

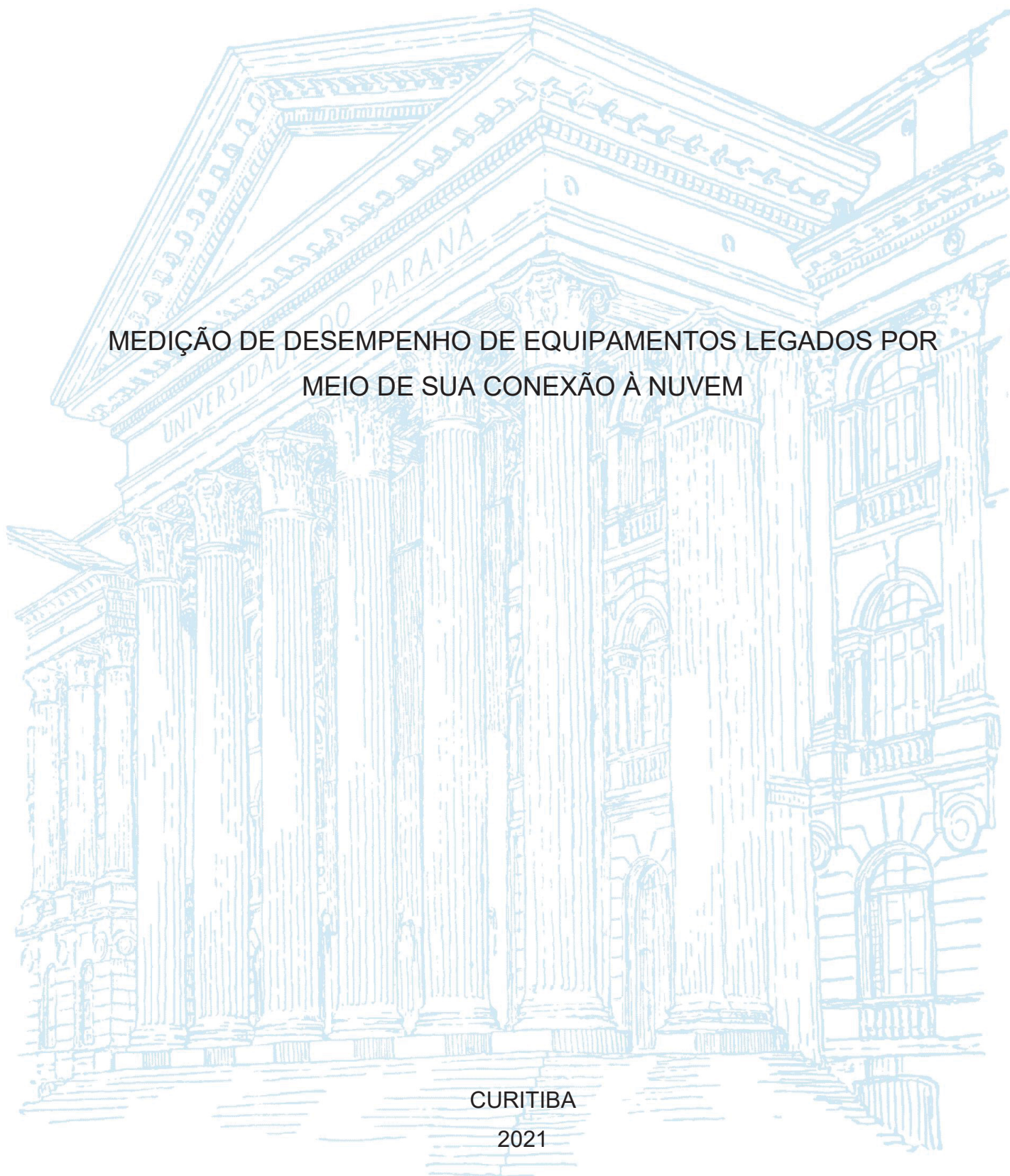
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

GLEISON HIDALGO MARTINS

MEDIÇÃO DE DESEMPENHO DE EQUIPAMENTOS LEGADOS POR
MEIO DE SUA CONEXÃO À NUVEM

CURITIBA

2021



GLEISON HIDALGO MARTINS

MEDIÇÃO DE DESEMPENHO DE EQUIPAMENTOS LEGADOS POR MEIO DE
SUA CONEXÃO À NUVEM

Dissertação apresentada ao curso de Pós-Graduação em Engenharia de Manufatura, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Manufatura.

Orientador: Prof. Dr. Fernando Deschamps
Coorientador: Prof. Dr. Pablo Devid Valle
Coorientadora: Prof(a). Dr(a). Silvana P. Detro

CURITIBA

2021

Catálogo na Fonte: Sistema de Bibliotecas, UFPR
Biblioteca de Ciência e Tecnologia

- M386m Martins, Gleison Hidalgo
Medição de desempenho de equipamentos legados por meio de sua conexão à nuvem [recurso eletrônico] / Gleison Hidalgo Martins – Curitiba, 2021.
- Dissertação - Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia, Programa de Pós-graduação em Engenharia de Manufatura
- Orientador: Prof^o. Dr^o. Fernando Deschamps
Coorientador: Prof^o. Dr^o Pablo Devid Valle
Coorientadora: Prof^a. Dr^a Silvana Pereira Detro
1. Manufatura. 2. Desempenho – Avaliação. Universidade Federal do Paraná. II. Deschamps, Fernando. III. Valle, Pablo Devid. IV. Detro, Silvana Pereira. V. Título.

CDD: 670.285

Bibliotecária: Roseny Rivelini Morciani CRB-9/1585

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação ENGENHARIA DE MANUFATURA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de **GLEISON HIDALGO MARTINS** intitulada: **Medição de desempenho de equipamentos legados por meio de sua conexão à nuvem**, sob orientação do Prof. Dr. FERNANDO DESCHAMPS, que após terem inquirido o aluno e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

Curitiba, 13 de Dezembro de 2021.

Assinatura Eletrônica
16/12/2021 15:25:12.0
FERNANDO DESCHAMPS
Presidente da Banca Examinadora

Assinatura Eletrônica
17/12/2021 08:53:52.0
EDUARDO ALVES PORTELA SANTOS
Avaliador Externo (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica
21/12/2021 14:25:22.0
RODRIGO PIEREZAN
Avaliador Externo (TUDOREMOTO)

Assinatura Eletrônica
16/12/2021 16:26:22.0
DALBERTO DIAS DA COSTA
Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica
16/12/2021 15:28:58.0
SILVANA PEREIRA DETRO
Coorientador(a) (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiro a minha família, a esposa, Sonia Martins e Filhos Renata Lincy Ferreira e Thiago Martins, que tanto amo, pelo incentivo, confiança, paciência e compreensão pelos momentos de ausência e apoio;

Aos Prof. Dr. Fernando Deschamps, Prof. Dr. Pablo Valle e a Prof. Dr. Silvana Pereira, pela atenção, apoio durante o processo de definição, orientação e que nestes anos de convivência, muito me ensinou, contribuindo para meu crescimento científico e intelectual e provedores no desenvolvimento e inovação tecnológica;

Aos Amigos pela gratidão pelo apoio nesta Jornada;

À Indústria de Alimentos, bem como aos setores de Recursos Humanos, Infraestrutura, Produção, Informática; Projetos & Desenvolvimento pelo apoio, pelas trocas de experiências e pela disponibilidade do objeto para pesquisa.

À empresa Tudo Remoto pelo apoio e dedicação às pesquisas acadêmicas.

RESUMO

A internet Industrial das coisas (IIoT) vem criando um mundo de conhecimento compartilhado, conectado, ligados as inovações e essas transformações digitais vem possibilitando conexão dos sistemas de manufaturas à nuvem. O resultado desta conexão é a geração de informações por meio de dados de máquinas, para contribuir com as tomadas de decisões na gestão de manufatura e estratégias industriais. Um desafio, para as pequenas e médias indústrias manufatureiras, que apresentam dificuldades em utilizar dados de máquinas para o gerenciamento das operações, devido à baixa adoção de tecnologias por compor um sistema legado de manufatura. Neste contexto, a pesquisa foca como objetivo na medição de desempenho de equipamentos legados por meio de sua conexão à nuvem. A pesquisa foi abordada pelo método *Design Science Research* (DSR), a qual concentra-se no desenvolvimento e na avaliação da aplicação do artefato (sistema de medição) por meio de base tecnológica. Com o objetivo explícito para projetar alternativas de soluções de problemas, tanto no desenvolvimento, quanto na aplicação. Na aplicação da Arquitetura em um sistema real de manufatura, a pesquisa apresentou resultados satisfatórios através da acuracidade obtida de 86% na medição realizada. No que tange, a medição de desempenho do equipamento, o índice medido alcançou um OEE de 27% de eficiência, o que é considerado baixo perante a média de empresas com manufatura de classe mundial. Conclui-se, que os resultados possibilitaram a verificação da confiabilidade das informações geradas pela arquitetura de aplicação e a medição do desempenho do equipamento por meio de sua aplicabilidade em um cenário real de manufatura com foco na gestão de manufatura.

Palavras-chave: Manufatura Conectada. Manufatura Inteligente. Sistema em Nuvem. Medição de desempenho. IIoT.

ABSTRACT

The Industrial Internet of Things (IIoT) has been creating a world of shared, connected knowledge, linked to innovations, and these digital transformations have enabled the connection of manufacturing systems to the cloud. The result of this connection is the generation of information through machine data, to assist managers in their decision-making in the management of industrial operations and strategies. A challenge for small and medium manufacturing industries, which have difficulties in using machine data to manage operations, due to the low adoption of technologies for composing a legacy manufacturing system. In this context, the research focuses as an objective on measuring the performance of legacy equipment through its connection to the cloud. The research was applied through Design Science Research (DSR), which focuses on the development and evaluation of the application of the artifact (measurement system) through a technology basis, with the explicit objective of designing alternative problem solutions, both in development and application. In the application of architecture in a real manufacturing system, the research showed satisfactory results through the obtained accuracy of 86% in the measurement performed. Regarding the equipment performance measurement, the measured index reached an OEE of 27% efficiency, which is considered low compared to the average of companies with world-class manufacturing. It is concluded that the results made it possible to verify the reliability of the information generated by the application architecture and to measure the performance of the equipment through its applicability in a real manufacturing scenario with a focus on manufacturing management.

Keywords: Connected Manufacturing. Smart Manufacturing. Cloud System. Performance Measurement. IIoT.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1 - ORGANIZAÇÃO DA PESQUISA.....	21
FIGURA 2 - CICLO DE VIDA DA MANUFATURA.....	25
FIGURA 3 - SEIS GRANDES PERDAS DO OEE.....	29
FIGURA 4 - CAMADAS DE SERVIÇO DA ARQUITETURA NA NUVEM.....	33
FIGURA 5 - ARQUITETURA PARA MONITORAMENTO BASEADA EM NUVEM.....	37
FIGURA 6 - <i>DASHBOARD</i> DE APONTAMENTO DE PRODUÇÃO.....	38
FIGURA 7 - DIAGRAMA DO FLUXO DE DESIGN SCIENCE RESEARCH.....	43
FIGURA 8 - DIAGRAMA DO FLUXO DA PESQUISA.....	46
FIGURA 9 - ARQUITETURA DE APLICAÇÃO PROPOSTA.....	53
FIGURA 10 - MÓDULO TR-IO FLEX.....	55
FIGURA 11 - SENSOR DE CORRENTE NÃO EVASIVO.....	57
FIGURA 12 - PLACA DE MICROCOMPUTADOR RAPSBERRY PI4.....	58
FIGURA 13 – WEBCAM HD FULL.....	59
FIGURA 14 - ARQUITETURA 1 DE APLICAÇÃO.....	61
FIGURA 15 - ARQUITETURA DE EXPANSÃO DE APLICAÇÃO.....	62
FIGURA 16 - SISTEMA EM NUVEM.....	63
FIGURA 17 - MEDIÇÃO DE DESEMPENHO OEE.....	63
FIGURA 18 - MONITORAMENTO MÚLTIPLAS CONDIÇÕES.....	64
FIGURA 19 - DADOS DE ALERTAS.....	65

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 - TIPOS DE ARTEFATOS	41
QUADRO 2 - DIRETRIZ PARA DSR.....	42
QUADRO 3 - ESPECIFICAÇÃO DO MÓDULO TR-IO FLEX	56

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - COMPARATIVO DE ACURACIDADE PARA A DISPONIBILIDADE	67
TABELA 2 - COMPARATIVO DE ACURACIDADE PARA A PRODUTIVIDADE.....	68
TABELA 3 - COMPARATIVO DE ACURACIDADE PARA O SISTEMA DE MEDIÇÃO	70
TABELA 4 - DADOS PARA A MEDIÇÃO DE DISPONIBILIDADE	72
TABELA 5 - MÉDIA DE PRODUÇÃO HORA	73
TABELA 6 - DADOS PARA A MEDIÇÃO DE PRODUTIVIDADE.....	74
TABELA 7 - ANÁLISE DE PERDAS COM RETRABALHO	76
TABELA 8 - DADOS PARA VIABILIDADE DE INVESTIMENTOS.....	79
TABELA 9 - PROPOSTA VIABILIDADE 500.000 UNIDADES PÃES/MÊS	80
TABELA 10 - PROPOSTA VIABILIDADE 1.100.000 UNIDADES PÃES/MÊS	80

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 - ACURACIA PARA A DISPONIBILIDADE	67
GRÁFICO 2 - ACURÁCIA PARA A PRODUTIVIDADE	69
GRÁFICO 3 - ACURÁCIA PARA O OEE.....	70
GRÁFICO 4 - ANÁLISE DISPONIBILIDADE DO EQUIPAMENTO	72
GRÁFICO 5 - MÉTRICA DE DISPONIBILIDADE.....	73
GRÁFICO 6 - PRODUTIVIDADE PLANEJADA VERSUS REALIZADA	74
GRÁFICO 7 - MÉTRICA DE PRODUTIVIDADE	75
GRÁFICO 8 - ANÁLISE DE PERDAS COM RETRABALHO	76
GRÁFICO 9 - MEDIÇÃO DE DESEMPENHO OEE	78

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

4M	Mão-de-obra, Máquina, Material e Método
BDA	Banco de Dados Analítico
CPS	Cyber-Physical System
DSR	Design Science Research
IIoT	Industrial Internet of Things
IoP	Internet of People
IoT	Internet of Things
KPI	Key Performance Indicator
MPE	Micro e Pequena Empresa
PID	Proporcional Integral Derivativo
RBS	Revisão Bibliográfica Sistemática
RDC	Research Desing Canvas
SM	Smart Manufacturing
WoT	Web of Thing
WIP	Work in Process
SOR	Sensor Óptico Retroreflexivo
OEE	Overall Equipment Effectiveness
4G	Quarta Geração de internet móvel celular
M.O	Mão-de-Obra
STP	Sistema Toyota de Produção

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	15
1.1 TRABALHOS RELACIONADOS	17
1.2 PROBLEMA DE PESQUISA.....	19
1.3 OBJETIVO	20
1.3.1 Objetivo geral.....	20
1.3.2 Objetivos específicos	20
1.4 ORGANIZAÇÃO DA ESTRUTURA DO TRABALHO	21
2 REVISÃO DE LITERATURA	23
2.1 MANUFATURA INTELIGENTE.....	23
2.2 SISTEMA DE MEDIÇÃO DE DESEMPENHO POR MEIO DO OEE.....	27
2.2.1 Trabalhos relacionados sobre a medição de desempenho na manufatura	31
2.3 ARQUITETURA EM NUVEM	33
2.3.1 Sistema em nuvem (interface de comunicação)	37
3 ABORDAGEM METODOLÓGICA	40
3.1 DESIGN SCIENCE RESEARCH.....	40
3.1.1 Contextualização do Design Science Research.....	40
3.1.2 Objetivos Design Science Research	41
3.1.3 Aplicação Design Science Research	42
3.2 DESIGN SCIENCE RESEARCH NA PESQUISA	45
3.2.1 Consciência do problema.....	47
3.2.2 Sugestão.....	48
3.2.3 Desenvolvimento.....	48
3.2.4 Avaliação	49
3.2.5 Conclusão metodológica.....	50
4 PROJETO DO PRODUTO TECNOLÓGICO	52
4.1 ARQUITETURA DE APLICAÇÃO PROPOSTA	52
4.2 HARDWARE	55
4.2.1 Módulo TR-IO Flex.....	55
4.2.2 Sensor de corrente.....	56
4.2.3 Raspberry PI 4 modelo B	58
4.2.4 Webcam HD Full.....	59
4.3 SOFTWARE.....	60
4.3.1 Arquitetura de aplicação na nuvem.....	60

4.3.2 Sistema em nuvem (Interface de Comunicação)	62
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES	66
5.1 RESULTADO DE ACURACIDADE PARA ARQUITETURA DE APLICAÇÃO	66
5.1.1 Acuracidade para a métrica de Disponibilidade	66
5.1.2 Acuracidade para a métrica de Produtividade	68
5.1.3 Acuracidade para a métrica de Qualidade	69
5.1.4 Acuracidade para o índice de OEE	69
5.2 RESULTADOS DA APLICAÇÃO EM UM CENÁRIO REAL DE MANUFATURA ..	71
5.2.1 Resultados da aplicação para a taxa de disponibilidade.....	71
5.2.2 Resultados da aplicação para a taxa de produtividade.....	73
5.2.3 Resultados da aplicação para a taxa de Qualidade	75
5.2.4 Resultados da aplicação para o índice de OEE	77
5.2.5 Estimativa de viabilidade para o sistema de medição de desempenho	78
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	81
6.1 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	83
6.2 TRABALHOS PUBLICADOS ORIUNDOS DA DISSERTAÇÃO	84
REFERÊNCIAS	85
ANEXO 1 – CASE “OPTIMIZATION OF THE PASTA PRODUCTION LINE IN THE COLLECTIVE FOOD INDUSTRY”	99
ANEXO 2 – ARTIGO “MEDIÇÃO DE DESEMPENHO BASEADO EM DADOS PARA MÁQUINAS: REVISÃO SISTEMÁTICA DE LITERATURA”	100
APÊNDICE 1 - RDC (RESEARCH DESEING CANVAS)	101
APÊNDICE 2 – FASE 1 - ANÁLISE CRÍTICA DE AVANÇO REV00	102
APÊNDICE 3 – FASE 2 - ANÁLISE CRÍTICA DE AVANÇO REV01	103
APÊNDICE 4 – FASE 2 - ANÁLISE CRÍTICA DE AVANÇO REV02	104

1 INTRODUÇÃO

Atualmente a transformação digital vem criando um mundo de conhecimento compartilhado e conectado ligados às inovações (PEINADO; GRAEMI, 2007; COELHO, 2016). Para Tedeschi et al., (2018) estas inovações da indústria 4.0 vem revolucionando o chão de fábrica. Em acordo Mourtzis *et al.*, (2016) e Frank *et al.*, (2019) argumenta que, a indústria 4.0 depende de aplicações e combinações de tecnologias digitais como a *industrial internet of things* (IIoT) para realizar o monitoramento *online* do processo de fabricação e alimentar o conceito *big data analytics* (BDA) para gerar análise de grandes volumes de dados. Os autores Galdino *et al.*, (2015); Kibira *et al.*, (2016); Byrne; Mullany, (2016); Popovic *et al.*, (2018) argumentam, que os sistemas inteligentes de manufatura são marcados por uma ampla disponibilidade de dados, sendo que, para (WANG *et al.*, 2018), a IIoT é uma tecnologia de suporte para a evolução da fabricação moderna, com foco em melhorar o produto, a produtividade e reduzir custos, os quais tornam-se o alicerce para a gestão dos fatos, auxiliando gestores no gerenciamento das operações e estratégias para a indústria.

Neste contexto, os dados vêm sendo indispensáveis para qualquer indústria, pois fundamentam as argumentações de quanto o processo de fabricação está sendo eficiente, mediante o fornecimento de informações (dado/métricas) dos processos. Como exemplo cita-se, a produtividade, o desempenho de máquina e a qualidade dos produtos, para que o gestor possa evidenciar e embasar suas decisões (OHASHI; MELHADO, 2004). Não é possível gerenciar, se o processo não puder ser medido (MELLO, 2015 *apud* MCAFEE; BRYNJOLFSSON, 2012; GALDINO *et al.*, 2015). A velocidade e variedade dos dados de máquinas ganham cada vez mais espaço na evolução tecnológica da indústria 4.0. A coleta, o armazenamento e a transformação dos dados em indicadores são um dos principais elementos para geração de informações para o gerenciamento da manufatura das indústrias. Embora, haja um alto custo para as empresas investirem, na conectividade dos seus processos e garantir acesso aos dados. Há também outro risco maior e fatal, o qual pode resultar na extinção das empresas, caso elas não invistam em novas tecnologias, pelo simples motivo, tornam-se lentas, nas tomadas de decisões (ARBIX, 2017; QURESHI *et al.*, 2017; SUNG, 2018a).

Nos últimos anos, o conceito da indústria 4.0 e a manufatura inteligente vêm causando perturbações e transtornos em muitas indústrias equipadas com sistemas legados (CHIVILIKHIN et al., 2019; ETZ et al., 2020). Os sistemas legados são compostos de *software*, *hardware*, máquinas e equipamentos em uso pelas indústrias, que operam com uma interface limitada e não se conectam a outros sistemas em razão de sua tecnologia defasada (BATAGLIA et al., 1998; WARREN; RANSOM, 2002; PINTO; BRAGA, 2005; LANGER, 2020). Muitas vezes, estes sistemas permanecem em operação e são peças importantes de uma organização, mesmo sendo associados a um alto custo de manutenção (BATAGLIA et al., 1998; WARREN; RANSOM, 2002; PINTO; BRAGA, 2005; GOVIDARAJAM et al., 2016; BATISTA JR; OLIVEIRA 2017; LANGER, 2020). A grande preocupação está relacionada às pequenas, médias indústrias com sistemas legados é que elas não consigam explorar todos os recursos, para uma transição saudável rumo a Indústria 4.0 (LIMA et al 2019). Sendo assim, as tecnologias IIoT surgiram como uma das soluções para a transformação digital dos sistemas legados abrangendo, por exemplo, a instalação de componentes inteligentes capazes de realizar a coleta de dados, o processamento e análise das informações para a medição do desempenho dos equipamentos, permitindo o planejamento de ações para otimizar a produtividade reduzindo anomalias e ociosidade de máquinas. A IIoT é utilizada para permitir a comunicação entre as máquinas, dispositivos, objetos e sensores em qualquer lugar de forma *online* (TEDESHI et al., 2018). As indústrias com sistemas legados em manufatura precisam se modernizar com aplicações de novas tecnologias, permitindo sua integração para incorporar sistema de medição do desempenho por meio do monitoramento *online* dos processos (LAI et al., 2019; GOVINDARAJAN et al., 2020).

As preocupações mencionadas anteriormente estão relacionadas às dificuldades encontradas pelas pequenas e médias indústrias, em como explorar as tecnologias disponíveis, para uma transição saudável rumo à indústria 4.0. Muitas vezes, essas empresas limitam-se a um parque fabril com baixa adoção de tecnologias composto por sistema legados. Neste contexto, as pequenas e médias indústrias apresentam dificuldades em utilizar os dados de máquinas para medição do desempenho de seus processos e acabam tornando-se vítimas da indústria 4.0 (KUMARAGURU, et al., 2014; KIBIRA, et al., 2016; SYAFRUDIN et al., 2017; LAZAROVA-MOLNAR, 2018; GROGGERT, 2018; LIAO et al., 2018; LIMA et al., 2019). Atualmente, a maioria das pequenas e médias indústrias ainda operacionaliza com

sistemas legados, que além de não serem eficazes no monitoramento da produção, são vistos como obstáculos, pois não atendem aos requisitos mínimos de integração para a Indústria 4.0. Uma vez que, os dados permanecem “aprisionados” nas próprias máquinas, enquanto os sistemas não forem substituídos ou adaptados (MOURTZIS et al., 2016; BATISTA JR; OLIVEIRA 2017; TEDESCH et al., 2018).

A Indústria 4.0 facilita a forma de enxergar e executar as atividades através de suas estruturas flexíveis e monitoramento de operações, tomando as decisões descentralizadas. Esta fusão entre o sistema legado com o mundo virtual resulta na conectividade, agregando valor ao gerenciamento estratégico com base em dados e o processamento das informações por meio de indicadores de medição do desempenho por meio de conexão com a nuvem (HERMANN et al., 2015; FATORACHIAN, KAZEMI, 2018).

A transformação de um sistema legado existente, por meio de um projeto tecnológico é uma das formas de se obter melhorias de qualidade na operação e na medição do desempenho (BATTAGLIA et al., 1998). Novas tecnologias permitem o compartilhamento das informações entre a linha de produção e a gerência, tornando a gestão transparente, organizada e eficiente (ORELLANA, TORRES, 2019). Estas inovações visam criar um sistema e um processo produtivo mais autônomo, tornando as fábricas mais inteligentes (BATISTA JUNIOR; OLIVEIRA, 2017; TEDESHI et al., 2018).

A inovação por meio da “digitalização” acontece por meio da integração de sensores e equipamentos mediante a fusão entre o real e o virtual, criando um mundo de novas oportunidades para um novo ambiente tecnológico. No Brasil, apenas 9% das indústrias brasileiras estão classificadas no *ranking* da digitalização (LIAO et al., 2018). O uso destes novos dispositivos (por exemplo: sensores inteligentes, tecnologia IIoT entre outros) gera uma nova concepção para o desenvolvimento de novos produtos tecnológicos para adaptação e a geração de um novo conceito de modernização para as “máquinas legadas inteligentes” (TEDESCHI et al., 2018).

1.1 TRABALHOS RELACIONADOS

A transição para indústria 4.0 desafiou principalmente as pequenas e médias indústrias de manufatura a inovar implementando a IIoT em seu sistema legado para fornecer novos serviços, como o monitoramento *online* de processos e o

gerenciamento remoto das operações entre outros (TEDESHI et al., 2018; CHIVILIKHIN et al., 2019). Embora o avanço da tecnologia por meio da indústria 4.0 vem ganhando força nos últimos anos, muitas fábricas não atualizaram seus sistemas legados, o motivo apontado sem dúvida é o alto investimento em novas tecnologias (LAI et al., 2019). Assim, a reengenharia parece ser uma abordagem promissora para renovar o sistema legado existente. Muitas indústrias vêm aplicando melhorias mediante a reengenharia por ser um processo econômico e menos arriscado. Também com foco na redução dos custos e nos riscos associados à evolução do sistema de manufatura, oferecendo uma equalização entre a manutenção continuada e a substituição de um sistema legado (BATTAGLIA et al., 1998; WARREN; RANSOM, 2002).

Nas últimas décadas, muitos projetos de pesquisa foram propostos para desenvolvimento de sistemas remotos para a medição do desempenho *online* através de dispositivos da IIoT (TEDESHI et al., 2019; GOVINDARAJAN et al., 2020). Esta aplicação acontece por meio de procedimentos baseado em normas da indústria 4.0 para a transformação digital, com foco na integração de sistema legado com a IIoT (ORELLANA; TORRES, 2019). Por este motivo a digitalização concentra-se na sensorização e sistemas baseados em IIoT permitindo, que equipamentos legados não compatíveis possam ser utilizados como os novos padrões da indústria 4.0 (LIMA et al., 2019). Estas técnicas, as quais foram utilizadas para a integração dos equipamentos legados na indústria de fabricação por meio do monitoramento *online*, vêm sendo pesquisadas, aplicadas e estabelecidas para coleta de dados de máquinas com foco na manutenção preventiva, monitoramento de condições e disponibilidade de máquina para medição do desempenho de equipamentos legados em sistema de manufatura (AL-ALI et al., 2019; CHIVILIKHIN et al., 2019; GOVINDARAJAN et al., 2020).

Neste período, além do desenvolvimento de dispositivos, os quais podem ser controlados via sistema em nuvem e permitir o acesso remoto destinado a atividades de coleta de dados em qualquer máquina legado (BATISTA JUNIOR; OLIVEIRA, 2017; JÓNASDÓTTIR et al., 2018). Também foram criadas soluções para modernização baseada em nuvem para o compartilhamento e otimização dos dados por meio do monitoramento *online*, para atender a necessidade de comunicação do sistema legado das pequenas e médias indústrias com a IIoT (QURESHI et al., 2017; LIMA et al., 2019; MAMO et al., 2019; GOVINDARAJAN et al., 2020). O processamento destes dados

tem como o principal objetivo alimentar os indicadores chave de desempenhos os (KPIs) termo em inglês *Key Indicator Performance* com foco determinado e alinhado com a estratégia da organização fornecendo *insights* para tomada de decisões baseadas em dados de máquina para auxiliar na construção de uma resposta rápida em tempo real sobre os principais processos em todos os níveis da fábrica (ORELLANA; TORRES, 2019).

Visto que, após a integração do dispositivo à plataforma IIoT na nuvem, eles podem ser utilizados em outros sistemas, os quais utilizam a análise de dados, aprendizado de máquina, computação na nuvem e outros conceitos da indústria 4.0 (PESSOA et al., 2018). Outras pesquisas recentes observaram como as metodologias orientadas a dados são importantes e ganham atenção nas áreas de manufaturas, com resultados de maior produtividade, eficiência e lucratividade (ETZ et al., 2020). Mediante soluções de reengenharia para medição de desempenho de equipamentos legados com baixo custo de aquisição, reforça a possibilidade de indústrias com menor capacidade de investimento, possa implementar em seus equipamentos para ingressar com tecnologias de IIoT utilizadas na era da indústria 4.0, mas é necessário, um olhar para o futuro, uma vez que, os sistemas recém-desenvolvidos serão os sistemas legados amanhã (PESSOA et al., 2018; LIMA et al., 2019).

1.2 PROBLEMA DE PESQUISA

As descobertas tecnológicas vêm ocorrendo e progredindo através das inovações advindas da indústria 4.0 baseadas em dados (NOUE et al., 2019). Estas transições exigem que as pequenas e médias indústrias implementem inovações em seus processos, mas para agregar níveis de autonomia e otimização do sistema de manufatura legados exige-se delas, um alto custo de investimento para aderirem a estas novas tecnologias (FATORACHIAN et al., 2018; TEDESHI et al., 2018; CHIVILIKHIN et al., 2019; WOO et al., 2018; LAI et al., 2019).

Neste contexto, a lacuna observada entre os fenômenos investigados constatou que as pequenas e médias indústrias apresentam dificuldades em utilizar dados de máquinas para o gerenciamento eficiente das operações, devido à baixa adoção de tecnologias composta por um sistema legado de manufatura, ou seja, muitos dos dados permanecem aprisionados nos equipamentos. Sendo assim, as Indústrias com sistema legados precisam e devem ser modernizadas com aplicações de novas

tecnologias permitindo sua conectividade para medição do desempenho (LAI et al., 2019; GOVINDARAJAN et al., 2020). Por estas razões, como adotar tecnologias em nuvem para a medição de desempenho de equipamentos legados?

1.3 OBJETIVO

Para responder à questão do problema de pesquisa foram definidos um objetivo geral e quatro objetivos específicos, apresentados na sequência.

1.3.1 Objetivo geral

A pesquisa apresenta como objetivo, a medição de desempenho de equipamentos legados por meio de sua conexão com à nuvem.

1.3.2 Objetivos específicos

Para o alcance do objetivo geral foram identificados os seguintes objetivos específicos:

- a) Identificar os aspectos importantes para a medição do desempenho de equipamentos legados em sistema manufatura;
- b) Conceber uma arquitetura de aplicação por meio de conexão com a *nuvem* para a medição do desempenho de equipamento legado;
- c) Conceber um dispositivo que possa ser usado no contexto dessa arquitetura;
- d) Analisar o resultado de acuracidade e da medição de desempenho de equipamento por meio da arquitetura aplicada em um cenário real de manufatura.

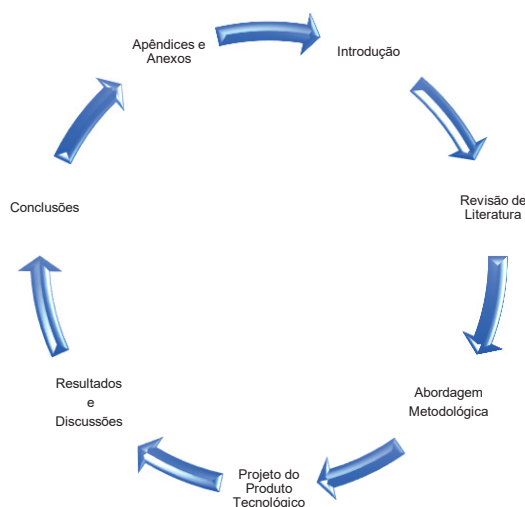
Desta forma, o projeto visa interagir de forma inteligente entre pessoas, a máquina e a nuvem, focando em oferecer ao gestor da manufatura, informações do desempenho relevante a operação, tais como: a disponibilidade de máquina, a produtividade e a qualidade, para que a gestão de manufatura possa atuar em

estratégias de produção e obter melhor eficiência na manufatura com base em dados de máquinas por meio de conexão à nuvem.

1.4 ORGANIZAÇÃO DA ESTRUTURA DO TRABALHO

O estudo da pesquisa abrange seis capítulos conforme ilustrado pela FIGURA 1, cujo, o **Capítulo - I** a introdução, compõe-se por meio da contextualização sobre o tema, Trabalhos relacionados, Problemas de pesquisa, objetivos e organização do estudo da pesquisa. Os capítulos seguintes apresentam os conceitos indispensáveis para o conhecimento da pesquisa, no que tange, a abordagem metodológica, a revisão de literatura, o projeto do produto tecnológico, os resultados e discussões e por fim as conclusões.

FIGURA 1 - ORGANIZAÇÃO DA PESQUISA



FONTE: AUTOR (2021).

Capítulo - II fundamenta a revisão de literatura subdividida em quatro temas conforme a seguir:

- a) Manufatura inteligente, este tópico apresenta os marcos relevantes da Indústria 4.0, as evoluções do sistema de manufatura através das inovações advindas da transformação digital e tecnologias de IIoT e a importância dos KPIs nas medições de desempenho;

- b) O modelo utilizado para a medição de desempenho de equipamento OEE proposto por Seichi Nakajima na década de 80, enfatizando o monitoramento das perdas produtivas nas operações;
- c) Trabalhos relacionados contextualizando a medição de desempenho, com base em pesquisas publicadas recentemente, sobre importância das medições de desempenho aplicada em processos industriais, bem como suas evoluções e suas contribuições por meio de conexão com a nuvem;
- d) Arquitetura em Nuvem, contextualiza o emprego de tecnologias de IIoT (sensores, dispositivos entre outros) por meio de arquitetura de aplicação em nuvem e como isto vem transformando a indústria e auxiliando na gestão das operações de manufatura.

Capítulo - III segue com a abordagem metodológica da pesquisa, incluindo a contextualização da DSR (*Design Science Research*), os tipos de artefatos, as diretrizes e o diagrama do fluxo da DSR, contemplando os procedimentos na construção do conhecimento da pesquisa empírica.

Capítulo - IV apresenta o projeto do produto tecnológico e aborda a proposta para medição de desempenho de equipamentos legados por meio de conexão à nuvem, utilizando uma arquitetura aplicada com base em *hardware* e *software* já existente sendo customizado para aplicação em um cenário real de manufatura.

Capítulo - V tem como objetivo demonstrar a análise da discussão e a interpretação dos resultados da pesquisa fazendo a menção de duas variáveis: A primeira sobre a acuracidade do sistema de medição e a segunda sobre sua aplicabilidade em um em um cenário real de manufatura.

Capítulo - VI as considerações finais sobre os resultados obtidos e atividades futuras limitações e trabalhos publicados oriundos da dissertação.

Anexos e Apêndices – Os apêndices e anexos apresentam outros detalhes específicos da evolução da pesquisa.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Este capítulo descreve a importância da fundamentação teórica para transpassar a confiança, qualidade técnica e científica do estudo da pesquisa. Neste contexto, o embasamento teórico abrange temas voltados aos avanços e as inovações do sistema de manufatura inteligentes com tecnologias advindas da indústria 4.0, sobre o método analítico utilizado para a medição de desempenho de equipamento e a importância das tecnologias de IIoT para o monitoramento por meio de sua conexão à nuvem.

2.1 MANUFATURA INTELIGENTE

A proposta criada na Alemanha em 2011 para o desenvolvimento econômico do país com foco na tecnologia de alta complexidade impulsionou a transformação da 4ª revolução industrial conhecida como “Industrie 4.0” baseada na fabricação e inovação de serviços habilitadas por um sistema de produção ciber-físico (CPS) (ROJKO, 2017), os quais (BYRNE *et al.*, 2016; CRNJAC BANDUKA, 2017) conectam máquinas, trocam informações de formas autônomas monitorando as atividades e controlando processos de formas independentes com ganhos produtivos tornando as indústrias mais competitivas.

Estes conceitos fizeram que vários países adotassem iniciativas focadas nesta transformação e criaram programas para atualização e modernização da fabricação industrial como estratégia nacional de competitividade. “Cita-se alguns deles como: a “*Internet industrial of Things (IIoT)*” implementado pelos EUA; “*New Robert Strategy*” pelo Japão; “A Iniciativa da Cadeia de Valor Industrial”, programa da Coreia do Sul; “*Made in China 2025*” desenvolvido pela China (SUN *et al.*, 2017; LENZ *et al.*, 2018). Entre outros, o Brasil com o programa “Rumo à Indústria 4.0” (DALENOGARE *et al.*, 2018).

Todas estas iniciativas focam em um objetivo comum no uso de dados de fabricação e ferramentas de máquinas (LENZ, 2018; DELANOGARE *et al.*, 2018; SUN *et al.*, 2017). A aplicação do monitoramento *online* do processo de fabricação traz *insights*, os quais podem ser traduzidos de forma precisa para permitir melhorias no funcionamento das etapas de produção (TAO *et al.*, 2018). Para Rymaszewskaa *et al.*, (2017) os dispositivos inteligentes e conectados geram imensas quantidades de dados,

os quais podem ser transmitidos através de várias ferramentas de inteligência e análise de negócios.

A manufatura é a produção de produtos utilizando processo de transformação (entradas, processamentos e saídas) e desempenha uma participação importante na economia mundial (YADEGARIDEHKORDI *et al.*, 2018). A sobrevivência das indústrias de manufatura depende de vários fatores como agilidade, eficiência e velocidade de resposta frente às mudanças e as demandas de seus clientes. As indústrias de manufaturas trabalham na fabricação rápida de novos produtos com adaptação, personalização, capacidade de resposta, qualidade e confiabilidade (FATORACHIAN, KAZEMI, 2018; YANG *et al.*, 2019).

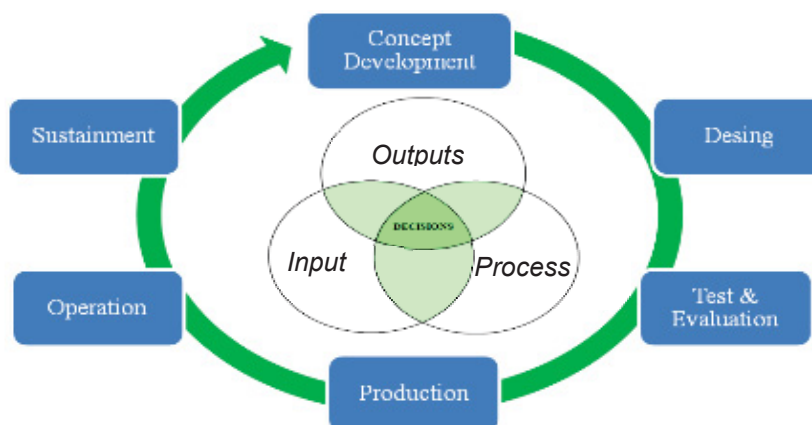
Recentemente, a indústria de manufatura foi promovida para a manufatura inteligente por meios de processos advindos da indústria 4.0, os quais são altamente flexíveis indo além da automação e dependendo do desenvolvimento de inovações baseada em dados para agregar níveis de autonomia e otimização da manufatura. Com um objetivo em comum, para obter a inteligência, a conectividade e a capacidade de resposta dinâmica para agregar valores em seus processos, ainda que, a capacidade futura das indústrias dependa da inteligência dos sistemas de manufatura e da fabricação inteligente para alcançar melhor desempenho na produtividade e na sustentabilidade do negócio (FATORACHIAN, KAZEMI, 2018; WOO *et al.*, 2018).

A integração entre a rede de sistemas embarcados com a *IIoT* resultou na fusão do mundo virtual fluindo na gestão estratégica do produto durante o intervalo de produção (FATORACHIAN, KAZEMI, 2018). Para Woo *et al.*, (2018); Yang,(2019) um entendimento notável e comum é que os sistemas de manufatura evoluam para acomodar algumas características externas sendo elas: A inteligência para a fabricação de objetos constituídos por meios de mão-de-obra, máquina, material e método (4M), coletando dados por meio do monitoramento *online* e agindo de forma autônoma; A conexão para a configuração de objetos de fabricação utilizando-se de conexões com outros objetos do sistema para colaboração, pelo conhecimento e pelos serviços de *internet* e a qualidade de resposta; Produção personalizada.

Esta inteligência agrega ao aprendizado de máquina, os quais vêm sendo amplamente pesquisados em diferentes estágios do ciclo de vida da manufatura ilustrada pela FIGURA 2, a qual contempla o conceito, o projeto, a avaliação, a produção, a operação e a sustentabilidade. Estes ciclos, que tornam os processos de manufatura inteligentes, são fundamentais para contribuir com *insights* valiosos

voltados a operação de equipamentos, tais como, disponibilidade, produtividade e qualidade. Informações do processo para auxiliar na tomada de decisão na gestão da manufatura (WANG *et al.*, 2018).

FIGURA 2 - CICLO DE VIDA DA MANUFATURA



FONTE: ADAPTADO DE WANG ET AL., (2018).

A digitalização das indústrias vem sendo impulsionada por ferramentas de tecnologias de IoT (ABD RAHMAN *et al.*, 2020). A IoT desenvolvida por Ashton no Auto-ID Center do MIT em 1999, foca na formação de uma “Internet” composta por um grande número de “Coisas” interconectadas por uma infraestrutura global, para conectar e controlar remotamente “As coisas” (FATORACHIAN, KAZEMI, 2018; YANG *et al.*, 2019). Em função da maneira, pelas quais as máquinas, pessoas, processos e dados interagem e aprendem uns com os outros. A IoT não se limita somente à conexão com *smartphones*, *laptops* e *tablets*. Para Karmakar *et al.*, (2019); Oracle, (2021) esta tecnologia traz o conceito de IIoT para aplicações em ambientes industriais envolvendo a aplicação de sensores e dispositivos, que dão origem às cidades inteligentes, bem como casas, carros e fábricas conectadas (URBANOVA; BREHM, 2018).

No contexto da manufatura inteligente, as tecnologias e a análise de grandes volumes de dados são vitais para coletar, armazenar e analisar um enorme fluxo de dados dos processos das máquinas. Com a utilização da análise de dados, as informações sobre o desempenho de várias etapas da fabricação ajudam a melhorar os resultados por meio dos indicadores de desempenho determinados nestas áreas (POPOVIČ *et al.*, 2018).

A manufatura inteligente foca num ambiente de produção altamente produtivo de máquinas e materiais conectados e inteligentes, onde o desperdício, o defeito e o tempo de inatividade são reduzidos gerando eficiência para o processo através da automação e auto otimização de máquinas e equipamentos, as quais comunicam-se entre si e pessoas por meio de uma infraestrutura de *internet* industrial das coisas (IIoT), e *internet das pessoas* (IoP) e *rede de coisas* (WoT) (GHOBAKHLOO, 2018).

Devido ao aumento da quantidade de dados coletados no processo de fabricação, o monitoramento *online* são variáveis de processos importantes no auxílio de tomada de decisões para a gestão da manufatura. Estas tecnologias de sensores e dispositivos baseados na *Internet* das Coisas (IIoT) estão relacionadas ao conceito da conectividade entre máquinas, dispositivos e pessoas, os quais podem ser uma das soluções para fornecer um monitoramento *online* eficiente no processo de produção capaz de coletar, analisar e distribuir dados convertidos em informações importantes para auxiliar os gestores (TEDESHI et al., 2017; SYAFRUDIN² 2018). A IIoT tem potencial para melhorar a vida e solucionar problemas em massa trazendo oportunidades de novos negócios com a transformação do alto custo em eficiências operacionais (URBANOVA; BREHM, 2018).

Para indústrias manterem o alto desempenho dos sistemas de manufatura, exige-se o emprego de métodos, os quais são aplicados para garantir o desempenho planejado por meio do monitoramento, da avaliação do desempenho e do tempo de resposta para adequação dos desvios (KIBIRA et al., 2016). A medição de desempenho é seguida pela análise na identificação dos fatores críticos, os quais permitem que decisões inteligentes sejam tomadas, nos níveis mais altos da fabricação, a fim de, otimizar os processos e a competitividade industrial (KIBIRA et al., 2016; FERRER et al., 2018).

As medições são associadas aos principais indicadores de desempenho, termo em inglês *key performance indicators* (KPIs). Atualmente, os KPIs são definidos pela ISO-22400 como um suporte de ferramenta de medição sendo compostos por um conjunto de 38 KPIs padrão para operação de manufatura, no entanto, há necessidade de adaptações para sua aplicação na indústria (ZHU et al., 2018; BHADANI et al., 2020). Os KPIs, são medidas quantificáveis e estratégicas, os quais fornecem informações sobre um fenômeno com significado e relevância para os objetivos, refletindo os fatores de desempenho atual e futuro da organização e devem ser

numericamente e precisamente quantificáveis com o processo de cada indústria (KIBIRA *et al.*, 2016; ZHU *et al.*, 2018).

As várias combinações de KPIs permitem quantificar a eficiência e eficácia de uma situação real das operações de manufatura (HWANG *et al.*, 2017; ZHU *et al.*, 2018), ou seja, uma importante ferramenta para auxiliar na tomada de decisão das no gerenciamento da manufatura contribuindo com melhorias no processo das indústrias.

Os KPIs utilizado como ferramentas também potencializa uma análise aprofundada de causas raízes de anomalias existente na operação como gargalos, programação de erros entre outros (BHADANI *et al.*, 2020). Alguns KPIs são utilizados nas comunicações e nos processos como na medição desempenho geral do equipamento, termo em inglês *Overall Equipment Effectiveness* (OEE) (BHADANI *et al.*, 2020) e defendido por (HERNANDEZ-MATIAS *et al.*, 2006; MUTHIAH *et al.*, 2008) como uma ferramenta poderosa na medição de desempenho de equipamento, no que tange disponibilidade, produtividade e à qualidade para determinar, o quão bem, o equipamento está sendo eficiente.

2.2 SISTEMA DE MEDIÇÃO DE DESEMPENHO POR MEIO DO OEE

A premissa das pequenas e médias indústrias é uma produção de alta qualidade caracterizada por produtos sem defeito e alta eficiência do equipamento, sem prejuízo às indústrias (TEDESCHI *et al.*, 2017). O modelo exposto por Seiichi Nakajima nos década 80, utilizando recursos de produção para melhorar o sistema produtivo por meio da medição de desempenho de máquina na Nippondenso, tornou-se um dos pilares do Sistema Toyota de Produção (STP) (NAKAJIMA, 1989). Na atualidade, vem sendo foco de vários estudos e aplicações através de vários autores, tais como (RON; RODA, 2005; MUTHIAH *et al.*, 2008; DJATNA; IHSAN, 2015; MASTANG; PAHMI, 2019; SCHIRALDI; VARISCO, 2020; HIDALGO MARTINS *et al.*, 2020).

O OEE é um método analítico (YAZDI *et al.*, 2018) utilizado para a medição do desempenho do equipamento, com foco em avaliar a medição proporcional do equipamento em relação a sua capacidade máxima enfatizando o monitoramento das perdas (DOMINGO; AGUADO, 2015; PUVANASVARAN *et al.*, 2016; DURÁN *et al.*, 2018). Caracterizado de acordo com o equipamento (YAHYA, 2017). As métricas são calculadas com base nos indicadores de desempenho de equipamento (NAKAJIMA, 1989; PRASAD; RADHAKRISHN, 2019).

Considera-se uma métrica quantitativa e relevante, para medir o desempenho em operações de manufatura (TURANOGLU BEKAR et al., 2016). Além de fornecer dados, os quais permitem aos gestores monitorar o desempenho do equipamento, ajudam a identificar oportunidades para melhorar o processo e a qualidade dos produtos (PRASAD; RADHAKRISHN, 2019; PARK; HUR, 2020). Uma resposta rápida, subjacente às perdas da produção, no processo em análise, de fato, fornecem *insights* de melhorias em processos produtivos, sobre onde é preciso atuar para melhorar o desempenho produtivo do equipamento (MIRAGLIOTTA et al., 2018). Park; Hur (2020) salienta que, estas perdas precisam estar bem definidas, uma vez que, a otimização do OEE ocorre em função da redução das anomalias como perdas por paradas, velocidade, qualidade entre outros.

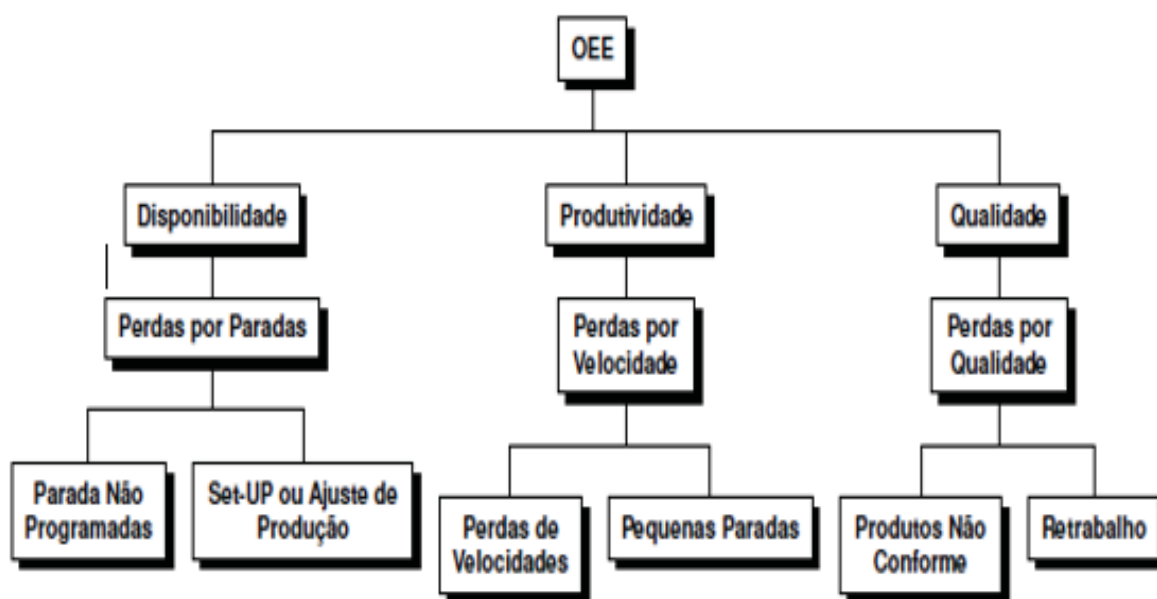
As aplicações destes indicadores para a medição do desempenho por meio do OEE em diferentes indústrias e sistemas de manufatura é garantir que o equipamento produza com o mínimo de perda (DOMINGO; AGUADO, 2015; TEOH et al., 2017). Para obter eficiência nas áreas de manufatura, a implementação de indicadores de OEE, vem contribuindo com a melhoria na qualidade do produto e nos custos de produção agregando valor através da redução dos desperdícios (CHEN, 2020; DEWI et al., 2020).

Na gestão da manufatura a eficiência geral do equipamento (OEE) é o principal KPI para a medição do desempenho, sendo o mais popular entre as indústrias, simplificando problemas complexos por meio de indicadores simples (CHENG, 2018; PRASAD; RADHAKRISHN, 2019). Os KPIs são definidos com um conjunto de dados organizados, os quais englobam a medição do desempenho de uma atividade, capaz de controlar e orientar os gestores a uma liderança eficaz (SCHIRALDI; VARISCO, 2020), ou seja, os KPIs dizem o que fazer para aumentar o desempenho (GRAHAM et al., 2015).

Neste ambiente desafiador, o OEE é um dos principais componentes ligados à indústria 4.0 para alcançar estes resultados (YAZDI et al., 2018). O índice de OEE, considerado por indústrias, com padrão de manufatura de classes mundiais é de 85% e para alcançar este alvo, as plantas trabalham com a referência dos índices de disponibilidade $\geq 90\%$; produtividade $\geq 95\%$ e qualidade $\geq 99,9\%$ (DJATNA; IHSAN, 2015; MIRAGLIOTTA et al., 2018; CHEN, 2020). O OEE originalmente foi aplicado para fornecer uma solução prática para medição eficiente de equipamento industrial (SCHIRALDI; VARISCO, 2020). O índice consiste na combinação de eficácia

consolidada por três métricas chave, medidas pelo tempo (disponibilidade, onde produzir sem parar), desempenho de máquina (desempenho, onde produzir o mais rápido possível) e qualidade do produto (qualidade, onde produzir somente produtos conformes), abordando as seis grandes perdas de acordo com FIGURA 3 (DJATNA; MUNICHPUTRANTO, 2015; NALLUSAMY et al., 2018; MIRAGLIOTTA et al., 2018; YAZDI et al., 2018; ZARREH et al., 2019; MUÑOZ-VILLAMIZAR et al., 2019).

FIGURA 3 - SEIS GRANDES PERDAS DO OEE



FONTE: ADAPTADO DE (NAKAJIMA, 1989; MWANZA; MBOHWA, 2015; PRASAD; RADHAKRISHN, 2019; MUÑOZ-VILLAMIZAR ET AL., 2019; SCHIRALDI; VARISCO, 2020).

A métrica de disponibilidade é a relação entre o tempo total planejado (TT) da operação com o equipamento e o tempo realmente consumido na operação (Pprog) abordada pela Fórmula 1 (NWANYA et al., 2017; HENDRI et al., 2020; NALLUSAMY et al., 2018). Esta métrica permite enxergar o quanto o equipamento está operando dentro do tempo total disponível (DEWI et al., 2020). O valor é calculado de acordo com a Fórmula 2:

$$\text{Tempo disponível} = (TT - P\text{Prog}) \quad (1)$$

$$\text{Disponibilidade} = ((TD - PNP) / TD) \times 100 \quad (2)$$

TT = Tempo Total

PProg = Paradas Programadas

TD = Tempo Disponível

PNP = Paradas Não Programadas

A métrica para a produtividade é a ligação entre a produção realizada e a produção planejada, ou seja, é a proporção do total de produção realizada em relação ao que poderia ser produzido. A medição é calculada conforme Fórmula 3 (NWANYA et al., 2017; HENDRI et al., 2020; NALLUSAMY et al., 2018; DEWI et al., 2020):

$$\text{Produtividade} = (PR / P\text{Plan}) \times 100 \quad (3)$$

PR = Produção Realizada

PPlan = Produção Planejada

A taxa relacionada à qualidade é medida pela porcentagem da contagem de produtos conforme sobre o total produzido, às vezes chamada de 'rendimento'. As perdas de qualidade referem-se à produção em andamento e refugo (NWANYA et al., 2017; HENDRI et al., 2020; NALLUSAMY et al., 2018). Fundamental para mostrar a eficiência de produção de um equipamento (DEWI et al., 2020). A taxa de perdas com a qualidade é calculada conforme fórmula 4:

$$\text{Qualidade} = ((NPP - NPR) / NPP) \times 100 \quad (4)$$

NPP = Nº de Produtos Processados

NPR = Nº de Produtos Rejeitados

O índice da eficácia geral do equipamento (OEE) é utilizado para medir o desempenho da eficácia e produtividade do equipamento (YAHYA, 2017). O OEE é um índice para medição do desempenho da eficiência, medidos pelas perdas no processo de fabricação em relação tempo disponível, volume de produção e produtos

conformes (RYLKOVÁ et al., 2017; DURÁN; DURÁN, 2019a). O índice é calculado pela multiplicação das três métricas: disponibilidade, produtividade e a qualidade. Estas métricas integram os valores da medição do desempenho do equipamento visando eficiência máxima de produção. O índice é calculado por meio da equação (5) (NAKAJIMA, 1989; SCHIRALDI; VARISCO, 2020; ANUSHA; UMASANKAR, 2020):

$$\text{OEE} = (\text{Disponibilidade} \times \text{Produtividade} \times \text{Qualidade}) \quad (5)$$

As tecnologias baseadas em monitoramento *online* transformam as instalações de fabricação em uma abordagem proativa, sendo capazes de responder rapidamente, sem as interrupções das operações em andamento (KAMBLE et al., 2020). Sendo assim, a medição do desempenho torna-se essencial para todas as indústrias e fundamental para que elas ganhem vantagens competitivas por meio da medição de desempenho (SCHIRALDI; VARISCO, 2020). As indústrias devem estar equipadas com tecnologias para medição do desempenho de equipamento, para identificar as lacunas entre o planejado e o realizado fornecendo ações de futuro para reduzir as perdas dos 4M sendo composto de matéria-prima; mão de obra; material; máquina (Nwanya et la., 2017; PUVANASVARAN, et al., 2020).

2.2.1 Trabalhos relacionados sobre a medição de desempenho na manufatura

Nos últimos anos, as medições realizadas na manufatura, por meio do OEE vem ganhando dimensões importantes nas indústrias por apontar perdas e melhorar a eficiência produtiva do processo (ABD RAHMAN, et al., 2020; ANUSHA; UMASANKAR, 2020). Algumas pesquisas relacionadas vêm constatando a presença de soluções para a medição de desempenho na transição para a Indústria 4.0, como: a redução no custo, a melhoria na qualidade do produto, a produtividade otimizada, o monitoramento *online* do processo entre outros, que podem ser considerados como os benefícios competitivos, resultantes de investimentos em sistema de manufatura inteligente (KAMBLE¹ et al., 2020).

Os estudos apontam, que para a implementação de sistema confiável para a medição de desempenho devem-se considerar os fatores com a interconectividade da manufatura inteligente (ZARREH et al., 2019). Estes trabalhos vêm abordando modelos metódicos por meio de um dispositivo de IIoT para aquisição de dados capaz

da autoaprendizagem durante o tempo de operação de máquina (TEDESCHI et al., 2017).

Outras pesquisas apresentam avanços em análise de sinais de *status* da máquina, enviados por dispositivos de detecção, através de algoritmo proposto para distinguir entre os períodos, como exemplo cita-se: o processamento e reabastecimento; o processamento, a falha ou tempo de inatividade para manutenção e a produção de vários produtos (CHENG, 2018; MASTANG; PAHMI, 2019). Fornecendo uma estrutura para criação de um modelo de medição de informação da produtividade no processo atual, para identificar e aplicar padrões de melhorias e avaliar seu desempenho (MIRAGLIOTTA et al., 2018). Uma premissa para as pequenas e médias indústrias, com produção de qualidade e alta eficiência do equipamento com mais competitivas (TEDESCHI et al., 2017).

A proposta de aplicação do OEE obtém como foco principal, a coleta de dados de máquina para a medição do desempenho do equipamento (DOMINGO; AGUADO, 2015). Os principais benefícios e possíveis soluções para a implantação de um sistema de medição para manufatura na indústria de alimentos e bebidas têm como objetivo preencher a lacuna de informação, entre o chão de fábrica e sistemas de gestão. A ferramenta também contribui para melhorar os processos, aumentar a eficiência da produção e fornecer às pequenas e médias indústrias, os KPIs para o gerenciamento da manufatura (CHEN, 2020). Para competir no mercado, as indústrias precisam manter o alto desempenho em disponibilidade, produtividade e qualidade, como resposta rápida às mudanças (YAZDI et al., 2018).

Neste contexto, as métricas de OEE alcançaram resultados satisfatórios em suas aplicações industriais e estudos estão disponíveis para auxiliar na implementação em novos projetos (MUÑOZ-VILLAMIZAR et al., 2019). A implementação do OEE em países em desenvolvimento é um grande feito para o aprimoramento, principalmente nas pequenas e médias indústrias, onde a medição do desempenho não é aplicada em função da ausência de um sistema de gestão é composto por um sistema legado de manufatura (MASTANG; PAHMI, 2019).

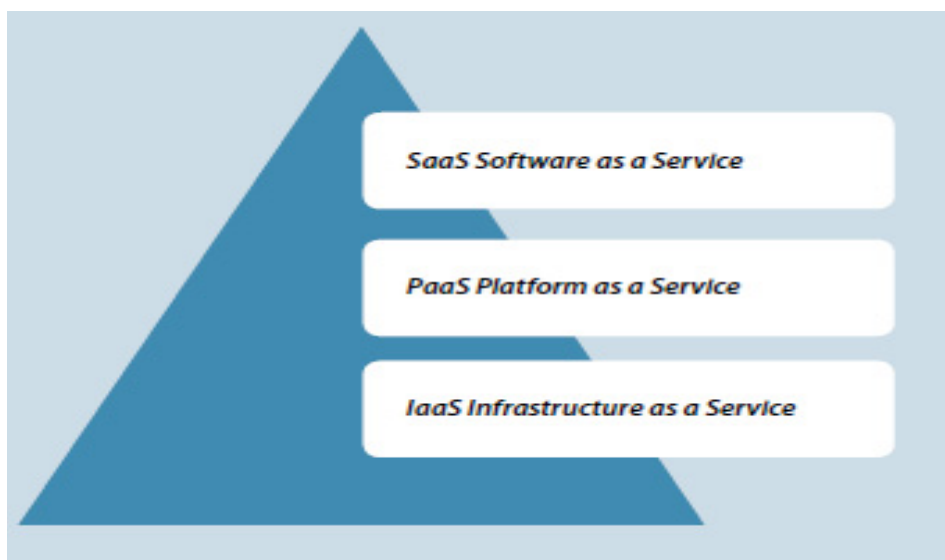
As tecnologias baseadas em monitoramento *online* transformam as instalações de fabricação em uma abordagem proativa, sendo capazes de responder rapidamente sem interrupções das operações em andamento (KAMBLE et al., 2020). Sendo assim, a medição do desempenho torna-se essencial para todas as indústrias, sendo fundamental para que elas ganhem vantagem competitiva por meio do monitoramento

online do processo (SCHIRALDI; VARISCO, 2020). As indústrias devem estar equipadas com tecnologias para medição do desempenho de equipamento, para identificar as lacunas entre o planejado e o realizado, fornecendo ações de futuro para reduzir as perdas dos 4Ms (matéria-prima; mão de obra; material e máquina) para garantia da otimização do fluxo de produção (NWANYA et al., 2017; PUVANASVARAN, et al., 2020).

2.3 ARQUITETURA EM NUVEM

A arquitetura de nuvem é um modelo destinado a fornecer acesso à rede permitindo o compartilhamento de recursos computacionais configuráveis, com acessos ininterruptos aos dados e nas aplicações mantendo a segurança da rede. No centro desta arquitetura ilustrada pela FIGURA 4, concentram-se três pilares, projetados para otimizar todo o potencial dos recursos da nuvem (VAQUERO et al., 2009; ZUFFO et al., 2013; ARAÚJO; CAVALCANTE, 2013; MENDES et al., 2021).

FIGURA 4 - CAMADAS DE SERVIÇO DA ARQUITETURA NA NUVEM



FONTE: Zuffo et al., (2013).

Para Vaquero et al., (2009); Araújo; Cavalcante, (2013) os três pilares são compostos por: IaaS (Infraestrutura como Serviço): visa o fornecimento de infraestrutura e *hardware*, incluindo servidores, redes e dispositivos de armazenamento em execução na nuvem; PaaS (Plataforma como Serviço): fornece uma infraestrutura

virtualizada, na qual um provedor de serviços entrega uma plataforma aos clientes, para facilitar o desenvolvimento, os testes, a execução e a gestão de aplicativos de negócios; SaaS (*Software* como Serviço): Esta modalidade estabelece para a distribuição de *software*, um provedor de serviços hospeda aplicativos para os clientes e os disponibiliza para esses clientes pela *Internet*.

Os serviços de computação em nuvem consistem na utilização de centro de dados interligados pela rede de *internet* para o armazenamento de informações e realização de operações de cálculo, de forma *online* e ajudam a integração baseada em IIoT e aprendizado de máquina para coletar dados, integrar, monitorar, processar, analisar, prever e controlar o futuro, com dados na nuvem. A alusão ao termo “nuvem” faz-se em função de que os dados podem ser acessados de qualquer ponto de acesso à *internet* (LOJKA et al., 2016). As tecnologias de conectividade, vêm contribuindo com as indústrias focando no armazenamento os dados coletados em servidores virtuais na rede de *internet* (FERRARI et al., 2019; MENDES et al., 2021; AMAZON, 2021). Possibilitando aos usuários acessar e processar os dados através de uma plataforma em nuvem (LEE; MUN, 2019). Deste modo, permite uma análise detalhada dos dados coletados, os quais são utilizados para a transformação digital em múltiplas áreas da manufatura, sendo convertidas em melhorias (AMAZON, 2021).

As indústrias, estão aplicando tecnologias para medição de desempenho por meio da computação em nuvem em função de estarem reconhecendo os dados como um ativo valioso. O fato justifica-se, pela viabilidade dos esforços na transformação digital em oferecer maneiras flexíveis de informações baseadas em dados de máquinas para auxiliar na tomada de decisões dos gestores de manufatura. Além disso, esta tecnologia oportuniza a automação dos processos, contribui com a inovações tecnológicas como: aprendizado de máquinas, visão computacional e robótica (HAO et al., 2019; AMAZON, 2021). Cabe mencionar, outro potencial benefício através de melhorias no sistema operacional, como a inovação de processos de tomada de decisões no gerenciamento da manufatura baseada em dados de máquina (SYAFRUDIN et al., 2017; LEE; MUN 2019).

A IIoT traz o conceito de aplicação da tecnologia IoT em ambientes industriais por meios de ferramentas que estão conectadas a instrumentação, sensores e tecnologias em nuvem (KARMAKAR et al., 2019; ORACLE, 2021). Mediante esta conectividade transformando a indústrias, como manufatura, energia de consumo, mineração e transporte por meio da conectividade onipresente, proporcionando grande

impacto nas condições econômicas como um todo (KARMAKAR et al., 2019; LU et al., 2020). A IIoT possibilita novas interações entre *hardware*, *software* e pessoas (LU et al., 2020; ORACLE, 2021). A seguir, alguns usos comuns para IIoT:

- ✓ Fabricação inteligente;
- ✓ Ativos conectados e manutenção preventiva e preditiva;
- ✓ Redes de energia inteligentes;
- ✓ Cidades inteligentes;
- ✓ Logística conectada;
- ✓ Cadeias de suprimentos digitais inteligentes.

A combinação entre a IIoT e a computação da nuvem é fundamental para o monitoramento *online* e vem sendo utilizado, nas operações de gerenciamento de ações em sistemas de manufatura para medição de desempenho (HAO et al., 2019). Tendo em vista, que a indústria de transformação está passando por esta revolução baseada em dados (SYAFRUDIN et al., 2017). Relacionada com a crescente demanda no uso de tecnologias de IIoT, dispositivos de sensores e outros componentes. Espera-se, que os dados gerados a partir do processo de fabricação cresçam exponencialmente gerando as chamadas análise de grandes volumes de dados analíticos “*big data analytics*” foco da manufatura inteligente “*smart manufacturing*”, gerando oportunidade para o desenvolvimento de modelos com intuito de auxiliar os gestores nas tomadas de decisões e no gerenciamento de manufatura com base em dados de máquinas (SYAFRUDIN et al., 2017; GHOBAKHLOO, 2018).

Desta forma, para garantir que a medição de desempenho na manufatura da indústria de transformação seja eficiente, é necessário o processamento dos dados por meio do sistema em nuvem (SYAFRUDIN et al., 2017). A análise de dados é dos avanços tecnológicos mais recentes com aplicabilidade em vários setores, (YADEGARIDEHKORDI, 2018).

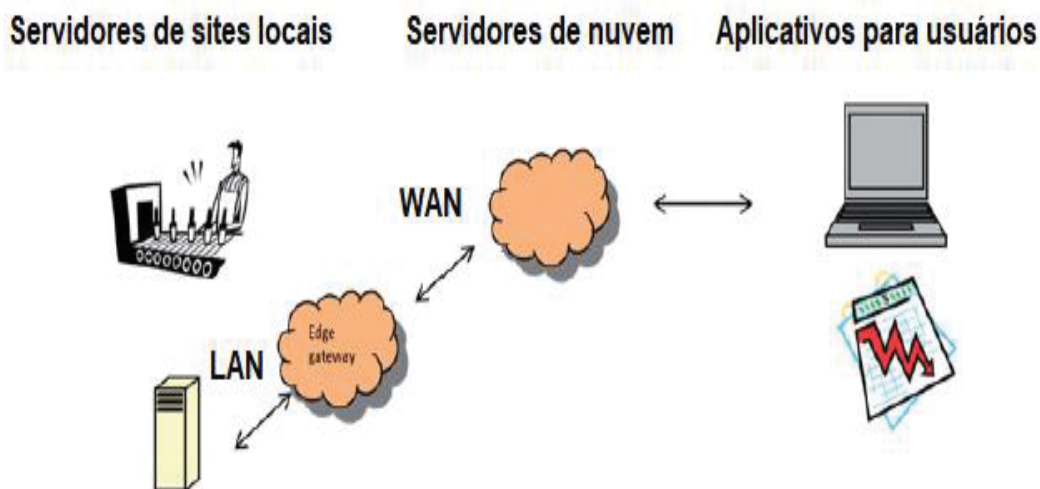
No estudo de caso apresentado pela *Titan Internacional* para garantir a continuidade dos negócios com *Oracle IoT Cloud*, rumo a digitalização de seus processos de fabricação, por meio da aplicação de um sistema conectado e unidades mais automatizadas, através de tecnologias em nuvem, estas aplicações trouxeram vantagens competitivas com o poder da Indústria 4.0. Este resultado impulsionou o gerenciamento do desempenho industrial, com métricas de negócios definidas e vem

auxiliando a Titan a rastrear o planejamento e o monitoramento da produção *online*, fornecendo comunicação móvel e tomada de decisão, apoiada por KPIs baseados em dados de máquina na condução de suas decisões no gerenciamento (ORACLE, 2021).

Estas aplicações vêm sendo prioridades em outras organizações (GHOBAKHLOO, 2018). Devido à concorrência global pela competitividade, gera-se a necessidade de flexibilidade no processo de transformação e permite um alto nível de conectividade entre os processos por meio da nuvem (FATORACHIAN; KAZEMI, 2018). O objetivo principal da IloT é melhorar a eficiência e a capacidade de resposta do sistema de manufatura (KAMBLE *et al.*, 2019). Os autores Fatorachian, Kazemi (2018) salientam que, a comunicação sincronizada entre processo é necessária para a implementação da perspectiva saudável da indústria 4.0 para manufatura inteligente.

Para Hao *et al.*, (2019); Huang, (2020) o monitoramento *online* vem sendo aplicado em diversos segmentos industriais e consiste em dois sistemas conectados: O *hardware* referindo-se à integração de tecnologia com ou sem fio para coletar dados em tempo real, geralmente por meio de sensores/dispositivos instalados em máquinas e equipamentos. Por outro lado, o *software* gerenciando os dados das atividades relacionadas, como aquisição, transmissão de dados e tecnologias de algoritmo de processamento de dados. A FIGURA 5, ilustra uma arquitetura para o monitoramento *online* baseada em computação em nuvem sendo composta por uma estrutura de rede de duas camadas, ou seja, uma camada para servidores locais e outra camada para servidores em nuvem com a finalidade de coletar, armazenar, processar dados e disponibilizar por meio de aplicativos as informações de um processo de produtivo aos gestores de manufatura.

FIGURA 5 - ARQUITETURA PARA MONITORAMENTO BASEADA EM NUVEM



FONTE: Adaptado de Hao et al., (2019).

2.3.1 Sistema em nuvem (interface de comunicação)

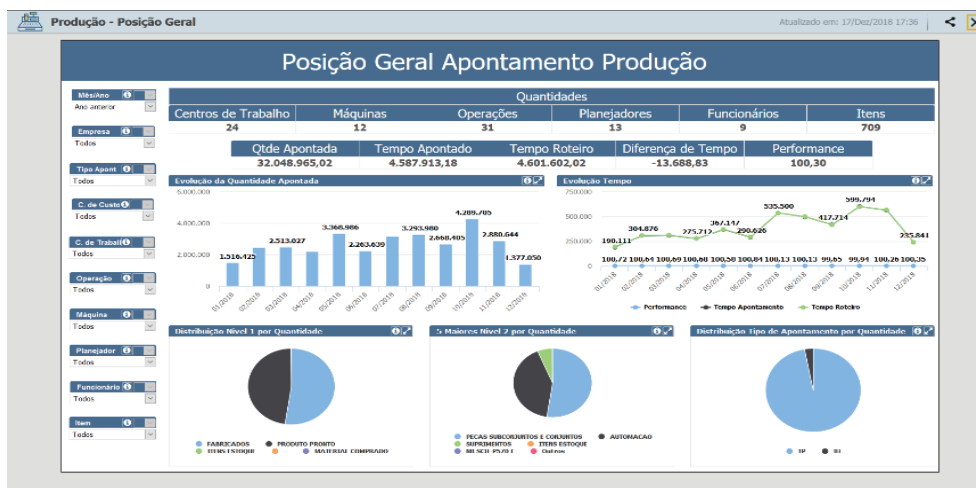
A IIoT vem desempenhando um papel significativo no desenvolvimento de novas tecnologias para o monitoramento e controle de sistema de medição de desempenho, permitindo o monitoramento *online*. A plataforma em nuvem é capaz de receber todos os diferentes tipos de dados e visualizá-los em *dashboards* (painéis de controles), para que os usuários possam interpretar a informação em um curto intervalo de tempo e de forma simples (ROSLI et al., 2020).

À medida que o tamanho de uma indústria aumenta, sublinha-se a importância do uso de novas ferramentas, como os *dashboards* para auxiliar no processo. A necessidade de uma comunicação mais eficaz, faz com que os *dashboards* forneçam informações valiosas, contribuindo para que os gestores de manufatura possam melhorar suas decisões baseada em dados de máquina (ABDULDAEM; GRAVELL, 2019). Contudo, os *dashboards* transcrevem as informações, que podem melhorar a tomada de decisões e a otimizar os processos de negócios das indústrias (BUGWANDEEN; UNGERER, 2019).

Para Bugwandeem; Ungerer (2019) os *dashboards* são ferramentas de sistema de informação utilizados para medir o desempenho, traduzindo os dados das informações em objetivos, métricas entre outros. O modelo segue ilustrado pela FIGURA 6, como sendo, uma interface visual de medição de desempenho consolidada em KPIs. Como por exemplo: A medição de desempenho de uma linha de produção

monitorada de forma *online* por meio de sua conexão à nuvem (ABDULDAEM; GRAVELL, 2019; JWO et al., 2021).

FIGURA 6 - DASHBOARD DE APONTAMENTO DE PRODUÇÃO



FONTE: TATICVIEW (2021).

Os *dashboards* devem ser apoiados por uma arquitetura de aplicação de *software*, que garante, que as informações disponíveis, sejam visualizadas em uma frequência necessária (BUGWANDEEN; UNGERER, 2019). Fornecendo, como por exemplo: Quadros, Tabelas, Gráficos para análise de dados de forma simples (NOONPAKDEE et al., 2018; FARMANBAR; RONG, 2020). Em geral, os *dashboards* apresentam uma série de vantagens, as quais incluem a gestão visual de informações, customização e personalização (JWO et al., 2021).

Na era da análise de dados, o gerenciamento das decisões baseada em dados são cada vez mais importantes nas indústrias, uma vez que, a medição de desempenho oferece dados precisos que facilitam as análises e ajudam a melhorar a capacidade de tomada de decisão do usuário (RAHMAN et al., 2017; ABDULDAEM; GRAVELL, 2019). Um benefício na estratégia de comunicação e coordenação, com foco na melhoria no desempenho da gestão (BUGWANDEEN; UNGERER, 2019).

O objetivo de transformar dados de processos em *insights* valiosos, tornam os *dashboards* de manufatura cada vez mais atraentes, principalmente nas pequenas e médias indústrias, esta contribuição com o processo de tomada de decisão foca em melhorar a medição de desempenho, sendo uma tarefa essencial para as indústrias (ABDULDAEM; GRAVELL, 2019; JWO et al., 2021). As pequenas e médias indústrias acreditam que as medições de desempenho por meio de *dashboards* podem ajudar nas análises de diferentes tipos de dados e contribuir para auxiliar nas melhores

decisões e no gerenciamento de forma eficaz, obtendo vantagens competitivas (NOONPAKDEE et al., 2018).

O sucesso da aplicação dos *dashboards* são baseados na capacidade de apresentar as informações críticas para medição de desempenho, e auxiliando a gestão no apoio à decisão, e vem sendo empregado com a finalidade para agregar vantagens competitivas (TOPALIAN-RIVAS et al., 2020; JWO et al., 2021). Algumas pesquisas propõem aplicação *dashboards* para análise de gestão de vendas para as pequenas e médias indústrias (NOONPAKDEE et al., 2018). Aplicação dos *dashboards* focada em medição do desempenho na gestão estratégica, tática e operacional para indústrias (RAHMAN et al., 2017). Permitindo, que os engenheiros façam a medição do desempenho da manufatura, diagnosticando problemas, e rapidamente encontrar insights para melhorias dos processos ou área produtivas (GKOROU et al., 2017). O foco concentra-se na operação, onde, há uma grande quantidade de dados sendo gerados e precisam de tratamento por meio de dispositivos de IIoT (Topalian-Rivas et al., 2020). Os *dashboards* vem com objetivo de melhorar a comunicação entre usuários e prestadores de serviços e apresentar uma visão geral da situação do chão de fábrica na manufatura (FARMANBAR; RONG, 2020).

3 ABORDAGEM METODOLÓGICA

Esta etapa descreve a importância dos tópicos apresentados por meio da contextualização da abordagem metodológica *Design Science Research (DSR)*, para demonstrar, qual será a estratégia definida para o planejamento, execução e entregas aplicadas à pesquisa. O tratamento utilizado para a revisão de literatura da abordagem metodológica seguiu com base em trabalhos relacionados (*Related Works*) para a construção do conhecimento do DSR.

3.1 DESIGN SCIENCE RESEARCH

3.1.1 Contextualização do Design Science Research

O método renomado de pesquisa intitulado como *Design Science Research (DSR)*, o qual vem sendo utilizado nas áreas de Engenharia e Tecnologia da Informação (TI) como experimento para desenhar e implementar ações com objetivo de alcançar resultados na prática (VAN AKEN *et al.*, 2016). Sendo posteriormente apresentada por Manson (2006), abrange a DSR como uma perspectiva sistêmica de como ver e pensar o desenvolvimento de um artefato. Já Vaishnavi; Kuechler (2005) enfatizam sua aplicabilidade, como um conjunto de técnicas e perspectivas analíticas, as quais envolvem a análise da utilização e desempenho dos artefatos projetados. Hevner *et al.*, (2004) acredita ser um paradigma de resolução de problemas, o qual geram inovações, que definem ideias, práticas, técnicas e produtos através de análises, *design*, aplicações, gestão e o uso de sistemas de informação, os quais podem ser efetivos e eficazes. Para Gregor; Hevner (2013) a DSR contribui de maneira eficaz sendo que o conhecimento pode ser dividido em dois: O primeiro pelo conhecimento descritivo, o qual gera a informação "o quê" entre os fenômenos (natural, artificial e pessoas) e o sentido (princípios, padrões e teorias); E segundo pelo conhecimento prescritivo o "como" os artefatos são construídos pelo homem. O método busca a identificação e compreensão dos problemas e propõe soluções de base tecnológica através do conhecimento (HEVNER *et al.*, 2007; VAISHNAVI; KUECHLER, 2005; SORDI *et al.*, 2011; LACERDA *et al.*, 2013a).

3.1.2 Objetivos Design Science Research

Para Bax (2013) a DSR envolve construção, investigação, validação e avaliação dos artefatos, a fim de, resolver problemas práticos novos. O objetivo compreende um método utilizado na concepção e desenvolvimento do artefato (VAN AKEN, 2004; FREITAS JÚNIOR et al., 2015). Para Peffers et al., (2014) a pesquisa deve seguir três objetivos: (i) Apresentar consistência da literatura prévia relacionada ao tema DSR da pesquisa; (ii) Estabelecer um modelo processual para condução e a realização da pesquisa e (iii) Proporcionar um modelo mental para apresentação e avaliação da pesquisa.

A abordagem metodológica pela DSR apresenta como o princípio fundamental, que a construção do conhecimento são adquiridas na construção de um artefato na contextualização de uma causa específica (FREITAS JÚNIOR, 2015). Os artefatos (Constructos, Modelos, Métodos e Instanciações) apresentados no QUADRO 1 são itens, os quais podem ser transformados em uma existência material ou artificial (MANSON, 2006; GREGOR; HEVNER 2013; CHATTERJEE, 2015).

QUADRO 1 - TIPOS DE ARTEFATOS

Constructos	Explicam a descrição das causas específicas de um artefato para detalhar as respectivas soluções. São utilizadas para retratar o pensamento sobre as tarefas, inestimáveis aos <i>designers</i> e pesquisadores.
Modelos	São conjuntos de argumentos para esclarecer as ligações entre os constructos. Na DSR, o “modelo” simboliza as situações de obstáculos e soluções. Este termo deve confinar a estrutura da realidade para ser uma representação útil.
Métodos	Focam em etapas seguidas para execução de tarefas baseando-se em um conjunto de constructos e um modelo para resolução de um problema.
Instanciações	Materializa o artefato e prepara para anteceder as conexões dos constructos, modelos e métodos, demonstrando a viabilidade e o êxito dos artefatos.

FONTE: Adaptada de Hevner et al., (2004) e Lacerda et al., (2013).

Os artefatos proporcionam a construção do conhecimento utilizados para projetar soluções de base tecnológica (MARCH; SMITH, 1995; LACERDA *et al.*, 2013). Permitindo a avaliação do artefato, gerando um *feedback* a fim de melhorar a qualidade do produto e o *design* do processo (HEVNER *et al.*, 2004). A estrutura da (DSR) compõe-se de sete diretrizes apresentadas pelo QUADRO 2 e recomenda-se, que cada uma delas sejam abordadas, para concluir a pesquisa com sucesso (HEVNER *et al.*, 2004; INAN; BEYDOUN, 2017).

QUADRO 2 - DIRETRIZ PARA DSR

1 - <i>Design</i> como um artefato	A pesquisa deve gerar a produção de um artefato viável.
2 - Relevância do problema	Foca no desenvolvimento de soluções tecnológicas para inconvenientes gerenciais.
3 - Avaliação do <i>design</i>	A finalidade, característica e eficiência do artefato devem ser apresentadas por métodos constituídos de avaliações.
4 - Contribuição da pesquisa	A investigação deve fornecer benefícios claros e auditáveis nas zonas dos desenhos dos artefatos.
5 - Rigor da pesquisa	Segue com base na aplicação de métodos precisos tanto no levantamento, como na qualificação do artefato.
6 - <i>Design</i> como um processo de pesquisa	A procura por um artefato eficaz ao problema requer a utilização de meios disponíveis para emparelhar o objetivo determinado.
7 - Comunicação da pesquisa	A investigação deve ser exibida de forma positiva para ambas as audiências.

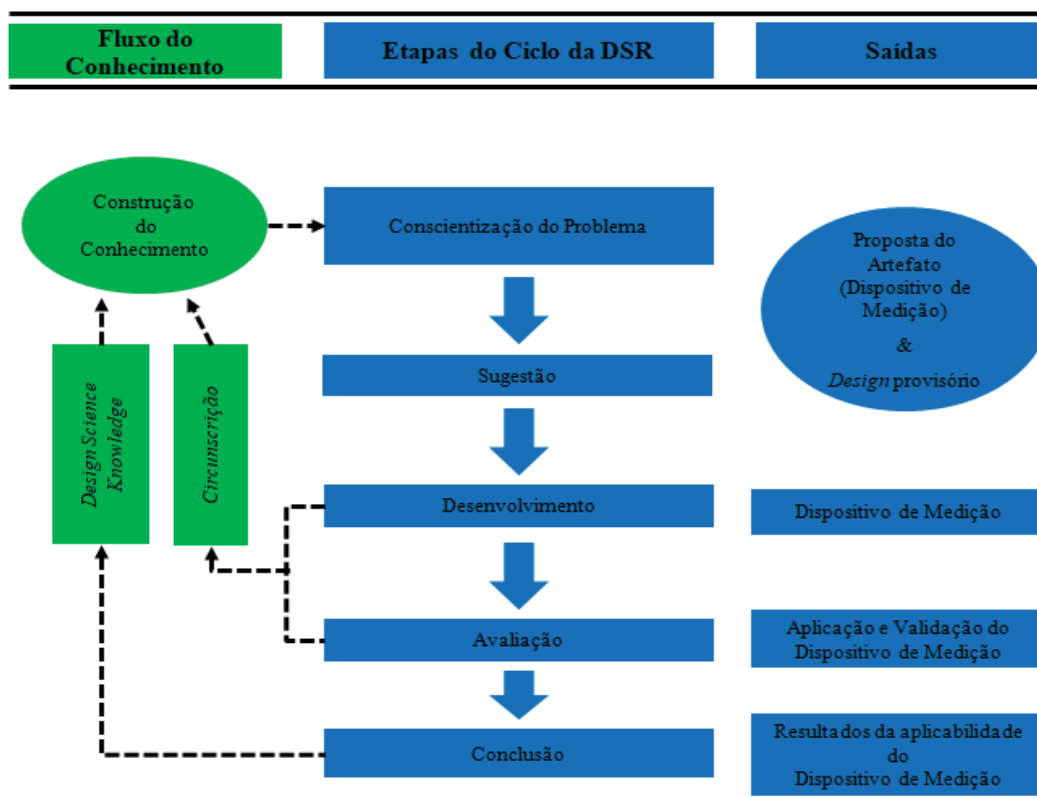
FONTE: Adaptada de Hevner et al., (2004); Lacerda et al., (2013).

3.1.3 Aplicação Design Science Research

O método aplicado pela DSR é considerado como um processo lógico tanto teórico, quanto objetivo, ou seja, as avaliações são revisadas utilizando-se da abdução,

dedução e circunscrição, à medida que, a pesquisa evolui. A DSR ilustrada pela FIGURA 7 detalha os processos fundamentais (fluxo do conhecimento, etapas do ciclo do DSR e saídas) para o alcance dos objetivos com base nas pesquisas dos autores (TAKEDA et al., 1990; VAISHNAVI; KUECHLER, 2005). Desdobrando-se de forma contínua oferecendo a oportunidade de melhorias ao longo de todo o seu processo (FREITAS JÚNIOR et al., 2013).

FIGURA 7 - DIAGRAMA DO FLUXO DE DESIGN SCIENCE RESEARCH



FONTE: ADAPTADO DE TAKAEDA; VEERKAMP (1990); VAISHNAVI; KUECHLER (2005); MANSON (2006).

A construção do conhecimento gerada através do desenvolvimento e avaliação do artefato está indicada na FIGURA 7 rotuladas no fluxo do conhecimento como: Circunscrição e *Design Science Knowledge*: A circunscrição é um método lógico formal aplicado para a resolução da inconsistência encontrada por meio da abdução e dedução do raciocínio positivo (McCARTHY, 1980; TAKAEDA et al., 1990). Essencial para entender o processo do DSR, o qual poderia ser obtido apenas no ato específico na construção do artefato (VAISHNAVI; KUECHLER, 2005; MANSON, 2006). O *design science knowledge* é o resultado de um projeto de pesquisa e para entender como essa

forma de conhecimento pode expressar é necessário a compressão dos potenciais tipos de contribuições da metodologia da DSR. O *design science knowledge* se manifesta na forma de artefato (VAISHNAVI; KUECHLER, 2005). No modelo apresentado na FIGURA 7 às etapas do ciclo do DSR é compreendido por um ciclo composto por cinco etapas sendo (1) conscientização do problema, (2) sugestão, (3) desenvolvimento, (4) avaliação e (5) conclusão (TAKAEDA et al., 1990; MARCH; SMITH, 1995; VAISHNAVI; KUECHLER, 2005; MANSON 2006; SILVA et al., 2017).

(1). Conscientização do problema: Esta primeira fase é requerida de múltiplas fontes de conceitos, teorias e relações incluindo novos desenvolvimentos nas indústrias. A saída deste processo é construção formal ou informal da construção inicial do processo de investigação para a resolução de um problema;

(2). Sugestão: Esta fase propõe uma ou mais tentativas de *designs* contextualizados em relação aos principais conceitos extraídos das bases de conhecimentos para a geração da proposta da resolução do problema. Uma etapa essencialmente criativa, cuja abdução é utilizada para expandir o pensamento do *designer* com base em uma nova configuração de elementos existentes ou novos;

(3). Desenvolvimento: A solução é desenvolvida nesta fase quando o *designer* através de deduções deseja obter as informações relevantes sobre o artefato, que estão disponíveis para a construção do conhecimento do *designer*. As técnicas para o desenvolvimento e implementação depende dos artefatos (construções, modelos, métodos ou instanciações) a serem construídos. Se algo não resolvido for encontrado, tornam-se um novo problema, o qual deve ser resolvido em novo ciclo de desenvolvimento;

(4). Avaliação: O artefato deve ser avaliado em relação aos critérios implícitos ou explicitamente contidos na proposta. A fase de apreciação concebe uma subfase analítica construídas por deduções e hipóteses sobre o desempenho do artefato e qualquer desvio deve ser testado experimentalmente (se for encontrado um problema como resultado da avaliação, torna-se um novo problema a ser resolvido em outro ciclo de projeto);

(5). **Conclusão:** A conclusão indica o fim de um ciclo de pesquisa em ciência de *design*. Nesta fase são usados os processos cognitivos criativos de reflexão e abstração, os quais agregam valores ao conhecimento da ciência do *design*.

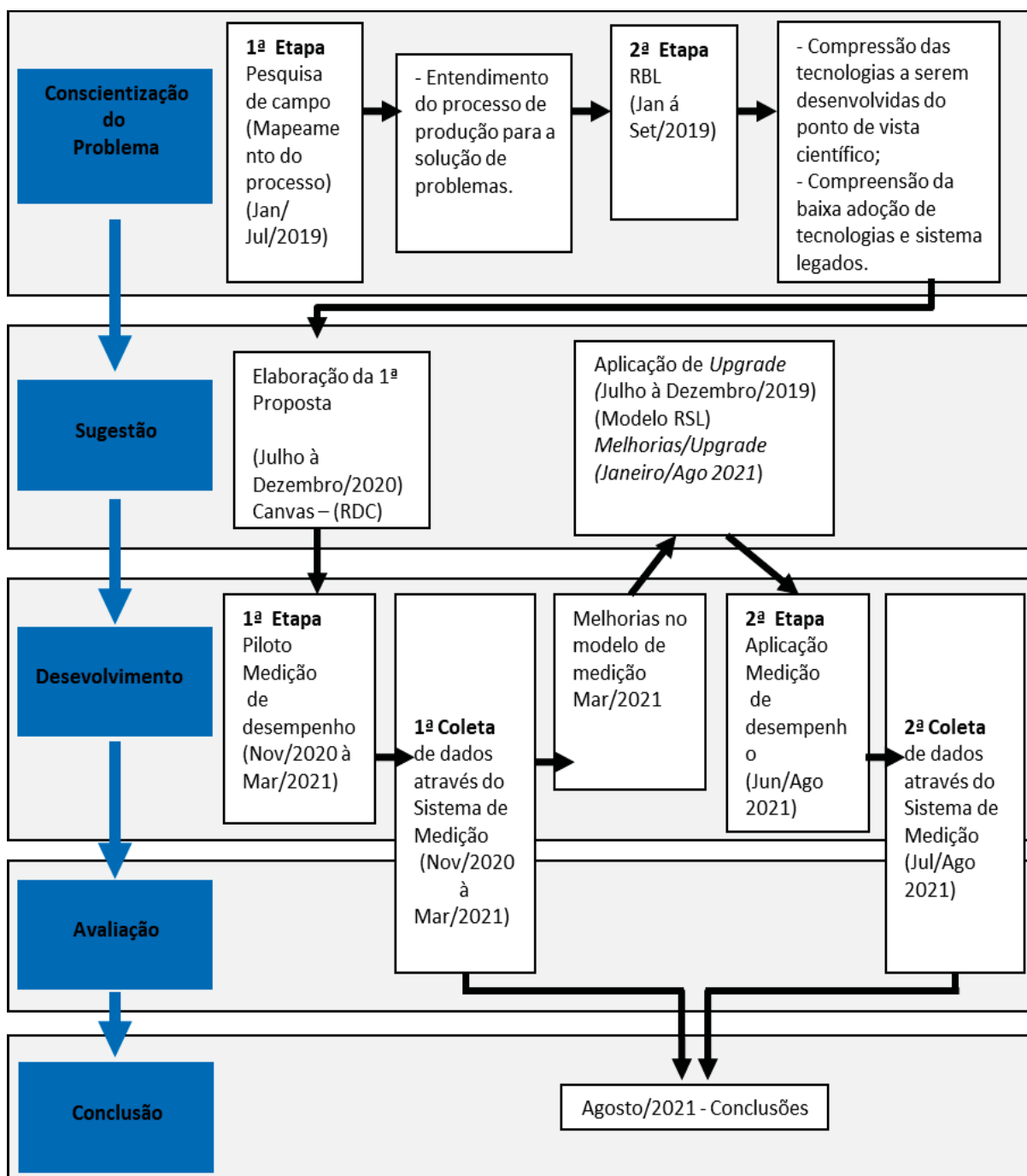
O fluxo das saídas expressa um conjunto de etapas utilizadas para execução de uma tarefa para aplicar o conhecimento existente na resolução do problema do artefato, através de inovação e a conclusão de um resultado (MANSON, 2006). Para Vaishnavi; Kuechler (2005) os resultados podem ser produzidos de pelo menos duas maneiras: 1) A construção da pesquisa do projeto pode ser uma prova experimental do método ou uma exploração experimental do método ou de ambos: 2) Os artefatos podem expor os relacionamentos entre seus componentes, ou seja, um novo entendimento foi produzido.

3.2 DESIGN SCIENCE RESEARCH NA PESQUISA

Para o desenvolvimento e aplicação da pesquisa foi selecionada a “Indústria de Alimentos”, a unidade indicada para a pesquisa mantém em suas operações, na produção de “Massas e Confeitaria”. A linha de pães, objeto de pesquisa, possui capacidade produtiva nominal até 12.000 pães/hora, para a família de pães com 50 gramas trabalhando com um turno, que segue das 06h00m hs às 14h00m. A operação possui sete etapas: 1ª Unta forma (limpar e untar forma), 2ª Masseuras (Mistura da Receita), 3ª Cilindros (Sovar), 4ª Modeladora (Formação do Pão), 5ª Câmara de crescimento, 6ª Cocção e 7ª Embalagem e expedição.

A FIGURA 8 apresenta um *overview* do fluxo de aplicação da metodologia da DSR na pesquisa. O fluxo deste processo contempla as cinco fases do fluxo de pesquisa da DSR, desta vez, auxiliando o pesquisador na construção concreta dos artefatos para a conscientização do problema, seguido pela construção da sugestão, desenvolvimento e avaliação da proposta com seus possíveis *updates*, encerrando com as conclusões por meio de resultados gerados na pesquisa. Esta etapa auxilia o pesquisador no desenvolvimento, na aplicação e no resultado da pesquisa, possibilitando as tomadas de decisões na construção dos artefatos para alcançar os objetivos pré-estabelecidos.

FIGURA 8 - DIAGRAMA DO FLUXO DA PESQUISA



FONTE: ELABORADO PELO AUTOR (2021).

3.2.1 Consciência do problema

A busca de tecnologias para a medição do desempenho por meio da conexão com a nuvem para equipamentos legados (PEINADO; GRAEMI, 2007; COELHO, 2016) despertada por meio da transformação digital, traz um mundo de conhecimento ligado à inovação. A indústria 4.0 conduzida pela *industrial internet of things* (IIoT) está provendo e aprimorando vários setores, como a manufatura e serviços por meio de aplicações de tecnologias orientada a dados (GALDINO, 2015; BYRNE *et al.*, 2016; KIBIRA, 2016; Mourtzis, 2016; POPOVIC, 2018; FRANK *et al.*, 2019a; SCHOLTZ *et al.*, 2019; WANG *et al.*, 2019). No entanto, o conceito da indústria 4.0 vem causando perturbações e transtornos em muitas indústrias equipadas com sistema manufatura legado (CHIVILIKHIN *et al.*, 2019; ETZ *et al.*, 2020). Devido à baixa adoção de tecnologias e grandes volumes de dados entre outros. As pequenas e médias indústrias apresentam dificuldades em trabalhar com dados de máquinas e geralmente são apontadas como as maiores vítimas na transição para a indústria 4.0 (LAZAROVA-MOLNAR, 2018). Estes conceitos fizeram muitos países adotarem iniciativas focadas nestas transformações e criaram programas para atualização e modernização da fabricação industrial como estratégia nacional de competitividade (SUN *et al.*, 2017; LENZ *et al.*, 2018).

A compreensão da conscientização do problema relacionado ao tema de pesquisa, surgiu por meio da abordagem de duas pesquisas: a pesquisa empírica, Anexo 1 realizada na unidade de produção, objeto de pesquisa, case intitulado como: “*Optimization of the Pasta Production Line in the Collective Food Industry*” publicado por (HIDALGO MARTINS *et al.*, 2020) no *Journal of Lean systems* Vol.5, nº3, p.138 (2020), aponta como problemática, o baixo índice de eficiência global do equipamento (OEE) de 33%, quando comparado a média industrial, com o índice de OEE de Indústrias com manufatura de classe mundial com 85% e a pesquisa de revisão de literatura, Anexo 2, o artigo intitulado como: “Medição de desempenho baseado em dados para máquinas: Revisão sistemática de literatura”, publicado por (HIDALGO MARTINS *et al.*, 2020a), no X Congresso Internacional de Produção e Pesquisa (ICPR das Américas) retratando as dificuldades constatadas pelas pequenas e médias indústrias em utilizar dados de máquinas na gestão de manufatura e a proposta do modelo da arquitetura de aplicação. As pesquisas apresentam em comum, a ausência de ferramentas para a medição de desempenho, o qual, afeta diretamente o

gerenciamento da produção em sistemas legados de manufatura. Para os autores Mello, (2015) *apud* McAfee; Brynjolfsson, (2012); Galdino, (2015) salientam, que é impossível gerenciar, se o processo não for mensurado.

3.2.2 Sugestão

A construção da sugestão para o desenvolvimento de alternativas de tecnologias, que poderia contribuir para a medição do desempenho considerou que, na atualidade, já existem ferramentas, algoritmos, técnicas e tecnologias de análise de dados maduras, as quais são utilizadas em outros processos e fundamentou com base nos resultados das pesquisas publicadas na revista “*Journal of Lean Systems*” e no congresso “ICPR das Américas” e posteriormente sendo norteadas por meio Canvas de Pesquisa (*Research Design Canvas - RDC*) Apêndice 1, contribuindo com a uma potencial aplicação na solução de problema através da proposta de pesquisa. Neste caso, a sugestão foca em contribuição da concepção de uma arquitetura de aplicação para medição de desempenho para as pequenas e médias indústrias, as quais operam com um sistema legado de manufatura e apresentam dificuldades em gerenciar dados para mensurar a eficiência de equipamentos.

3.2.3 Desenvolvimento

Nesta fase, desenvolve-se a solução para o artefato, considerando as lacunas evidenciadas no mapeamento do fluxo de valor e na revisão de literatura produzidas pelo *designer* (pesquisador), sendo produzida por meio de RDC e auxiliando na construção das fases de conscientização do problema e sugestões. Cabe mencionar, que o artefato desenvolvido nesta fase, também passa por avaliações, portanto a fase de avaliação segue em paralelo a esta, com a fase do desenvolvimento, e o resultado desta contextualização contribuiu para melhor construção do artefato, para a medição do desempenho de equipamentos legados.

A fase do desenvolvimento embasou-se na arquitetura de aplicação concebida para manufatura conectada, com base nas pesquisas iniciais (Consciência do problema e Sugestão) dividida em três partes. Sendo elas: A **entrada** do processo de manufatura, contemplando a coleta e o envio de dados através de dispositivos eletrônicos instalados na máquina, o **processamento** em nuvem envolvendo o

armazenamento responsável por receber e processar os dados monitorados e as **saídas** (dados dos processos) através da medição de desempenho por meio da gestão à vista de indicadores para o gerenciamento da manufatura. Nesta fase do desenvolvimento, considerou a customização da arquitetura de aplicação em uma plataforma em nuvem e dispositivos, já existentes utilizando uma rede móvel de *internet* celular (4G).

O desenvolvimento foi realizado em duas fases: A primeira fase com a instalação do módulo TR-IO *flex* utilizando um sensor de medição de corrente de 50mA, possibilitando a coleta de dados por meio de sinais elétricos e transmitindo-os via conexão 4G à um sistema *em* nuvem. Nesta primeira fase foi possível realizar as análises dos primeiros dados coletados e trabalhar na customização das informações a serem monitoradas via sistema em nuvem, contemplando as medições de corrente, produção estimada e *status de máquina (operando/Parada)*. Dados os quais possibilitaram trabalhar com as informações e alinhá-las com as métricas de disponibilidade e produtividade planejada. Para a construção da métrica de produtividade real, também foi aplicado nesta 1ª fase, a instalação de um contador de produtos através do processamento de imagens por meio de cor desenvolvido através da linguagem *Python* e *OPENCV* “uma pré-construção do modelo alinhado as métricas para a medição de desempenho”, outros detalhes seguem por meio da análise e crítica de avanços Apêndice 2.

A segunda fase seguiu com base na etapa de circunscrição na construção do conhecimento das análises de avaliação da 1ª fase com melhorias aplicadas ao projeto com foco na evolução da contagem por meio processamento de imagens e as customizações dos *dashboards* (disponibilidade, produtividade e qualidade), painéis que mostram os indicadores para a medição de desempenho da operação, facilitando a compreensão das informações geradas no processo, outros detalhes podem ser visualizados nos Apêndices 3 e 4.

3.2.4 Avaliação

Nesta seção, cabe descrever a avaliação do desenvolvimento da arquitetura (artefato proposto), envolvendo o dispositivo de medição, o sistema em nuvem e sua aplicação em um cenário real de manufatura, sendo aplicado em duas fases: A primeira fase analisou o desempenho do sistema de medição instalado para coleta de dados de

corrente com foco na verificação do status de disponibilidade de máquinas (máquina ligada ou desligada), bem como o sistema de contagem de produtos. Após as primeiras coletas, o projeto foi reavaliado através do fluxo da circunscrição e abdução da DSR para contribuir na construção do conhecimento. Na segunda etapa, já com as melhorias aplicadas no sistema de contagem e a customização dos *dashboards* implementados no *website* do sistema em nuvem pode-se estratificar a coleta de dados do sistema, para verificação e validação das informações quanto à acuracidade das informações. O comparativo realizado entre os dados coletados pelo sistema de medição e a coleta manual apresentaram-se como satisfatório, no que tange, a acuracidade da informação e para a medição de desempenho do equipamento. Para maiores informações, sobre as avaliações realizadas sobre o sistema de medição, os dados seguem disponibilizados por meio dos Apêndice 2, 3, 4 ilustrados pelos documentos de análise críticas de saída das avaliações do projeto.

3.2.5 Conclusão metodológica

A metodologia DSR vem conduzindo pesquisas de base tecnológico, na qual constitui-se na abordagem de sua aplicação, produzindo relevância científica. Neste contexto, a arquitetura de aplicação do sistema de medição de equipamentos legados por meio de sua conexão à nuvem apresentou um objetivo em comum alinhado com o desenvolvimento e a imersão tecnológica das pequenas e médias indústrias com dificuldades em utilizar dados de máquinas para auxiliar a gestão da manufatura através da transformação digital.

Esta abordagem contribuiu com a geração do fluxo do conhecimento aplicando a circunscrição na resolução das inconsistências encontradas através da abdução e dedução do raciocínio nas etapas do fluxo ciclo da DSR (consciência do problema, sugestões, desenvolvimento, avaliação e conclusões). Construindo o conhecimento e colaborando no desenvolvimento do artefato, motivado pela busca de tecnologias para medição de desempenho de equipamentos legados em função da baixa adoção de tecnologias das pequenas e médias indústrias com dificuldades em utilizar dados de máquina para gestão da manufatura na era da indústria 4.0.

Neste contexto, o método evoluiu com o desenvolvimento do artefato, considerando as lacunas evidenciadas nas pesquisas e mediante as avaliações das aplicações desta arquitetura avaliando a acuracidade do sistema, bem como a medição

de desempenho do equipamento por meio da aplicação da arquitetura em um cenário real de manufatura. Por fim a fase de conclusão, a qual encerra o fim do ciclo do DSR, também podem ser caracterizadas como início de um novo ciclo deste artefato ou reaplicando o experimento em outras unidades, outros equipamentos, outras indústrias entre outros.

4 PROJETO DO PRODUTO TECNOLÓGICO

O projeto do produto tecnológico nasceu com base nas lacunas identificadas no contexto científico, pensando na concepção de uma arquitetura de aplicação genérica para medição de desempenho para equipamentos legados por meio de sua conexão à nuvem. Um investimento de baixo custo para contribuir com as pequenas e médias indústrias que apresentam dificuldades de utilizar dados de máquinas por manter parque fabril composto de sistemas legados e certamente, colaborar com a inclusão de seus processos na transformação digital e tecnologias advindas da indústria 4.0.

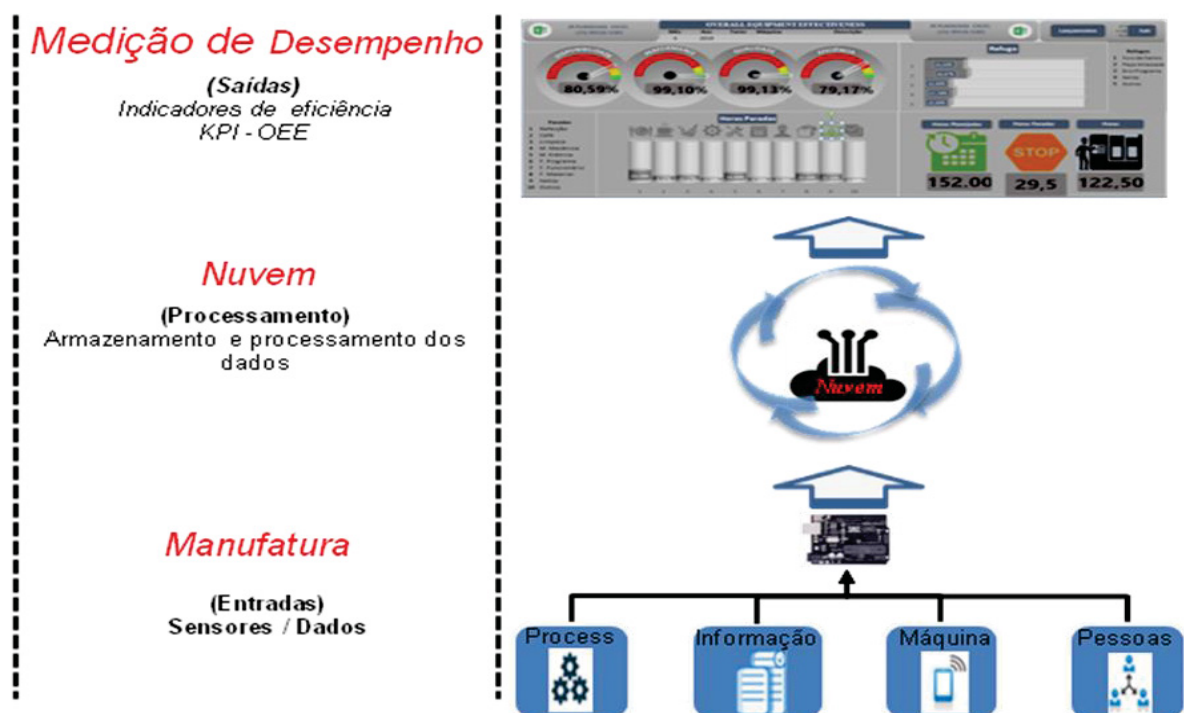
Para a aplicação deste projeto tecnológico em um cenário real de manufatura (objeto de pesquisa, a linha de produção de pães 50 gramas) desenvolveu-se uma solução de base tecnológica de baixo custo conectando sensores para coleta de dados de máquina via dispositivo gateway 4G sem a necessidade de uma internet local, para transmissão dos dados por meio de sua conexão à nuvem numa interface genérica, com dashboards projetados com base no método analítico utilizado para a medição de desempenho de equipamento OEE. Outra possibilidade de aplicação desta arquitetura em um outro cenário de manufatura poderia apresentar, como exemplos, os requisitos: manter a interface genérica utilizada para medição de desempenho, substituindo apenas os componentes de coleta de dados (sensores e componentes) específico para cada processo.

4.1 ARQUITETURA DE APLICAÇÃO PROPOSTA

Com base nas pesquisas científicas relatando sobre as dificuldades apresentadas pelas pequenas e médias indústrias em utilizar os dados de máquinas para o gerenciamento das operações, em virtude destas indústrias possuir um sistema de manufatura, com baixa adoção de tecnologia e/ou por um parque fabril com equipamentos legados (KIBIRA, 2016; SYAFRUDIN, *et al.*, 2017; GHOBAKHLOO, 2018; FATORACHIAN, KAZEMI, 2018; WANG, J. *et al.*, 2018; NIEBEL, *et al.*, 2018; YADEGARIDEHKORDI, 2018; WOO, *et al.*, 2018; HADI, *et al.*, 2018; POPOVIČ, 2018; ARDOLINO, 2018; KAMBLE, 2019; YANG, 2019; HIDALGO MARTINS *et al.*, 2020a). Contextualizou-se diante dos fatos, a proposta para a medição do desempenho por meio de conexão com a nuvem para equipamentos legados em sistema de manufatura,

através da concepção de uma arquitetura de aplicação FIGURA 9, bem como sua aplicação em um cenário real de manufatura. Os resultados desta aplicação almejam a validação para o sistema de medição de desempenho, que possa contribuir com dados de máquina, para auxiliar na gestão de manufatura.

FIGURA 9 - ARQUITETURA DE APLICAÇÃO PROPOSTA



FONTE: AUTOR (2021).

Manufatura (Entradas): Este módulo da arquitetura acomoda diferentes tipos de atividades e consiste em variedades de informações e recursos de manufatura. As pessoas, como os recursos mais importantes na operação, logo são os responsáveis pelo *start* e verificação da contagem do produto, bem como do demais processos. As informações das operações do processo podem ser coletadas por meio de recursos dispositivos/sensores instalados em máquinas/equipamentos, para ofertar dados com mais precisão nas informações.

Análise de dados analíticos (Transformação do processo): Os dados são coletados por meios dos dispositivos/sensores e enviados ao sistema na nuvem, uma arquitetura de aplicação composta de (*hardware e software*). Uma ferramenta capaz de analisar os dados coletados gerando informações do processo através da medição de desempenho por meio de sua conexão à nuvem, tornou-se uma forma útil para auxiliar no controle do processo devido aos ganhos que pode trazer para processos de

fabricação e contribuindo para auxiliar as tomadas de decisões no sistema de manufatura.

Medição de desempenho (Saídas): A arquitetura de aplicação proposta apresenta como saídas às informações estratificadas em *dashboards* customizados por meio de uma plataforma na nuvem (sistema *webcloud*). Estas informações estarão disponíveis para serem monitoradas de forma *online/offline* pelo sistema na nuvem, com foco em gerar informações para auxiliar e contribuir com as tomadas de decisões na gestão da manufatura.

Todo este conjunto de aplicação podem ser resumidos com base em um sistema para medição de desempenho de equipamentos e apresentar os dados coletados por meio de *dashboards no website* utilizando-se das métricas dos indicadores do OEE (*Overall Equipment Effectiveness*), bem como através de emissão de relatórios com as curvas do processo como, por exemplo: relatório mensal com informações com as produções / OEE diários referente a cada mês e anual contendo as informações sobre o total de produção mês e a média mensal OEE de cada mês. Ambas as ferramentas, possibilitam não somente o gerenciamento da manufatura, mas também a operação da produção a enxergar de forma clara e objetiva, processo por meios das métricas de desempenho, produtividade e qualidade.

Para aplicação do modelo de medição de desempenho de equipamentos legados por meio de sua conexão à nuvem, optou-se por utilizar uma arquitetura de *hardware e software*, já existentes e trabalhar com a aplicação do modelo dentro desta arquitetura com a utilização de *hardware* dispositivos/sensores que possam ser utilizados nesta arquitetura, a qual seja flexível para customização no processo de construção deste sistema. Por fim, a arquitetura de aplicação proposta, apresenta um sistema para realização da medição de desempenho de equipamentos legados por meio de sua conexão à nuvem, como premissa (objetivo específico), analisar a acuracidade e a arquitetura de aplicação em um cenário real de manufatura, objeto de pesquisa, a linha de produção pães da “indústria de Alimento”. A aplicação desta arquitetura para a medição de desempenho consiste em coletar dados por meio de sensores e dispositivos instalados na máquina, monitorando o processo em tempo real por meio de sua conexão à nuvem e os resultados serão apresentados no item 5 resultados e discussões.

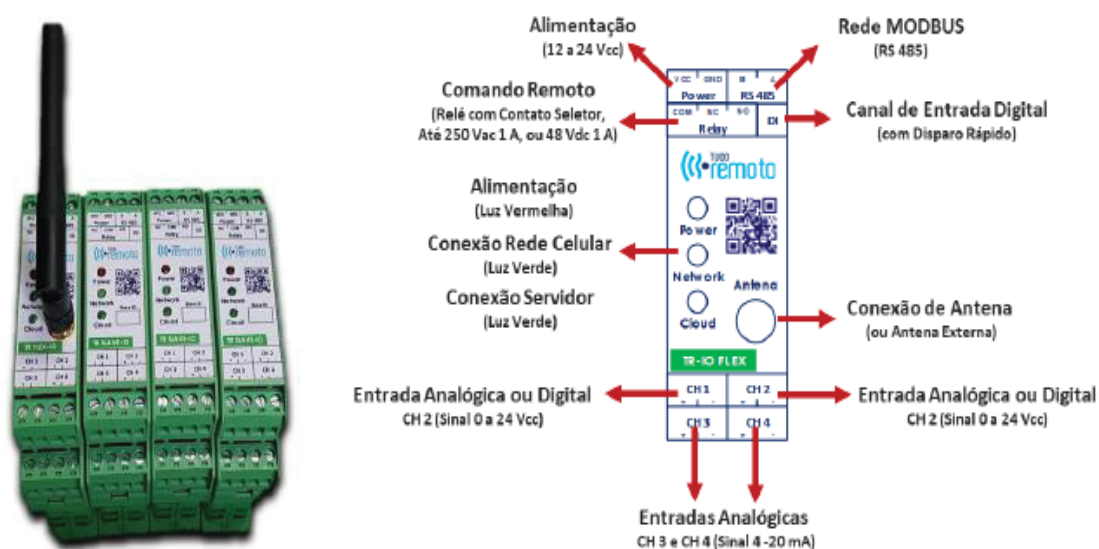
4.2 HARDWARE

O *hardware* refere-se à parte física do equipamento, um conjunto de unidades que constituem um sistema para o processamento de dados (STUART, 1987; GOMES FILHO et al., 2008). Nos últimos anos, as tecnologias de *hardware*, arquitetura e rede tiveram grandes avanços, tornando-se a base das futuras plataformas de computação para o monitoramento *online* e acesso remoto (PAN et al., 2018; HAO et al., 2019).

4.2.1 Módulo TR-IO Flex

O módulo gateway TR-IO Flex, ilustrado pela FIGURA 10 é um dispositivo indispensável, quando se trata de indústria 4.0, o qual apresenta as especificações para trabalhar na aplicação da digitalização dos dados de produção. Sua funcionalidade foca na compatibilidade de conexão de componentes eletrônicos (sensores/microcomputadores) na transmissão dos dados coletados para a plataforma na nuvem por meio da conectividade com a rede móvel de celular 4G.

FIGURA 10 - MÓDULO TR-IO FLEX



FONTE: Tudo Remoto (2020).

Seguem as características e especificações do módulo TR-IO Flex QUADRO 3 e QUADRO 4 de acordo com dados fornecidos (TUDO REMOTO, 2021).

QUADRO 3 - ESPECIFICAÇÃO DO MÓDULO TR-IO FLEX

Instalação	Dentro do Painel Elétrico	
Dimensões	22,5 x 99 x 114,5mm	
Fixação	Trilho DIN	
Comunicação com servidor	Rede Celular	
Peso	0,3 Kg	
Alimentação	24 Vcc (0,5 A)	
Características do Equipamento		
Conexão do Módulo	Canal no Servidor	Observação
CH 1	1	INPUT ANALÓGICA OU DIGITAL - Sinal 0 a 24 Vcc
CH 2	2	INPUT ANALÓGICA OU DIGITAL - Sinal 0 a 24 Vcc
CH 3	3	INPUT ANALÓGICA OU DIGITAL - Sinal 0 a 20 Vcc
CH 4	4	INPUT ANALÓGICA OU DIGITAL - Sinal 0 a 20 Vcc
DI (Input)	5	INPUT DIGITAL ON/OFF
	6	CONTADOR (Quantidade de Transições ON/OFF)
	7	HORÍMETRO INCREMENTAL (Tempo recebido em ms)
MODBUS RS-485 (Input)	8	Modbus Register 1 (0-65535)
	9	Modbus Register 2 (0-65535)
	10	Modbus Register 3 (0-65535)
	11	Modbus Register 4 (0-65535)
	12	Modbus Register 5 (0-65535)
	13	Modbus Register 6 (0-65535)
	14	Modbus Register 7 (0-65535)
	15	Modbus Register 8 (0-65535)
	16	Modbus Register 9 (0-65535)
	17	Modbus Register 10 (0-65535)
Comando Remoto (Output)	18	Status do Relé
	19	Acionamento Relé

FONTE: TUDO REMOTO (2021).

4.2.2 Sensor de corrente

O sensor de corrente não invasivo, ilustrado pela FIGURA 11 é um componente para medição de corrente de até 100A, pois atua como um alicate amperímetro sem alterar o circuito a ser medido (COSTA et al., 2016; YHDC, 2020; SANTOS et al., 2021). O funcionamento deste sensor é simples. A corrente que flui no circuito primário gera um campo magnético no núcleo, induzindo uma corrente no circuito secundário. Assim, o conversor (A/D) analógico/digital faz a leitura, somente os sinais de tensão. Este sensor possui uma saída com um resistor em paralelo chamado de *shunt*. Este resistor tem a função de criar a diferença de potencial no circuito, possibilitando a leitura da corrente que circula no circuito (PIOVESAN, 2017). Geralmente, estes sensores são utilizados em projetos de automação como medidores de corrente elétrica, proteção de

motores, iluminação dentre outros (COSTA et al., 2016; YHDC, 2020; SANTOS et al., 2021).

FIGURA 11 - SENSOR DE CORRENTE NÃO EVASIVO



FONTE: YHDC (2020).

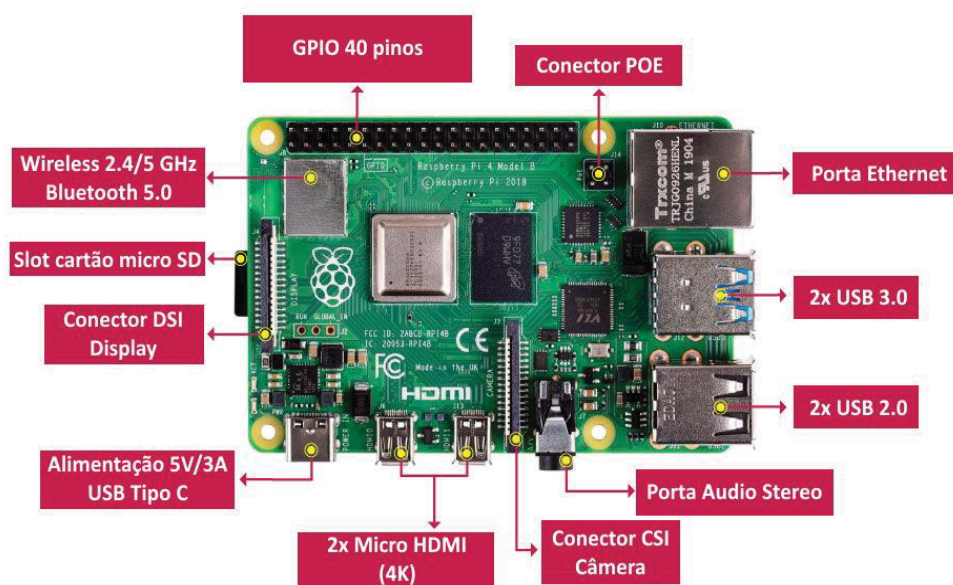
Sua especificação segue conforme lista abaixo indicada pelo fabricante (YHDC, 2020).

- Modelo: SCT-013-000
- Corrente de entrada: 0-100A
- Sinal de saída: Corrente/50mA
- Material do Core: Ferrite
- Dielétrico: 6000V AC/1min
- Taxa antichama: UL94-V0
- Plug de saída: 3,5mm
- Dimensão abertura: 13 x 13mm
- Temperatura de trabalho: -25 a -
+70°C
- Comprimento do cabo: 150cm

4.2.3 Raspberry Pi 4 modelo B

O *Raspberry Pi* ilustrado pela FIGURA 12 é uma placa de microcomputador de baixo custo, que comporta um processador, um processador GRÁFICO, interface USB, HDMI, *slot* para cartões de memória, memória RAM, controladores, entrada de energia e barramentos de expansão (KUONGSHUN, 2020). O dispositivo possui uma plataforma de desenvolvimento com dimensões reduzidas, e permite que pessoas de várias idades possam explorar a computação para aprender a programar em linguagens como Linux, Python, Node-RED entre outros (PIOVESAN, 2017).

FIGURA 12 - PLACA DE MICROCOMPUTADOR RAPSBERRY PI4



FONTE: ADAPTADO DE KUONGSHUN (2020).

A especificação segue disponibilizada pelo fabricante (KUONGSHUN, 2020).

Marca: Raspberry Pi

Tipo de placa de demonstração: Braço

Interface: HDMI/Saída RCA

Interface: O Apoio TF Cartão

Memória: 4GB

Marca processador: Broadcom

Modelo Número: Raspberry Pi 4 Model B

Capacidade ROM: Nenhum

Intergrated Característica: 10/100/1000

Mbps

Intergrated Característica: Wi-fi
802.11b/g/n

Intergrated Característica: Bluetooth

USB ports: 2 x USB 3.0, 2 x USB 2.0

CPU model: Broadcom BCM2711,
quad-core Cortex-A72 (ARM v8) 64-bit
SoC @ 1.5GHz

Memory: 1GB, 2GB or 4GB LPDDR4
(depending on model)

LAN: 2.4 GHz and 5.0 GHz IEEE
802.11b/g/n/ac wireless LAN

Bluetooth: Bluetooth 5.0, BLE

SD card: 32GB, 64GB (optional)

Power adapter: 5V 3A output, On/OFF
switch button, EU/US/UK/AU Plug

Case: Dual fan super cooling metal
case.

4.2.4 Webcam HD Full

A câmera *webcam* apresentada pela FIGURA 13, é uma ferramenta utilizada para captura de imagens, geralmente utilizada em reuniões, vídeo conferências, aulas e transmissões *online* em *full HD*. Possui um microfone. O dispositivo possui fácil instalação através de porta USB, sem a necessidade de instalação de um *driver*. O equipamento é compatível com Windows 2000, XP, XP2, Vista, Win 7, Win8, Wind10, Mac OS, Linux (Amazon, 2020).

FIGURA 13 – WEBCAM HD FULL



FONTE: AMAZON (2020).

A especificação disponibilizada pelo fabricante segue conforme (Amazon, 2020).

Marca: Owfeel

Modelo: HD full Preto

Material: ABS

Resolução: 19201080

Comprimento do cabo: 1.4 metros

Instalação: Conexão USB e play

Tipo de sensor: CMOS

Faixa de Foco: 20mm

Resolução de energia: 1920 1080

Tipo de interface: USB2.0

Frequência: 50Hz

Microfone: Microfone embutido

Exposição do produto: 70 50.7 44mm

Peso: 62.

4.3 SOFTWARE

O *software* é uma linguagem de programação que visa organizar e demonstrar os resultados obtidos, ele é executado por meio de um *hardware* e as informações são disponibilizadas por meio de ferramentas de acesso à *internet* como as plataformas de *websites* e aplicativos de celulares. Uma estrutura, que pode ser utilizada para a apresentação de dados coletados transmitidos, armazenados e analisados na nuvem gerando informações aos usuários, por meio de uma interface visual (STUART, 1987; GOMES FILHO et al., 2008; COSTA et al., 2016). Uma estrutura, que além da operacionalização na nuvem, o qual pode abranger o monitoramento *online* do processo e também permite o envio de comandos remotos para atuação *online* (HAO et al., 2019; HUANG, 2020).

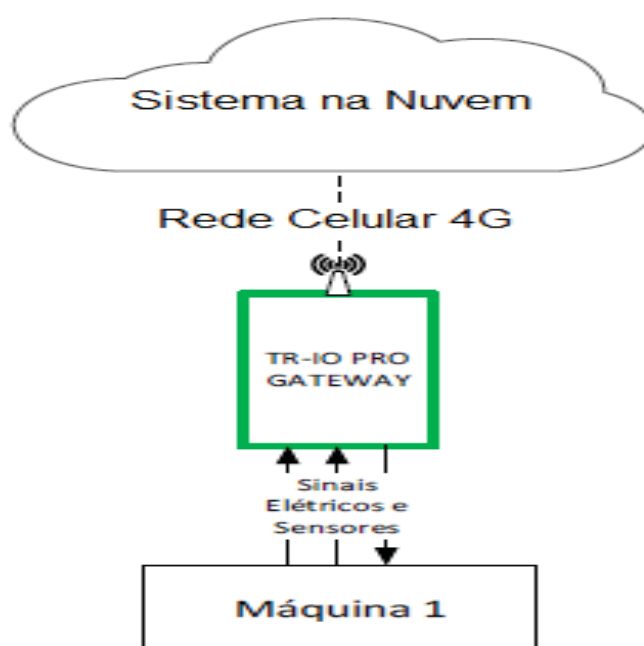
4.3.1 Arquitetura de aplicação na nuvem

A arquitetura de aplicação existente, visa na conectividade de plantas industriais com diferentes tipos de tecnologias. Os dispositivos são compostos pelos *hardwares* de aquisição de dados baseados em (IIoT), conectados via rede local, bem

como, por acesso remoto à rede celular 4G (quarta geração de *internet* móvel) para oferecer os serviços em nuvem para o monitoramento *online* dos processos e de outras condições a serem monitoradas e customizada. Como exemplo cita-se, a “Arquitetura 1” de aplicação existente FIGURA 14, esta arquitetura apresenta similaridades com a arquitetura de aplicação proposta da FIGURA 9 no item 4.1, tendo em vista, a aplicação de projetos de pequeno porte, sem a utilização de infraestrutura local de rede de *internet* para a operacionalização dos dados.

Para o monitoramento de máquinas simples, segue a utilização de um dispositivo TR-IO *Pro Gateway* conectado à plataforma de serviços na nuvem por meio da rede de celular (4G). Uma aplicação comum em equipamento isolado da rede industrial para o monitoramento de condições análise da operação do equipamento e geração de alertas (TUDO REMOTO, 2021).

FIGURA 14 - ARQUITETURA 1 DE APLICAÇÃO

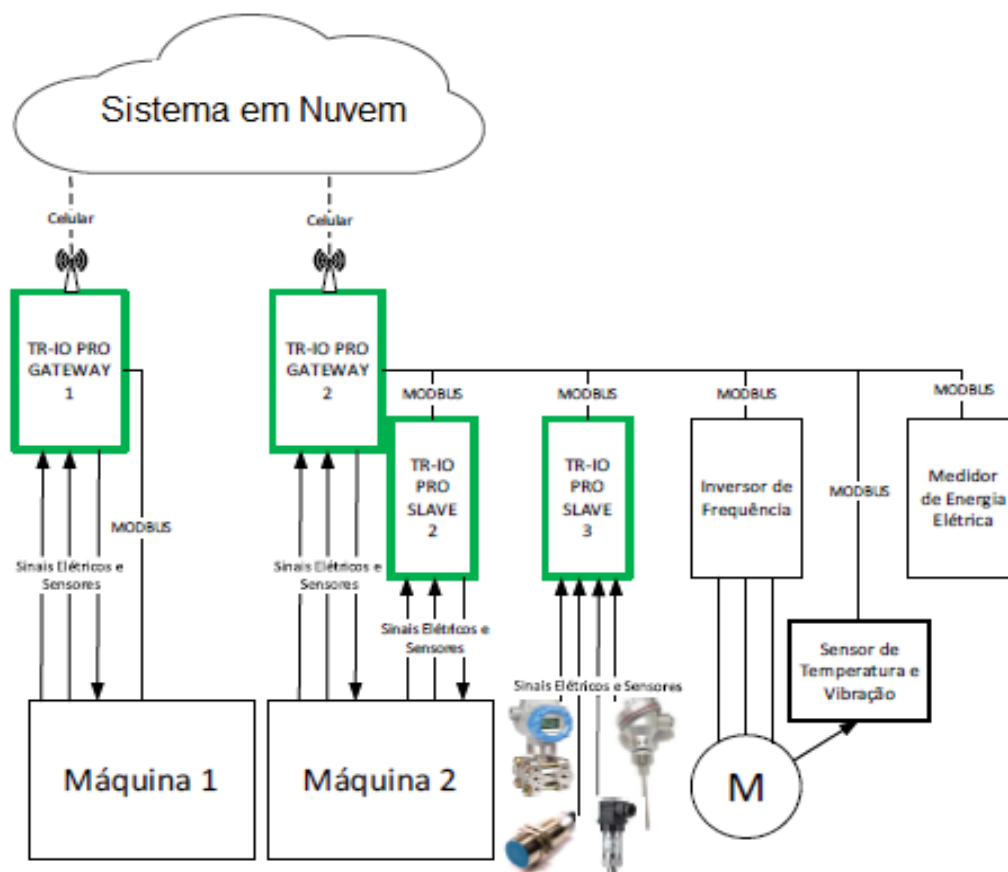


FONTE: ADAPTADO TUDO REMOTO (2021).

Esta arquitetura permite a expansão do monitoramento e como exemplo, cita-se a “Arquitetura 2” ilustrada pela FIGURA 15 com a aplicação de monitoramento com a expansão de múltiplos módulos TR-IO PRO. Os módulos podem se comunicar com TR-IO *Pro Gateway* via protocolo MODBUS e sua ampliação segue por meio de conexões de sinais elétricos monitorados em distâncias curtas, distância acima de 20

metros necessita de comunicação por meio cabos, superior a 100 metros, outros módulos (TUDO REMOTO, 2021).

FIGURA 15 - ARQUITETURA DE EXPANSÃO DE APLICAÇÃO



FONTE: ADAPTADO DE TUDO REMOTO (2021).

4.3.2 Sistema em nuvem (Interface de Comunicação)

Com os avanços atuais na aplicação de tecnologias de IIoT para medição de desempenho, a comunicação vem permitindo acesso rápido às informações. A medição de desempenho ajuda a transformar esses dados em conhecimento, a fim de melhorar o desempenho da máquina, apoiando os processos de tomada de decisão. Os *dashboards* são utilizados como a *interface* de comunicação com o usuário, por meio de conexão com a nuvem apresentado pela FIGURA 16 (RIEGE et al., 2019; TOPALIAN-RIVAS et al., 2020).

FIGURA 16 - SISTEMA EM NUVEM



FONTE: ADAPTADO DE TUDO REMOTO (2021).

Neste caso, utiliza-se como exemplo, o indicador de OEE (*Overall Equipment Effectiveness*). O indicador OEE FIGURA 17, traduz a eficiência global do equipamento entre a capacidade planejada *versus* capacidade realizada entregue, através da medição do desempenho por meio das métricas (disponibilidade, produtividade e qualidade), o indicador aponta o nível de eficiência do equipamento. A medição de desempenho ocorre inicialmente através da coleta de dados de máquinas por meio de sensores e dispositivos instalados no equipamento. Posteriormente os dados são transmitidos por meio de sua conexão à nuvem e as informações do processo são disponibilizadas ao usuário por meio de uma interface visual projetada para o monitoramento do equipamento.

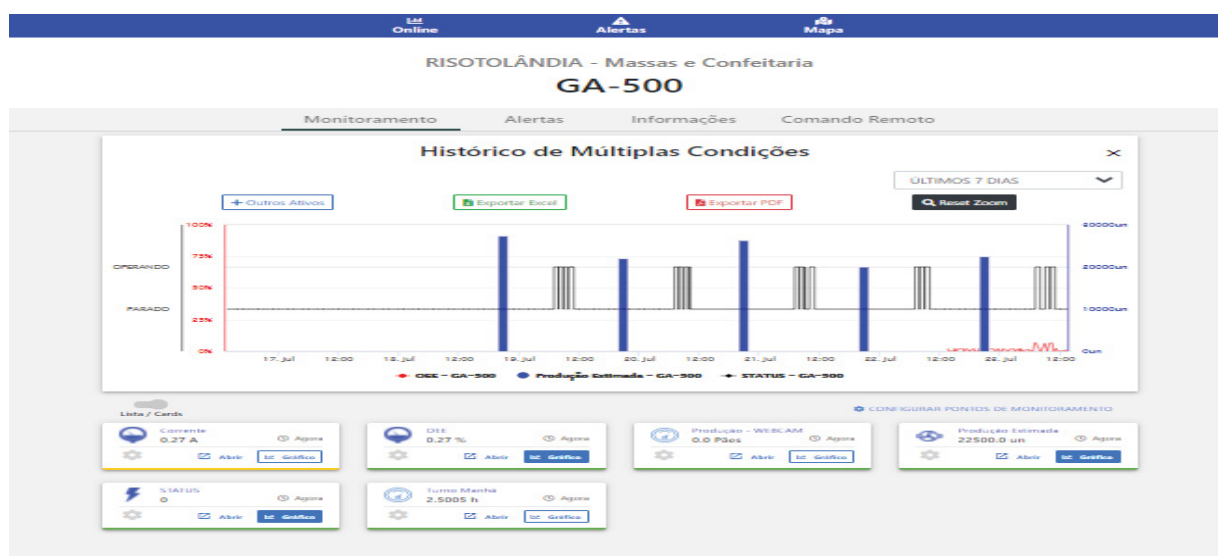
FIGURA 17 - MEDIÇÃO DE DESEMPENHO OEE



FONTE: TUDO REMOTO (2021).

O sistema para medição de desempenho conta com uma interface visual gerando as informações através de *dashboards* para monitoramento *online* de múltiplas condições FIGURA 18. Neste campo, pode-se monitorar por exemplo: a quantidade de horas trabalhadas, a quantidade de produção realizada hora/hora e outras condições disponíveis para análises e acompanhamento do processo de produção.

FIGURA 18 - MONITORAMENTO MÚLTIPLAS CONDIÇÕES



FONTE: TUDO REMOTO (2021).

O sistema permite a emissões de *reports*, como por exemplo: análise média diária e mensal de OEE/Produtividade, bem com analisar dados de outros períodos, turnos entre outros e a há a possibilidade de cadastrar alertas definidos como importantes para o processo FIGURA 19, cita-se como exemplo: parada de máquina em um determinado período; capacidade de produção abaixo do planejado dentre outros. Outra possibilidade, que não vem ao caso, deste projeto seria o comando remoto.

FIGURA 19 - DADOS DE ALERTAS



FONTE: TUDO REMOTO (2021).

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo apresenta a análise da arquitetura de aplicação, no que tange a acuracidade do sistema de medição e sua aplicabilidade em um cenário real de manufatura. Os resultados de acuracidade e da aplicação serão demonstrados com base no método analítico OEE utilizado para medição de desempenho de equipamento.

5.1 RESULTADO DE ACURACIDADE PARA ARQUITETURA DE APLICAÇÃO

A avaliação da arquitetura de aplicação é uma etapa, para verificar se o sistema desenvolvido por meio de (*hardware/Software*) está produzindo informações confiáveis sobre a medição do desempenho realizada no processo e qual o índice de acuracidade foi alcançada nesta medição. Esta verificação ocorreu por meio da análise de acurácia, que provém do termo em inglês *accuracy*, que traz o significado de precisão e exatidão para demonstrar o índice de confiabilidade da informação no gerenciamento das medições (BERTAGLIA, 2006; WALLER et al., 2006; NUNES et la., 2014; DIAS, 2017). Para medir o índice de acurácia foi utilizada a Fórmula 6 adaptada de (BERTAGLIA, 2006):

$$\text{Acuracidade} = ((\text{Valor mensurado sistema} / \text{Valor verdadeiro manual}) \times 100) \quad (6)$$

A validação ocorreu por meio de um comparativo realizado entre o sistema de medição *versus* a contagem manual do processo, a qual utilizou-se como valor de referência alvo 100% para a verificação de acuracidade do sistema (ambos dados foram coletados no mesmo período). Os resultados entre a combinação dos dados coletados possibilitaram a verificação e avaliação da acuracidade do sistema de medição.

5.1.1 Acuracidade para a métrica de Disponibilidade

Para a verificação da acuracidade para a métrica de disponibilidade utilizou da Fórmula (6) como base de cálculo e como referência de dados a TABELA 1.

$$\text{Acuracidade} = ((\text{Valor mensurado sistema} / \text{Valor verdadeiro manual}) \times 100) \quad (6)$$

A métrica de disponibilidade combinando o tempo total disponível (TD) e suas variações de paradas não programadas (PNP), de acordo com a Fórmula (2), leva à construção de um importante indicador para medição do desempenho, “A Disponibilidade”, um indicador chave, que mostra o quanto o equipamento está disponível para produção e o quanto ele realmente trabalhou, ou seja. A TABELA 1, demonstram as condições de acurácia nesta análise, os resultados apresentados foram satisfatórios, sobre o comparativo realizado entre a medição do sistema e a medição manual.

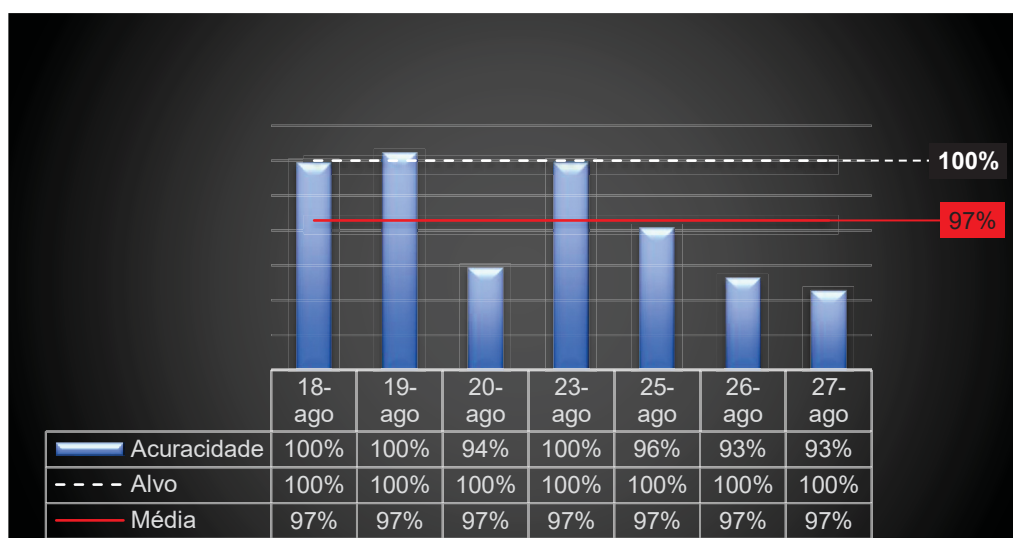
TABELA 1 - COMPARATIVO DE ACURACIDADE PARA A DISPONIBILIDADE

Data	Sistema Medição Hs	Contagem Manual Hs	Acuracidade	Média	Desvio Padrão	Alvo
18-ago	52%	53%	100%	97%	3%	100%
19-ago	61%	61%	100%	97%	3%	100%
20-ago	66%	70%	94%	97%	3%	100%
23-ago	48%	48%	100%	97%	3%	100%
25-ago	47%	49%	96%	97%	3%	100%
26-ago	43%	46%	93%	97%	3%	100%
27-ago	42%	46%	93%	97%	3%	100%
Média	51%	53%	97%			

FONTE: AUTOR (2021).

A acuracidade alcançada na análise de disponibilidade, no que tange a confiabilidade para este indicador ilustrado pelo GRÁFICO 1, oscilou entre a mínima de 93% e máxima de 100% alcançando uma média de 97% de acuracidade com desvio padrão médio de 3 pontos percentuais. Para este indicador quanto menos paradas não programadas, melhor é sua disponibilidade.

GRÁFICO 1 - ACURACIA PARA A DISPONIBILIDADE



FONTE: AUTOR (2021).

5.1.2 Acuracidade para a métrica de Produtividade

Para o cálculo de acuracidade da métrica de produtividade foi realizado utilizando a fórmula (6).

$$\text{Acuracidade} = ((\text{Valor mensurado sistema} / \text{Valor verdadeiro manual}) \times 100) \quad (6)$$

A acuracidade para a produtividade planejada em relação a que realmente foi produzida. Esta análise aplicou um comparativo utilizando-se da fórmula (6) sobre a produtividade realizada pelo sistema de medição com a medição manual. A TABELA 2 ilustra a acurácia em cada um dos períodos medidos, bem como a média e o desvio padrão obtidos na avaliação.

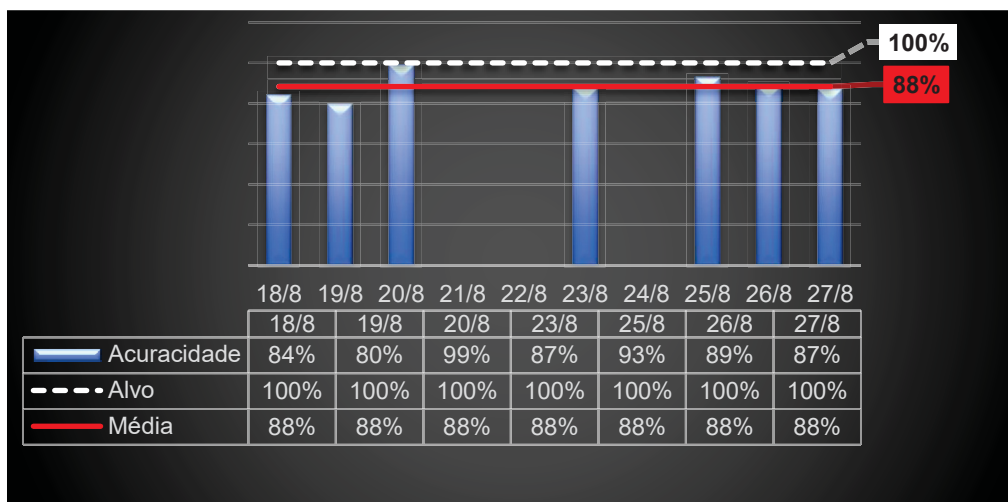
TABELA 2 - COMPARATIVO DE ACURACIDADE PARA A PRODUTIVIDADE

Data	Hora	Sistema Medição	Contagem Manual	Acuracidade	DP	Alvo
18/8	6-8	9.259	11.016	84%	6%	100%
19/8	6-8	10.654	13.392	80%	6%	100%
20/8	6-8	14.008	14.174	99%	6%	100%
23/8	6-8	10.076	11.520	87%	6%	100%
25/8	6-8	11.021	11.880	93%	6%	100%
26/8	6-8	8.997	10.152	89%	6%	100%
27/8	6-8	9.671	11.112	87%	6%	100%
Média	2	10.527	11.892	88%	6%	100%

FONTE: AUTOR (2021).

O GRÁFICO 2, apresenta os resultados da acuracidade da arquitetura de aplicação do sistema de medição no quesito produtividade, com desempenho de 88% em função do alvo. Um resultado satisfatório para a pesquisa. Outro dado importante nesta verificação foi o desvio padrão de 6 pontos percentuais, com oscilação média entre 84% às 93% de confiabilidade da informação.

GRÁFICO 2 - ACURÁCIA PARA A PRODUTIVIDADE



FONTE: AUTOR (2021).

5.1.3 Acuracidade para a métrica de Qualidade

Conforme mencionado na proposta do projeto tecnológico o indicador de qualidade será travado em 90%, referente às prioridades relacionadas às métricas de disponibilidade e produtividade. Para lembrar, a motivação por este valor de 90% no indicador de qualidade, segue apresentado pela pesquisa realizada neste projeto por meio do case intitulado como: “Otimização da linha de produção de Massas na Indústria de Alimentos Coletivos” publicado por (HIDALGO MARTINS et al., 2020) *no Journal of Lean systems* Vol.5, nº3, p.138 (2020), sendo visualizado também através do Apêndice A, o qual apontou a média de 9% de perdas com atividades de retrabalho e 1% com refugo. Este indicador será tratado em etapas posteriores do projeto.

5.1.4 Acuracidade para o índice de OEE

Os resultados de acuracidade aplicado pela Fórmula (6) para o indicador de medição de desempenho de equipamento por meio do OEE, que engloba as três métricas (disponibilidade, produtividade e qualidade), alcançaram um resultado satisfatório.

$$\text{Acuracidade} = ((\text{Valor mensurado sistema} / \text{Valor verdadeiro manual}) \times 100) \quad (6)$$

Os dados medidos para verificação da acurácia do indicador de OEE pode ser visualizado através do comparativo demonstrado pela TABELA 3, as medições apontaram a média de 86% de acurácia com um desvio padrão de 5% percentuais.

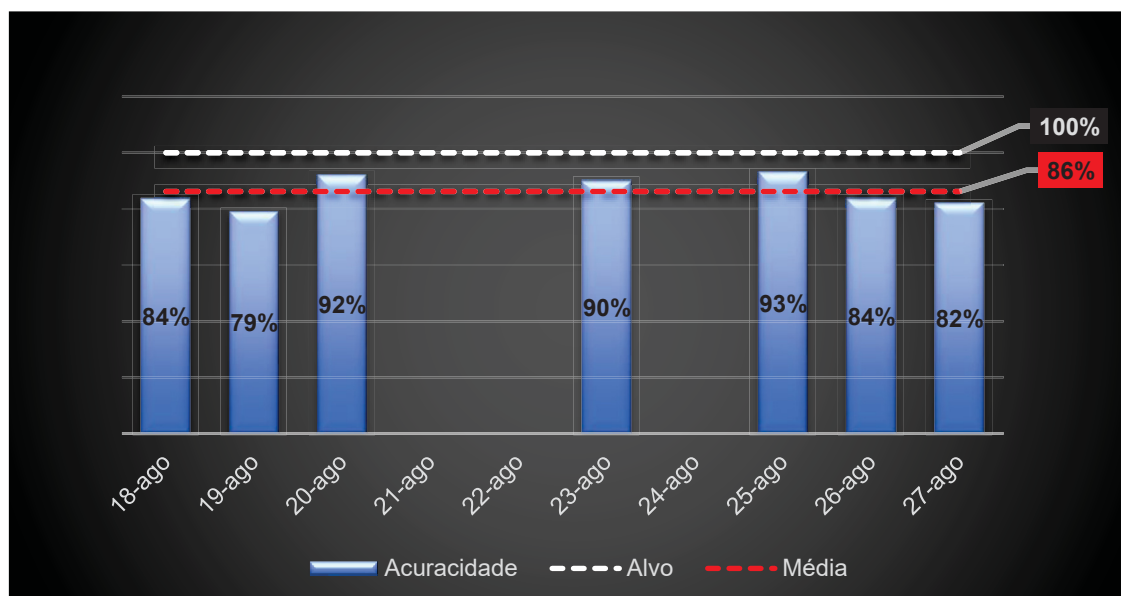
TABELA 3 - COMPARATIVO DE ACURACIDADE PARA O SISTEMA DE MEDIÇÃO

Data	OEE		Acuracidade	Média	Desvio Padrão	Alvo
	Sistema Medição	Contagem Manual				
18-ago	24%	29%	84%	86%	5%	100%
19-ago	32%	41%	79%	86%	5%	100%
20-ago	46%	50%	92%	86%	5%	100%
23-ago	24%	27%	90%	86%	5%	100%
25-ago	26%	27%	93%	86%	5%	100%
26-ago	19%	23%	84%	86%	5%	100%
27-ago	20%	25%	82%	86%	5%	100%
Média	27%	32%	86%			

FONTE: AUTOR (2021).

De acordo com o GRÁFICO 3, os dados oscilaram entre a mínima de 79% e o máximo de 93%, alcançando uma média de 86% de acuracidade em comparação ao alvo. Um resultado satisfatório entre as medições para a arquitetura de aplicação na pesquisa.

GRÁFICO 3 - ACURÁCIA PARA O OEE



FONTE: AUTOR (2021).

5.2 RESULTADOS DA APLICAÇÃO EM UM CENÁRIO REAL DE MANUFATURA

Este item apresenta os resultados obtidos da aplicação do sistema de medição de desempenho em um cenário real de manufatura. A indústria objeto de pesquisa, tem sob demanda a produção de pães no equipamento modeladora GA500. O sistema para medição de desempenho aplicado no equipamento GA500 através de sua base tecnológica, faz a coleta de dados do equipamento com o foco na geração de informações por meio de sua conexão à nuvem. Para esta análise, os dados foram estratificados do sistema de medição em planilhas de *Excel* e os resultados serão demonstrados a seguir empregando com base de cálculo o método analítico OEE.

5.2.1 Resultados da aplicação para a taxa de disponibilidade

Como mencionado, a taxa de disponibilidade Fórmula (1) e (2) é a relação entre o tempo planejado para a operação do equipamento em relação ao tempo consumido na operação.

$$\text{Tempo disponível} = (TT - P\text{Prog}) \quad (1)$$

$$\text{Disponibilidade} = ((TD - PNP) / TD) \times 100 \quad (2)$$

TT = Tempo Total

PProg = Paradas Programadas

TD = Tempo Disponível

PNP = Paradas Não Programadas

Contextualizando, o Tempo Total (TT) planejado para a disponibilidade do equipamento (GA500) foi de 02h00min, para o período de medição não foi planejada nenhuma Parada Programada (PProg). Os dados para fins de verificação da taxa de disponibilidade seguem demonstrados por meio da TABELA 4, sendo apurados os Tempos de Disponibilidade (TD) do equipamento com base nas horas paradas (Paradas não Programadas).

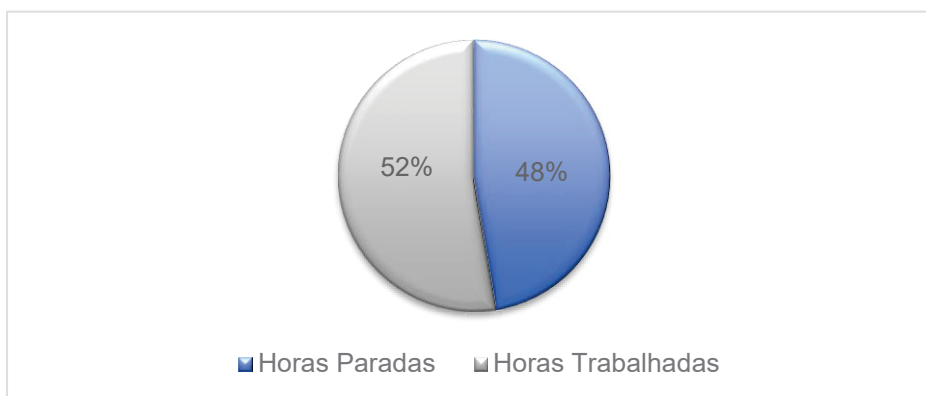
Nesta medição GRÁFICO 4, é possível perceber, que o equipamento ficou fora de operação (PNP) em média 00h56min, ou seja, neste período, a máquina ficou parada em (48%) do tempo disponível (TD).

TABELA 4 - DADOS PARA A MEDIÇÃO DE DISPONIBILIDADE

Data	Início Turno	Início Operação	Fim Plan	Tempo Disponível (TD)	Horas Paradas (PNP)	%	Horas Trabalhadas	Disp (%)
18-ago	6:00	6:52	8:00	2:00	0:57	48%	1:03	52%
19-ago	6:00	6:32	8:00	2:00	0:47	48%	1:13	61%
20-ago	6:00	6:31	8:00	2:00	0:36	48%	1:24	66%
23-ago	6:00	6:45	8:00	2:00	1:02	48%	0:58	48%
25-ago	6:00	6:48	8:00	2:00	1:01	48%	0:59	49%
26-ago	6:00	6:56	8:00	2:00	1:05	48%	0:55	46%
27-ago	6:00	6:50	8:00	2:00	1:05	48%	0:55	46%
Média		6:45		2:00	0:56	48%	1:03	52%

FONTE: AUTOR (2021).

GRÁFICO 4 - ANÁLISE DISPONIBILIDADE DO EQUIPAMENTO

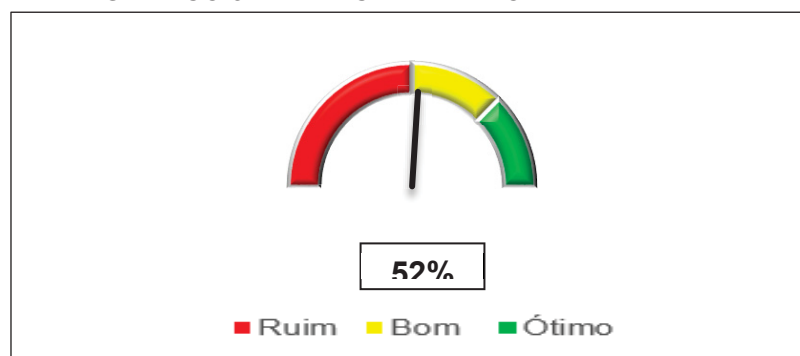


FONTE: AUTOR (2021)

Do início do turno às 06h00min até o início das operações com a modeladora GA500, a linha de produção ficou parada deixando de produzir em média 00h45min no início do turno conforme ilustrado pela TABELA 4, obviamente outras atividades, que não agregaram valor foram realizadas neste período, tais como: a programação da produção do dia, a limpeza e montagem de formas, os *setups* de máquina, a alocação de matéria prima e organização do setor e posteriormente finalizando com a primeira batelada de massa para contribuir com a baixa eficiência da disponibilidade do equipamento.

Neste cenário, conforme ilustrado pelo GRÁFICO 5, o equipamento alcançou em média de 52% no índice de disponibilidade. Considerando a escala de indicação de referência gráfica como vermelho (Ruim), amarelo (Bom) e verde (Ótimo), a disponibilidade de 52% classifica-se em um índice bom, mas requer atenção com oportunidades de melhorias, visto neste cenário mensurado, os desperdícios com os tempos de disponibilidades do equipamento, consiste em um desempenho baixo.

GRÁFICO 5 - MÉTRICA DE DISPONIBILIDADE



FONTE: AUTOR (2021).

5.2.2 Resultados da aplicação para a taxa de produtividade

Está métrica faz um comparativo entre a produção realizada pela produção planejada, ou seja, é a proporção da produção total em relação à que deveria ser produzida.

$$\text{Produtividade} = (\text{PR} / \text{PPlan}) \times 100 \quad (3)$$

PR = Produção Realizada

PPlan = Produção Planejada

O primeiro passo para a medição da produtividade foi mensurar a média de produção hora realizada na linha de produção, de acordo com a TABELA 5, a produtividade medida no período das 07h00min às 08h00min foram produzidos em média de 8.604 unidades/hora. Para fins de cálculo posteriores, esta média de 8.604 unidades de pães, foi arredondada para 9.000 unidades horas.

TABELA 5 - MÉDIA DE PRODUÇÃO HORA

Data	Horas	Quantidade
18-ago	7-8	9.576
19-ago	7-8	8.856
20-ago	7-8	8.856
23-ago	7-8	8.496
25-ago	7-8	9.360
26-ago	7-8	8.352
27-ago	7-8	9240
Média		8.604

FONTE: AUTOR (2021).

O segundo passo foi trabalhar com a Produção Planejada (PPlan), de acordo com a TABELA 6, a produção planejada (PPlan) segue com base no tempo disponível (duas horas) multiplicado pela média de produção hora determinada como (9.000 unidades/hora), ou seja, para esta produção a quantidade planejada de 18.000 unidades de pães/hora. O terceiro passo é mensurar a quantidade de Produção Realizada (PR), para a construção da métrica de produtividade entre o realizado (PR) versus planejado (PPlan). Os dados da medição da produtividade demonstrados pela TABELA 6, faz a relação entre a produção média realizada entre os períodos do dia 18 a 27 de agosto, no período de duas horas, com a produção planejada para o período.

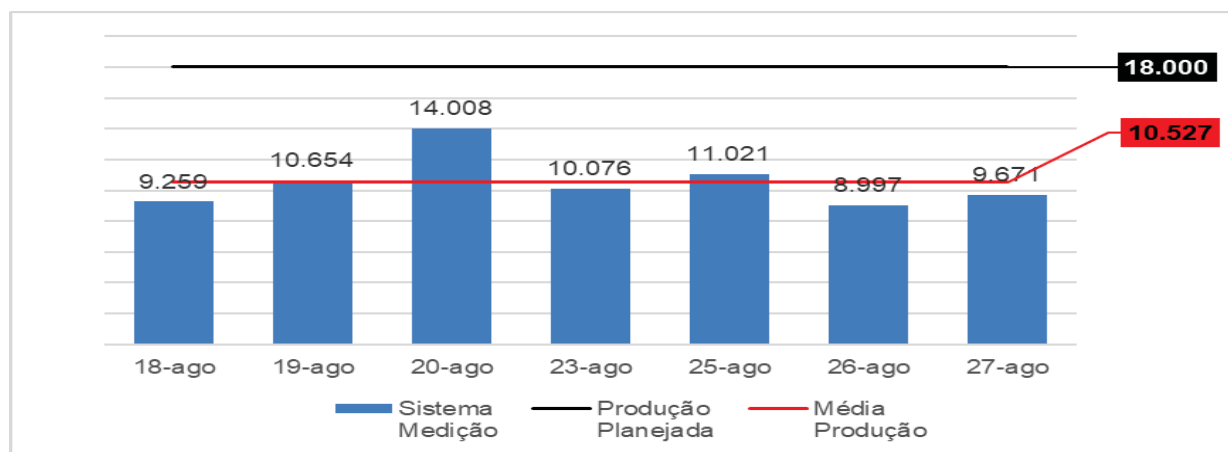
TABELA 6 - DADOS PARA A MEDIÇÃO DE PRODUTIVIDADE

Data	Tempo Planejado	Produção Planejada (PPlan)	Produção Real (PR)	Média Produção	Produtividade (%)
18-ago	02:00	18.000	9259	10.527	51%
19-ago	02:00	18.000	10654	10.527	59%
20-ago	02:00	18.000	14008	10.527	78%
23-ago	02:00	18.000	10076	10.527	56%
25-ago	02:00	18.000	11021	10.527	61%
26-ago	02:00	18.000	8997	10.527	50%
27-ago	02:00	18.000	9671	10.527	54%
Média	02:00	18.000	10.527		58%

FONTE: AUTOR (2021).

Na contextualização dos dados ilustrados pelo GRÁFICO 6, a produção realizada diariamente medida pela arquitetura de aplicação alcançou a média de 10.527 unidades de pães produzidas no período. Uma produtividade abaixo do planejado.

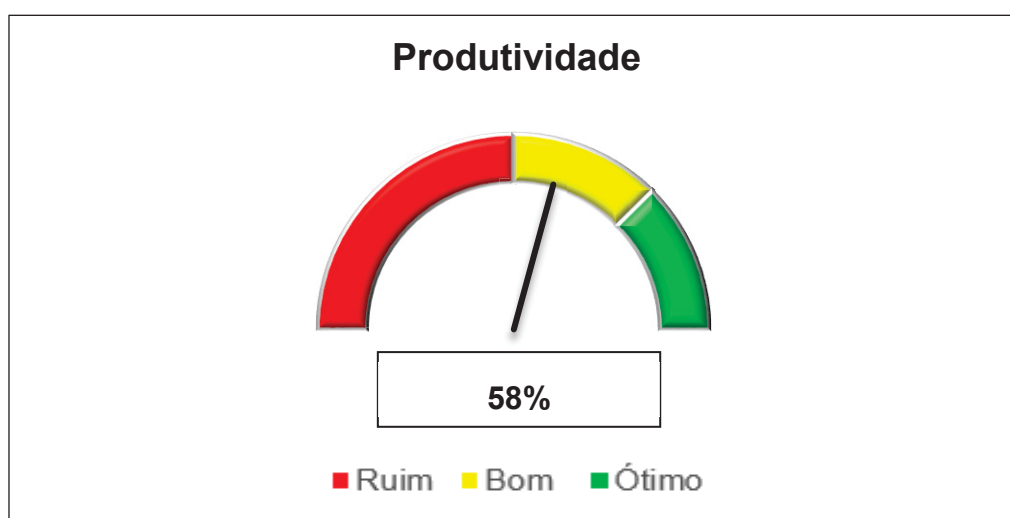
GRÁFICO 6 - PRODUTIVIDADE PLANEJADA VERSUS REALIZADA



FONTE: AUTOR (2021).

Neste contexto, em que os dados da Produção Realizada de 10.527 unidades de pães produzidas são comparados em relação às 18.000 unidades de pães que foram planejadas para o período. Os resultados desta medição alcançaram 58% produtividade, de acordo com GRÁFICO 7, este índice, considerando a escala de indicação gráfica com vermelho (Ruim), amarelo (Bom) e verde (Ótimo), enquadra-se numa escala de um indicador bom, mas abre caminho para oportunidade de melhorias para aumento de produtividade na linha de produção.

GRÁFICO 7 - MÉTRICA DE PRODUTIVIDADE



FONTE: AUTOR (2021).

5.2.3 Resultados da aplicação para a taxa de Qualidade

Este indicador de Qualidade Fórmula (4) foi trabalhado por meio de uma constante de 90% oriunda de pesquisas anteriores conforme relatado no item 5.1.3 Acuracidade para a métrica de Qualidade (pág. 69), mesmo não sendo trabalhado neste indicador, em função somente da contagem de produtos conformes, pela métrica de produtividade, a pesquisa possibilitou por meio das coletas de dados, algumas informações para tratar sobre o tema qualidade, em pesquisas futuras. Para que seja visualizado a importância da medição de desempenho de equipamento, foram realizadas análise de dados relacionados entre média de produção e a média de retrabalho, bem como a porcentagem que o retrabalho representou, antes e depois da manutenção programada no período entre os dias 5 de julho a 27 de agosto de 2021.

$$\text{Qualidade} = ((\text{NPP} - \text{NPR}) / \text{NPP}) \times 100 \quad (4)$$

NPP = N° de Produtos Processados

NPR = N° de Produtos Rejeitados

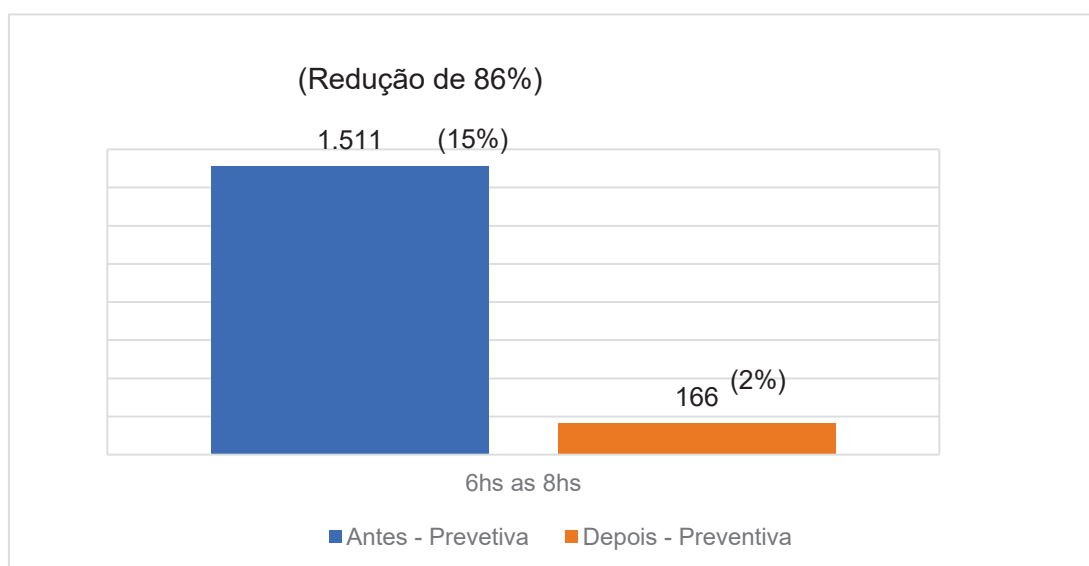
As manutenções programadas contribuíram para evitar os desperdícios, o qual influencia no índice de qualidade do OEE. De acordo com a TABELA 7, antes da preventiva, a média de retrabalho havia alcançado 15%, que representa uma média de 1.511 unidades de pães no período medido de (duas horas), após o reparo na máquina, a média de retrabalho caiu para 2% totalizando uma média de apenas 166 unidades de pães não conformes, de acordo com GRÁFICO 8, um ganho de 86%, o que representa um total de 1.345 unidades de pães contabilizadas conformes. Quando os dados podem ser visualizados e analisados ações podem ser construídas para que se tenha um ambiente mais produtivo.

TABELA 7 - ANÁLISE DE PERDAS COM RETRABALHO

Índice de Retrabalho				
#	Período	Média de Produção	Média de Retrabalho	%
Antes - Preventiva	6hs as 8hs	9.868	1.511	15%
Depois - Preventiva		10.684	166	2%

FONTE: AUTOR (2021).

GRÁFICO 8 - ANÁLISE DE PERDAS COM RETRABALHO



FONTE: AUTOR (2021).

5.2.4 Resultados da aplicação para o índice de OEE

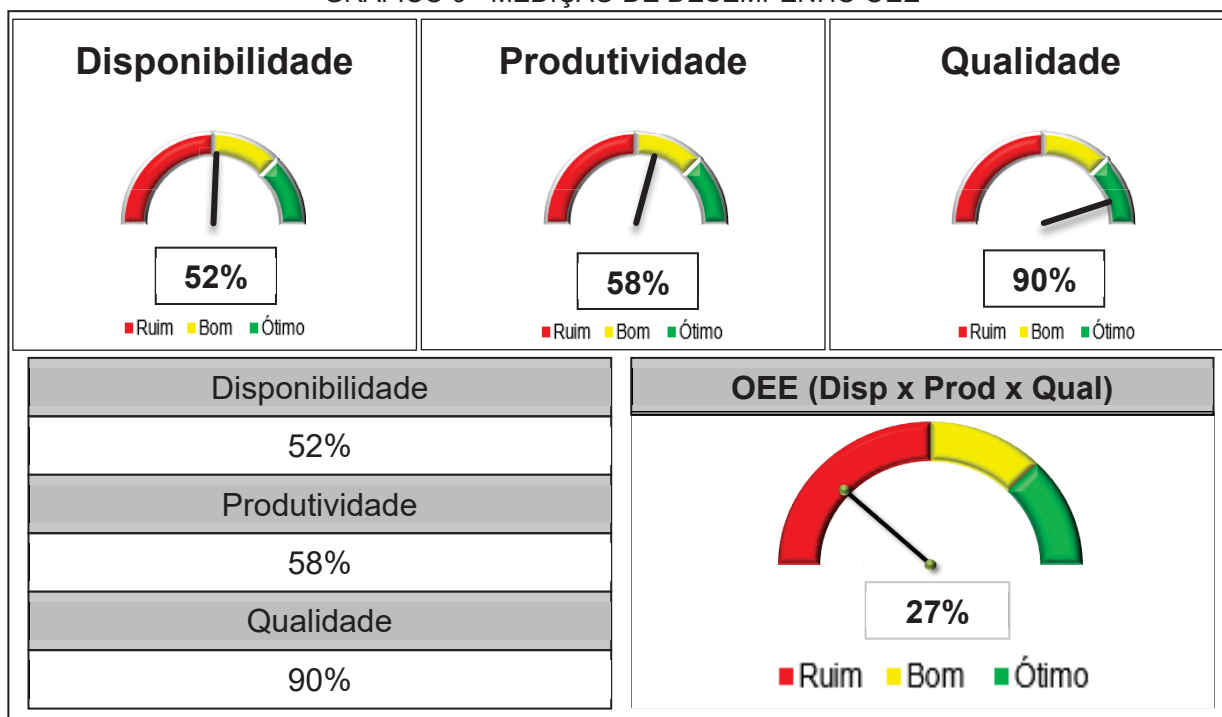
A medição de desempenho do OEE abordada na pesquisa pela Fórmula (5), trata-se das combinações entre as três métricas (disponibilidade x produtividade x qualidade). O índice OEE considerado ideal pelas indústrias com manufatura de classes mundial é de 85%.

$$\text{OEE} = (\text{Disponibilidade} \times \text{Produtividade} \times \text{Qualidade}) \quad (5)$$

De acordo com o GRÁFICO 9, a disponibilidade de equipamento atingiu 52%, este índice faz a indicação, que do tempo disponível de 120 minutos mensurados na pesquisa, o equipamento produziu apenas 63 minutos, os outros 48% do tempo de 56 minutos, o equipamento ficou ocioso/parado, ou seja, quanto mais se produz, menor é custo do produto. Este índice de disponibilidade reflete na produtividade, quanto maior o índice de disponibilidade, melhor poderá ser a produtividade. A produtividade alcançou o índice de 58%, logo, das 18.000 unidades programadas, foram produzidas somente 10.527 unidades de pães, outras 7.473 (42%) deixaram de ser produzidas no período. O sistema de medição, faz a contagem por meio do processamento de imagens sendo filtradas pelas dimensões da geometria dos produtos (pães), as 10.527 unidades de pães contadas são todos produtos conformes, os produtos não-conformes não foram contados, mas precisaram de ser retrabalhados/reprocessados, fato que retarda a produtividade de produção durante o turno. Para a métrica de qualidade, conforme mencionada em pesquisas realizadas anteriormente, o volume de retrabalho/reprocesso gira em torno de 10%, por este motivo, neste primeiro momento da pesquisa trabalhou com uma constante de 90% para métrica de qualidade.

Por fim, o resultado da eficiência global do equipamento (OEE) realizado pelo sistema de medição de desempenho alcançou o índice de 27%, valor considerado baixo em duas escalas de referências: A primeira considerando a escala de leitura de indicação gráfica com vermelho (Ruim), amarelo (Bom) e verde (Ótimo) e a segunda com base no padrão das indústrias, com manufatura classe mundial de 85%.

GRÁFICO 9 - MEDIÇÃO DE DESEMPENHO OEE



FONTE: AUTOR (2021).

5.2.5 Estimativa de viabilidade para o sistema de medição de desempenho

Para este projeto, verificou-se a viabilidade financeira para aplicação do sistema de medição de desempenho. Para isto verificou a curva de produção de referente ao mês de Maio de 2021. Atualmente, a unidade mantém uma produção mensal de 536.213 unidades de pães com média diária de produção de 24.373 unidades de pães, sendo uma média de 3.047 unidades pães/hora com 11 funcionários. O cenário atual, o custo médio com M.O por pão é de R\$ 0,062. Os dados seguem disponíveis na TABELA. Na sequência, também a qual também são apresentas duas propostas de viabilidade para o investimento no sistema de medição: uma considerando o cenário atual e outra dobrando a produção.

TABELA 8 - DADOS PARA VIABILIDADE DE INVESTIMENTOS

Proposta	Prod/Mês	Média/dia	Custo M.O/Pão	Redução Equipe	Redução		Economia		
					Custo c/ (M.O)	%	(M.O)	(Produto)	Total
Atual	536K	24K	R\$ 0,062	0	R\$ 0,00	0%	R\$ -	R\$ -	R\$ -
I	536K	24K>>50K	R\$ 0,045	3	R\$ 0,017	27%	R\$ 9.000	R\$ 9.000	R\$ 18.000
II	1.100K	50K>>70K	R\$ 0,025	2	R\$ 0,037	60%	R\$ 6.000	R\$ 40.697	R\$ 46.697

FONTE: AUTOR (2021).

A sugestão para as oportunidades de melhorias é otimizar o processo de produção com base nos dados coletados e propor alguns cenários para redução de custo com M.O e no custo do produto tornando o investimento um projeto viável. As propostas envolvem dois cenários, uma para produção atual de 24.000 unidades de pães/dia com aumento gradativo até 50.000 unidades de pães/dia e outra considerando a produtividade de 50.000 unidade de pães/dia, mas com aumento gradativo para 72.000 de pães/dia devido às incertezas diante da pandemia com a retomada das aulas e avanços econômicos.

Para a **proposta I** TABELA 9, cabe o investimento de R\$ 15.600 em infraestrutura e tecnologia. Manteria as condições atuais de demanda produtiva (536.000 unidades de pães/mês) com redução de 3 M.O. Este cenário traria economias de R\$18.000 com redução de custo com M.O e Custo de produção. O *payback* proposto para esta proposta é de 0,9 mês e linha com capacidade de aumento produtivo de 80%.

Para a **proposta II** TABELA 10, cabe o investimento de R\$ 15.600 em infraestrutura e tecnologia. Aumentaria a capacidade para 1.100.000 unidades de pães/mês com a produtividade de 9.000 unidades de pães/hora e capacidade para aumento de demanda de até 25%, caso haja necessidade. Este cenário traria economias de R\$46.697 com redução 2 posto de trabalho M.O e custo de produção. O *payback* proposto para esta proposta é de 1 mês e linha com capacidade de aumento produtivo de 80%. O *payback* para a proposta é de 0,3 mês.

TABELA 9 - PROPOSTA VIABILIDADE 500.000 UNIDADES PÃES/MÊS

Investimento			
Descrição	Qtde	Valor Unitário	Total
Sistema de medição	1	R\$ 12.000	R\$ 12.000
Instalação/Equipamentos	1	R\$ 3.000	R\$ 3.000
Manutenção/Materiais	2	R\$ 300	R\$ 600
Total de Investimentos			R\$ 15.600

Economia				
Descrição	%	Qtde	Economia unitário	Economia Total
3 Red. M.O	27%	3	R\$ 3.000	R\$ 9.000
Redução no Custo Produto	27%	536.213	R\$ 0,017	R\$ 9.000
Total de Investimentos				R\$ 18.000

PAYBACK - M&C	
Economia Mensal Proposta	R\$ 18.000
Total Investimento	R\$ 15.600
PAYBACK	0,9

FONTE: AUTOR (2021).

TABELA 10 - PROPOSTA VIABILIDADE 1.100.000 UNIDADES PÃES/MÊS

Investimento			
Descrição	Qtde	Valor Unitário	Total
Sistema de medição	1	R\$ 12.000	R\$ 12.000
Instalação/Equipamento	1	R\$ 3.000	R\$ 3.000
Manutenção/Materiais	2	R\$ 300	R\$ 600
Total de Investimentos			R\$ 15.600

Economia				
Descrição	%	Qtde	Economia unitário	Economia Total
2 Redução M. O	18%	2	R\$ 3.000	R\$ 6.000
Redução no Custo Produto	73%	1.100.000	R\$ 0,037	R\$ 40.697
Total de Investimentos				R\$ 46.697

PAYBACK - M&C	
Economia Mensal Proposta	R\$ 46.697
Total Investimento	R\$ 15.600
PAYBACK	0,3

FONTE: AUTOR (2021)

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

As pesquisas investigadas sobre o tema de medição de desempenho para equipamentos legados, mostraram a importância e a contribuição para o entendimento sobre as dificuldades encontradas pelas pequenas e médias indústrias em utilizar dados de máquinas para o gerenciamento da manufatura, como também, possibilitou compreender as lacunas encontradas em função da baixa adoção de tecnologias e a utilização de equipamentos legados no parque industrial.

Por estas razões, a busca de alternativas de tecnologias para medição de desempenho para equipamentos legados evoluiu com base em dados de artigos publicados em plataformas de pesquisas com relevância científica, as quais contribuíram com a concepção para criação de uma arquitetura de aplicação com a utilização de componentes/dispositivos eletrônicos compatíveis com esta arquitetura, utilizando com ponto de partida *hardware* e *software* já existentes, com foco em prover a inclusão das pequenas e médias indústrias na transformação digital para aproveitar os benefícios da IIoT na era da Indústria 4.0.

Os principais resultados apresentados seguiram com base na análise de acuracidade do sistema e na medição de desempenho de equipamento por meio da aplicação da arquitetura em um cenário real de manufatura. A análise da acuracidade ocorreu através de um comparativo realizado entre os dados registrados pelo sistema de medição e o valor verdadeiro coletada no mesmo período. Os resultados coletados por meio do sistema de medição (*hardware* e *software*) da arquitetura de aplicação alcançaram a média de 86% de acuracidade. Um resultado satisfatório para pesquisa, em função das combinações de outras três métricas, sendo elas: a disponibilidade, a produtividade e a qualidade.

Para a análise da medição de desempenho, na aplicação da arquitetura em um cenário real de manufatura, os resultados apresentados alcançaram o índice de OEE de 27% de eficiência, para a pesquisa, este resultado é visto como satisfatório, uma vez que, este índice representa uma escala de valor para a medição de um equipamento legado.

Para a indústria objeto de pesquisa, o resultado apresentado pelo sistema de medição com 86% de acuracidade obteve um desvio padrão de 5 pontos percentuais, com a média oscilando entre 81% e 91% de confiabilidade. Já, a *performance* alcançada pela medição do desempenho do equipamento com o índice de OEE de 27% de eficiência é considerado com índice baixo, quando comparado aos 85%, referência das indústrias com manufatura de classe mundial. No entanto, com base nestes resultados, o sistema já contribuiu com a organização do sistema de produção e com o OEE apresentando com 27% de eficiência abrem várias oportunidades de melhorias para serem aplicadas no setor de manufatura, da indústria objeto de pesquisa.

Outros resultados importantes medidos e fundamentais da contribuição da pesquisa para indústria, seguem atreladas as oportunidades de melhorias visualizadas por meio das métricas de disponibilidade, a qual alcançou 52% de sua capacidade disponível e isso demonstra que o equipamento ficou parado no mínimo sem produtividade por 48% do tempo disponível. A métrica de produtividade com 10.527 unidades de pães realizada no período, alcançou 58% de produtividade em relação as 18.000 unidades de pães, os quais deveriam ser produzidas e pôr fim a métrica da qualidade, mesmo sendo trabalhada com uma constante de 90%, apresentou redução na perda de 1.345 unidades de pães conformes que somente foram percebidas, após as medições.

Observados, tanto pela acuracidade de 86%, quanto pelos resultados de aplicação em cenário real de manufatura, com índice de OEE com 27% de eficiência, enfatiza que, o modelo da arquitetura de aplicação apresentou resultados promissores e satisfatórios, no que tange, um indicador para medição de desempenho de equipamentos legados por meio de sua conexão à nuvem. Um sistema concebido, desenvolvido e aplicado, com base em pesquisas científicas, sendo utilizado para a medição de desempenho de equipamento e que contribuiu com sistema de manufatura composto por um sistema legado de produção.

Diante disto, acredita-se que os objetivos pré-estabelecidos para esta pesquisa foram alcançados por meio dos resultados obtidos no desenvolvimento e na aplicação do sistema de medição em um cenário real de manufatura. Destaca-se ainda, que o “artefato” pode contribuir com outras informações de processos por meio dos dados apresentados, auxiliando a gestão de manufatura a desenvolver trabalhos voltados a redução de desperdícios com mão-de-obra, material, máquina e método.

Cabe mencionar, que a abordagem para o sistema de medição pode ser desenvolvida e adaptada para auxiliar outros processos na medição de desempenho. Embora, o desenvolvimento desta pesquisa por meio da arquitetura de aplicação tenha limitando-se a medição de desempenho para linha de produção de pães, recomenda-se para futuras pesquisas, que o modelo seja reconfigurado para uma aplicação mais robusta com característica industrial para diversos ambientes (úmidos, secos entre outros); salienta também, realizar aplicações de melhorias no sistema de medição de desempenho para facilitar adequações em outros tipos de máquinas e validar as novas aplicações em variados tipos de produção; Outro ponto a ser mencionado, são as atualizações de *software* a serem aplicadas de forma remota, em horários de paradas programadas para não afetar a produtividade.

6.1 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

No capítulo 5, resultados e discussão surgiram alguns questionamentos que não puderam ser confirmados neste trabalho, mas que serviram para apontar sugestões para evolução dos estudos de pesquisa. Essas sugestões são listadas na sequência:

- ✓ Atualização da arquitetura de *hardware* e *software* mais robusto para indústria, para facilitar adequações em outros tipos máquinas e os motivos das paradas;
- ✓ Investigar as anomalias (causa e efeito) de *reset* do sistema de contagem (*Raspberry*) na coleta de dados;
- ✓ Validar as novas aplicações em um conjunto de equipamentos, para variados tipos de produção;
- ✓ Promover da acuracidade do sistema de medição para 98%;
- ✓ Sistema para medição da métrica de qualidade com relação ao retrabalho.

6.2 TRABALHOS PUBLICADOS ORIUNDOS DA DISSERTAÇÃO

Durante a realização desta pesquisa foram publicados os seguintes artigos:

- Hidalgo Martins, G; Tulio, C. D.; Pereira, A.; Deschamps, F. Optimization of the Pasta production line in the “Collective Food Industry”. *Journal of Lean Systems*. v.5, p.138 - 138, 2020. Retrieved from: <https://leansystem.ufsc.br/index.php/lean/article/view/3665>;
- Hidalgo Martins, G., Detro, S. P., Valle, P. D., & Deschamps, F. (2020a). Medição de desempenho baseado em dados para máquinas: Revisão sistemática de literatura. In Ediuns (Ed.), *X ICPR das Américas* (pp. 875–889). Bahía Blanca. Retrieved from https://www.matematica.uns.edu.ar/ipcra/pdf/icpr_americas_2020_proceedings.pdf;
- Convite da revista *Production Journal - IET Collaborative Intelligent Manufacturing*; para publicação de artigo estendido publicado no ICPR;
- Inscrição no prêmio Melhores Projetos IoT do Ano 2021 ABINC na modalidade cases focados em Melhoria Operacional.

REFERÊNCIAS

- ABD RAHMAN, M. S., MOHAMAD, E., & ABDUL RAHMAN, A. A. (2020). Enhancement of overall equipment effectiveness (OEE) data by using simulation as decision making tools for line balancing. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 18(2), 1040–1047. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v18.i2.pp1040-1047>.
- ABDULDAEM, A., & GRAVELL, A. (2019). Principles for Design and Development of Dashboards: Literature Review. *Proceedings of INTCESS 2019-6th International Conference on Education and Social Sciences*, 2019(9), 1689–1699.
- AMAZON. Owfeel Webcam 1080P com microfone Webcam de Streaming para Desktop sem drive, em Full HD, Câmera de computador USB Plug and Play com foco automático rotativo de 360° para laptop/PC/Mac. Disponível em: <https://www.amazon.com.br/Owfeel-microfone-Streamingcomputadorautom%C3%A1tico/dp/B08DJ4DL9N/ref=sr_1_1?dchild=1&m=AGOMP70X9GDA5&qid=1613911195&s=merchant-items&sr=1-1>. Acesso em: 26 de dezembro de 2020.
- ANUSHA, C., & UMASANKAR, V. (2020). Performance prediction through OEE-model. *International Journal of Industrial Engineering and Management*, 11(2), 93–103. <https://doi.org/10.24867/IJIEM-2020-2-256>.
- ARAUJO, B. D. L., & CAVALCANTE, V. M. M. (2013). Computação em Nuvens: Contribuição para a Sustentabilidade Econômica e Ecológica. *Revista Da Escola Regional de Informática*, 1(1).
- ARBIX, G; SALERNO, M. S; ZANCUL, E; AMARAL, G; LINS, L.M. (2017). O Brasil e a Nova Onda de Manufatura Avançada. *Cebrap*, São Paulo, 36.03, 29–49. <https://doi.org/https://doi.org/10.25091/s0101-33002017000300>.
- ARDOLINO, M., RAPACCINI, M., SACCANI, N., GAIARDELLI, P., CRESPI, G., & RUGGERI, C. (2018). THE role of digital technologies for the service transformation of industrial companies. *International Journal of Production Research*, 56(6), 2116–2132. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1324224>.
- BATISTA JR, PAULO, A, & OLIVEIRA, S. C. (2017). Node indústria 4.0:integrando sistemas legados à indústria 4.0. *Revista de Engenharia e Pesquisa Aplicada*, 2(4), 30–37. <https://doi.org/10.25286/rep.v2i4.586>.
- BATTAGLIA, M., SAVOIA, G., & FAVARO, J. (1998). Renaissance: A method to migrate from legacy to immortal software systems. *Proceedings of the 2nd Euromicro Conference on Software Maintenance and Reengineering, CSMR 1998*, 1998-March(D), 197–200. <https://doi.org/10.1109/CSMR.1998.665807>
- BAX, M. P. Design science: filosofia da pesquisa em ciência da informação e tecnologia. *Ciência da Informação*, [S. l.], v. 42, n. 2, 2015. Disponível em: <http://revista.ibict.br/ciinf/article/view/1388>. Acesso em: 1 de dezembro de 2020.

BERTAGLIA, Paulo Roberto. Logística de gerenciamento da cadeia de abastecimento. 4ª edição. São Paulo: Saraiva 2006.

BHADANI, K., ASBJÖRNSSON, G., HULTHÉN, E., & EVERTSSON, M. (2020). Development and implementation of key performance indicators for aggregate production using dynamic simulation. *Minerals Engineering*, 145(April 2019), 106065. <https://doi.org/10.1016/j.mineng.2019.106065>.

BUGWANDEEN, K., & UNGERER, M. (2019). Exploring the design of performance dashboards in relation to achieving organizational strategic goals. *South African Journal of Industrial Engineering*, 30(2), 161–175. <https://doi.org/10.7166/30-2-2021>.

BYRNE, G., AHEARNE, E., COTTERELL, M., MULLANY, B., O'DONNELL, G. E., & SAMMLER, F. (2016). High Performance Cutting (HPC) in the New Era of Digital Manufacturing - A Roadmap. In *Procedia CIRP* (Vol. 46, pp. 1–6). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.05.038>.

CHATTERJEE, S. (2015). Writing my next design science research masterpiece: But how do i make a theoretical contribution to DSR? 23rd European Conference on Information Systems, ECIS 2015, 2015-May, 0–14. <https://doi.org/10.18151/7217289>.

CHEN, X., & VOIGT, T. (2020). Implementation of the Manufacturing Execution System in the food and beverage industry. *Journal of Food Engineering*, 278(January), 109932. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2020.109932>

CHENG, C. Y. (2018). A novel approach of information visualization for machine operation states in industrial 4.0. *Computers and Industrial Engineering*, 125(May), 563–573. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.05.024>.

CHIVILIKHIN, D., PATIL, S., CORDONNIER, A., & VYATKIN, V. (2019). Towards automatic state machine reconstruction from legacy PLC using data collection. *IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, 2019-July, 147–151. <https://doi.org/10.1109/INDIN41052.2019.8972143>.

COELHO, P. M. N. N. (2016). Rumo à Indústria 4.0. Universidade de Coimbra. Disponível em: <https://www.google.com/search?q=COELHO%2C+Pedro+M.+N.+N.+Rumo+%C3%A0+Ind% C3%BAstria+4.0.+Coimbra%2C+Portugal%3A+Universidade+de+Coimbra%3A+2016.&rlz=1 C1SQJL_pt.->>. Acesso em: 01 de Dezembro de 2020.

COSTA, A. P. DA SERMANN, F. C., & SILVA, G. G. DA. (2016). Desenvolvimento de um protótipo para a medição de energia elétrica. UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ, Curitiba PR. Disponível em: <https://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/bitstream/1/8265/1/CT_COEAU_2016_2_04.pdf>. Acesso em: 26 de Dezembro de 2020.

CRNJAC, M., & BANDUKA, N. (2017). From Concept to the Introduction of Industry 4.0. *International Journal of Industrial Engineering and Management (IJIEM)*, 8(1), 21–30.

DALENOGARE, L. S., BENITEZ, G. B., AYALA, N. F., & FRANK, A. G. (2018). The expected contribution of Industry 4.0 technologies for industrial performance.

International Journal of Production Economics, 204(December 2017), 383–394. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.08.019>.

DEWI, S., ALHILMAN, J., & ATMAJI, F. T. D. (2020). Evaluation of Effectiveness and Cost of Machine Losses using Overall Equipment Effectiveness (OEE) and Overall Equipment Cost Loss (OECL) Methods, a case study on Toshiba CNC Machine. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 847(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/847/1/012020>.

DJATNA, T., & IHSAN, M. R. (2015). A Fuzzy Associative Memory Modeling for Production Equipment Status Assessment. Procedia Manufacturing, 4(less), 163–167. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.11.027>.

DOMINGO, R., & AGUADO, S. (2015). Overall environmental equipment effectiveness as a metric of a lean and green manufacturing system. Sustainability (Switzerland), 7(7), 9031–9047. <https://doi.org/10.3390/su7079031>.

DURÁN, O., & DURÁN, P. A. (2019a). Prioritization of physical assets for maintenance and production sustainability. Sustainability (Switzerland), 11(16). <https://doi.org/10.3390/su11164296>.

DURÁN, O., CAPALDO, A., & S, P. A. D. (2018). Sustainable overall throughput ability effectiveness (S.O.T.E.) as a metric for production systems. Sustainability (Switzerland), 10(2). <https://doi.org/10.3390/su10020362>.

ETZ, D., BRANTNER, H., & KASTNER, W. (2020). Smart manufacturing retrofit for brownfield systems. Procedia Manufacturing, 42, 327–332. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.02.085>.

FARMANBAR, M., & RONG, C. (2020). Triangulum city dashboard: An interactive data analytic platform for visualizing smart city performance. Processes, 8(2). <https://doi.org/10.3390/pr8020250>.

FATORACHIAN, H., & KAZEMI, H. (2018). A critical investigation of Industry 4.0 in manufacturing: theoretical operationalisation framework. Production Planning and Control, 29(8), 633–644. <https://doi.org/10.1080/09537287.2018.1424960>.

FERRARI P.; GHELFI; F.; MAFFEI D.; MALARA M.; RINALDI S.; SISINNI E. (2019). Performance evaluation of full-cloud and edge-cloud architectures for Industrial IoT anomaly detection based on deep learning. IEEE, 420–426. <https://doi.org/10.1109/METROI4.2019.8792860>.

FERRER, B. R., MUHAMMAD, U., MOHAMMED, W. M., & LASTRA, J. L. M. (2018). Implementing and visualizing ISO 22400 key performance indicators for monitoring discrete manufacturing systems. Machines, 6(3). <https://doi.org/10.3390/MACHINES6030039>.

FRANK, A. G., DALENOGARE, L. S., & AYALA, N. F. (2019). Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies. International Journal of Production Economics, 210(January), 15–26. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.01.004>.

FRANK, A. G., MENDES, G. H. S., AYALA, N. F., & GHEZZI, A. (2019a). Technological Forecasting & Social Change Servitization and Industry 4.0 convergence in the digital transformation of product firms: A business model innovation perspective. *Technological Forecasting & Social Change*, 141(January), 341–351. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.01.014>.

FREITAS JÚNIOR, C. J., MACHADO, L., KLEIN, A. Z., & FREITA, A. S. DE. (2015). Desing Research: Aplicações práticas e lições aprendidas. *Revista de Administração FACES Journal Belo Horizonte*, 14(1), 95–116.

GALDINO, DANIEL BATISTA; CLÉBER APARECIDO RIBEIRO, MARCOS DE MOURA FERREIRA, CARLOS EDUARDO DOS SANTOS SOUZA, G. L. R. (2015). Indicadores de defeitos de manufatura: impacto da abordagem por custos. *Revista INOVAE - Journal of Engineering, Architecture and Technology Innovation*, v.3, n.2, 131–143. Disponível em: <<https://revistaseletronicas.fmu.br/index.php/inovae/article/view/494/1049>>.

GHOBAKHLOO, M. (2018). The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward Industry 4.0. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 29(6), 910–936. <https://doi.org/10.1108/JMTM-02-2018-0057>.

GKOROU, D., YPMA, A., TSIROGIANNIS, G., GIOLLO, M., SONNTAG, D., VINKEN, G., ... HOOGENBOOM, T. (2017). Towards big data visualization for monitoring and diagnostics of high-volume semiconductor manufacturing. *ACM International Conference on Computing Frontiers 2017, CF 2017*, (February 2018), 338–342. <https://doi.org/10.1145/3075564.3078883>.

GOMES FILHO, A. C. G., FERREIRA, M. V. A. DA S., MACEDO, M. K. B. DE IGARASHI, W., & TODESCO, J. L. (2008). Importância do hardware e software em organizações ligadas ao governo eletrônico. *Revista Capital Científico - Eletrônica (RCC?)*, 6(1), 127–144. Disponível em <<https://revistas.unicentro.br/index.php/capitalcientifico/article/view/807>>. Acesso em: 01 de julho de 2021.

GOVINDARAJAN, N., FERRER, B. R., XU, X., NIETO, A., & LASTRA, J. L. M. (2016). An approach for integrating legacy systems in the manufacturing industry. *IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, 0, 683–688. <https://doi.org/10.1109/INDIN.2016.7819247>.

GRAHAM, I., GOODALL, P., PENG, Y., PALMER, C., WEST, A., CONWAY, P., ... DETTMER, F. U. (2015). Performance measurement and KPIs for remanufacturing. *Journal of Remanufacturing*, 5(1). <https://doi.org/10.1186/s13243-015-0019-2>.

GREGOR, S., & HEVNER, A. R. (2013). POSITIONING AND PRESENTING DESIGN SCIENCE RESEARCH FOR MAXIMUM IMPACT 1. *MIS Quarterly*, 37(2), 337–355. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2013/37.2.01>.

GROGGERT, S., WENKING, M., SCHMITT, R. H., & FRIEDLI, T. (2018). Status quo and future potential of manufacturing data analytics - An empirical study. In 2017 IEEE

International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, IEEM 2017 (Vol. 2017-Decem, pp. 779–783). Laboratory for Machine Tools and Production Engineering (WZL), RWTH Aachen University, Aachen, Germany: IEEE Computer Society. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2017.8289997>.

HADI, M. S., LAWEY, A. Q., EL-GORASHI, T. E. H., & ELMIRGHANI, J. M. H. (2018). Big data analytics for wireless and wired network design: A survey. *Computer Networks*, 132, 180–199. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2018.01.016>.

HAO, Y., HELO, P., & GUNASEKARAN, A. (2020). Cloud platforms for remote monitoring system: a comparative case study. *Production Planning and Control*, 31(2–3), 186–202. <https://doi.org/10.1080/09537287.2019.1631459>.

HENDRI, KHOLIL, M., HANUM, B., & HIDAYAT, A. A. (2020). Measurement of the Overall Equipment Effectiveness (OEE) and the Process Improvement on Radiator Crimping Line. *Journal of Physics: Conference Series*, 1529(4). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1529/4/042002>.

HERMANN, M., PENTEK, T., & OTTO, B. (2015). Design Principles for Industrie 4.0 Scenarios: A Literature Review. Audi Stiftungslehrstuhl Supply Net Order Management, 01, 01–15. Disponível em: http://www.snom.mb.tu-dortmund.de/cms/de/forschung/Arbeitsberichte/Design-Principles-for-Industrie-4_0-Scenarios.pdf>. Acesso em: 01 de dezembro de 2020.

HERNANDEZ-MATIAS, J. C., VIZAN, A., HIDALGO, A., & RIOS, J. (2006). Evaluation of techniques for manufacturing process analysis. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 17(5), 571–583. <https://doi.org/10.1007/s10845-006-0025-1>.

HEVNER, A. R. (2007). A Three Cycle View of Design Science Research: A Three Cycle View of Design Science Research. *Scandinavian Journal of Information Systems*, 19(2), 87–92. Disponível em: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.218.5386>>. Acesso em: 01 de dezembro de 2021.

HEVNER, A. R., MARCH, S. T., PARK, J., LEE, A. S., & RAM, S. (2004). Design Science in Information Systems Research. *MIS Quarterly*, 28(1), 75–105. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/201168946_Design_Science_in_Information_Systems_Research>. Acesso em: 01 de dezembro de 2021.

HIDALGO MARTINS, G., DETRO, S. P., VALLE, P. D., & DESCHAMPS, F. (2020a). Medição de desempenho baseado em dados para máquinas: Revisão sistemática de literatura. In *Ediuns (Ed.), X ICPR das Américas* (pp. 875–889). Bahía Blanca. Disponível em: https://www.matematica.uns.edu.ar/ipcra/pdf/icpr_americas_2020_proceedings.pdf>. Acesso em: 01 de março de 2021.

HIDALGO MARTINS, G; TULIO, C. D.; PEREIRA, A.; DESCHAMPS, F (2020). Optimization of the Pasta production line in the “Collective Food Industry”. *Journal of Lean Systems*. v.5, p.138 - 138, 2020. Disponível em:

<<https://leansystem.ufsc.br/index.php/lean/article/view/3665>>. Acesso em: 01 de Março de 2021.

HUANG, X. (2020). Intelligent remote monitoring and manufacturing system of production line based on industrial Internet of Things. *Computer Communications*, 150, 421–428. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2019.12.011>.

HWANG, G., LEE, J., PARK, J., & CHANG, T. W. (2017). Developing performance measurement system for Internet of Things and smart factory environment. *International Journal of Production Research*, 55(9), 2590–2602. <https://doi.org/10.1080/00207543.2016.1245883>.

INAN, D. I., & BEYDOUN, G. (2017). Disaster Knowledge Management Analysis Framework Utilizing Agent-Based Models: Design Science Research Approach. *Procedia Computer Science*, 124, 116–124. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.12.137>.

JÓNASDÓTTIR, H., DHANANI, K., MCRAE, K., & MEHNEN, J. (2018). Upgrading legacy equipment to industry 4.0 through a cyber-physical interface. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 536, 3–10. https://doi.org/10.1007/978-3-319-99707-0_1.

JWO, J. S., LIN, C. S., & LEE, C. H. (2021). An Interactive Dashboard Using a Virtual Assistant for Visualizing Smart Manufacturing. *Mobile Information Systems*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/5578239>.

KAMBLE, S., GUNASEKARAN, A., & DHONE, N. C. (2019). Industry 4.0 and lean manufacturing practices for sustainable organisational performance in Indian manufacturing companies. *International Journal of Production Research*, 0(0), 1–19. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1630772>.

KAMBLE¹, S. S., GUNASEKARAN, A., GHADGE, A., & RAUT, R. (2020). A performance measurement system for industry 4.0 enabled smart manufacturing system in SMMEs- A review and empirical investigation. *International Journal of Production Economics*, 229(June), 107853. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107853>.

KARMAKAR, A., DEY, N., BARAL, T., CHOWDHURY, M., & REHAN, M. (2019). Industrial internet of things: A review. *2019 International Conference on Opto-Electronics and Applied Optics, Optronix 2019*, (March 2019), 1–6. <https://doi.org/10.1109/OPTRONIX.2019.8862436>.

KIBIRA, D., MORRIS, K., & KUMARAGURU, S. (2016). Methods and Tools for Performance Assurance of Smart Manufacturing Systems. *Journal of Research of the National Institute of Standards and Technology*, 121, 287. <https://doi.org/10.6028/jres.121.013>.

KUMARAGURU, S., KULVATUNYOU, B., & MORRIS, K. C. (2014). Integrating Real-Time Analytics and Continuous Performance Management in Smart Manufacturing Systems. *IFIP WG 5.7 International Conference on Advances in Production Management Systems, APMS 2014*. Systems Integration Division, Engineering Laboratory, NIST, Gaithersburg, MD, United States: Springer New York LLC. https://doi.org/10.1007/978-3-662-44733-8_22.

KUONGSHUN. Raspberry Pi 4 Model B. Disponível em: <<https://www.kuongshun-ks.com/raspberry-pi/raspberry-pi-4-model-b/>>. Acesso em: 30 de janeiro de 2020.

LACERDA, D. P., DRESCH, A., PROENÇA, A., & ANTUNES JÚNIOR, J. A. V. (2013). Design Science Research: Método de pesquisa para a engenharia de produção. *Gestao e Producao*, 20(4), 741–761. <https://doi.org/10.1590/S0104-530X2013005000014>.

LAI, S. L., OOI, B. Y., & CHEN, Y. L. (2019). Using QR Code Labels to Enhance OCR for Capturing Legacy Machines' Data. *Proceedings - 2019 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, ISPACS 2019, 2019–2020*. <https://doi.org/10.1109/ISPACS48206.2019.8986403>.

LANGER, A. M. (2020). Analysis and Design of Next-Generation Software Architectures. *Analysis and Design of Next-Generation Software Architectures*. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-36899-9>.

LAZAROVA-MOLNAR, S., MOHAMED, N., & AL-JAROODI, J. (2018). Collaborative data analytics for industry 4.0: Challenges, opportunities and models. In 6th International Conference on Enterprise Systems, ES 2018 (pp. 100–107). Mærsk McKinney Møller Institute, University of Southern Denmark, Odense, Denmark: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. <https://doi.org/10.1109/ES.2018.00023>.

LEE, K. T., & MUN, H. K. (2019). Real-time power monitoring using field-programmable gate array with IoT technology. *IET Science, Measurement and Technology*, 13(6), 931–935. <https://doi.org/10.1049/iet-smt.2018.5692>.

LENZ, J., WUEST, T., & WESTKÄMPER, E. (2018). Holistic approach to machine tool data analytics. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 180–191. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.03.003>.

LIAO, Y., LOURES, E. R., DESCHAMPS, F., BREZINSKI, G., & VENÂNCIO, A. (2018). The impact of the fourth industrial revolution: A cross-country/region comparison. *Producao*, 28. <https://doi.org/10.1590/0103-6513.20180061>.

LIMA, F., MASSOTE, A. A., & MAIA, R. F. (2019). IoT Energy Retrofit and the Connection of Legacy Machines Inside the Industry 4.0 Concept. *IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference)*, 2019-Octob, 5499–5504. <https://doi.org/10.1109/IECON.2019.8927799>.

LOJKA T., MIŠKUF M., Z. I. (2016). Advances in Production Management Systems. Initiatives for a Sustainable World. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 759–766. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-51133-7>.

LU, Y., WITHERELL, P., & JONES, A. (2020). Standard connections for IIoT empowered smart manufacturing. *Manufacturing Letters*, 26, 17–20. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2020.08.006>

MAMO, F. T., SIKORA, A., & RATHFELDER, C. (2017). Legacy to Industry 4.0: A Profibus Sniffer. *Journal of Physics: Conference Series*, 870(1), 0–6. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/870/1/012002>.

MANSON, N. J. (2006). Is operations research really research? *Journal of the Operations Research Society of South Africa (ORSSA)*, 22(2), 155–180.

MARCH, S. T., & SMITH, G. F. (1995). Design and natural science research on information technology. *Decision Support Systems* 15, 15, 251–266.

MASTANG, & PAHMI, M. A. (2020). Development of Raspberry Pi applied to Real-Time Monitoring of Overall Equipment Effectiveness (OEE). *Journal of Physics: Conference Series*, 1477(5). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1477/5/052013>.

MCCARTHY, J., & HAYES, P. J. (1980). Circumscription--A Form of Non-Monotonic Reasoning. *Artificial Intelligence*, 13, 27–39. [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(80\)90011-9](https://doi.org/10.1016/0004-3702(80)90011-9).

MELLO, R. G. S. DE. (2015). Utilização de Big Data Analytics nos sistemas de medição de desempenho: estudo de caso. Universidade Federal de São Carlos Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia programa de pós-graduação em engenharia de produção. Universidade de São Carlos.

MENDES, C. R., BORTOLI, F. S., & COSTA, C. DA. (2021). Indústria 4.0 a digitalização da manufatura: Um estudo de caso. *Revista SINERGIA*, 6(Engenharia III), 29–35. Retrieved from: <http://www.journals.ufrpe.br/index.php/eripe/article/view/301>.

MIRAGLIOTTA, G., SIANESI, A., CONVERTINI, E., & DISTANTE, R. (2018). Data driven management in Industry 4.0: a method to measure Data Productivity. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11), 19–24. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.228>.

MOURTZIS, D., VLACHOU, E., & MILAS, N. (2016). Industrial Big Data as a result of IoT adoption in Manufacturing. *Procedia CIRP*, 55, 290–295. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.07.038>.

MUÑOZ-VILLAMIZAR, A., SANTOS, J., MONTOYA-TORRES, J., & ALVARÉZ, M. J. (2019). Improving effectiveness of parallel machine scheduling with earliness and tardiness costs: A case study. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 10(3), 375–392. <https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2019.2.001>.

MUTHIAH, K. M. N., & HUANG, S. H. (2008). Automating factory performance diagnostics using overall throughput effectiveness (OTE) metric. *Int J Adv Manuf Technol*, 811–824. <https://doi.org/10.1007/s00170-006-0891-x>.

MWANZA, B. G., & MBOHWA, C. (2015). Design of a Total Productive Maintenance Model for Effective Implementation: Case Study of a Chemical Manufacturing Company. *Procedia Manufacturing*, 4(less), 461–470. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.11.063>.

NALLUSAMY, S., KUMAR, V., YADAV, V., PRASAD, U. K., & SUMAN, S. K. (2018). Implementation of total productive maintenance to enhance the overall equipment effectiveness in medium scale industries. *International Journal of Mechanical and Production Engineering Research and Development*, 8(1), 1027–1038. <https://doi.org/10.24247/ijimperdfeb2018123>.

NAKAJIMA, S. Introdução ao TPM Total Productive Maintenance. 1. Ed. – São Paulo: IMC, 1989.

NIEBEL, T., RASEL, F., & VIETE, S. (2019). BIG data–BIG gains? Understanding the link between big data analytics and innovation. *Economics of Innovation and New Technology*, 28(3), 296–316. <https://doi.org/10.1080/10438599.2018.1493075>.

NOONPAKDEE, W., KHUNKORNSIRI, T., PHOTHICHA, A., & DANAI SAWAT, K. (2018). A framework for analyzing and developing dashboard templates for small and medium enterprises. 2018 5th International Conference on Industrial Engineering and Applications, ICIEA 2018, 479–483. <https://doi.org/10.1109/IEA.2018.8387148>.

NOUE, J. S. P., PINTO, S. B., & GERIBELLO, R. S. (2019). Indústria 4.0 - impactos da tecnologia da informação na nova indústria, (2012). <https://revistas.brazcubas.br/index.php/pesquisa/article/view/651>.

NUNES, MARCO AURÉLIO. Introdução a logística: fundamentos, práticas e integração. São Paulo: Atlas, 2017 ISBN:978-85-97-00915-6.

NWANYA, S. C., UDOFIA, J. I., & AJAYI, O. O. (2017). Optimization of machine downtime in the plastic manufacturing. *Cogent Engineering*, 4(1). <https://doi.org/10.1080/23311916.2017.1335444>.

OHASHI, E. A. M. ET MELHADO, S. B. (2004). A importância dos indicadores de desempenho nas empresas construtoras e incorporadoras com certificação ISO 9001: 2000. I CONFERÊNCIA LATINO-AMERICANA DE CONSTRUÇÃO SUSTENTÁVEL & X ENCONTRO NACIONAL DE TECNOLOGIA DO AMBIENTE CONSTRUÍDO. 18-21 julho 2004, São Paulo. ISBN 85-89478-08-4.

ORACLE. Caso de uso do /titan. Disponível em: <<https://www.oracle.com/br/a/ocom/docs/applications/scm/iot-case-study-titan-international.pdf>>. Acesso em: 20 de Julho de 2021.

ORELLANA, F., & TORRES, R. (2019). From legacy-based factories to smart factories level 2 according to the industry 4.0. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 32(4–5), 441–451. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2019.1609702>.

PAN, W., LI, Z., ZHANG, Y., & WENG, C. (2018). The New Hardware Development Trend and the Challenges in Data Management and Analysis. *Data Science and Engineering*, 3(3), 263–276. <https://doi.org/10.1007/s41019-018-0072-6>.

PARK, Y. J., & HUR, S. (2020). Improvement of productivity through the reduction of unexpected equipment faults in die attach equipment. *Processes*, 8(4). <https://doi.org/10.3390/PR8040394>.

PEFFERS, K., TUUNANEN, T., ROTHENBERGER, M. A., & CHATTERJEE, S. (2007). A design science research methodology for information systems research. *Journal of Management Information Systems*, 24(3), 45–77. <https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222240302>.

PEINADO, J., & GRAEML, A. (2007). Administração da Produção: Operações Industriais e de Serviços (1st ed.). Curitiba: Editora Positivo.

PESSOA, M. A. O., PISCHING, M. A., YAO, L., JUNQUEIRA, F., MIYAGI, P. E., & BENATALLAH, B. (2018). Industry 4.0, how to integrate legacy devices: A cloud IoT approach. Proceedings: IECON 2018 - 44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2902–2907. <https://doi.org/10.1109/IECON.2018.8592774>.

PINTO, H. L. M., & BRAGA, J. L. (2005). Sistemas Legados e as Novas Tecnologias: técnicas de integração e estudo de caso. *Informática Pública*, 7(1), 47–69.

PIOVESAN, C. (2017). Sistema de monitoramento para consumo de energia residencial. UNIVERSIDADE REGIONAL DO NOROESTE DO ESTADO DO RIO GRANDE DO SUL. Disponível em: <http://bibliodigital.unijui.edu.br:8080/xmlui/bitstream/handle/123456789/4828/Cleiton_Piovesan.pdf?sequence=1>. Acesso em: 26 de julho de 2021.

POPOVIC, A., HACKNEY, R., TASSABEHJI, R., & CASTELLI, M. (2018). The impact of big data analytics on firms' high value business performance. *Information Systems Frontiers*, 20(2), 209–222. <https://doi.org/10.1007/s10796-016-9720-4>.

PRASAD, N. V. P. R. D., & RADHAKRISHNA, C. (2019). Key performance index for overall substation performance. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 8(2), 6067–6071. <https://doi.org/10.35940/ijrte.B3797.078219>.

PUVANASVARAN, P., TEOH, Y. S., & ITO, T. (2020). Novel availability and performance ratio for internal transportation and manufacturing processes in job shop company. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 13(1), 1–17. <https://doi.org/10.3926/ijem.2755>.

QURESHI, K. A., MOHAMMED, W. M., FERRER, B. R., LASTRA, J. L. M., & AGOSTINHO, C. (2017). Legacy systems interactions with the supply chain through the C2NET cloud-based platform. Proceedings - 2017 IEEE 15th International Conference on Industrial Informatics, INDIN 2017, 725–731. <https://doi.org/10.1109/INDIN.2017.8104862>.

RAHMAN, A. A., ADAMU, Y. B., & HARUN, P. (2017). Review on dashboard application from managerial perspective. *International Conference on Research and Innovation in Information Systems, ICRIIS*. <https://doi.org/10.1109/ICRIIS.2017.8002461>.

RIEGE, J., LEE, R., & EBRAHIMI, N. (2019). Displaying data effectively using an automated process dashboard. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 32(4), 530–537. <https://doi.org/10.1109/TSM.2019.2938157>.

ROJKO, A. (2017). Industry 4 .0 Concept: Background and Overview. *International Journal of Interactive Mobile Technologies (IJIM)*, 11(5), 77–90. <https://doi.org/10.3991/ijim.v11i5.7072>.

RON, A. J. DE, & ROODA, J. E. (2005). Equipment Effectiveness: OEE Revisited. *IEEE*, 18(1), 190–196. <https://doi.org/10.1109/TSM.2004.836657>.

ROSLI, A. N., MOHAMAD, R., MOHAMAD YUSOF, Y. W., SHAHBUDIN, S., & ABDUL RAHMAN, F. Y. (2020). Implementation of MQTT and LoRaWAN System for Real-time

Environmental Monitoring Application. ISCAIE 2020 - IEEE 10th Symposium on Computer Applications and Industrial Electronics, 287–291. <https://doi.org/10.1109/ISCAIE47305.2020.9108808>.

RYLKOVÁ, Ž., STELMACH, K., & VLCEK, P. (2017). Overall equipment effectiveness within counterfactual impact evaluation concept. *Scientific Annals of Economics and Business*, 64(Specialissue), 29–40. <https://doi.org/10.1515/saeb-2017-0037>.

RYMASZEWSKAA, ANNA; HELO, PETRI, GUNASEKARAN, A. (2017). IoT powered servitization of manufacturing – an exploratory case study. *Intern. Journal of Production Economics*, 192(February), 92–105. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2017.02.016>.

SANTOS, F. P. DOS, AFONSO, R. DE S., SILVA, V. A. DA, & FARIA, V. A. DE. (2019). Medição de energia elétrica em tempo real através do arduino. *Revista Científica Semana Acadêmica*, 1(168), 1–19. Disponível em: <<https://semanaacademica.com.br/artigo/medicao-de-energia-eletrica-em-tempo-real-atraves-do-arduino>>. Acesso em: 26 de julho de 2021.

SCHIRALDI, M. M., & VARISCO, M. (2020). Overall Equipment Effectiveness: consistency of ISO standard with literature. *Computers and Industrial Engineering*, 145(May), 106518. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106518>.

SCHOLTZ, B., KAPESO, M., & VAN BELLE, J.-P. (2019). An Internet of Things (IoT) Model for Optimising Downtime Management: A Smart Lighting Case Study. (C. V.G. & S. L., Eds.), 1st IFIP International Cross-Domain Conference on Internet of Things, IFIPIoT 2018, Held at the 24th IFIP World Computer Congress, WCC 2018. Nelson Mandela University, Port Elizabeth, South Africa: Springer New York LLC. https://doi.org/10.1007/978-3-030-15651-0_9.

SILVA, V. L. DA KOVALESKI, J. L., & PAGANI, R. N. (2020). Influências do conceito e das tecnologias da Indústria 4.0 no ambiente industrial. *Exacta Engenharia de Produção*, 18(2), 420–437. <https://doi.org/10.5585/ExactaEP.v17n4.10487>.

SORDI, J. O., MEIRELES, M., & SANCHES, C. (2011). Applied Design Science to the Business Management Researches: Reflections Starting from the Recent Historical of International Publications. *Review of Administration and Innovation - RAI*, 8(1), 10–36. <https://doi.org/10.5773/rai.v8i1.770>.

STUART, R. D. (1987). 3 Computer Hardware Considerations, 25–26. Pan, W., Li, Z., Zhang, Y., & Weng, C. (2018). The New Hardware Development Trend and the Challenges in Data Management and Analysis. *Data Science and Engineering*, 3(3), 263–276. <https://doi.org/10.1007/s41019-018-0072-6>.

SUN, B., JÄMSÄ-JOUNELA, S. L., TODOROV, Y., OLIVIER, L. E., & CRAIG, I. K. (2017). Perspective for equipment automation in process industries. *IFAC-Papers Online*, 50(2), 65–70. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.12.012>.

SUNG, T. K. (2018). Industry 4.0: A Korea perspective. *Technological Forecasting and Social Change*, 132(October 2017), 40–45. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.11.005>.

SYAFRUDIN, M., FITRIYANI, N. L., LI, D., ALFIAN, G., RHEE, J., & KANG, Y. S. (2017). An open source-based real-time data processing architecture framework for manufacturing sustainability. *Sustainability*, 9(11). <https://doi.org/10.3390/su9112139>.

SYAFRUDIN2, M., ALFIAN, G., FITRIYANI, N. L., & RHEE, J. (2018). Performance analysis of IoT-based sensor, big data processing, and machine learning model for real-time monitoring system in automotive manufacturing. *Sensors (Switzerland)*, 18(9). <https://doi.org/10.3390/s18092946>.

TAKAEDA, H., VEERKAMP, P., & YOSHIKAWA, H. (1990). Modeling Design Processes. *AI Magazine*, 11(4), 37–48. <https://doi.org/10.1609/aimag.v11i4.855>.

TAO, F., QI, Q., LIU, A., & KUSIAK, A. (2018). Data-driven smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 157–169. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.006>.

TEDESCHI, S., RODRIGUES, D., EMMANOUILIDIS, C., ERKOYUNCU, J., ROY, R., & STARR, A. (2018). A cost estimation approach for IoT modular architectures implementation in legacy systems. *Procedia Manufacturing*, 19, 103–110. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.01.015>.

TEOH, Y. S., ITO, T., & PERUMAL, P. (2017). Invisibility of impact from customer demand and relations between processes in Overall Equipment Effectiveness (OEE). *Journal of Advanced Mechanical Design, Systems and Manufacturing*. <https://doi.org/10.1299/jamdsm.2017jamdsm0065>.

TOPALIAN-RIVAS, G. A., WASSERMANN, J., SEVERENGIZ, M., & KRÜGER, J. (2020). Automated dashboard generation for machine tools with OPC UA compatible sensors. *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA, 2020-Septe*, 1009–1012. <https://doi.org/10.1109/ETFA46521.2020.9212136>.

TUDO REMOTO. (2021). *Solução Fábrica Conectada ® / Devices (Vol. 1)*. Curitiba.

TUDO REMOTO. Guia de Integração. Módulo TR-IO flex. Disponível em: <<https://tudoremoto.com/#>>. Acesso em: 26 de dezembro de 2020.

TURANOGLU BEKAR, E., CAKMAKCI, M., & KAHRAMAN, C. (2016). Fuzzy COPRAS method for performance measurement in total productive maintenance: a comparative analysis. *Journal of Business Economics and Management*, 17(5), 663–684. <https://doi.org/10.3846/16111699.2016.1202314>.

URBANOVA, M., & BREHM, S. (2018). Japan's Legacy of Technology in the Digital Era: A Mixed Methods Analysis of the Competitive Advantage of the IoT sector in Japan. *Master's Programme in Asian Studies*. Retrieved from <https://lup.lub.lu.se/student-papers/search/publication/8953276>.

VAISHNAVI, V., KUECHLER, W., AND PETTER, S. (2005). Design Science Research in Information Systems. *MIS Quarterly*, 28(1), 75–105. Disponível em: <<http://www.desrist.org/design-research-in-information-systems/>>. Acesso em: 01 de Dezembro de 2020.

VAN AKEN, J. E. (2004). Management Research Based on the Paradigm of the Design Sciences: The Quest for Field-Tested and Grounded Technological Rules. *Journal of Management Studies*, 41(2), 219–246. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6486.2004.00430.x>.

VAN AKEN, J. E., CHANDRASEKARAN, A., & HALMAN, J. (2016). Conducting and publishing design science research Inaugural essay of the design science department of the Journal of Operations Management. *Journal of Operations Management*, 47–48, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2016.06.004>.

VAQUERO, L. M., RODERO-MERINO, L., CACERES, J., & LINDNER, M. (2008). A Break in the Clouds: Towards a Cloud Definition Luis. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 39(1), 50–55. <https://doi.org/10.1145/1496091.1496100>.

WALLER, M. A., et al. Measuring the impact of inaccurate inventory information on a retail outlet. *The International Journal of Logistics Management*, v. 17 n. 3, p. 355-376, 2006.

WANG, J., MA, Y., ZHANG, L., GAO, R. X., & WU, D. (2018). Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 144–156. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.003>.

WARREN, I., & RANSOM, J. (2002). Renaissance: A method to support software system evolution. *Proceedings - IEEE Computer Society's International Computer Software and Applications Conference*, 415–420. <https://doi.org/10.1109/cmssac.2002.1045037>.

WOO, J., SHIN, S. J., SEO, W., & MEILANITASARI, P. (2018). Developing a big data analytics platform for manufacturing systems: architecture, method, and implementation. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 99(9–12), 2193–2217. <https://doi.org/10.1007/s00170-018-2416-9>.

WU, D., LIU, S., ZHANG, L., TERPENNY, J., GAO, R. X., KURFESS, T., & GUZZO, J. A. (2017). A fog computing-based framework for process monitoring and prognosis in cyber-manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 43, 25–34. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2017.02.011>.

YADEGARIDEHKORDI, E., HOURMAND, M., NILASHI, M., SHUIB, L., AHANI, A., & IBRAHIM, O. (2018). Influence of big data adoption on manufacturing companies' performance: An integrated DEMATEL-ANFIS approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 137(July), 199–210. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.07.043>.

YAHYA, B. N. (2017). Overall bike effectiveness as a sustainability metric for bike sharing systems. *Sustainability (Switzerland)*, 9(11). <https://doi.org/10.3390/su9112070>.

YANG, H., KUMARA, S., BUKKAPATNAM, S. T. S., & TSUNG, F. (2019). The internet of things for smart manufacturing: A review. *IIE Transactions*, 51(11), 1190–1216. <https://doi.org/10.1080/24725854.2018.1555383>.

YAZDI, P. G., AZIZI, A., & HASHEMIPOUR, M. (2018). An empirical investigation of the relationship between overall equipment efficiency (OEE) and manufacturing

sustainability in industry 4.0 with time study approach. Sustainability (Switzerland), 10(9). <https://doi.org/10.3390/su10093031>.

YHDC. Split core current transformer. Disponível em:< <http://en.yhdc.com/product/SCT013-401.html> >. Acesso em: 26 de dezembro de 2020.

ZARREH, A., WAN, H. DA LEE, Y., SAYGIN, C., & JANAHI, R. AL. (2019). Cybersecurity concerns for total productive maintenance in smart manufacturing systems. Procedia Manufacturing, 38(2019), 532–539. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.01.067>.

ZHU, L., JOHNSON, C., VARISCO, M., & SCHIRALDI, M. M. (2018). Key performance indicators for manufacturing operations management - Gap analysis between process industrial needs and ISO 22400 standard. Procedia Manufacturing, 25, 82–88. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.06.060>.

ZUFFO, M. K., KOFUJI, S. T., LOPES, R. D. D., & HIRA, A. (2013). A computação em nuvem na Universidade de São Paulo. Revista USP, 0(97), 9. <https://doi.org/10.11606/issn.2316-9036.v0i97p9-18>.

ANEXO 1 – CASE “OPTIMIZATION OF THE PASTA PRODUCTION LINE IN THE COLLECTIVE FOOD INDUSTRY”

Empresa: Indústria de Alimentos Coletivos

Autores: Gleison Hidalgo Martins, Arion Pereira, Carlo Túlio, Fernando Deschamps
Título: Otimização da linha de produção de Massas na “Indústria de Alimentos Coletivos”

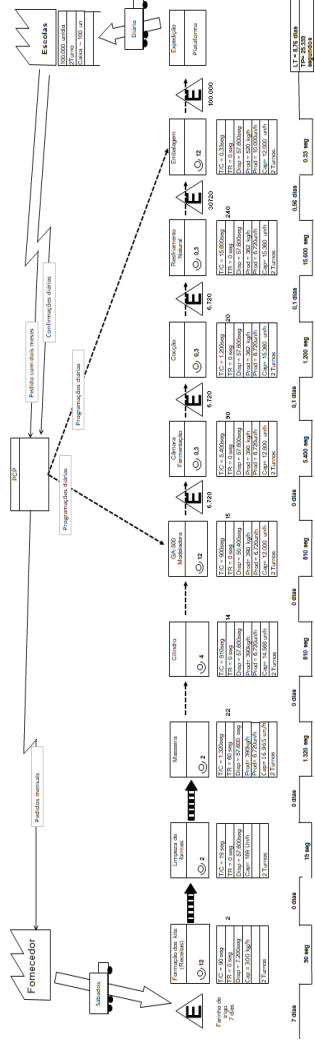
Ferramentas Utilizadas para Solução:

O trabalho utilizou como base para pesquisa a ferramenta (MFV) Mapeamento do Fluxo de Valor, o qual permite uma visão sistêmica sob todos os processos realizada em quatro etapas (1) Selecionar a família de produtos (2) Desenhar o estado atual, para identificar as lacunas nas atividades específicas (3) Avaliar o fluxo de valor e (4) Desenhar o estado futuro, para posteriormente, aperfeiçoá-las com metodologias da Manufatura Enxuta.

Problema/Causas Raiz:
 Baixo índice eficiência global do equipamento (OEE) com 33%.

Análise da Situação Atual:

A capacidade nominal de fábrica do equipamento é 12.000 unidades hora. No entanto diagnóstico apontou baixa eficiência (OEE) do equipamento com OEE de 33% conforme ilustra o Gráfico 1. OEE muito abaixo da média mundial de 60%.



Figural : Mapa do Fluxo de Valor Estado Atual
 Fonte: Os autores (2018)



Gráfico 3: Índice de OEE Atual
 Fonte: Os autores (2018)

Plano de Ação:

Plano de Ação 5W2H												
Data da revisão do plano: Data da criação do plano:		Responsável: Responsável:	Comp? / Data:	Quant? / Início	Qual? / Fim	Por que? / Onde?	Quant? / Plano Job.	Realizado / Status	Objetivo: Indicador:			Meta: Indicador de OEE
Mapeamento do processo de massa (Estado atual)		A/B	01/10/2018 26/02/2019	22/10/2018	25/10/2018	M&C	RS	100%	Otimização da linha de produção de Massas na preparação			60%
Apresentar proposta (Estado Futuro)		A/B/C/D	13/11/2018	14/11/2018	Sala de reuniões	Apresentar dados e evoluir com a s proposta	RS	100%				
Tese: Piloto da proposta (Estado futuro)		A/B/C	26/11/2018	30/11/2018	M&C	Aplicar proposta em caráter experimental.	RS	100%				
Implementar Estado Futuro		A/B/C/D	26/02/2018	26/03/2019	M&C	Piloto aprovado. Implementar proposta estado atual no processo de fabricacões.	RS	100%				

Tabela 1: Plano de ação 5W2H
 Fonte: Os autores (2019)

Resultados Obtidos e Conclusões:

O projeto agrupou os turnos de forma contínua e contribui na redução de 3 horas em tempos start de produção nos inícios de turnos e refeições. As melhorias contribuíram para aumentar a eficiência da linha em 78,5% saltando de 6.720 un/hs para 12.000 un/hs alcançando OEE de 80%.

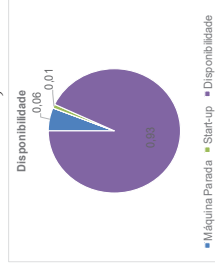


Gráfico 1: Métrica disponibilidade
 Fonte: Os autores (2019)

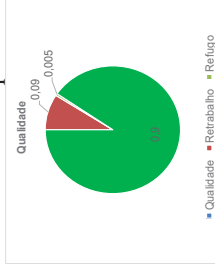


Gráfico 2: Métrica Qualidade
 Fonte: Os autores (2019)

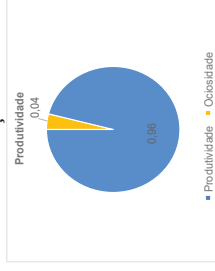


Gráfico 3: Métrica Produtividade
 Fonte: Os autores (2019)

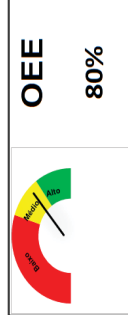


Gráfico 3: Índice de OE'E
 Fonte: Os autores (2019)

ANEXO 2 – ARTIGO “MEDIÇÃO DE DESEMPENHO BASEADO EM DADOS PARA MÁQUINAS: REVISÃO SISTEMÁTICA DE LITERATURA”

Medição de desempenho baseado em dados para máquinas: Revisão sistemática de literatura

Gleison Hidalgo Martins¹[0000-0003-0319-1159]; Silvana Pereira Detro²[0000-0003-3383-1364];

Pablo Deivid Valle³ [0000-0002-8709-2969]; Fernando Deschamps⁴[0000-0002-5269-3721].

^{1 2 3 4}Programa de Mestrado em Engenharia de Manufatura 4.0 – Universidade Federal do Paraná (UFPR), Curitiba, Brasil
ufprppgem@gmail.com

Resumo: A indústria 4.0 vem mudando a forma de produzir, oferecendo tecnologias inteligentes aos sistemas de manufatura para a transformação tecnológica das plantas fabris. Esta mudança depende de aplicações e combinações de tecnologias digitais como a (IoT) para o monitoramento *online* para a realização da coleta, do armazenamento e da transformação dos dados do processo em informações valiosas para auxiliar nas tomadas de decisões. Neste contexto, constatou-se, que as pequenas e médias indústrias apresentam dificuldades na utilização dos dados de processo e são apontadas como um elo fraco, tornando-se as maiores vítimas na transição para a indústria 4.0. A pesquisa apresenta como objetivo a avaliação de como estão sendo tratada a medição de desempenho baseada em dados para máquinas, no contexto da indústria 4.0. A abordagem metodológica segue por meio da aplicação do método (*Knowledge Development Process-Constructivist*) Proknow-C, para a construção do Portfólio Bibliográfico e da Análise Bibliométrica de forma estruturada alinhando ao tema de pesquisa. O resultado apresentou o método de seleção do Portfólio Bibliográfico e a Análise Bibliométrica para mensurar de forma qualitativa e quantitativa o grau de relevância e reconhecimento científico da seleção do Portfólio Bibliográfico, o qual possibilitou a análise dos dados para construção de um modelo de medição de desempenho com base nas fontes dos artigos pesquisados.

Palavras-chaves: Manufatura Conectada, Data Analytics, Medição de Desempenho, Manufatura Inteligente.

1. Introdução

As descobertas no campo da ciência e tecnologia vêm ocorrendo e progredindo através das revoluções industriais gerando inovações na computação e automação no processo produtivo [1]. Nestas evoluções, muitos dos dados, os quais podem ser utilizados para a medição do desempenho de máquina permanecem retidos nas máquinas e precisam ser extraídos e compilados manualmente para obter a informação de desempenho [2]. Recentemente a indústria de manufatura foi promovida para *Smart Manufacturing* (SM) e os processos advindos da indústria 4.0 vêm sendo altamente flexíveis, dependendo do desenvolvimento de inovações baseada em dados, para alcançar altos níveis de autonomia e otimização da manufatura [3, 4]. Um entendimento notável e comum, é que os sistemas de

manufatura evoluam para acomodar algumas características, tais como: A inteligência para a fabricação de objetos constituídos por homens, máquina e material (3M); A conexão para a configuração de objetos de fabricação, utilizando conexões com outros objetos do sistema para colaboração, conhecimento e serviços disponíveis na *internet*; e a capacidade de resposta por meio da fabricação (personalizada) lidando com mudanças internas e externas [4, 5].

Os conceitos trazidos pela indústria 4.0 são as principais prioridades para muitas organizações, entretanto o termo indústria 4.0, ainda não está claro para muita delas, segundo [6], algumas empresas enfrentam dificuldades para entender estes fenômenos e não obtêm o conhecimento para identificar as etapas necessárias para uma transição saudável para alcançar a indústria 4.0. A IoT criado por Ashton, no Auto-ID Center do MIT em 1999, foca na formação de uma “*Internet*” composta por grandes números de “Coisas” interconectadas por uma infra-estrutura global de inter-rede que usa o protocolo TCP/IP para conectar e controlar remotamente as “Coisas” [3, 5]. Com a crescente demanda de IoT e dispositivos de sensores espera-se, que os dados gerados a partir de um processo de fabricação cresçam exponencialmente gerando os chamados “*big data analytics*” foco da *smart manufacturing*, oportunizando o desenvolvimento de um sistema para o monitoramento *online*, gerando informações para auxiliar os gestores nas tomadas de decisões [7, 6]. A *big data analytics* é um dos recentes avanços tecnológicos com forte aplicabilidade na manufatura [8]. A coleta, o armazenamento e a transformação de uma grande quantidade de dados são um dos principais elementos da manufatura inteligente industrial [7].

Para manter o alto desempenho dos sistemas de manufatura exige-se das indústrias, o emprego de métodos e ferramentas para gerenciar a medição do desempenho ao longo do ciclo de vida do sistema, os quais são introduzidos para garantir o desempenho planejado por meio do monitoramento *online*, avaliação do desempenho e resposta para adequação dos desvios do desempenho. A medição é seguida pela análise do desempenho por meio de indicadores, para que as decisões sejam tomadas. Nos níveis mais altos da fábrica, as medições de desempenho são agrupadas nos principais indicadores de desempenho *key performance indicators* (KPIs). O KPI é um parâmetro e fornece informações sobre um fenômeno com significado e relevância para os objetivos de desempenho, como um fator crítico para o sucesso atual e futuro da organização e devem ser numericamente e precisamente quantificáveis [9].

Para [9], a coleta e a análise otimizada destes dados, os quais auxiliam a gestão nas tomadas de decisões são, no entanto, um processo complexo e dinâmico. Isto é, ainda mais verdadeiro, nas pequenas e médias indústrias, as quais apresentam dificuldades em utilizar os dados do processo e foram classificadas como um elo fraco, sendo as maiores vítimas na transição para a indústria 4.0 [10]. A realidade descrita, sobre as dificuldades das pequenas e médias indústrias em adaptarem seus processos e recursos, para uma transição saudável para a indústria 4.0, revela uma problemática, a qual apresenta como fator determinante à baixa adoção de tecnologias para a medição de desempenho baseada em dados para máquinas. Diante desta problemática, qual

alternativa poderia ser proposta para a medição do desempenho para máquinas e equipamentos de forma *online*, e desta forma contribuir para mitigar os impactos na transição para a indústria 4.0? Para tanto, o objetivo geral da pesquisa foca na avaliação de como estão sendo tratada a questão da medição de desempenho baseada em dados para máquinas no contexto da indústria 4.0.

2. Procedimentos metodológicos

Para o desenvolvimento desta pesquisa, foram aplicadas duas, das 4 etapas da metodologia *Proknow-C*, sendo a seleção de um portfólio e a análise bibliométrica do portfólio. Desta forma, será construída apenas parte do conhecimento, os quais são suficientes para identificar o modelo de avaliação acerca do tema da pesquisa conforme (Fig.1)

2.1 Metodologia de pesquisa: Proknow-C

O *Knowledge Development Process-Constructivist (Proknow-C)* é um método de revisão sistemática proposto por [11, 12], similar aos demais e destaca-se no propósito da geração do conhecimento [32]. O método *Proknow-C* é utilizado tanto para a seleção de Portfólio Bibliográfico, quanto para Análise Bibliométrica de forma estruturada e gradual alinhado ao tema de pesquisa. Partindo do pesquisador, o interesse para delimitar e definir as premissas, no que tange as bases de pesquisas, aos eixos de buscas, aos cortes temporais, aos filtros e aos critérios para inclusão ou exclusão de publicações [13, 14, 15, 16, 17, 32]. Permitindo a construção do conhecimento, dando suporte à realização das pesquisas na seleção de publicações considerando o fator de impacto relevante na comunidade científica [18, 19]. O método é composto por quatro etapas (Fig.1): (a) seleção de um portfólio bibliográfico; (b) análise bibliométrica do portfólio; (c) análise sistêmica; e, (d) definição da pergunta de pesquisa e objetivo de pesquisa [15, 16, 17, 20].

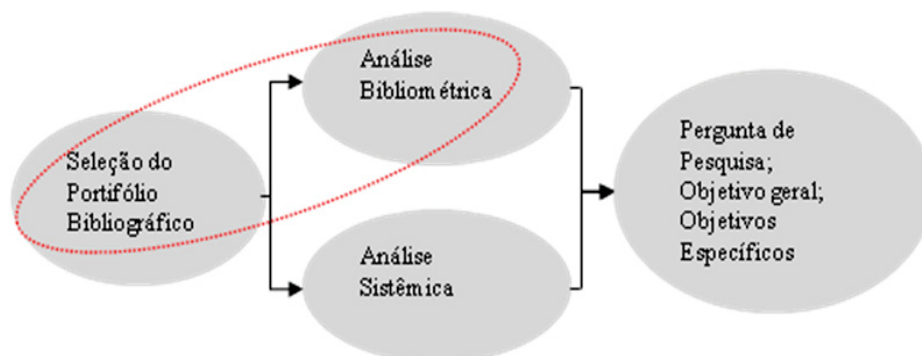


Fig.1. Etapas do processo Proknow-C. Adaptado de [12]

2.2 Seleção do Portfólio Bibliográfico

A busca pelas publicações científicas foram realizadas, nas bases de dados de forma sistemática, seguindo a metodologia *Proknow-C*. O processo de seleção de portfólio de artigo contribuiu para a seleção de Portfólio Bibliográfico, considerando como relevante na comunidade científica [21; 14]. De acordo com [15; 21] o subprocesso de seleção do portfólio são desenvolvidos através de duas etapas: a) a seleção dos artigos nas bases de dados (Banco de Artigos Brutos); e b) a filtragem dos artigos selecionados alinhado ao tema da pesquisa.

Etapa (a) iniciou-se com as definições de três eixos de pesquisa representadas pelos termos de buscas em língua inglesa: *manufacturing, data analytics and Performance measurement*. As buscas foram realizadas nas bases de pesquisa (*Scopus, ScienceDirect e Web of Science*, em Agosto de 2019, seguindo o critério de artigos publicados nos últimos seis anos (2013 a 2019) e validando-os com o teste de aderência dos termos de buscas. **Etapa (b)** em seguida foram aplicados os filtros, tais como: a exclusão de artigos com acesso restrito e em duplicidades, artigos com títulos e *abstracts* não alinhados ao tema de pesquisa. Resultando na construção de um Portfólio Bibliográfico, alinhados ao tema e reconhecidos na comunidade científica.

2.3 Análise Bibliométrica do Portfólio Bibliográfico

A fase de Análise Bibliométrica denominada por [15], caracteriza pela aplicação da análise dos artigos, para o gerenciamento da informação e do conhecimento científico para o pesquisador, sobre o tema pesquisado [13]. O objetivo desta análise foca na quantificação e apresentação destas informações, através de ferramentas de análises e construção deste conhecimento [14, 21]. Os resultados destas análises da fase de bibliometria foram desenvolvidos em quatro etapas, de acordo com [18, 19, 21, 22, 23, 24, 25]: (a) Estimar o grau de relevância dos periódicos; (b) Estimar o reconhecimento científico dos artigos; (c) Estimar o grau de relevância dos autores; (d) Estimar as palavras-chave mais utilizadas.

3. Análise de Resultados

3.1 Seleção do Portfólio Bibliográfico

O processo de seleção de portfólio consiste em selecionar publicações, consideradas relevantes na área de conhecimento e alinhadas com percepção do pesquisador ao tema de pesquisa. No entanto, o processo de seleção [21], segue em duas etapas: O item 3.1.1 refere-se à construção da base de seleção de artigos brutos e o item 3.1.2 consiste na filtragem da base bruta de artigos, com base no alinhamento do tema de pesquisa.

3.1.1 Seleção do banco de artigo brutos

- a) **Termo de busca:** Inicialmente foram necessárias identificar os eixos da pesquisa, para posteriormente indexar em cada eixo, aos termos de buscas relacionadas com o tema de pesquisa. As combinações dos eixos com as palavras chaves seguem conforme Tabela 1, todas descritas no idioma inglês.

Tabela 1. Termo de buscas

Eixo I: <i>Manufacturing</i>	Eixo II: <i>Data Analytics</i>	Eixo III: <i>Performance measurement</i>
<i>Smart production</i>	<i>Internet of Things</i>	<i>Key performance Indicator (KPI)</i>
<i>Industry 4.0</i>	<i>Machine learning</i>	<i>Machine performance</i>
<i>Smart manufacturing</i>	<i>Real-time process</i>	<i>Productive efficiency monitoring</i>

- b) **Definição do banco de dados:** Para a pesquisa foram selecionadas 3 bases de publicação científica, sendo elas: *Scopus*, *ScienceDirect* e *Web of Science*.
- c) **Busca de artigos no banco de dados foram** realizadas nas bases dos periódicos definidas no item (b) em agosto de 2019, com filtro de datas para os artigos publicados entre os anos de 2013 a 2019, sendo selecionado para o banco de artigos brutos um total de 880 títulos relacionado ao tema de pesquisa, sendo 277 artigos pela *Scopus*, 378 pela *ScienceDirect* e 225 pela *Web of Science*.
- d) **Testes de aderência dos termos de buscam** verificaram, se os termos inicialmente determinados na busca das publicações do Portfólio Bibliográfico, se alinham com o tema de pesquisa. O resultado evidenciou, que, dos 13 termos de buscas pertencentes aos dois artigos, sete deles (*smart manufacturing*, *manufacturing performance methods*, *manufacturing performance challenges*, *performance measurement*, *manufacturing*, *big data*, *real-time processing*) encontravam-se listados entre os termos de buscas definido nos eixos da pesquisa.

3.1.2 Filtragem do banco de dados

Esta etapa consiste na seleção dos artigos disponíveis com maior relação ao tema e o fator de impacto na comunidade científica. Para esta análise, a base de dados foi exportada para o *Software Mendeley* e as informações contidas como (título, *abstract*, palavras-chaves, autores, DOI entre outros, o arquivo em PDF da publicação). Na sequência, foram realizados os filtros, por meio de leitura, dos 880 artigos do banco de artigos brutos (BAB) para dar origem à base do Portfólio Bibliográfico.

- a) **Filtros dos artigos quanto à (repetição e redundância):** Esta fase analisou por meio do *Software Mendeley*, o banco de artigos brutos, com 880 obras

selecionadas. Assim foi possível verificar a redundância dos artigos, sendo que, 21% (168) dos artigos foram removidos por apresentar duplicidade e acesso restrito, restando 698 artigos no banco de artigos brutos;

- b) Filtros dos títulos dos artigos estão alinhados com o tema da pesquisa:** Nesta fase foram realizadas as leituras integrais dos títulos dos 698 artigos da base de artigos brutos. Destes 82,5% (576) artigos foram excluídos, pois não estavam alinhados com o tema de pesquisa. No final desta etapa restaram na base de artigos brutos, apenas 11,6% (81) das obras selecionadas;
- c) Filtros dos resumos dos artigos estão alinhados com o tema da pesquisa:** Realizado mais um corte, desta vez, no que tange ao alinhamento do *abstract* com o tema de pesquisa. Dos 81 artigos filtrados na fase anterior, 72,8% (59) artigos foram removidos do portfólio, em função do *abstract* não estar alinhando com o tema de pesquisa. Restaram nesta fase 22 artigos.
- d) Filtro de reconhecimento científico:** Para verificação do reconhecimento científico dos 22 artigos, foram realizadas duas pesquisas: uma na base do *Google Scholar* para consultar os números de citações obtidas por cada artigo. Outra na base *Journal Citation Reports (JCR)*, para verificar, qual o fator de impacto científico dos periódicos indexados na Web of Science. Nesta fase, em relação às citações dos artigos na plataforma Google Scholar, apenas 4,5% (1) artigo não obteve nenhuma citação, mas foi considerado no portfólio por dois motivos: O primeiro por ser uma publicação de maio de 2019, e o segundo, por estar publicado no periódico com maior fator de impacto dentre as bases que compõem o portfólio. Quanto o fator de impacto dos periódicos indexados na Web of Science, 27,2% (6) artigos foram eliminados por não obter o índice JCR, sendo 18% (4) foram publicados em congressos internacionais e 9% (2) foram publicados em revistas científicas internacionais. Restando 72,7% (16) para análise de alinhamento textual.
- e) Filtro de alinhamento do texto integral com o tema de pesquisa:** Ao final da seleção de portfólio 13 artigos foram relevantes e estão alinhados ao tema de pesquisa reconhecido cientificamente, tanto por citações das publicações, quanto pelo fator de impacto dos periódicos.

3.2 Análise Bibliométrica do Portfólio Bibliográfico

O processo de Análise Bibliográfica consiste na aplicação de métodos matemáticos e estatísticos [21]. Para [20], a análise bibliográfica foca em gerar conhecimento ao pesquisador sobre as características da pesquisa. Nesta etapa, [20] o pesquisador pode alcançar dados complementares sobre o tema de pesquisa e construir inferências para sustentar as suas escolhas. Sendo assim, [21] sugere o desenvolvimento da bibliometria em quatro etapas: 3.2.1 Estimar o grau de relevância dos periódicos;

3.2.2 Estimar o reconhecimento científico dos artigos; 3.2.3 Estimar o grau de relevância dos autores; 3.2.4 Estimar os termos de buscas mais utilizados.

3.2.1 Estimar o grau de relevância dos periódicos

Para estimar o grau de relevância do periódico foram consideradas duas análises: A **primeira** refere-se à identificação do periódico, que obteve o maior número de publicação. A análise evidenciou que os artigos do portfólio bibliográfico foram publicados em 12 periódicos. Deste portfólio, o “*International Journal of Production Research*” foi o que apresentou o maior grau de relevância, com duas publicações, os demais, apenas um cada. A **segunda análise** buscou-se avaliar o fator de impacto científico dos periódicos, onde os artigos do Portfólio Bibliográfico foram publicados. Esta análise seguiu por meio do JCR, uma ferramenta da Clarivate Analytics usada para avaliar e comparar periódicos. Para tanto, de acordo com a (Fig.2), segue, o *ranking* dos periódicos que compõe o Portfólio Bibliográfico. O *ranking* geral do JCR é composto por 12.515 posições e todos os 13 artigos do Portfólio Bibliográfico possuem relevância com impacto científico relevante indexado pelo (JCR). “A melhor classificação obtida foi pelo Periódico “*Technological Forecasting and Social Change*” na posição no *ranking* em 1784 com a publicação do artigo intitulado “*Influence of big data adoption on manufacturing companies’ performance: An integrated DEMATEL-ANFIS approach*”. As demais classificações seguem na ordem de menor para maior posição do *ranking*.

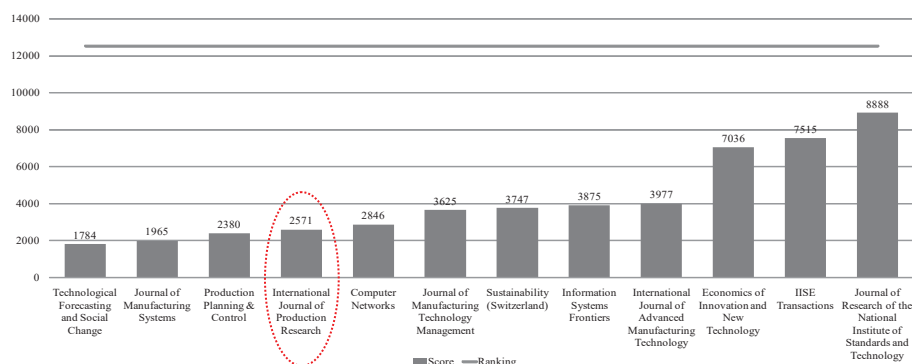


Fig.2. Ranking do Portfólio Bibliográfico. Adaptado de Journal Citation Reports (2019)

3.2.2 Estimar o reconhecimento científico dos artigos

O reconhecimento científico dos artigos do Portfólio Bibliográfico consiste em pesquisar a quantidade de vezes que o artigo foi citado, para isto utilizou-se como base de consulta, a plataforma *Google Scholar*. No contexto ilustrado pela (Fig.3), seguem os resultados. Todos os artigos apresentaram ao menos uma citação no indexador do Google Scholar. O artigo, que obteve o maior número de citação (127), está intitulado como “*Deep learning for smart manufacturing: Methods and*

applications publicado em (2018)”. Vale considerar, que a data de publicação, no caso, publicações recentes apresentam menos citações, mas este fator, não reduz o grau de relevância do artigo, na pesquisa.

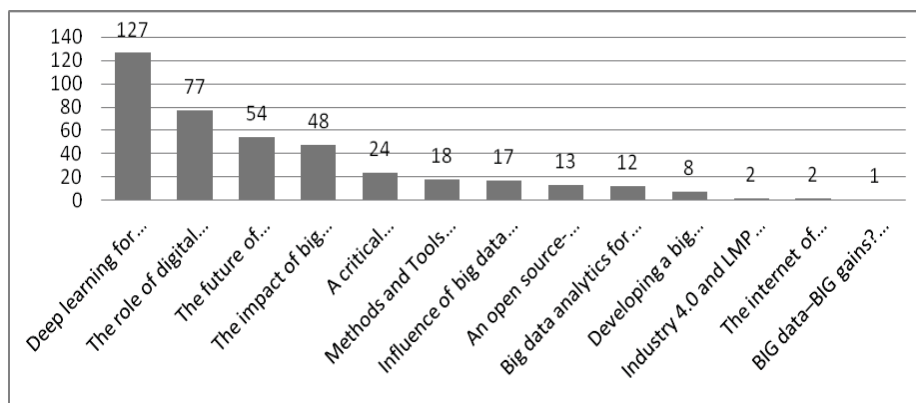


Fig.3. Citações dos artigos do Portfólio Bibliográfico. Adaptado de Google scholar (2019)

3.2.3 Estimar o grau de relevância dos autores

Nesta fase analisou-se por meio da plataforma Google Scholar o número de vezes, que os autores foram citados em outras pesquisas. No total de 50 autores, 35 tiveram citações formalizadas e outros 15 não foram localizados na plataforma. A (Fig.4) apresenta os dez primeiros colocados citados em outras. As análises referem-se a somente a esta pesquisa.

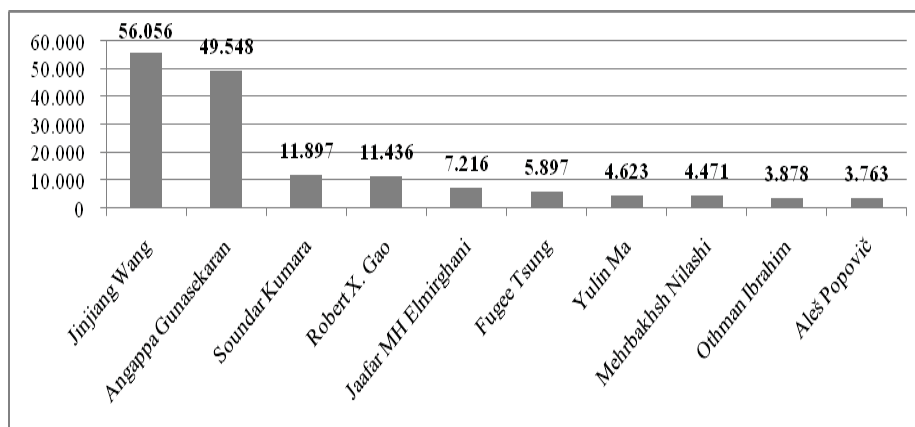


Fig.4. Citações dos 10 autores mais citadas em outras pesquisas. Adaptado de Google scholar (2019)

3.2.4 Estimar os termos de buscas mais utilizados

Neste caso, é interessante observar, através da (Fig.5), entre todos os 62 termos de buscas identificadas no Portfólio Bibliográfico, os 10 primeiros, correspondem a 55% dos que foram utilizadas nos eixos de busca da pesquisa.

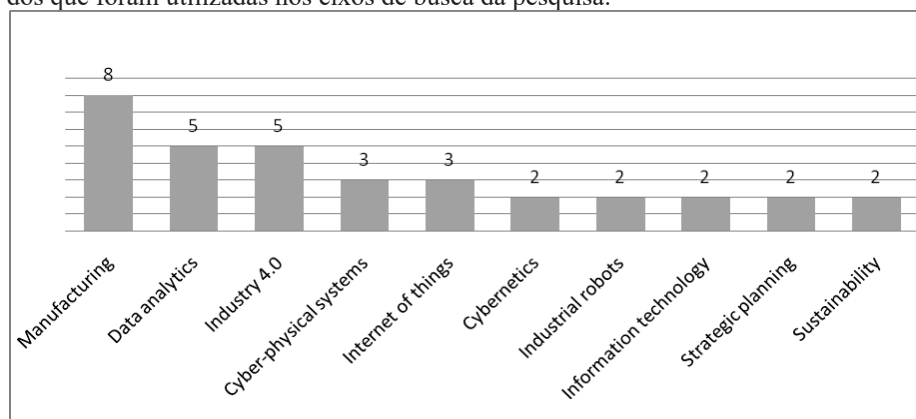


Fig.5. Relevância dos termos de buscas

3.3 Contribuições para o avanço da área

Sobre a avaliação de como esta sendo tratada a questão da medição de desempenho baseada em dados para máquinas, no contexto da indústria 4.0 percebeu-se, que o tema abordado, enfrenta grandes desafios, os quais vão desde a aplicação da pesquisa para o desenvolvimento para oferecer um roteiro estratégico, como guia para o processo de transição para a indústria 4.0 [6], até a avaliação de sucesso para a transformação das indústrias em fabricas inteligentes [26]. Evidenciou-se, nas literaturas pesquisadas dos últimos anos, que o tema incorpora outras dimensões sustentáveis na transformação digital [20]. Para [7, 9] estas dimensões podem auxiliar nas tomadas de decisões, no que tange a falta de conhecimento arquitetônico centrada na IoT, relacionada à grande quantidade de dados, com a dificuldade de coleta, armazenamento e análise deste volume de dados. A crescente ênfase na transformação digital está relacionada em apresentar um caminho para reduzir às limitações de recursos na revolução industrial 4.0, auxiliando a gestão das pequenas e médias indústrias, no processo de transformação digital [6]. Os resultados deste estudo podem ajudar a gestão destas pequenas e médias indústrias de manufatura, a focar com precisão nos fatores relevantes, para contribuir com os modelos de medição de máquinas baseada em dados para máquina, com as inovações tecnológicas, a fim de melhorar desempenho e competitividade futura de seus processos e estratégias [8]. A Tabela 2 apresenta uma lista de sugestões de pesquisas futuras inspiradas pelos autores, para o avanço e evolução da área identificada no Portfólio Bibliográfico.

Tabela 2. Relação das oportunidades identificada no Portfólio Bibliográfico

Aspectos de Avaliação	Autores	Pesquisas Futuras
Realização de pesquisas para a construção de um modelo	[6]	Identifica o melhor roteiro estratégico para a transição da indústria 4.0, na gestão das pequenas e médias empresas.
	[3]	Concentrar na aplicação de outras teorias para analisar a geração de conhecimento a partir dos dados gerados pelo monitoramento <i>online</i> ; o retorno do investimento sobre as inovações tecnológicas em organizações, que estão muito longe da perspectiva operacional da indústria 4.0; realizar a aplicação e a implementação da estrutura proposta para analisar a integração do <i>Cyber Physical</i> .
	[7]	Investigar o <i>design</i> ideal da estrutura da arquitetura baseado em código aberto no processamento de dados <i>online</i> e melhorar o algoritmo de mineração de dados usando dados históricos de sensores para garantia do desempenho do processamento.
Desenvolvimento de modelos de medição	[27]	Desenvolver pesquisas em computação em nuvem e pesquisa sobre a inteligência computacional, incluindo aprendizado profundo.
	[28]	Desenvolver tecnologias para coletar, armazenar e processar dados, bem como aplicar a <i>big data</i> na transformação digital associada de inovação e novos modelos de negócios.
	[8]	Desenvolvimento de modelos teóricos de pesquisa em estudos exploratórios futuros e amplos usando análise estatística para a modelagem de equações estruturais; Aplicação de outras técnicas de <i>decision making</i> , como preferência por similaridade com a solução ideal e <i>Analytic Network Process</i> , combinados com técnicas sofisticadas de computação para produzir resultados mais interessantes; Realizar a comparação entre as perspectivas de diferentes de clientes, funcionários e fornecedores; e Mensurar o impacto da adoção de <i>big data</i> investigando desempenho financeiro e não financeiro das empresas de manufatura.
Implementação e aperfeiçoamento	[4]	Avançar em um ambiente de <i>cyber-physical</i> production systems CPPS de forma <i>online</i> , onde o controle em tempo real será mais desafiador.
	[29]	Empregar a computação quântica para fins de aprendizado de máquina e poder ajudar a destronar “lei de Moor”, fornecendo mais espaço de processamento por unidade de tempo.
	[30]	Aperfeiçoar a exploração dos dados com a utilização do <i>Big Data Analytics</i> (BDA) para contribuir com a melhoria das operações e destacar seu desempenho.

Tabela 2. Continuação: Relação das oportunidades identificada no Portfólio Bibliográfico

Aspectos de Avaliação	Autores	Pesquisas Futuras
Medição dos dados	[9]	A realização da medição de desempenho para <i>smart manufacturing systems</i> (SMS).
	[5]	Estimular a abordagem sobre o desenvolvimento de novas Tecnologias <i>internet of manufacturing things</i> (IoMT) e metodologias analíticas para melhorar serviços de manufatura e otimizar os sistemas de manufatura.
Replicação	[31]	Replicar as descobertas sobre papel das tecnologias digitais para o serviço na transformação de empresas industriais.
Avaliação do sucesso	[26]	Desenvolver pesquisa utilizando uma rede bayesiana para expressar as dependências causais entre os constructos usando probabilidades condicionais, considerando o tipo de <i>tecnologia para a indústria 4.0</i> como o variável moderada para estudar o efeito da pratica <i>lean manufacturing</i> na <i>sustentabilidade organisational performance</i> ; Desenvolvimento de um sistema de apoio à decisão que possa ser usado para prever a <i>sustentabilidade organisational performance</i> para completar os estudos longitudinais e entender, como implantação das tecnologias da indústria 4.0 influenciam nas conclusões do presente estudo no futuro.

4.4 Modelo para medição do desempenho de equipamento

De acordo com as oportunidades identificadas no Portfólio Bibliográfico, relatado pela Tabela 2 construída com base nas sugestões de pesquisas futuras inspiradas pelos autores [3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 26, 27, 28, 29, 30, 31] apresenta-se uma proposta de um modelo para medição de desempenho baseada em dados para máquinas, ilustradas pela (Fig.6), contemplando a integração deste modelo por três camadas, sendo elas:

Manufatura (Entradas): Este módulo acomoda diferentes tipos de atividades e consiste na entrada de informações e recursos para a produção da manufatura e a coleta de dados aplicada por meio do monitoramento *online*, onde: **A máquina:** informações da capacidade produtiva e parâmetros de produção, tais como: tipo de produtos, produção/hora entre outros; **Processo:** Determinar o processo de acordo com o tipo de produto. Por exemplo: produto 1- linha a, b, c; Produto 2 – linha b, c, d; **Informação:** Toda a informação do processo será enviada para ser processada; **Pessoas:** o recurso mais importante da operação será responsável por lançar dados no sistema e interpretar os dados monitorados para serem analisados e decisões serem tomadas;

Análise de dados (Transformação de Processos): Este módulo consiste em duas funções: **Armazenamento:** utilizado para o armazenamento dos dados coletados e

Processamento de dados: dados coletados serão processados para gerar informações relevantes do processo;

Medição do desempenho (Saídas): O módulo permite a gestão visual das informações dos dados coletados e processados de forma *online* para auxiliar as tomadas de decisões para o gerenciamento da produção. Os dados podem ser apresentados por indicadores chaves do desempenho, no qual possibilita não só a gestão da produção, como também a operação da produção, a enxergar de forma clara, o desempenho monitorado do equipamento.

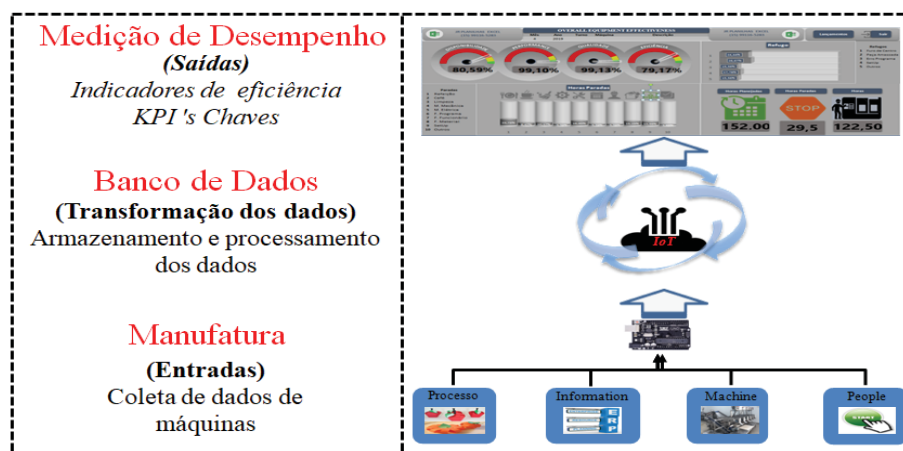


Fig.6. Manufatura Conectada

4. Conclusão

A **Análise Bibliométrica** composto por 13 artigos selecionados apresentou como resultado os seguintes dados: Os artigos foram selecionados em 12 periódicos indexados no JCR, sendo que a melhor classificação obtida foi pelo Periódico, “Technological Forecasting and Social Change” com posição no ranking de nº 1.784. O periódico com o maior grau de relevância foi o “*International Journal of Production Research*”, o qual apresentou dentre os demais, duas publicações selecionadas para o Portifólio Bibliográfico. No que tange o reconhecimento científico dos artigos do Portifólio Bibliográfico publicados entre os anos de (2013 e 2019), todos obtiveram índice de citação no Google Scholar, sendo o artigo com o maior número de citação (127) está intitulado como “*Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications* publicado em (2018)”.

Para o grau de reconhecimento dos 50 autores identificados no Portifólio Bibliográfico considerou-se o fator de impacto científico dos artigos publicados em nas bases medidas pelo (JCR) e as citações dos autores em outras publicações medidas por meio da plataforma Google Scholar, neste quesito, 15 autores não foram localizados na

plataforma, os demais apresentaram reconhecimento científico relevante. Quanto às análises dos termos de buscas foram identificados 62 termos, destes 55% também compõe os termos de buscas que foram utilizadas nos eixos da pesquisa e estão classificados entre os 10 primeiros mais citados nos artigos do Portfólio Bibliográfico.

A revisão sistemática possibilitou buscar na literatura, alguns dos principais artigos reconhecidos cientificamente, para tomar conhecimento sobre quais temas estão sendo tratados pelos pesquisadores na atualidade, sobre a medição de desempenho. Desta forma, possibilitou conhecer, quais periódicos são os mais relevantes sobre o tema de pesquisa, quais termos de buscas está sendo utilizados nas publicações e identificar neste portfólio, quais contribuições podem ser relevantes para serem aplicadas em pesquisas futuras. Neste contexto, o objetivo da pesquisa sobre a avaliação de como esta sendo tratada, a medição de desempenho baseada em dados para máquinas, no contexto da indústria 4.0 foi alcançado, pois com base nas propostas de contribuições inspiradas em pesquisas futuras para avanço da área, foi proposto um modelo medição do desempenho com base em dados de máquinas, compondo-se de três módulos (*manufatura, banco de dados e medição do desempenho*) para coletar, armazenar e transformar os dados em informações a ser gerenciadas por meio de indicadores. Com este resultado da-se por concluída a pesquisa, tendo como o objetivo proposto sendo alcançado e os resultados como satisfatórios.

Para futuras pesquisas, mesmo considerando que já existe algo pronto como (ferramentas/algoritmos e outras tecnologias de dados maduras) cabem a implementação e a avaliação dos resultados desta proposta.

References

1. Inoue, J. S. P., Pinto, S. B., & Geribello, R. S. (2019). I4.0- impactos da tecnologia da informação na nova indústria, (2012).
2. Salhaoui, M., Guerrero-González, A., Arioua, M., Ortiz, F. J., El Oualkadi, A., & Torregrosa, C. L. (2019). Smart Industrial IoT Monitoring and Control System Based on UAV and Cloud Computing Applied to a Concrete Plant. *Sensors*, 19(15), 3316. <https://doi.org/10.3390/s19153316>
3. Fatorachian, H., & Kazemi, H. (2018). A critical investigation of Industry 4.0 in manufacturing: theoretical operationalisation framework. *Production Planning and Control*, 29(8), 633–644. <https://doi.org/10.1080/09537287.2018.1424960>
4. Woo, J., Shin, S. J., Seo, W., & Meilanitasari, P. (2018). Developing a big data analytics platform for manufacturing systems: architecture, method, and implementation. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 99(9–12), 2193–2217. <https://doi.org/10.1007/s00170-018-2416-9>
5. Yang, H., Kumara, S., Bukkapatnam, S. T. S., & Tsung, F. (2019). The internet of things for smart manufacturing: A review. *IIEE Transactions*, 51(11), 1190–1216. <https://doi.org/10.1080/24725854.2018.1555383>

6. Ghobakhloo, M. (2018). The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward Industry 4.0. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 29(6), 910–936. <https://doi.org/10.1108/JMTM-02-2018-0057>
7. Syafrudin, M., Fitriyani, N. L., Li, D., Alfian, G., Rhee, J., & Kang, Y. S. (2017). An open source-based real-time data processing architecture framework for manufacturing sustainability. *Sustainability*, 9(11). <https://doi.org/10.3390/su9112139>
8. Yadegaridehkordi, E., Hourmand, M., Nilashi, M., Shuib, L., Ahani, A., & Ibrahim, O. (2018). Influence of big data adoption on manufacturing companies' performance: An integrated DEMATEL-ANFIS approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 137(July), 199–210. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.07.043>
9. Kibira, D., Morris, K., & Kumaraguru, S. (2016). Methods and Tools for Performance Assurance of Smart Manufacturing Systems. *Journal of Research of the National Institute of Standards and Technology*, 121, 287. <https://doi.org/10.6028/jres.121.013>
10. Lazarova-Molnar, S., Mohamed, N., & Al-Jaroodi, J. (2018). Collaborative data analytics for industry 4.0: Challenges, opportunities and models. In 6th International Conference on Enterprise Systems, ES 2018 (pp. 100–107). Mærsk Mc-Kinney Møller Institute, University of Southern Denmark, Odense, Denmark: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. <https://doi.org/10.1109/ES.2018.00023>
11. Ensslin, L., Ensslin, S. R. Orientações para elaboração dos artigos científicos do LabMCDA-C [Apostila da disciplina Avaliação de Desempenho do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Catarina]. Florianópolis. UFSC. 2007.
12. Ensslin, L.; Ensslin, S. R.; Lacerda, R. T. O.; Tasca, J. E. ProKnow-C, Knowledge Development Process - Constructivist. Processo técnico com patente de registro pendente junto ao INPI. Brasil, 2010.
13. Ensslin, S. R., Ensslin, L., Matos, L. dos S., Vicente, A. D., & Ripoll-Feliu, M. (2015). Research opportunities in performance measurement in public utilities regulation. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 64(7), 994–1017.
14. Marafon, A. D., Ensslin, L., Ensslin, S. R., & Lacerda, R. T. (2012). Revisão Sistêmica Da Literatura Sobre Avaliação De Desempenho Na Gestão De P&D. *Revista Gestão Industrial*, 8(3). <https://doi.org/10.3895/s1808-04482012000300001>
15. Ensslin, L., Ensslin, S. R., & Pinto, H. de M. (2013). Processo de investigação e análise bibliométrica: avaliação da qualidade dos serviços bancários. *Revista de Administração Contemporânea*, 17(3), 325–349. <https://doi.org/10.1590/s1415-65552013000300005>
16. Waiczysk, C., & Ensslin, E. R. (2013). Avaliação de produção científica de pesquisadores: mapeamento das publicações científicas. *Revista Contemporânea de Contabilidade*, 10(20), 97–112. <https://doi.org/10.5007/2175-8069.2013v10n20p97>
17. Valmorbidia, S. I., Ensslin, S. R., Ensslin, L., & Ripoll-feliu, V. M. (2014). Avaliação de Desempenho para Auxílio na Gestão de Universidades Públicas: Análise da Literatura para Identificação de Oportunidades de Pesquisas Performance Evaluation in the Management of Public Universities: a literature analysis identifying research, 4–28.
18. Rosa, F. S., Ensslin, S. R., Ensslin, L., & Lunkes, R. J. (2012). Environmental disclosure management: A constructivist case. *Management Decision*, 50(6), 1117–1136. <https://doi.org/10.1108/00251741211238364>

19. Lacerda, R. T. O., Ensslin, L., & Ensslin, S. R. (2012). Uma análise bibliométrica da literatura sobre estratégia e avaliação de desempenho. *Gestao e Producao*, 19(1), 59–78.
20. Moro, S. R., & Ensslin, S. R. (2018). Avaliação de desempenho de sistemas produtos-serviço: Revisão de literatura e agenda de pesquisa. *Revista Produção Online*, 18(2), 532–559.
21. Ensslin, L., Ensslin, S. R., & Pacheco, G. C. (2012). Um estudo sobre segurança em estádios de futebol baseado na análise bibliométrica da literatura internacional A study about safety in football stadiums based on bibliometric analysis of international literature. *Perspectivas Em Ciência de Informação*, 17(2), 71–91. <https://doi.org/10.1590/S1413-99362012000200006>
22. Afonso, M.H.F., de Souza, J.V., Ensslin, S.R. and Ensslin, L. (2011), “Como construir conhecimento sobre o tema de pesquisa? Aplicação do processo proknow-c na busca de literatura sobre avaliação do desenvolvimento sustentável”, *Revista De Gestão Social E Ambiental*, Vol. 5 No. 2, pp. 47-62.
23. Azevedo, R. et al. Avaliação de desempenho do processo de orçamento: estudo de caso em uma obra de Construção Civil. *Ambiente Construído (Online)*, v. 11, p. 85-104. 2011.
24. Rosa, F. S. da Ensslin, S. R., Ensslin, L., & Lunkes, R. J. (2011). Environmental disclosure management : a study on the potential and opportunities of the theme *Gestão da evidenciação ambiental* : um estudo sobre as potencialidades e oportuniades do tema. *Eng Sanit Ambient.*, 1(48), 157–166. <https://doi.org/10.1590/S1413-41522011000200009>.
25. Lacerda, R. T. O., Ensslin, L., & Ensslin, S. R. (2011). A performance measurement framework in portfolio management: A constructivist case. *Management Decision*, 49(4), 648–668. <https://doi.org/10.1108/00251741111126530>
26. Kamble, S., Gunasekaran, A., & Dhone, N. C. (2019). Industry 4.0 and lean manufacturing practices for sustainable organisational performance in Indian manufacturing companies. *International Journal of Production Research*, 0(0), 1–19. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1630772>
27. Wang, J., Wang, K., Wang, Y., Huang, Z., & Xue, R. (2019). Deep Boltzmann machine-based condition prediction for smart manufacturing. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 10(3), 851–861. <https://doi.org/10.1007/s12652-018-0794-3>
28. Niebel, T., Rasel, F., & Viète, S. (2019). BIG data–BIG gains? Understanding the link between big data analytics and innovation. *Economics of Innovation and New Technology*, 28(3), 296–316. <https://doi.org/10.1080/10438599.2018.1493075>
29. Hadi, M. S., Lawey, A. Q., El-gorashi, T. E. H., & Elmirghani, J. M. H. (2018). Big data analytics for wireless and wired network design: A survey. *Computer Networks*, 132, 180–199. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2018.01.016>
30. Popovič, A., Hackney, R., Tassabehji, R., & Castelli, M. (2018). The impact of big data analytics on firms’ high value business performance. *Information Systems Frontiers*, 20(2), 209–222. <https://doi.org/10.1007/s10796-016-9720-4>
31. Ardolino, M., Rapaccini, M., Saccani, N., Gaiardelli, P., Ruggeri, C., Ardolino, M., Gaiardelli, P. (2018). The role of digital technologies for the service transformation of industrial companies. *International Journal of Production Research*, 7543(May 2017), 0. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1324224>
32. Castelli, T. M. (2018). Análise da metodologia Knowledge Development Process-Constructivist (Proknow-C) e suas contribuições à avaliação de desempenho organizacional: Um estudo à luz do apoio a à decisão. Retrieved from:<https://ppga.furg.br/images/Dissertacoes/Dissertao_Tiago_Machado_Castelli.pdf>.

APÊNDICE 1 - RDC (RESEARCH DESEING CANVAS)

Title of Thesis: Construção de um modelo de gestão de produção de manufatura baseado data analytics e indicadores aplicados em uma indústria

Name: Gleison Hidaigo Martins
Orientador: Fernando Deschamps

Date: 09/2021 /
Version: 04

Problem / Phenomenon

Does a real-world problem(s) motivate the project?
What are the main phenomenon and specific sub-phenomena being investigated?

Atualmente as pequenas, médias indústrias e grandes indústrias apresentam dificuldades em usar dados para medir o desempenho de seus processos para propor melhorias e gerenciar a manufatura. Os fenômenos a serem investigados relacionam-se com estas dificuldades, as quais apontam a problemática no gerenciamento da manufatura. Um case real exemplificado no sistema produtivo da unidade de produção de massas e confeitaria (M&C) aponta baixa implementação de tecnologia e automação, o que reflete num processo manual com baixa adoção de práticas enxutas

Assumptions / Paradigm

Is the research based upon philosophical assumptions?
Does the research operate within a specific paradigm?

Atualmente já existem ferramentas, algoritmos, técnicas e tecnologias de análise de dados maduras e utilizadas em outros processos para serem aplicadas no contexto do problema da proposta de pesquisa.

Literatures

What literatures, subareas, or constellations will be used? What are the key articles / studies?
Will each literature play a supporting or motivating role?

→ **Data analytics:** coleta e processamento de informação;
→ **Indicadores de desempenho de manufatura:** OEE, OTE, OLE

Observations and Arguments

What themes and issues are evident in the literatures? What gaps and / or problems are evident in the literatures? What are the costs or risks of the gaps / problems? Which are pre-existing and which are identified by you?

O problema na literatura é como organizar a aplicação ou uso de dados para a melhoria efetiva em manufatura.

Research Questions

What are the research questions? What are the benefits / value of investigating them? Are there any tentative hypotheses?

-A realidade encontrada gera à oportunidade de entender quais são as lacunas a serem preenchidas no sistema produtivo afim de como adotar um gestão da manufatura baseada em dados (sensitiva) para orientar ações e melhorias?

Theory

What theoretical ideas / model / framework / concepts will be used or developed in the project? What role will theory play in the project?

Data analytics:

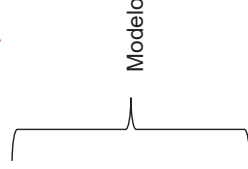
→ Coleta (IoT);

→ Processamento (Machine Learning)

Indicadores:

→ OEE;

→ OTE >>> Modelo



Contributions

What are the potential contributions (empirical, theoretical, practical, methodological) of the research? Who are the key stakeholders and what benefits will the research provide to them?

→ Construção de um modelo de gestão de manufatura baseado data analytics e indicadores aplicados em uma indústria;

→ O modelo vai contribuir com evolução das pequenas, médias e grande empresa que apresentam dificuldades em gerenciar dados para mensurar à eficiência do processo.

Methodology / Design

What is the overall design or methodology for the study? What are the key principles or objectives of the methodology?

DSR – (Design Science Research)

→ Construção do artefato/ modelo (Revisão da literatura sistemática ou não);

→ Avaliação da aplicação do modelo (experimento).

Methods

What methods of data collection and analysis will be utilized? What are the key features or strengths of each method?

→ **Construção do modelo:** RSL (Revisão sistemática de literatura) mais Método Delphi + especialista;

→ **Avaliação:** Aplicação prática com base em protocolo de experimento.

Sample / Context

What sample and sampling methods will be used?
What aspects of the context are likely to be important?

→ **RSL:** Depende dos artigos encontrados baseados em sua qualidade (fator de impacto);

→ **Especialista/Delphi:** CV(análise) do + para o – experiente;

→ **Experimento:** Caso único típico (ilustração).

APÊNDICE 2 – FASE 1 - ANÁLISE CRÍTICA DE AVANÇO REV00

P&D	APÊNDICE (D) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	01
		Data:	11/2020

1. OBJETIVO

Instalação do dispositivo medição de corrente e contagem através do processamento por meio de cor, com foco na primeira fase de aplicação para coleta de dado do processo.

2. FORNECEDOR

Empresa: Tudo Remoto – Item 1 - **Instalação do dispositivo de medição de corrente;**

Empresa: Risotolândia – Item 2 - **Instalação do dispositivo de contagem através do processamento por meio de cor**

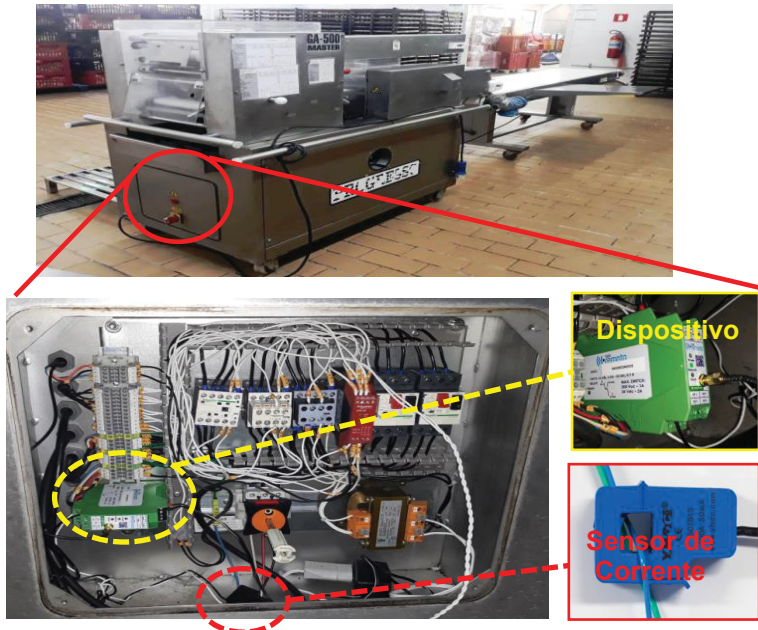
3. SITUAÇÃO

CRONOGRAMA DO PROJETO	STATUS	DATA
Etapa: 1ª fase de aplicação do projeto	Concluído	29/04/2020

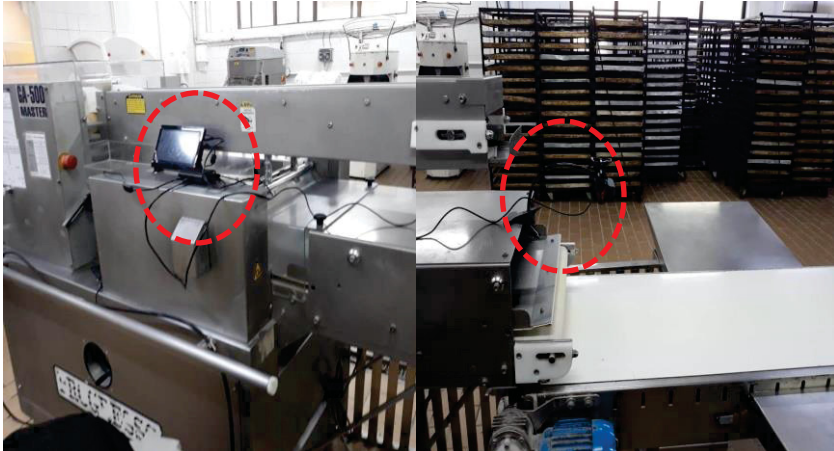

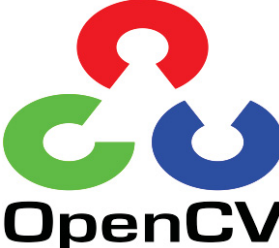
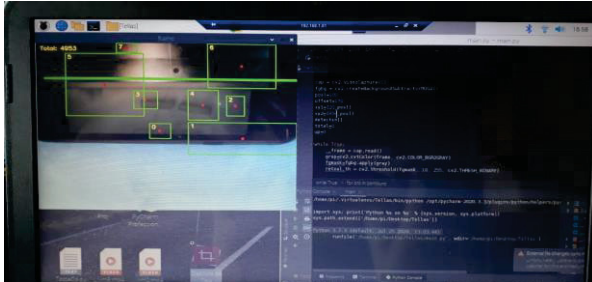
Cronograma com a etapa

Meses	11/ 20	12 / 20	01 / 21	02 / 21	03 / 21	04 / 21	05 / 21	06 / 21	07 / 21	08 / 21	09 / 21	10 / 21
Início da etapa	X											
Término da Etapa					X							
Onde Está						X						
Onde deveria estar					X							

5. PRINCIPAIS ATIVIDADES REALIZADAS NO ÚLTIMO PERÍODO (ARQUIVOS DE FOTOS)

ITEM	ASSUNTO	STATUS (concluído) 26/11/2020
1	<p>Foto 01- Instalação do dispositivo módulo TR-IO Flex para a medição de medição de corrente</p> 	Concluído

P&D	APÊNDICE (D) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	01
		Data:	11/2020

ITEM	ASSUNTO	STATUS (concluído) 25/02/2021
2	<p>Foto 02- Instalação do dispositivo de contagem por cor</p>  <div style="display: flex; justify-content: center; align-items: center; gap: 20px;">   </div> 	Concluído

P&D	APÊNDICE (D) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	01
		Data:	11/2020

6. Avaliação da aplicação

Item 1 - Instalação do dispositivo para a medição de corrente

O módulo *gateway* TR-IO Flex é um dispositivo indispensável na aplicação da digitalização dos dados de produção para indústria 4.0. Sua funcionalidade foca em enviar os dados dos instrumentos de campos para a nuvem por de sistema de rede de celular 4G, sem conexão com a rede local. O sensor de corrente não evasivo é um equipamento utilizado para medir a amperagem da corrente elétrica. Muito usado em projetos de automação como medidores de corrente elétrica, proteção de motores AC, iluminação dentre outros.

O dispositivo módulo TR-IO Flex e o sensor de corrente não evasivo (SECON P1 20A) foram instalados no painel elétrico da Modeladora GA500, conforme ilustra a Foto - 01 na data de 26/11/2020. O dispositivo Módulo TR-IO Flex é alimentado pela energia do painel e permite a conexão com o sensor de corrente, o dispositivo sensor é capaz de coletar a data, hora e a quantidade de corrente, que o equipamento está consumindo.

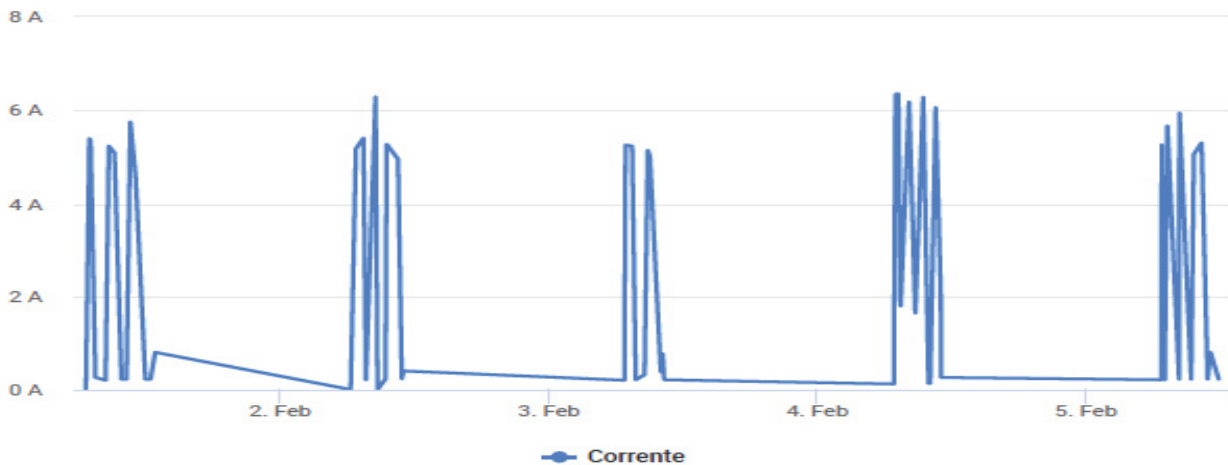
Os dados coletados são enviados e armazenados na nuvem e disponibilizado para o usuário cadastrado, acompanhar o consumo elétrico por meio de indicadores no *Webcloud* de forma online. Os dados podem ser analisados de várias formas:, conforme dados parciais apresentados pela Tabela 1 e Gráfico 1. Nestas análises foram observados dois pontos: Corrente <3,0 Amperes apresenta uma condição de máquina parada e sem produção; Corrente =>3,01 Amperes máquina ligada em condição de operação.

Tabela 1: Consumo de corrente elétrica

hora	valores	hora	valores	hora	valores
01/02/2021 06:37:40	0	02/02/2021 06:16:57	0	03/02/2021 06:44:34	0,2
01/02/2021 06:55:52	5,39	02/02/2021 06:45:16	5,17	03/02/2021 06:50:39	5,25
01/02/2021 07:02:57	5,33	02/02/2021 07:25:43	5,4	03/02/2021 07:26:01	5,23
01/02/2021 07:28:30	0,26	02/02/2021 07:38:52	0,21	03/02/2021 07:45:14	0,21
01/02/2021 08:23:14	0,2	02/02/2021 08:30:43	6,29	03/02/2021 08:32:46	0,32
01/02/2021 08:40:25	5,23	02/02/2021 08:41:22	0	03/02/2021 08:49:57	5,14
01/02/2021 09:10:45	5,08	02/02/2021 09:23:50	0,23	03/02/2021 09:01:04	5
01/02/2021 09:48:09	0,22	02/02/2021 09:29:54	5,27	03/02/2021 09:59:43	0,38
01/02/2021 10:15:27	0,22	02/02/2021 10:30:51	4,95	03/02/2021 10:09:50	0,77
01/02/2021 10:35:46	5,75	02/02/2021 10:51:04	0,23	03/02/2021 10:17:55	0,21
01/02/2021 11:03:59	4,58	02/02/2021 11:00:10	0,4		
01/02/2021 11:56:34	0,22				
01/02/2021 12:23:51	0,22				
01/02/2021 12:49:08	0,8				

P&D	APÊNDICE (D) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	01
		Data:	11/2020

Gráfico 1: Consumo de corrente elétrica



Por meio da construção de uma planilha no Software Excel da Microsoft, pode-se identificar estratificando os dados de data, hora e corrente (dados parciais entre os dias 01 e 05 de Fevereiro de 2021) a métrica da disponibilidade mensurando os tempos disponíveis do equipamento. Conforme apresentado pela Tabela 2.

Tabela 2: Dados estratificados de disponibilidade

Data	Hora Start	Hora Término	Horas Disponíveis	Horas Paradas	Horas Paradas %	Horas Trabalhadas	Disponibilidade (%)
01/02/2021	6:55	11:56	5:00	01:59	40%	03:01	60%
02/02/2021	6:45	10:51	4:05	01:40	41%	02:25	59%
03/02/2021	6:50	9:59	3:09	01:04	34%	02:04	66%
04/02/2021	6:58	11:00	4:02	02:06	52%	01:56	48%
05/02/2021	6:45	10:51	4:05	00:30	12%	03:35	88%

Por meio da medição de disponibilidade realizada das horas trabalhadas, evoluiu-se na construção da planilha ilustrada pela Tabela 3, mais duas métricas: A produtividade e a qualidade, a fim de trabalhar o gerenciamento da produção de forma planejada, uma vez que, para mensurar a produtividade real, ainda depende do desenvolvimento de um contador de produto, o qual será apresentado no Item dois de aplicação. Os dados estratificados por meio das Tabela 3, contribuiu com a evolução do desenvolvimento dos *dashboards* para o monitoramento *online* no usuário *Webcloud*. Inicialmente com apenas a medição de corrente. Nesta primeira fase de aplicação, já é possível visualizar no *webcloud*, além do monitoramento de corrente Figura 1, o status de disponibilidade Figura 2 e a produção estimada Figura 3 com base em uma produção fictícia de 10.000 unidades produtos por horas, ou seja, 166 unidades por minutos.

P&D	APÊNDICE (D) Relatório técnico de Avanço		Revisão: 01
			Data: 11/2020

Tabela 3: Dados estratificados para as métricas de OEE

Data	Hora Start	Hora Término	Horas Disponíveis	Horas Paradas	Horas Paradas %	Horas Trabalhadas	Disponibilidade (%)	Minuto Planejado	Produção Planejada	Minuto teórico realizado horas trabalhadas	Produção realizada minuto teórico	Produção Real	Média Dia	Produtividade (%)	Média Prud/hora	Média Hora	Produção Real	Produção %	Média OEE	OEE
01/02/2021	6:55	11:56	5:00	01:59	40%	03:01	60%	300	50000	181	30046	17346	33751	35%	3469	8137	15611	90%	45%	19%
02/02/2021	6:45	10:51	4:05	01:40	41%	02:25	59%	245	40833	145	24070	20585	33751	50%	5041	8137	18527	90%	45%	27%
03/02/2021	6:50	9:59	3:09	01:04	34%	02:04	66%	189	31500	124	20584	19500	33751	62%	6190	8137	17550	90%	45%	37%
04/02/2021	6:58	11:00	4:02	02:06	52%	01:56	48%	242	40333	116	19356	41018	33751	102%	10170	8137	36916	90%	45%	44%
05/02/2021	6:45	10:51	4:05	00:30	12%	03:35	88%	245	40833	215	35690	34291	33751	84%	8398	8137	30862	90%	45%	66%
06/02/2021																				
07/02/2021																				
08/02/2021	6:53	11:39	4:46	00:50	18%	03:55	82%	286	47667	235	39010	18061	33751	38%	3789	8137	16255	90%	45%	28%
09/02/2021	6:44	11:37	4:52	03:13	65%	01:39	34%	292	48667	99	16434	41083	33751	84%	8442	8137	36975	90%	45%	26%
10/02/2021																				
11/02/2021	6:52	10:52	4:00	01:36	40%	02:23	60%	240	40000	143	23738	40870	33751	102%	10218	8137	36783	90%	45%	55%
12/02/2021	6:24	9:34	3:10	00:42	22%	02:27	78%	190	31667	147	24402	49647	33751	157%	15678	8137	44682	90%	45%	110%
13/02/2021																				
14/02/2021																				
15/02/2021																				
16/02/2021	6:43	9:51	3:08	00:21	11%	02:46	89%	188	31333	166	27556	20302	33751	65%	6479	8137	18272	90%	45%	52%
17/02/2021	6:28	14:05	7:36	04:56	65%	02:39	35%	456	76000	159	26394	42826	33751	56%	5635	8137	38543	90%	45%	18%
18/02/2021	6:47	10:19	3:31	00:46	22%	02:45	78%	211	35167	165	27390	39830	33751	113%	11326	8137	35847	90%	45%	80%
19/02/2021	6:34	11:02	4:28	01:16	29%	03:12	71%	268	44667	192	31872	40782	33751	91%	9130	8137	36704	90%	45%	59%
20/02/2021																				
21/02/2021																				
22/02/2021	7:32	13:49	6:16	02:55	47%	03:20	53%	376	62667	200	33200	30672	33751	49%	4894	8137	27605	90%	45%	23%
23/02/2021	6:56	11:42	4:46	02:07	45%	02:38	55%	286	47667	158	26228	32073	33751	67%	6729	8137	28866	90%	45%	34%
24/02/2021	6:59	9:22	2:23	01:09	49%	01:13	51%	143	23833	73	12118	38319	33751	161%	16078	8137	34487	90%	45%	74%
25/02/2021	6:46	14:25	7:39	04:43	62%	02:55	38%	459	76500	175	29050	58880	33751	77%	7697	8137	52992	90%	45%	26%
26/02/2021	6:52	9:53	3:01	01:42	57%	01:18	43%	181	30167	78	12948	21426	33751	71%	7103	8137	19283	90%	45%	28%
27/02/2021																				
28/02/2021																				

Fevereiro



P&D	APÊNDICE (D) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	01
		Data:	11/2020

Figura 1: *Webcloud* monitoramento de corrente (Fevereiro/2021)

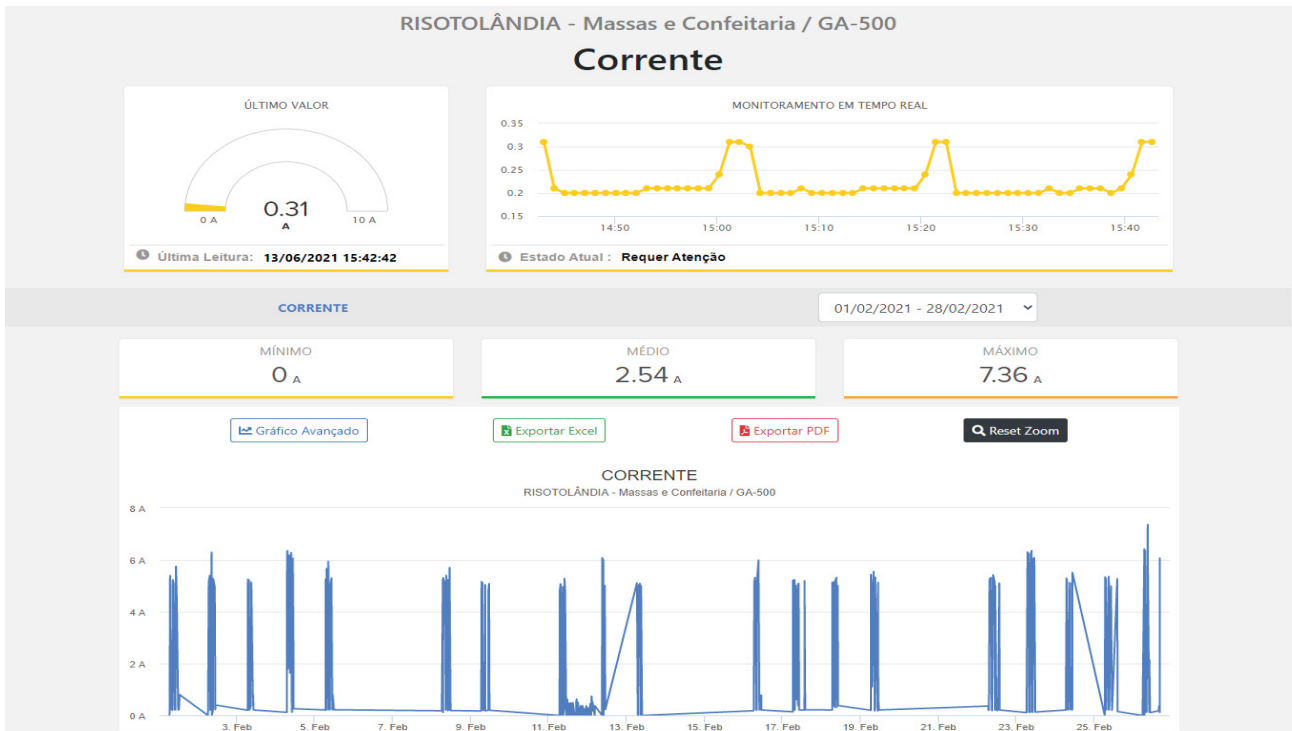
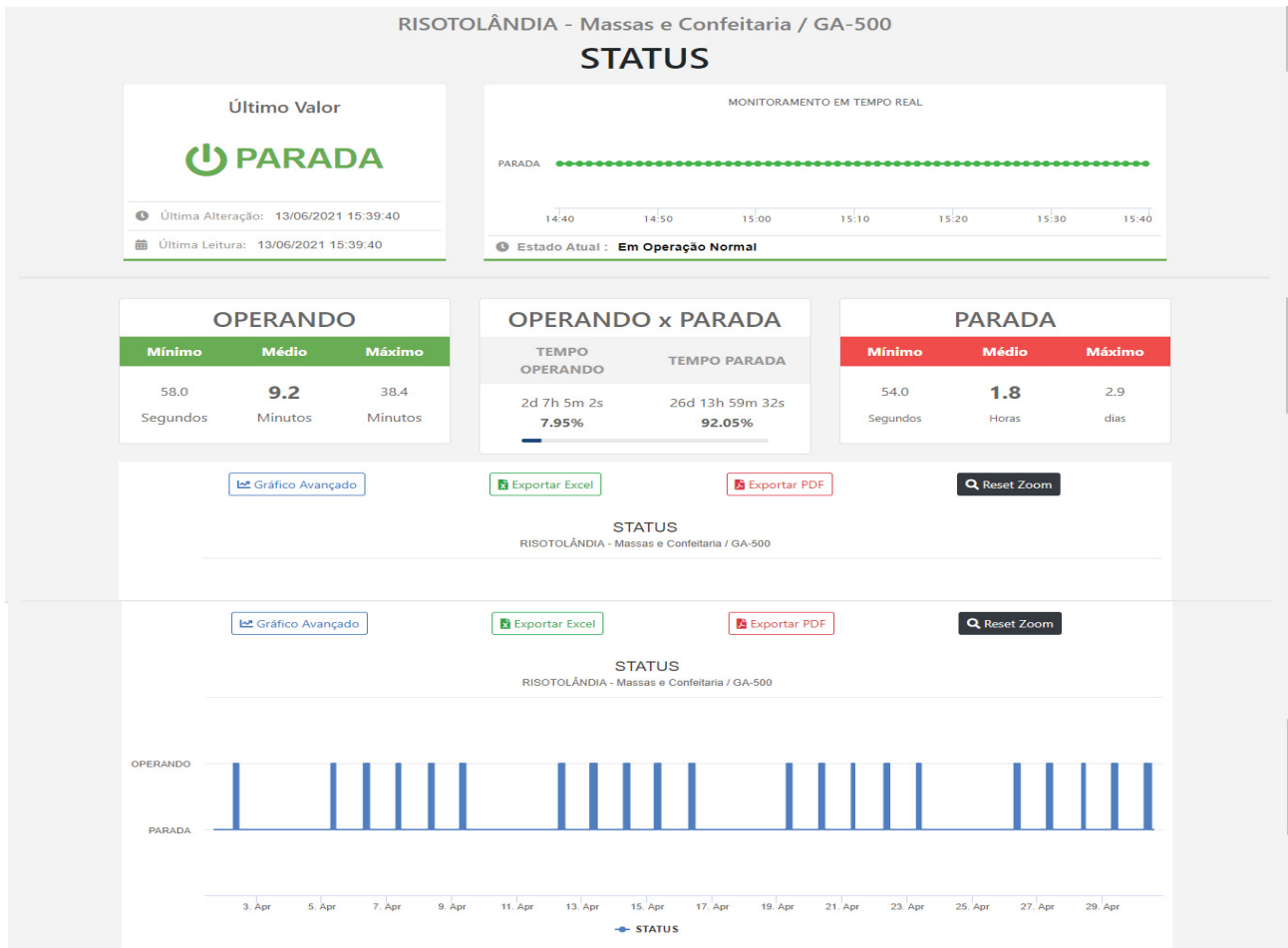


Figura 2: *Webcloud* monitoramento de Disponibilidade (Abril/2021)



P&D	APÊNDICE (D) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	01
		Data:	11/2020

Figura 3: Webcloud monitoramento de produção estimada (Junho/2021)



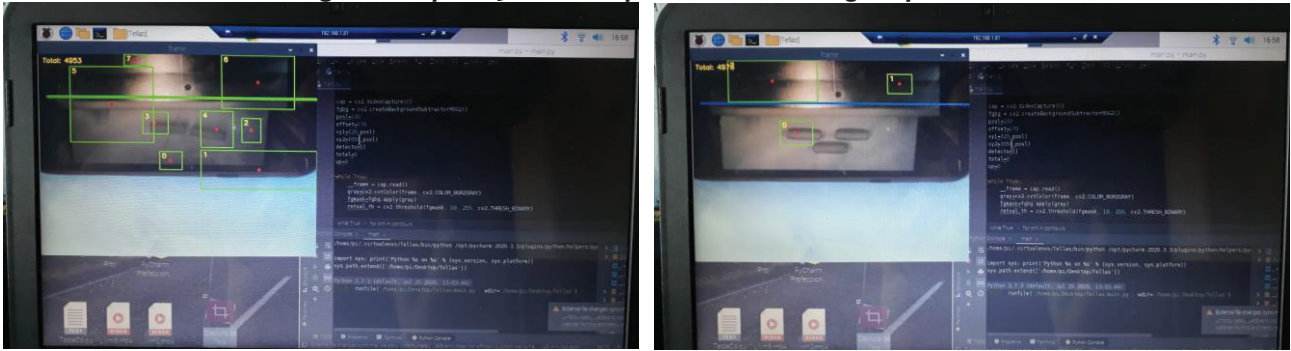
Item 2 - Instalação do dispositivo de contagem por meio de cor

A equipamento GA500 não possui um contador de produto (Por ser um equipamento legado), o que impede a realização da contagem de produção/hora pelo equipamento. Para a proposta de construção de um modelo de medição de desempenho para equipamento legado, utiliza-se como uma das métricas a produtividade. Esta contagem é necessária, pois está ligada diretamente a métrica do indicador de produtividade (Produtividade planejada/ produtividade realizada). A probabilidade mais assertiva para contagens dos produtos fabricados, neste equipamento é por meio do processamento por imagem. Por trabalhar em um *hardware* (*raspberry*) com sistema operacional (*Linux*) para rodar um *software* "mais leve", para não travar o equipamento (*raspberry*).

Na aplicação em máquina a contagem por cor não apresentou resultado satisfatório, pois além da contagem dos pães, o dispositivo também contava partes da máquina onde refletia luz, bem como, parafuso e operadores (por utilizar uniforme de cor branca) e muitas vezes não contava o produto conforme Apresentado Figura 4. Neste caso, avaliou-se que o dispositivo de contagem por cor não apresentou eficiência e sendo necessário rever aplicação de contagem com mais eficiência.

P&D	APÊNDICE (D) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	01
		Data:	11/2020

Figura 4: Aplicação do dispositivo de contagem por cor



Para a segunda fase analisou-se a evolução para a contagem por meio de uma programação, para uma nova contagem por meio de processamento de imagem (não por algoritmo). Neste caso captou imagens do processo conforme Figura 5, para fazer sobreposição destas novas imagens na programação e aplicá-la em linha de produção.

Figura 5: Coleta de imagens para treinamento neural



P&D	APÊNDICE (D) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	01
		Data:	11/2020

8. Conclusão

O desenvolvimento do modelo de medição de desempenho segue otimista na aplicação na primeira fase, mas será necessário ajuste na arquitetura proposta. Para aplicação do modelo em uma segunda fase, cabe a evolução do dispositivo para contagem por meio do processamento da imagem do produto (pão) e sua aplicação na linha de produção, bem como, o acompanhamento e validação dos dados coletados pelo dispositivo versus o realizado. Nesta mesma etapa de aplicação, segue a liberação da base de monitoramento *online* via *webcloud*, a apresentação dos dados de medição do equipamento por meio de *dashboards* envolvendo as métricas do OEE (disponibilidade, produtividade e qualidade) com a validação dos dados em campo. Ambos contribuem para o monitoramento *online* de processo.

Próxima inspeção: 15 de Junho de 2021

**Aplicação e validação do dispositivo de contagem por imagem;
Validação do *dashboard* para monitoramento *online* da medição do desempenho o sistema *webcloud*.**

P&D	APÊNDICE (D) Relatório técnico de Avanço		Revisão: 01
			Data: 11/2020

9. Plano de ações

25/11/2021	Gleison Hidalgo Martins	Objetivo: Análise de evolução	Meta:
Resp:		Indicador:	

Plano de Ação 5W2H

O que	Como	Quem	Quando		Onde	Por que	Quanto	Completo %	Hoje	Situação Atual
			Início	Fim						
Instalação Dispositivo TR-io Flex	Instalação será realizada por meio da TR	Hygor	26/11/2020	26/11/2020	GA500	Coleta de dados de máquina	R\$ -	100%	100%	100%
Análise dos dados	Planilhas de excel	Gleison	28/11/2020	28/02/2021	P&D	Verificar funcionalidade por meio dados coletados	R\$ -	100%	100%	100%
Reunião Tudo Remoto	Google Meet	Gleison/Rodrigo	15/04/2021	15/04/2021		Apresentação dos dados no de máquina no <i>dashboards excel</i>	R\$ -	100%	100%	100%
Análise dos dados	Planilhas de excel	Gleison	15/04/2021	15/04/2021	P&D	Verificar funcionalidade por meio dados coletados	R\$ -	100%	100%	100%
Reunião Tudo Remoto	Criação dos dashboards máquina Status e produção estimada	Gleison/Rodrigo	29/04/2021	29/04/2021	Plataforma online	Apresentação dos dados no de máquina no dashboards	R\$ -	100%	100%	100%

APÊNDICE 3 – FASE 2 - ANÁLISE CRÍTICA DE AVANÇO REV01

P&D	APÊNDICE (E) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	02
		Data:	06/2021

1. OBJETIVO

Aplicação e validação do dispositivo de contagem por meio de processamento por imagem, com foco na segunda fase de aplicação para coleta de dados e alinhamento das métricas através do *dashboards* no sistema *webcloud*.

2. FORNECEDOR

Empresa: Tudo Remoto – Item 1 - *Instalação do dispositivo (Raspberry) sistema de contagem de produtos;*
 Empresa: Tudo Remoto – Item 2 – *Readequação do pedestal da câmera*
 Empresa: Tudo Remoto – Item 3 - *Dashboards no sistema webcloud*

3. SITUAÇÃO

CRONOGRAMA DO PROJETO	STATUS	DATA
Etapa: 2ª fase de aplicação do projeto	Concluído	16/07/2021

Cronograma com a etapa

Meses	11/ 20	12 / 20	01 / 21	02 / 21	03 / 21	04 / 21	05 / 21	06 / 21	07 / 21	08 / 21	09 / 21	10 / 21
Início da etapa	X											
Término da Etapa									X			
Onde Está								X				
Onde deveria estar									X			

5. PRINCIPAIS ATIVIDADES REALIZADAS NO ÚLTIMO PERÍODO (ARQUIVOS DE FOTOS)

ITEM	ASSUNTO	STATUS (concluído) 23/06/2020
1	<p>Foto 01- <i>Instalação do dispositivo (Raspberry) sistema de contagem de produto.</i></p>	Concluído

P&D	APÊNDICE (E) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	02
		Data:	06/2021

ITEM	ASSUNTO	STATUS (concluído) 13/07/2021
-------------	----------------	--

2

Foto 02- *Readequação sistema de contagem*

Concluído

ITEM	ASSUNTO	STATUS (Concluído) 23/07/2021
-------------	----------------	--

3

Foto 03- *Liberação do dashboards no sistema webcloud*

Concluído

P&D	APÊNDICE (E) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	02
		Data:	06/2021

6. Avaliação da aplicação

No dia **23 de Junho** foi instalado o dispositivo com um sistema de contagem de pães. Para validação desta aplicação será necessário o acompanhamento para contagem manual e posteriormente comparar com os dados coletados pelo sistema de contagem. O comparativo tem a finalidade de validar a acurácia do sistema de contagem.

Os acompanhamentos realizados na produção de pães, nos dias **24 e 25 de junho** no período entre as 06:00 e 08:00 hs apresentou os seguintes valores, conforme Tabela 1:

Tabela 1: Comparativo da 1ª contagem

Data/hora	² Contagem Manual	¹ Contagem Raspberry	Variação		Acuracidade		Ação
	Total	Total	Un	%	Realizado	Alvo	
24/06/2021 06:00:00	1.776	0	-1.776	0%	0%	100%	
24/06/2021 07:00:00	10.171	0	-10.171	0%	0%	100%	
25/06/2021 06:00:00	3.234	0	-3.234	0%	0%	100%	
25/06/2021 07:00:00	9.000	0	-9.000	0%	0%	100%	Atualizar Biblioteca

Legenda:

¹Sistema de contagem (valor exportado da plataforma *webcloud* Tudo Remoto);

²Contagem manual: Coleta em campo

No acompanhamento realizado entre os dias 24 e 25 os resultados colhidos não foram satisfatórios, o sistema está efetuando a contagem, mas os dados não foram enviados para o sistema na nuvem. Solicitado melhorias em função da divergência alta na acuracidade entre o sistema de contagem e a contagem manual de produção sendo geradas ações a serem tomadas conforme os planos de ações item 9.

Neste caso foi sugerido a atualização do sistema. Atualizado, o sistema operacional foi danificado em função das paradas e acionamentos contantes do equipamento GA-500 sendo removidos para reparos externos.

No dia **01 de Julho** em reunião de *online*, foram dialogados os ponto de andamento do projeto (liberação dos *dashboards* e a reinstalação do dispositivo de contagens). No dia **02 de Julho** o sistema de contagem foi reinstalado no equipamento GA500. Entre os **dias 05 e 09** de Julho foram retomados o acompanhamento da produção no período entre as 06:00 e 08:00 hs, com foco na verificação de acurácia do (sistema de contagem versus contagem manual da produção). O dados apresentou os seguintes valores, conforme Tabela 2:

P&D	APÊNDICE (E) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	02
		Data:	06/2021

Tabela 2: Comparativo da 2ª contagem (05 a 09 de Julho)

Data/hora	² Contagem Manual	¹ Contagem Raspberry	Variação		Acuracidade		Ação
	Total	Total	Un	%	Realizado	Alvo	
05/07/2021 06:00	0	0	0	0%	0%	100%	
05/07/2021 07:00	9.498	0	-9.498	0%	0%	100%	
06/07/2021 06:00	0	0	0	0%	0%	100%	
06/07/2021 07:00	8.216	0	-8.216	0%	0%	100%	Atualizar Raspberry
07/07/2021 06:00:00	823	561	-262	-32%	68%	100%	
07/07/2021 07:00:00	8.617	95.536	86.919	1009%	1109%	100%	
08/07/2021 06:00:00	1.734	5.480	3.746	216%	316%	100%	
08/07/2021 07:00:00	9.229	90.251	81.022	878%	978%	100%	

Legenda:

¹Sistema de contagem (valor exportado da plataforma *webcloud* Tudo Remoto);

²Contagem manual: Coleta em campo

Os resultados não foram satisfatórios, o sistema de contagem apresentou acuracidade distorcida. Nos dias 05 e 06 de julho a contagem não foi lançada na nuvem. No **dia 07/07 por exemplo** foram contados manualmente a quantidade de 8.617 unidades de pães, o sistema de contagem apontou 95.536 unidades. No **dia 08/07** foram contados manualmente 9.229 unidades de pães, o sistema contou 90.251 unidades.

Com novos planos de ações, aplicados no dia 12/07 sendo a atualização da biblioteca e a instalação do cone no dispositivo no sistema de contagem, os dados comparados sendo ilustrados pela Tabela 3 trouxeram resultados de acurácia melhores, que os acompanhamentos realizados anteriormente (Tabela 1 e 2), mas apresentaram instabilidade no acompanhamento realizado entre os dias 13 à 16 de julho.

No dia 23 de Julho, foi liberado a *dashboard* no sistema nuvem.

Tabela 3: Comparativo da 2ª contagem (13/07-16/07)

Ordem	Data	Hora	Sistema Contagem	Contagem Manual	Acuracidade	Alvo
13	13-jul	6:00	966	936	103%	100%
14	13-jul	7:00	7.616	9.648	79%	100%
15	14-jul	6:00	1.084	1.224	89%	100%
16	14-jul	7:00	11.025	9.841	112%	100%
17	15-jul	6:00	11.340	6.768	168%	100%
18	15-jul	7:00	11.130	8.568	130%	100%
19	16-jul	6:00	11.340	1.741	651%	100%
20	16-jul	7:00	10.920	8.940	122%	100%

Legenda:

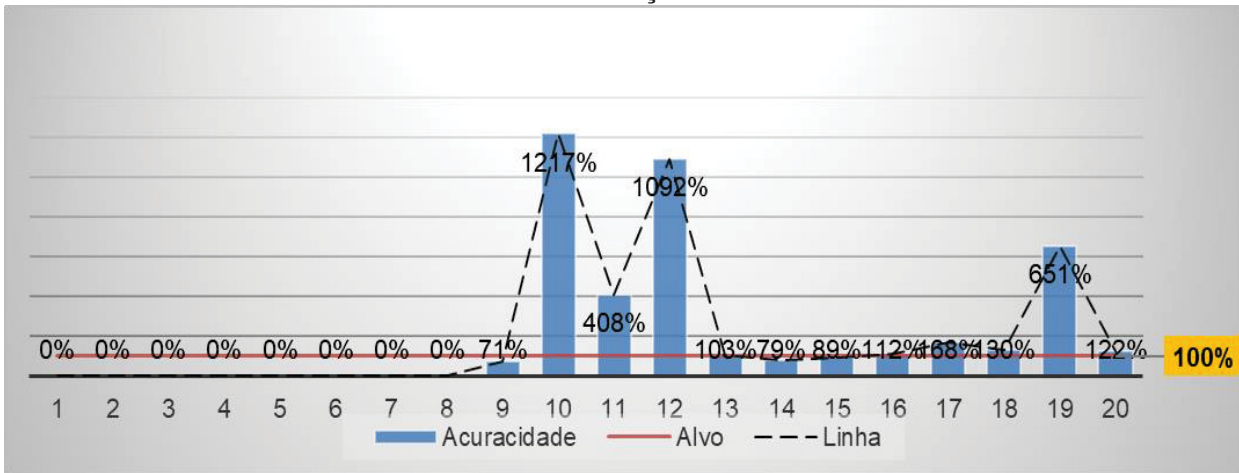
¹Sistema de contagem (valor exportado da plataforma *webcloud* Tudo Remoto);

²Contagem manual: Coleta em campo

O Gráfico 1 apresenta a evolução da acurácia, desde a instalação do sistema de contagem em 24 de Junho até 16 de Julho. Com as melhorias aplicadas os resultados coletados apresentou certa estabilidade, mas em uma das amostras, houve distorção de 651% na contagem para menos, não sendo possível identificar a falha neste momento.

P&D	APÊNDICE (E) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	02
		Data:	06/2021

Gráfico 1: Evolução da Acurácia



8. Conclusão

Para aplicação do modelo em uma segunda fase, cabe a evolução do dispositivo para contagem por meio do processamento de imagem do produto (pão) e sua aplicação na linha de produção, bem como acompanhamento e validação dos dados coletados pelo dispositivo versus o realizado real.

Nesta mesma etapa de aplicação, segue a liberação da base de monitoramento *online* na nuvem, a apresentação dos dados de medição do equipamento por meio de *dashboards* envolvendo as métrica do OEE (disponibilidade, produtividade e qualidade).

Próxima inspeção: 4 de Agosto de 2021

Liberação do *dashboard* e Verificação de acurácia do sistema de medição do desempenho.

P&D	APÊNDICE (E) Relatório técnico de Avanço		Revisão:	02
			Data:	06/2021

9. Plano de ações

Plano de Ação 5W2H

Data da criação do plano:	25/11/2021	Resp:	Gleison Hidalgo Martins	Objetivo:	Análise de evolução	Meta:	
Data da revisão do plano:		Resp:		Indicador:			

O que	Como	Quem	Quando		Onde	Por que	Quanto	Completo %	Hoje	Situação Atual
			Início	Fim						
Instalação Dispositivo TR-io Flex	Instalação será realizada por meio da TR	Higor	26/11/2020	26/11/2020	GA500	Coleta de dados de máquina	R\$ -	100%	100%	100%
Análise dos dados	Planilhas de excel	Gleison	28/11/2020	28/02/2021	P&D	Verificar funcionalidade por meio dados coletados	R\$ -	100%	100%	100%
Reunião Tudo Remoto	Google Meet	Gleison/Rodrigo	15/04/2021	15/04/2021		Apresentação dos dados no de máquina no <i>dashboards excel</i>	R\$ -	100%	100%	100%
Análise dos dados	Planilhas de excel	Gleison	15/04/2021	15/04/2021	P&D	Verificar funcionalidade por meio dados coletados	R\$ -	100%	100%	100%
Reunião Tudo Remoto	Criação dos dashboards máquina Status e produção estimada	Gleison/Rodrigo	29/04/2021	29/04/2021	Plataforma online	Apresentação dos dados no de máquina no dashboards	R\$ -	100%	100%	100%
Instalar sistema de contagem	Instalação no painel elétrico	Higor/Arthur	22/06/2021	22/06/2021	GA500	Start sistema de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Validar acurácia	Contagem manual	Gleison	26/06/2021	25/06/2021	GA500	Validar acurácia sistema de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Instalar sistema de contagem	Instalação no painel elétrico	Higor/Arthur	22/06/2021	22/06/2021	GA500	Start sistema de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Atualizar da Biblioteca OPENCV	Download	Arthur	25/06/2021	28/06/2021	GA500	Melhorar acurácia de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Sistema operacional danificado	Reinstalação	Arthur	28/06/2021	02/07/2021	GA500	Oscilações elétricas devido start/stop GA500	R\$ -	100%	100%	100%
Reinstalar sistema de contagem	Reinstalação	Arthur	02/07/2021	05/07/2021	GA500	Reparo no sistema operacional	R\$ -	100%	100%	100%

P&D	APÊNDICE (E) Relatório técnico de Avanço		Revisão: 02
			Data: 06/2021

9. Plano de ações continuação

Data da criação do plano: 25/11/2021	Objetivo: Análise de evolução	Meta:
Data da revisão do plano:	Indicador:	
Resp: Gleison Hidalgo Martins		
Resp:		

Plano de Ação 5W2H

O que	Como	Quem	Quando		Onde	Por que	Quanto	Completo %	Hoje	Situação Atual
			Início	Fim						
Validar acurácia	Contagem manual	Gleison	05/07/2021	08/07/2021		Validar acurácia sistema de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Atualizar da Biblioteca OPENCV	Download	Arthur	25/06/2021	28/06/2021	GA500	Melhorar acurácia de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Reduzir intensidade de iluminação	Enclusurar dispositivo utilizado para contar produção	Gleison	05/07/2021	08/07/2021		Iluminação ofusca a captação de imagem no perímetro de cotagem	R\$ -	100%	100%	100%
Validar acurácia	Contagem manual	Gleison	13/07/2021	16/07/2021		Validar acurácia sistema de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Atualizar da Biblioteca OPENCV	Download	Arthur	25/06/2021	28/06/2021	GA500	Melhorar acurácia de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Verificação de Acurácia	Atualizar programação	Arthur	16/07/2021	03/08/2021	GA500	Melhorar acurácia de contagem	R\$ -	50%	51%	33%
Reunião Tudo Remoto	Google Meet	Gleison/Rodrigo	21/07/2021	21/07/2021	Plataforma nuvem	Overview do projeto/Liberação dos dashboards OEE	R\$ -	100%	100%	100%
Liberação dos dashboards OEE	Atualização e liberação de acesso no dashboards	Rodrigo/Diego	21/07/2021	23/07/2021	Sistema em nuvem	Validação dos indicadores em manufatura	R\$ -	100%	100%	100%
Verificar liberação do dashboards	Acessar plataforma nuvem	Gleison	16/07/2021	30/07/2021	GA500	Monitoramento da aplicação	R\$ -	100%	100%	100%
Verificar Atualização sistema contagem	Contato com Arthur	Gleison	16/07/2021	30/07/2021	Whatsapp	Será aplicada uma atualização no dia 03 de Agosto. Aproveitar para Incluir Outras.	R\$ -	0%	79%	0%
Validação do modelo	Acompanhamento manufatura	Gleison	16/07/2021	13/08/2021	GA500	Monitoramento da aplicação	R\$ -	0%	39%	0%

P&D	APÊNDICE (E) Relatório técnico de Avanço		Revisão: 02
			Data: 06/2021

9. Plano de ações continuação

Plano de Ação 5W2H	
Data da criação do plano: 25/11/2021	Resp: Gleison Hidalgo Martins
Data da revisão do plano:	Objetivo: Análise de evolução
	Indicador: Meta:

O que	Como	Quem	Quando		Onde	Por que	Quanto	Completo %	Hoje	Situação Atual
			Início	Fim						
Buggs Dashboards	Acessar plataforma nuvem	Gleison/Diego	23/07/2021	26/07/2021	Plataforma nuvem	Os indicadores dasboards não Abre para monitoramento	R\$ -	0%	100%	0%

APÊNDICE 4 – FASE 2 - ANÁLISE CRÍTICA DE AVANÇO REV02

P&D	APÊNDICE (F) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	03
		Data:	08/2021

1. OBJETIVO

Segunda fase de aplicação para coleta de dado e monitoramento do sistema nuvem

2. FORNECEDOR

Empresa: Tudo Remoto – Item 1 – **Liberação do dashboard;**

Empresa: Tudo Remoto – Item 2 – **Verificação de acurácia do sistema de medição.**

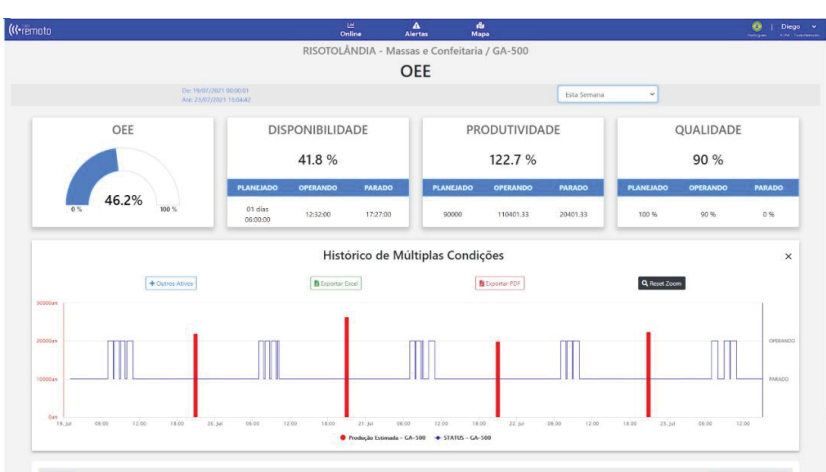
3. SITUAÇÃO

CRONOGRAMA DO PROJETO	STATUS	DATA
Etapa: 2ª fase de aplicação do projeto	Concluído	30/08/2021

Cronograma com a etapa

Meses	11/ 20	12 / 20	01 / 21	02 / 21	03 / 21	04 / 21	05 / 21	06 / 21	07 / 21	08 / 21	09 / 21	10 / 21
Início da etapa	X											
Término da Etapa									X			
Onde Está										X		
Onde deveria estar									X			

5. PRINCIPAIS ATIVIDADES REALIZADAS NO ÚLTIMO PERÍODO (ARQUIVOS DE FOTOS)

ITEM	ASSUNTO	STATUS (Concluído) 04/08/2021
1	<p>Foto 01- <i>Dashboard sistema webcloud</i></p> 	Concluído

P&D	APÊNDICE (F) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	03
		Data:	08/2021

6. Avaliação da aplicação

Item 1 – O *dashboard* para a medição do desempenho foi liberado para teste em 04 de Agosto de 2021. O sistema de monitoramento por meio da nuvem, vem acontecendo por meio dos indicadores de medição de corrente e produção *webcam*. A integração deste dois indicadores com *dashboard* para medição do OEE vem apresentando *bugs* e aguarda retorno para as possíveis soluções.

Item 2 – No 13 de Agosto o sistema de medição passou por uma atualização e foi possível dar continuidade na verificação de acurácia entre os dias 18 a 27 de Agosto de 2021 no período entre as 06h00min e 08h00min. O resultados seguem apresentados pela Tabela 1 acuracidade da disponibilidade e Tabela 2 Sistema de contagem. A acuracidade para a métrica de disponibilidade, requisitos para medição de operação de máquina, no que tange o tempo que a máquina operou em relação ao tempo disponibilizado, de acordo com a Tabela 1 apresentou em média 97% de confiabilidade na informação com desvio padrão de 3 pontos percentuais.

Tabela 1: Acurácia para disponibilidade

Data	Sistema Medição Hs	Contagem Manual Hs	Acuracidade	Média	Desvio Padrão	Alvo
18-ago	52%	53%	100%	97%	3%	100%
19-ago	61%	61%	100%	97%	3%	100%
20-ago	66%	70%	94%	97%	3%	100%
23-ago	48%	48%	100%	97%	3%	100%
25-ago	47%	49%	96%	97%	3%	100%
26-ago	43%	46%	93%	97%	3%	100%
27-ago	42%	46%	93%	97%	3%	100%
Média	51%	53%	97%			

O sistema de contagem passou por atualizações na programação e sua acuracidade alcançou 88% de obtendo um desvio padrão de 6 pontos percentuais.

Tabela 2: Comparativo da 2ª contagem

Data	Hora	Sistema Medição	Contagem Manual	Acuracidade	DP	Alvo
18/8	6-8	9.259	11.016	84%	6%	100%
19/8	6-8	10.654	13.392	80%	6%	100%
20/8	6-8	14.008	14.174	99%	6%	100%
23/8	6-8	10.076	11.520	87%	6%	100%
25/8	6-8	11.021	11.880	93%	6%	100%
26/8	6-8	8.997	10.152	89%	6%	100%
27/8	6-8	9.671	11.112	87%	6%	100%
Média	2	10.527	11.892	88%	6%	100%

Para acompanhar a evolução desta medição da contagem por meio do processamento por imagens, os dados estão demonstrados pela Tabela 3 e pelo Gráfico 1 onde é possível visualizar todo o histórico de evolução e suas variações, bem como a estabilização da acuracidade para o sistema de contagem estabilizando em em média de 88% no período de 18 a 27 de Agosto de 2021.

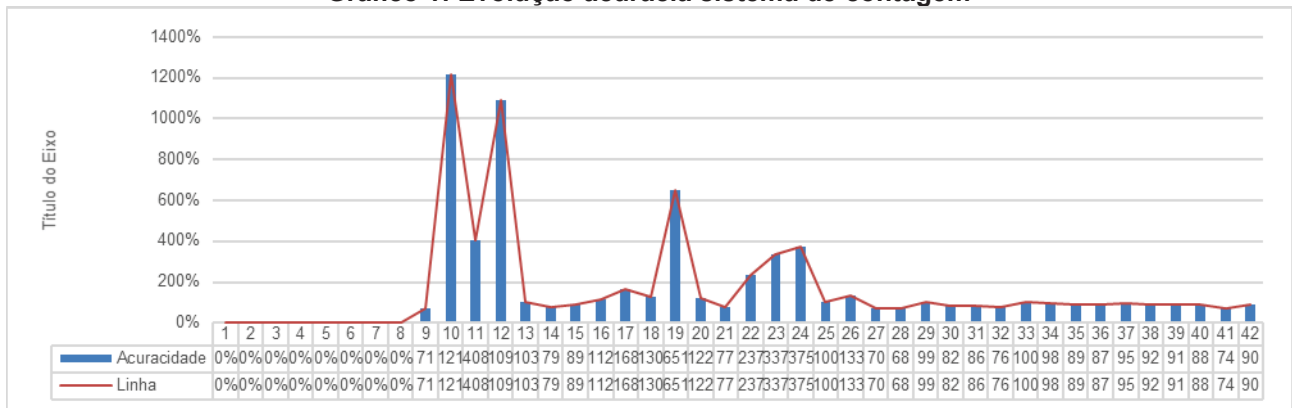
P&D	APÊNDICE (F) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	03
		Data:	08/2021

Tabela 3: Evolução da contagem

Ordem	Data	Hora	Sistema Medição	Contagem Manual	Acuracidade	Média	Alvo
1	24-jun	6:00	1.701	-	0%	164%	100%
2	24-jun	7:00	9.459	-	0%	164%	100%
3	25-jun	6:00	3.024	-	0%	164%	100%
4	25-jun	7:00	8.396	-	0%	164%	100%
5	5-jul	6:00	-	-	0%	164%	100%
6	5-jul	7:00	8.562	-	0%	164%	100%
7	6-jul	6:00	-	-	0%	164%	100%
8	6-jul	7:00	7.128	-	0%	164%	100%
9	7-jul	6:00	561	792	71%	164%	100%
10	7-jul	7:00	95.536	7.848	1217%	164%	100%
11	8-jul	6:00	5.480	1.344	408%	164%	100%
12	8-jul	7:00	90.251	8.264	1092%	164%	100%
13	13-jul	6:00	966	936	103%	164%	100%
14	13-jul	7:00	7.616	9.648	79%	164%	100%
15	14-jul	6:00	1.084	1.224	89%	164%	100%
16	14-jul	7:00	11.025	9.841	112%	164%	100%
17	15-jul	6:00	11.340	6.768	168%	164%	100%
18	15-jul	7:00	11.130	8.568	130%	164%	100%
19	16-jul	6:00	11.340	1.741	651%	164%	100%
20	16-jul	7:00	10.920	8.940	122%	164%	100%
21	5-ago	6:00	4.498	5.832	77%	164%	100%
22	5-ago	7:00	30.508	12.888	237%	164%	100%
23	6-ago	6:00	11.174	3.312	337%	164%	100%
24	6-ago	7:00	34.778	9.270	375%	164%	100%
25	11-ago	6:00	2.492	2.492	100%	164%	100%
26	11-ago	7:00	10.221	7.710	133%	164%	100%
27	12-ago	6:00	1.873	2.664	70%	164%	100%
28	12-ago	7:00	6.206	9.072	68%	164%	100%
29	18-ago	6:00	1.452	1.460	99%	89%	100%
30	18-ago	7:00	7.807	9.556	82%	89%	100%
31	19-ago	6:00	3.898	4.536	86%	89%	100%
32	19-ago	7:00	6.756	8.856	76%	89%	100%
33	20-ago	6:00	5.311	5.318	100%	89%	100%
34	20-ago	7:00	8.697	8.856	98%	89%	100%
35	23-ago	6:00	2.697	3.024	89%	89%	100%
36	23-ago	7:00	7.379	8.496	87%	89%	100%
37	25-ago	6:00	2.403	2.520	95%	89%	100%
38	25-ago	7:00	8.618	9.360	92%	89%	100%
39	26-ago	6:00	722	792	91%	89%	100%
40	26-ago	7:00	8.275	9.360	88%	89%	100%
41	27-ago	6:00	1.382	1.872	74%	89%	100%
42	27-ago	7:00	8.289	9.240	90%	89%	100%

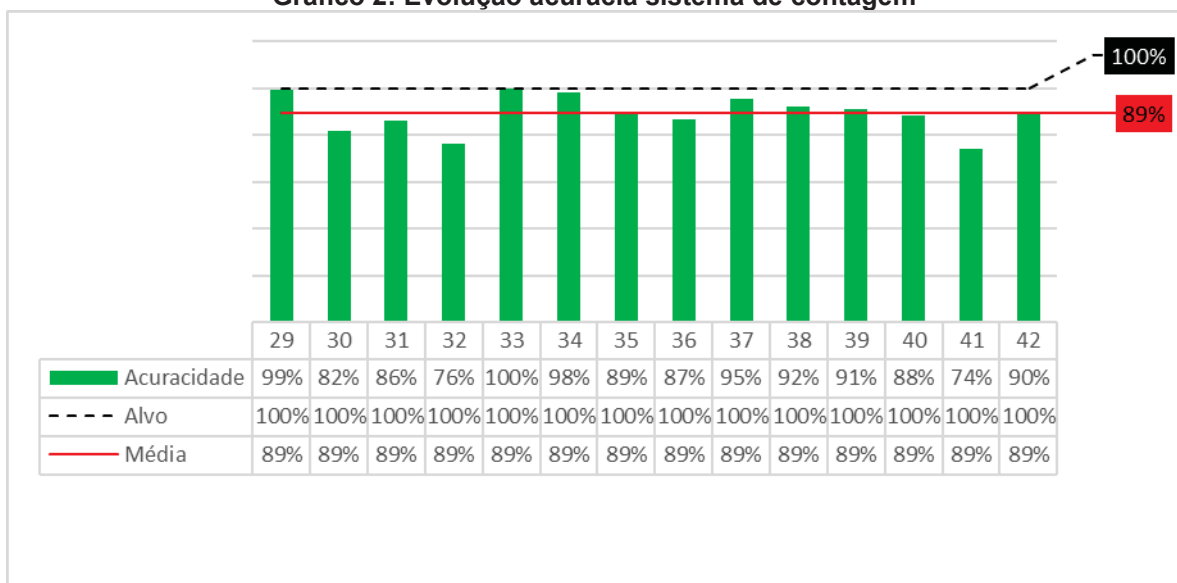
P&D	APÊNDICE (F) Relatório técnico de Avanço	Revisão:	03
		Data:	08/2021

Gráfico 1: Evolução acurácia sistema de contagem



O Gráfico 2 ilustra a estabilização na contagem mensurada pelo sistema de medição com média de acuracidade em 89% com desvio padrão de 7 pontos percentuais.

Gráfico 2: Evolução acurácia sistema de contagem



8. Conclusão

Para esta aplicação, os resultados foram visto grande importância e satisfação com a evolução da arquitetura. O sistema de contagem alcançou 89% de acuracidade apontando um desvio padrão de 6 pontos em relação a média. Para o desenvolvimento da pesquisa, um excelente resultado. Cabe a definição dos próximos passos com medidas de melhorias aplicada a arquitetura para elevar a acuracidade próxima dos 98%.

Próxima inspeção: Finalizado (Etapa a ser definida).

P&D	APÊNDICE (F) Relatório técnico de Avanço		Revisão: 03
			Data: 08/2021

9. Plano de ações

Plano de Ação 5W2H

Data da criação do plano:	25/11/2021	Resp:	Gleison Hidalgo Martins	Objetivo:	Análise de evolução	Meta:	
Data da revisão do plano:		Resp:		Indicador:			

O que	Como	Quem	Quando		Onde	Por que	Quanto	Completo %	Hoje	Situação Atual
			Início	Fim						
Instalação Dispositivo TR-io Flex	Instalação será realizada por meio da TR	Hyor	26/11/2020	26/11/2020	GA500	Coleta de dados de máquina	R\$ -	100%	100%	100%
Análise dos dados	Planilhas de excel	Gleison	28/11/2020	28/02/2021	P&D	Verificar funcionalidade por meio dados coletados	R\$ -	100%	100%	100%
Reunião Tudo Remoto	Google Meet	Gleison/Rodrigo	15/04/2021	15/04/2021		Apresentação dos dados no de máquina no <i>dashboards excel</i>	R\$ -	100%	100%	100%
Análise dos dados	Planilhas de excel	Gleison	15/04/2021	15/04/2021	P&D	Verificar funcionalidade por meio dados coletados	R\$ -	100%	100%	100%
Reunião Tudo Remoto	Criação dos dashboards máquina Status e produção estimada	Gleison/Rodrigo	29/04/2021	29/04/2021	Plataforma online	Apresentação dos dados no de máquina no dashboards	R\$ -	100%	100%	100%
Instalar sistema de contagem	Instalação no painel elétrico	Hyor/Arthur	22/06/2021	22/06/2021	GA500	Start sistema de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Validar acurácia	Contagem manual	Gleison	26/06/2021	25/06/2021	GA500	Validar acurácia sistema de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Instalar sistema de contagem	Instalação no painel elétrico	Hyor/Arthur	22/06/2021	22/06/2021	GA500	Start sistema de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Atualizar da Biblioteca OPENCV	Download	Arthur	25/06/2021	28/06/2021	GA500	Melhorar acurácia de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Sistema operacional danificado	Reinstalação	Arthur	28/06/2021	02/07/2021	GA500	Oscilações elétricas devido start/stop GA500	R\$ -	100%	100%	100%
Reinstalar sistema de contagem	Reinstalação	Arthur	02/07/2021	05/07/2021	GA500	Reparo no sistema operacional	R\$ -	100%	100%	100%

P&D	APÊNDICE (F) Relatório técnico de Avanço		Revisão: 03
			Data: 08/2021

9. Plano de ações continuação

Data da criação do plano: 25/11/2021		Resp: Gleison Hidalgo Martins		Objetivo: Análise de evolução		Meta:	
Data da revisão do plano:		Resp:		Indicador:			

Plano de Ação 5W2H

O que	Como	Quem	Quando		Onde	Por que	Quanto	Completo %	Hoje	Situação Atual
			Início	Fim						
Validar acurácia	Contagem manual	Gleison	05/07/2021	08/07/2021		Validar acurácia sistema de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Atualizar da Biblioteca OPENCV	Download	Arthur	25/06/2021	28/06/2021	GA500	Melhorar acurácia de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Reduzir intensidade de iluminação	Enclusurar dispositivo utilizado para contar produção	Gleison	05/07/2021	08/07/2021		Iluminação ofusca a captação de imagem no perímetro de cotagem	R\$ -	100%	100%	100%
Validar acurácia	Contagem manual	Gleison	13/07/2021	16/07/2021		Validar acurácia sistema de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Atualizar da Biblioteca OPENCV	Download	Arthur	25/06/2021	28/06/2021	GA500	Melhorar acurácia de contagem	R\$ -	100%	100%	100%
Verificação de Acurácia	Atualizar programação	Arthur	16/07/2021	(07/08/2021) 03/08/2021	GA500	Melhorar acurácia de contagem	R\$ -	1000%	100%	100%
Reunião Tudo Remoto	Google Meet	Gleison/Rodrigo	21/07/2021	21/07/2021	Plataforma nuvem	Overview do projeto/Liberação dos dashboards OEE	R\$ -	100%	100%	100%
Liberação dos dashboards OEE	Atualização e liberação de acesso no dashboards	Rodrigo/Diego	21/07/2021	23/07/2021	Sistema em nuvem	Validação dos indicadores em manufatura	R\$ -	100%	100%	100%
Verificar liberação do dashboards	Acessar plataforma nuvem	Gleison	16/07/2021	(04/08/2021) 30/07/2021	GA500	Monitoramento da aplicação	R\$ -	100%	100%	100%
Verificar Atualização sistema contagem	Contato com Arthur	Gleison	16/07/2021	(13/08/2021) 30/07/2021	Whatsapp	Será aplicada uma atualização no dia 03 de Agosto. Aproveitar para Incluir Outras.	R\$ -	100%	100%	100%
Finalização dos teste	Acompanhamento manufatura	Gleison	16/07/2021	(27/08/2021) 13/08/2021	GA500	Monitoramento da aplicação	R\$ -	100%	100%	100%

P&D	APÊNDICE (F) Relatório técnico de Avanço		Revisão: 03
			Data: 08/2021

9. Plano de ações continuação

Data da criação do plano:	25/11/2021	Resp:	Gleison Hidalgo Martins	Objetivo:	Análise de evolução	Meta:	
Data da revisão do plano:		Resp:		Indicador:			

O que	Como	Quem	Quando		Onde	Por que	Quanto	Completo %	Hoje	Situação Atual
			Início	Fim						