



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TÉCNICO DE JOINVILLE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIAS E CIÊNCIAS MECÂNICAS

Laís Marangoni Matschulat

**DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO DE REFERÊNCIA PARA
PRIORIZAÇÃO E MONITORAMENTO DE PARÂMETROS DO
PROCESSO DE MOLDAGEM POR INJEÇÃO DE POLÍMERO
UTILIZANDO INTERNET INDUSTRIAL**

Joinville

2020

Laís Marangoni Matschulat

**DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO DE REFERÊNCIA PARA
PRIORIZAÇÃO E MONITORAMENTO DE PARÂMETROS DO
PROCESSO DE MOLDAGEM POR INJEÇÃO DE POLÍMERO
UTILIZANDO INTERNET INDUSTRIAL**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Ciências Mecânicas (Pós-ECM) da Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do título de Mestre em Engenharia e Ciências Mecânicas
Orientador: Prof. Pedro Paulo de Andrade Júnior, Dr.
Coorientador: Prof. Adriano Fagali de Souza Dr.

Joinville

2020

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Matschulat, Laís Marangoni
DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO DE REFERÊNCIA PARA
PRIORIZAÇÃO E MONITORAMENTO DE PARÂMETROS DO PROCESSO DE
MOLDAGEM POR INJEÇÃO DE POLÍMERO UTILIZANDO INTERNET
INDUSTRIAL / Laís Marangoni Matschulat ; orientador, Pedro
Paulo de Andrade Júnior, coorientador, Adriano Fagali de
Souza , 2020.
119 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Campus Joinville, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia e Ciências Mecânicas, Joinville, 2020.

Inclui referências.

1. Engenharia e Ciências Mecânicas. 2. Processo Moldagem
por Injeção de polímeros PVC. . 3. Internet industrial. . 4.
Industria 4.0 aplicada a parâmetros de processo de injeção
de polímeros. . 5. Controle de Parâmetros em tempo real. .
I. Júnior, Pedro Paulo de Andrade . II. Souza , Adriano
Fagali de . III. Universidade Federal de Santa Catarina.
Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Ciências Mecânicas.
IV. Título.

Laís Marangoni Matschulat

**DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO DE REFERÊNCIA PARA
PRIORIZAÇÃO E MONITORAMENTO DE PARÂMETROS DO
PROCESSO DE MOLDAGEM POR INJEÇÃO DE POLÍMERO
UTILIZANDO INTERNET INDUSTRIAL**

O presente trabalho em nível de mestrado foi avaliado e aprovado por banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Diogo Lôndero da Silva, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Regis Kovacs Scalice, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof.(a) Janaína Lisi Leite Howarth, Dra.(a)
Centro Universitário SOCIESC – UNISOCIESC

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de mestre em Engenharia e Ciências Mecânicas.

Coordenação do Programa de Pós-Graduação

Prof. Pedro Paulo de Andrade Júnior, Dr.

Orientador

Joinville, 2020

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente ao meu Senhor e Salvador, por ter me dado a vida, força e a oportunidade incrível de estar concluindo este mestrado para honra e glória dEle.

Ao meu querido marido, por todos os momentos em que a desmotivação bateu, e a vontade de desistir, mas você me auxiliou, me amou, me deu motivação para continuar. Obrigada por tudo, sou grata a você, esta conquista também é sua.

Aos meus queridos pais, que não mediram esforços para me ajudar durante a execução deste trabalho, sempre me dando forças e mostrando que eu era capaz de conseguir. Obrigada, vocês são incríveis, esta conquista também é de vocês.

A UFSC e aos meus orientadores, por todo auxílio durante a conclusão deste trabalho e por participarem da oportunidade de estar concluindo o mestrado na melhor universidade de Santa Catarina, com auxílio durante a execução deste trabalho, para que ele fosse finalizado com excelência.

A conclusão deste trabalho é a realização de um sonho, e que marcará uma etapa nova da minha caminhada como estudante, pesquisadora e profissional. Obrigada a todos que fizeram parte desta jornada.

E tudo quanto fizerdes, fazei-o de todo o coração, como ao Senhor e não aos homens, sabendo que recebereis do Senhor o galardão da herança, porque a Cristo, o Senhor servis.

Colossenses 3:23,24.

RESUMO

A moldagem por injeção é amplamente usada para produzir componentes de polímeros em larga escala. As melhorias contínuas no processo na visão de qualidade do produto, tem sido amplamente difundida e se tornado diferencial para manter a competitividade. O foco das indústrias está na otimização do processo e obtenção de condições ótimas de processamento, capazes de garantir qualidade aos produtos. Porém, ainda a variação durante os ciclos de moldagem, ocorrem falhas de qualidade nos produtos. Este trabalho buscou melhorar as condições de controle dos parâmetros que geram os problemas de qualidade de peças através da utilização dos recursos da Internet Industrial. Assim, para a melhor gestão do processo de injeção, foram definidas as principais variáveis de processo que impactavam na qualidade do produto através da criação e aplicação de um modelo de referência em uma empresa de grande porte do setor de injeção de polímeros. Com a implementação verificou-se os reais ganhos do controle de processo em tempo real e encontrou-se a performance do sistema de injeção de polímeros para os parâmetros selecionados. Como resultados, após a implementação, verificou-se a redução de 4 pontos percentuais no refugo do projeto de moldagem por injeção de polímeros, representando uma economia de R\$429.000,00 em um ano de implementação.

Palavras-chave: Processo Injeção. Internet industrial. Industria 4.0. Controle de Parâmetros.

ABSTRACT

Injection molding is widely used to produce polymer components on a large scale. The continuous improvements in the process in the vision of product quality, has been widely disseminated and has become a differential to maintain competitiveness. The focus of the industries is on optimizing the process and obtaining optimal processing conditions, capable of guaranteeing product quality. However, still the variation during the molding cycles, quality failures occur in the products. This work sought to improve the control conditions of the parameters that generate parts quality problems through the use of industrial internet resources. Thus, for the better management of the injection process, the main process variables that impacted on product quality were in the polymer injection sector. With the implementation, the real gains in process control were verified in real time and the performance of the polymer injection system was found for the selected parameters. As a result, after implementation, there was a reduction of 4 percentage points in the waste from the polymer injection molding project, representing savings of R\$ 429.000,00 in one year of implementation.

Keywords: Injection process. Industrial internet. Industry 4.0. Control Parameters.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Construção Procedimento Técnico da Pesquisa para utilização na metodologia do trabalho proposto.	41
Figura 2 – Detalhamento da execução de análise do projeto.	42
Figura 3 – Exemplificação da matriz de causa efeito preenchida com os dados de parâmetros de processo e defeitos de qualidade para processo de injeção.	46
Figura 4 – Relação Causa Efeito otimizada.	47
Figura 5 – Matriz de Ensaio para experimentos.....	49
Figura 6 – Matriz de Experimentos – Quantidade, ordem e fatores dos ensaios.	50
Figura 7 – Fluxo de tomada de decisão e controle de parâmetros em tempo real, base para o algoritmo criado de controle autônomo.	52
Figura 8 – Influências das variáveis internas e externas do processo de injeção de polímeros	53
Figura 9 – Peças injetadas utilizadas no processo de injeção a) Luva Soldável de PVC, b) Joelho soldável de PVC e c) União simples PVC.	54
.....	54
Figura 10 – Mapeamento Processo Atual Injeção – Processo Corretivo.....	54
Figura 11 – Mapeamento Processo Futuro Injeção – Processo Preventivo	55
Figura 12 – Listagem dos principais problemas de qualidade encontrados nos produtos de injeção escolhidos.	56
Figura 13 – Parâmetros de Processo de moldagem por injeção de polímeros de PVC, controlados pela Ficha Técnica - Injeção.....	56
Figura 14 – Entradas de VOC para otimização de parâmetros de processo	57
Figura 16 – Estágio 2 do método de mapeamento: Lista de Priorização problemas de qualidade	59
Figura 17 – Ilustração de lista de priorização problemas de qualidade para o produto escolhido	60
Figura 18 – Estágio 3 do método de mapeamento: Mapear os parâmetros de processo de Injeção disponíveis para serem coletados.....	61
Figura 19 – Esquemático representativo do portfólio de parâmetros a serem considerados para o mesmo produto.	61
Figura 20 – Esquemático de como foi montada a matriz do produto escolhido: parâmetros de processos e problemas de qualidade listados.....	62

Figura 21 – Representação da matriz de Causa efeito – Problemas de Qualidade versus Parâmetros de processos para cada um dos produtos escolhidos.	62
Figura 22 – Estágio 4 do método de mapeamento: Preenchimento o conteúdo da matriz de causa efeito (problemas de qualidade versus parâmetros de processo).....	64
Figura 23 – Representação do conteúdo mapeado para o produto X.	64
Figura 24 – Estágio 5 do método de mapeamento: Determinar os parâmetros principais do produto escolhido.....	65
Figura 25 – Representação do destaque dos parâmetros principais para o primeiro produto escolhido.....	65
Figura 26 – Estágio 6 do método de mapeamento: Pesquisar a voz do cliente.....	66
Figura 27 – Estágio 7 do método de mapeamento: Tradução da voz do cliente	67
Figura 28 – Representação da matriz de causa efeito e classificação dos principais parâmetros e defeitos na opinião dos clientes internos e externos.	68
Figura 29 – Estágio 8 do método de mapeamento, fase 2: variar principais variáveis de processo e qualidade.....	69
Figura 30 – Estágio 9 do método de mapeamento, fase 2: reduzir o número de variáveis que foram consideradas como não importantes.	70
Figura 31 – Estágio 10 do método de mapeamento, fase 2: Redesenhar a matriz principal com as correlações mais importantes.	70
Figura 32 – Estágio 11 do método de mapeamento, fase 2: Gerar padrões de máximo e mínimos para cada parâmetro definido como principal.	71
Figura 33 – Representação da Matriz de mapeamento com a correlação dos valores de máximos e mínimos para os parâmetros principais.	71
Figura 34 – Estágio 12 do método de mapeamento, fase 2: Desenho do algoritmo de controle de processo autônomo.	72
Figura 35 – Representação da construção do algoritmo manual a ser implantado para controle da produção em tempo real.	73
Figura 36 – Modelo Esquemático do método de mapeamento para migração da fabricação de produtos polímeros para indústria 4.0.....	74
Figura 37 – Mapa do parque de fabricação produtos Injetados.....	77
Figura 38 – Relação da taxa de ocorrência de defeitos por tipo de produto.	83
Figura 39 – Relação parâmetros de processos versus grupos defeitos de qualidade.....	87
Figura 40 – Proposta de conjuntos de testes para coleta de dados.	89

Figura 41 – Modelo Básico de um processo.	91
Figura 42 – Parte dos resultados obtidos nos 320 testes realizados.	92
Figura 43 – Matriz de Experimentos e seus resultados a partir dos experimentos realizados.	93
Figura 44 – Gráfico de Pareto dos fatores para teste dimensional realizado no software Minitab®	94
Figura 45 – Gráfico de Pareto dos fatores para teste visual realizado no software Minitab®.	95
Figura 46 – Gráfico de Pareto dos fatores para teste pressão realizado no software Minitab®	96
Figura 47 – Gráfico de Pareto dos fatores para teste estufa realizado no software Minitab®.	97
Figura 48 – Impacto da variável temperatura, contrapressão e rotação na aprovação do teste visual analisado no Minitab® (a) Temperatura (b) Contrapressão (c) Rotação	98
Figura 49 – Impacto da variável (a) pressão de recalque, (b) velocidade e (c) Pressão de injeção do teste visual analisado no Minitab®	98
Figura 50 – Impacto da variável (a) temperatura, (b) contra pressão e (c) rotação na aprovação do teste dimensional analisado no Minitab®	99
Figura 51 – Impacto das variáveis: (a) pressão de recalque, (b) velocidade e (c) pressão de injeção na aprovação do teste dimensional analisado no Minitab®	100
Figura 52 – Impacto das variáveis na aprovação do teste de pressão hidrostática (PHI) analisado no Minitab®	101
Figura 53 – Impacto das variáveis na aprovação do teste de estufa analisado no Minitab®.	102
Figura 54 – Consolidação de dados após análise estática realizada no Minitab e definição principais valores para os parâmetros de processos mapeados.	103
Figura 55 – Desenho Esquemático da aplicação do modelo criado no processo de injeção de polímero para utilização dos dados na indústria 4.0	106
Figura 57 – Fluxo de Tomada decisão e Controle de parâmetros em tempo real.	110
Figura 58 – Índice de refugo histórico para os 3 produtos escolhidos do processo de injeção antes do controle em tempo real.	111
Figura 59 – Índice de refugo histórico para os 3 produtos escolhidos do processo de injeção após do controle em tempo real.	112

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Números de artigos e algoritmo de busca realizado na plataforma Scopus no período de Novembro 2018 a Maio 2019.	22
Quadro 2 – Descrição da pontuação de adequação ao tema do projeto realizado com portfólio de artigos base Scopus.	23
Quadro 3 - Conjuntos de Artigo que compõe o Universo de Busca final da Pesquisa realizada de Novembro 2018 a Maio 2019 na base de artigos Scopus.	24
Quadro 4 – Autores e principais variáveis do processo injeção coletados através da revisão sistemática da literatura realizada na base Scopus.	44
Quadro 5 – Ficha técnica parâmetros de processo coletados após cada período de produção.	76
Quadro 6 – Critérios de escolha dos produtos, etapa 1 escolha da família de maquinas.	78
Quadro 7 – Comparação Injetoras da família G quanto a índice de desperdício.	78
Quadro 8 – Descrição de defeitos por tipo de produto escolhido.	80
Quadro 9 – Defeitos mapeados para os 3 produtos escolhidos no estágio 1.	81
Quadro 10 – Defeitos de qualidade mapeados para os 3 produtos escolhidos.	82
Quadro 11 – Listagem dos parâmetros de processo injeção de polímero.	84
Quadro 12 – Matriz de Causa efeito preenchida com os dados de parâmetros de processo e defeitos de qualidade.	85

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Exemplificação do mapeamento de máximos e mínimos dos parâmetros de processo de injeção testados na validação do modelo proposto.....	48
Tabela 2 – Mapeamento de máximos e mínimos dos parâmetros de processo.....	88

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Universo de Busca primeiro refinamento, 180 artigos encontrados na base da Scopus período Novembro 2018 a Maio 2019.	23
Gráfico 2 – Resumo Visual Quantidade de Artigos histórica considerando o critério de busca da base Scopus realizada entre Novembro 2018 e Maio 2019.	24
Gráfico 3 – Fator importância variáveis injeção encontrados na revisão sistemática da literatura realizada na base Scopus.	45

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	31
1.1 OBJETIVO GERAL	18
1.1.1 Objetivos Específicos.....	18
1.2.2 Justificativa da Pesquisa	18
2 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	20
3 REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA.....	21
3.1 PROCEDIMENTOS RSL – REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA.....	21
4 EMBASAMENTO TEÓRICO	29
4.1 INDÚSTRIA 4.0 – FÁBRICAS INTELIGENTES	29
4.2 A TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO.....	31
4.3 A QUALIDADE NA MANUFATURA E A INTERNET INDUSTRIAL.....	33
4.4. A INDÚSTRIA 4.0 E O PROCESSO DE INJEÇÃO	34
4.5 A MANUFATURA DE POLÍMEROS E OS PARÂMETROS DE PROCESSO	36
4.6 AS VARIÁVEIS DO PROCESSO DE INJEÇÃO	38
5 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	40
5.1 PROCEDIMENTOS EXECUÇÃO PESQUISA	40
5.2 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA.....	40
5.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS PARA VALIDAÇÃO DO ESTUDO.....	42
5.4 POPULAÇÃO E AMOSTRA	53
5.5 Instrumentos de coleta de dados.....	55
6 MODELO PROPOSTO.....	58
6.1 MODELO DE ESTRUTURA DO MÉTODO	58
6.2 FASE 1: MAPEAMENTO	58
6.3 Fase 2: otimização de parâmetros e migração à indústria 4.0.....	68
7 APLICAÇÃO DO MODELO PARA PROCESSO DE MOLDAGEM POR INJEÇÃO.....	75
7.1 CARACTERIZAÇÃO DA APLICAÇÃO	75
7.2 VALIDAÇÃO DA APLICAÇÃO DIRETA DO MÉTODO EM INDÚSTRIA DE PRODUÇÃO DE POLÍMERO.....	76
7. 2.1 Fase 1: Mapeamento.....	76

7.2.2 Fase 2: Otimização de parâmetros para aplicação Internet Industrial.....	105
8 RESULTADOS E DISCUSSÕES	111
9 CONCLUSÃO	113
REFERENCIAS	115

1 INTRODUÇÃO

Com o intuito de melhorar a competitividade, e reduzir os custos de produção, as empresas de manufatura tem procurado incrementar flexibilidade à sua produção, procurando inovação nos processos. Para isso, as ferramentas de indústria 4.0, a fim de encontrar novas tecnológicas e mudanças dos métodos tradicionais de produção e controle e as fábricas passam a iniciar a transformação e serem chamadas de fábricas inteligentes.

A indústria 4.0 ou quarta revolução industrial, trouxe a agregação que as empresas procuravam em termos de troca de informações na produção, controle de dados, flexibilidade operacional e auxílio na tomada de decisão. A troca de informações entre máquinas e pessoas, e a tecnologia da internet industrial através do acesso as redes de integração, fazem o uso da internet das coisas suportarem as necessidades deste novo ambiente complexo.

Com isso, espera-se que o estabelecimento de uma fábrica inteligente seja um avanço para revitalizar as indústrias tradicionais de manufatura, sendo elas de fundição, moldagem por injeção, conformação e demais processos de fabricação. Quando se trata de produtos por moldagem por injeção é um processo de fabricação de peças de polímeros ao injetar o material em um molde. Uma ampla variedade de produtos é fabricada utilizando este tipo de processo, e que podem variar muito em tamanho, complexidade e aplicação.

No processo de injeção comumente são encontrados alguns problemas, dois principais são: derivação dos parâmetros de processo ótimo para configuração inicial da máquina de moldagem por injeção, considerando o impacto das principais variáveis para o processo, a fim de controla-las para se obter a melhor qualidade do produto. A segunda, é a dificuldade para é a de alterar o valor do parâmetro do processo inicial durante a moldagem por injeção, especialmente quando ocorrem defeitos durante a fabricação.

Atualmente, são escassos os estudos sobre métodos para melhoria da qualidade deste dilema, e é um desafio para a resposta à ocorrência de falhas de equipamentos e problemas repentinos de produção. Neste trabalho, será apresentado será desenvolvido um modelo para monitoramento e controle em processos de fabricação empregando internet industrial, após isso, será realizada a validação do modelo em uma indústria de produção de polímero.

Diante deste cenário e considerando os processos de manufatura atual, e em destaque o processo de fabricação e peças de polímeros através do processo de injeção, quais deveriam ser os parâmetros a serem controlados a fim de utilizar o as aplicações do Internet Industrial, como

uma ferramenta de controle de processo para os produtos e garantir a qualidade dos produtos injetados.

1.1 OBJETIVO GERAL

Desenvolvimento de um modelo de referência para priorização e monitoramento de parâmetros do processo de moldagem por injeção de polímeros de PVC utilizando internet industrial.

1.1.1 Objetivos Específicos

- Verificar na literatura os principais parâmetros do processo de injeção que interferem diretamente na qualidade do produto e instabilidade do controle de processo;
- Definir as etapas do modelo de monitoramento e controle para processos de fabricação por moldagem de injeção de polímeros de PVC;
- Elaborar o modelo para aplicação no processo de moldagem por injeção de polímeros de PVC em uma indústria de produção polímero visando garantir a qualidade dos produtos injetados;
- Utilizar os dados obtidos após a implementação do modelo de referência para controle e monitoramento em tempo real através de internet industrial em processos de moldagem por injeção de polímeros de PVC.

1.2.2 Justificativa da Pesquisa

Sob a ótica profissional, a motivação para o tema deste trabalho foi oriunda do contexto de aumentar a produtividade e qualidade dos produtos manufaturados na indústrias de moldagem por injeção de polímeros de PVC incorporando os avanços da indústria 4.0, com foco em internet industrial para uma coleta de dados, monitoramento e controle de processos, avaliando a possibilidade de garantir a qualidade dos produtos e a satisfação do cliente.

Em meio a este cenário, identificou-se em uma empresa de grande porte a necessidade de se entender melhor o processo de moldagem por injeção de polímeros de PVC visando encontrar as principais variações neste processo produtivo, que impactam a qualidade dos produtos injetados.

Determinar as principais variáveis do processo produtivo de moldagem por injeção, não é um trabalho fácil, e é por este motivo, que o trabalho em questão, busca se obter as principais variáveis deste processo que devem ser controladas a fim de possuir-se estabilidade de processo e designar um ambiente favorável a implantação de novas tecnologias habilitadoras da indústria 4.0.

Com isso através da utilização de sensores em uma máquina injetora para coleta de dados confiáveis do processo e tomada de decisão, se deparou com a questão de que os sensores coletam todos os tipos de informação durante o processo, mas que seria necessário definir quais os principais parâmetros a serem controlados dentro da ficha técnica, que garantissem confiabilidade no processo e conseqüentemente habilitassem a utilização de tecnologias 4.0.

No âmbito pessoal, este trabalho vem de encontro a um anseio de conhecer sobre aplicações de tecnologias novas nos mais variados lugares, e de compreender soluções que possa dar continuidade ao desenvolvimento da tecnologia proporcionando apoio técnico consistente que auxiliem os técnicos, estudiosos, líderes de indústrias na tomada de decisão. Neste caso, para produtos chamados de commodities, a aplicação vem cercada com um entrave de não viabilidade devido aos altos tempo de retorno do projeto. Neste sentido, existem poucos estudos que levam em consideração o processo de injeção imerso em indústria 4.0. Assim, tal fato foi a motivação em termos acadêmicos, de iniciar os estudos para este tipo de processo, que apesar de produzir produtos com baixo valor agregado, está presente em grande parte das produções de bens de consumo no Brasil.

Por fim, os poucos estudos com foco em aplicação das tecnologias 4.0, principalmente no Brasil, são escassos devido ao tema ser relativamente novo, e os cases de sucesso ou insucesso estarem contidos apenas dentro das grandes empresas desenvolvedoras de inovação e pesquisa. Sendo assim, o presente trabalho, faz esta conexão com o teórico, a prática e o que está sendo desenvolvido dentro da empresa do ramo de moldagem por injeção de polímeros de PVC, a fim de contribuir com o ganho acadêmico do país.

2 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

No capítulo 1, será apresentada a introdução do trabalho, contendo as informações relevantes para contextualização da pesquisa. É na introdução que se encontra a contextualização do assunto no cenário atual, justificando a pesquisa e propondo os objetivos do projeto. No Capítulo 2, será explicada a estrutura da dissertação contendo um breve descritivo de cada uma das etapas mapeadas.

No Capítulo 3 através de uma revisão bibliográfica são abordados conceitos importantes ao desenvolvimento da proposta. No capítulo 4, serão apresentados os artigos escolhidos após a revisão sistemática da literatura, contendo os temas afins para o entendimento da pesquisa a ser apresentada. No capítulo 5, serão detalhados os procedimentos metodológicos para esta pesquisa, contendo de forma detalhada cada uma das etapas. No capítulo 6, será apresentado o modelo criado para a aplicação da solução proposta.

No capítulo 7, será aplicado o método apresentado no capítulo 6 em um estudo de caso em uma empresa de grande porte da região sul do país, do ramo de fabricação de polímero. No capítulo 8 será apresentada os comentários sob os resultados obtidos, no capítulo 9 a conclusão deste estudo e por fim, será apresentado a listagem das referências bibliográficas.

3 REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

3.1 PROCEDIMENTOS RSL – REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

Partindo do princípio de ilustrar o estado da arte do tema deste trabalho, realizou-se uma revisão sistemática segundo o processo proposto por Tranfield, Denyer e Smart (2003). Foram realizadas buscas por artigos científicos na base de dados da Science Direct Elsevier, uma base completa e considerada um dos maiores bancos de dados de artigos, livros e resumos, uma vez que está entre a base multidisciplinar com maior acervo e estão disponíveis para acesso por meio do Portal CAPES. As buscas restringiram-se ao período entre os anos de 2015 e 2019, pois o interesse é conhecer atualizações em relação ao tema, além do mais, a produção anterior a 2015 não foi significativa, principalmente considerando o tema de indústria 4.0 que é recente. Como critério de inclusão foram selecionados artigos associados com indústrias de transformação de bens. As palavras-chave utilizadas foram:

- *Bid Data*
- *Quality process;*
- *Industry 4.0;*
- *Smart Factory;*
- *Injection parameters of PVC;*
- *Injection process;*
- *Internet of Things;*
- *Desing Of Experiments;*

Por meio de buscas realizadas na base de dados de novembro de 2018 a maio de 2019. Foram encontrados 180 artigos com potencial relevância, dos quais foi feita a leitura dos títulos e resumos. Foram feitas as combinações de palavras chaves, para que fossem mais assertivas as buscas pelo tema em questão. Para isso dentro da plataforma da Elsevier o critério de busca se baseou na busca em título e resumo, com a palavra chave em questão. Combinações de palavras chaves:

- *Internet industrial e Quality process;*
- *Industry 4.0 e smart factory;*

- *Injection parameters e PVC;*
- *Injection process e Internet industrial;*
- *Injection process e parameters;*
- *IOT e Injection process;*
- *Smart factory e internet industrial;*
- *Smart factory e injection*
- *Quality and injection*
- *DOE and injection parameters;*

Com as combinações de palavras, o universo de busca ficou em 180 artigos, sendo necessário a definição de alguns filtros de busca para restringir o universo de coleta e selecionar os artigos conforme necessidade do tema de pesquisa. Para isso, foram definidos os critérios de busca de:

- Restrição dos anos de busca: de 2015 a 2019;
- Restrição do tipo de artigo: Engenharias;
- Restrição de artigo, busca apenas de artigos;

No Quadro 1 é possível verificar para cada combinação de palavra-chave quantos artigos foram encontrados:

Quadro 1 – Números de artigos e algoritmo de busca realizado na plataforma Scopus no período de novembro 2018 a Maio 2019.

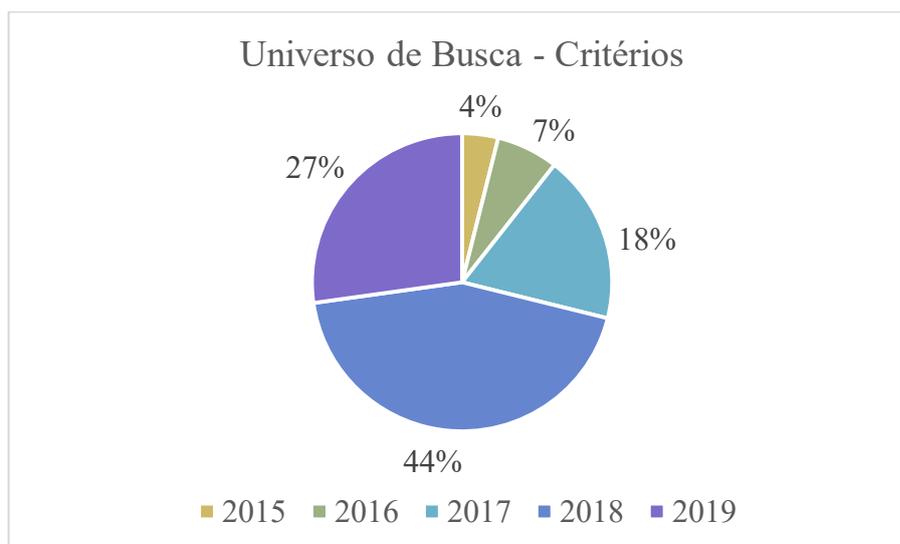
Base de Dados	Scopus
Período da busca	Novembro 2018 a maio 2019
Filtro da pesquisa	Keywords, Title Article
Algoritmo de busca	- Ano: 2015 a 2019 - Engenharias - 10 dos Mais Citados por tipo de busca
Total de artigos encontrados	180 artigos
Critério Filtro para restrição de artigos	Categorização como dentro e fora do escopo de pesquisa do trabalho
Total de Artigos designados para o trabalho	61 artigos

Fonte: Elaborada pelo autor (2019).

Com isso, o universo total de artigo reduziu 66% e para cada conjunto de combinação de palavra chaves foram escolhidos de 10 a 20 artigos mais citados para cada um dos temas de

critério de busca. Ainda assim, o universo de artigos encontrados foi de 180 artigos ao total. No gráfico 1, é possível identificar dentre o universo de 180 artigos, que a maioria das publicações, aproximadamente 79,44% deste universo considerado encontra-se no ano 2018, trazendo a visão de que o tema é relativamente novo considerando as combinações de busca realizadas.

Gráfico 1 – Universo de Busca primeiro refinamento, 180 artigos encontrados na base da Scopus período novembro 2018 a maio 2019.



Fonte: Base Scopus (2019).

Então, por fim, buscou-se criar uma classificação para definir quais dos mesmos seriam utilizados para o referencial teórico, conforme Quadro 2.

Quadro 2 – Descrição da pontuação de adequação ao tema do projeto realizado com portfólio de artigos base Scopus.

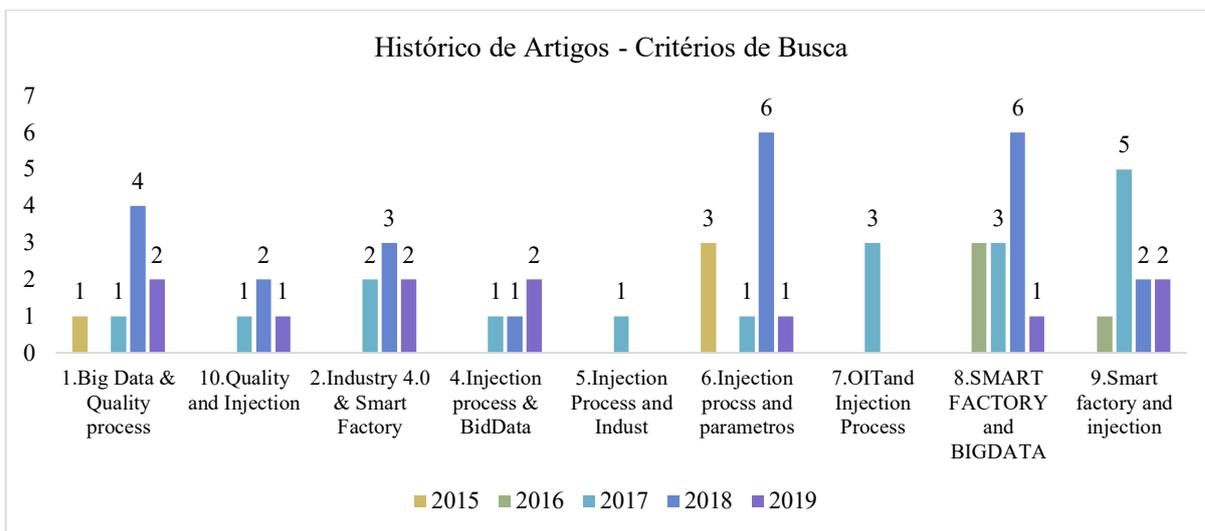
Pontuação referente à adequação do artigo ao tema	
0	Artigo encontrado fora do escopo do trabalho
1	O Artigo encontrado foi aplicado a um conceito fora do escopo da pesquisa;
2	Artigo encontrado está dentro do escopo do trabalho

Fonte: Elaborada pelo autor (2019).

Nesta análise, ao comparar os artigos que possuem valor necessário para serem incluídos no referencial teórico deste trabalho, criou-se uma planilha com todos os artigos validados para serem utilizados neste trabalho, conforme classificação já apresentada. Abaixo é possível

verificar o gráfico 2 com o número de artigos desde 2015, considerando os critérios de busca selecionados para o atendimento do escopo deste trabalho.

Gráfico 2 – Resumo Visual Quantidade de Artigos histórica considerando o critério de busca da base Scopus realizada entre novembro 2018 e maio 2019.



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019).

Além disso, os artigos foram inseridos em uma tabela contendo seus respectivos autores, ano de publicação e nível de adequação ao tema, conforme a quadro 3.

Quadro 3 - Conjuntos de Artigos que compõem o Universo de Busca final da Pesquisa realizada de novembro 2018 a maio 2019 na base de artigos Scopus.

Combinação de Busca	Autores	Título do Artigo
1. Internet industrial & Quality process	Danilo Ardagna, Cinzia Cappiello, Walter Samá, Monica Vitali,	Context-aware data quality assessment for internet industrial,
1. Internet industrial & Quality process	Nadine Côte-Real, Pedro Ruivo, Tiago Oliveira,	Leveraging internet of things and internet industrial analytics initiatives in European and American firms: Is data quality a way to extract business value?,
1. Internet industrial & Quality process	Feliks P. Sejahtera Surbakti, Wei Wang, Marta Indulska, Shazia Sadiq,	Factors influencing effective use of internet industrial: A research modelo,
1. Internet industrial & Quality process	In Lee,	Internet industrial: Dimensions, 24 processo, impacts, and challenges,
1. Internet industrial & Quality process	S. Ramírez-Gallego, S. García, J.M. Benítez, F. Herrera,	A distributed evolutionary multivariate discretizer for Internet industrial processing on Apache Spark,
1. Internet industrial & Quality process	Ying Cheng, Ken Chen, Hemeng Sun, Yongping Zhang, Fei Tao,	Data and knowledge mining with internet industrial towards smart production,

1. Internet industrial & Quality process	Mandeep Kaur Saggi, Sushma Jain,	A survey towards com integration of internet industrial analytics to big insights for value-creation,
1. Internet industrial & Quality process	A.F. Simpaio, L.M. Ahumada, M.A. Rehman,	Internet industrial and visual analytics in anaesthesia and health care†,
2. Industry 4.0 & Smart Factory	Pranab K. Muhuri, Amit K. Shukla, Ajith Abraham,	Industry 4.0: A bibliometric analysis and detailed overview,
2. Industry 4.0 & Smart Factory	Saurabh Vaidya, Prashant Ambad, Santosh Bhosle,	Industry 4.0 – A Glimpse,
2. Industry 4.0 & Smart Factory	Juan-Ignacio Latorre-Biel, Javier Faulín, Angel A. Juan, Emilio Jiménez-Macías,	Petri Net 25rocesso a Smart Factory in the Frame of Industry 4.0,
2. Industry 4.0 & Smart Factory	Erwin Rauch, Christian Linder, Patrick Dallasega,	Anthropocentric perspective of production before and within Industry 4.0,
2. Industry 4.0 & Smart Factory	B. Tjahjono, C. Esplugues, E. Ares, G. Pelaez,	What does Industry 4.0 mean to Supply Chain?,
2. Industry 4.0 & Smart Factory	Lucas Santos Dalenogare, Guilherme Brittes Benitez, Néstor Fabián Ayala, Alejandro Germán Frank,	The expected contribution of Industry 4.0 technologies for industrial performance,
2. Industry 4.0 & Smart Factory	Kássio Santos, Eduardo Loures, Flávio Piechnicki, Osiris Canciglieri,	Opportunities Assessment of Product Development Process in Industry 4.0,
4. Injection process & BidData	Hong Seok Park, Dang Xuan Phuong, Saurabh Kumar,	AI Based Injection Molding Process for Consistent Product Quality,
4. Injection process & BidData	Dominik Kozjek, Rok Vrabič, David Kralj, Peter Butala,	A Data-Driven Holistic Approach to Fault Prognostics in a Cyclic Manufacturing Process,
4. Injection process & BidData	Shan Ren, Yingfeng Zhang, Yang Liu, Tomohiko Sakao, Donald Huisingh, Cecilia M.V.B. Almeida,	A comprehensive review of internet industrial analytics throughout product lifecycle to support sustainable smart manufacturing: A modelo, challenges and future research directions,
4. Injection process & BidData	Yan Qin, Chunhui Zhao, Furong Gao,	Com 25rocesso f25 non-optimality self-recovery method based on reinforcement learning with small data in internet industrial era,
5. Injection Process and Indust	Hwaseop Lee, Kwangyeol Ryu, Youngju Cho,	A Modelo of a Smart Injection Molding System Based on Real-time Data,
6. Injection process and parametros	Gurjeet Singh, M.K. Pradhan, Ajay Verma,	Multi Response optimization of injection moulding Process parameters to reduce cycle time and warpage,
6. Injection process and parametros	Gurjeet Singh, Ajay Verma,	A Brief Review on injection moulding manufacturing process,
6. Injection process and parametros	Michael Packianather, Christian Griffiths, Wan Kadir,	Micro Injection Moulding Process Parameter Tuning,
6. Injection process and parametros	Ting Mao, Yun Zhang, Yufei Ruan, Huang Gao, Huamin Zhou, Dequn Li,	Feature learning and process monitoring of injection molding using convolution-deconvolution auto encoders,

6.Injection process and parameters	Thatchanok Gingtong, Natthapon Nakpathomkun, Chiravoot Pechyen,	Effect of injection parameters on mechanical and physical properties of super ultra-thin wall propylene packaging by Taguchi method,
6.Injection process and parameters	X.C. Xie, C.G. Lin, C.C. Jia, R.J. Cao,	Effects of process parameters on quality of ultrafine WC/12Co injection molded compacts,
6.Injection process and parameters	Hong Seok Park, Dang Xuan Phuong, Saurabh Kumar,	AI Based Injection Molding Process for Consistent Product Quality,
6.Injection process and parameters	Isaac Meekers, Paul Refalo, Arif Rochman,	Analysis of Process Parameters affecting Energy Consumption in Plastic Injection Moulding,
6.Injection process and parameters	Satoshi Kitayama, Yusuke Yamazaki, Masahiro Takano, Shuji Aiba,	Numerical and experimental investigation of process parameters optimization in plastic injection molding using multi-criteria decision making,
6.Injection process and parameters	Mingjun Zou, Luping Zhao, Shu Wang, Yuqing Chang, Fuli Wang,	Quality Analysis and Prediction for Start-up Processes of Injection Molding Processes,
6.Injection process and parameters	Awang Bono, Jumat Sulaiman, S. Rajalingam	Analysis of optimal injection moulding process parameters for thin – Shell plastic product using response surface methodology
7.OITand Injection Process	Hwaseop Lee, Kwangyeol Ryu, Youngju Cho,	A Model of a Smart Injection Molding System Based on Real-time Data,
7.OITand Injection Process	Francoise Lamnabhi-Lagarigue, Anuradha Annaswamy, Sebastian Engell, Alf Isaksson, Pramod Khargonekar, Richard M. Murray, Henk Nijmeijer, Tariq Samad, Dawn Tilbury, Paul Van den Hof,	Systems & Control for the future of humanity, research agenda: Current and future roles, impact and grand challenges,
7.OITand Injection Process	Riadh Karchoud, Philippe Roose, Marc Dalmau, Arantza Illarramendi, Sergio Ilarri,	All for One and One For All: Dynamic Injection of Situations in a Generic Context-Aware Application,
8.SMART FACTORY and BIGDATA	Fangfang Zhou, Xiaoru Lin, Xiaobo Luo, Ying Zhao, Yi Chen, Ning Chen, Weihua Gui,	Visually enhanced situation awareness for complex manufacturing facility monitoring in smart factories,
8.SMART FACTORY and BIGDATA	Maribel Yasmina Santos, Jorge Oliveira e Sá, Carina Andrade, Francisca Vale Lima, Eduarda Costa, Carlos Costa, Bruno Martinho, João Galvão,	A Internet industrial system supporting Bosch Braga Industry 4.0 strategy,
8.SMART FACTORY and BIGDATA	Vidosav Majstorovic, Slavenko Stojadinovic, Zivana Jakovljevic, Srdjan Zivkovic, Dragan Djurdjanovic, Julija Kostic, Nemanja Gligorijevic,	Cyber-Physical Manufacturing Metrology Model (COM3) – Internet industrial Analytics Issue,
8.SMART FACTORY and BIGDATA	E. Hajrizi,	Smart Solution for Smart Factory,
8.SMART FACTORY and BIGDATA	Sungbum Park,	Development of Innovative Strategies for the Korean Manufacturing Industry by Use of the Connected Smart Factory (CSF),

8.SMART FACTORY and BIGDATA	Yan Zeng, Yuehong Yin,	Virtual and Physical Systems Intra-referenced Modelling for Smart Factory,
8.SMART FACTORY and BIGDATA	Fei Tao, Qinglin Qi, Ang Liu, Andrew Kusiak,	Data-driven smart manufacturing,
8.SMART FACTORY and BIGDATA	Byeongwoo Jeon, Suk-Hwan Suh,	Design Considerations and Architecture for Cooperative Smart Factory: MAPE/BD Approach,
8.SMART FACTORY and BIGDATA	Shiyong Wang, Jiafu Wan, Daqiang Zhang, Di Li, Chunhua Zhang,	Towards smart factory for industry 4.0: a self-organized multi-agent system with internet industrial based feedback and coordination,
8.SMART FACTORY and BIGDATA	Ray Y. Zhong, Xun Xu, Lihui Wang,	IoT-enabled Smart Factory Visibility and Traceability Using Laser-scanners,
8.SMART FACTORY and BIGDATA	Antonio Padovano, Francesco Longo, Letizia Nicoletti, Giovanni Mirabelli,	A Digital Twin based Service Oriented Application for a 4.0 Knowledge Navigation in the Smart Factory,
8.SMART FACTORY and BIGDATA	Shan Ren, Yingfeng Zhang, Yang Liu, Tomohiko Sakao, Donald Huisinh, Cecilia M.V.B. Almeida,	A comprehensive review of internet industrial analytics throughout product lifecycle to support sustainable smart manufacturing: A modelo, challenges and future research directions,
8.SMART FACTORY and BIGDATA	Dominik T. Matt, Guido Orzes, Erwin Rauch, Patrick Dallasega,	Urban production – A socially sustainable factory concept to overcome shortcomings of qualified workers in smart SMEs,
9.Smart factory and injection	Hwaseop Lee, Kwangyeol Ryu, Youngju Cho,	A Modelo of a Smart Injection Molding System Based on Real-time Data,
9.Smart factory and injection	Mo Elbestawi, Dan Centea, Ishwar Singh, Tom Wanyama,	SEPT Learning Factory for Industry 4.0 Education and Applied Research,
9.Smart factory and injection	Chanmo Jun, Ju Yeon Lee, Joo-Sung Yoon, Bo Hyun Kim,	Applications' Integration and Operation Platform to Support Smart Manufacturing by Small and Medium-sized Enterprises,
9.Smart factory and injection	Lorenzo Valerio, Andrea Passarella, Marco Conti,	A communication 27rocesso distributed learning modelo for smart environments,
9.Smart factory and injection	Luca Fumagalli, Marco Macchi, Cristian Colace, Maurizio Rondi, Alessandro Alfieri,	A Smart Maintenance tool for a safe Electric Arc Furnace,
9.Smart factory and injection	Daniel Bumblauskas, Douglas Gemmill, Amy Igou, Johanna Anzengruber,	Smart Maintenance Decision Support Systems (SMDSS) based on corporate internet industrial analytics,
9.Smart factory and injection	Nilufer Tuptuk, Stephen Hailes,	Security of smart manufacturing systems,
9.Smart factory and injection	Scott E. Everett, Rickey Dubay,	A sub-space artificial neural network for mold cooling in injection molding,
9.Smart factory and injection	Andrew Kusiak,	Fundamentals of smart manufacturing: A multi-thread perspective,

9.Smart factory and injection	Shan Ren, Yingfeng Zhang, Yang Liu, Tomohiko Sakao, Donald Huisingh, Cecilia M.V.B. Almeida,	A comprehensive review of internet industrial analytics throughout product lifecycle to support sustainable smart manufacturing: A modelo, challenges and future research directions,
10.Quality and Injection	Mehdi Moayyedean, Kazem Abhary, Romeo Marian,	Optimization of injection molding process based on fuzzy quality evaluation and Taguchi experimental design,
10.Quality and Injection	Hong Seok Park, Dang Xuan Phuong, Saurabh Kumar,	AI Based Injection Molding Process for Consistent Product Quality,
10.Quality and Injection	Xundao Zhou, Yun Zhang, Ting Mao, Huamin Zhou,	Monitoring and dynamic 28rocesso f quality stability for injection molding process,
10.Quality and Injection	Mingjun Zou, Luping Zhao, Shu Wang, Yuqing Chang, Fuli Wang,	Quality Analysis and Prediction for Start-up Processo f Injection Molding Processes,

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Através dos artigos encontrados foi possível verificar que todos os artigos encontrados são internacionais com sua maioria do continente Asiático. Isto se deve pelo fato de países como China e Japão estarem a frente dos países da América do Sul em desenvolvimento de tecnologia, principalmente o desenvolvimento de tecnologia da informação e automatização de processos.

Ao fim da apresentação da revisão sistemática da literatura verifica-se a falta de estudos pertinentes ao tema injeção e Internet industrial. Assim, para a concepção futura do modelo, além de utilizar os parâmetros encontrados na literatura é importante utilizar a experiência de especialistas do ramo para criação de uma definição conceitual consistente. No próximo capítulo, serão iniciados os conceitos básicos necessários para a compreensão do tema. Os autores utilizados para a concepção do referencial teórico deste trabalho foram extraídos da revisão sistemática da literatura apresentada neste capítulo.

4 EMBASAMENTO TEÓRICO

4.1 INDÚSTRIA 4.0 – FÁBRICAS INTELIGENTES

Estudiosos e profissionais consideram, que dentro do conceitual de revoluções industriais, existem quatro grandes principais mudanças na indústria ao longo da história, enquanto a Indústria 4.0 é a última e uma transformação contínua da indústria. Para os autores, (DALENOGAREA et al. 2018), a máquina a vapor entre 1760 e 1840 caracterizou a primeira revolução da indústria. A segunda, foi definida pela utilização de eletricidade em processos industriais no final do século XIX. Já a terceira revolução começou na década de 1960 com o uso de Tecnologia da Informação e automação industrial. E, por fim, a revolução atual, denominada de quarta revolução industrial ou Indústria 4.0 emergiu de vários países desenvolvidos e foi consolidada em uma iniciativa público-privada alemã para construir fábricas inteligentes pela integração de objetos físicos com tecnologias digitais (DALENOGARE et al. 2018).

Os autores ainda acrescentam que, o elemento chave para caracterizar este novo estágio industrial é a profunda mudança na conectividade de sistemas de manufatura devido à integração de tecnologia da informação, internet das coisas e máquinas em sistemas ciberfísicos. Como resultado, a Indústria 4.0 pode ser considerada hoje como uma nova era industrial baseada nas plataformas de conectividade usadas na indústria (GENAIDY; KARWOWSKI, 2003).

A integração horizontal e vertical de várias dimensões diferentes do negócio, tem uma preocupação principal em questões de manufatura, baseadas em tecnologias avançadas de fabricação. Nas últimas décadas, abordagens de manufatura orientadas para tecnologia, manufatura integrada por computador, manejo enxuto e fabricação de celulares moldaram a imagem da produção industrial como outros desenvolvimentos (TREVILLE; ANTONAKIS 2006).

A quarta revolução industrial iniciou com foco na conexão entre pessoas, máquinas e produtos ao formar um novo sistema de produção, que permite mais rápido e mais troca de informação. Esta mudança avança para um futuro onde as pessoas colaborarão com robôs e serão apoiadas por tecnologia web e sistemas inteligentes de assistência (RAUCH, ERWIN; LINDER, CHRISTIAN; DALLASEGA, PATRICK, 2019). Ainda para os autores, a grande

quantidade de digitalização da produção e a remoção de fronteiras entre o mundo físico e digital causam, portanto, uma sensação de incerteza quanto ao futuro.

Dalenogare et al., (2018), a Indústria 4.0 é entendida como um novo estágio industrial no qual há uma integração entre sistemas de operações de manufatura e tecnologias de informação e comunicação especialmente a Internet das Coisas formando os chamados Sistemas Ciber-Físicos. Esse novo estágio industrial está afetando as regras da concorrência, a estrutura da indústria e as demandas dos produtos em geral. Está também, contribuindo para a mudança das regras de concorrência porque os modelos de negócios das empresas estão sendo reformulados pela adoção de conceitos de internet das coisas e digitalização de fábricas.

Os conceitos da Indústria 4.0 são propostos para permitir que as empresas tenham processos flexíveis de manufatura e analisem grandes quantidades de dados em tempo real, melhorando a tomada de decisões estratégicas e operacionais (KAGERMANN et al., 2013; PORTER et al., 2014; SCHWAB et al., 2017).

Vários países criaram recentemente programas locais para melhorar o desenvolvimento e a adoção de tecnologias da Indústria 4.0. Na Alemanha este programa foi chamado de “*Estratégia High Tech 2020*”, nos Estados Unidos foi estabelecida a “*Parceria de Fabricação Avançada*”, na China o “*Made in China 2025*” e na França o “*La Nouvelle*”. No Brasil, programa rumo à Indústria 4.0 foi criado pela Agência Brasileira de Desenvolvimento Industrial em conjunto com outras iniciativas do Ministério da Indústria, Comércio Exterior e Serviços (ABDI, 2017). Todos esses programas, tanto em países desenvolvidos quanto emergentes, visam disseminar os conceitos e tecnologias da Indústria 4.0 em empresas locais.

Uma fábrica inteligente refere-se a um sistema de produção integrado baseado em rede hiperconectado. Adquire todas as informações sobre instalações de fabricação em tempo real através da Internet, modifica de forma autônoma um método de fabricação, substitui as matérias-primas e, finalmente, implementa um sistema de produção dinâmico otimizado (TREVILLE; ANTONAKIS 2006).

A capacidade de integração vertical representa a capacidade de realizar a integração vertical de um sistema de produção e produção customizada e responder aos processos tradicionais de produção estática. Segundo a capacidade de integrar o ciclo de vida do produto significa a otimização da produção sob medida através da troca completa de informações após a integração corporativa do ciclo de vida do produto. Por fim, a integração horizontal refere-se à capacidade de fornecer produtos e serviços no prazo, por meio da estreita colaboração entre

empresas após a integração da cadeia de valor entre empresas e da rede de informações (LAGARRIGUE, FRANCOISE *et al.*, 2017).

A Fábrica Inteligente é um sistema de fabricação de ambientes hiperconectados por meio do CPS usando internet industrial. Os elementos essenciais para a construção de uma *Smart Factory* definida no Industry 4.0 são interoperabilidade, virtualização, descentralização, capacidade em tempo real, orientação a serviços e modularidade. Interoperabilidade significa que os objetos na Fábrica Inteligente (trabalhadores, instalações, produtos, etc.) devem poder se comunicar uns com os outros através da tecnologia de IoT, rede aberta e método de transformação semântica (ZOU, Mingjun *et al.*, 2018).

A virtualização refere-se a um método de prever problemas de processo estabelecendo uma fábrica virtual conectando modelos de fábrica virtual ou modelos de simulação com o chão de fábrica em tempo real. A descentralização é um ambiente distribuído no qual os computadores são incorporados em uma instalação e seus objetivos são definidos e as decisões são tomadas por eles mesmos.

Capacidade em tempo real refere-se à capacidade de adquirir e analisar dados em tempo real sobre equipamentos, qualidade e matérias-primas. Orientação ao serviço refere-se a um ambiente em que as necessidades dos clientes influenciam diretamente a produção, ou os clientes podem identificar processos ou ambientes de produção por meio de tecnologias, como etiquetas com códigos de barras. Por fim, a modularidade refere-se a um sistema que pode ser modificado, modificado e reconfigurado de forma flexível, em resposta às necessidades dos clientes em constante mudança e às mudanças nos produtos (LEEA *et al.*, 2017).

Considerando as pesquisas realizadas pelos autores citados, é possível verificar que a migração das industriais convencionais para as indústrias denominadas de inteligente, não é uma nova abordagem, e sim uma abordagem atual, aonde as empresas obrigatoriamente estão se transformando em indústrias digitais. Esta digitalização das indústrias, requer um desenvolvimento ainda maior de atributos da tecnologia da Informação. Por isso, o próximo capítulo traz a ótica da tecnologia da informação sob a luz da indústria 4.0.

4.2 A TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO

Conforme descrito no capítulo anterior, sob o conceito de indústria 4.0, os processos de produção serão empurrados para serem cada vez mais interconectados, informações baseadas em tempo real e, necessariamente, muito mais eficientes. Nesse contexto, a otimização da

capacidade vai além do objetivo tradicional de maximização da capacidade, contribuindo também para a lucratividade e o valor da organização. (JEON; SUH, 2018).

Todo o cenário de mudança para as indústrias, implica mudanças significativas na fabricação. Para Ignacio et al., (2018), a redução no custo de dispositivos eletrônicos que podem fornecer recursos de sensoriamento, comunicação e computação para dispositivos de produção permite impulsionar a coleta de dados de campo e a conectividade de rede do dispositivo à Internet. Neste contexto, máquinas e produtos podem tornar-se sistemas ciberfísicos, que podem processar dados e participar na tomada de decisão descentralizada.

A conectividade com a Internet, no quadro *Internet of Things* (IoT), permite enviar dados do processo de produção e dispositivos para servidores distribuídos, também conectados à Internet, e interpretá-los por meio de internet industrial e algoritmos de computação em nuvem. A virtualização é outra característica da Indústria 4.0. Isso pode ser alcançado pelo desenvolvimento de modelos de simulação de uma fábrica, onde diferentes estratégias de gerenciamento e design podem ser testadas antes de serem colocadas em prática e para ajudar na tomada de decisões em tempo real (IGNACIO et al., 2018).

Zhong e Wang (2017), destacam que com o avanço da informação, comunicação e detecção e caracterização, como a internet industrial das Coisas e instrumentos de alto rendimento cada vez mais acelerados, espera-se que os dados gerados a partir da fábrica irão crescer exponencialmente gerando a internet industrial. Um dos focos mais importantes dentro da cadeia de manufatura é a criação de uma inteligência de dados, que em tempo real permita aos gestores apoiarem na tomada de decisão, sendo precisas e oportunas. A Internet industrial é sem dúvida, um grande foco para a próxima rodada de transformação de fabricação avançada. A pesquisa realizada pela McKinsey Global do Instituto de Tecnologia de negócios, a análise de grandes quantidades de dados, auxilia no crescimento da produtividade e da inovação às empresas, mas é preciso conhecer as variáveis importantes para controlar (ZHONG; WANG 2017).

É através desta visão, que utilizar a *internet industrial* para a melhoria da performance da produção, tem sido a primeira escolha das empresas que procuram um início de caminho de migração para a indústria 4.0, uma vez que obter dados faz com que se conheça a produção e os problemas da mesma. Assim, sendo possível tomar decisões mais assertivas para a melhoria da competitividade industrial. Na próxima seção, será possível avaliar a importância de se entender quais são os principais dados que devem ser coletados a fim de chegar no objetivo

esperado. Ao deparar-se com um universo infinito de combinações de dados, é importante ter claro o que irá se coletar e qual o propósito deste controle.

4.3 A QUALIDADE NA MANUFATURA E A INTERNET INDUSTRIAL

Na era da internet industrial, a quantidade de dados está aumentando constantemente. Isto é principalmente devido à informação que se refere à nossa capacidade de transformar muitos aspectos da nossa vida em dados digitais e fazer um melhor uso deles. De fato, o grande desafio do Internet industrial é transformar os dados relevantes em boas decisões e, assim, obter o valor máximo. O problema é que nem todos os dados são relevantes: “uma das dificuldades fundamentais é que a informação pode ser tendenciosa, ruidosa, desatualizada, incorreta, enganosa e não confiável.

A Internet industrial possui peculiaridades relevantes se comparado a fontes de dados clássicas e é geralmente caracterizado por erros e valores ausentes. A confiabilidade dos resultados de análise depende da confiabilidade das informações analisadas para a tarefa específica. Essa confiabilidade pode ser avaliada usando métricas de qualidade de dados, que podem dar uma dica aos consumidores de dados sobre a precisão dos resultados esperados.

A avaliação da qualidade de dados, pode ser um bom ponto de partida para identificar informações importantes. A qualidade de dados é geralmente definida como "adequação para uso", ou seja, a capacidade de coletar os requisitos de usuários. É avaliada por meio de diferentes dimensões, cuja definição depende também do contexto de uso (ARDAGNA *et al.*, 2018).

Ruivo e Oliveira (2019), destacam que pesquisas anteriores mostram que o valor de se ter organizações movidas à dados e que fazem proveito de vários recursos de TI para melhorar seu desempenho. Internet industrial e a Internet das coisas são consideradas as transições mais profundas em tecnologia. Devido ao crescente número de serviços de Internet das coisas em uma escala global, várias indústrias estão adotando tecnologias para gerar grandes volumes de dados. Prevê-se que, o número de dispositivos conectados na Internet das coisas ficará entre 26 bilhões e 75 bilhões. Estes dados que podem ser analisados para criar valor para as empresas e a utilização destes dados analíticos para Internet e outros dados requer enormes recursos.

O relatório IDC Future Scape (2018) informa que os investimentos em análise de dados para internet industrial fornecerão uma melhoria de 30% nos processos críticos de negócio. As tecnologias são consideradas o principal símbolo da mudança disruptiva no ambiente de

negócios para todos os tipos de indústrias, pois têm a capacidade de capturar dados grandes e extrair seu valor analisando os dados com técnicas analíticas poderosas. Os recursos internet industrial pode afetar os diferentes atores em um ecossistema de internet industrial, no qual diferentes participantes geram, usam ou se beneficiam de grandes dados e seus aplicativos. Os atores de dados precisam desenvolver capacidades para extrair valor que possa impactar seus negócios e a sociedade. Este processo é fundamental para a transformação digital e a criação de sociedades sustentáveis e ecossistemas de internet industrial.

Surbaktia et al. (2019), destacam em seu estudo a importância de se ter claro quais dados se quer coletar para poder garantir a qualidade dos mesmos, principalmente com relação a especificidade e dimensão dos dados. E, acrescentam que a qualidade dos dados é o primeiro fator que necessita de supervisão e controle para garantir as tomadas de decisão e sistemas inteligentes. Também é necessário avaliar a importância da necessidade de validar os temas de controle das variáveis de coleta para possuir sucesso no projeto.

Considerando a disponibilidade das informações e a qualidade dos dados, utilizar-se dos mecanismos disponíveis para melhor o processo produtivo tem sido a constante busca das empresas para se manterem em um ambiente competitivo. Através desta motivação, este trabalho apropriou-se destas possibilidades para avaliar a melhoria na qualidade dos produtos através da coleta de dados e controle dos principais parâmetros de processos envolvidos no processo de moldagem por injeção de polímeros. Para evidenciar a migração das empresas para o cenário de indústria 4.0, o próximo capítulo irá abordar a indústria 4.0 e o processo de injeção mostrando que a utilização do pilar de internet industrial dentro das empresas tem sido o início da disseminação da indústria 4.0, principalmente em indústrias de manufatura de polímeros.

4.4. A INDÚSTRIA 4.0 E O PROCESSO DE INJEÇÃO

Conforme comentado no final do capítulo anterior, Leea, Ryua e Chob (2017), a fim de aumentar a competitividade e reduzir os custos de produção, as empresas de manufatura estão tentando aumentar sua flexibilidade nos processos ou inovar seus métodos de produção. Para isso, as empresas de manufatura introduzem novas tecnologias ou inovam métodos de produção tradicionais, integrando tecnologias que não têm sido amplamente aplicadas. A Indústria 4.0 se tornou um requisito muito importantes na indústria de manufatura e na academia também. Indústria 4.0, ou a quarta revolução industrial, troca informações de objetos (máquinas, trabalhadores) através das tecnologias de rede (Cloud, Wireless) e Internet e Communication

Technology (ICT) baseadas em Internet das Coisas (Internet of Things) é possível construir-se um Sistema Cibernético Físico para fazer tomada de decisão.

A aceleração da introdução da Indústria 4.0 inclui a necessidade da migração das demais empresas para o que se espera de fábrica inteligente. Portanto, espera-se que o estabelecimento de uma fábrica inteligente seja um avanço para revitalizar as indústrias tradicionais de manufatura (moldagem, fundição, soldagem, processo de conformação de polímero, etc.) (EVERETT, Scott; DUBAY, Rickey, 2017).

Tratando-se do processo de moldagem por injeção, este consiste na fabricação de peças de polímeros ao injetar material em um molde. Uma ampla variedade de produtos é fabricada usando moldagem por injeção, que variam muito em tamanho, complexidade e aplicação.

Neste processo, o polímero quente fundido é forçado para dentro de uma cavidade fria e vazia de uma forma desejada e depois é deixado solidificar sob uma pressão de retenção elevada. Processo de moldagem por injeção tem dois problemas:

- O primeiro problema é a derivação de parâmetros de processo ótimos para a configuração inicial da máquina de moldagem por injeção, considerando várias variáveis do processo, a fim de implementar a fabricação efetiva após o projeto do produto. Há um processo de ajuste contínuo dos parâmetros do processo em uma maneira de tentativa de erro que causa perdas consideráveis.
- O segundo problema é a dificuldade de alterar o valor do parâmetro do processo inicial durante o processo de moldagem por injeção, especialmente quando ocorrem defeitos durante a fabricação. Atualmente, ainda não existe um método para melhoria da qualidade deste dilema, e é um desafio para a resposta à ocorrência de falhas de equipamentos e problemas repentinos de produção.

A fim de melhorar o sistema de moldagem por injeção, vários pesquisadores conduziram a inovação e a análise do processo de injeção. Um dos pesquisadores representativos é Tuncay e Hasan, os quais estudam a qualidade e os problemas de processo de acordo com as características dos produtos de injeção usando a rede neural, o método de Taguchi e o método de Meta-heurística. Os parâmetros de controle da máquina de moldagem por injeção foram derivados das principais características, como defeitos (moldabilidade, defeitos de aparência, distorção, deformação) do molde de injeção, e método proposto para derivar os parâmetros ótimos.

Para avaliar o impacto nos principais parâmetros de processo, neste trabalho será utilizada uma análise estatística e não um método de rede neural conforme proposto pelos

autores Tuncay e Hasan. O próximo capítulo, fará uma imersão na literatura através de diversos autores que já avaliaram a importância dos principais parâmetros do processo de injeção. Este levantamento teórico servirá como etapa 1 da construção do modelo de avaliação dos principais parâmetros de processo.

4.5 A MANUFATURA DE POLÍMEROS E OS PARÂMETROS DE PROCESSO

Dentre processos de fabricação, a moldagem por injeção tem sido uma ferramenta de ponta e popular na produção de componentes de polímero. Com a evolução das modernas injetoras de por injeção de polímero e tecnologias de simulação de alta tecnologia, as falhas estão se tornando cada vez menos frequentes. O aumento da demanda por produtos de qualidade, coloca uma pressão extra sobre os fabricantes em se tornar os principais produtores de componentes de polímero. A qualidade dos produtos moldados é o resultado de múltiplos parâmetros de máquina, material e processo. (PARK, PHUONG E KUMAR, 2019).

Para Zou et al. (2018), os processos de fabricação em lote ganharam prestígio nas últimas décadas e hoje, são amplamente utilizados para produzir produtos a fim de atender às mudanças rápidas do mercado. O processamento de produtos polímeros começou a competir com produtos de maior qualidade e com isso, estimularam o desenvolvimento de pesquisas relacionadas à controle de processo de injeção através da análise de qualidade dos produtos injetado. Como trata-se de um processo de moldagem por injeção, pode-se resumir as etapas em 4 fases macros: plastificação, injeção, empacotamento e resfriamento.

Segundo Meekers, Refalo e Rochman, (2018) a moldagem por injeção envolve 5 etapas operacionais principais compreendendo fechamento do molde (fixação), injeção por fusão, resfriamento do produto, abertura do molde e ejeção. O processo se inicia quando começa a alimentação do material polímero na máquina de moldagem por injeção. Os grânulos são fundidos pelo aquecimento dentro da máquina, através da condução do calor e a ação de cisalhamento é realizada. O fuso ou também conhecido como rosca sem fim, gira e transporta o material fundido para a câmara de parafuso na frente da ponta do fuso. Após este estágio de plastificação, o polímero é injetado na cavidade do molde, que é moldada como negativo da peça a ser produzida.

A fase de enchimento do molde, inclui a compressão da massa fundida na cavidade, que é seguida por uma etapa de recalque, na qual uma alta pressão de fusão é mantida para compensar o encolhimento à medida que mais é reforçado para dentro da cavidade. O processo

é finalizado quando a peça ejetada é liberada do molde (KARCHOUD, Riadh *et al*, 2017). Com isso, o processo de injeção tornou-se uma técnica popular para o processamento de polímeros, devido à sua alta eficiência e rentabilidade. Esta técnica de fabricação pode ser usada para produzir componentes com geometrias complexas a partir materiais poliméricos.

Configurações incorretas das variáveis do processo produzirão vários defeitos no produto final. Como a necessidade de controle do processo de moldagem por injeção é alta, o primeiro passo neste caso é precisamente projetar, medir e monitorar o processo para tornar as principais variáveis do processo observáveis e controláveis. O processo de moldagem por injeção inclui quatro etapas principais: plastificação, injeção, resfriamento e ejeção (como citados anteriormente).

Muitas técnicas de otimização e estudos baseados em simulação tem sido usado para a obtenção de parâmetros de processo ideais para conduzir processos de moldagem por injeção e obter produtos com a mais alta qualidade. Mas ainda há um ponto de interrogação sobre sua utilidade prática como devido à variação durante os ciclos de moldagem, ocorrem falhas de qualidade. O monitoramento e controle de processos, bem como o uso de tecnologia de se beneficiariam da aplicação de métodos de inteligência artificial para funcionar da maneira controlada e otimizada (MAO, Ting *et al*, 2018).

Na era da informação e tecnologia revolucionadas, onde as máquinas são capazes de gerar os dados gravados durante o ciclo de produção e com a internet industrial, temos agora a capacidade de processar os dados e obter os métodos de resolução de problemas necessários. Mas ainda no campo da moldagem por injeção, a qualidade e sua solução de falhas são dependentes da interferência humana. A otimização e o controle dos parâmetros do processo em tempo real, sem qualquer interferência humana, ainda são uma abordagem distante devido à complexidade do processo de moldagem por injeção e aos parâmetros relacionados de entrada e saída frequentes (PARK, PHUONG E KUMAR 2019).

Várias tem sido as abordagens usadas para monitorar os valores dos parâmetros do processo em tempo real e utilizá-lo para desenvolver um sistema eficiente de controle de qualidade e reduzir alguns defeitos de qualidade proeminentes como empenamento, encolhimento e flashes. Estas abordagens incluem o controle clássico baseado em modelo, técnicas de Taguchi, redes neurais artificiais (ANN), lógica difusa, algoritmos genéticos, máquinas de vetor de suporte, raciocínio baseado em caso está sendo usados para otimização de parâmetros de processo (INDULSKA, Marta *et al*, 2019).

O controle de processo adaptativo também tem sido utilizado para o controle de autoaprendizagem, que utiliza modelos de aquisição de dados, mineração de dados e construção de conhecimento. Monitoramento de processo para moldagem por injeção usando sensores de pressão e temperatura também foi explorado. Muitos sensores de pressão e sensores de temperatura são usados pelos fabricantes para obter informações sobre o processo de moldagem em tempo real. Ainda há muito espaço para o desenvolvimento do sistema de controle baseado em inteligência artificial, como com o uso de aprendizado de máquina e internet industrial, máquinas de moldagem por injeção podem aprender as operações por si mesmas.

A consistência da qualidade e as condições estáveis de processamento são um problema comum no processo de moldagem por injeção devido a variações não uniformes na máquina de moldagem após vários ciclos. A qualidade do produto final depende de todos os parâmetros envolvidos no processo de moldagem. O monitoramento do processo pode ser feito com a ajuda de sensores e outros métodos. Então, a relação entre parâmetros que podem e não podem ser medidos pode ser descrita através da aplicação de modelagem e fórmulas.

4.6 AS VARIÁVEIS DO PROCESSO DE INJEÇÃO

Quando se trata das principais variáveis que interferem na qualidade dos produtos injetados, Park, Phuong e Kumar (2019) destacam após testes desenvolvidos em produtos injetados, que a qualidade do produto depende de vários parâmetros de processo, mas os principais são temperatura, pressão de injeção, pressão de retenção e velocidade de injeção. Os parâmetros de processo por sua vez, possuem formatos diferentes de serem controláveis. Em alguns casos são controláveis diretamente através do controlados da máquina de moldagem por injeção, e em outros são dependentes dos parâmetros de entrada da máquina. Para se obter mudanças em qualquer um dos parâmetros de injeção é necessário avaliar juntamente com engenheiros especialistas e verificar as condições de operação da máquina em questão.

Para os autores Bono, Sulaiman e Rajalingam (2015), os chamados parâmetros críticos para manter a qualidade de um produto injetado dependem da temperatura, pressão de injeção, velocidade de injeção. Eles afirmam que apesar do processo ser específico e complexo, essas 3 variáveis impactam diretamente nas condições de qualidade da injetada.

Ginghtonga, Nakpathomkumb e Pechyena (2018), destacam que os parâmetros do processo de injeção de polímero devem ser investigados a cada novo processo de operação, porém, existem parâmetros que são considerados primordiais quando se trata de controle

mínimo de processo, são eles: tempo de injeção, velocidade de injeção, temperatura de injeção e pressão de injeção. Em seus estudos, destacam que dos parâmetros avaliados, a temperatura representou 23% da influência sobre a performance de injeção, a velocidade 71,07% e a pressão 5,62%.

Segundo os autores, Chen, et. al (2009), com base em suas simulações de resultados obtidos através do experimento utilizando uma técnica estatística para substituir a forma comum de análise de dados de experimento Design of experiments, a combinação ideal de obtenção de parâmetros de injeção após os testes, foi de temperatura de injeção, velocidade de injeção, e pressão de injeção. Após obterem os parâmetros ideais para o controle do processo e melhor qualidade dos produtos, defiram-se os ranges de atuação para cada um dos parâmetros.

Já nos os trabalhos realizados pelos autores, Baruffi, Calaon e Tosello (2018) , os parâmetros de injeção mais relevantes para o processo de injeção são: temperatura de injeção e pressão de injeção.

Para Xie et al. (2015) levou-se em consideração apenas o parâmetro de injeção de temperatura, os autores destacam que diversos são os parâmetros de injeção possíveis de serem controlados, e que o controle dos mesmos, é vital para se obter um produto de alta qualidade. Os autores trazem também como referência o trabalho de Huang e Tai, este que por sua vez estudaram 6 parâmetros de injeção, sendo estes: temperatura de injeção, pressão de injeção, tempo de injeção e dimensão de injeção para garantir a qualidade visual e dimensional do produto.

Huang e Tai (1999), conforme citado pelos autores Xie et al. (2015) destacam em uma ordem de prioridade, que os principais parâmetros para manter o controle de qualidade dos produtos injetados são: 1º) Temperatura da máquina, 2º) Temperatura do molde, 3º) Pressão de injeção, 4º) Tempo de injeção e 5º) tempo de injeção.

Conforme estudado pelos autores Packianathera, Griffithsb e Kadira (2015), estes por sua vez avaliaram os impactos dos parâmetros de injeção no produto final injetado e os resultados obtidos foram de que os principais parâmetros de impacto no processo de injeção são: temperatura de injeção, pressão e velocidade. Para os autores, em uma questão e relevância, em primeiro lugar estaria a temperatura e em segundo a pressão de injeção. Considerando as informações destacadas neste capítulo, o próximo capítulo aborda a metodologia de busca utilizada para a elaboração do referencial teórico apresentado até o momento.

5 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Os procedimentos metodológicos foram divididos em 2 etapas. A primeira a ser apresentada será a etapa da metodologia utilizada na revisão sistemática da literatura executada para a elaboração da base teórica já apresentada. Na segunda etapa trata-se da apresentação da metodologia do trabalho e execução da pesquisa até as considerações finais deste trabalho.

5.1 PROCEDIMENTOS EXECUÇÃO PESQUISA

Neste trabalho, o objetivo foi de desenvolver um modelo de referência para priorização e monitoramento de parâmetros do processo de moldagem por injeção de polímeros de PVC utilizando internet industrial. Neste sentido elaborou-se um modelo genérico cuja logica de desenvolvimento é capaz de ser aplicado a diversos processos de fabricação, sendo que o mesmo foi testado e validado no processo de moldagem por injeção de polímero.

No primeiro momento (conforme citado na abertura deste capítulo), foram utilizados os métodos de revisão sistemática da literatura, estudo de caso e pesquisa de campo para encontrar as possíveis variáveis impactantes no processo de injeção. Em seguida, os dados obtidos foram submetidos ao modelo de triangulação, comumente utilizado para análise de 3 dimensões diferentes de dados. Com as variáveis encontradas, o modelo de aplicação de tecnologia 4.0 pode contar com a visão sistemática do controle e monitoramento destas variáveis a fim de garantir um processo estabilizado e com redução de problema de qualidade nas peças injetadas.

Antes de serem apresentados os resultados, é importante entender a caracterização da pesquisa, uma vez que as etapas serão quantitativas e qualitativas. A seção que segue explica as etapas para a caracterização do método de pesquisa adotado.

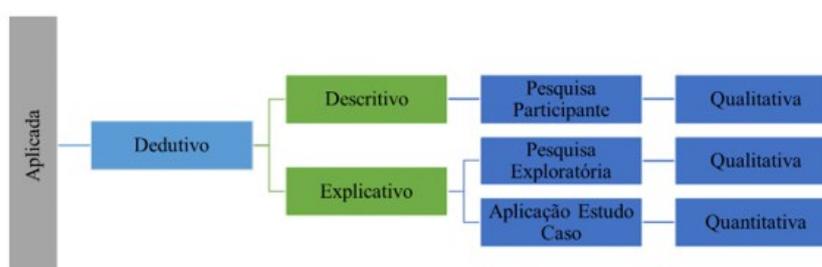
5.2 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

Considerando as possíveis caracterizações desta pesquisa, e após entender que as pesquisas visa encontrar uma resposta a um problema, sendo ela de possíveis sistematização ou apenas considerando um estudo de caso, neste trabalho, o delineamento básico ou comumente chamado de *desing da pesquisa*, foi gerado a partir da análise dos objetivos específicos deste estudo.

Assim, um trabalho científico pode ser classificado inicialmente quanto a sua natureza, que pode ser básica, procurando gerar conhecimentos novos e úteis para o avanço da ciência, ou pode ser aplicada, que é a aquela que produz conhecimento para a aplicação prática dirigida a soluções de problemas específicos. Este trabalho engloba a natureza aplicada, por se tratar de um estudo de caso aplicado e testado em uma empresa brasileira fabricante de produtos polímeros.

Na Figura 1, verifica-se a construção dos procedimentos para a pesquisa realizada neste trabalho. O trabalho divide-se em 2 caminhos: descritivo e explicativo. Foram avaliados os dados de experimentos realizados, pesquisa com especialistas da área de injeção e uma revisão sistemática da literatura. Desta forma o resultado desta pesquisa terá uma visão qualitativa e quantitativa.

Figura 1 - Construção Procedimento Técnico da Pesquisa para utilização na metodologia do trabalho proposto.



Fonte: Elaborado pela Autora (2019).

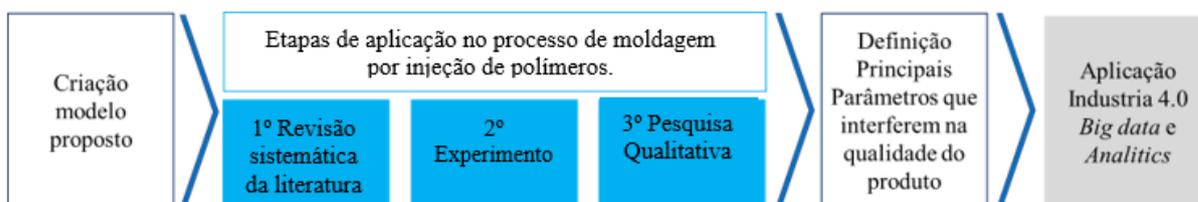
Com esta escolha dos métodos, foi possível gerar o detalhamento da execução de análise do projeto. Na Etapa 1, a qual compreendeu a revisão sistemática da literatura, o objetivo foi avaliar no referencial teórico construído e já apresentado na seção anterior, os principais autores e suas considerações sobre as variáveis encontradas como críticas no processo de injeção.

A segunda etapa é a de realização do experimento no processo de moldagem por injeção de polímeros, para produtos de pequenos porte, cujo material utilizado foi o de PVC, e o experimento foi realizado em uma empresa do setor de produção de tubos e conexões de PVC para avaliação in loco dos principais parâmetros de processo, propondo uma solução integrada de utilização de internet industrial para o controle da qualidade dos produtos injetados.

Nesta etapa realizou-se um levantamento dos principais problemas de qualidade e juntamente com a equipe técnica, avaliou-se quais são os parâmetros que poderiam estar

influenciando nestes problemas. Após isso, uma pesquisa de campo com diversos especialistas da área de injeção para validação dos principais problemas de qualidade e parâmetros de processo.

Figura 2 – Detalhamento da execução de análise do projeto.



Fonte: Elaborado pela autora (2019)

É possível verificar na Figura 2, que após a elaboração da proposta do modelo de aplicação para processos de fabricação, a validação da utilização do modelo foi realizada em uma indústria de produção de polímeros, porém, também foram cruzados os dados da revisão sistemática da literatura, seguida do experimento realizado in loco e paralelamente a pesquisa qualitativa. Desta forma, foram caracterizadas as relações de importância dos parâmetros coletados a fim de se encontrar o resultado da análise. Após a verificação dos principais parâmetros de processo que interferem na qualidade dos produtos injetados, utilizou-se estes dados para fornecer informações a *internet industrial*, para monitoramento e controle em tempo real. Na próxima seção será detalhada cada uma das etapas apresentadas nesta seção.

5.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS PARA VALIDAÇÃO DO ESTUDO

Após o entendimento do detalhamento da caracterização da pesquisa a ser trabalhada, serão abordados os procedimentos metodológicos para a validação do estudo. Neste sentido, será explicado o formato, o modelo de obtenção das variáveis do processo de injeção que mais impactam em performance durante o processamento, e posteriormente serão classificadas e destacados os principais. Com isso, será incorporado a proposta de modelo de migração para indústria 4.0. A proposta deste trabalho, é cruzar 3 coletas de dados diferentes através de procedimentos metodológicos que possam trazer respostas sobre o processo de injeção. E, após encontrar as principais variáveis, avaliar o impacto na qualidade dos produtos.

Com as informações coletadas através das 3 etapas citadas no parágrafo acima, será utilizado o método da triangulação, que segundo Duarte (2007), o é oriundo da navegação e da topografia. Nessas áreas, a triangulação é um método para determinar uma posição e o alcance

de um ponto referencial, por exemplo, um determinado ponto C, desde que se tenham informações suficientes entre as distâncias A e B que ajudam a localização. Os ângulos entre os pontos formam a figura de um triângulo.

Duarte (2007) afirma que “o termo triangulação começa a ser construído na área da Psicologia por Campbell e Fiske (1959), que se propuseram a completar ou testar empiricamente os resultados obtidos utilizando diferentes técnicas quantitativas (DUARTE, 2009). Outros pesquisadores retomam o ponto de vista de Campbell e Fiske e ampliam sua aplicação ao defenderem que a “obtenção de dados de diferentes fontes e a sua análise, recorrendo a estratégias distintas, melhoraria a validade dos resultados”.

Para Günther (2006) a triangulação é a utilização de diferentes abordagens metodológicas do objeto empírico para prevenir possíveis distorções relativas tanto à aplicação de um único método quanto a uma única teoria ou um pesquisador.

Denzin e Lincoln afirmam em (2016) que o “uso de múltiplos métodos, ou da triangulação, reflete uma tentativa de assegurar uma compreensão em profundidade do fenômeno em questão”. Para eles a triangulação é um caminho seguro para a validação da pesquisa. É a alternativa para se empreender múltiplas práticas metodológicas, perspectivas e observadores em uma mesma pesquisa, o que garante rigor, riqueza e complexidade ao trabalho.

A proposta era de se encontrar as principais variáveis do processo de injeção através exclusivamente de experimentos e pesquisa de campo. Porém, ao se deparar com a literatura, apesar do processo de injeção ainda não ter sido aplicado em grande escala dentro dos conceitos de indústria 4.0, quando trata-se da pirâmide de evolução da indústria 4.0, as variáveis de processo se tornam decisivas para controle e gerenciamento de uma operação ou fábrica inteligente. Então, optou-se por iniciar uma coleta de dados, também chamada de revisão sistemática da literatura, conforme já apresentada no capítulo 3, e entender quais seriam as principais variáveis do processo de injeção que impactam na qualidade do produto final e na performance de processo.

Com isso, foram estudados 8 artigos de diferentes autores, cujo foco era avaliar quais eram as principais variáveis do processo de moldagem por injeção de polímeros de PVC que os mesmos destacavam como mais significativos. Através desta coleta de dados, iniciou-se a compilação destes dados com intuito de avaliar de forma sistêmica e inicial as variáveis mais importantes. No quadro 4, consolidou-se as informações obtidas em cada um dos artigos.

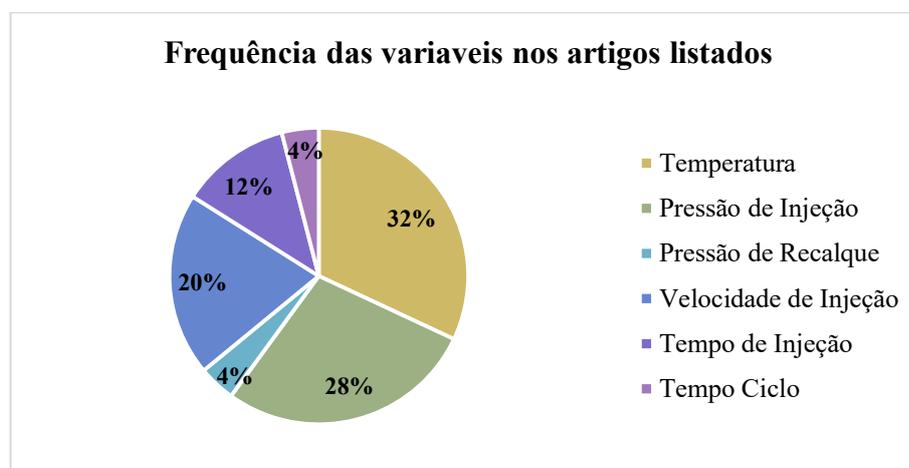
Quadro 4 – Autores e principais variáveis do processo injeção coletados através da revisão sistemática da literatura realizada na base Scopus.

N.	Autores Avaliados	Variáveis impactantes no processo
1	Hong Seok Park, Dang Xuan Phuong, Saurabh Kumar	Temperatura, pressão de injeção, pressão de retenção/recalque e velocidade de injeção
2	Awang Bono, Jumat Sulaiman e S. Rajalingam	Temperatura, pressão de injeção e velocidade de injeção
3	Thatchanok Ginghtonga , Natthapon Nakpathomkunb, Chiravoot Pechyena	Tempo de Injeção, velocidade de injeção, temperatura de injeção, e pressão de injeção
4	Ching-Piao Chen a , Ming-Tsan Chuang b , Yun-Hsiang Hsiao , Yung-Kuang Yang b , Chih-Hung Tsai	Temperatura de injeção, velocidade de injeção, e pressão de injeção
5	Federico Baruffi , Matteo Calaon, Guido Tosello	Temperatura de injeção e pressão de injeção.
6	X.C. Xie, C.G. Lin , C.C. Jia, R.J. Cao	Temperatura de injeção (molde e máquina), pressão de injeção, tempo de injeção e tempo de ciclo
7	Ming-Chih Huang, Ching-Chih Tai	Temperatura da máquina, Temperatura do molde, Pressão de injeção, Tempo de injeção (preenchimento) e tempo de injeção (tempo de preenchimento da cavidade).
8	Michael Packianathera, Christian Griffithsb , Wan Kadira	Temperatura de injeção, pressão de injeção e velocidade

Fonte: Elaborado pela autora (2019).

Após a construção do Quadro 4, foi elaborada a análise de frequência de utilização das variáveis. Foram inseridas numa matriz de correlação, aonde as variáveis foram analisadas de forma isolada, e colocado a frequência de aparecimento das variáveis no artigo nos artigos mapeados. Com isso, o objetivo foi de elaborar um ranking de parâmetros, utilizando a métrica estatística. No gráfico de pizza a seguir, é possível verificar a frequência de aparecimento das variáveis nos artigos escolhidos sobre processo de moldagem por injeção de polímeros PVC.

Gráfico 3 – Fator importância variáveis injeção encontrados na revisão sistemática da literatura realizada na base Scopus.



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Com isso verificou-se, através da revisão sistemática da literatura, avaliar as principais variáveis que devem ser controladas no processo de injeção para garantir uma evolução dentro da cadeia da indústria 4.0 para os autores destacados no Quadro 4. Neste sentido, a variável temperatura ficou em primeiro lugar na frequência de aparecimento nos artigos estudados, seguida da variável pressão de injeção. Porém, como existem particularidades no processo de cada tipo de injeção, esta revisão sistemática da literatura, serviu para dar direcionamento de quais variáveis são estudadas em maior relevância quando se trata do tema injeção e para validar as variáveis e sugerir uma possível implementação de controle delas.

A etapa 1 do modelo de mapeamento, é a etapa de avaliação do portfólio de produtos disponíveis para a análise, bem como a escolha dos produtos principais. A saída desta etapa será o produto escolhido, e na validação deste modelo, a escolha do produto se baseou nos critérios de máquinas mais utilizadas, maior índice de refugo e maior quantidade de hora de produção de refugo. Para a validação desta etapa, avaliou-se para o processo de injeção o universo de máquinas disponíveis na produção, separou-se as mesmas pela similaridade de tamanho e processo, classificando em tamanho P, M e G. Após isso, foram verificados os índices de refugo e horas de refugo para definição da família de máquinas mais problemática, e então definido a injetora mais problemática. Com isso, a injetora escolhida faz a produção de 3 produtos injetados, estes por sua vez, escolhidos para as próximas etapas do modelo.

A etapa 2 do modelo, consiste em mapear os principais problemas de qualidade, e para os produtos escolhidos, sugere-se utilizar a mesma base histórica escolhida no item 1. Com isso, terá uma listagem dos problemas de qualidade referentes aos produtos escolhidos. Após isso,

pode-se utilizar um critério de escolha dos principais problemas de qualidade, sendo eles qualitativo ou quantitativo, conforme escolha.

Na etapa 3, o objetivo para os parâmetros de processo possíveis de serem coletados para o processo de fabricação escolhido. Na validação do modelo para o processo de injeção, percebeu-se que os parâmetros são os mesmos para os mais diversos tipos de injetora, pois eles são padrão internacional nas especificações de máquinas. Sendo assim, nesta etapa, o objetivo é listar os principais parâmetros de processo e preencher a matriz chamada causa efeito, onde nas linhas teremos os defeitos de qualidade e nas colunas, os parâmetros de processo possíveis de serem coletados. A Figura 3 exemplifica o preenchimento dos dados.

Figura 3 – Exemplificação da matriz de causa efeito preenchida com os dados de parâmetros de processo e defeitos de qualidade para processo de injeção.

Defeitos Qualidade / Parametros da FTP	Temperatura	Tempo Útil Injeção	Tempo Útil de Dosagem	Tempo Total de Ciclo	Curso de Dosagem	Velocidade Dosagem	Velocidade de Injeção	Pressão Dosagem	Contra Pressão	Curso Recalque	Velocidade Recalque	Pressão de Recalque	Velocidade Pré-expurgo	Tempo Pré-expurgo	Pressão Pré-expurgo	Velocidade de Injeção	Pressão de Injeção	Rotação	Curso Injeção	Velocidade Fechamento	Pressão Fechamento	Velocidade Abertura	Pressão Abertura	Veloc. Avanço Extrator	Pressão de Avanço	Veloc. Recuo Extrator	
	Trincas																										
Queimado																											
Marca da saída de gás																											
Contaminação																											
Diâmetro da bolsa menor																											
Linhas de fluxo																											
Falha de injeção																											
Emenda Aberta																											
Manchas																											
Rebarba externa																											
Peça Incompleta																											
Mancha no ponto de injeção																											
Dimensional menor																											
Peça furada																											
Sujeira de óleo																											
Peça deformada																											
Aspereza																											
Rebarba interna																											
Fosca																											
Cor anormal																											
Bolsa Apertada																											
Deformação																											
Reprovou Comportamento ao calor																											
Diâmetro da bolsa maior																											
Bolhas																											
Ponto de injeção esbranquiçado																											
Peça suja																											
Filete deformado																											
Rosca Danificada																											
Postiço Incorreto																											
Bolsa Deformada																											
Ponto de Injeção Sobressalente																											

Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

A Etapa 4, consiste no preenchimento dos parâmetros de processo por ordem de importância para o processo. Esta etapa é uma das mais trabalhosas do modelo, pois é através dela que teremos a resposta de quais são as principais variáveis para qualidade do produto, e como os problemas de qualidade são em grande número, a sugestão é agrupá-los em grandes grupos. Para a validação do modelo no processo de injeção, os grupos sugeridos de agrupamento são:

- Grupo 1 – Testes Visuais;
- Grupo 2 – Testes Dimensionais;
- Grupo 3 – Teste de Pressão;
- Grupo 4 – Teste de Estufa.

Com os grupos criados, foram relacionados os mesmos com os parâmetros de processo, e nesta parte, é importante contar com a análise crítica e conhecimento de especialistas da área de injeção para auxílio e montagem da matriz de causa efeito. A Figura 4, ilustra a matriz causa efeito após o agrupamento dos defeitos de qualidade em 4 grandes grupos.

Figura 4 – Relação Causa Efeito otimizada.

Defeitos Qualidade / Parametros da FTP																											
	Temperatura	Tempo Útil Injeção	Tempo Útil de Dosagem	Tempo Total de Ciclo	Curso de Dosagem	Velocidade Dosagem	Velocidade de Injeção	Pressão Dosagem	Contra Pressão	Curso Recalque	Velocidade Recalque	Pressão de Recalque	Velocidade Pré-expurgo	Tempo Pré-expurgo	Pressão Pré-expurgo	Velocidade de Injeção	Pressão de Injeção	Rotação	Curso Injeção	Velocidade Fechamento	Pressão Fechamento	Velocidade Abertura	Pressão Abertura	Veloc. Avanço Extrator	Pressão de Avanço	Veloc. Recuo Extrator	
Visual																											
Dimensional																											
Pressão																											
Estufa																											

Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Foram realizadas as rodadas de testes variando os parâmetros de injeção e analisando seu impacto na aprovação ou reprovação nos critérios de qualidade. Os testes foram feitos estabelecendo uma ordem lógica de combinação de parâmetros. Foram criadas as classificações de valores máximos e mínimos para cada um dos parâmetros de processo. Na Tabla 1 é possível verificar esta variação feita. Neste momento, não será importante a informação do valor de máximo e mínimo para cada parâmetro de processo e sim a combinação deles em máximos e mínimos a fim de garantir a melhor performance produtiva.

Tabela 1 – Exemplificação do mapeamento de máximos e mínimos dos parâmetros de processo de injeção testados na validação do modelo proposto.

Parâmetros de processo	Variações	
Temperatura	MAX	MIN
Tempo Útil Injeção	MAX	MIN
Tempo Útil de Dosagem	MAX	MIN
Tempo Total de Ciclo	MAX	MIN
Curso de Dosagem	MAX	MIN
Velocidade Dosagem	MAX	MIN
Velocidade de Injeção	MAX	MIN
Pressão Dosagem	MAX	MIN
Contrapressão	MAX	MIN
Curso Recalque	MAX	MIN
Velocidade Recalque	MAX	MIN
Pressão de Recalque	MAX	MIN
Velocidade Pré-expurgo	MAX	MIN
Tempo Pré-expurgo	MAX	MIN
Pressão Pré-expurgo	MAX	MIN
Velocidade de Injeção	MAX	MIN
Pressão de Injeção	MAX	MIN
Rotação	MAX	MIN
Curso Injeção	MAX	MIN
Velocidade Fechamento	MAX	MIN
Pressão Fechamento	MAX	MIN
Velocidade Abertura	MAX	MIN
Pressão Abertura	MAX	MIN
Veloc. Avanço Extrator	MAX	MIN
Pressão de Avanço	MAX	MIN
Veloc. Recuo Extrator	MAX	MIN

Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

A etapa 4 foi finalizada, a partir do momento em que a matriz de causa efeito foi preenchida com a variável aprovada ou reprovada conforme resposta do teste realizado. O resultado é de extrema importância, pois ele será analisado de forma estatística para avaliação do impacto das variáveis entre si, auxiliando assim na proposta do modelo prescritivo de controle de processo através da internet industrial.

A etapa 5, foi executada através da aplicação de um método estatístico para encontrar as principais variáveis do processo e a relação entre elas. Para isso, a proposta deste modelo foi de utilizar o DOE, *Desing of Experiments*, ou Projeto de experimento cujo foco é avaliar a interrelação de variáveis para verificar seu impacto nas demais (KHAMNEH 2016).

Sendo assim, para a validação do modelo no processo de injeção, foram estudadas as possibilidades de simplificação da quantidade de testes, uma vez que o projeto de experimento trabalha com 2^n fatorial. Com isso, foi aplicado o método de Lundstedt (1998) que consiste na aplicação de projeto de experimento utilizando fatoriais, e reduzindo o número de experimentos.

Com base na definição dos fatores de entrada, assim como a definição do modelo estatístico a ser usado, as informações foram alimentadas no software Minitab®. Para isso foram analisados 6 fatores (variáveis) em dois níveis (+ e -), onde desta forma serão realizados experimentos de ordem padrão fatorial parcial, representado por 2^{n-1} estabelece um total de 32 ensaios combinados sendo os mesmos realizados sem repetição, também denominado de fracionado ou parcial.

A Figura 5 apresenta a matriz gerada pelo Minitab® a qual se realizou a correlação do número dos respectivos fatores, identificados nas colunas, com a quantidade de ensaios propostos identificados nas linhas sendo que as cores apresentadas na tabela indicam o grau de intensidade para cada escolha que se pode vir a ter.

Figura 5 – Matriz de Ensaios para experimentos.

Ensaio	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
4	Com	III												
8		Com	IV	III	III	III								
16			Com	V	IV	IV	IV	III						
32				Com	VI	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV
64					Com	VII	V	IV						
128						Com	VIII	VI	V	V	IV	IV	IV	IV

Resolução Disponível III Experimentos Plackett-Burman					
Fatores	Ensaio	Fatores	Ensaio	Fatores	Ensaio
2-7	12,20,24,28,...,48	20-23	24,28,32,36,...,48	36-39	40,44,48
8-11	12,20,24,28,...,48	24-27	28,32,36,40,44,48	40-43	44,48
12-15	20,24,28,36,...,48	28-31	32,36,40,44,48	44-47	48
16-19	20,24,28,32,...,48	32-35	36,40,44,48		

Fonte: Minitab® (2019).

Foram preenchidos no Minitab® a matriz experimental, que contém os dados dos testes realizados nas etapas anteriores, nesta matriz, os parâmetros de processo foram inseridos com seus valores de máximo e mínimo, e nas colunas de respostas, foram inseridas as variáveis

aprovado ou reprovado conforme testes realizados. Na validação do modelo no processo de injeção, a matriz experimental contendo todos os resultados será apresentada na Figura 6.

Figura 6 – Matriz de Experimentos – Quantidade, ordem e fatores dos ensaios.

OrdemPad	OrdemEns	PtCentral	Blocos	Temperatura	Contra Pressão	Rotação	Pressão Recalque	Velocidade	Pressão Injeção	Visual	Dimencional	PHI	Estufa
28	1	1	1	200	20	40	99	80	0,5	0	0	1	1
14	2	1	1	200	5	99	99	20	0,99	1	0	1	1
20	3	1	1	200	20	40	20	80	0,99	0	1	1	1
16	4	1	1	200	20	99	99	20	0,5	0	0	0	1
31	5	1	1	165	20	99	99	80	0,5	0	0	1	1
22	6	1	1	200	5	99	20	80	0,99	1	1	1	1
24	7	1	1	200	20	99	20	80	0,5	0	1	1	1
32	8	1	1	200	20	99	99	80	0,99	0	0	1	1
26	9	1	1	200	5	40	99	80	0,99	1	0	1	1
30	10	1	1	200	5	99	99	80	0,5	1	0	1	1

Fonte: Minitab® (2019).

Com a inserção na matriz de experimentos, foi utilizada o projeto de experimentos do Minitab® para a análise de dados e geração de resultados, que poderão ser observados no capítulo 7, cujo foco é explanar a aplicação do método em uma empresa do setor de polímeros de PVC. Para este tipo de experimento, foi utilizado o modelo com 32 experimentos, sendo esta combinação gerada pelo próprio software através da quantidade de parâmetros avaliados. Com isso, foram gerados resultados a partir das combinações, sendo algumas conjugadas e outras isoladas.

As combinações conjugadas, são geradas quando um parâmetro de processo possui interrelação com outro para determinado resultado. Neste caso, os parâmetros foram chamados de A, B, C, D, E, F. Os resultados foram obtidos através da relação com a variável resposta, cuja nomeação ficou definida neste trabalho em 4 variáveis: teste dimensional, teste visual, teste de pressão hidrostática interna (PHI) e teste de estufa (temperatura de 150°C). Para cada variável resposta, o valor de saída foi denominado de aprovado ou reprovado. A interação entre as variáveis e seus resultados serão apresentados no capítulo 7. Com isso, finaliza-se a análise estatística das variáveis que compõe o processo de injeção com relação a aprovação nos testes de qualidade necessários por norma para produtos injetados.

A próxima etapa, consta em ouvir a voz do cliente, para que os requisitos avaliados estejam em conformidade com a necessidade real de quem realmente utilizará a ferramenta. Nesta etapa, o objetivo é coletar o *feedback* dos clientes internos e externos para o produto ou serviço que está sendo oferecido. Neste caso, a implementação da solução, envolve principalmente clientes internos, e nesta etapa, foram entrevistadas pessoas da área de

engenharia de manufatura, engenharia de processo, engenharia de qualidade, operação injeção, através de visitas à fábricas de injeção de polímeros de PVC.

Para os clientes externos, foram realizadas entrevistas com os clientes para avaliar o que os mesmos observavam de diferente entre 2 produtos, de 2 marcas concorrentes. Porém, de forma unânime, os clientes não estavam preocupados com o processo de fabricação do produto, e também não se perguntavam sobre a aprovação dos produtos nos testes de qualidade necessário, e sim o preço, esta é a variável de maior diferencial para o cliente externo. Desta forma, este modelo vem auxiliar não só os clientes internos que por sua vez terão mais controle do processo, e menor retrabalho, mas também os clientes externos que poderão ter acesso a produtos mais competitivos uma vez que o desperdício no processo produtivo de moldagem por injeção tendem a diminuir.

Com estas etapas finalizadas, chegou-se a segunda etapa do modelo, cuja proposta é a otimização de parâmetros de processo através da utilização da internet industrial. Nesta etapa, para a validação do modelo, foi realizada a contratação de uma empresa especializada em automação industrial para a partir dos principais parâmetros de processo definidos como primordiais para atendimento dos requisitos de qualidade dos produtos, integrar em um sistema disponível no mercado e armazenar em um banco de dados que controle em tempo real as variações destes parâmetros.

Depois de instalados os sensores na injetora escolhida e coletados os dados dos parâmetros de processo de injeção PVC, chegou-se na etapa de variar os parâmetros de processo de forma flexível, a partir das informações coletadas pelos clientes internos, foram definidos 5 de 6 parâmetros de processo testados para serem controlados pela ferramenta. Foi possível verificar que apenas 5 parâmetros de processo atendem as necessidades de qualidade esperadas pelo cliente externo.

Em seguida, além de considerar os parâmetros de processo, foi necessário avaliar as faixas de trabalho de cada um destes parâmetros, para que pudessem ser incluídas no algoritmo criado e que a cada vez que um valor estivesse fora, a cadeia de ajuda pudesse ser acionada, conforme já apresentado. Sendo assim, para os 5 parâmetros finais definidos, avaliou-se a grandeza do parâmetro sendo ele de máximo ou de mínimo.

Por fim, a última etapa deste método, é composta pelo desenho oficial do algoritmo que ficará instalado no software da empresa de automação e que fará o controle do processo em tempo real, armazenando todos os dados e suas variações. O fluxo final do modelo de referência

criado neste trabalho, seguiu o modelo esquemático conforme o esquema que será apresentado a seguir na Figura 7.

Figura 7 – Fluxo de tomada de decisão e controle de parâmetros em tempo real, base para o algoritmo criado de controle autônomo.



Fonte: Elaborado pela autora (2019).

Em linhas gerais, o modelo desenvolvido foi genérico e pode ser aplicado em diversos processos de fabricação, sendo que neste trabalho foi validado através da aplicação no processo de injeção de polímeros de PVC, através do mapeamento dos principais parâmetros de processo. Na sequência a criação de um modelo preventivo para controle destes parâmetros e o impacto na qualidade final do produto, e por fim, a aplicação do conceito desenvolvimento em diversas unidades transformadoras de polímeros.

Ao fim, foi possível verificar a migração de um processo reativo, o qual espera-se que o problema de qualidade ocorra para então solucioná-lo, para um processo prescritivo, que prevê o comportamento do processo através da coleta de dados em tempo real e corrige a rota

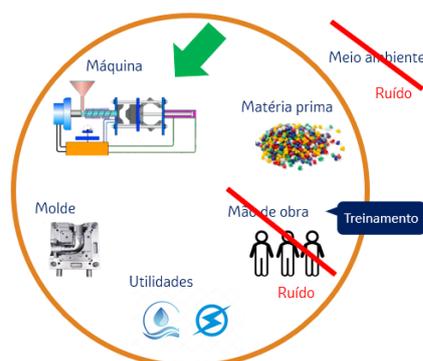
do processo antes de ocorrer um problema. No próximo subcapítulo, descreve-se as populações e amostras para cada um dos procedimentos metodológicos citados neste tópico. Para fins de padronização, neste trabalho, o primeiro procedimento metodológico será tratado com a revisão sistemática da literatura, o segundo como o procedimento experimental e o terceiro a pesquisa de campo qualitativa.

5.4 POPULAÇÃO E AMOSTRA

Dentro do tema de pesquisa e dos objetivos deste trabalho, ao avaliar a população de análise e amostra, é significativo entender o conceito de ambas. Em linhas gerais, população é o conjunto de todas as partes em que se deseja estudar, e ela engloba diversas partes diferentes. Amostras são as partes representativas da população, na quais realmente se aplicam as análises de dados. Neste quesito, ao tratar de um tema abrangente, as variáveis diversas do processo de injeção, seriam denominadas de população, sendo as variáveis de fabricação a amostra utilizada para análise.

Neste sentido, é importante identificar quais são os meios que impactam o processo de injeção, desde a matéria prima até o produto pronto. Isto auxilia na tomada de decisão de qual será a amostra a ser estudada perante a população. Para isso, é importante procurar quantificar o impacto dos meios para tomar a decisão de onde deve-se atacar. Nesta perspectiva para avaliação do real impacto do controle das variáveis dentro do processo de fabricação de peças injetadas, mapeou-se o impacto da matéria prima utilizado PVC, da máquina (injetora CLF de 280g de injeção), do molde (porte médio, para peças pequenas), da mão de obra operacional e do meio ambiente, quantificando os valores. Na Figura 8 é possível verificar de forma esquemática a influência destas variáveis, meio ambiente e mão de obra são ruídos no sistema.

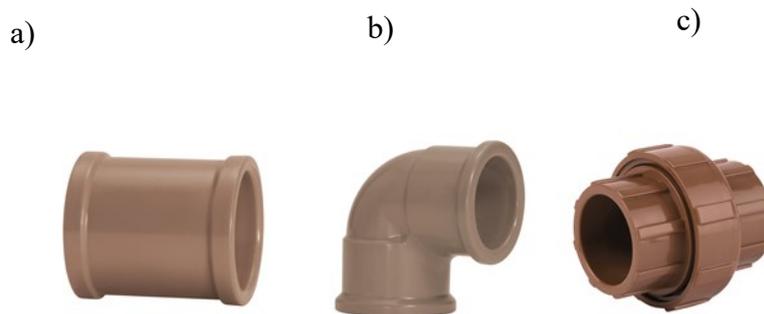
Figura 8 – Influências das variáveis internas e externas do processo de injeção de polímeros



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Neste sentido, escolheu 3 produtos específicos de PVC de porte pequeno, para a aplicação prática desta pesquisa, sendo eles: Luva Soldável, Joelho soldável e União simples, na Figura 9 apresenta-se as 3 peças utilizadas para os testes iniciais de definição e parâmetros de processo, respectivamente.

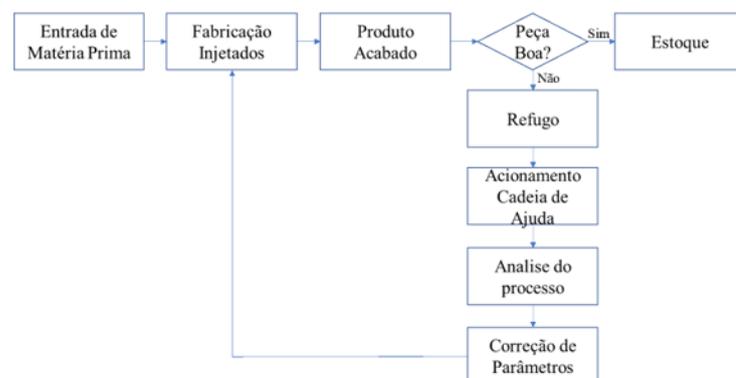
Figura 9 – Peças injetadas utilizadas no processo de injeção a) Luva Soldável de PVC, b) Joelho soldável de PVC e c) União simples PVC.



Fonte: Elaborado pela Autora (2019).

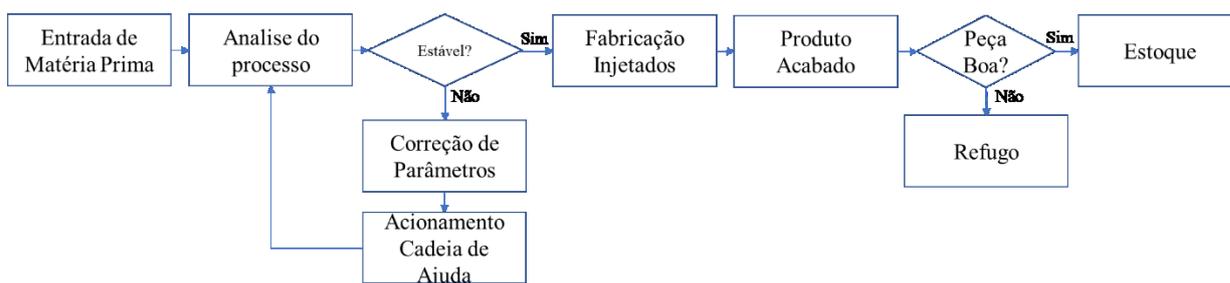
Observou-se que os três produtos possuem características distintas fisicamente, o que valida a escolha dos 3 produtos, visto que ambos podem ter uma performance diferente perante as variáveis de injeção controladas. Sendo assim, concluiu-se que diferentes peças de injeção de polímero podem se beneficiar com as vantagens da indústria 4.0 no auxílio do controle de processo em tempo real. Na Figura 10 e 11 foram esquematizados os modelos atuais do processo de injeção, e a proposta futura após a aplicação.

Figura 10 – Mapeamento Processo Atual Injeção – Processo Corretivo



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Figura 11 – Mapeamento Processo Futuro Injeção – Processo Preventivo



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Percebe-se que para uma proposta de fluxo futuro para o processo de injeção, foi necessária para que os testes de correção de parâmetros pudessem ser executados antes de que aconteça a perda da peça pronta, denominada no esquema de refugo. Desta forma, foi possível melhorar os índices de produtividade e consequentemente reduzir custos de produção. Assim levanta-se os questionamentos: Como construir um método para a transformação de um fluxo padrão do processo de injeção para um fluxo futuro preventivo? No próximo capítulo, será iniciada a explicação de quais são os instrumentos de coleta de dados que contribuirão com esta pesquisa.

5.5 Instrumentos de coleta de dados

Os dados que deram origem ao modelo que será apresentado no próximo capítulo, são oriundos dos controles de processos e qualidade de produtos de engenharia, onde todas as variações do processo e da qualidade final do produto, são armazenadas durante a fabricação pelo processo de moldagem por injeção de polímeros de PVC.

A partir da análise da ficha técnica de processo, esta que por sua vez, possui o histórico de variação dos parâmetros de injeção para cada um dos produtos durante sua produção. Foi realizado para os problemas históricos de qualidade considerando o histórico de 3 meses para preenchimento das informações na planilha de parâmetros e de problemas de qualidade.

Os produtos escolhidos possuem um histórico de falhas de produção com um range de 19 diferentes falhas ocorridas durante um período de 3 meses. A listagem de falhas possível pode ser avaliada na Figura 12.

Figura 12 – Listagem dos principais problemas de qualidade encontrados nos produtos de injeção escolhidos.

Achatamento
Peça Incompleta
Rebarba
Ponto de injeção fosco
Bolhas
Rechupes
Dimensional Ext. Apertado
Dimensional Int. Apertado
Dimensional externo leve
Dimensional interno leve
Rosca Grossa
Rosca Caída
Peça Fosca
Emenda Aberta
Manchas na emenda (vaco)
Amarelamento Peça
Pressão
Estufa
Manchas, Queimadas

Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Já para as variações do processo produtivo, no mesmo período histórico, os produtos tiveram a variação de todos os parâmetros de processo coletado na ficha técnica. Na Figura 13, foram listados os parâmetros que tiveram variação.

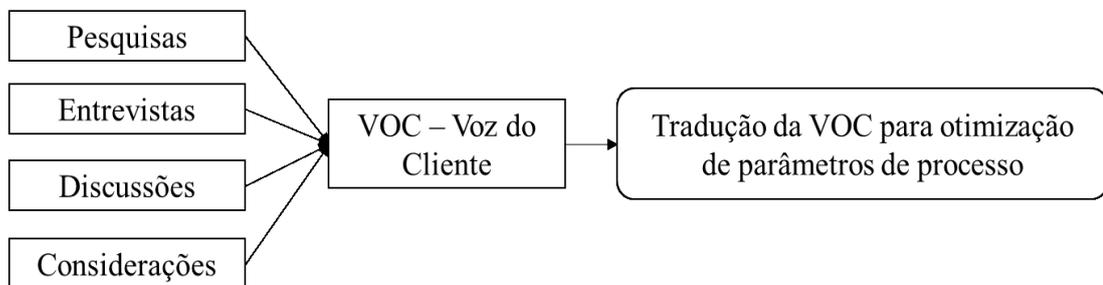
Figura 13 – Parâmetros de Processo de moldagem por injeção de polímeros de PVC, controlados pela Ficha Técnica - Injeção

Temperatura	Tempo Pré-expurgo
Tempo Útil Injeção	Pressão Pré-expurgo
Tempo Útil de Dosagem	Velocidade de Injeção
Tempo Total de Ciclo	Pressão de Injeção
Curso de Dosagem	Rotação
Velocidade Dosagem	Curso Injeção
Velocidade de Injeção	Velocidade Fechamento
Pressão Dosagem	Pressão Fechamento
Contrapressão	Velocidade Abertura
Curso Recalque	Pressão Abertura
Velocidade Recalque	Veloc. Avanço Extrator
Pressão de Recalque	Pressão de Avanço
Velocidade Pré-expurgo	Veloc. Recuo Extrator

Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Com os parâmetros de qualidade e os de processo coletados, criou-se uma matriz de problemas versus parâmetros, que foi construída com o auxílio dos clientes primários do modelo, os técnicos e especialistas de processos. Outro formato de coleta de dados que é abordado neste trabalho, é a VOC, *voice of customer*, ou voz do cliente. Esta coleta de dados, foi importante para avaliar através do cliente interno, quais são as maiores dificuldades de medições e controle dos parâmetros de processo que interferem na qualidade do produto final, sendo assim, também foi possível verificar quais parâmetros não são tão importantes e que não precisam ser coletados em tempo real, por não interferirem de forma significativa na qualidade da peça. A Figura 14 mostra as possíveis fontes de informações para a VOC.

Figura 14 – Entradas de VOC para otimização de parâmetros de processo



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Para esta pesquisa foi utilizado o formato de pesquisa on-line, reuniões com os times multifocais e entrevistas presenciais, e todas as informações coletadas foram de suma importância para utilização na análise crítica das variáveis de processo. No próximo capítulo, serão apresentados os estágios do modelo de estrutura do método, ou modelo.

6 MODELO PROPOSTO

Com o desafio de aumentar a qualidade dos produtos e reduzir o tempo de máquina parada devido a necessidade de ajustes de parâmetros de processo, a indústria 4.0 traz a visão da aplicação de um sistema digitalizado, preventivo e com capacidade de corrigir problemas de forma autônoma. Dentro deste escopo, a proposta deste trabalho foi elaborar um modelo de priorização de variáveis para processo de fabricação, capazes de garantirem a performance de qualidade dos produtos.

Este modelo poderá ajudar a equipe técnica a agir de forma mais rápida na correção de problemas e informação à equipe de gestão em tempo real sobre os dados de processo e performance da qualidade dos produtos que serão entregues ao cliente final.

6.1 MODELO DE ESTRUTURA DO MÉTODO

Por definição, um modelo ou modelo de estrutura trata-se de uma construção básica subjacente a um sistema ou conceito. Para facilitar o uso e entendimento do método proposto neste trabalho, foi elaborado um modelo de estrutura. Este modelo foi dividido em duas fases, a primeira contendo estágios do mapeamento dos parâmetros de processo e problemas de qualidade, e a segunda a fase de controle.

6.2 FASE 1: MAPEAMENTO

Uma vez que os parâmetros de avaliação foram identificados, o início do modelo consistiu em mapear a situação atual do processo em estudo para avaliar as necessidades e atributos já existentes no mesmo para a avaliação dos principais parâmetros de processo. Nesta fase foi realizado um diagnóstico nos equipamentos para a verificação das tecnologias que já se tem aplicado após a escolha do produto que serão trabalhados durante toda a etapa do modelo.

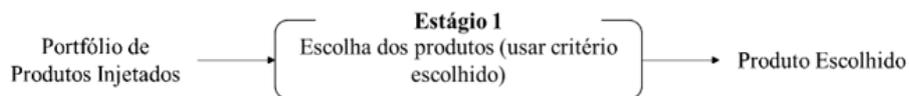
Estágio 1: Escolher os produtos

Conforme já descrito no referencial teórico, o controle de qualidade tem se tornado importante para se manter a competitividade das indústrias e ao controlar a performance da

mesma, garante-se competitividade perante o cenário atual do mercado. Este primeiro passo, se propõe a escolher o tipo de produto que se irá ser avaliado.

Existem diversas formas de escolha dos produtos mais importantes ou com maiores dificuldades e controle de processo, a métrica deles pode ser baseada por rentabilidade, refugo, maior tem de ineficiência de processo, maiores gastos de mão de obra entre outros. Esta escolha fica a critério do time de especialistas de processos. A Figura 15, representa a entrada e a saída de dados desta etapa.

Figura 15 – Estágio 1 do método de mapeamento: Escolha do Produto



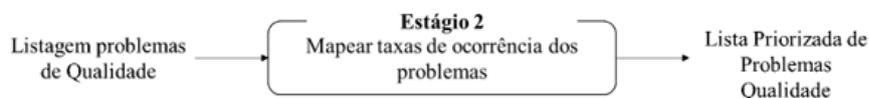
Fonte: elaborado pela Autora (2019)

Estágio 2: Mapear os principais problemas de Qualidade

Uma que vez que os produtos foram escolhidos, o próximo passo foi avaliar dentro da cadeia de produtiva das peças selecionadas, quais foram os principais problemas de qualidade ocasionados. Para isso, foi importante além de lista-los, quantifica-los em ordem de frequência de ocorrência. Ou seja, os que possuem maior ocorrência devem ser os primeiros da fila a terem os parâmetros controlados, a fim de que o controle de qualidade já aconteça controlando os primeiros parâmetros de processo. Foi nesta fase que se iniciou a avaliação dos principais problemas de qualidade versus os parâmetros de processo.

Este estágio do método foi importante por ser o diferencial frente a outras formas de se controlar o processo encontradas na literatura. A abordagem neste caso é do maior para o menor, ou seja, da maior taxa de ocorrência de problema de qualidade para a menor, com objetivo de minimizar todas os problemas através do controle de parâmetros de processo. A Figura 16, mostra a entrada e saída de dados do Estágio 2 deste método.

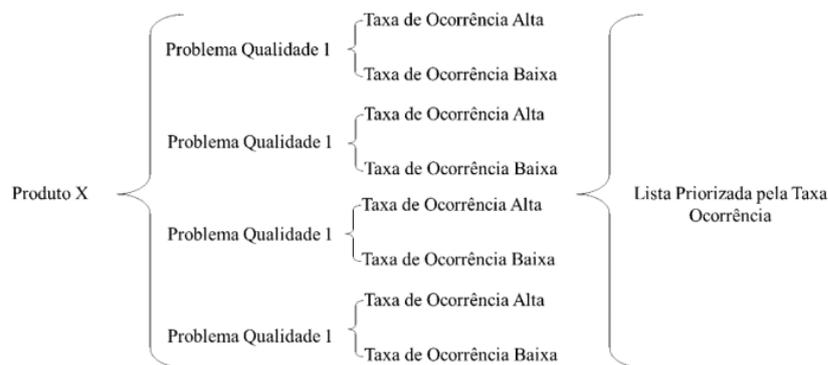
Figura 16 – Estágio 2 do método de mapeamento: Lista de Priorização problemas de qualidade



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

A Figura 17 ilustra a estrutura de escolha dos problemas de qualidade e priorização deles dentro do universo de problemas mapeados. Neste sentido, a priorização deverá ocorrer pela taxa de frequência em que os problemas de qualidade operam. Ao final a listagem será da maior ocorrência até a menor. Este mapeamento deverá ser feito para todos os produtos escolhidos e padronizado na mesma nomenclatura para que se possa criar uma matriz de problemas de qualidade que possa ser aplicada para qualquer um dos produtos escolhidos. Neste instante, não se faz necessário ter claro as causas raízes dos problemas de qualidade listados, pois nas próximas etapas, ao realizar os testes variando os parâmetros de processos, estes problemas serão encontrados em uma combinação.

Figura 17 – Ilustração de lista de priorização problemas de qualidade para o produto escolhido



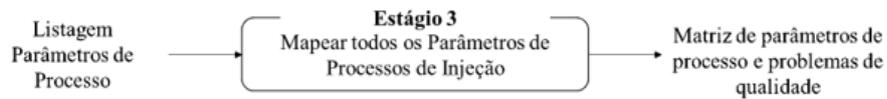
Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Estágio 3: Listar parâmetros de processo de fabricação possíveis de serem coletados

Neste caso, entende-se por listar os parâmetros de processo, um portfólio de parâmetros possíveis de serem coletados durante a fabricação. Com a consideração dos sensores disponíveis para a coleta de informações, se torna fácil realizar a listagem de todos os parâmetros possíveis de serem controlados.

Nesta etapa existem sensores que podem ser bons ajudantes na coleta de informações, uma vez que as variáveis controláveis de um equipamento vêm todas descritas no manual da máquina. Assim, logicamente, cada sensor deve coletar um tipo de pulso de um parâmetro diferente para avaliação.

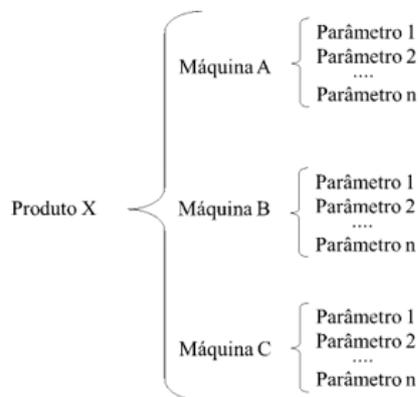
Figura 18 – Estágio 3 do método de mapeamento: Mapear os parâmetros de processo de Injeção disponíveis para serem coletados



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Para facilitar o entendimento, a Figura 19 mostra os parâmetros de processo de cada máquina a ser coletada. Uma vez que um mesmo produto pode ser produzido em máquinas diferentes, é necessário que o mapeamento dos sensores para coleta de dados seja realizado em todas as máquinas na qual o produto pode ser produzido, mas para a título de testes iniciais, o ideal é que seja escolhido uma das máquinas em quem o produto é fabricado para realizar o procedimento e depois replicar para as demais.

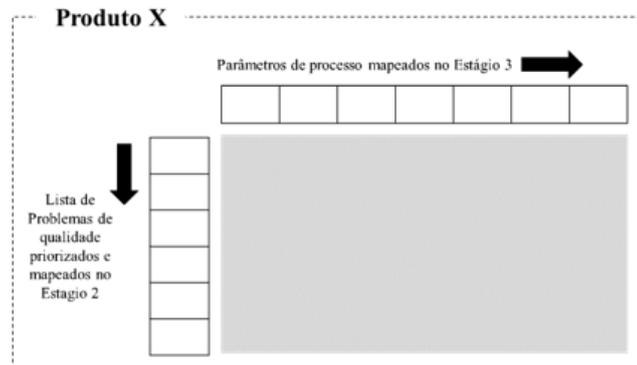
Figura 19 – Esquemático representativo do portfólio de parâmetros a serem considerados para o mesmo produto.



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

A Figura 20 ilustra como será a matriz de qualidade versus parâmetros de processo que será preenchida com testes in loco e a opinião técnica dos especialistas da área de injeção. Nas linhas estarão os problemas de qualidades mapeados, do principal para os menos relevantes. Nas colunas estarão os parâmetros de processo listados para as máquinas em que o produto pode ser produzido.

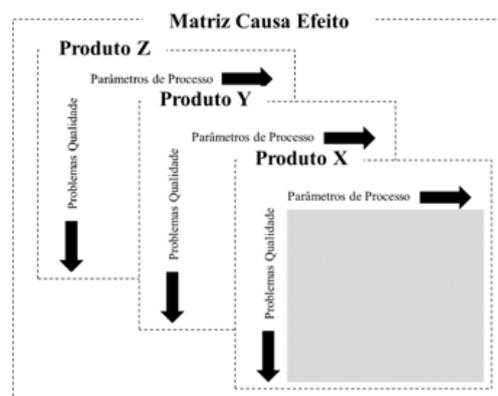
Figura 20 – Esquemático de como foi montada a matriz do produto escolhido: parâmetros de processos e problemas de qualidade listados.



Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Para entender a matriz de causa efeito que foi preenchida, a mesma foi construída contendo os problemas de qualidade listados em ordem de prioridade nas linhas, conforme Figura 21, e nas colunas os parâmetros possíveis de serem medidos e testados como principais parâmetros de processo. Desta forma, após a matriz construída, foi realizado o preenchimento dos dados de cada linha versus coluna, que será explicado no próximo estágio do modelo. A Figura 21 é uma demonstração ilustrativa do preenchimento de cada uma das matrizes para os diferentes produtos escolhidos.

Figura 21 – Representação da matriz de Causa efeito – Problemas de Qualidade versus Parâmetros de processos para cada um dos produtos escolhidos.



Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Conforme mencionado acima a próxima etapa será o preenchimento das células da matriz criada com as informações de parâmetros de processo versus problema de qualidade. Para isso, o próximo estágio explicará como podem-se coletar as informações de preenchimento.

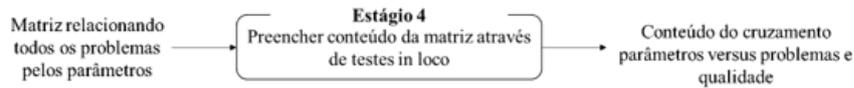
Estágio 4: Preencher os parâmetros em ordem de importância para o processo de fabricação

Agora que a estrutura da matriz de causa efeito está completa, ou seja, para cada um dos problemas de qualidade listados teremos um parâmetro de processo a ser controlado ou ajustado, iniciaremos o preenchimento das células de cruzamento das variáveis pelos problemas ocasionados. Para este estágio, será necessário mapear todas as correlações de parâmetros de processo versus problemas de qualidade, e isto será feito através de teste in loco variando os parâmetros de processo. Esta etapa é trabalhosa por se necessitar de mais tempo para testar as variações das variáveis e avaliar seu impacto na aprovação dos produtos dentro dos critérios de qualidade. Para facilitar, a proposta é que os defeitos de qualidade sejam classificados em grandes grupos, como por exemplo os grupos abaixo:

- Grupo 1 – Teste Visual: Neste grupo devem ser inseridos todos os defeitos de qualidade que são considerados reprovados por aspecto visual em caso de variação do parâmetro que interfere no mesmo;
- Grupo 2 – Teste Dimensional: Neste grupo devem ser inseridos todos os defeitos de qualidade que são considerados reprovados por aspecto dimensional em caso de variação do parâmetro que interfere no mesmo;
- Grupo 3 – Teste Pressão: Neste grupo devem ser inseridos todos os defeitos de qualidade que são considerados reprovados por aspecto reprovação teste de pressão em caso de variação do parâmetro que interfere no mesmo;
- Grupo 4 – Teste Estufa: Neste grupo devem ser inseridos todos os defeitos de qualidade que são considerados reprovados por aspecto não resistência a estufa em caso de variação do parâmetro que interfere no mesmo;

Nesta etapa, a equipe de profissionais técnicos e engenheiros de qualidade devem se juntar para preencher cuidadosamente os dados na planilha após os testes realizados. Este banco de dados criado servirá de guia para o controle preventivo do processo após a implementação do controle 4.0 no sistema. Uma vez que ele identificará o padrão fora de escala, antes que ocorra o problema de qualidade já mapeado, será realizado o ajuste do parâmetro. Importante que os especialistas de processo participem dos testes de variações de parâmetros e que para cada parâmetro de processos escolhidos os valores máximos e mínimos apenas. Assim, ficará mais fácil elaborar o controle autônomo na próxima fase do modelo. A Figura 22 representada mostra o diagrama para o estágio da fase 4 do método.

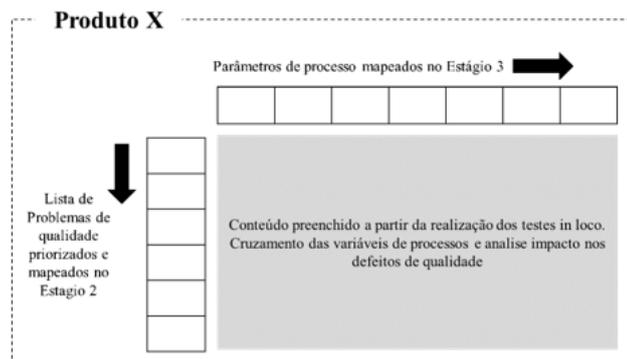
Figura 22 – Estágio 4 do método de mapeamento: Preenchimento o conteúdo da matriz de causa efeito (problemas de qualidade versus parâmetros de processo)



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Ao final deste estágio, teremos a matriz de causa efeito preenchida com todas as correlações entre as variáveis de processo e os problemas de qualidade. A Figura ilustrativa 23 mostra uma ideia da matriz preenchida após o cruzamento dos dados e os testes realizados in loco. Este conteúdo é o resultado do cruzamento dos dados realizados após o teste de variação de parâmetros de processo com análise do resultado nos defeitos de qualidade ocasionados.

Figura 23 – Representação do conteúdo mapeado para o produto X.



Fonte: Elaborado pela autora (2019)

O próximo estágio será de aplicação de uma ferramenta estatística para avaliar os resultados encontrados no estágio 4 através da matriz de correlação entre os parâmetros de processo e os problemas de qualidade.

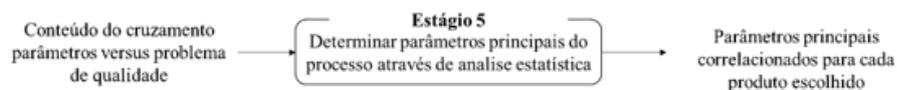
Estágio 5: Aplicar método estatístico para encontrar os principais parâmetros de processo

Cada parâmetro de processo testado e avaliado sua consequência com relação aos problemas de qualidade listados desempenha um papel importante para a análise de dados. São eles que irão formar a análise crítica para o desenho de um fluxo preventivo futuro utilizando

os conceitos de indústria 4.0. Neste estágio, é necessário utilizar uma ferramenta estatística para analisar a correlação entre todas as variáveis testadas e encontrar as principais que devem ser monitoradas e controladas em tempo real. Desta forma, estes parâmetros serão chamados de parâmetros principais do processo, e que espera-se que ao controlar os mesmos, tenha-se garantia de qualidade dos produtos injetados polímeros.

Neste estágio, poderá se perceber que para cada um dos produtos escolhidos, a análise estatística pode variar, e apresentar resultados diferentes conforme o tipo de produto. O resultado importante desta etapa é que os parâmetros sejam analisados dentro de um modelo estatístico capaz de avaliar a correlação entre as variáveis e responder quais delas possuem as maiores interferências dentro do processo de injeção polímero escolhido para o tipo de produto que está sendo avaliado. A Figura 24 destacada abaixo, mostra o diagrama de fluxo do estágio 5, e como saída a determinação dos principais parâmetros de processo avaliados.

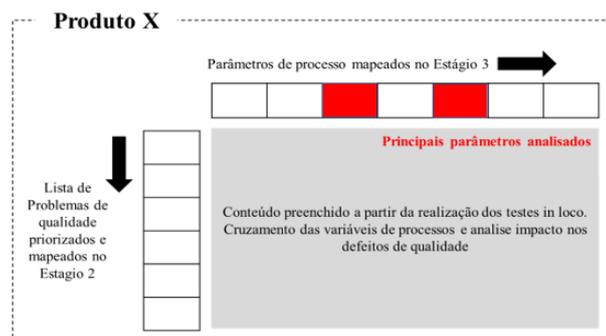
Figura 24 – Estágio 5 do método de mapeamento: Determinar os parâmetros principais do produto escolhido.



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Uma vez que a matriz de causa efeito está preenchida e priorizado os parâmetros de processo através da análise estatística realizada, poderá se avaliar como medir e controlar estes parâmetros. A Figura 25, mostra uma ilustração do universo de parâmetros mapeados, os que após a análise foram contatados como principais.

Figura 25 – Representação do destaque dos parâmetros principais para o primeiro produto escolhido.



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

No próximo estágio, a partir dos parâmetros escolhidos como principal, será realizada uma pesquisa para ouvir a voz do cliente interno e externo quanto aos limites toleráveis para ambas as variáveis que estão sendo estudadas. Para os parâmetros de processo, a voz do cliente é basicamente considerada pelos especialistas e técnicos da área de processo que por já conhecerem o processo, auxiliarão a julgar se os parâmetros avaliados pelo modelo estatístico possuem validade perante o conhecimento deles.

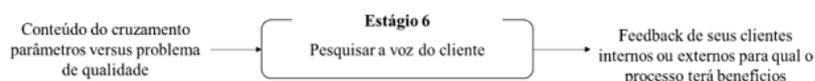
Para os problemas de qualidade, deverão ser ouvidos os clientes internos primeiramente, para se avaliar a performance dos métodos de medição de qualidade e padrão dos mesmos, e também os clientes externos com o objetivo de entender quais dos problemas de qualidade são toleráveis pelos clientes e que não impactariam na sua escolha por outro fornecedor do produto.

Estágio 6: Pesquisar a voz do cliente interno e externo

A voz do cliente, é um termo usado para descrever o processo detalhado de captura das expectativas e preferências do cliente de um dado processo, produto ou serviço. É uma técnica que produz como resultado um conjunto de necessidades dos clientes, organiza estrutura hierárquica a ser priorizada em termos de importância relativa e satisfação com alternativas atuais. Geralmente, eles são conduzidos processos de pesquisa (VOC) no início de um novo projeto de produto, processo ou serviço para entender melhor os desejos e necessidades do cliente.

Dentro deste estágio do método, em que os dados foram coletados através do teste experimental in loco. É nesta fase onde se coleta o feedback de maneira relevante e oportuna dos clientes internos e externos. Os clientes internos auxiliarão na validação das duas variáveis selecionadas: parâmetros de processo e priorização dos defeitos de qualidade. Os clientes externos serão para validação dos requisitos de qualidade dos produtos, pois o que acontece em muitos casos é que alguns requisitos de qualidade que são importantes para o processo de fabricação nem sempre tem valor agregado para o cliente, e por não ser um diferencial para o cliente, ele não paga mais por isso. Na figura 26, é possível verificar as entradas e saídas para o estágio 6 do método de mapeamento.

Figura 26 – Estágio 6 do método de mapeamento: Pesquisar a voz do cliente.



Fonte: Elaborado pela autora (2019)

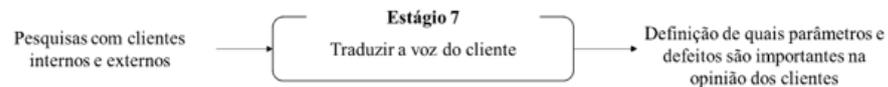
Estágio 7: Traduzir a voz do cliente em atributos de controle de processo

Uma vez que a pesquisa com os clientes foi realizada, o próximo passo é como conseguir traduzir os comentários vagos e abertos dos clientes para especificações de processo, dentre eles parâmetros de processo e de defeitos de qualidade. Nesta fase, é importante também se ter a leitura da opinião dos clientes internos e com cargos de liderança, pois a maioria dos controles de indicadores são vagos e sempre controlados de forma corretiva e não preventiva. Assim, neste estágio, temos três principais aspectos:

1. Comentários dos clientes internos e externos;
2. Identificação das prioridades do cliente;
3. Tradução das prioridades do cliente em melhoria e/ou formato de controle dentro da proposta do monitoramento.

Nesta etapa, a tradução desta voz do cliente, irá destacar alguns aspectos que são relevantes e outros nem tanto para o método de mapeamento. A Figura 27 mostra o diagrama para o estágio 7 do método.

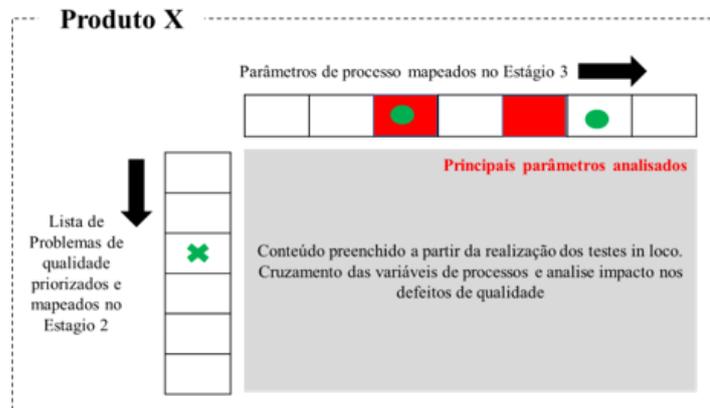
Figura 27 – Estágio 7 do método de mapeamento: Tradução da voz do cliente



Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Em termos de matriz de mapeamento, a representação se dá conforme a Figura 28. Na imagem 28, é possível verificar as bolinhas verdes nos parâmetros considerados mais importantes para os clientes internos, e um x verde nos defeitos de qualidade considerados mais importantes para o cliente externo, esta é uma forma ilustrativa de destacar os principais parâmetros.

Figura 28 – Representação da matriz de causa efeito e classificação dos principais parâmetros e defeitos na opinião dos clientes internos e externos.



Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Até aqui, todos os estágios apresentados para o método de mapeamento dizem respeito à Fase 1. Esta é a fase mais trabalhosa, pois é nela em que se levantam e testam todos os parâmetros de processo que impactam direta ou indiretamente na performance dos defeitos de qualidade dos produtos polímeros injetados. A próxima fase é a preditiva, a qual uma vez que todos os dados estão dispostos na matriz de mapeamento e já priorizados, e assim encontrar o um número possível de parâmetros a serem controlados em tempo real sendo os mais relevantes conforme a fase 1.

6.3 Fase 2: otimização de parâmetros e migração à indústria 4.0

Conforme já descrito na revisão bibliográfica deste trabalho, mesmo estando na era da informação e tecnologia revolucionárias, onde as máquinas são capazes de gerar os dados gravados durante o ciclo de produção e com o Internet industrial Management, existe a capacidade de processar os dados e obter os métodos de resolução de problemas necessários. A otimização e o controle dos parâmetros do processo em tempo real, sem qualquer interferência humana, ainda é uma abordagem distante devido à complexidade do processo de moldagem por injeção e aos parâmetros relacionados de entrada e saída frequentes. Park, Phuong e Kumar (2019).

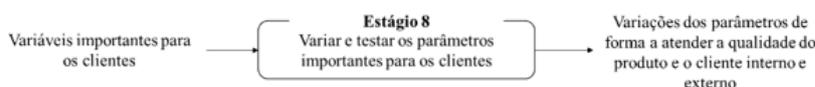
Este paragrafo justifica a necessidade de se implementar a Fase 2 deste modelo. A Fase 1 é basicamente um diagnóstico da situação atual, avaliando a influência de parâmetros de processo. Na fase 2, os dados já coletados e testados, passarão por mais um refinamento, para se encontrar a matriz principal de parâmetros de processo, sendo esta, a que será sensorizada e

coletada em tempo real na injetora escolhida para a produção dos produtos polímeros selecionados.

Estágio 8: Variar parâmetros de processo de forma flexível

Para a realização do oitavo estágio deve-se estar claro quais parâmetros de processo são os mais importantes tanto do ponto de vista de qualidade quanto de processo. Ou seja, foi neste momento que foram variados e testados in loco apenas os parâmetros considerados importantes pelos clientes. O objetivo desta etapa foi de encontrar através dos primeiros testes realizados e da análise crítica dos especialistas de processo e demais clientes internos e externos uma validação para os mesmos parâmetros de processo que garantam praticamente 100% da qualidade do produto. A Figura 29 mostra o diagrama de fluxo do estágio 8 deste método.

Figura 29 – Estágio 8 do método de mapeamento, fase 2: variar principais variáveis de processo e qualidade.



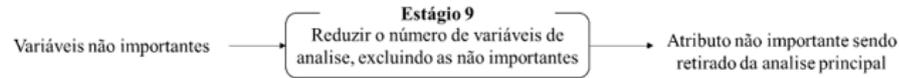
Fonte: Elaborado pela Autora (2019).

A próxima etapa tem por objetivo, após o resultado da etapa 8 retirar as variáveis que não estão mais sendo importantes para análise e manter apenas as principais para o controle em tempo real.

Estágio 9: Reduzir variáveis não importantes para o processo

Para os casos de parâmetros de processo considerados não importantes para o processo produtivo, eles serão retirados nesta fase, pois quanto maior o número de variáveis importantes mantida na base, maior será a coleta de dados em tempo real, e automaticamente maior a necessidade de espaço para armazenamento dos dados. Sendo assim, é importante que para se utilizar as ferramentas que a indústria 4.0 nos traz como benefícios ao novo modelo de fabricas atuais, é necessário se ter claro o que se quer monitorar, o que valida a necessidade da retirada de parâmetros que neste momento foram direcionados como secundários para o processo produtivo de injeção de polímero. A Figura 30 demonstra o diagrama de fluxo do estágio 9 deste método.

Figura 30 – Estágio 9 do método de mapeamento, fase 2: reduzir o número de variáveis que foram consideradas como não importantes.

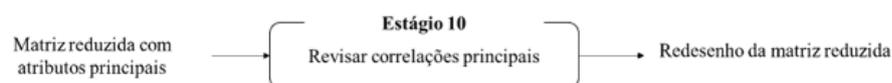


Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Estágio 10: Redesenhar correlações da matriz principal de parâmetros de processo e defeitos de qualidade

Com a nova matriz principal criada, o estágio 10, ocorreu para resenhar a matriz final que contém a correlação das variáveis principais definidas após todos os testes, validações estatísticas e tradução da voz do cliente. Esta matriz final, servirá de input para a coleta de dados nos sensores e armazenamento destes dados. Nesta etapa, caminhou-se para a confecção de um modelo preventivo, mas ainda não está completo. Ele irá necessitar do próximo estágio, que será a geração dos padrões de valores mínimos e máximos para as variáveis de processo a fim de se obter os valores que deverão ser auto ajustáveis no momento da implantação. A Figura 31 exemplifica o fluxo do estágio 10 deste método.

Figura 31 – Estágio 10 do método de mapeamento, fase 2: Redesenhar a matriz principal com as correlações mais importantes.

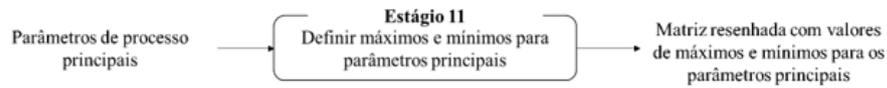


Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Estágio 11: Gerar padrões de máximos e mínimos para cada parâmetro principal

Cada um dos parâmetros de processo possui valores mínimos e máximo toleráveis que servirão de guia para a implementação do banco de dados e o controle autônomo em tempo real. Desta forma, com os dados coletados após os testes é possível criar o que chamamos de perfil do parâmetro, e indicará os máximos e mínimos toleráveis para cada um dos principais parâmetros de processo da matriz final estabelecida. Nesta etapa, pode-se utilizar do conhecimento dos especialistas da área para a validação dos máximos e mínimos, de análise estatísticas ou de ambas. A Figura 32 mostra o fluxo do estágio 11 deste método.

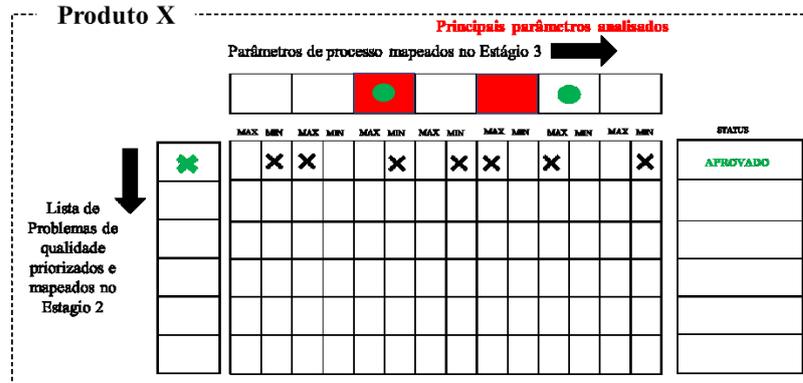
Figura 32 – Estágio 11 do método de mapeamento, fase 2: Gerar padrões de máximo e mínimos para cada parâmetro definido como principal.



Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Neste momento, cada coluna da matriz terá 2 divisões contendo os valores de máximo e mínimo para cada um dos parâmetros de processo, sendo que será inserido um x apenas no máximo ou no mínimo de cada parâmetro que aprova o teste de qualidade em questão. A Figura 33 a seguir exemplifica o formato de como teremos a matriz de mapeamento final com os valores de máximos e mínimos para cada parâmetro principal mapeado na fase 1 e sua correlação com a aprovação dos testes de qualidade.

Figura 33 – Representação da Matriz de mapeamento com a correlação dos valores de máximos e mínimos para os parâmetros principais.



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Com esta construção finalizada, agora seguimos para a etapa final, que é a construção manual do modelo que será implementado na internet industrial e controlado de forma autônoma. Para esta parte da implantação, por se tratar de aquisição de ferramentas disponíveis no mercado para o sensoriamento e coleta de dados, não serão mapeadas neste modelo, pois acredita-se que cada empresa pode realizar este tipo de tarefa com os parceiros que achar conveniente.

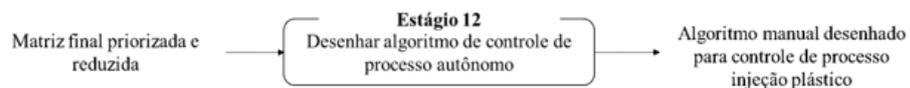
A grande entrega e aceleração da implementação deste pila da indústria 4.0, está justamente na criação da estratégia de monitoramento e controle que foi desenvolvida e

apresentadas em cada um dos estágios descritos até o momento. Na próxima etapa, será construída de forma manual o modelo que deverá ser implementado para o controle da produção de produtos injetados polímeros.

Estágio 12: Desenho do algoritmo de controle de processo autônomo

Esta é a última etapa do modelo de mapeamento, e ela pode ser considerada a mais importante, pois é a etapa habilitadora para a implantação de um controle autônomo de processo de injeção utilizando os conceitos disponíveis da indústria 4.0. Nesta etapa o objetivo é detalharmos as etapas de verificação dos parâmetros de processo na máquina que irão garantir a performance de qualidade dos produtos injetados. Este modelo garante que os investimentos a serem feitos utilizando as tecnologias disponíveis da indústria 4.0, serão utilizados no controle dos parâmetros correto e sendo assim, iniciando um modelo de migração para o mesmo. A figura 34 demonstra o fluxo do estágio 12 deste método.

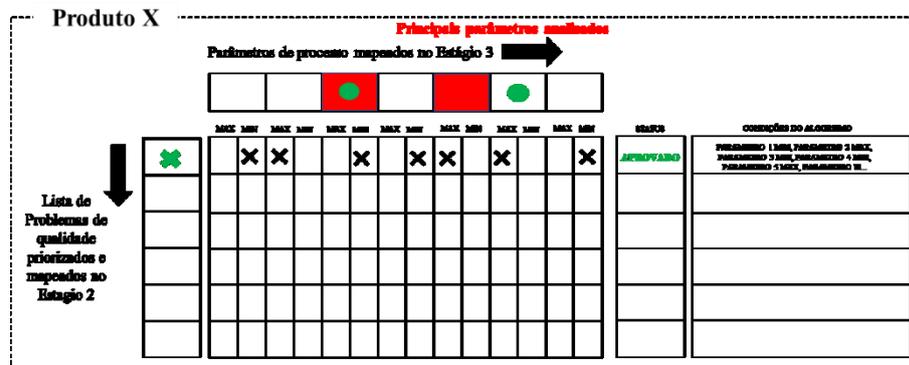
Figura 34 – Estágio 12 do método de mapeamento, fase 2: Desenho do algoritmo de controle de processo autônomo.



Fonte: Elaborado pela autora (2019)

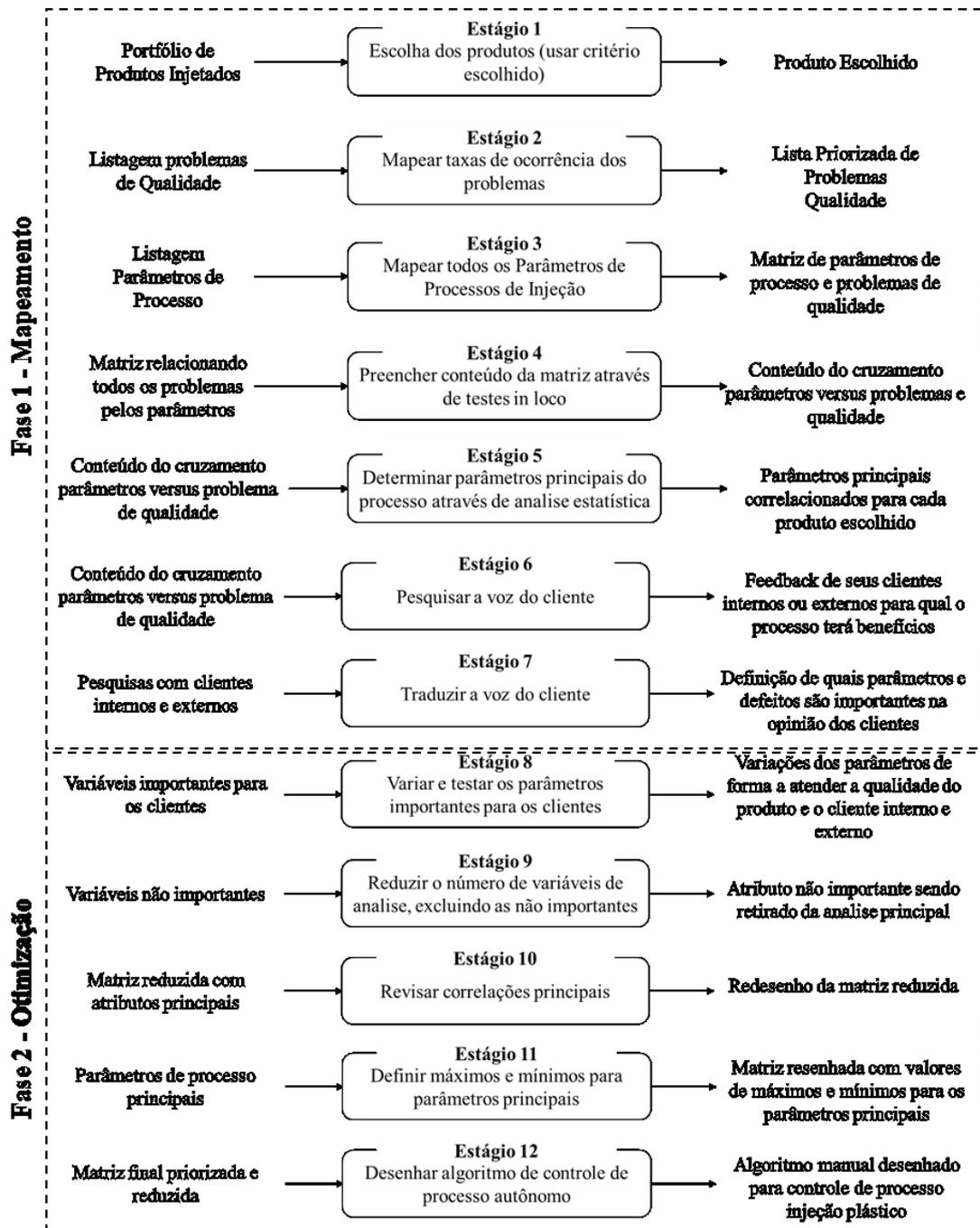
Nesta etapa, se terá uma planilha com um modelo mostrando, se o parâmetro x é máximo, o parâmetro y precisa ser min, para garantir a aprovação no teste de qualidade k . Esta é lógica desta etapa, realizar as combinações possíveis já mapeadas, para finalização do método de mapeamento para migração a indústria 4.0. A Figura 35 demonstra um modelo esquemático da construção manual do algoritmo de controle de processo autônomo para a migração da fabricação dos produtos injetados polímeros para a indústria 4.0.

Figura 35 – Representação da construção do algoritmo manual a ser implantado para controle da produção em tempo real.



Com isso, chega-se ao fim da etapa de mapeamento do processo produtivo para estabelecimento de condições mínimas de controle rumo à indústria 4.0. A Figura 36, demonstra de forma consolidada o modelo com suas etapas, conforme descrito até o momento.

Figura 36 – Modelo Esquemático do método de mapeamento para migração da fabricação de produtos polímeros para indústria 4.0.



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

O próximo capítulo apresentará um compilado de todas as pesquisas realizadas para se chegar ao denominador dos estágios da fase 1 e 2, representados em um modelo esquemático. Após isso, será mostrado a aplicação do modelo proposto acima em uma empresa do ramo de polímeros injetados, utilizando 3 produtos diferentes, conforme já descrito no capítulo de população de amostra.

7 APLICAÇÃO DO MODELO PARA PROCESSO DE MOLDAGEM POR INJEÇÃO

7.1 CARACTERIZAÇÃO DA APLICAÇÃO

A caracterização do método proposto por este trabalho foi realizada dentro de uma empresa de desenvolvimento de produtos injetados polímeros dos mais diversos tipos. A necessidade que havia era de aplicar alguma tecnologia disponível da indústria 4.0 no ramo de polímeros, para melhoria da performance dos produtos injetados. O ponto de dúvida, foi qual a raiz do problema de qualidade relacionado as variações dos parâmetros de processo, que devem ser controladas a fim de garantir uma performance melhor do que a atual. Foi em meio a este cenário, que surgiram as etapas apresentadas no modelo do último capítulo.

Mesmo possuindo uma grande equipe de especialistas do processo de injeção polímero, ainda não havia sido feita uma correlação entre o controle destes parâmetros de processo versus os impactos nos problemas de qualidade que estavam sendo recorrentes na planta. No meio deste cenário, a média e alta gestão da planta, não tinham mais certeza se os parâmetros estavam sendo monitorados da forma correta e no tempo correto. Sendo assim, focou-se em desenvolver um método que garantisse que a implementação da tecnológica 4.0 estaria sendo aplicada a maior do processo, ou seja os principais parâmetros que variam durante a produção de um produto polímero.

O processo monitorado até o momento, era realizado de forma manual por chamados apontadores de produção, as quais estes, por sua vez, possuíam uma ficha de processo com uma serie de parâmetros de processo a serem verificados após cada período de produção. Assim, as peças que eram detectadas como boas, iriam para os testes de qualidade e poderiam ser aprovadas ou não conforme a avaliação. As peças que durante o processo de injeção já sofriam algum defeito de qualidade, eram automaticamente descartadas, sendo consideradas refugo. O Quadro 5 mostra a quantidade de parâmetros de processo que eram medidos pelos apontadores de produção ao fim de cada ciclo. Depois desta medição, havia outra listagem de problemas de qualidade que ficava de responsabilidade da mesma, e em nenhum momento estes dados era cruzado para avaliar um possível impacto ou oportunidade de melhoria.

Quadro 5 – Ficha técnica dos parâmetros de processo coletados após cada período de produção.

Parâmetros da FTP
Temperatura (°C)
Tempo Total de Ciclo (s)
Velocidade (mm/s)
Pressão (bar)
Rotação (rpm)

Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Conforme descrito no mapeamento do estágio 2 no capítulo 6, é necessário que sejam priorizados os problemas de qualidade para cada um dos produtos escolhidos, através da sua frequência de ocorrência. Sendo assim, para cada um dos produtos, foram separados os seus respectivos problemas de qualidade e através da taxa de ocorrência foram divididos em 2 classes: alta e baixa ocorrência. Os de alta ocorrência, são os que possuem frequência de ocorrência acima de 50%, e os de baixa frequência, abaixo de 50%. A seguir será demonstrada a aplicação do método nos 12 estágios e em suas duas fases.

7.2 VALIDAÇÃO DA APLICAÇÃO DIRETA DO MÉTODO EM INDÚSTRIA DE PRODUÇÃO DE POLÍMERO

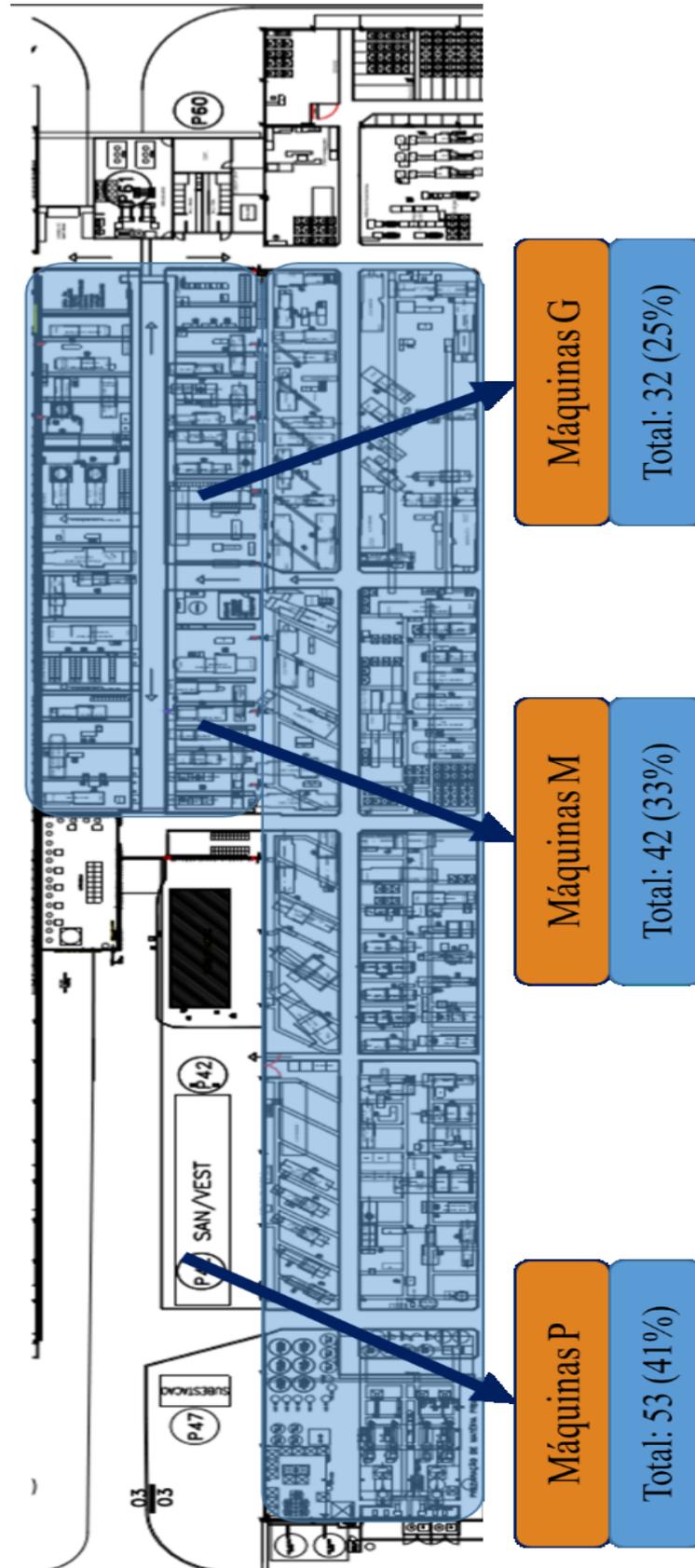
7.2.1 Fase 1: Mapeamento

Esta fase teve como foco principal o mapeamento de todos os parâmetros de processo e problemas de qualidade presentes para os 3 produtos escolhidos. Os 7 estágios desta fase estão descritos a seguir juntamente com uma aplicação direta.

Estágio 1: Escolher os produtos

Dentro do portfólio de mais de 3500 produtos injetados polímeros, foram realizadas com a equipe de engenharia e de fábrica um questionário para a eleição dos produtos que seriam utilizados para o teste utilizando o modelo proposto. Inicialmente, foi feita uma varredura no parque total de injetoras, e foram divididas em injetoras do tamanho P (pequenas), M (médias) e G Grandes.

Figura 37 – Mapa do parque de fabricação produtos Injetados



Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Após isso, foram extraídos da base de produção da empresa em questão, o histórico produtivo do período de julho a dezembro de 2018. Com isso, utilizou-se o critério de maior produção de peças ruins (refugo) e menor eficiência de equipamento para listagem das máquinas e escolha da família de máquinas que seriam avaliadas para a escolha dos produtos.

Com isso, verificou-se que entre os 3 grupos de máquinas avaliados, as máquinas do tamanho G, são responsáveis por grande parte do volume de produção por receberem os maiores moldes de injeção. Sendo assim, utilizando os critérios mencionados, a família G foi escolhida. No Quadro 6 é possível verificar os resultados das variáveis de decisão para cada família de máquina avaliada.

Quadro 6 – Critérios de escolha dos produtos, etapa 1 escolha da família de máquinas

Família de Máquinas	Demanda Peças Boas (ton)	Refugo (%)	Horas de produção de refugo (%)
Injeção Máquinas G	2.236,64	4,55%	3,97%
Injeção Máquinas M	1.245,00	3,02%	2,91%
Injeção Máquinas P	819,20	2,91%	2,67%

Fonte: Elaborado pela autora (2019).

Após isso, verificou-se dentro da família de máquinas injetoras escolhida qual a injetora que possui a menor eficiência e maior hora de produção de refugo. No Quadro 6, é possível verificar que a injetora denominada de I238 é a que possui em porcentagem o maior desperdício dentro do processo de injeção de polímero. Desta forma, está injetora foi escolhida para realização dos testes e aplicação do método de mapeamento.

Quadro 7 – Comparação Injetoras da família G quanto a índice de desperdício.

Máquina Família G	Refugo (%)	Horas de produção de refugo (%)
I238	10,06%	8,39%
I110	9,06%	7,50%
I337	8,69%	6,07%
I113	7,99%	6,58%
I117	6,41%	4,20%

Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Nesta injetora se produz a família de produtos que internamente na empresa chamamos de *runners*, que nada mais são do que os produtos “pão quente” ou “vaca leiteira” conforme descrito na literatura. Sendo assim, os 3 produtos escolhidos fazem parte dos 5 produtos que

esta máquina fabrica. Os 3 foram escolhidos por serem os que possuem maiores horas de produção, isso facilitou o monitoramento e controle em tempo real dos parâmetros no momento da coleta de informações. Finalizando-se este estágio, os três produtos escolhidos para esta aplicação foram: Luva Soldável, Joelho soldável e União simples, conforme já destacado anteriormente.

A próxima etapa será apresentada os dados históricos para os problemas de qualidade dos produtos escolhidos. Neste momento, com a finalização do estágio 1, já se tem a máquina que deve ser inserido os sensores para a coleta dos dados, e a definição dos moldes que serão estudados para as próximas fases.

Estágio 2: Mapear os principais problemas de Qualidade

Neste estágio é necessário um aprofundamento ainda maior dos dados, agora, com os dados históricos de falhas de qualidade para os três produtos escolhidos. Neste sentido, foram coletados para os mesmos períodos da análise de produção, os dados de julho a dezembro de 2018. As medições de variações e controle da qualidade são realizadas em uma frequência diária, após o final de cada período de trabalho. Sendo assim, para cada lote de produção, são realizadas 3 medições diárias que contemplam 2% de amostra de cada lote para cada produto.

Os dados obtidos foram inseridos numa tabela (conforme figura a seguir) com os dados de descrição do produto, descrição do defeito, quantidade de peças bloqueadas (peças reprovadas nos testes de qualidade), quantidade de peças totais medidas (total da amostra de 2% coletada para cada tipo de produto) e por fim, uma relação de porcentagem das peças bloqueadas sobre as totais, chamada de % de peças ruins.

Quadro 8 – Descrição de defeitos por tipo de produto escolhido.

Descrição	Descrição Defeitos	Qtd Bloqueada	Qtd Total	% PÇs Ruins
JOELHO SOLD	Trincas	110	720	15%
JOELHO SOLD	Queimado	300	5000	6%
JOELHO SOLD	Marca da saída de gás	21	252	8%
JOELHO SOLD	Trincas	36	240	15%
JOELHO SOLD	Trincas	19	220	9%
LUVA SOLD	Queimado	1400	10000	14%
LUVA SOLD	Bolsa Apertada	60	6450	1%
LUVA SOLD	Etiqueta trocada	1	8670	0%
LUVA SOLD	Embalagem trocada	1	10000	0%
LUVA SOLD	Queimado	111	6610	2%
LUVA SOLD	Queimado	272	2500	11%
LUVA SOLD	Diâmetro da bolsa maior	30	2320	1%
LUVA SOLD	Queimado	49	2000	2%
LUVA SOLD	Rebarba interna	1	2860	0%
UNIAO SOLD	Etiqueta trocada	30	30	100%
UNIAO SOLD	Rebarba externa	400	400	100%
UNIAO SOLD	Contaminação	5	72	7%
UNIAO SOLD	Queimado	29	70	41%
JOELHO SOLD	Trincas	19	220	9%
LUVA SOLD	Queimado	1400	10000	14%
LUVA SOLD	Bolsa Apertada	60	6450	1%
LUVA SOLD	Etiqueta trocada	1	8670	0%
LUVA SOLD	Embalagem trocada	1	10000	0%
LUVA SOLD	Queimado	111	6610	2%
LUVA SOLD	Queimado	272	2500	11%
LUVA SOLD	Diâmetro da bolsa maior	30	2320	1%
LUVA SOLD	Queimado	49	2000	2%
LUVA SOLD	Rebarba interna	1	2860	0%
UNIAO SOLD	Contaminação	5	72	7%
UNIAO SOLD	Queimado	29	70	41%

Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Um ponto que chamou a atenção dos especialistas de processo ao avaliar a tabela completa com as informações dos 3 produtos para os problemas de qualidade, foi a quantidade de amostras que ficaram com o valor de 100% de porcentagem de peças ruins, ou seja, 100% da amostra que foi coletada para medição, estava reprovada. Isto é um indicativo de que grande parte do lote produzido apresentou defeito.

Avaliando os problemas de qualidade do período analisado, foram levantadas 38 diferentes classificações de defeitos de qualidade. Estes dados são inseridos no sistema pelo técnico de qualidade e as vezes pode haver variações da nomenclatura. Sendo assim, para os 38 defeitos listados, foram avaliados com o time técnico quais dele são impactados pelo processo produtivo e quais não são, como por exemplo: falta de etiqueta. No quadro 9, foram listados os 38 problemas coletados.

Quadro 9 – Defeitos mapeados para os 3 produtos escolhidos no estágio 1.

Problemas de Qualidade listados
Trincas
Queimado
Marca da saída de gás
Contaminação
Etiqueta trocada
Diâmetro da bolsa menor
Linhas de fluxo
Falha de injeção
Emenda Aberta
Manchas
Quantidade a menos na embalagem
Rebarba externa
Peça Incompleta
Mancha no ponto de injeção
Quantidade a mais na embalagem
Dimensional menor
Produto misturado
Peça furada
Sujeira de óleo
Peça deformada
Aspereza
Rebarba interna
Fosca
Embalagem trocada
Cor anormal
Bolsa Apertada
Deformação
Reprovou Comportamento ao calor
Diâmetro da bolsa maior
Bolhas
Ponto de injeção esbranquiçado
Sujeira
Peça suja
Filete deformado
Rosca Danificada
Postiço Incorreto
Bolsa Deformada
Ponto de Injeção Sobressalente

Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Após a análise com os especialistas a listagem com os 38 problemas de qualidade foram separados em aplicáveis e não aplicáveis com relação à sua origem no problema de variação do

processo. Na Tabela abaixo, foram listados apenas os problemas de qualidade impactados pelo processo produtivo. Desta forma, houve uma redução de 6 defeitos, sendo que para 3 produtos escolhidos, foram definidos 32 defeitos de qualidade.

Quadro 10 – Defeitos de qualidade impactado pelo processo produtivo mapeados para os 3 produtos escolhidos.

Problemas de Qualidade listados	Impacto pelo Processo?
Trincas	sim
Queimado	sim
Marca da saída de gás	sim
Contaminação	sim
Diâmetro da bolsa menor	sim
Linhas de fluxo	sim
Falha de injeção	sim
Emenda Aberta	sim
Manchas	sim
Rebarba externa	sim
Peça Incompleta	sim
Mancha no ponto de injeção	sim
Dimensional menor	sim
Peça furada	sim
Sujeira de óleo	sim
Peça deformada	sim
Aspereza	sim
Rebarba interna	sim
Fosca	sim
Cor anormal	sim
Bolsa Apertada	sim
Deformação	sim
Reprovou Comportamento ao calor	sim
Diâmetro da bolsa maior	sim
Bolhas	sim
Ponto de injeção esbranquiçado	sim
Peça suja	sim
Filete deformado	sim
Rosca Danificada	sim
Postiço Incorreto	sim
Bolsa Deformada	sim
Ponto de Injeção Sobressalente	sim

Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Conforme demonstrado na explicação do estágio 2 no capítulo 6, o importante é separar por tipo de produto os problemas de qualidade e dividi-los pela taxa de ocorrência de cada um deles. Desta forma, quando for avaliado e traduzida a voz do cliente, será possível verificar se a taxa de ocorrência do defeito relatado impacta para o cliente, neste caso, o produto pode estar indo com defeito para a venda. Na Figura 38 estão desenhados os problemas de qualidade para o produto Joelho Soldável, porem o método foi aplicado para os 3 produtos.

Figura 38 – Relação da taxa de ocorrência de defeitos por tipo de produto.

Produto	Defeitos de Qualidade	Taxa Ocorrencia (MIX/MAX)
JOELHO SOLDÁVEL	Aspereza	0%
	Aspereza	100%
	Bolhas	12%
	Bolhas	19%
	Bolsa Apertada	2%
	Bolsa Apertada	9%
	Contaminação	0%
	Contaminação	100%
	Cor anormal	2%
	Cor anormal	2%
	Deformação	7%
	Deformação	7%
	Diâmetro da bolsa maior	1%
	Diâmetro da bolsa maior	23%
	Diâmetro da bolsa menor	0%
	Diâmetro da bolsa menor	100%
	Dimensional menor	0%
	Dimensional menor	100%
	Emenda Aberta	0%
	Emenda Aberta	12%
	Falha de injeção	0%
	Falha de injeção	3%
	Fosca	0%
	Fosca	35%
	Linhas de fluxo	1%
	Linhas de fluxo	54%
	Mancha no ponto de injeção	0%
	Mancha no ponto de injeção	8%
	Manchas	0%
	Manchas	49%
	Marca da saída de gás	3%
	Marca da saída de gás	10%
	Peça deformada	7%
	Peça deformada	7%
	Peça furada	2%
	Peça furada	9%
	Peça Incompleta	0%
	Peça Incompleta	18%
	Ponto de injeção esbranquiçado	27%
	Ponto de injeção esbranquiçado	27%
	Queimado	0%
Queimado	74%	
Rebarba externa	0%	
Rebarba externa	100%	
Rebarba interna	0%	
Rebarba interna	100%	
Reprovou Comportamento ao calor	15%	
Reprovou Comportamento ao calor	15%	
Sujeira de óleo	1%	
Sujeira de óleo	44%	
Trincas	1%	
Trincas	44%	

Fonte: Elaborado pela autora (2019)

O próximo estágio apresentará as informações dos parâmetros de processo atuais possíveis de serem coletados no grupo de injetoras G, grupo escolhido. Como a categoria dos

grupos de injetora foi dividida por similaridade de máquinas, todas elas possuem os mesmos tipos de sensores capazes de coletar as informações necessárias. O que será preciso é de um MES *Manufacturing Execution System* que possa centralizar todas estas informações e um *Internet industrial* capaz de armazenar os dados coletados em tempo real.

Estágio 3: Listar todos os parâmetros de processo

A partir do estágio 3, já se consegue ter uma visão inicial da matriz de correlação de causa efeito, mesmo que ainda não preenchida em sua totalidade. Uma vez que os parâmetros de processos estão listados, eles serão dispostos nas colunas da planilha global, sendo que as linhas irão contém os problemas de qualidade mapeados no estágio 2. O estágio 3 consiste em mapear todos os parâmetros de processo possíveis de serem medidos na máquina injetora, neste caso, como já temos definida a injetora que iremos avaliar, os parâmetros mapeados para esta podem ser visualizados na figura que segue abaixo.

Nesta etapa, foi verificado que alguns parâmetros de processo apesar de serem listados na ficha técnica de processo (ficha cuja marcação é feita com os valores dos parâmetros de processo após um ciclo de produção, posteriormente são lançadas no sistema operacional da empresa), não são utilizados e seus dados não estavam sendo coletados durante os 2 últimos meses do período avaliado. Isto se deve pela gestão do controle dos parâmetros de processo estarem dependentes da digitação dos dados no sistema através de mão de obra operacional. Sendo assim, o controle automático e em tempo real traz mais este benefício, denominado de confiabilidade dos dados. No quadro 11 foram listados todos os parâmetros de injeção 84 possíveis de serem obtidos para as injetoras.

Quadro 11 – Listagem dos parâmetros do processo de moldagem por injeção de polímero de PVC.

Parâmetros da Ficha Técnica de Processo		
Temperatura	Curso Recalque	Curso Injeção
Tempo Útil Injeção	Velocidade Recalque	Velocidade Fechamento
Tempo Útil de Dosagem	Pressão de Recalque	Pressão Fechamento
Tempo Total de Ciclo	Velocidade Pré-expurgo	Velocidade Abertura
Curso de Dosagem	Tempo Pré-expurgo	Pressão Abertura
Velocidade Dosagem	Pressão Pré-expurgo	Veloc. Avanço Extrator
Velocidade de Injeção	Velocidade de Injeção	Pressão de Avanço
Pressão Dosagem	Pressão de Injeção	Veloc. Recuo Extrator
Contrapressão	Rotação	

Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Como os três produtos escolhidos são fabricados na mesma injetora de polímero, os parâmetros de processo são os mesmos considerados para todos. Desta forma. Com este mapeamento dos parâmetros já podemos ter uma visão inicial da matriz de causa efeito. Nas colunas estarão listados os parâmetros de processo conforme descrito neste estágio, e nas linhas os defeitos de qualidade listados no estágio 2. No quadro 7 é possível verificar a futura matriz que será preenchida após os testes com as variações dos parâmetros de injeção.

Quadro 12 – Matriz de Causa efeito preenchida com os dados de parâmetros de processo e defeitos de qualidade.

Defeitos Qualidade / Parametros da FTP	Temperatura	Tempo Útil Injeção	Tempo Útil de Dosagem	Tempo Total de Ciclo	Curso de Dosagem	Velocidade Dosagem	Velocidade de Injeção	Pressão Dosagem	Contra Pressão	Curso Recalque	Velocidade Recalque	Pressão de Recalque	Velocidade Pré-expurgo	Tempo Pré-expurgo	Pressão Pré-expurgo	Velocidade de Injeção	Pressão de Injeção	Rotação	Curso Injeção	Velocidade Fechamento	Pressão Fechamento	Velocidade Abertura	Pressão Abertura	Veloc. Avanço Extrator	Pressão de Avanço	Veloc. Recuo Extrator
Trincas																										
Queimado																										
Marca da saída de gás																										
Contaminação																										
Diâmetro da bolsa menor																										
Linhas de fluxo																										
Falha de injeção																										
Emenda Aberta																										
Manchas																										
Rebarba externa																										
Peça Incompleta																										
Mancha no ponto de injeção																										
Dimensional menor																										
Peça furada																										
Sujeira de óleo																										
Peça deformada																										
Aspereza																										
Rebarba interna																										
Fosca																										
Cor anormal																										
Bolsa Apertada																										
Deformação																										
Reprovou Comportamento ao calor																										
Diâmetro da bolsa maior																										
Bolhas																										
Ponto de injeção esbranquiçado																										
Peça suja																										
Filete deformado																										
Rosca Danificada																										
Postiço Incorreto																										
Bolsa Deformada																										
Ponto de Injeção Sobressalente																										

Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Desta forma, finaliza-se a etapa 3 do modelo. A etapa 4 será apresentada a seguir e seu objetivo é de preencher os parâmetros em ordem de importância para o processo.

Estágio 4: Preencher os parâmetros em ordem de importância para o processo

Esta é a etapa mais trabalhosa de todo o método, é através dela que teremos as respostas de quais são realmente as principais variáveis do processo e como elas impactam os problemas de qualidade. Para esta etapa, inicialmente seguiu-se a sugestão de agrupar os principais defeitos de qualidade nos 4 grandes grupos de problemas. Para isso, foi realizada uma rodada de questionamentos de apresentação dos problemas de qualidade aos especialistas para que pudessem ser separados em testes de dimensional, visual, pressão e estufa. Foram 2 dias de imersão e calibração do conceito para que ambos chegassem nas mesmas conclusões e garantissem que os problemas listados em cada uma das classificações estivessem de acordo com a opinião de todos. Sendo assim, a listagem e problemas de qualidade apresentados na etapa 2 desta aplicação, foi otimizada, e pode ser verificada a no quadro 13. Para esta aplicação, devido a quantidade de defeitos mapeados, utilizou-se a classificação por categorias para otimizar as combinações de defeitos após os testes de variações de parâmetros.

Quadro 13 – Categoria denominada para defeitos de qualidade

Defeitos Qualidade	Categoria
Trincas	Visual
Queimado	Visual
Marca da saída de gás	Visual
Contaminação	Visual
Diâmetro da bolsa menor	Dimensional
Linhas de fluxo	Pressão
Falha de injeção	Visual
Emenda Aberta	Visual
Manchas	Visual
Rebarba externa	Dimensional
Peça Incompleta	Visual
Mancha no ponto de injeção	Visual
Dimensional menor	Dimensional
Peça furada	Dimensional
Sujeira de óleo	Visual
Peça deformada	Visual
Aspereza	Dimensional
Rebarba interna	Dimensional
Fosca	Visual
Cor anormal	Visual

Bolsa Apertada	Pressão
Deformação	Pressão
Reprovou Comportamento ao calor	Estufa
Diâmetro da bolsa maior	Dimensional
Bolhas	Visual
Ponto de injeção esbranquiçado	Visual
Peça suja	Visual
Filete deformado	Pressão
Rosca Danificada	Dimensional
Postiço Incorreto	Visual
Bolsa Deformada	Dimensional
Ponto de Injeção Sobressalente	Dimensional

Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Após esta denominação, atualizou-se a matriz de causa efeito, contendo as grandes famílias discutidas, desta forma, a nova matriz pode ser verificada na Figura 39.

Figura 39 – Relação parâmetros de processos versus grupos defeitos de qualidade.

Defeitos Qualidade / Parametros da FTP																											
	Temperatura	Tempo Útil Injeção	Tempo Útil de Dosagem	Tempo Total de Ciclo	Curso de Dosagem	Velocidade Dosagem	Velocidade de Injeção	Pressão Dosagem	Contra Pressão	Curso Recalque	Velocidade Recalque	Pressão de Recalque	Velocidade Pré-expurgo	Tempo Pré-expurgo	Pressão Pré-expurgo	Velocidade de Injeção	Pressão de Injeção	Rotação	Curso Injeção	Velocidade Fechamento	Pressão Fechamento	Velocidade Abertura	Pressão Abertura	Veloc. Avanço Extrator	Pressão de Avanço	Veloc. Recuo Extrator	
Visual																											
Dimensional																											
Pressão																											
Estufa																											

Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Após isso, iniciou-se a rodada de testes variando os parâmetros de injeção e analisando seu impacto na aprovação ou reprovação nos critérios de qualidade. Para isso, os testes foram feitos estabelecendo uma ordem lógica de combinação de parâmetros. Desta forma, foi possível otimizar a quantidade de testes a serem executados. Ao total, foram mapeados no estágio 3, um total de 26 parâmetros de injeção possíveis de serem coletados.

Com isso, foram feitas combinações de 2 a 2 parâmetros para testes. Para isso, criou-se a classificação de valores máximos e mínimos para cada um dos parâmetros de processo. Na tabela a seguir é possível verificar esta variação feita.

Tabela 2 – Mapeamento de máximos e mínimos dos parâmetros de processo

Parâmetros de processo	Variações	
	MAX	MIN
Temperatura	MAX	MIN
Tempo Útil Injeção	MAX	MIN
Tempo Útil de Dosagem	MAX	MIN
Tempo Total de Ciclo	MAX	MIN
Curso de Dosagem	MAX	MIN
Velocidade Dosagem	MAX	MIN
Velocidade de Injeção	MAX	MIN
Pressão Dosagem	MAX	MIN
Contrapressão	MAX	MIN
Curso Recalque	MAX	MIN
Velocidade Recalque	MAX	MIN
Pressão de Recalque	MAX	MIN
Velocidade Pré-expurgo	MAX	MIN
Tempo Pré-expurgo	MAX	MIN
Pressão Pré-expurgo	MAX	MIN
Velocidade de Injeção	MAX	MIN
Pressão de Injeção	MAX	MIN
Rotação	MAX	MIN
Curso Injeção	MAX	MIN
Velocidade Fechamento	MAX	MIN
Pressão Fechamento	MAX	MIN
Velocidade Abertura	MAX	MIN
Pressão Abertura	MAX	MIN
Veloc. Avanço Extrator	MAX	MIN
Pressão de Avanço	MAX	MIN
Veloc. Recuo Extrator	MAX	MIN

Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Com isso, atualizou-se mais uma vez a matriz de causa efeito incluindo as colunas de máximos e mínimos das variáveis. Após isso, iniciaram os testes. A ordem foi baseada na combinação máxima das possibilidades de variações dos parâmetros. Sendo assim, os padrões de testes ficaram baseados em combinações de MAX/ MAX, MAX/MIN, MIN/MAX, MIN/MIN. Como a quantidade de variáveis é significativa, 26 parâmetros diferentes, se fossemos testar cada uma delas com seus mínimos e máximos, precisamos de 1.352 testes únicos, sem contar a quantidade de testes necessários para coletar um número razoável de amostras. Sendo assim, sabendo que a quantidade de parâmetros é de 26 foram criados conjuntos divisíveis por 26, por 13 e por 1. Assim, foram listados 13 conjuntos de testes para aplicação, conforme Figura 40.

Figura 40 – Proposta de conjuntos de testes para coleta de dados.

Parâmetros de processo	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5	Teste 6	Teste 7	Teste 8	Teste 9	Teste 10	Teste 11	Teste 12	Teste 13
Temperatura	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN
Tempo Útil Injeção	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN
Tempo Útil de Dosagem	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN								
Tempo Total de Ciclo	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX
Curso de Dosagem	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MAX
Velocidade Dosagem	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MAX
Velocidade de Injeção	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN								
Pressão Dosagem	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MAX
Contrapressão	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN
Curso Recalque	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX
Velocidade Recalque	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MIN
Pressão de Recalque	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MAX
Velocidade Pré-expurgo	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN
Tempo Pré-expurgo	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MAX
Pressão Pré-expurgo	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX
Velocidade de Injeção	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX
Pressão de Injeção	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MAX	MIN	MAX
Rotação	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MIN
Curso Injeção	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN
Velocidade Fechamento	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN
Pressão Fechamento	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX
Velocidade Abertura	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN
Pressão Abertura	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MAX
Veloc. Avanço Extrator	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN
Pressão de Avanço	MAX	MIN	MIN	MAX	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX
Veloc. Recuo Extrator	MAX	MIN	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MIN	MAX	MAX	MIN	MIN

Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Devido a quantidade de testes a serem realizados, contou-se com o apoio dos especialistas e da revisão sistemática da literatura para elencar quais das combinações acima deveriam ser testadas. A literatura, conforme já descrita no capítulo 5.3 deste trabalho, traz como prioridade os parâmetros: temperatura, pressão de injeção, pressão de recalque, velocidade de injeção, tempo de injeção e tempo de ciclo. Para os parâmetros que temos na ficha técnica de processo utilizada, apenas o tempo de ciclo e tempo de injeção ficarão de fora da análise, as demais serão avaliadas. Sendo assim, escolheu-se realizar os testes: 8, 10 e 11.

No Quadro 14, após os testes feitos variando os parâmetros de injeção conforme descrito na imagem que foi apresentada, foram consolidados os resultados com a variável aprovado ou reprovado para cada grupo de teste de qualidade.

Quadro 14 – Resultados dos testes de variações dos parâmetros do processo de moldagem injeção de polímeros PVC.

Grupo Defeitos Qualidade	Teste 8	Teste 10	Teste 11
Grupo 1 - Teste Visual	Reprovado	Reprovado	Aprovado
Grupo 2 - Teste Dimensional	Reprovado	Reprovado	Aprovado
Grupo 3 - Teste de pressão	Aprovado	Aprovado	Aprovado
Grupo 4 - Teste Estufa	Aprovado	Aprovado	Aprovado

Fonte: Elaborado pela autora (2019)

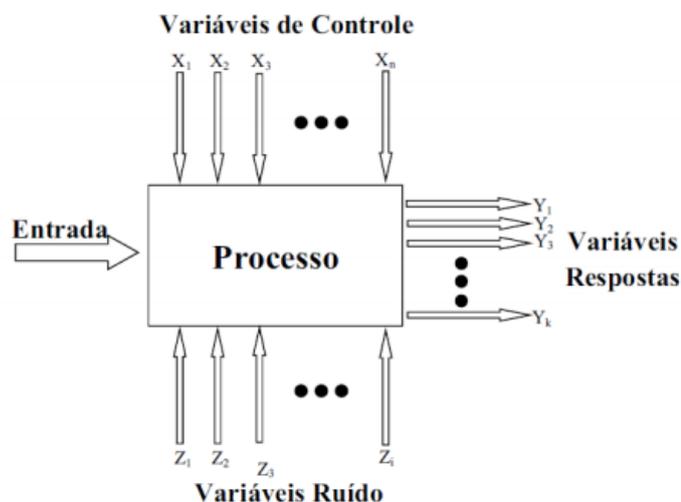
Verifica-se que apenas o teste de número 11 teve os critérios aprovados, e esta será a combinação de parâmetros que serão aplicadas a análise estatística. O próximo estágio, contará com a análise estatística dos resultados obtidos para cada parâmetro de processo, avaliando quais deles são mais significativos. Assim, será possível na etapa 2, trabalhar apenas com os parâmetros mais relevantes.

Estágio 5: Aplicar método estatístico para encontrar os principais parâmetros de processo

O método estatístico escolhido para a análise das variáveis para o teste 11 escolhido, foi o DOE, *Design of Experiments* cujo foco é avaliar a interrelação de variáveis para verificar seu impacto nas demais. KHAMNEH (2016) estabelece que o principal objetivo do DoE é reduzir o número de experiências e identificar variáveis efetivas que influenciam os resultados experimentais através da aplicação de um método claro e específico. Os métodos do DoE são escolhidos considerando fatores como o número de variáveis, o nível de variáveis, a interações das variáveis, o número de experimentos permitido e a linearidade dos mesmos.

Normalmente, os experimentos são utilizados em estudos para verificar o desempenho de processos e sistemas. O processo pode ser uma combinação de operações, máquinas, métodos, pessoas e outros recursos que transforma um material de entrada em um produto de saída, que pode possuir uma ou mais respostas. A definição das informações técnicas do experimento e a consequente seleção dos fatores de controle possuem uma representatividade importante no estudo, durante esta etapa devem-se identificar os fatores que são controláveis na linha de produção (X_1, X_2, \dots, X_p) e os fatores de ruído (Z_1, Z_2, \dots, Z_p), que são fontes causadoras de variabilidade e podem ser controlados em experimentos de laboratório, mas não são controláveis na linha de produção.

Figura 41 – Modelo Básico de um processo.



Fonte: Montgomery (2005)

Montgomery (2005) estabelece que ao ser definido um experimento fatorial onde os K fatores são representados por n níveis (isto é, valores de referência para teste e análise), o mesmo é conhecido como planejamento fatorial n^k . Quando apenas dois níveis são utilizados, são comumente representados por alto (+) e baixo (-), e tem-se um experimento 2^k .

Na literatura são facilmente encontrados casos de aplicação desse modelo com três ou mais fatores, como há somente dois níveis para análise de cada fator, assume-se que a variável de resposta apresente comportamento linear entre esses níveis. Os níveis podem ser quantitativos como temperatura, pressão ou tempo, ou então qualitativa, como operador, máquina ou tipo específico de lubrificante. Os níveis são representados por: (+) máximo e (-) mínimo. Considerando este formato reduzido de DoE, foi aplicado para esta etapa um DoE considerando 6 variáveis ditas como importantes ao processo, pelo cruzamento da revisão sistemática da literatura e opinião dos especialistas da área.

Sendo assim, os parâmetros que foram testados são: Temperatura, Contrapressão, Rotação, Pressão Recalque, Velocidade e Pressão Injeção. A Amostra feita coletou 32 testes, e foram inseridos os resultados de máximo e mínimo sugeridos como máxima relação e mínima relação. Cada teste contou com a medição de 10 amostras para equalização de estar aprovado ou reprovado para o teste de qualidade em questão. Caso mais de 50% da amostra esteja fora das especificações, o lote é denominado de reprovado. Na Figura a 42, é possível verificar esta relação de $n-1$ para a quantidade de testes. Por exemplo, um experimento com 4 variáveis, deverá ter 32 testes. Considerando isso, foram realizados 320 testes para os parâmetros selecionados. Na figura a 42 mostra-se uma parte dos testes realizados.

BOX, HUNTER E HUNTER (2005), definem que os planejamentos fatoriais 2k requerem relativamente poucos ensaios por fator estudado; a interpretação dos resultados obtidos pode ser feita pelo uso de aritmética elementar e recursos gráficos; são particularmente úteis nos estágios iniciais de um trabalho experimental, pois frequentemente apontam a direção para uma investigação mais avançada; têm uma análise estatística bastante simplificada; e forma a base para muitos outros planejamentos, como o planejamento fatorial fracionado 2k-1.

Figura 42 – Parte dos resultados obtidos nos 320 testes realizados.

Testes	Temperati	Contra Pres	Rotaç	Pressão Recali	Velocida	Pressão Inje	G1 - Teste Visual	G2 - Teste Dimensional	G3 -Teste Press:	G4 - Teste Estufa
1	200	20	40	99	80	0,5	Reprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
2	200	5	99	99	20	0,99	Aprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
3	200	20	40	20	80	0,99	Reprovado	Aprovado	Aprovado	Aprovado
4	200	20	99	99	20	0,5	Reprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
5	165	20	99	99	80	0,5	Reprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
6	200	5	99	20	80	0,99	Aprovado	Aprovado	Aprovado	Aprovado
7	200	20	99	20	80	0,5	Reprovado	Aprovado	Aprovado	Aprovado
8	200	20	99	99	80	0,99	Reprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
9	200	5	40	99	80	0,99	Aprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
10	200	5	99	99	80	0,5	Aprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
11	165	5	99	99	80	0,99	Reprovado	Reprovado	Aprovado	Reprovado
12	200	5	40	99	20	0,5	Aprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
13	165	5	40	20	80	0,99	Reprovado	Aprovado	Aprovado	Reprovado
14	165	20	40	20	20	0,99	Reprovado	Reprovado	Reprovado	Aprovado
15	200	5	40	20	80	0,5	Aprovado	Aprovado	Reprovado	Reprovado
16	165	20	99	99	20	0,99	Reprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
17	165	5	99	20	20	0,99	Reprovado	Aprovado	Aprovado	Reprovado
18	165	5	40	20	20	0,5	Reprovado	Aprovado	Aprovado	Reprovado
19	165	20	40	20	80	0,5	Reprovado	Reprovado	Reprovado	Aprovado
20	200	20	99	20	20	0,99	Reprovado	Aprovado	Reprovado	Aprovado
21	165	5	99	20	80	0,5	Reprovado	Aprovado	Aprovado	Reprovado
22	165	20	99	20	20	0,5	Reprovado	Aprovado	Aprovado	Aprovado
23	165	20	40	99	80	0,99	Reprovado	Reprovado	Reprovado	Aprovado
24	165	20	99	20	80	0,99	Reprovado	Aprovado	Aprovado	Aprovado
25	165	5	99	99	20	0,5	Reprovado	Reprovado	Aprovado	Reprovado
26	200	5	40	20	20	0,99	Aprovado	Aprovado	Reprovado	Aprovado
27	165	20	40	99	20	0,5	Reprovado	Reprovado	Reprovado	Aprovado
28	200	5	99	20	20	0,5	Aprovado	Aprovado	Reprovado	Aprovado
29	165	5	40	99	80	0,5	Reprovado	Reprovado	Aprovado	Reprovado
30	165	5	40	99	20	0,99	Reprovado	Reprovado	Aprovado	Reprovado
31	200	20	40	99	20	0,99	Reprovado	Reprovado	Reprovado	Aprovado
32	200	20	40	20	20	0,5	Reprovado	Aprovado	Reprovado	Aprovado
33	200	20	40	99	80	0,5	Reprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
34	200	5	99	99	20	0,99	Aprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
35	200	20	40	20	80	0,99	Reprovado	Aprovado	Aprovado	Aprovado
36	200	20	99	99	20	0,5	Reprovado	Reprovado	Reprovado	Aprovado
37	165	20	99	99	80	0,5	Reprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
38	200	5	99	20	80	0,99	Aprovado	Aprovado	Aprovado	Aprovado
39	200	20	99	20	80	0,5	Reprovado	Aprovado	Aprovado	Aprovado
40	200	20	99	99	80	0,99	Reprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado
41	200	5	40	99	80	0,99	Aprovado	Reprovado	Aprovado	Aprovado

Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Após a os testes realizados e os resultados obtidos, foi possível verificar que alguns parâmetros tinham maior influência sobre o processo do que os demais. Para isso conforme mencionado na descrição do método, foi utilizada a ferramenta estatística Minitab® para a coleta das interrelações dos parâmetros com a aprovação de qualidade. Inicialmente foram inseridos os dados da matriz de experimentos no software para iniciar a análise de nível de significância dos fatores (parâmetros de processo). A Figura 43, mostra os resultados obtidos experimentalmente, inseridos no software.

Figura 43 – Matriz de Experimentos e seus resultados a partir dos experimentos realizados.

OrdemPad	OrdemEns	PtCentral	Blocos	Temperatura	Contra Pressão	Rotação	Pressão Recalque	Velocidade	Pressão Injeção	Visual	Dimensional	PHI	Estuñ
28	1	1	1	200	20	40	99	80	0,5	0	0	1	1
14	2	1	1	200	5	99	99	20	0,99	1	0	1	1
20	3	1	1	200	20	40	20	80	0,99	0	1	1	1
16	4	1	1	200	20	99	99	20	0,5	0	0	0	1
31	5	1	1	165	20	99	99	80	0,5	0	0	1	1
22	6	1	1	200	5	99	20	80	0,99	1	1	1	1
24	7	1	1	200	20	99	20	80	0,5	0	1	1	1
32	8	1	1	200	20	99	99	80	0,99	0	0	1	1
26	9	1	1	200	5	40	99	80	0,99	1	0	1	1
30	10	1	1	200	5	99	99	80	0,5	1	0	1	1
29	11	1	1	165	5	99	99	80	0,99	0	0	1	0
10	12	1	1	200	5	40	99	20	0,5	1	0	1	1
17	13	1	1	165	5	40	20	80	0,99	0	1	1	0
3	14	1	1	165	20	40	20	20	0,99	0	0	0	1
18	15	1	1	200	5	40	20	80	0,5	1	1	1	0
15	16	1	1	165	20	99	99	20	0,99	0	0	1	1
5	17	1	1	165	5	99	20	20	0,99	0	1	1	0
1	18	1	1	165	5	40	20	20	0,5	0	1	1	0
19	19	1	1	165	20	40	20	80	0,5	0	0	0	1
8	20	1	1	200	20	99	20	20	0,99	0	1	0	1
21	21	1	1	165	5	99	20	80	0,5	0	1	1	0
7	22	1	1	165	20	99	20	20	0,5	0	1	1	1
27	23	1	1	165	20	40	99	80	0,99	0	0	0	1
23	24	1	1	165	20	99	20	80	0,99	0	1	1	1
13	25	1	1	165	5	99	99	20	0,5	0	0	1	0
2	26	1	1	200	5	40	20	20	0,99	1	1	0	1
11	27	1	1	165	20	40	99	20	0,5	0	0	0	1
6	28	1	1	200	5	99	20	20	0,5	1	1	0	1
25	29	1	1	165	5	40	99	80	0,5	0	0	1	0
9	30	1	1	165	5	40	99	20	0,99	0	0	1	0
12	31	1	1	200	20	40	99	20	0,99	0	0	0	1
4	32	1	1	200	20	40	20	20	0,5	0	1	0	1

Fonte: Elaborado pela autora (2019).

As resultantes denominadas de aprovado, foram informadas ao Minitab® como variáveis de valor 1, e 0 quando o teste recebeu o valor de reprovado. Após isso, verificou-se que a combinação de resultados que garante a aprovação nos 4 testes de qualidade é a combinação:

- Temperatura máxima: 200°C;
- Contrapressão mínima: 5 bar;
- Rotação máxima: 99 rpm;
- Pressão recalque mínima: 20 bar;
- Velocidade máxima: 80 m/s;
- Pressão injeção máxima: 0,99 bar;

Sendo assim, a necessidade de entender como os parâmetros se relacionam entre si, e isto é possível através da análise de pareto e função principal isolada. O gráfico de Pareto é um tipo especial de gráfico que mostra de forma ordenada do maior para o menor a influência de uma variável e seu valor de significância para o resultado esperado. O gráfico de função principal isolada, demonstra para apenas um parâmetro isolado, qual a sua influência dentro da resposta esperada, ou seja, é nele que se pode verificar por exemplo, como a temperatura

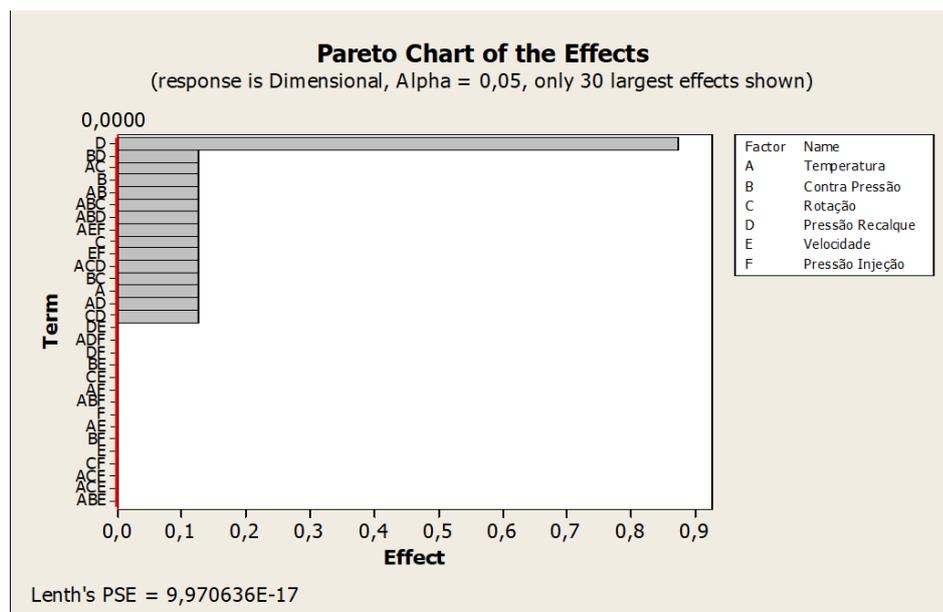
influência na aprovação ou reprovação de um teste de dimensional. Sendo assim, antes de apresentar os resultados obtidos, é importante ter claro para cada teste como foram as correlações dos parâmetros mencionados, para depois entender seu efeito isolado.

Deste modo, iniciou-se a varredura pelo teste dimensional, cujo objetivo é de avaliar as cotas críticas dos produtos escolhidos e seu atendimento às normas para validação do produto conforme dimensional estabelecido em desenho. Para entendimento das variáveis e resultados, é importante entender como elas foram chamadas no modelo criado no Minitab®. As variáveis foram chamadas de A, B, C, D, E, F. Sendo:

- A – Temperatura;
- B – Contrapressão;
- C – Rotação;
- D – Pressão recalque;
- E – Velocidade;
- F – Pressão de Injeção;

Para este teste dimensional os resultados avaliando cada um dos parâmetros de processo, pode ser visualizado na Figura 44.

Figura 44 – Gráfico de Pareto dos fatores para teste dimensional realizado no software Minitab®



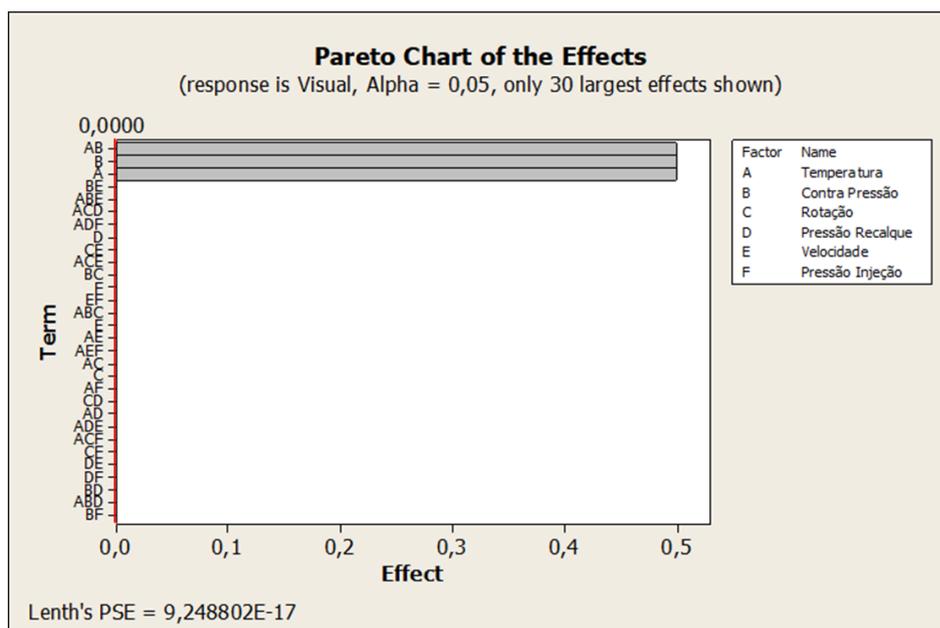
Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Neste gráfico, é possível verificar que a linha de significância dos parâmetros ficou em cima do eixo y, com valor igual a zero, isto indica que todos os fatores são importantes para o teste dimensional, ou seja, todos os fatores são estatisticamente significativos para um nível de significância $\alpha = 0,05$. Este dado, traz a necessidade de avaliar os demais testes para verificar a real necessidade de se controlar todos os 6 parâmetros projetados.

Portanto, após a análise do teste dimensional, foi realizada a análise dos dados para o teste visual. Pode-se observar a Figura a 45 com os resultados para o teste visual utilizando os parâmetros de processos definidos. Para o visual, o resultado foi basicamente idêntico ao dimensional, onde todas as variáveis ficaram dentro do fator de importância para o $\alpha = 0,05$. Com estes dois resultados, avalia-se que tratando-se de parâmetros de processos, todos eles possuem valor de significância necessário e devem ser controlados para garantir os 2 testes no estado de aprovado. Para ambos a condição de aprovação é a que foi apresentada, com:

- Temperatura máxima (200°C);
- Contrapressão mínima (5 bar);
- Rotação máxima (99 rpm);
- Pressão recalque mínima (20 bar);
- Velocidade máxima (80 m/s);
- Pressão injeção máxima (0,99 bar);

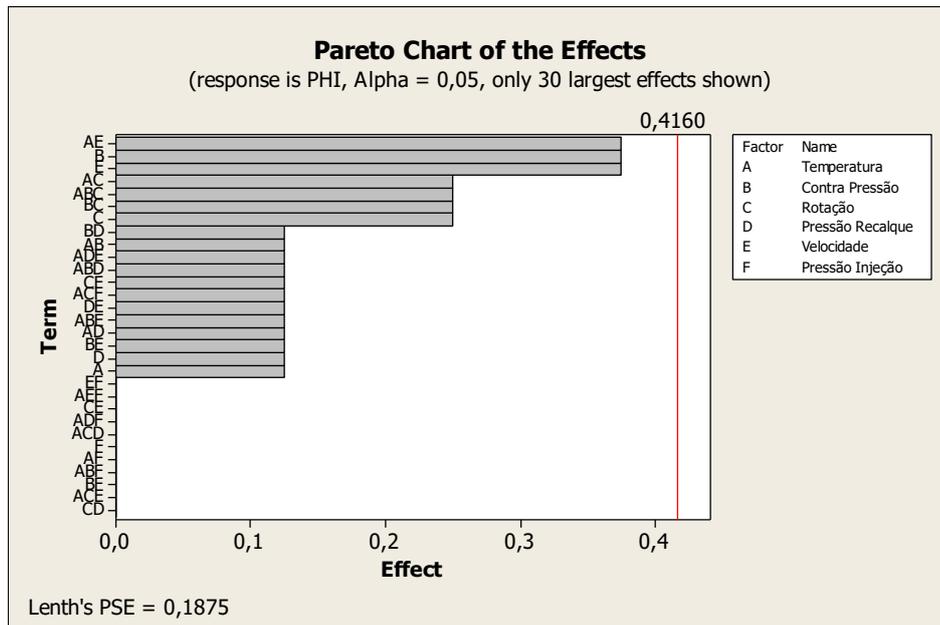
Figura 45 – Gráfico de Pareto dos fatores para teste visual realizado no software Minitab®



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Com os dois primeiros testes finalizados, o próximo teste a ser avaliado com o gráfico de Pareto foi o resultado para o teste de pressão, denominado de PHI neste trabalho. Para este teste, o resultado pode ser verificado na imagem a seguir. Para o nível de significância de $\alpha = 0,05$, o teste de PHI demonstrou que nenhuma das variáveis escolhidas é representativa para o resultado, ou seja, para o teste de PHI a partir dos valores de parâmetros coletados, nenhum deles possui interferência relativa e que sugere monitoramento em tempo real.

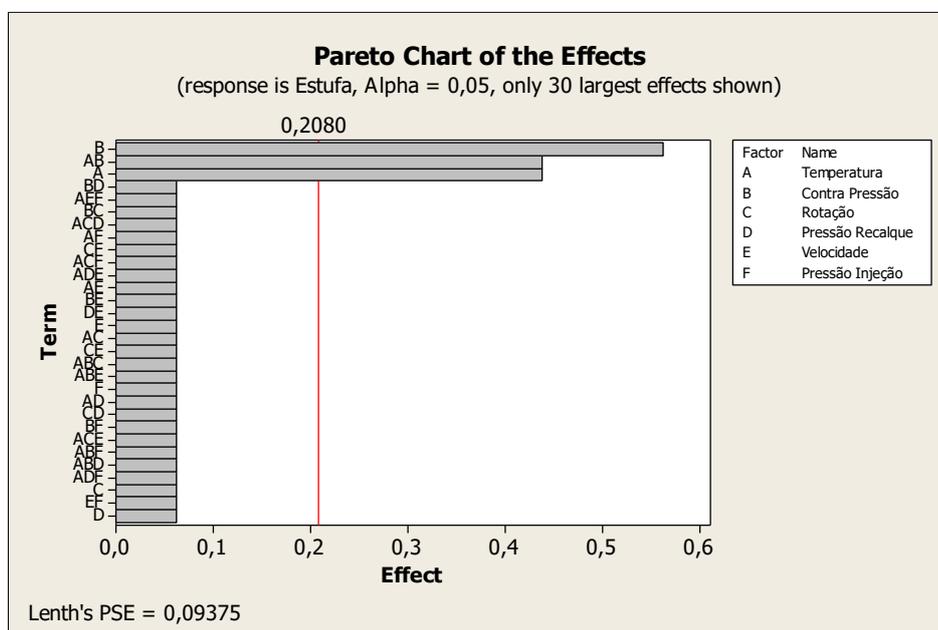
Figura 46 – Gráfico de Pareto dos fatores para teste pressão realizado no software Minitab®



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Após este resultado, verificou-se a necessidade de avaliar cada uma das variáveis de forma isolada, para verificar os reais impactos de cada uma delas exclusivamente para um determinado teste. Sendo assim, para cada teste realizado, os valores das variáveis foram plotados no gráfico de função principal isolada, e avaliado se para a sua aprovação era necessário o valor ser de máximo ou de mínimo com base em cada parâmetro de processo. Antes de apresentar os resultados isolados, será demonstrado o resultado do gráfico de Pareto para o último teste, teste estufa. Na Figura 47 será possível verificar o resultado para o teste estufa.

Figura 47 – Gráfico de Pareto dos fatores para teste estufa realizado no software Minitab®



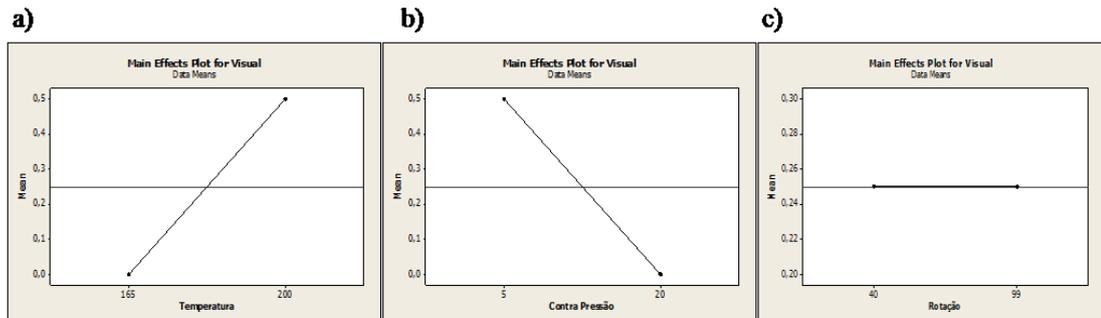
Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

No caso do teste de estufa, os parâmetros de temperatura e Contrapressão combinados e isolados, ficaram dentro do valor de significância para o $\alpha = 0,05$. Sendo assim, estes dois parâmetros são críticos e necessários para aprovação no teste estufa, quando instalado um controle de processo para performance de qualidade. Uma vez que os demais testes não tiveram valores específicos para os parâmetros estudados, a proposta foi de avaliar o efeito isolado de cada um deles frente ao teste indicado. Para isso, cada teste resultante contou com a análise das 6 variáveis de processo, considerando o mesmo $\alpha = 0,05$. Primeiramente, serão apresentados os resultados para o teste dimensional.

Para o teste visual, a variável temperatura, gera uma maior probabilidade de aprovação uma vez que possui seu valor máximo, ou seja, próximo de 200°C. A informação de que a probabilidade é maior para temperaturas máximas pode ser observada no eixo y, aonde há uma variação da escala de 0 a 0,5. O valor de zero significa reprovação no teste em questão, e 1 aprovação total para a variável. Neste caso, a temperatura ficou em 0,5, possibilitando a aprovação do produto no teste dimensional quando a temperatura for máxima. Esta constatação valida a informação citada nas análises anteriores onde para aprovação no teste de qualidade visual, todas as variáveis eram consideradas importantes. Nenhuma delas ficou definida como

primordial, mas todas consideram a probabilidade de aprovação caso estejam sob a condição necessária.

Figura 48 – Impacto da variável temperatura, contrapressão e rotação na aprovação do teste visual analisado no Minitab® (a) Temperatura (b) Contrapressão (c) Rotação

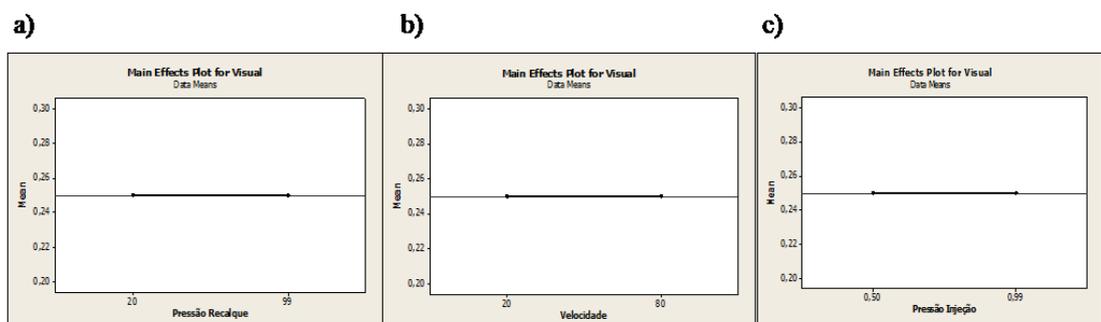


Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

O mesmo pode ser verificado para o próximo parâmetro analisado para o teste dimensional, cuja variável é a contrapressão e seu valor de mínimo, ou seja, contrapressão igual a 5, fornece a maior probabilidade de aprovação, uma vez que também não atinge o resultado de 1, mas de 0,5 com o menor valor possível de contrapressão.

A Figura 49 ilustra que as variáveis de pressão de recalque, velocidade e pressão de injeção realmente não possuem nenhum impacto no teste visual. A linha de efeito ficou em cima do eixo zero, sem que houvesse tendência para máximos e mínimos dos parâmetros avaliados.

Figura 49 – Impacto da variável (a) pressão de recalque, (b) velocidade e (c) Pressão de injeção do teste visual analisado no Minitab®

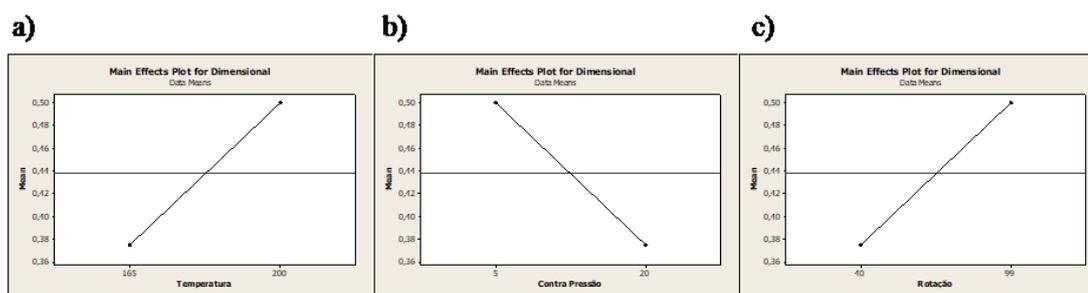


Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Neste sentido, para a avaliação do teste visual, foi de grande valia avaliar os parâmetros de forma isolada, olhando seus impactos um a um para o teste em questão. Inicialmente, tinha-se a visão de que todos os parâmetros influenciavam, pois todos estavam conectados com a temperatura e a contrapressão que não aprovavam totalmente no teste. Sendo assim, ao separar cada um deles, foi possível verificar que temperatura e contrapressão são primordiais para a aprovação dos produtos injetados no teste de qualidade visual.

Já para o teste dimensional, o mesmo formato foi adotado, avaliando as variáveis de forma isolada e neste caso, para o parâmetro temperatura, verificou-se que a mesma precisa ser máxima para fornecedor a probabilidade de aprovação no teste dimensional. A Figura 50 demonstra a linha máxima de temperatura, contrapressão e rotação para o teste dimensional.

Figura 50 – Impacto da variável (a) temperatura, (b) contra pressão e (c) rotação na aprovação do teste dimensional analisado no Minitab®

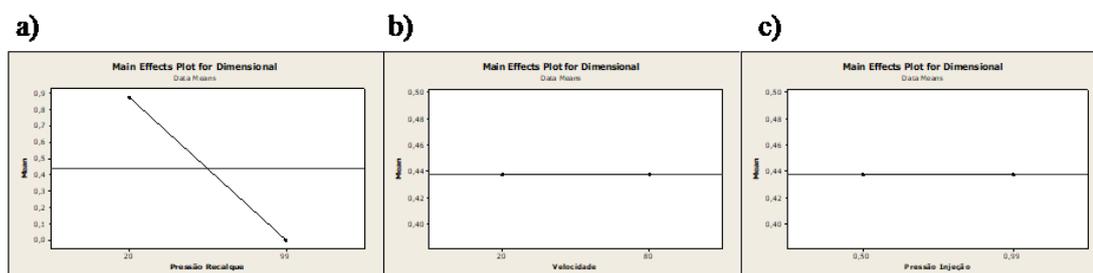


Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Já para o segundo parâmetro avaliado, contrapressão, apresenta o mesmo resultado que o obtido para o teste visual, sendo que o menor valor de contrapressão, fornece a tendência de aprovação do parâmetro no teste dimensional. A Figura 51 demonstra o teste dimensional sendo impactado pela contrapressão, de forma mínima.

Para a variável de rotação, o valor para aprovar no teste dimensional é de máximo, conforme verificado na figura a seguir, o valor necessário para atendimento é de 0,99. Para a variável pressão de recalque o valor necessário para aprovação no teste dimensional é de 20, ou seja, mínima. Este valor aprova em 90% o teste dimensional através do controle deste parâmetro no mínimo. A Figura 51 mostra o valor pressão recalque, velocidade e pressão de injeção para o teste dimensional. Para a quinta e sexta variável, velocidade e pressão de injeção, o valor não interfere no teste dimensional. Nas figuras a seguir é possível verificar que o gráfico para este parâmetro está em cima da linha do eixo x, em zero.

Figura 51 – Impacto das variáveis: (a) pressão de recalque, (b) velocidade e (c) pressão de injeção na aprovação do teste dimensional analisado no Minitab®



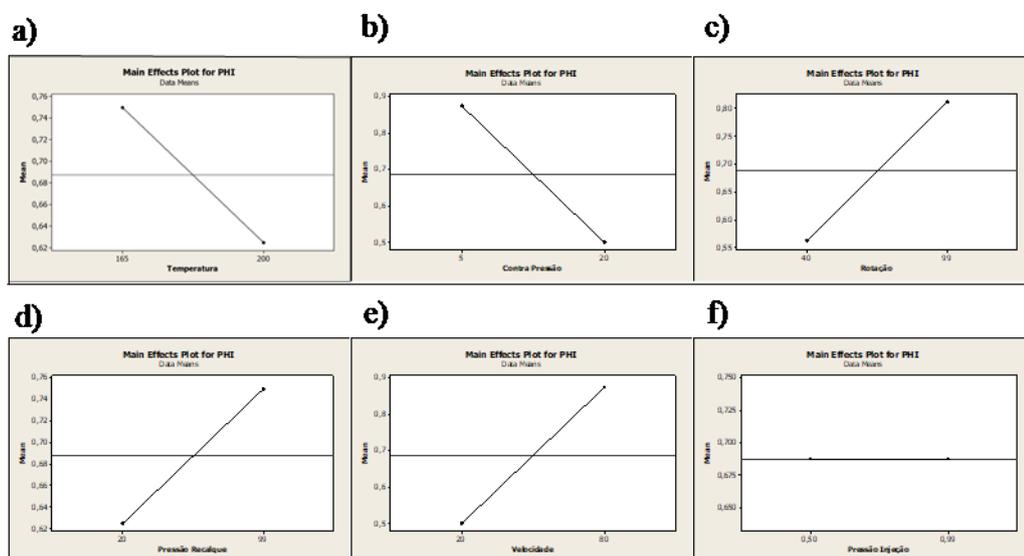
Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Finalizando o teste dimensional, inicia-se a análise das variáveis para o teste de pressão, também denominado de PHI. Para este teste, a primeira variável, de temperatura precisa estar no mínimo para aprovação no teste.

Para o parâmetro de contrapressão, no teste de PHI, também pode-se verificar que para o mesmo, há necessidade de que ele seja o menor possível. Sendo assim, para o teste aplicado, o valor habilita 90% de aprovação no teste PHI.

Para a variável de rotação, que nos testes anteriores não tinha apresentado tanta relevância, para o teste de PHI ela possui alta relevância, gerando probabilidade de aprovação no teste de 80%. Este valor de 80% é baseado na rotação máxima de 0,99 rpm. Para o parâmetro de pressão de recalque, o valor de máximo sugere uma aprovação de 76% neste teste, sendo assim, este parâmetro é considerado com relevância alta para a aprovação no PHI. Para a variável velocidade, o valor de máximo possui alta influência na aprovação do teste de PHI. O valor máximo para a velocidade é de 80m/s contribuindo com uma probabilidade de aprovação de 85%. Para o teste de PHI a variável pressão de injeção é a única que não possui nenhum valor específico de referência para aprovação no teste de PHI, cuja linha do gráfico ficou sob o eixo zero (x).

Figura 52 – Impacto das variáveis na aprovação do teste de pressão hidrostática (PHI) analisado no Minitab®

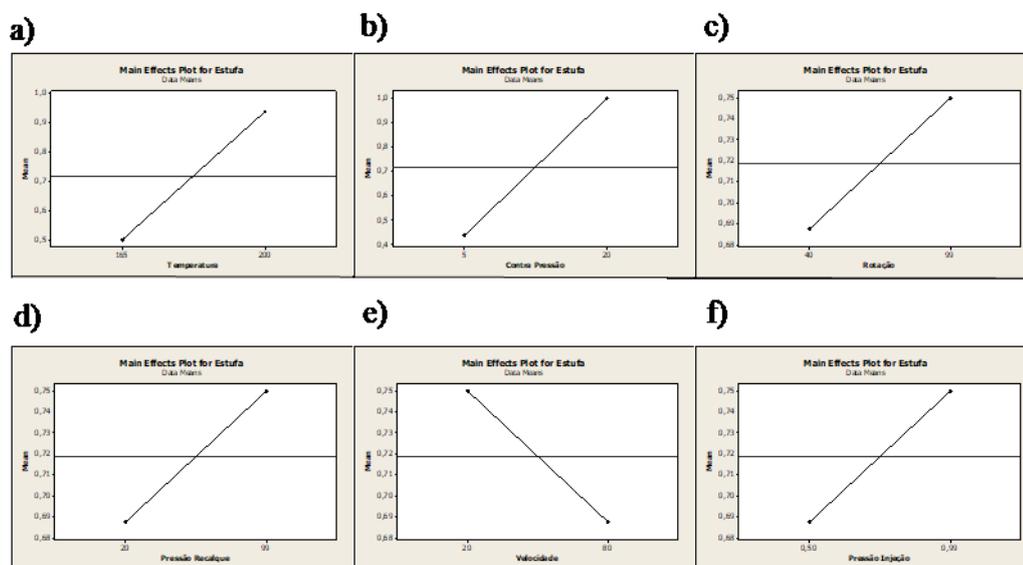


Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Finalizado o teste de PHI, iniciou-se a avaliação individual dos parâmetros para o teste de estufa. O mesmo procedimento realizado para os demais testes foi executado para a estufa, e para o primeiro parâmetro estudado, o valor encontrado foi de temperatura máxima para aprovação de 95% para este teste. Isto indica que a temperatura é altamente importante para o teste de estufa. Na Figura 53 é possível verificar esta relação entre o valor e a variável.

O mesmo comportamento da variável temperatura acontece com a variável de contrapressão, cujo valor é aprovado com 100% conforme figura a seguir e seu valor é de máximo para atender este resultado. As variáveis de rotação e pressão de recalque são influenciadas no teste de estufa quando seu parâmetro de processo é máximo e sua influência gera uma probabilidade de aprovação de 75% para ambas. Na figura 53 é possível avaliar estes parâmetros e o seus comportamentos para este teste. Para o parâmetro de velocidade, o valor de mínimo, com 20 rpm habilita a aprovação no teste de estufa com 75%. Diferentemente da velocidade, a pressão de injeção aprova com 75% no teste de estufa a partir do valor máximo deste parâmetro, valor de 0,99 bar.

Figura 53 – Impacto das variáveis na aprovação do teste de estufa analisado no Minitab®



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Após esta série de combinações, foi possível avaliar que alguns fatores são decisivos para o controle de processo, e sendo assim, compilou-se as informações dos gráficos em um quadro tomador de decisão para que as principais variáveis pudessem ser destinadas ao controle de processo. A Figura 54 mostra os valores encontrados para cada teste de qualidade e o impacto das variáveis avaliadas, sendo eles classificados em % de aprovação ou nulo quando não possui representatividade.

Figura 54 – Consolidação de dados após análise estática realizada no Minitab e definição principais valores para os parâmetros de processos mapeados.

n.	Parametro	Teste	0%	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%	100%	Taxa Ocorrência
1	Temperatura	Visual	165					200						MAX
1	Temperatura	Dimensional				165		200						MAX
1	Temperatura	PHI							200	165				MAX
1	Temperatura	Estufa						165				200		MAX
2	Contraressão	Visual	20					5						MIN
2	Contraressão	Dimensional				20		5						MIN
2	Contraressão	PHI						20				5		MIN
2	Contraressão	Estufa					5						20	MIN
3	Rotação	Visual	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	MAX
3	Rotação	Dimensional				40		99						MAX
3	Rotação	PHI						40			99			MAX
3	Rotação	Estufa							40	99				MAX
4	Pressão de Recalque	Visual	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	MIN
4	Pressão de Recalque	Dimensional		99								20		MIN
4	Pressão de Recalque	PHI							20	99				MIN
4	Pressão de Recalque	Estufa							20	99				MIN
5	Velocidade	Visual	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	MAX
5	Velocidade	Dimensional	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	MAX
5	Velocidade	PHI						20				80		MAX
5	Velocidade	Estufa							20	80				MAX
6	Pressão de Injeção	Visual	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	MAX
6	Pressão de Injeção	Dimensional	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	MAX
6	Pressão de Injeção	PHI	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	MAX
6	Pressão de Injeção	Estufa							0,50	0,99				MAX

Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Assim, entende-se que a melhor combinação de fatores para aprovação em todos os testes de qualidade é a combinação destacada em verde no diagrama que foi apresentado acima. Sendo assim, já se tem exatamente o posicionamento dos parâmetros de processo que devem ser inseridos os sensores para um controle e monitoramento da produção de polímero. O próximo estágio, trata-se de ouvir a voz do cliente e traduzi-la de forma que a solução proposta por este método venha a atender as necessidades tanto dos clientes internos quanto externos.

Estágio 6: Pesquisar a voz do cliente interno e externo

Nesta etapa, o objetivo é de coletar *feedback* de clientes internos ou externos para o qual o produto ou serviço está sendo oferecido. No caso deste trabalho, como trata-se de parâmetros de processo e defeitos de qualidade, e eles impactam grande parte da organização, foram ouvidos: engenharia de manufatura, engenharia de processo, engenharia de qualidade, operação injeção, isto através de visitas e reuniões constantes à fábrica.

Em ambos os casos foram realizadas validações semanais com as equipes de projeto para avaliar o seguimento, analisar as respostas dos testes e corrigir alguma rota quando

necessário. Nestes momentos, valiosos comentários destes clientes internos foram levados em consideração para o trabalho, além disso, foi claramente percebido a necessidade da melhoria de comunicação e de controle de processo entre a fábrica e a equipe de qualidade.

Na questão do cliente externo, foram realizadas entrevistas com pequenos varejos para avaliar o que o cliente nota ao comprar um produto x em detrimento de um y. Desta forma, conseguiu-se perceber que por se tratar de um produto commodities, o cliente realmente não está interessado em como o produto é fabricado, quais testes de qualidade ele atende, se estão dentro da norma ou não, mas sim, no custo e no visual do produto. Sendo assim, este parecer confirmou ainda mais a necessidade de se aplicar um controle detalhado na produção, a fim de reduzir os desperdícios e torná-lo mais competitivo o produto ao cliente final. É esta competitividade que fará o produto vender ainda mais, e conseqüentemente, viabilizar a implementação das tecnologias da indústria 4.0 nas empresas brasileiras.

Estágio 7: Traduzir a voz do cliente em atributos de controle de processo

Nesta etapa, entendeu-se que a tradução da voz do cliente é simples para esta aplicação. Necessita-se de controle em tempo real dos parâmetros versus qualidade, para que a cadeia de ajuda seja acionada o quanto antes e reduza desperdícios. Reduzindo os desperdícios, atendemos a necessidade do cliente externo que é a redução de custos.

Com os parâmetros coletados na etapa 5, foram realizadas reuniões com os clientes e pedido para que escolhessem 4 dos 6 parâmetros que foram testados. Sendo assim, os parâmetros eleitos como mais importantes pelo público questionado foram: temperatura, contrapressão, rotação e velocidade. Estes 4 parâmetros foram novamente testados e analisados na fase 2 do método. Porém, ao avaliar a opinião dos especialistas com a estatística apresentada acima no estágio 6, verifica-se que estatisticamente, as maiores probabilidades de aprovações estão para os parâmetros: temperatura, contrapressão, pressão recalque e velocidade. Sendo assim, para atender a opinião dos clientes, realizou-se o teste com 5 parâmetros de processo: temperatura, contrapressão, rotação, pressão recalque e velocidade.

7.2.2 Fase 2: Otimização de parâmetros para aplicação Internet Industrial

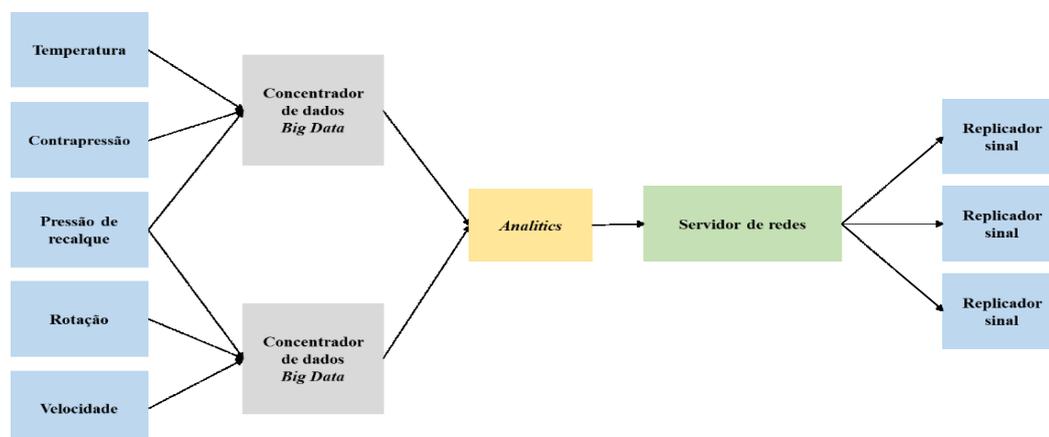
Nesta etapa, com os principais parâmetros de processo encontrados na etapa 5, foi realizada uma parceria com uma empresa de automação industrial para coletar os dados a partir dos sensores já existentes na máquina, integrar em um sistema MES e armazenar em um banco de dados em tempo real. Para isso, a construção do algoritmo de coleta de dados foi realizada pela empresa especializada e a coleta de dados começou a partir do estágio 8, aonde já se iniciou a variação dos parâmetros de processo de forma flexível.

Estágio 8: Variar parâmetros de processo de forma flexível

Esta etapa, foi realizado novamente os testes variando os parâmetros de processo, porém, nesta etapa considerou-se apenas os 5 finais escolhidos pelos clientes internos no estágio 7. Sendo assim, após os testes foram novamente avaliados os resultados obtidos e foi observado que mesmo retirando 1 parâmetros de processo (pressão de injeção) o resultado da análise foi de aprovado para a mesma condição já citada no estágio 5.

Ou seja, a melhor condição verificada foi a que a temperatura é máxima, a contrapressão é mínima, a rotação é máxima, pressão de recalque mínima e a velocidade é máxima. Os sensores coletaram estas informações em tempo real e já começaram a armazenar em um banco de dados a cada ciclo de produção. Isto irá garantir que os testes que devem ser feitos a cada início de produção precisam no mínimo possuir estes 5 parâmetros nas condições informadas acima. Os dados coletados em tempo real para validação do modelo, podem ser verificados de forma esquemática no modelo abaixo, aonde os parâmetros definidos como principais são monitorados em tempo real, enviados a um banco de dados, realizado os testes através do algoritmo criado e então retornado à informação ao operador. A Figura 55 é a representação deste modelo esquemático.

Figura 55 – Desenho Esquemático da aplicação do modelo criado no processo de injeção de polímero para utilização dos dados na indústria 4.0



Fonte: Elaborado pela autora (2019)

Foram retiradas da coleta a partir dos sensores instalados, as informações do parâmetro de pressão de injeção, e foram mantidas apenas nos 5 parâmetros indicados. Após isso, foi criada uma interface via celular para controle em tempo real pela equipe de engenharia, uma vez que os mesmos não estão a todo tempo na fábrica para verificar o controle do processo. Com as informações coletadas em tempo real, pode-se verificar a variação dos parâmetros e acionar a cadeia de manutenção antes de iniciar a produção, caso algum parâmetro, dos 5 principais avaliados esteja fora. A Figura 56 ilustra a tela inicial de controle dos 5 parâmetros de processos.

Figura 56 – Monitoramento em tempo real 5 parâmetros e processo principais.



Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

Estágio 9: Reduzir variáveis não importantes para o processo

Nesta etapa, conforme descrito no estágio anterior, foi retirado um parâmetro de processo que não interfere para o mesmo, ou seja, não são fatores principais de controle de qualidade de processo de injeção. Sendo assim, os dados coletados em tempo real não contêm a informação destes parâmetros apenas dos 5 designados como importantes para o processo. Na próxima etapa, foram atualizadas as correlações da matriz principal com os parâmetros de processo.

Estágio 10: Redesenhar correlações da matriz principal de parâmetros de processo e defeitos de qualidade

Nesta etapa, foi resenhada a matriz principal de parâmetros de processo, incluindo apenas os 5 parâmetros relevantes para o processo de injeção e que garantiram a qualidade do produto final. No Quadro 15 é possível verificar a nova matriz de correlação.

Quadro 15 – Nova Matriz de correlação parâmetros processo e defeitos.

Defeitos Qualidade / Parâmetros da FTP	Temperatura	Velocidade de Injeção	Contrapressão	Rotação	Pressão de Recalque
Grupo 1 - Teste Visual					
Grupo 2 - Teste Dimensional					
Grupo 3 - Teste de pressão					
Grupo 4 - Teste Estufa					

Fonte: Elaborado pela autora (2019)

No Quadro 15, é possível verificar que saímos de uma matriz com 32 problemas de qualidade e 26 parâmetros diferentes de injeção para se medir, e chegamos a uma matriz com 4 grandes grupos de qualidade e 5 parâmetros que ao serem controlados garantem a qualidade de aprovação dos testes destacados. Isto prova que muitas empresas ao iniciar a jornada à migração para a 4.0, iniciam comprando grandes espaços em nuvem, implementando algoritmos complexos e as vezes difícil de gerenciar, quando na verdade é preciso entender o seu processo antes, avaliar o que realmente importa para ele e controlar o que se precisa.

Estágio 11: Gerar padrões de máximos e mínimos para cada parâmetro principal

Esta etapa se tornou relativamente simples após a aplicação do DoE realizado na etapa 5, na qual foram avaliadas as interrelações das variáveis e verificado no experimento o resultado de se aumentar ou reduzir o valor do parâmetro. Para isso, finalizou-se nos 5 parâmetros principais já destacados na última figura mencionada, porém, para a última etapa que é a construção do algoritmo, deve-se utilizar:

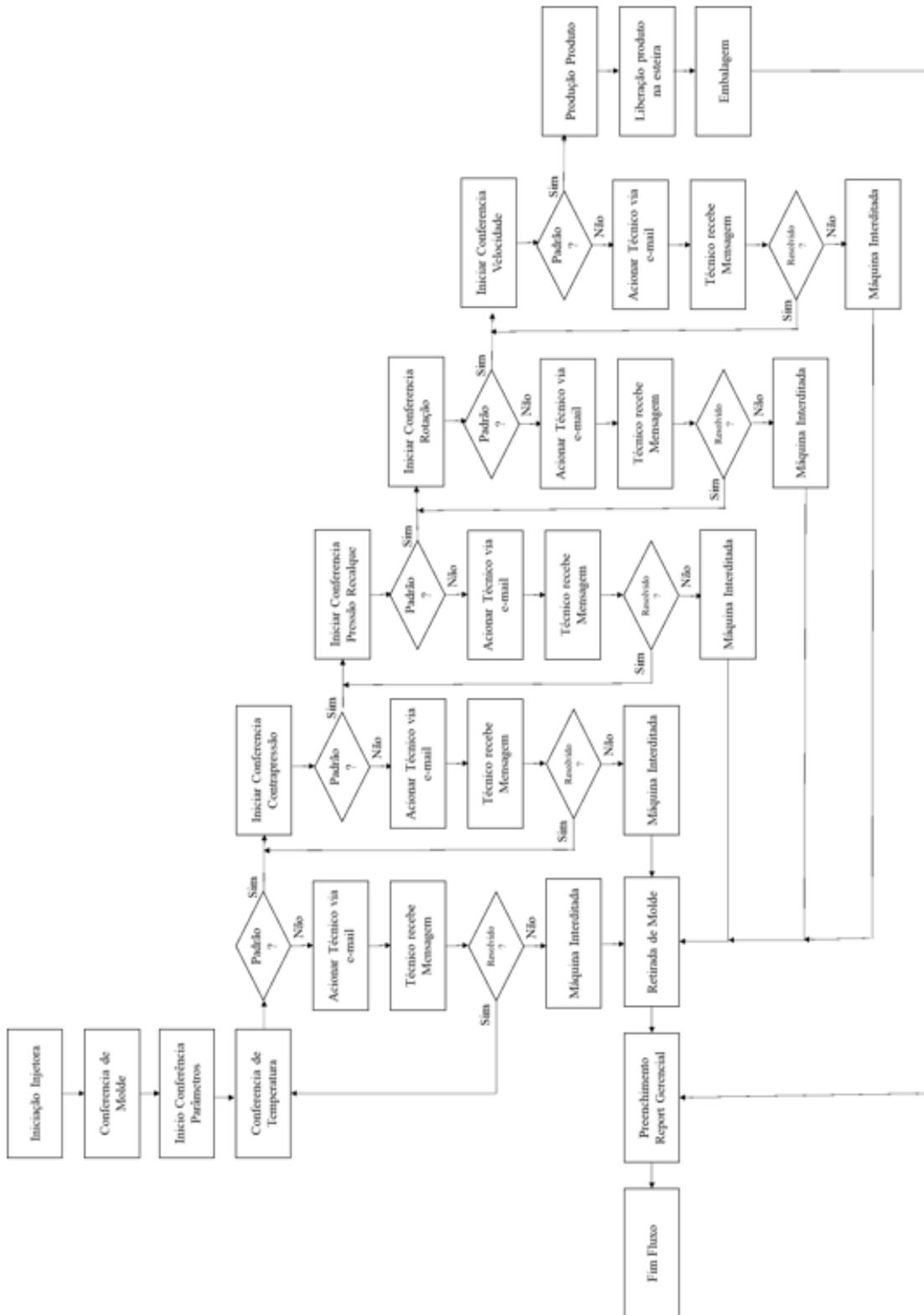
- Temperatura: Máxima;
- Contrapressão: Mínima;
- Pressão de Recalque: Mínima;
- Rotação: Máxima;
- Velocidade: Máxima;

Estágio 12: Desenho do algoritmo de controle de processo autônomo

Nesta última etapa, será apresentado o algoritmo que foi implementado pela empresa parceira, que considerou testes antes do início do processo produtivo que avaliam como os parâmetros de processo principais estão, e garantem que estejam dentro do padrão estabelecido por este método. A Figura 57 representa o desenho esquemático deste algoritmo.

Após a implementação do algoritmo o sistema operacional passou a ser confiável nas coletas de informações e conforme foi sendo utilizada na rotina da operação, tornou-se uma ferramenta estratégica para o controle de indicadores de performance para níveis hierárquicos da empresa. Os benefícios a cadeia produtiva foram principalmente ligados a melhoria de controle e possibilidade facilitada de otimização de processos e desperdícios. Com o sistema operando por 3 meses, já era possível avaliar as reduções expressivas de perda de material com produtos injetados, sendo que após este controle o indicador de refugo reduziu 4 pontos percentuais.

Figura 57 – Fluxo de Tomada decisão e Controle de parâmetros em tempo real.



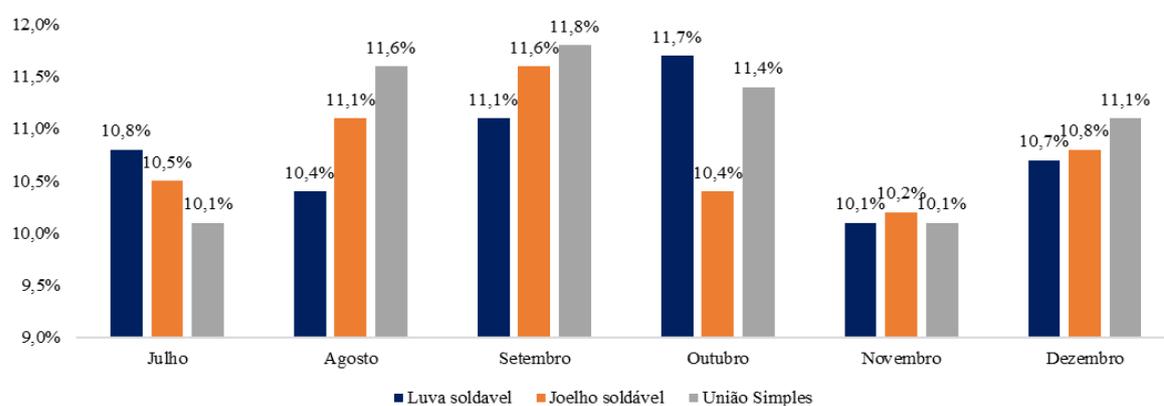
Fonte: Elaborado pela Autora (2019)

8 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Após a elaboração do modelo de controle e monitoramento em processos de fabricação empregando internet industrial, a validação na indústria de polímeros confirmou a lógica de execução do modelo e constatou a importância das etapas de definição das principais variáveis de processo que impactam na qualidade dos produtos. De uma forma geral, a indústria que forneceu os dados não possuía controle em tempo real dos dados de máquina e processo, sendo que era esperado o problema de qualidade acontecer para que depois fosse solucionado.

Neste meio tempo, já se tinha desperdiçado matéria prima, custo de produção, mão de obra e tempo de inspeção de qualidade. Após a aplicação do modelo, verificou-se que apenas 5 variáveis de processo realmente precisavam ser monitoradas e controladas ao ponto de garantia a qualidade dos produtos. Para viabilizar a proposta, foram comparados os dados de antes da implementação do modelo e da *internet industrial*, e o depois para comparar os benefícios deste controle em tempo real. A Figura 58 apresenta o histórico de refugo para as peças monitoradas em um tempo de 6 meses e demonstra nos meses, os valores de refugo para os 3 produtos.

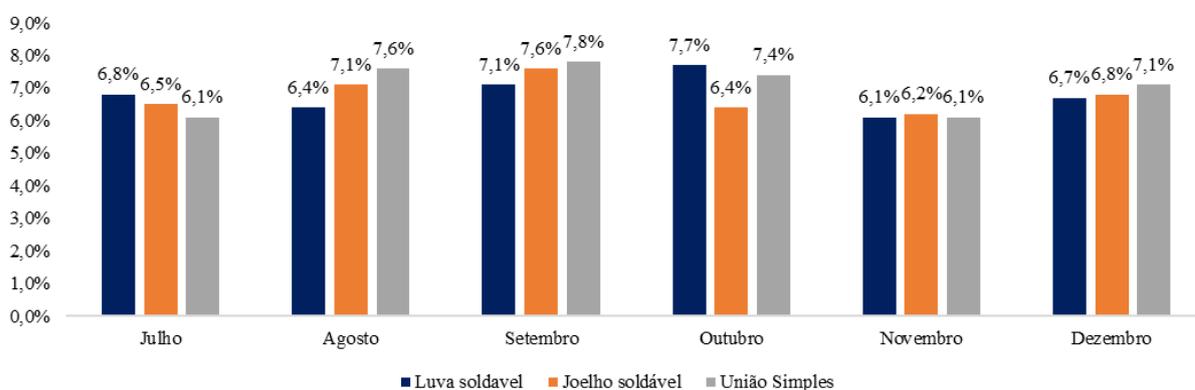
Figura 58 – Índice de refugo histórico para os 3 produtos escolhidos do processo de injeção antes do controle em tempo real.



Fonte: elaborado pela autora (2019).

Depois de implantado o algoritmo e controlado em tempo real, os índices de refugo caíram em 4 pontos percentuais, uma vez que antes de ocorrer a falha de qualidade a máquina já envia um alerta à equipe técnica de suporte, sendo assim, se algum parâmetro estiver fora, o mesmo é corrigido antes de iniciar a produção do produto.

Figura 59 – Índice de refugo histórico para os 3 produtos escolhidos do processo de injeção após do controle em tempo real.



Fonte: elaborado pela autora (2019).

Como cada peça tem em média 42g de peso, ao considerar a produção média destes produtos que são *runners*, ou seja, são os de maior produção, o refugo em kilos representa uma quantia de: 42 gramas x 5.689.000 pçs/mês x 10,8% de refugo x R\$3,80 custo matéria prima PVC = R\$ 98.060,15/mês. Considerando a redução que foi obtida após a implantação do controle em tempo real, este valor fica em R\$ 62.286,25 por mês. Redução de 35.773,29 por mês, e R\$ 429.285,50 em um ano. Além disso, tem-se outros benefícios como economia de energia e de mão de obra também.

Sendo assim, o projeto piloto foi aprovado pela indústria em questão e já se está avaliando a possibilidade de expansão do controle em tempo real para as demais máquinas e demais processos de fabricação. Com isso, inicia-se uma cadeia de viabilização de tecnologias da indústria 4.0 para o controle do processo produtivo, provando que antes de se aplicar a tecnologia, precisa-se ter claro o que iremos automatizar ou controlar, a fim de obter resultados aderentes a necessidade da indústria.

9 CONCLUSÃO

O objetivo desta pesquisa, foi de elaborar um método de controle em tempo real para o processo de injeção de polímero, a partir dos dados que a maioria das empresas de polímeros já possuem. Este questionamento, veio pela necessidade de se ter certeza de onde deveriam ser aplicados os investimentos em indústria 4.0, priorizando por exemplo o aspecto mais importante de um produto a ser vendido, a qualidade. Sendo assim, o método proposto se mostrou eficaz na identificação dos principais problemas de qualidade e sua correlação com os parâmetros de processos atuais controlados, melhorando significativamente os indicadores de desperdícios da companhia. Em termos específicos:

- Foi construída uma base bibliométrica da literatura a respeito do tema, identificando os principais parâmetros de processo;
- Foi desenvolvido um método a partir da priorização dos parâmetros de processos encontrados como prioritários;
- Realizado uma aplicação in loco em uma empresa do ramo de polímeros para avaliação da aplicabilidade da proposta criada.

As principais contribuições deste trabalho estão diretamente ligadas ao caminho de migração de uma indústria convencional para uma indústria chamada de inteligente ou 4.0. Neste sentido, foi avaliado a importância de se traçar uma estratégia clara de onde poderá ser utilizado um dos pilares da indústria 4.0. Neste caso, o pilar da Internet industrial teve bons resultados por ser capaz de armazenar em tempo real as informações coletadas e já direcionar ao sistema uma saída de não produção quando algum dos parâmetros definidos como prioritário ficou fora do estabelecido.

As lacunas desta pesquisa estão principalmente nas aplicações do método criado, que a priori ainda foi testada apenas no experimento realizado na empresa disponível para validação dos testes, porém, embasado em vários casos da literatura, aonde os autores encontraram os mesmos parâmetros de processo como os mais relevantes para controle. Observou-se que faltam ainda o desenvolvimento de literaturas de casos de sucesso na transformação digital com foco na indústria de polímero, sendo a indústria automotiva a principal aplicação dos cases existentes.

Como o tema de indústria 4.0 é recente foi possível verificar com este trabalho, que ao aplicar os conceitos básicos da digitalização é possível se obter bons resultados em termos de

performance produtiva, como no caso realizado que ocorreu a melhoria de 4 p.p no indicador de desperdício da planta.

Sendo assim, a aplicação garantiu que em tempo real o sistema tivesse capacidade de coletar dados de forma instantânea, permitindo a tomada de decisão qualificada, utilizou uma proposta de virtualização de sistema ao aproveitar os sensores disponíveis no ambiente fabril para coletar as informações, obteve um resultado descentralizado, ou seja, foi possível estabelecer um algoritmo de testes aonde a máquina ficou responsável pela sua auto correção quando necessário, acionando o ser humano apenas quando algo não saiu conforme o esperado.

Pode-se concluir que o *slogan* indústria 4.0 veio realmente para ficar, e com isso, cada vez mais haverá migrações de diversos tipos de negócio para estarem inseridos neste contexto, e com esta aplicação, foi possível dar um passo inicial neste universo para o ramo de empresas de polímeros, que apesar dos produtos serem commodities e em sua maioria possuem baixo valor agregado, perdem competitividade devido aos custos e ineficiências no processo, problemas estes que podem ser melhorados ou até mesmo resolvidos com a aplicação dos conceitos da indústria 4.0.

Desta forma, pode-se destacar a dificuldade em encontrar parceiros que realizem este tipo de trabalho, devido a idade média da maioria do parque fabril existente hoje. Mas que, ao encontrar, os ganhos com redução de desperdício e qualidade de produto podem vir auxiliar na viabilização dos investimentos para a execução de um projeto como este.

O projeto piloto foi aprovado pela indústria em questão e já se está avaliando a possibilidade de expansão do controle em tempo real para as demais máquinas e demais processos de fabricação. Os ganhos para a indústria representam uma quantia de R\$ 98.060,15/mês. Considerando a redução que foi obtida após a implantação do controle em tempo real, este valor fica em R\$ 62.286,25 por mês. Redução de 35.773,29 por mês, e R\$ 429.285,50 em um ano.

Os objetivos desta pesquisa foram cumpridos, uma vez que ela se propunha a elaborar um método de aplicação para a indústria de polímero utilizando internet industrial, construir uma base teórica por intermédio de uma análise bibliométrica e realizar a aplicação da mesma em uma empresa do ramo de polímeros para validação da proposta. Para recomendações de trabalhos futuros, sugere-se que o modelo seja aplicado em outros processos de fabricação, a fim de encontrar padrões de controle para outras variáveis de processos distintos. No caso da injeção, sugere-se que avaliar a abrangência do método na aplicação de produtos com maior dimensão, diferentes materiais (polietileno, policloreto de vinila clorado entre outros).

REFERENCIAS

- BARUFFI, Federico *et al.* **Effects of micro-injection moulding process parameters on accuracy and precision of thermoplastic elastomer micro rings.** *Precision Engineering*, v51, p.353-361,2018.
- BONO, Awang; SULAIMAN, Jumat; RAJALIINGAM, S. **Analysis od optimal injection moulding process parameters for thin - Sell plastic product using response surface methodoly.** *Journal of Apllied Sciences* 14, [*S. l.*], v. 14, p. 233-238, 2015.
- BOX, G.; HUNTER, J.S.; HUNTER, W.G. **Statistics for Experimenters—Design, Innovation and Discovery (2nd edn).** *Wiley Series in Probability and Statistics.* Wiley: New York, 2005.
- BUMBLAUSKAS, Daniel *et al.* **Smart Maintenance Decision Support Systems (SMDSS) based on corporate internet industrial analytics.** *Expert Systems with Applications*, [*S. l.*], v. 90, p. 303-317, 2017.
- CHENG, Ying *et al.* **Data and knowledge mining with internet industrial towards smart production.** *Journal of Industrial Information Integration*, [*S. l.*], v. 9, p. 1-13, 2018.
- DALENOGARE, Lucas *et al.* **The expected contribution of Industry 4.0 technologies for industrial performance.** *International Journal of Production Economics*, [*S. l.*], v. 204, p. 383-394, 2018.
- ELBESTAWI, Mo *et al.* **SEPT Learning Factory for Industry 4.0 Education and Applied Research.** *Procedia Manufacturing*, [*S. l.*], v. 23, p. 249-254, 2018.
- EVERETT, Scott; DUBAY, Rickey. **A sub-space artificial neural network for mold cooling in injection molding.** *Expert Systems with Applications*, [*S. l.*], v. 79, p. 358-371, 2017.
- FUMAGALLI, Luca *et al.* **A Smart Maintenance tool for a safe Electric Arc Furnace.** *IFAC-PapersOnLine*, [*S. l.*], v. 49, p. 19-24, 2016.
- GALLEGO, Ramirez *et al.* **A distributed evolutionary multivariate discretizer for Internet industrial processing on Apache Spark.** *Swarm and Evolutionary Computation*, [*S. l.*], v. 38, p. 240-250, 2018.
- GINGHTONG, Thatchanok; NAKPATHOMKUN, Natthapon; PECHYEN, Chiravoot. **Effect of injection parameters on mechanical and physical properties of super ultra-thin wall propylene packaging by Taguchi method.** *Results in Physics*, [*S. l.*], v. 9, p. 987-995, 2018.
- HAJRIZI, E. **Smart Solution for Smart Factory.** *IFAC-PapersOnLine*, [*S. l.*], v. 49, p. 1-5, 2016.

HUANG, Ming-Chih; TAI, Ching-Ching. **The effective factors in the warpage problem of an injection-molded part with a thin shell feature.** Journal of Materials Processing Technology. Journal of Materials Processing Technology, p 110, 2011

INDULSKA, Marta *et al.* **Factors influencing effective use of internet industrial: A research modelo.** Information & Management, [S. l.], p. 95-105, 2019.

JEON, Byeongwoo; SUH, Suk-Hwan. **Design Considerations and Architecture for Cooperative Smart Factory: MAPE/BD Approach.** Procedia Manufacturing, [S. l.], v. 26, p. 1094-1106, 2018.

JUN, Chanmo *et al.* **Applications' Integration and Operation Platform to Support Smart Manufacturing by Small and Medium-sized Enterprises.** Procedia Manufacturing, [S. l.], v. 11, p. 1950-1957, 2017.

KARCHOUD, Riadh *et al.* **All for One and One For All: Dynamic Injection of Situations in a Generic Context-Aware Application.** Procedia Computer Science, [S. l.], v. 113, p. 17-24, 2017

KHAMNEH, M. E.; PAYKANI, M. A.; SHAHVERDI, S.; HADAVI, S. M. M.; EMAMI M. **Optimization of spring-back in creep age forming process of 7075 Al-Alclad alloy using D-optimal design of experiment method.** journal homepage: www.elsevier.com/locate/measurement, 2016.

KITAYAMA, Satoshi *et al.* **Numerical and experimental investigation of process parameters optimization in plastic injection molding using multi-criteria decision making.** Simulation Modelling Practice and Theory, [S. l.], v. 85, p. 95-105, 2018.

KOZJEK, Dominik *et al.* **A Data-Driven Holistic Approach to Fault Prognostics in a Cyclic Manufacturing Process.** Procedia CIRP, [S. l.], v. 63, p. 664-669, 2017.

KUSIAK, Andrew. **Fundamentals of smart manufacturing: A multi-thread perspective.** Annual Reviews in Control, [S. l.], p. 358-371, 2019.

LAGARRIGUE, Françoise *et al.* **Systems & Control for the future of humanity, research agenda: Current and future roles, impact and grand challenges.** Annual Reviews in Control, [S. l.], v. 43, p. 1-64, 2017.

LATORRE, Juan *et al.* **Petri Net Model of a Smart Factory in the Frame of Industry 4.0.** IFAC-PapersOnLine, [S. l.], v. 51, p. 266-271, 2018.

LEE, Hwaseop; RYU, Kwangyeol; CHO, Youngju. **A Modelo of a Smart Injection Molding System Based on Real-time Data.** Procedia Manufacturing, [S. l.], v. 11, p. 1004-1011, 2017.

LEE, In. **Internet industrial: Dimensions, evolution, impacts, and challenges.** Business Horizons, [S. l.], v. 60, p. 293-303, 2017.

MAJSTOROVIC, Vidosav *et al.* **Cyber-Physical Manufacturing Metrology Model (CPM3) – Internet industrial Analytics Issue.** Procedia CIRP, [S. l.], v. 72, p. 503-508, 2018.

MAO, Ting *et al.* **Feature learning and process monitoring of injection molding using convolution-deconvolution auto encoders.** Computers & Chemical Engineering, [S. l.], v.118, p. 77-90, 2018.

MATT, Dominik *et al.* **Urban production – A socially sustainable factory concept to overcome shortcomings of qualified workers in smart SMEs.** Computers & Industrial Engineering, [S. l.], p. 1343-1365, 2018.

MEEKERS, Isaac; REFALO, Paul; ROCHMAN, Arif. **Analysis of Process Parameters affecting Energy Consumption in Plastic Injection Moulding.** Procedia CIRP, [S. l.], v. 69, p. 342-347, 2018.

MOAYYEDIAN, Mehdi; ABHARY, Kazem; MARIAN, Romeo. **Optimization of injection molding process based on fuzzy quality evaluation and Taguchi experimental design.** CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, [S. l.], v. 21, p. 150-160, 2018.

MONTGOMERY, D.C. **Design and analysis of experiments.** 5 ed., New York, John Wiley & Sons, 2005.

MUHURI, Pranab; SHUKLA, Amit; ABRAHAM, Ajith. **Industry 4.0: A bibliometric analysis and detailed overview.** Engineering Applications of Artificial Intelligence, [S. l.], v. 78, p. 218-235, 2019.

PACKIANATHER, Michael; GRIFFITHS, Christian; KADIR, Wan. **Micro Injection Moulding Process Parameter Tuning.** Procedia CIRP, [S. l.], v. 33, p. 400-405, 2015.

PADOVANO, Antonio *et al.* **A Digital Twin based Service Oriented Application for a 4.0 Knowledge Navigation in the Smart Factory.** IFAC-PapersOnLine, [S. l.], v. 51, p. 631-636, 2018.

PARK, Hong; PHUONG, Dang; KUMAR, Saurabh. **AI Based Injection Molding Process for Consistent Product Quality.** Procedia Manufacturing, [S. l.], v. 28, p. 102-106, 2019.

PARK, Sungbum. **Development of Innovative Strategies for the Korean Manufacturing Industry by Use of the Connected Smart Factory (CSF).** Procedia Computer Science, [S. l.], p. 744-750, v. 91, 2016.

QIN, Yan; ZHAO, Chunhui; GAO, Furong. **An intelligent non-optimality self-recovery method based on reinforcement learning with small data in internet industrial era.** Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, [S. l.], v. 176, p. 89-100, 2018.

RAUCH, Erwin; LINDER, Christian; DALLASEGA, Patrick. **Anthropocentric perspective of production before and within Industry 4.0.** *Computers & Industrial Engineering*, [S. l.], p. 360-835, 2019.

REAL, Nadine Côrte; RUIVO, Pedro; OLIVEIRA, Tiago. **Leveraging internet of things and internet industrial analytics initiatives in European and American firms: Is data quality a way to extract business value.** *Information & Management*, [S. l.], p. 77-90, 2019.

REN, Shan *et al.* **A comprehensive review of internet industrial analytics throughout product lifecycle to support sustainable smart manufacturing: A modelo, challenges and future research directions.** *Journal of Cleaner Production*, [S. l.], v. 210, p. 1343-1365, 2019.

REN, Shan *et al.* **A comprehensive review of internet industrial analytics throughout product lifecycle to support sustainable smart manufacturing: A modelo, challenges and future research directions.** *Journal of Cleaner Production*, [S. l.], v. 210, p. 1343-1365, 2019.

SAGGI, Mandeep; SUSHMA, Jain. **A survey towards an integration of internet industrial analytics to big insights for value-creation.** *Information Processing & Management*, [S. l.], v. 54, p. 758-790, 2018.

SANTOS, Kássio *et al.* **Opportunities Assessment of Product Development Process in Industry 4.0.** *Procedia Manufacturing*, [S. l.], v. 11, p. 1358-1365, 2017.

SANTOS, Maribel *et al.* **A Internet industrial system supporting Bosch Braga Industry 4.0 strategy.** *International Journal of Information Management*, [S. l.], v. 37, p. 750-760, 2017.

SIMPAO, A.F.; AHUMADA, L.M.; REHMAN, M.A. **Internet industrial and visual analytics in anaesthesia and health care†.** *British Journal of Anaesthesia*, [S. l.], v. 115, v. 115, p. 350-356, 2015.

SINGH, Gurjeet *et al.* **Multi Response optimization of injection moulding Process parameters to reduce cycle time and warpage.** *Materials Today: Proceedings*, [S. l.], v. 5, p. 8398-8405, 2018.

SINGH, Gurjeet; VERMA, Ajay. **A Brief Review on injection moulding manufacturing process.** *Materials Today: Proceedings*, [S. l.], v. 4, p. 1423-1433, 2017.

TAO, Fei *et al.* **Data-driven smart manufacturing.** *Journal of Manufacturing Systems*, [S. l.], v. 48, p. 157-169, 2018.

TJAHJONO, B *et al.* **What does Industry 4.0 mean to Supply Chain.** *Procedia Manufacturing*, [S. l.], v. 13, p. 1175-1182, 2017.

TUPTUK, Nilufer; HAILES, Stephen. **Security of smart manufacturing systems.** *Journal of Manufacturing Systems*, [S. l.], v.47, p. 93-106, 2018.

VAIDYA, Saurabh; AMBAD, Prashant; BHOSLE, Santosh. **Industry 4.0 – A Glimpse.** *Procedia Manufacturing*, [S. l.], v. 20, p. 233-238, 2018.

VALERIO, Lorenzo; PASSARELLA, Andrea; CONTI, Marco. **A communication efficient distributed learning modelo for smart environments.** *Pervasive and Mobile Computing*, [S. l.], v. 41, p. 46-68, 2017.

WANG, Shiyong *et al.* **Towards smart factory for industry 4.0: a self-organized multi-agent system with internet industrial based feedback and coordination.** *Computer Networks*, [S. l.], v. 101, p. 158-168, 2016.

XIE, X.C. *et al.* **Effects of process parameters on quality of ultrafine WC/12Co injection molded compacts.** *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, [S. l.], v. 48, p. 305-311, 2015.

ZENG, Yan; YIN, Yuehong. **Virtual and Physical Systems Intra-referenced Modelling for Smart Factory.** *Procedia CIRP*, [S. l.], v. 63, p. 378-383, 2017.

ZHONG, Ray; XU, Xun; WANG, Lihui. **IoT-enabled Smart Factory Visibility and Traceability Using Laser-scanners.** *Procedia Manufacturing*, [S. l.], v. 10, p. 1-14, 2017.

ZHOU, Fangfang *et al.* **Visually enhanced situation awareness for complex manufacturing facility monitoring in smart factories.** *Journal of Visual Languages & Computing*, [S. l.], v. 44, p. 58-69, 2018.

ZHOU, Xundao *et al.* **Monitoring and dynamic control of quality stability for injection molding process.** *Journal of Materials Processing Technology*, [S. l.], v. 249, p. 358-366, 2017.

ZOU, Mingjun *et al.* **Quality Analysis and Prediction for Start-up Process of Injection Molding Processes.** *IFAC-PapersOnLine*, [S. l.], v.51, p. 233-238, 2018.