725e-02	1.250963e-06	1.215223e-01	2.513226e-02	2.749943e-03	1.553817e-02	5.055439e-02
X37	5.751425e-02	1.215223e-01	-1.752359e-06	-3.652659e-02	1.858802e-03	5.672070e-03	7.220283e-02
X39	-6.590372e-02	2.513226e-02	-3.652659e-02	-2.372691e-06	1.203261e-02	-1.601965e-02	2.714058e-02
X40	-2.815710e-02	2.749943e-03	1.858802e-03	1.203261e-02	-2.389273e-06	4.295537e-03	3.065455e-02
X41	-4.895998e-02	1.553817e-02	5.672070e-03	-1.601965e-02	4.295537e-03	-2.372448e-06	1.250609e-01
X42	2.170936e-02	5.055439e-02	7.220283e-02	2.714058e-02	3.065455e-02	1.250609e-01	5.838892e-07
X43	1.643157e-02	7.928521e-02	4.243780e-02	-6.578974e-02	-5.410131e-02	-5.962319e-03	2.267756e-02
X44	-1.526064e-03	4.804623e-02	-6.265727e-02	-3.850379e-02	-5.190766e-02	-3.686541e-02	-3.058259e-02
X45	-6.110564e-02	3.348910e-02	-1.913378e-02	1.571627e-03	3.154194e-02	4.127781e-02	-1.791005e-02
X47	-2.349319e-02	4.019087e-02	-9.855932e-03	4.726647e-03	9.279302e-03	9.804918e-03	6.402855e-03
X50	-2.346837e-02	4.757361e-02	-1.374672e-02	-2.755073e-03	-2.004879e-02	4.039673e-02	-1.121347e-02
X51	-3.859047e-02	3.224431e-02	4.450427e-02	2.502135e-02	-3.080942e-02	4.348969e-03	-2.839070e-02
X55	-1.484268e-02	2.086684e-02	-1.685620e-02	8.898636e-02	4.302862e-02	5.064502e-02	4.628229e-02
X56	-7.358833e-04	-1.833722e-02	-1.211425e-02	5.781620e-02	2.848477e-02	8.527779e-03	4.811678e-02
X57	5.505964e-02	-1.421269e-03	-8.985589e-03	2.586936e-02	-1.918130e-02	-6.789482e-02	-1.343032e-02
X58	1.769356e-02	3.050026e-02	5.317705e-02	-1.250882e-03	-2.786993e-02	-4.085876e-02	2.377317e-03
X62	-4.467289e-02	-3.907247e-02	1.575137e-02	2.260102e-02	4.407203e-03	9.477558e-03	2.507385e-03
X63	-8.139792e-02	-2.944485e-02	-1.277306e-02	2.637161e-02	-3.203282e-02	2.716169e-02	1.423605e-02
X65	-5.850732e-02	5.949651e-03	-1.124592e-02	-2.463816e-02	-7.970911e-02	9.887686e-03	3.590218e-02
X66	-6.591759e-02	-1.596114e-03	-5.410272e-02	-3.477237e-03	-6.016408e-02	2.493148e-02	7.763986e-03
X67	7.469283e-02	1.894242e-01	5.920901e-03	4.511836e-02	2.104933e-02	5.306788e-02	6.276372e-02
X70	-5.969400e-03	3.288790e-02	1.012330e-02	7.938143e-02	2.491259e-02	5.898307e-02	2.223319e-02
	X43	X44	X45	X47	X50	X51	X55

X25 -2.430017e-02 -7.864963e-02 -4.410777e-02 -2.716289e-02 -4.176945e-02 6.644711e-02 6.112278e-03
X26 9.306523e-03 -2.485020e-02 -6.443154e-03 -4.719919e-03 7.275017e-04 4.108943e-02 1.445688e-02
X27 -5.175414e-02 -8.959373e-02 -6.090415e-02 -6.925741e-02 -1.180625e-02 2.030180e-02 -6.683088e-02
X29 2.413480e-02 9.299570e-02 8.003063e-02 6.048187e-02 4.238398e-02 9.851348e-02 3.874387e-03
X30 4.557266e-02 3.576362e-02 1.010371e-02 8.209914e-03 -1.568721e-03 -3.599957e-02 -5.426705e-02
X33 1.084708e-02 -4.935132e-02 -9.163802e-02 -7.457994e-02 -2.802429e-02 -6.17742e-02 -2.540677e-02
X34 3.693342e-02 -2.606983e-03 -5.901222e-02 -5.194304e-02 -2.720304e-02 2.143518e-02 1.764191e-02
X35 1.643157e-02 -1.526064e-03 -6.110564e-02 -2.349319e-02 -2.346837e-02 -3.859047e-02 -1.484268e-02
X36 7.928521e-02 4.804623e-02 3.348910e-02 4.019087e-02 4.757361e-02 3.224431e-02 2.086684e-02
X37 -4.243780e-02 -6.265727e-02 -1.913378e-02 -9.855932e-03 -1.374672e-02 4.450427e-02 -1.685620e-02
X39 -6.578974e-02 -3.850379e-02 1.571627e-03 -4.726647e-03 -2.755073e-03 2.502135e-02 8.898636e-02
X40 -5.410131e-02 -5.190766e-02 3.154194e-02 9.279302e-03 -2.004879e-02 -3.080942e-02 4.302862e-02
X41 -5.962319e-03 -3.686541e-02 4.127781e-02 9.804918e-03 4.039673e-02 4.348969e-03 5.064502e-02
X42 2.267756e-02 -3.058259e-02 -1.791005e-02 6.402855e-03 -1.121347e-02 -2.839070e-02 4.628229e-02
X43 7.819553e-07 1.381788e-02 5.656803e-03 -2.363104e-02 -2.222667e-02 9.992365e-03 -2.146114e-02
X44 1.381788e-02 9.657628e-07 2.789727e-02 -3.328475e-03 2.055829e-02 -5.505934e-03 2.431460e-02
X45 5.656803e-03 2.789727e-02 9.808038e-07 1.812281e-02 7.422655e-04 -4.534917e-02 1.837374e-02
X47 -2.363104e-02 -3.328475e-03 1.812281e-02 9.967535e-07 2.264792e-02 -2.180873e-03 2.921640e-02
X50 -2.222667e-02 2.055829e-02 7.422655e-04 4.534917e-02 -2.180873e-03 1.475435e-02 9.949815e-02
X51 9.992365e-03 -5.505934e-03 -4.534917e-02 -2.180873e-03 1.475435e-02 5.692334e-07 1.069231e-01
X55 -2.146114e-02 2.431460e-02 1.837374e-02 2.921640e-02 9.949815e-02 1.069231e-01 -5.485103e-07
X56 5.205589e-03 8.492831e-03 -8.223950e-03 6.383408e-03 3.286908e-02 8.735703e-02 4.306048e-02
X57 -5.310544e-02 -3.890234e-02 -5.178903e-02 -3.103833e-02 4.375362e-02 3.001618e-02 -5.577378e-02
X58 -2.832159e-03 -2.474019e-02 -1.862987e-02 -1.599868e-02 1.627340e-02 5.043736e-02 -3.640086e-02
X62 -3.836327e-02 -7.510245e-02 1.032744e-02 -7.218738e-02 -2.438637e-02 1.442448e-01 9.950923e-02
X63 -7.216804e-02 -2.669377e-02 2.790017e-03 -1.694413e-02 -4.495086e-02 8.972362e-02 6.548104e-02
X65 -2.087964e-02 -1.843270e-02 1.373859e-02 -2.214392e-04 -1.483857e-02 1.049294e-01 3.354944e-02
X66 -5.409358e-02 -7.949652e-02 -1.899861e-02 4.221561e-02 -4.219003e-02 9.495132e-02 8.906196e-02
X67 5.815616e-02 4.661058e-02 6.646679e-02 1.179955e-01 9.193552e-02 1.808730e-01 9.749423e-02
X70 -5.000654e-02 2.342197e-02 7.923701e-02 4.020299e-02 6.023070e-03 7.882854e-02 5.364342e-02
X56 X57 X58 X62 X63 X65 X66
X25 5.474837e-04 1.182889e-02 4.558983e-02 4.195836e-02 -2.131294e-02 -3.236671e-02 -1.040044e-03
X26 -3.564915e-02 -2.729482e-02 -2.398049e-03 1.587920e-02 -1.262158e-02 -2.421592e-02 -4.965181e-02
X27 -3.438813e-02 -5.092247e-02 -1.180339e-03 1.503245e-02 -2.052665e-02 -3.544670e-02 -4.390287e-02
X29 7.961087e-02 7.591954e-02 2.743448e-02 1.545798e-02 2.849100e-02 -1.167414e-02 -3.871325e-02
X30 -3.087999e-02 1.078312e-03 -1.021418e-02 1.779453e-02 2.153684e-02 -7.925265e-03 -1.069405e-02
X33 -3.494595e-02 -1.878977e-02 -9.533484e-03 -3.384219e-02 -1.028225e-02 -4.089209e-02 -5.799106e-04

X34 -9.702867e-04 5.013374e-02 6.734380e-03 3.352700e-02 4.011414e-03 7.012811e-03 9.951059e-03
X35 -7.358833e-04 5.505964e-02 1.769356e-02 4.467289e-02 -8.139792e-02 -5.850732e-02 -6.591759e-02
X36 -1.833722e-02 -1.421269e-03 3.050026e-02 -3.907247e-02 -2.944485e-02 5.949651e-03 -1.596114e-03
X37 -1.211425e-02 -8.983589e-03 5.317705e-02 1.575137e-02 -1.277306e-02 -1.124592e-02 -5.410272e-02
X39 5.781620e-02 2.586936e-02 -1.250882e-03 2.260102e-02 2.637161e-02 -2.463816e-02 -3.477237e-03
X40 2.848477e-02 -1.918130e-02 -2.786993e-02 4.407203e-03 -3.203282e-02 -7.970911e-02 -6.016408e-02
X41 8.527779e-03 -6.789482e-02 4.085876e-02 9.477558e-03 2.716169e-02 9.887686e-03 2.493148e-02
X42 4.811678e-02 -1.343032e-02 2.377317e-03 2.507385e-03 1.423605e-02 3.590218e-02 7.763986e-03
X43 5.205589e-03 -5.310544e-02 -2.832159e-03 -3.836327e-02 7.216804e-02 -2.087964e-02 -5.409358e-02
X44 8.492831e-03 -3.890234e-02 -2.474019e-02 -7.510245e-02 -2.669377e-02 -1.843270e-02 -7.949652e-02
X45 -8.223950e-03 -5.178903e-02 -1.862987e-02 1.032744e-02 2.790017e-03 1.373859e-02 -1.899861e-02
X47 6.383408e-03 -3.103383e-02 -1.599868e-02 -7.218738e-02 -1.694413e-02 -2.214392e-04 -4.221561e-02
X50 3.286908e-02 -4.375362e-02 1.627340e-02 -2.438637e-02 -4.495086e-02 -1.483857e-02 -4.219003e-02
X51 8.735703e-02 3.001618e-02 5.043736e-02 1.442448e-01 8.972362e-02 1.049294e-01 9.495132e-02
X55 4.306048e-02 -5.577378e-02 -3.640086e-02 9.950923e-02 6.548104e-02 3.354944e-02 8.906196e-02
X56 -4.029420e-07 1.918920e-02 -3.643710e-02 -6.928928e-03 4.098655e-02 -4.579268e-02 -3.993180e-02
X57 1.918920e-02 -1.381174e-08 4.975091e-02 -1.791654e-02 -3.386147e-02 -8.447677e-02 -6.029822e-02
X58 -3.643710e-02 4.975091e-02 -5.249316e-08 9.220655e-03 -8.117362e-03 1.437901e-02 -1.190657e-02
X62 -6.928928e-03 -1.791654e-02 9.220655e-03 -2.639339e-08 3.956574e-02 -1.125433e-02 4.696553e-03
X63 -4.098655e-02 -3.386147e-02 -8.117362e-03 3.956574e-02 5.077464e-07 1.911584e-04 -1.038055e-03
X65 -4.579268e-02 -8.447677e-02 1.437901e-02 -1.125433e-02 1.911584e-04 5.080482e-07 2.345166e-02
X66 -3.993180e-02 -6.029822e-02 -1.190657e-02 4.696553e-03 -1.038055e-03 2.345166e-02 -6.751997e-07
X67 9.453396e-02 8.764816e-02 1.332267e-01 4.045009e-02 -1.869997e-02 -1.880340e-02 2.697670e-03
X70 -4.618747e-02 -2.333689e-02 2.484324e-02 -2.242512e-02 -7.677323e-03 5.289197e-03 -6.157481e-03

X70

X25 4.228648e-02 1.912615e-02
X26 4.609825e-02 7.037627e-02
X27 4.284847e-02 -2.084132e-02
X29 1.666477e-01 6.235607e-02
X30 1.221412e-01 6.984969e-02
X33 3.961516e-02 -3.444507e-02
X34 8.916152e-02 2.820200e-02
X35 7.469283e-02 -5.969400e-03
X36 1.894242e-01 3.288790e-02
X37 5.920901e-03 1.012330e-02
X39 4.511836e-02 7.938143e-02
X40 2.104933e-02 2.491259e-02

X67

X41 5.306788e-02 5.898307e-02
X42 6.276372e-02 2.223319e-02
X43 5.815616e-02 -5.000654e-02
X44 4.661058e-02 2.342197e-02
X45 6.646679e-02 7.923701e-02
X47 1.179965e-01 4.020299e-02
X50 9.193552e-02 6.023070e-03
X51 1.808730e-01 7.882854e-02
X55 9.749423e-02 5.364342e-02
X56 9.453396e-02 -4.618747e-02
X57 8.764816e-02 -2.333689e-02
X58 1.332267e-01 2.484324e-02
X62 -4.045009e-02 -2.242512e-02
X63 -1.869997e-02 -7.677323e-03
X65 -1.880340e-02 5.289197e-03
X66 2.697670e-03 -6.157481e-03
X67 3.737976e-07 1.630389e-03
X70 1.630389e-03 -4.446012e-07

APÊNDICE G – RESULTADOS PARA SR GERAL ENVOLVENDO TODOS OS CONSTRUTOS (MATURIDADE E PROCESSOS)

Model Chisquare = 1677.5 Df = 795 Pr(>Chisq) = 3.401e-65
 Chisquare (null model) = 11277 Df = 861
 Goodness-of-fit index = 0.78787
 Adjusted goodness-of-fit index = 0.75906
 RMSEA index = 0.061032 90% CI: (NA, NA)
 Bentler-Bonnett NFI = 0.85125
 Tucker-Lewis NNFI = 0.90824
 Bentler CFI = 0.91528
 SRMR = 0.052781
 AIC = 1893.5
 AICc = 1801.4
 BIC = 2293.1
 CAIC = -3649.4

Normalized Residuals

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
-2.4900	-0.4450	0.0539	0.0979	0.5950	3.0600

R-square for Endogenous Variables

	F1	X16	X17	X18	X19	X20	F2	X6	X11	X12	X13
0.7725	0.4065	0.4416	0.7033	0.7295	0.5176	0.4123	0.3504	0.4632	0.5384	0.4894	
	F3	X4	X5	X15	MAT	X25	X26	X27	X29	X30	X33
0.8542	0.3523	0.4018	0.7193	0.8717	0.6521	0.7931	0.6992	0.6438	0.6984	0.7517	
	X34	X35	X36	X37	X39	X40	X41	X42	X43	X44	X45
0.7252	0.6416	0.6795	0.5100	0.6466	0.8192	0.7795	0.7390	0.7593	0.7519	0.7351	
	X47	X50	X51	X55	X56	X57	X58	X62	X63	X65	X66
0.5384	0.7220	0.4685	0.5806	0.6573	0.7215	0.7586	0.6523	0.7704	0.8019	0.7571	
	X67	X70									
0.5192	0.7622										

Parameter Estimates

	Estimate	Std Error	z value	Pr(> z)	
lam161	0.7464669	0.062456	11.951827	6.3514e-33	X16 <--- F1
lam171	0.7780670	0.061655	12.619745	1.6435e-36	X17 <--- F1
lam181	0.9818847	0.055784	17.601686	2.3910e-69	X18 <--- F1
lam201	0.8423781	0.059905	14.061981	6.5040e-45	X20 <--- F1
lam62	0.8067795	0.090896	8.875817	6.9422e-19	X6 <--- F2
lam112	0.9275503	0.092664	10.009878	1.3792e-23	X11 <--- F2
lam132	0.9534743	0.093262	10.223652	1.5537e-24	X13 <--- F2
lam43	0.6998133	0.067258	10.404839	2.3565e-25	X4 <--- F3
lam53	0.7474412	0.066438	11.250286	2.3084e-29	X5 <--- F3
gamma1	0.9576691	0.069554	13.768767	3.9286e-43	F1 <--- MAT
gamma2	0.6010328	0.069228	8.681995	3.8889e-18	F2 <--- MAT
lam253	0.8075003	0.048533	16.638000	3.6976e-62	X25 <--- F1P
lam263	0.8905473	0.045827	19.432904	4.0669e-84	X26 <--- F1P

lam273	0.8361830	0.047633	17.554728	5.4728e-69	X27	<---	F1P
lam293	0.8023453	0.048691	16.478333	5.2513e-61	X29	<---	F1P
lam304	0.8356810	0.047708	17.516556	1.0712e-68	X30	<---	F2P
lam334	0.8670234	0.046671	18.577444	4.8926e-77	X33	<---	F2P
lam344	0.8515634	0.047188	18.046023	8.4781e-73	X34	<---	F2P
lam354	0.8009895	0.048798	16.414392	1.5089e-60	X35	<---	F2P
lam364	0.8243201	0.048072	17.147647	6.5449e-66	X36	<---	F2P
lam375	0.7141587	0.051254	13.933792	3.9482e-44	X37	<---	F3P
lam395	0.8040988	0.048709	16.508108	3.2079e-61	X39	<---	F3P
lam405	0.9050998	0.045393	19.939030	1.8665e-88	X40	<---	F3P
lam415	0.8828727	0.046155	19.128473	1.4630e-81	X41	<---	F3P
lam421	0.8596618	0.046606	18.445320	5.6861e-76	X42	<---	F4P
lam431	0.8713990	0.046209	18.857709	2.5399e-79	X43	<---	F4P
lam441	0.8671455	0.046354	18.707079	4.3349e-78	X44	<---	F4P
lam451	0.8573976	0.046682	18.366933	2.4169e-75	X45	<---	F4P
lam471	0.7337437	0.050379	14.564423	4.7296e-48	X47	<---	F4P
lam501	0.8496857	0.046937	18.102690	3.0348e-73	X50	<---	F4P
lam511	0.6844980	0.051632	13.257299	4.0937e-40	X51	<---	F4P
lam556	0.7619604	0.050039	15.227214	2.3333e-52	X55	<---	F5P
lam566	0.8107542	0.048591	16.685396	1.6739e-62	X56	<---	F5P
lam576	0.8494208	0.047361	17.934972	6.2896e-72	X57	<---	F5P
lam586	0.8709979	0.046650	18.671043	8.5173e-78	X58	<---	F5P
lam628	0.8076389	0.048316	16.715757	1.0063e-62	X62	<---	F8P
lam638	0.8777514	0.046035	19.067149	4.7342e-81	X63	<---	F8P
lam658	0.8954789	0.045415	19.717714	1.5194e-86	X65	<---	F8P
lam668	0.8701391	0.046296	18.795241	8.2604e-79	X66	<---	F8P
lam678	0.7205695	0.050778	14.190696	1.0462e-45	X67	<---	F8P
lam708	0.8730487	0.046196	18.898655	1.1700e-79	X70	<---	F8P
del4	0.6477372	0.057804	11.205749	3.8211e-29	X4	<-->	X4
del5	0.5981578	0.054573	10.960599	5.9107e-28	X5	<-->	X5
del6	0.6495908	0.061435	10.573647	3.9484e-26	X6	<-->	X6
del11	0.5368304	0.056136	9.562971	1.1442e-21	X11	<-->	X11
del12	0.4616495	0.053546	8.621629	6.6009e-18	X12	<-->	X12
del13	0.5105777	0.055127	9.261920	2.0079e-20	X13	<-->	X13
del15	0.2807147	0.042091	6.669226	2.5716e-11	X15	<-->	X15
del16	0.5935306	0.052340	11.339833	8.3303e-30	X16	<-->	X16
del17	0.5583891	0.049839	11.203897	3.9018e-29	X17	<-->	X17
del18	0.2967198	0.032492	9.132128	6.7166e-20	X18	<-->	X18
del19	0.2705295	0.031064	8.708808	3.0709e-18	X19	<-->	X19
del20	0.4823675	0.044500	10.839683	2.2324e-27	X20	<-->	X20
del25	0.3479429	0.032516	10.700625	1.0109e-26	X25	<-->	X25
del26	0.2069257	0.022923	9.027107	1.7627e-19	X26	<-->	X26
del27	0.3007980	0.029133	10.324918	5.4365e-25	X27	<-->	X27
del29	0.3562423	0.033120	10.755982	5.5539e-27	X29	<-->	X29
del30	0.3016369	0.029461	10.238644	1.3309e-24	X30	<-->	X30
del33	0.2482698	0.025797	9.623861	6.3405e-22	X33	<-->	X33
del34	0.2748392	0.027595	9.959595	2.2899e-23	X34	<-->	X34
del35	0.3584157	0.033526	10.690699	1.1252e-26	X35	<-->	X35
del36	0.3204962	0.030797	10.406833	2.3077e-25	X36	<-->	X36
del37	0.4899770	0.043247	11.329698	9.3526e-30	X37	<-->	X37
del39	0.3534251	0.033188	10.649027	1.7620e-26	X39	<-->	X39
del40	0.1807941	0.021896	8.257052	1.4931e-16	X40	<-->	X40
del41	0.2205355	0.024152	9.131172	6.7762e-20	X41	<-->	X41
del42	0.2609811	0.024975	10.449504	1.4729e-25	X42	<-->	X42
del43	0.2406632	0.023487	10.246699	1.2245e-24	X43	<-->	X43
del44	0.2480580	0.024026	10.324366	5.4679e-25	X44	<-->	X44
del45	0.2648687	0.025262	10.484749	1.0151e-25	X45	<-->	X45
del47	0.4616198	0.040183	11.487959	1.5165e-30	X47	<-->	X47

del150	0.2780335	0.026238	10.596730	3.0858e-26	X50	<-->	X50
del151	0.5314617	0.045564	11.664056	1.9455e-31	X51	<-->	X51
del155	0.4194162	0.038273	10.958674	6.0378e-28	X55	<-->	X55
del156	0.3426772	0.032752	10.462791	1.2803e-25	X56	<-->	X56
del157	0.2784841	0.028342	9.826006	8.7001e-23	X57	<-->	X57
del158	0.2413623	0.025968	9.294777	1.4751e-20	X58	<-->	X58
del162	0.3477199	0.031660	10.982917	4.6177e-28	X62	<-->	X62
del163	0.2295527	0.022953	10.001185	1.5058e-23	X63	<-->	X63
del165	0.1981178	0.020761	9.542696	1.3917e-21	X65	<-->	X65
del166	0.2428581	0.023903	10.159943	2.9925e-24	X66	<-->	X66
del167	0.4807799	0.041788	11.505270	1.2410e-30	X67	<-->	X67
del170	0.2377861	0.023540	10.101521	5.4392e-24	X70	<-->	X70
theta1	0.1659697	0.031328	5.297872	1.1716e-07	F1	<-->	F1
theta2	0.3163990	0.053980	5.861434	4.5889e-09	F2	<-->	F2
theta3	0.1048693	0.038768	2.705071	6.8290e-03	F3	<-->	F3
theta	0.0788600	0.023412	3.368337	7.5623e-04	MAT	<-->	MAT
phi12P	0.8109812	0.025715	31.536766	2.7232e-218	F2P	<-->	F1P
phi13P	0.8659600	0.020919	41.396230	0.0000e+00	F3P	<-->	F1P
phi14P	0.7963239	0.026263	30.321500	5.9702e-202	F4P	<-->	F1P
phi15P	0.8355749	0.024404	34.238689	6.4268e-257	F5P	<-->	F1P
phi18P	0.7821511	0.027502	28.439388	6.5926e-178	F6P	<-->	F1P
phi23P	0.7558376	0.030263	24.975765	1.1212e-137	F3P	<-->	F2P
phi24P	0.8092371	0.024483	33.052405	1.4367e-239	F4P	<-->	F2P
phi25P	0.8140888	0.025734	31.635028	1.2184e-219	F5P	<-->	F2P
phi28P	0.6408947	0.038420	16.681110	1.7985e-62	F6P	<-->	F2P
phi34P	0.8106643	0.024640	32.900140	2.1878e-237	F4P	<-->	F3P
phi35P	0.8566342	0.022110	38.743702	0.0000e+00	F5P	<-->	F3P
phi38P	0.7622637	0.028930	26.348334	5.3631e-153	F6P	<-->	F3P
phi45P	0.8425372	0.022307	37.770037	0.0000e+00	F5P	<-->	F4P
phi48P	0.7765907	0.026660	29.129911	1.5012e-186	F6P	<-->	F4P
phi58P	0.7950187	0.026646	29.836240	1.3242e-195	F6P	<-->	F5P
phiP11	0.5872969	0.102354	5.737905	9.5855e-09	MAT	<---	F1P
phiP12	-0.0462772	0.076855	-0.602139	5.4708e-01	MAT	<---	F2P
phiP13	-0.0544734	0.090072	-0.604774	5.4533e-01	MAT	<---	F3P
phiP14	0.0661354	0.076282	0.866989	3.8595e-01	MAT	<---	F4P
phiP15	0.1993681	0.097638	2.041908	4.1161e-02	MAT	<---	F5P
phiP18	0.0014699	0.065411	0.022472	9.8207e-01	MAT	<---	F6P

Iterations = 62

APÊNDICE H – RESULTADOS PARA SR PELOS MÉTODOS DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA E GLS

TABELA 17 - ESTIMATIVAS DOS PARÂMETROS PARA O MODELO SR PELOS MÉTODOS DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA E MÍNIMOS QUADRADOS GENERALIZADOS (GLS)

PARÂMETRO	F1P → MAT*									
	MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA					MÍNIMOS QUADRADOS GENERALIZADOS (GLS)				
	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor
F1 → X16	0,740 (0,0622)**	0,000	0,404	0,596 (0,0527)	0,000	0,766 (0,0847)	0,000	0,451	0,481 (0,0478)	0,000
F1 → X17	0,771 (0,0614)	0,000	0,438	0,562 (0,0503)	0,000	0,798 (0,0860)	0,000	0,519	0,399 (0,0424)	0,000
F1 → X18	0,978 (0,0555)	0,000	0,706	0,294 (0,0329)	0,000	0,960 (0,0590)	0,000	0,731	0,230 (0,0295)	0,000
F1 → X19	1,000 (***)	***	0,738	0,263 (0,0312)	0,000	1,000 (***)	***	0,757	0,217 (0,0285)	0,000
F1 → X20	0,833 (0,0597)	0,000	0,511	0,489 (0,0452)	0,000	0,850 (0,0727)	0,000	0,551	0,398 (0,0402)	0,000
F2 → X6	0,798 (0,0903)	0,000	0,345	0,656 (0,0617)	0,000	0,765 (0,1199)	0,000	0,328	0,577 (0,0567)	0,000
F2 → X11	0,923 (0,0919)	0,000	0,461	0,539 (0,0561)	0,000	0,894 (0,1064)	0,000	0,465	0,442 (0,0499)	0,000
F2 → X12	1,000 (***)	***	0,541	0,459 (0,0532)	0,000	1,000 (***)	***	0,543	0,405 (0,0497)	0,000
F2 → X13	0,957 (0,0927)	0,000	0,495	0,505 (0,0547)	0,000	0,964 (0,0973)	0,000	0,530	0,397 (0,0505)	0,000
F3 → X4	0,685 (0,0659)	0,000	0,347	0,653 (0,0580)	0,000	0,611 (0,0837)	0,000	0,323	0,528 (0,0515)	0,000
F3 → X5	0,724 (0,0652)	0,000	0,387	0,613 (0,0553)	0,000	0,715 (0,0796)	0,000	0,400	0,517 (0,0507)	0,000
F3 → X15	1,000 (***)	***	0,739	0,261 (0,0417)	0,000	1,000 (***)	***	0,755	0,219 (0,0413)	0,000
MAT → F1	0,901 (0,0668)	0,000	0,722	0,205 (0,0352)	0,000	0,970 (0,0919)	0,000	0,842	0,107 (0,0310)	0,006
MAT → F2	0,598 (0,0671)	0,000	0,434	0,307 (0,0529)	0,000	0,638 (0,0790)	0,000	0,513	0,234 (0,0542)	0,000
MAT → F3	1,000 (***)	***	0,887	0,083 (0,0401)	0,038	1,000 (***)	***	0,899	0,068 (0,0395)	0,083
F1P → X25	0,803 (0,0490)	0,000	0,645	0,355 (0,0343)	0,000	0,766 (0,0562)	0,000	0,675	0,282 (0,0307)	0,000
F1P → X26	0,892 (0,0461)	0,000	0,796	0,204 (0,0249)	0,000	0,862 (0,0513)	0,000	0,807	0,178 (0,0224)	0,000
F1P → X27	0,856 (0,0473)	0,000	0,734	0,267 (0,0284)	0,000	0,823 (0,0578)	0,000	0,790	0,180 (0,0245)	0,000

continua

continuação										
Parâmetro	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor
F1P → X29	0,784 (0,0496)	0,000	0,615	0,385 (0,0364)	0,000	0,752 (0,0563)	0,000	0,628	0,334 (0,0336)	0,000
F1P → MAT	0,745 (0,0504)	0,000	0,846	0,101 (0,0277)	0,003	0,727 (0,0582)	0,000	0,873	0,077 (0,0250)	0,002
F2P → MAT										
MÍNIMOS QUADRADOS GENERALIZADOS (GLS)										
MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA										
PARÂMETRO	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor
F1 → X16	0,738 (0,0613)	0,000	0,408	0,592 (0,0524)	0,000	0,735 (0,0806)	0,000	0,450	0,482 (0,0473)	0,000
F1 → X17	0,748 (0,0611)	0,000	0,418	0,582 (0,0516)	0,000	0,767 (0,0756)	0,000	0,490	0,446 (0,0455)	0,000
F1 → X18	0,970 (0,0545)	0,000	0,704	0,296 (0,0329)	0,000	0,970 (0,0571)	0,000	0,742	0,239 (0,0304)	0,000
F1 → X19	1,000 (***)	***	0,748	0,252 (0,0306)	0,000	1,000 (***)	***	0,778	0,208 (0,0284)	0,000
F1 → X20	0,828 (0,0588)	0,000	0,513	0,487 (0,0450)	0,000	0,832 (0,0712)	0,000	0,575	0,374 (0,0394)	0,000
F2 → X6	0,813 (0,0905)	0,000	0,355	0,645 (0,0610)	0,000	0,876 (0,1320)	0,000	0,391	0,534 (0,0561)	0,000
F2 → X11	0,926 (0,0920)	0,000	0,461	0,539 (0,0559)	0,000	0,913 (0,1092)	0,000	0,453	0,450 (0,0498)	0,000
F2 → X12	1,000 (***)	***	0,538	0,487 (0,0450)	0,000	1,000 (***)	***	0,520	0,414 (0,0490)	0,000
F2 → X13	0,950 (0,0925)	0,000	0,486	0,514 (0,0548)	0,000	0,935 (0,0952)	0,000	0,469	0,442 (0,0501)	0,000
F3 → X4	0,715 (0,0715)	0,000	0,362	0,638 (0,0588)	0,000	0,701 (0,0970)	0,000	0,355	0,509 (0,0518)	0,000
F3 → X5	0,753 (0,0713)	0,000	0,403	0,597 (0,0565)	0,000	0,794 (0,0962)	0,000	0,415	0,507 (0,0520)	0,000
F3 → X15	1,000 (***)	***	0,709	0,291 (0,0479)	0,000	1,000 (***)	***	0,730	0,212 (0,0411)	0,000
MAT → F1	1,057 (0,0884)	0,000	0,808	0,144 (0,0377)	0,000	1,158 (0,1236)	0,000	0,856	0,105 (0,0369)	0,005
MAT → F2	0,696 (0,0800)	0,000	0,487	0,276 (0,0503)	0,000	0,756 (0,0997)	0,000	0,595	0,181 (0,0491)	0,000
MAT → F3	1,000 (***)	***	0,763	0,168 (0,0484)	0,000	1,000 (***)	***	0,817	0,105 (0,0403)	0,009
F2P → X30	0,833 (0,0480)	0,000	0,694	0,306 (0,0305)	0,000	0,832 (0,0559)	0,000	0,780	0,196 (0,0261)	0,000
F2P → X33	0,879 (0,0464)	0,000	0,773	0,227 (0,0254)	0,000	0,833 (0,0527)	0,000	0,794	0,180 (0,0226)	0,000
F2P → X34	0,853 (0,0473)	0,000	0,728	0,272 (0,0282)	0,000	0,801 (0,0542)	0,000	0,742	0,223 (0,0255)	0,000
F2P → X35	0,799 (0,0490)	0,000	0,639	0,361 (0,0343)	0,000	0,768 (0,0535)	0,000	0,638	0,336 (0,0329)	0,000
F2P → X36	0,813 (0,0486)	0,000	0,660	0,340 (0,0328)	0,000	0,769 (0,0537)	0,000	0,674	0,285 (0,0296)	0,000
F2P → MAT	0,572 (0,0521)	0,000	0,605	0,214 (0,0375)	0,000	0,541 (0,0684)	0,000	0,628	0,174 (0,0342)	0,000
F3P → MAT										
MÍNIMOS QUADRADOS GENERALIZADOS (GLS)										
MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA										
PARÂMETRO	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor
F1 → X16	0,732 (0,0617)	0,000	0,399	0,601 (0,0529)	0,000	0,744 (0,0810)	0,000	0,469	0,456 (0,0467)	0,000
F1 → X17	0,765 (0,0609)	0,000	0,436	0,565 (0,0504)	0,000	0,780 (0,0789)	0,000	0,515	0,418 (0,0434)	0,000
F1 → X18	0,977 (0,0546)	0,000	0,710	0,290 (0,0324)	0,000	0,993 (0,0592)	0,000	0,772	0,213 (0,0295)	0,000
F1 → X19	1,000 (***)	***	0,744	0,256 (0,0306)	0,000	1,000 (***)	***	0,768	0,221 (0,0286)	0,000
F1 → X20	0,824 (0,0592)	0,000	0,505	0,495 (0,0455)	0,000	0,806 (0,0670)	0,000	0,536	0,412 (0,0412)	0,000

continuação										
Parâmetro	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor
F2 → X6	0,792 (0,0893)	0,000	0,345	0,655 (0,0617)	0,000	0,794 (0,1235)	0,000	0,347	0,566 (0,0570)	0,000
F2 → X11	0,914 (0,0908)	0,000	0,460	0,540 (0,0562)	0,000	0,874 (0,1067)	0,000	0,448	0,449 (0,0500)	0,000
F2 → X12	1,000 (***)	***	0,550	0,450 (0,0531)	0,000	1,000 (***)	***	0,544	0,401 (0,0502)	0,000
F2 → X13	0,940 (0,0914)	0,000	0,486	0,514 (0,0552)	0,000	0,912 (0,0928)	0,000	0,463	0,461 (0,0516)	0,000
F3 → X4	0,700 (0,0698)	0,000	0,353	0,647 (0,0589)	0,000	0,649 (0,0863)	0,000	0,340	0,536 (0,0528)	0,000
F3 → X5	0,746 (0,0693)	0,000	0,401	0,599 (0,0560)	0,000	0,754 (0,0839)	0,000	0,411	0,536 (0,0527)	0,000
F3 → X15	1,000 (***)	***	0,720	0,280 (0,0463)	0,000	1,000 (***)	***	0,739	0,233 (0,0449)	0,000
MAT → F1	1,019 (0,0812)	0,000	0,802	0,147 (0,0358)	0,000	1,074 (0,0985)	0,000	0,834	0,121 (0,0353)	0,001
MAT → F2	0,647 (0,0756)	0,000	0,436	0,310 (0,0539)	0,000	0,712 (0,0891)	0,000	0,559	0,211 (0,0540)	0,000
MAT → F3	1,000 (***)	***	0,798	0,146 (0,0461)	0,002	1,000 (***)	***	0,803	0,130 (0,0438)	0,003
F3P → X37	0,708 (0,0516)	0,000	0,502	0,499 (0,0444)	0,000	0,649 (0,0587)	0,000	0,482	0,453 (0,0419)	0,000
F3P → X39	0,796 (0,0492)	0,000	0,634	0,366 (0,0349)	0,000	0,751 (0,0537)	0,000	0,615	0,354 (0,0339)	0,000
F3P → X40	0,922 (0,0452)	0,000	0,850	0,150 (0,0230)	0,000	0,886 (0,0498)	0,000	0,870	0,117 (0,0219)	0,000
F3P → X41	0,873 (0,0468)	0,000	0,762	0,238 (0,0269)	0,000	0,803 (0,0551)	0,000	0,750	0,215 (0,0249)	0,000
F3P → MAT	0,623 (0,0520)	0,000	0,681	0,210 (0,0797)	0,000	0,607 (0,0600)	0,000	0,699	0,159 (0,0336)	0,000
F4P → MAT										
MÍNIMOS QUADRADOS GENERALIZADOS (GLS)										
PARÂMETRO	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor
F1 → X16	0,753 (0,0637)	0,000	0,416	0,584 (0,0531)	0,000	0,765 (0,0901)	0,000	0,453	0,481 (0,0486)	0,000
F1 → X17	0,766 (0,0634)	0,000	0,430	0,570 (0,0521)	0,000	0,793 (0,0864)	0,000	0,484	0,456 (0,0465)	0,000
F1 → X18	0,986 (0,0571)	0,000	0,714	0,287 (0,0333)	0,000	0,968 (0,0654)	0,000	0,742	0,222 (0,0300)	0,000
F1 → X19	1,000 (***)	***	0,733	0,267 (0,0323)	0,000	1,000 (***)	***	0,779	0,193 (0,0291)	0,000
F1 → X20	0,830 (0,0617)	0,000	0,505	0,495 (0,0468)	0,000	0,774 (0,0770)	0,000	0,531	0,361 (0,0395)	0,000
F2 → X6	0,790 (0,0910)	0,000	0,346	0,654 (0,0631)	0,000	0,730 (0,1400)	0,000	0,324	0,507 (0,0551)	0,000
F2 → X11	0,902 (0,0925)	0,000	0,451	0,549 (0,0580)	0,000	0,808 (0,1126)	0,000	0,402	0,442 (0,0498)	0,000
F2 → X12	1,000 (***)	***	0,554	0,446 (0,0544)	0,000	1,000 (***)	***	0,560	0,358 (0,0501)	0,000
F2 → X13	0,942 (0,0933)	0,000	0,491	0,509 (0,0564)	0,000	0,989 (0,1138)	0,000	0,539	0,382 (0,0532)	0,000
F3 → X4	0,718 (0,0729)	0,000	0,359	0,641 (0,0599)	0,000	0,647 (0,0937)	0,000	0,306	0,542 (0,0538)	0,000
F3 → X5	0,776 (0,0723)	0,000	0,420	0,581 (0,0562)	0,000	0,835 (0,0996)	0,000	0,450	0,486 (0,0526)	0,000
F3 → X15	1,000 (***)	***	0,696	0,304 (0,0470)	0,000	1,000 (***)	***	0,680	0,269 (0,0444)	0,000
MAT → F1	0,989 (0,0829)	0,000	0,776	0,164 (0,0378)	0,000	1,102 (0,1128)	0,000	0,835	0,113 (0,0377)	0,002
MAT → F2	0,643 (0,0773)	0,000	0,434	0,314 (0,0557)	0,000	0,698 (0,1013)	0,000	0,499	0,229 (0,0589)	0,000
MAT → F3	1,000 (***)	***	0,836	0,114 (0,0451)	0,009	1,000 (***)	***	0,821	0,102 (0,0408)	0,011
F4P → X42	0,851 (0,0482)	0,000	0,723	0,277 (0,0273)	0,000	0,763 (0,0606)	0,000	0,730	0,216 (0,0242)	0,000

continuação										
Parâmetro	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor
F4P → X43	0,874 (0,0474)	0,000	0,764	0,236 (0,0244)	0,000	0,793 (0,0567)	0,000	0,770	0,188 (0,0217)	0,000
F4P → X44	0,872 (0,0474)	0,000	0,760	0,240 (0,0246)	0,000	0,851 (0,0517)	0,000	0,793	0,189 (0,0226)	0,000
F4P → X45	0,861 (0,0478)	0,000	0,742	0,258 (0,0260)	0,000	0,806 (0,0539)	0,000	0,744	0,224 (0,0240)	0,000
F4P → X47	0,735 (0,0517)	0,000	0,541	0,459 (0,0413)	0,000	0,711 (0,0592)	0,000	0,573	0,376 (0,0376)	0,000
F4P → X50	0,849 (0,0482)	0,000	0,722	0,279 (0,0275)	0,000	0,795 (0,0552)	0,000	0,726	0,239 (0,0252)	0,000
F4P → X51	0,679 (0,0532)	0,000	0,460	0,540 (0,0476)	0,000	0,632 (0,0611)	0,000	0,456	0,476 (0,0445)	0,000
F4P → MAT	0,604 (0,0530)	0,000	0,628	0,217 (0,0383)	0,000	0,554 (0,0670)	0,000	0,655	0,162 (0,0353)	0,000
F5P → MAT										
MÍNIMOS QUADRADOS GENERALIZADOS (GLS)										
PARÂMETRO	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor
F1 → X16	0,742 (0,0619)	0,000	0,407	0,593 (0,0524)	0,000	0,744 (0,0785)	0,000	0,450	0,501 (0,0483)	0,000
F1 → X17	0,760 (0,0614)	0,000	0,427	0,573 (0,0510)	0,000	0,769 (0,0753)	0,000	0,492	0,453 (0,0455)	0,000
F1 → X18	0,983 (0,0549)	0,000	0,715	0,286 (0,0321)	0,000	0,971 (0,0568)	0,000	0,752	0,231 (0,0294)	0,000
F1 → X19	1,000 (***)	***	0,739	0,261 (0,0308)	0,000	1,000 (***)	***	0,775	0,215 (0,0286)	0,000
F1 → X20	0,829 (0,0595)	0,000	0,507	0,493 (0,0453)	0,000	0,806 (0,0693)	0,000	0,559	0,379 (0,0397)	0,000
F2 → X6	0,806 (0,0904)	0,000	0,352	0,648 (0,0613)	0,000	0,800 (0,1247)	0,000	0,364	0,545 (0,0560)	0,000
F2 → X11	0,926 (0,0922)	0,000	0,465	0,535 (0,0561)	0,000	0,871 (0,1063)	0,000	0,448	0,456 (0,0499)	0,000
F2 → X12	1,000 (***)	***	0,542	0,458 (0,0534)	0,000	1,000 (***)	***	0,564	0,377 (0,0495)	0,000
F2 → X13	0,942 (0,0925)	0,000	0,481	0,519 (0,0554)	0,000	0,904 (0,0922)	0,000	0,478	0,434 (0,0501)	0,000
F3 → X4	0,724 (0,0717)	0,000	0,363	0,637 (0,0585)	0,000	0,669 (0,0843)	0,000	0,329	0,567 (0,0539)	0,000
F3 → X5	0,779 (0,0712)	0,000	0,420	0,580 (0,0551)	0,000	0,778 (0,0855)	0,000	0,423	0,513 (0,0515)	0,000
F3 → X15	1,000 (***)	***	0,692	0,308 (0,0464)	0,000	1,000 (***)	***	0,695	0,273 (0,0443)	0,000
MAT → F1	1,041 (0,0837)	0,000	0,810	0,141 (0,0348)	0,000	1,106 (0,1026)	0,000	0,861	0,103 (0,0344)	0,003
MAT → F2	0,655 (0,0774)	0,000	0,437	0,305 (0,0534)	0,000	0,725 (0,0892)	0,000	0,562	0,214 (0,0551)	0,000
MAT → F3	1,000 (***)	***	0,797	0,140 (0,0440)	0,001	1,000 (***)	***	0,838	0,101 (0,0410)	0,014
F5P → X55	0,726 (0,0514)	0,000	0,527	0,473 (0,0432)	0,000	0,679 (0,0621)	0,000	0,561	0,361 (0,0382)	0,000
F5P → X56	0,806 (0,0492)	0,000	0,649	0,351 (0,0348)	0,000	0,764 (0,0567)	0,000	0,668	0,290 (0,0319)	0,000
F5P → X57	0,877 (0,0469)	0,000	0,769	0,231 (0,0278)	0,000	0,842 (0,0520)	0,000	0,789	0,189 (0,0265)	0,000
F5P → X58	0,873 (0,0470)	0,000	0,762	0,238 (0,0281)	0,000	0,809 (0,0557)	0,000	0,769	0,196 (0,0260)	0,000
F5P → MAT	0,629 (0,0522)	0,000	0,716	0,157 (0,0313)	0,000	0,607 (0,0598)	0,000	0,707	0,153 (0,0321)	0,000
F6P → MAT										
MÍNIMOS QUADRADOS GENERALIZADOS (GLS)										
PARÂMETRO	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor
F1 → X16	0,746 (0,0617)	0,000	0,414	0,587 (0,0521)	0,000	0,748 (0,0842)	0,000	0,447	0,492 (0,0478)	0,000
F1 → X17	0,759 (0,0614)	0,000	0,428	0,573 (0,0511)	0,000	0,744 (0,0786)	0,000	0,460	0,460 (0,0452)	0,000

Parâmetro	conclusão									
	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor	Carga Padron.	p-valor	R ²	Var. Espec.	p-valor
F1 → X18	0,978 (0,0552)	0,000	0,710	0,291 (0,0329)	0,000	0,935 (0,0600)	0,000	0,735	0,223 (0,0291)	0,000
F1 → X19	1,000 (***)	***	0,742	0,258 (0,0313)	0,000	1,000 (***)	***	0,789	0,190 (0,0279)	0,000
F1 → X20	0,823 (0,0597)	0,000	0,502	0,498 (0,0459)	0,000	0,835 (0,0706)	0,000	0,555	0,397 (0,0407)	0,000
F2 → X6	0,814 (0,0911)	0,000	0,355	0,645 (0,0611)	0,000	0,843 (0,1274)	0,000	0,388	0,528 (0,0557)	0,000
F2 → X11	0,926 (0,0927)	0,000	0,460	0,540 (0,0562)	0,000	0,886 (0,1053)	0,000	0,446	0,458 (0,0501)	0,000
F2 → X12	1,000 (***)	***	0,536	0,464 (0,0534)	0,000	1,000 (***)	***	0,556	0,376 (0,0482)	0,000
F2 → X13	0,957 (0,0934)	0,000	0,491	0,510 (0,0549)	0,000	0,931 (0,0939)	0,000	0,465	0,470 (0,0509)	0,000
F3 → X4	0,725 (0,0717)	0,000	0,361	0,639 (0,0584)	0,000	0,643 (0,0889)	0,000	0,296	0,547 (0,0522)	0,000
F3 → X5	0,789 (0,0711)	0,000	0,427	0,573 (0,0545)	0,000	0,751 (0,0925)	0,000	0,405	0,462 (0,0480)	0,000
F3 → X15	1,000 (***)	***	0,687	0,313 (0,0458)	0,000	1,000 (***)	***	0,650	0,299 (0,0440)	0,000
MAT → F1	0,962 (0,0805)	0,000	0,740	0,193 (0,0393)	0,000	1,110 (0,1120)	0,000	0,866	0,095 (0,0366)	0,009
MAT → F2	0,645 (0,0750)	0,000	0,461	0,289 (0,0519)	0,000	0,741 (0,0985)	0,000	0,580	0,198 (0,0485)	0,000
MAT → F3	1,000 (***)	***	0,864	0,093 (0,0437)	0,033	1,000 (***)	***	0,895	0,059 (0,0396)	0,139
F6P → X62	0,809 (0,0483)	0,000	0,655	0,345 (0,0317)	0,000	0,795 (0,0524)	0,000	0,677	0,302 (0,0299)	0,000
F6P → X63	0,880 (0,0460)	0,000	0,775	0,225 (0,0230)	0,000	0,806 (0,0546)	0,000	0,770	0,194 (0,0211)	0,000
F6P → X65	0,896 (0,0455)	0,000	0,803	0,197 (0,0211)	0,000	0,840 (0,0515)	0,000	0,796	0,181 (0,0201)	0,000
F6P → X66	0,874 (0,0462)	0,000	0,765	0,236 (0,0237)	0,000	0,819 (0,0522)	0,000	0,767	0,204 (0,0220)	0,000
F6P → X67	0,712 (0,0511)	0,000	0,507	0,493 (0,0429)	0,000	0,617 (0,0688)	0,000	0,526	0,343 (0,0357)	0,000
F6P → X70	0,869 (0,0464)	0,000	0,756	0,244 (0,0244)	0,000	0,837 (0,0528)	0,000	0,785	0,192 (0,0220)	0,000
F6P → MAT	0,589 (0,0518)	0,000	0,607	0,201 (0,0820)	0,000	0,560 (0,0659)	0,000	0,630	0,184 (0,0354)	0,000

FONTE: O autor (2012)

NOTA: * Cada processo avaliado segundo relação causal individual hipotética junto ao construto maturidade

** Erros padrões entre parênteses

*** Valores fixados não possuem erros padrões tampouco p-valores

APÊNDICE I – FUNÇÃO EM MATLAB PARA CÁLCULO DO COEFICIENTE ALFA DE CRONBACH

```

function y = cronbach(X)
%Rotina que calcula do coeficiente de consistência interna Alfa de Cronbach
% Captura a ordem da Matriz de dados: nxp
[n p] = size(X);

% Estende a ordem da matriz de dados para nx(p+1)
Y = X*eye(p,p+1);

% Soma dos escores das variáveis (Escala Total)
Soma = sum(X')';

% Adiciona à (p+1)-esima coluna da Matriz Y (Matriz de dados de ordem
% nx(p+1)) o vetor soma obtido acima
Y(:,p+1)=Soma(:);

% Laço para calcular a variancia da j-esima variavel bem como da
% Soma dos Escores (Escala Total)
for j = 1:p+1
    D(j) = var(Y(:,j));
end
Alpha = (p/(p-1))*(1-(sum(D)-D(p+1))/D(p+1));
% Alfa padronizado

R = corr(X);
Alpha_Padronizado = (p/(p-1))*((ones(1,p)*R*ones(p,1)-p)/(ones(1,p)*R*ones(p,1)));

H1 = [Alpha Alpha_Padronizado p];

disp(' *****')
disp(' *                COEFICIENTE ALFA DE CRONBACH                *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
disp(' Alpha    Alp. Pad.  N. v.a. ')
disp(H1)

% Calculo do intervalo de Confiança com 95% de confiança

p1 = finv(0.975,n-1,(n-1)*(p-1));
lim_inf = 1-(1-Alpha)*p1;
p2 = finv(0.025,n-1,(n-1)*(p-1));
lim_sup = 1-(1-Alpha)*p2;

IC = [lim_inf lim_sup];

```

```

pause
disp(' *****')
disp(' *          INTERVALO DE CONFIANÇA COM 95% PARA O ALPHA          *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
disp(IC)

pause

% Estatísticas Descritivas para cada variável
MD = mean(X)';
H3 = zeros(p,3);
H(:,2) = MD;
for i=1:p
    H3(i,1)= i;
    H3(i,2)=MD(i);
    H3(i,3)= sqrt(var(X(:,i)));
end
Mat_Corr = corr(X);

disp(' *****')
disp(' *  ESTATÍSTICAS DOS ITENS: Apresenta-se os vetores Médio e  *')
disp(' *  Desvio Padrão e a Matriz de Correlação das variáveis em *')
disp(' *  ordem, isto é, tem-se as Colunas de X1, X2, X3, ..., Xn *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause

disp('  V.A(i)      Média      Desv. Pad. ')
disp(H3)
disp(' ')
disp('          Matriz de Correlação dos dados      ')
disp(Mat_Corr)

pause

% Resumo das Estatísticas dos Itens
MEDIA = mean(MD); Max = max(MD); Min = min(MD); Var_Med = var(MD);
Inter = Max - Min; K = Max/Min;

H4 = [MEDIA Min Max Inter  K  Var_Med p];

disp(' *****')
disp(' *  RESUMO DAS ESTATÍSTICAS DOS ITENS: Apresenta-se as esta- *')
disp(' *  tísticas que resumem o vetor de medias das variáveis   *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
disp(' Média      Mínimo      Máximo      Range      Máx./Mín.  Var.      N. v.a. ')
disp(H4)

% Estatísticas da Escala

Media = mean(Soma); Variancia = var(Soma); Desvio_P = sqrt(Variancia);
H5 = [Media Variancia Desvio_P p];

```

```

pause
disp(' *****')
disp(' *      ESTATÍSTICAS DA ESCALA: Apresenta-se as estatísticas      *')
disp(' *                para o vetor das somas dos escores                *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
disp(' Média      Variância Desv. Pad.  N. v.a. ')
disp(H5)

% Eliminação das variáveis e re-cálculo do alfa com as variáveis
% restantes
Q = ones(p)- ones(p);
P=Q;

for i=1:p
    if i==1
        Q(i,i)=1;
        Z1 = X - X*Q;
        Z2 = Z1*eye(p,p+1);
        Soma1 = sum(Z1')';
        Z2(:,p+1)=Soma1(:);
        for j = 1:p+1
            D1(j) = var(Z2(:,j));
        end
        D1;
        Alpha = ((p-1)/(p-2))*(1-(sum(D1)-D1(p+1))/D1(p+1));
        Media1 = mean(Soma1);
        Varp = var(Soma1);
        Corre = corr(X(:,1),Soma1);
    else
        Q(i,i)=1;
        P(i-1, i-1)=1;
        Z = X - X*Q + X*P;
        Z3 = Z*eye(p,p+1);
        Soma2 = sum(Z3')';
        Z3(:,p+1)=Soma2(:);
        for j = 1:p+1
            D2(j) = var(Z3(:,j));
        end
        D2;
        Alpha(i) = ((p-1)/(p-2))*(1-(sum(D2)-D2(p+1))/D2(p+1));
        Media1(i) = mean(Soma2);
        Varp(i) = var(Soma2);
        Corre(i) = corr(X(:,i),Soma2);
    end
end
end
H6 = zeros(p,4); A = Alpha'; MD1 = Media1'; VAR1 = Varp';
for i=1:p
    H6(i,1) = i;
    H6(i,2) = MD1(i);
    H6(i,3) = VAR1(i);
    H6(i,4) = A(i);
end
end

pause
disp(' *****')

```

```
disp(' *          ALPHA DE CRONBACH ELIMINADA A I-ÉSIMA VARIÁVEL          *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
disp(' V.A. Méd. Esc. Var. Esc. Alpha ')
disp(' v.a. Del. v.a. Del. v.a. Del. ')
disp(H6)
```

APÊNDICE J – FUNÇÃO EM MATLAB PARA ANÁLISE FATORIAL POR MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

```

function [L L1 h_Psi FacVar fMV fMVR] = mvfactor(X)
% *****
% * ANÁLISE FATORIAL POR MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA *
% *****
% * Adaptação da função programada por LESLIE F. MARCUS *
% * disponível no livro: Applied Factor Analysis in *
% * the Natural Sciences, p. 308-309 (Apêndice) New *
% * York: Cambridge University Press, 1996 *
% *****
% mvfactor:
% Essa função MATLAB é uma adaptação da função pro-
% gramada por LESLIE F. MARCUS Applied Factor Analy-
% sis in the Natural Sciences, p. 339-341 (Apêndice)
% Ela ajusta o modelo fatorial ortogonal pelo Méto-
% do da Máxima Verossimilhança na suposição de que
% os dados seguem distribuição normal p-variada.
%
% [L L1 h_Psi FacVar fMV fMVR] = mvfactor(X)
%
% Inputs:
% X = Matriz de Dados;
%
% Outpus:
% L = Matriz dos pesos ou carregamentos estimados;
% L1 = Matriz dos pesos ou carregamentos rotacionados pelo
% método Varimax ;
% h_Psi = Matriz de comunalidades e Variâncias específicas
% (nesta ordem);
% FacVar = Matriz que contém a proporção da explicação acumulada
% devida aos m fatores;
% fMV = Escores fatoriais ajustados pelo método dos Mínimos
% Quadrados Ponderados;
% fMVR = Escores fatoriais para o modelo rotacionado ajustado
% pelo método dos Minimos Quadrados Ponderados;
%
k = input('Entre com o número de fatores à determinar: ');
Rho = corr(X);
[n,p] = size(X);
[A,L,A] = svd(Rho); %Decomposição em valores singulares de Rho
A1 = A(:,1:k)*sqrt(L(1:k,1:k)); % Carregamentos das CP
Uni = diag(diag(Rho-A1*A1')); % Matriz única
Rh1 = sqrt(inv(Uni))*(Rho-Uni)*sqrt(inv(Uni)); %Matriz para iterar
[A,L,A]=svd(Rh1); % Primeira estimativa dos carregamentos
% de Máxima Verossimilhança
A1 = sqrt(Uni)*A(:,1:k)*sqrt(L(1:k,1:k));

```

```

iter = input('Entre com o número de iterações: ');
t = ['Tolerância para os carregamentos - usualmente 0.001 ou menos -: '];
disp(' ')
check = input(t);
for i = 1:iter
    Uni = diag(diag(Rho-A1*A1'));
    Rh1 = sqrt(inv(Uni))*(Rho - Uni)*sqrt(inv(Uni));
    [A,L,A] = svd(Rh1);
    A2 = sqrt(Uni)*A(:,1:k)*sqrt(L(1:k,1:k));
    if max(max(abs(A1-A2))) < check
        break
    end
    A1 = A2;
end
% Mostra a iteração de convergência
disp('Iteração de convergência:')
i
pause

% Matriz dos Pesos ou Carregamentos estimados pelo MMV
disp(' *****')
disp(' *      Matriz L dos Pesos ou Carregamentos estimados      *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
L = A1
pause

% Comunalidades e Variâncias Específicas estimadas pelo MMV
disp(' *****')
disp(' * Vetor h de Comunalidades e Variâncias específicas PSI *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
for i = 1:p
    var(i) = i;
end
Com = diag(L*L'); % Comunalidade
Uniq = ones(p,1)-Com; % Variância específica
h_Psi = [var' Com Uniq]
pause

% Proporção acumulada
disp(' *****')
disp(' *      Proporção de explicação acumulada      *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
for j = 1:k
    fat(j) = j;
end
% Proporção acumulada
FacV = diag(L'*L)*(100/p);
PROP_ACUM = cumsum(FacV);
FacVar = [fat; FacV'; PROP_ACUM']
pause

% Matriz dos Resíduos

```

```

disp(' *****')
disp(' *          Matriz ER dos resíduos do modelo          *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
Resid = Rho - L*L' - diag(Uniq)
pause

% Erro Médio e Erro Médio Quadrático
disp(' *****')
disp(' *          Erro médio *(EM) e Erro Médio Quadrático (REQM)          *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
soma = 0; soma1 = 0; soma2 = 0;
for i = 1:p
    for j = 1:p
        if j>i
            MEDID = Resid(i,j);
            MEDID2 = Resid(i,j)^2;
            soma = soma + MEDID;
            soma1 = soma1 + MEDID2;
            soma2 = soma2 + 1;
        end
    end
end
EM = soma/soma2
pause
REQM = sqrt(soma1/soma2)
pause

% Teste para o número de fatores comuns
disp(' *****')
disp(' *          Teste para o número m de fatores comuns          *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
SGMA = L*L' + diag(Uniq);
RAZA0 = det(SGMA)/det(Rho);
disp(' Estatística Q2 do teste, graus de liberdade f e p_value ')
Q2 = (n - 1 - ((2*p + 4*k + 5)/6))*log(RAZA0)
disp(' ')
f = 0.5*((p - k)^2 - p - k)
disp(' ')
p_value = (1 - cdf('chi2', Q2, f))
pause

% Calcula os coeficientes por meio do Método dos Mínimos Quadrados
disp(' *****')
disp(' *          Coeficientes dos Escores Fatoriais pelo MMQ          *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
coef = inv(L'*inv(diag(Uniq))*L)*L'*inv(diag(Uniq))'
pause

disp(' *****')

```

```

disp(' * Escores Fatoriais pelo Método dos Mínimos Quadrados *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
% Centra os dados na média
Y = X-ones(n,1)*mean(X);
% Padroniza os dados
Z = Y*inv(diag(std(X)));
% Escores Fatoriais
fMV = (coef*Z)';
pause

disp(' *****')
disp(' * Matriz L1 dos Pesos estimados rotacionados (Varimax) *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
% Rotacao varimax
t=rota(L);
L1=L*t
pause

disp(' *****')
disp(' * Coef. dos Escores Fatoriais rotacionados pelo MMQ *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
coefr = inv(L1'*inv(diag(Uniq))*L1)*L1'*inv(diag(Uniq))
pause

disp(' *****')
disp(' * Escores Fatoriais rotacionados (fr) pelo MMQ *')
disp(' *****')
disp(' ')
% Escores Fatoriais
fMVR = (coefr*Z)';
pause

disp(' *****')
disp(' * Escores Fatoriais ponderados, ordenados e escalonados *')
disp(' * de 0 a 10 pelo MMQ *')
disp(' *****')
disp(' ')
% Escores Fatoriais
escorft1 = 100*FacV
escfator = fMVR*escorft1
mnm1 = max(escfator); mnm2 = min(escfator);
for i=1:n
    escorft2(i) = 10 - ((10*(mnm1 - escfator(i)))/(mnm1 - mnm2));
end
[escord, ident]=sort(escorft2);
escor_fatorial = [escord' ident']

% Agrupamento das variáveis
disp(' *****')

```

```
disp(' * AGRUPAMENTO DAS VARIÁVEIS SEGUNDO SUAS CORRELAÇÕES *')
disp(' *****')
disp(' ')
pause
for i = 1:p
    [q p] = sort(abs(L1(i,:)));
    PESO(i) = L1(i,p(k));
    FATOR(i) = p(k);
    VAR(i) = i;
end
%Agrupamento com peso
AGRUPAMENTO1 = [VAR' FATOR' PESO']
pause
% Agrupamento de variáveis sem o peso
[q p] = sort(FATOR');
AGRUPAMENTO = [q p]
pause
disp('fim!')
end
```

APÊNDICE K – COMO ESPECIFICAR AS RELAÇÕES HIPOTÉTICAS NO R

O primeiro passo para se realizar uma análise em modelagem de equações estruturais (SEM) é estabelecer as relações entre as variáveis e construtos. Lembre-se que as relações são traduzidas nos diagramas de caminhos, conforme discutido na seção 2.4.3. Dessa forma, a fim de “entrar” com essas relações no *software* R, cria-se um arquivo de texto que contenha todas as relações e especificações do modelo. Por exemplo, para o fator de ordem superior maturidade (diagramado pela figura 12, conforme seção 4.2.1.3), tem-se o seguinte arquivo `pathsMaturidade.txt` da figura 17.

Sob a etiqueta `##Fator 1 - F1`, `##Fator 2 - F2` e `##Fator 3 - F3` estão definidas as variáveis indicadoras (observadas) que fazem parte de cada fator latente. O símbolo `#` representa um comentário para a linguagem do R.

É definido, por exemplo, o parâmetro `lam161` para a variável X16 do primeiro fator, pois esse será um parâmetro livremente estimado. Livrementemente, pois é acompanhado da sigla NA (FOX, 2002, 2006; LEÓN, 2011). Por outro lado, observe que o carregamento da variável X19 é fixo como 1, lembre-se de que esta é uma das formas para se criar uma escala para o construto.

Sob a etiqueta `##Variâncias Específicas` são definidas as variâncias dos erros de medida θ_{δ} para cada variável indicadora. Esses erros são definidos pelos parâmetros e_i 's e a sigla NA significa que serão livremente estimados. Sob a etiqueta `##Fator de Ordem Superior` são definidos os fatores de primeira ordem (fatores latentes) que fazem parte do fator de segunda ordem maturidade. Os parâmetros para estes carregamentos são definidos como γ_{δ} e são, também, livremente estimados (NA). Lembre-se de que o estabelecimento do construto de ordem superior supõe que as correlações entre os fatores de primeira ordem são todas explicadas pelo fator de segunda ordem. É por essa razão que não se tem uma etiqueta `##Correlações entre Fatores`.

Por fim, a última etiqueta `##Variância dos Fatores` define as variâncias dos fatores latentes. Observe que a variância do fator de segunda ordem MAT é definida como 1 (fixa como 1). Isto além de fornecer a escala para o referido construto, fornece uma solução padronizada. Como a escala para os construtos de primeira ordem já havia sido obtida pelo outro método, suas variâncias serão estimadas livremente (NA), de modo que seus parâmetros foram definidos como ϵ_{δ} .

Após a criação do arquivo `.txt`, carrega-se o pacote `sem` com a sintaxe `library(sem)` e o arquivo de texto `pathsMaturidade.txt` poderá ser lido pelo R através da função: `cfa <- specifyModel("C:/Users/Acer/pathsMaturidade_MV.txt")`.

O próximo comando permitirá ajustar o modelo e salvar os resultados: `cfaOut <- sem(cfa, dataCor, N=299, objective=objectiveML)`. Observe que `cfa` é a variável que contém a especificação do modelo hipotetizado, a variável `dataCor` é a matriz de correlação de entrada, `N=299` é o número de observações e `objective=objectiveML` é o método de estimação, neste caso, o método de máxima verossimilhança (MMV)¹. Para ajustar o modelo pelo método de mínimos quadrados generalizados (GLS), basta modificar este parâmetro da função `sem` para `objective=objectiveGLS`.

O comando `summary(cfaOut)` solicita os índices de ajustes e as estimativas dos parâmetros para o modelo. O comando `modIndices(cfaOut)` proporciona os 5 índices de modificação mais importantes para uma possível reespecificação do modelo. Por fim, a sintaxe `standardizedResiduals(cfaOut)`, permite obter os resíduos padronizados do modelo.

¹Na verdade, o método *default* é o de máxima verossimilhança.

```

##Fator 1 -- F1
F1->X16 , lam161, NA
F1->X17 , lam171, NA
F1->X18 , lam181, NA
F1->X19 , NA, 1
F1->X20 , lam201, NA
##Fator 2 -- F2
F2->X6 , lam62, NA
F2->X11 , lam112, NA
F2->X12 , NA, 1
F2->X13 , lam132, NA
##Fator 3 -- F3
F3->X4 , lam43, NA
F3->X5 , lam53, NA
F3->X15 , NA, 1
##Variancias Específicas
X4<->X4 , e4, NA
X5<->X5 , e5, NA
X6<->X6 , e6, NA
X11<->X11 , e11, NA
X12<->X12 , e12, NA
X13<->X13 , e13, NA
X15<->X15 , e15, NA
X16<->X16 , e16, NA
X17<->X17 , e17, NA
X18<->X18 , e18, NA
X19<->X19 , e19, NA
X20<->X20 , e20, NA
##Fator de Ordem superior
MAT->F1, gamma1, NA
MAT->F2, gamma2, NA
MAT->F3, gamma3, NA
## Variancia dos Fatores
F1<->F1, epsilon1, NA
F2<->F2, epsilon2, NA
F3<->F3, epsilon3, NA
MAT<->MAT, NA, 1

```

FIGURA 17 - ENTRADA DAS RELAÇÕES ESPECIFICADAS NO FATOR DE ORDEM SUPERIOR MATUREZA NA LINGUAGEM R

FONTE: O autor (2012)

ANEXO – QUESTIONÁRIO PRONUX

Parte 2 – Características da organização.										
Uma série de características de uma organização empresarial são mostradas abaixo. Observe que cada característica tem o seu oposto. Leia cada característica e classifique sua organização de acordo com o número da escala que você acha mais adequada. Preencha todas as respostas tentando ser o mais imparcial possível.										
		1	2	3	4	5	6	7		
1	Qual o nível de centralização da estrutura organizacional da empresa?	Centralizada						Descentralizada		
2	Qual o nível de formalização dos cargos/funções?	Sem formalização	1	2	3	4	5	6	7	Totalmente formalizada
3	Qual o nível da formação dos funcionários?	Sem formação	1	2	3	4	5	6	7	Maioria com formação superior e Pós-Graduação
4	Qual a quantidade de horas de treinamento dos funcionários por ano?	Sem treinamento	1	2	3	4	5	6	7	Média superior a 12 dias por ano
5	Qual o nível de formalização das atividades e processos?	Sem formalização (realizada de maneira intuitiva)	1	2	3	4	5	6	7	Totalmente formalizada (padronização total do processo)
6	Qual o grau de autonomia dos funcionários?	Sem autonomia	1	2	3	4	5	6	7	Autonomia total
7	Qual o nível de polivalência dos funcionários?	Realiza uma única atividade	1	2	3	4	5	6	7	Multi-atividades
8	Quantos níveis de hierarquia existem na empresa?	Sem hierarquia	1	2	3	4	5	6	7	Muito Hierarquizada
9	Qual o nível de integração entre os processos?	Baixo	1	2	3	4	5	6	7	Muito alto
10	Qual a taxa de crescimento da empresa nos últimos 3 anos?	Zero	1	2	3	4	5	6	7	> 20 % ao ano
11	Como você classifica o estilo de gestão da empresa?	Autocrática	1	2	3	4	5	6	7	Democrática
12	Qual o nível de cooperação entre os funcionários?	Sem cooperação	1	2	3	4	5	6	7	Cooperação total
13	Qual o nível de interação (troca de informações formais e informais) entre os funcionários?	Sem troca de informações	1	2	3	4	5	6	7	Intensa troca de informações
14	Qual o nível de controle exercido sobre as atividades/funcionários?	Sem nenhum controle	1	2	3	4	5	6	7	Controle Intensivo
15	Existe uma estratégia organizacional claramente definida?	Sem estratégia	1	2	3	4	5	6	7	Estratégia definida e aplicada
16	Qual o nível de investimentos em tecnologias e equipamentos realizados nos últimos 3 anos?	Nenhum	1	2	3	4	5	6	7	Muito grande (re-configuração total produtos, processos e equipamentos)
17	Qual a posição da empresa em relação às concorrentes?	Entre as últimas do mercado	1	2	3	4	5	6	7	Entre as líderes do mercado
18	Qual o tempo de resposta a demandas de mercado? (novos produtos, certificações, novas tecnologias)?	Muito lenta	1	2	3	4	5	6	7	Muito rápida
19	Qual é a capacidade da empresa em se adaptar às mudanças do seu mercado/ambiente?	Nenhuma	1	2	3	4	5	6	7	Forte capacidade de adaptação
20	Com relação a sua empresa você diria:	Ela segue as mudanças no mercado	1	2	3	4	5	6	7	Ela se antecipa as mudanças
21	Como você considera o mercado em que sua empresa atua?	Muito estático	1	2	3	4	5	6	7	Muito dinâmico
22	As relações entre funcionários ocorrem com mais frequência de forma:	Formal	1	2	3	4	5	6	7	Informal

FIGURA 18 - PARTE 2 DO QUESTIONÁRIO PRONUX: CARACTERÍSTICAS DA ORGANIZAÇÃO

FONTE: PRONUX

Parte 3 – Nível de efetividade dos processos.							
Neste bloco são apresentados os principais processos de gestão de uma organização empresarial. Os processos apresentados devem ser classificados em níveis de desenvolvimento e estão distribuídos em uma escala de 1 a 7 pontos. Os valores correspondentes a cada nível são os seguintes:							
1	2	3	4	5	6	7	
Processo inexistente	Processo minimamente desenvolvido (ou em implantação)	Processo pouco desenvolvido (ou utilizado parcialmente)	Processo desenvolvido (implantado e funcionando)	Processo bem desenvolvido (implantado e funcionando plenamente)	Processo muito desenvolvido (funcionando plenamente e estabilizado)	Processo altamente desenvolvido (plenamente utilizado com aperfeiçoamentos constantes)	
Processos							
	1. Processo inexistente	2. Processo minimamente desenvolvido	3. Processo pouco desenvolvido	4. Processo desenvolvido	5. Processo bem desenvolvido	6. Processo muito desenvolvido	7. Processo altamente desenvolvido
23	A organização desenvolve uma visão estratégica com base na análise do ambiente externo?	1	2	3	4	5	7
24	Sua empresa avalia as tendências econômicas e seus impactos na sua estratégia?	1	2	3	4	5	7
25	Sua empresa avalia o impacto das mudanças sociais e culturais na estratégia?	1	2	3	4	5	7
26	A empresa possui uma visão estratégica alinhada ao negócio?	1	2	3	4	5	7
27	A empresa procura sempre difundir esta visão estratégica?	1	2	3	4	5	7
28	A empresa desenvolve e estabelece metas organizacionais?	1	2	3	4	5	7
29	A empresa busca sempre administrar as metas para então, medi-las e avaliá-las?	1	2	3	4	5	7
30	A empresa utiliza estratégias na concepção e no desenvolvimento de novos produtos?	1	2	3	4	5	7
31	Existe uma metodologia formal de desenvolvimento de novos produtos?	1	2	3	4	5	7
32	O processo de desenvolvimento de novos produtos é avaliado e aperfeiçoado?	1	2	3	4	5	7
33	A escolha e avaliação de novos produtos levam em consideração as ideias e necessidades dos consumidores?	1	2	3	4	5	7
34	O projeto, fabricação e evolução dos produtos estão relacionados com a qualidade e confiabilidade?	1	2	3	4	5	7
35	Os testes ou avaliação dos produtos são realizados através de apresentação aos clientes e entrevistados?	1	2	3	4	5	7
36	Antes do lançamento de um novo produto são preparados protótipos e realizados testes?	1	2	3	4	5	7
37	A empresa possui marketing direcionado para os seus produtos e serviços?	1	2	3	4	5	7
38	A empresa gere sua carteira de clientes?	1	2	3	4	5	7

FIGURA 19 - PARTE 3 DO QUESTIONÁRIO PRONUX: NÍVEL DE EFETIVIDADE DOS PROCESSOS

FONTE: PRONUX

	Processos	1. Processo inexistente	2. Processo minimamente desenvolvido	3. Processo pouco desenvolvido	4. Processo desenvolvido	5. Processo bem desenvolvido	6. Processo muito desenvolvido	7. Processo altamente desenvolvido
39	A empresa conhece seu mercado de atuação através da segmentação do mesmo?	1	2	3	4	5	6	7
40	A empresa possui estratégia de vendas, previsão de vendas e administra estas estratégias?	1	2	3	4	5	6	7
41	A empresa possui orçamentos de vendas globais, estabelece métricas para estes orçamentos e efetua o controle dos mesmos?	1	2	3	4	5	6	7
42	Existe na empresa um planejamento da cadeia de suprimentos, onde a empresa administra a demanda dos produtos e serviços?	1	2	3	4	5	6	7
43	A empresa identifica as matérias-primas críticas?	1	2	3	4	5	6	7
44	Há um controle de tempo e metas nos processos de produção?	1	2	3	4	5	6	7
45	A empresa faz previsão de demanda?	1	2	3	4	5	6	7
46	A empresa utiliza mecanismos para gestão da demanda?	1	2	3	4	5	6	7
47	A empresa possui controle de estoques através de inventários?	1	2	3	4	5	6	7
48	A empresa possui um controle da programação e desempenho da produção?	1	2	3	4	5	6	7
49	A programação da produção considera a capacidade da produção quando assume prazos de entrega?	1	2	3	4	5	6	7
50	A empresa tem uma programação baseada em planos de produção?	1	2	3	4	5	6	7
51	A empresa possui um layout (arranjo físico) definido / apropriado?	1	2	3	4	5	6	7
52	A empresa utiliza-se de estratégias de produção? (Ex. Qualidade, rapidez, confiabilidade, flexibilidade e custos)	1	2	3	4	5	6	7
53	A empresa possui estratégias para flexibilizar o uso da capacidade (aumento / redução)?	1	2	3	4	5	6	7
54	A empresa realizou um estudo de localização quando foi implantada?	1	2	3	4	5	6	7
55	A empresa administra os contratos com os clientes correlacionando-os com as requisições e ordens de produção ou serviço?	1	2	3	4	5	6	7
56	A empresa possui uma logística que traduz as exigências e o bom atendimento ao consumidor?	1	2	3	4	5	6	7
57	A empresa possui políticas em relação ao atendimento ao consumidor e as gere através de medidas de satisfação do cliente?	1	2	3	4	5	6	7
58	A empresa analisa através de dados a satisfação dos serviços e dos produtos que coloca no mercado com o intuito de identificar melhorias?	1	2	3	4	5	6	7
59	A empresa administra os recursos humanos através do planejamento e implementação de políticas estratégicas aos planos de cargos e salários?	1	2	3	4	5	6	7
60	A empresa possui tecnologias como software e hardware compatíveis com a estratégia do negócio, buscando manter-se atualizado, trazendo para o negócio as melhores soluções tecnológicas?	1	2	3	4	5	6	7

FIGURA 20 - PARTE 3 (CONTINUAÇÃO) DO QUESTIONÁRIO PRONUX: NÍVEL DE EFETIVIDADE DOS PROCESSOS

FONTE: PRONUX

		1. Processo inexistente	2. Processo minimamente desenvolvido	3. Processo pouco desenvolvido	4. Processo desenvolvido	5. Processo bem desenvolvido	6. Processo muito desenvolvido	7. Processo altamente desenvolvido
	Processos							
61	A empresa utiliza o conteúdo gerado pela informática utilizando-a para executar a estratégia e a operação do negócio?	1	2	3	4	5	6	7
62	A empresa utiliza a contabilidade como fonte de informação para o planejamento e controle?	1	2	3	4	5	6	7
63	A empresa possui políticas de orçamento?	1	2	3	4	5	6	7
64	A empresa controla os custos da produção através da contabilidade de custos?	1	2	3	4	5	6	7
65	A empresa possui controles analíticos e sintéticos das receitas e despesas e através destas efetua a análise de discrepância de acordo com orçamentos pré-estabelecidos?	1	2	3	4	5	6	7
66	A empresa possui estratégia definida para a gestão dos tributos federais, estaduais e municipais?	1	2	3	4	5	6	7
67	A empresa possui procedimentos de auditorias externas de forma periódica?	1	2	3	4	5	6	7
68	A empresa administra e controla o fluxo de caixa através de auditoria interna ou externa?	1	2	3	4	5	6	7
69	A empresa calcula seus índices de liquidez, solvência e endividamento constantemente, com vistas a sua real posição financeira?	1	2	3	4	5	6	7
70	A empresa controla seus lucros contábeis e financeiros e administra o risco do negócio pautado em dados confiáveis e controláveis?	1	2	3	4	5	6	7
71	A empresa controla seus ativos e conhece o real valor patrimonial dos mesmos?	1	2	3	4	5	6	7
72	A empresa possui políticas sociais e ambientais e estas são demonstradas através do balanço social?	1	2	3	4	5	6	7
73	A empresa planeja, constrói, administra e analisa suas relações externas (acionistas, governo, empresas, mídia, comunidade, etc)?	1	2	3	4	5	6	7
74	A empresa administra e desenvolve estratégias para o desempenho organizacional através de modelos de medida de desempenho?	1	2	3	4	5	6	7

FIGURA 21 - PARTE 3 (CONTINUAÇÃO) DO QUESTIONÁRIO PRONUX: NÍVEL DE EFETIVIDADE DOS PROCESSOS

FONTE: PRONUX