

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JULIO DE MESQUITA FILHO”  
FACULDADE DE ENGENHARIA DE BAURU  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**CAROLINE GODOY**

**UMA APLICAÇÃO DO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS E  
CARTA DE CONTROLE EM UMA INDÚSTRIA DE COSMÉTICOS:  
CICLO DMAIC**

**BAURU/SP**

**2014**

**Caroline Godoy**

**UMA APLICAÇÃO DO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS E  
CARTA DE CONTROLE EM UMA INDÚSTRIA DE COSMÉTICOS:  
CICLO DMAIC**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção da Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho” – UNESP, Campus de Bauru (SP) como requisito para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.

**Área de Concentração:** Métodos Quantitativos Aplicados

**Orientadora:** Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Gladys Dorotea Cacsire Barriga

**BAURU/SP  
2014**

**DIVISÃO TÉCNICA DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO**  
**UNESP - Campus de Bauru**

Godoy, Caroline.

Uma aplicação do planejamento de experimentos e  
carta de controle em uma indústria de cosméticos :  
ciclo dmaic / Caroline Godoy, 2014  
131 f.

Orientadora: Gladys Dorotea Cacsire Barriga

Dissertação (Mestrado)-Universidade Estadual  
Paulista. Faculdade de Engenharia, Bauru, 2014

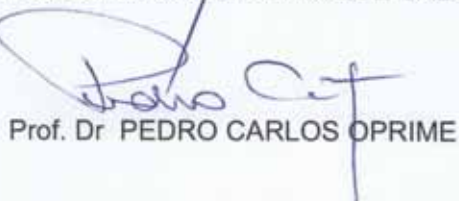
1. Melhoria da qualidade. 2. Experimentos  
industriais. 3. Planejamento de experimentos. 4. Carta  
de controle. I. Universidade Estadual Paulista.  
Faculdade de Engenharia. II. Título.

**ATA DA DEFESA PÚBLICA DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE CAROLINE GODOY,  
DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, DO(A)  
FACULDADE DE ENGENHARIA DE BAURU.**

Aos 19 dias do mês de agosto do ano de 2014, às 10:00 horas, no(a) Anfiteatro da Seção Técnica de Pós-graduação da Faculdade de Engenharia de Bauru, reuniu-se a Comissão Examinadora da Defesa Pública, composta pelos seguintes membros: Profa. Dra. GLADYS DOROTEA CACSIRE BARRIGA do(a) Departamento de Engenharia de Produção / Faculdade de Engenharia de Bauru, Prof. Dr MANOEL HENRIQUE SALGADO do(a) Departamento de Engenharia de Produção / Faculdade de Engenharia de Bauru, Prof. Dr PEDRO CARLOS OPRIME do(a) Departamento de Engenharia de Produção / UFSCar/São Carlos, sob a presidência do primeiro, a fim de proceder a arguição pública da DISSERTAÇÃO DE MESTRADO de CAROLINE GODOY, intitulada "UMA APLICAÇÃO DO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS E CARTA DE CONTROLE EM UMA INDÚSTRIA DE COSMÉTICOS" Após a exposição, a discente foi arguida oralmente pelos membros da Comissão Examinadora, tendo recebido o conceito final: APROVADA Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que, após lida e aprovada, foi assinada pelos membros da Comissão Examinadora.

  
Profa. Dra. GLADYS DOROTEA CACSIRE BARRIGA

  
Prof. Dr MANOEL HENRIQUE SALGADO

  
Prof. Dr PEDRO CARLOS OPRIME

*Dedico este trabalho:*

*Aos meus pais **ANIMEIRI** e **CARLOS**, que me ensinaram os valores necessários e me deram amor e força para conduzir este caminho; ao meu irmão **CAIO**, que me apoiou e me ajudou nos momentos em que precisei.*

*E também ao meu noivo **ANDRE**, que sempre esteve ao meu lado, pela compreensão dos momentos roubados e pelo incentivo nos momentos difíceis.*

## **AGRADECIMENTOS**

À Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Gladys Dorotea Cacsire Barriga, pela orientação e confiança depositada em meu trabalho.

Ao Prof. ° Dr. Vicente Garibay Cancho, pelo auxílio e ideias para a conclusão desse trabalho.

Ao Prof.º Dr. Manoel Henrique Salgado e ao Prof.º PHD Pedro Carlos Oprime, pelas sinceras contribuições em minha Qualificação e Defesa, que foram muito significativas para meu crescimento.

A todos meus familiares e amigos que me apoiaram e de alguma forma me ajudaram.

Aos funcionários da Seção de Pós-graduação da Faculdade de Engenharia da UNESP de Bauru/SP, pelo apoio concedido, mesmo que eu não estivesse presente.

A todos que contribuíram de forma direta e indiretamente para a realização deste trabalho.

*“Tenho a impressão de ter sido uma criança brincando à beira-mar, divertindo-me em descobrir uma pedrinha mais lisa ou uma concha mais bonita que as outras, enquanto o imenso oceano da verdade continua misterioso diante de meus olhos.”*

*(Isaac Newton).*

## RESUMO

A Melhoria da Qualidade é um assunto muito discutido no meio industrial. Seu uso tornou-se cada vez mais frequente nos últimos anos, acompanhando o aumento das exigências do mercado. Nesse sentido, o objetivo geral deste trabalho foi propor uma abordagem detalhada de implementação do Ciclo DMAIC para a Melhoria da Qualidade num dos processos de uma indústria de cosméticos, denotando as dificuldades, problemas e barreiras encontradas na aplicação, utilizando métodos estatísticos como Planejamento de Experimentos e Carta de Controle para o desenvolvimento do estudo, pois a organização não possui uma cultura de utilização destes métodos e não tinha conhecimento do comportamento do processo e dos fatores que influenciavam o principal problema que proporciona altos índices de custos com refugo e retrabalho. Portanto, sugeriu-se a realização de um projeto piloto para aplicação do DMAIC para melhoria da qualidade. Os resultados obtidos inicialmente apontam que a fase 6 do processo de *Mistura da Matéria Prima e Moldagem* foi a etapa selecionada para estudo piloto. Além disso, na aplicação do Planejamento de Experimentos foi considerada a variável resposta representada pelo peso (g) dos componentes com qualidade aceitável e assim foram identificados cinco possíveis fatores de controle, dos quais apenas três (Temperatura do Cabeçote, Temperatura do Molde e Temperatura de Resfriamento do Molde) influenciaram na característica de qualidade positivamente, ou seja, em termos de otimização, quanto maior os valores das temperaturas significativas em questão, melhor a qualidade do componente. Aplicou-se também, a partir do modelo definido no planejamento, uma Carta de Controle verificando a estabilidade do processo para a fase I do Controle Estatístico de Processo. Esse estudo foi colaborativo para melhorar o conhecimento do comportamento do processo, fazendo com que a organização planeje a aplicação em outros produtos e processos disponíveis.

**Palavras-chave:** Melhoria da Qualidade. Experimentos industriais. Planejamento de experimentos. Cartas de controle.



## ABSTRACT

The Quality Improvement is a hot topic in industry. Its use has become increasingly common in recent years, with the increase of the market demands. In this sense, the objective of this work a detailed implementation approach DMAIC Cycle for Quality Improvement in the processes of a cosmetics industry has been proposed, showing the difficulties, problems and barriers encountered in implementing, using statistical methods such as Design of Experiments and Control Chart for the development of the study because the organization does not have a culture of using these methods and had no knowledge of the process behavior and the factors that influenced the main problem that provides high levels of scrap and rework costs. Therefore, it was suggested to conduct a pilot project for the application of DMAIC to improve quality. The results show that initially the phase 6 of the process of *Mix of Raw Material and Molding* was selected as a pilot study. Furthermore, the application of Design of Experiments was considered the dependent variable represented by the weight (g) of the components of acceptable quality and thus five possible control factors were identified, of which only three (Head Temperature, Hot Mold Temperature and Cold Mold Temperature) influenced positively in the quality characteristic, that is, in terms of optimization, the larger the values of the significant temperatures in question, the better the quality of the component. Also applied, based on the model defined in planning a Control Chart checking process stability for phase I of Statistical Process Control. This collaborative study was to improve the knowledge of the behavior of the process, causing the organization to plan the implementation in other products and processes available.

**Keywords:** Quality Improvement. Industrial experiments. Planning and analysis of experiments. Control charts.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Pensamento Estatístico como catalizador da Melhoria da Qualidade de produtos e processos.....	15
Figura 2 – Estrutura do trabalho .....	21
Figura 3 – Modelo de um sistema de gestão da qualidade baseado em processo .....	25
Figura 4 – Ciclo PDCA e suas subdivisões .....	26
Figura 5 – Espinha de Peixe .....	29
Figura 6 – Modelo de Matriz de Esforço x Impacto.....	30
Figura 7 – Modelo Geral de um Processo .....	33
Figura 8 – Fluxo para Fatores Cruzados.....	36
Figura 9 – Fluxo para Fatores Hierárquicos .....	36
Figura 10 – Fluxo para Fatores Mistos .....	36
Figura 11 – Região Crítica para o Teste F.....	46
Figura 12 – Gráfico de Efeitos Principais dos fatores A e B.....	53
Figura 13 – Gráfico de Efeitos de Interação entre os fatores A e B .....	53
Figura 14 – Ciclo de Controle .....	59
Figura 15 – Evolução do Controle de Processo.....	59
Figura 16 – Gráfico Pareto dos problemas de refugo encontrados na etapa final do processo	76
Figura 17 – Fluxo base do processo produtivo de cosméticos .....	78
Figura 18 – Fluxograma do processo de mistura da matéria prima e moldagem.....	79
Figura 19 – Representação gráfica da Matriz de Esforço vs Impacto. ....	81
Figura 20 – Representação gráfica da Matriz de Esforço vs Impacto para a fase 6.....	83
Figura 21 – Gráfico Pareto dos efeitos dos tratamentos em módulo.....	92
Figura 22 – Gráfico dos efeitos significativos.....	94
Figura 23 – Gráfico de Resíduos Padronizados vs Valores Ajustados.....	95
Figura 24 – Gráfico de Resíduos vs Ordem de coleta .....	96
Figura 25 – Gráfico Normal-Probabilístico e Teste de Kolmogorov-Smirnov.....	97
Figura 26 – Gráfico de Resíduos vs Valores Ajustados para verificação de homoscedasticidade.....	98
Figura 27 – Gráfico de Controle de Regressão.....	102

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Algumas ferramentas em relação ao uso da metodologia DMAIC .....	32
Tabela 2 – Tabela de combinações e sinais .....	35
Tabela 3 – Matriz experimental para um planejamento fatorial $2^3$ .....	39
Tabela 4 – Representação geral dos dados .....	42
Tabela 5 – Tabela ANOVA .....	46
Tabela 6 – Tabela da ANOVA detalhada .....	47
Tabela 7 – Comparativos para a verificação de independência de resíduos .....	50
Tabela 8 – Exemplo de um Experimento Fatorial $2^2$ .....	53
Tabela 9 – Cálculos dos efeitos principais e de interação para um exemplo de fatorial $2^2$ .....	53
Tabela 10 – Análise de Variância (ANOVA) .....	67
Tabela 11 – Verificação de estabilidade do processo .....	70
Tabela 12 – Matriz de causa e efeito. ....	80
Tabela 13 – Matriz de Esforço vs Impacto .....	82
Tabela 14 – Análise dos 5 Porquês nos principais X's identificados .....	84
Tabela 15 – Limites de especificação e codificações dos parâmetros supostos .....	86
Tabela 16 – Efeitos dos fatores na variável resposta .....	89
Tabela 17 – Tabela ANOVA do modelo completo .....	90
Tabela 18 – Coeficientes e estatísticas de significância do modelo .....	91
Tabela 19 – Tabela ANOVA do modelo reduzido .....	93
Tabela 20 – Coeficientes e estatísticas de significância do modelo .....	93
Tabela 21 – Parâmetros ótimos para os fatores significativos .....	99
Tabela 22 – Possíveis ações discutidas na Etapa 4 do DMAIC .....	100
Tabela 23 – Valores ajustados (preditos) na ordem de coleta. ....	102
Tabela 24 – Valores críticos do teste de Durbin-Watson .....	126
Tabela 25 – Dados coletados no experimento .....	128
Tabela 26 – Dados coletados no experimento e os níveis respectivos dos fatores codificados .....	130

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Equações dos Totais e Médias apresentados na Tabela 4 .....	43
Quadro 2 – Hipóteses a serem testadas para um $2^3$ .....	44
Quadro 3 – Carta de Projeto .....	77
Quadro 4 – Informações iniciais para o planejamento do experimento .....	87

## **LISTA DE SIGLAS**

ABIHPEC – Associação Brasileira da Indústria de Higiene Pessoal, Perfumaria e Cosméticos  
ANOVA – Analysis of Variance (Análise de Variância)  
AQC – Annual Quality Congress  
ASQ – American Society for Quality  
CC – Cartas de Controle  
CEQ – Controle Estatístico da Qualidade  
CEP – Controle Estatístico de Processos  
DMAIC – Define (Definir), Measure (Medir), Analyse (Analisar), Improve (Melhorar), Control (Controlar)  
ISO – International Organization for Standardization  
MC – Melhoria Contínua  
PDCA – Plan (Planejar), Do (Fazer), Check (Checar), Act (Agir)  
QME – Quadrado Médio dos Erros  
QMTr – Quadrado Médio dos Tratamentos  
SQE – Soma de Quadrado dos Erros  
SQT – Soma de Quadrado Total  
SQTr – Soma de Quadrado dos Tratamentos  
TQM – Total Quality Management

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>12</b>
1.1 Generalidades .....	12
1.2 Qualidade e as necessidades dos clientes e consumidores .....	14
1.3 Métodos estatísticos no contexto de Melhoria da Qualidade .....	15
1.4 Problema de Pesquisa .....	16
1.5 Objetivo do Trabalho.....	18
1.5.1 Objetivo Geral .....	18
1.5.2 Objetivos Específicos .....	18
1.6 Justificativa.....	18
1.7 Estrutura da dissertação .....	20
<b>2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....</b>	<b>22</b>
2.1 Melhoria da Qualidade e o Ciclo DMAIC .....	23
2.2 Planejamento e Análise de Experimentos .....	32
2.2.1 Planejamento Fatorial $2^k$ .....	38
2.2.2 Análise de Variância para um experimento fatorial $2^k$ .....	41
2.2.3 Diagnóstico do modelo .....	49
2.2.4 Análises gráficas.....	52
2.2.5 Otimização do processo.....	54
2.2.6 Possíveis problemas na aplicação do DOE .....	55
2.3 Cartas de Controle .....	56
2.3.1 Fase I do Controle Estatístico de Processos .....	60
2.3.2 Fase II do Controle Estatístico de Processos .....	63
2.3.3 Benefícios e necessidades na implementação de um CEP .....	63
2.3.4 Gráfico de Controle de Regressão .....	64
2.3.4.1 O Modelo de Regressão Linear Múltipla .....	65
2.3.4.2 Desenvolvimento do Gráfico de Controle de Regressão.....	68
2.3.4.3 Interpretação e verificação de estabilidade das Cartas de Controle .....	69
<b>3 MÉTODO DE PESQUISA .....</b>	<b>71</b>
3.1 Estratégia do trabalho .....	72
3.2 Método de Coleta .....	73
<b>4 RESULTADOS DA APLICAÇÃO DO DOE E CEP NO CONTEXTO DMAIC</b>	<b>74</b>
4.1 Caracterização da indústria de Cosméticos .....	74

4.2 Projeto de Melhoria da Qualidade .....	75
4.2.1 Realização da Etapa 1 do DMAIC - Definir.....	75
4.2.2 Realização da Etapa 2 do DMAIC - Medir .....	78
4.2.3 Realização da Etapa 3 do DMAIC - Analisar .....	84
4.2.3.1 Definições e Planejamento .....	85
4.2.3.2 Realização e Análises do Experimento .....	88
4.2.3.3 Otimização do processo.....	98
4.2.4 Realização da Etapa 4 do DMAIC - Melhorar .....	99
4.2.5 Realização da Etapa 5 do DMAIC - Controlar.....	100
4.2.5.1 Construção do Gráfico de Controle de Regressão.....	101
<b>5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>104</b>
5.1 Conclusão .....	104
5.2 Dificuldades encontradas.....	105
5.3 Trabalhos futuros.....	106
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>108</b>
<b>ANEXO – A.....</b>	<b>124</b>
<b>ANEXO – B.....</b>	<b>126</b>
<b>ANEXO – C.....</b>	<b>127</b>
<b>ANEXO – D.....</b>	<b>128</b>
<b>ANEXO – E.....</b>	<b>130</b>

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 Generalidades

O ciclo DMAIC (Define-Definir, Measure-Medir, Analyze-Analisar, Improve-Melhorar, Control-Controlar) é considerado no meio industrial, como um método que faz uso de ferramentas estatísticas e de princípios do gerenciamento da otimização de processos e produtos para a melhoria da qualidade e para atender as necessidades de clientes (LI e AL-REFAIE, 2008; TANG et al., 2007). Esse ciclo pode ser utilizado de forma independente, mas sua aplicação é muito frequente em ferramentas de excelência operacional e em projetos Seis Sigma. Além disso, destaca-se que o ciclo DMAIC é uma extensão do ciclo PDCA (Plan-Planejar, Do-Fazer, Check-Checkar, Act-Agir), que teve sua origem em 1950 no Japão, por meio do Dr. W. Edwards Deming e é utilizado para a melhoria contínua de produtos e processos (MONTGOMERY; WOODALL, 2008; SNEE, 2001; SOKOVIĆ; PAVLETIĆ, 2007).

Na fase 3 da análise no ciclo DMAIC é comumente utilizado o Delineamento de Experimentos (*Design of Experiment* - DOE), que é uma metodologia estatística utilizada como uma sistemática de resolução de problemas para a melhoria da qualidade e desempenho do processo, mostrando-se também muito importante no meio industrial. A essência de um DOE está na descoberta de variáveis que influenciam as características da qualidade em um processo, partindo da alteração das variáveis de entrada do mesmo e verificando seus efeitos na (s) variável (eis) de saída (BISGAARD, 2008; FIRKA, 2011; LYE, 2005; MONTGOMERY, 2009a; TANCO et al., 2008).

Assim como o DOE, o Controle Estatístico de Processos (CEP) também é um método estatístico para resolução de problemas, porém com intuito de ser usada para atingir a estabilidade do processo através da redução da variabilidade, encontrando-se inserida na fase 5 do ciclo DMAIC no que diz respeito ao controle do processo (MONTGOMERY, 2009a; JENSEN et al., 2006; SALEH et al., 2012; ZHANG et al., 2011; ZHANG e CASTAGLIOLA, 2010).

Na literatura, observa-se por meio de relatos de autores influentes na área, que as aplicações do DMAIC, DOE e do CEP estão relacionadas entre si, em várias áreas de conhecimento, tais como agricultura, genética, indústrias químicas, farmacêuticas e automobilísticas, além de terem como foco principal o estudo da variabilidade dos processos (DALE; SHAW, 1991; LIMA et al., 2006; MONTGOMERY, 2010; SLACK et al., 2007).



A visão estatística, especificamente a variabilidade, está no contexto do DOE e do CEP, sendo inicialmente estudada no século XX pelo embasamento na teoria do determinismo. O significado desta teoria está fundamentado nas leis da física e dos modelos econômicos de fenômenos reais, que poderiam prever eventos futuros através da estimação apropriada de coeficientes e, conseqüentemente, da elaboração de equações precisas. Seu firmamento na literatura teve como contribuição diversos acontecimentos no século XIX, tal como os métodos de Newton que foram utilizados, em 1840, para determinarem a localização de planetas no universo. Porém, a variabilidade e a visão estatística do mundo no final do século XIX e início do século XX não eram muito estudadas, exceto nos campos da genética e agricultura (MONTGOMERY, 2010).

Ainda no final do século XIX, houve o desenvolvimento das técnicas de manufatura que deu origem à produção em massa, cuja introdução foi feita por Frederick Winslow Taylor com os princípios do gerenciamento científico e padrões de trabalho (SLACK et al., 2007). Entretanto, Montgomery (2010) afirma que se levados ao extremo, os padrões de trabalho podem interromper a inovação e a melhoria contínua da qualidade, que são aspectos críticos para todas as atividades de trabalho.

Os métodos e aplicações estatísticas na melhoria da qualidade começaram ainda no século XIX, porém tiveram como início formal e destaque o Controle Estatístico da Qualidade (CEQ) somente no século XX, especificamente na década de 1920, quando Walter A. Shewhart desenvolveu o conceito de cartas de controle na subsidiária de pesquisa e desenvolvimento *Bell Laboratories*, cujo papel foi fundamental, posteriormente, para desenvolvimento das ferramentas de CEP. Ainda nessa década, Ronald A. Fisher desenvolveu técnicas de delineamento de experimentos para melhorar a eficiência e efetividade dos campos de agricultura. Já no final da década de 1930 e início da década de 1940, durante a 2ª Guerra Mundial, houve uma contribuição significativa para acelerar a aceitação das técnicas do CEQ que ainda não eram muito utilizadas, além da ampliação das aplicações de DOE fora da agricultura. Nesse sentido, somente em 1950, o delineamento de experimentos para produtos e processos foi introduzido na Europa e Estados Unidos (BOX e WILSON, 1951; MONTGOMERY, 2010; SALEH et al., 2012; SALEH e MARAIS, 2006).

As aplicações de delineamento de experimentos foram muito utilizadas somente em indústrias químicas até a década de 1980. Posteriormente, o uso do DOE aumentou gradativamente em outras áreas do setor industrial. Um fato interessante na evolução do uso do DOE, é o de que as companhias ocidentais descobriram muito tarde que os competidores japoneses já utilizavam essa e outras metodologias de melhoria da qualidade desde a década

de 1960 para processos problemáticos, desempenho de novos processos, avaliação de novos produtos, melhoria da confiabilidade e desempenho dos produtos em campo (MONTGOMERY, 2010).

Neste trabalho são aplicadas o DOE e CEP, além de outras ferramentas, utilizando como estrutura principal o ciclo DMAIC para organização, orientação e planejamento em um projeto piloto de melhoria da qualidade numa indústria de cosméticos. O projeto piloto surgiu na indústria, pois esta apresentava, em seu ambiente interno, oportunidades de melhoria, tais como: alto índice de refugo generalizado, falta de conhecimento dos colaboradores sobre o processo, reclamações de clientes e um custo da não qualidade alto.

A partir desse diagnóstico, tem-se que as ferramentas como o DOE e CEP podem ser muito importantes para a resolução desses problemas, identificando quais os fatores que realmente influenciam na característica de qualidade, qual variável deve ser controlada para manter o processo estável, quais ações devem ser tomadas e em qual etapa do processo devem ser aplicadas, quais são as condições ótimas para fabricação, entre outras. Considerando que para um projeto eficiente e eficaz, esses métodos são implementados no contexto do ciclo DMAIC acrescentando o uso de mais algumas ferramentas como Carta de Projeto, Gráfico de Pareto, Diagrama de Ishikawa, Matriz de Esforço vs Impacto e Análise dos 5 Porquês.

## **1.2 Qualidade e as necessidades dos clientes e consumidores**

Na década de 1990, houve uma abertura no mercado mundial, alterando e estabelecendo mudanças nos setores industrial e serviços, fazendo com que os hábitos de compra dos clientes (aquele que compra e repassa adiante uma informação, produto ou serviço) e consumidores (pessoa ou organização que adquire ou recebe um produto para uso próprio) fossem modificados no que diz respeito às suas exigências (ALBRECHT; BRADFORD, 1992; PRAZERES, 1996).

Uma pesquisa realizada no ano 2000 pela ASQ (*American Society for Quality*) afirma que para as primeiras duas décadas do século XXI, “a busca da qualidade deve mudar, tornar-se mais inovativa, flexível e rápida na implementação das soluções eficazes que conduzam a resultados nos negócios e reflitam os desejos do consumidor”, ou seja, o objetivo para as duas primeiras décadas do século XXI é focar nas necessidades dos clientes e consumidores (Annual Quality Congress – AQC, 2000). Confirmando a pesquisa, já no século XXI, a NBR ISO 9001:2008, adotada por muitas empresas como certificação para o Sistema de Gestão da

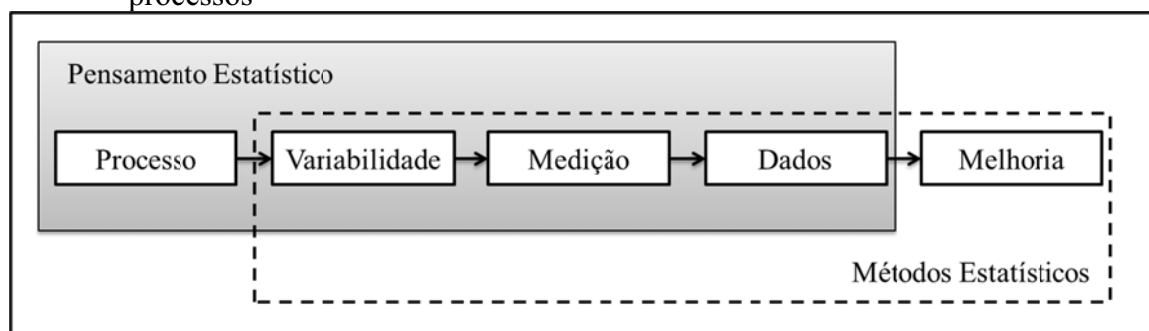
Qualidade, segue mantendo o foco das empresas no interesse para com o cliente no que diz respeito à satisfação, gestão de processos e Melhoria Contínua (MC).

Kotler (1998) relata que para as empresas superarem os concorrentes, elas têm que atender e satisfazer melhor as necessidades dos clientes e consumidores. Já para Kahn (1998) e Dertouzos et al. (1989), as empresas devem atender essas necessidades de uma maneira melhor que seus concorrentes fazendo assim com que os clientes tenham uma maior variedade de escolha e encontrem o que precisam. Assim, com o direcionamento e aumento do foco nessa vertente, as indústrias foram obrigadas a aumentar também os controles internos e as melhorias de processo desencadeando o uso de técnicas estatísticas com mais frequência do que nas décadas anteriores assumindo, por sua vez, um papel importante no âmbito industrial em todos os segmentos.

### 1.3 Métodos estatísticos no contexto de Melhoria da Qualidade

Segundo Britz et al. (2000), o pensamento estatístico compreende as teorias e metodologias que auxiliam a identificar onde a melhoria é necessária em um determinado processo. Os elementos centrais do pensamento estatístico estão associados à coleta e ao modo de utilização de informações no contexto gerencial antecedendo o uso dos métodos estatísticos. Além disso, o pensamento estatístico é parte dos objetivos de crescimento e melhoria de desempenho organizacional, devido ao seu resultado que apresenta oportunidades de boa avaliação da qualidade e processos. Uma adaptação dessa relação do pensamento estatístico com a melhoria da qualidade de produtos e processos está na Figura 1 (MARTINS; SANTOS, 2004; BRITZ et al., 2000).

Figura 1 – Pensamento Estatístico como catalizador da Melhoria da Qualidade de produtos e processos



**Fonte:** Adaptado de Santos e Martins (2004) e Britz et al. (2000).

Assim como Santos e Martins (2004) e Britz et al. (2000) definem o pensamento estatístico como catalizador da Melhoria da Qualidade, Montgomery (2010) afirma que a implementação de metodologias estatísticas será mais efetiva quando estas fizerem parte de um gerenciamento focado na Melhoria da Qualidade. Esse autor ainda afirma que para haver um gerenciamento da qualidade efetivo, é necessário seguir as três atividades abaixo:

- a) **Delineamento e planejamento da qualidade** – envolve a identificação das necessidades dos clientes internos e externos e, portanto os produtos e/ou serviços que excedem as expectativas dos clientes ou são considerados muito importantes, ou devem ser estudados e desenvolvidos, cabendo à empresa decidir como serão feitos esses estudos;
- b) **Qualidade assegurada** – é um conjunto de atividades que garante a manutenção dos níveis de qualidade dos produtos e/ou serviços;
- c) **Controle e Melhoria da Qualidade** – envolve o conjunto de atividades usado para garantir que os produtos e/ou serviços sigam os requisitos e sejam melhorados continuamente.

O uso de métodos para a Melhoria da Qualidade está tão ligado à melhoria do processo quanto o CEQ está ligado ao CEP. Um desses métodos muito utilizado é o ciclo DMAIC, voltado para a redução da variabilidade de processos e redução de resíduos, entre outros benefícios. O uso desses métodos na Melhoria da Qualidade não garante a solução de todos os problemas de um processo, mas é uma forma lógica e organizada de localizar esses problemas e definir qual a amplitude deles. Além disso, atuar no processo é evitar defeitos, independente de onde eles se manifestem, utilizando a estatística como ferramenta básica para a organização, tratamento e análise das informações do processo (LIMA et al., 2006).

#### **1.4 Problema de Pesquisa**

Vários métodos de Melhoria da Qualidade são aplicados nas indústrias para eliminar defeitos, melhorar a qualidade de itens produzidos, entre outros, porém a maior parte deles trabalha com aplicações de ferramentas de análise muito simples que não geram resultados muito eficazes, ou aplicações de ferramentas de análises complexas que muitas vezes são conduzidas de maneira incorreta e que não levam a resultados satisfatórios.

As técnicas de aplicação do DOE, por exemplo, são comumente encontradas na literatura e com o passar dos anos seu uso tem se tornado cada vez mais frequente na indústria de maneira geral, mesmo que em sua maioria seja utilizada de forma incorreta (TANCO et al., 2009). Pesquisas realizadas em organizações europeias mostraram que o DOE é insuficientemente aplicado, sendo que 94% dessas companhias praticam a experimentação para a tomada de decisões. Desse percentual, mais de 50% utiliza apenas o básico do DOE e apenas 20% seguem uma metodologia estatística pré-estabelecida da maneira correta (GREMYR et al., 2003; ALBING; BERGQUIST, 2006). Firka (2011), por exemplo, separa em três dimensões (estatística, técnica e sociológica) os possíveis problemas que podem ser encontrados numa aplicação de um DOE e ainda afirma que o conhecimento desses problemas antes de uma aplicação previne possíveis irregularidades.

Com a condução incorreta de um delineamento de experimento, a manutenção de estabilidade de um processo, através do CEP, fica comprometida e conseqüentemente decisões gerenciais incorretas podem ser tomadas. Isso mostra que ainda há uma ineficiência na coordenação de aplicação dessas metodologias de análise para a solução de problemas, e que mais estudos precisam ser realizados com o foco na orientação para aplicação das mesmas.

Para apresentar uma orientação de uso desses conjuntos de conceitos, é abordado na aplicação um problema de pesquisa relacionado à Melhoria da Qualidade de um dos processos de uma indústria de cosméticos. A oportunidade de aperfeiçoamento surgiu devido a um alto índice de refugo geral dos produtos dessa organização acima do permitido que ao ser detectado, verificou-se a falta de conhecimento dos envolvidos com o processo sobre os parâmetros de funcionamento de algumas máquinas, bem como a influência de fatores de controle dessas máquinas no produto final.

Além disso, a partir de uma determinada etapa do processo geral de fabricação dessa indústria, o produto em linha não pode ser refeito, ou seja, se houver problemas no mesmo, este deve ser descartado, impossibilitando seu retrabalho que provoca um custo elevado para a companhia. Portanto, o presente trabalho busca desenvolver a seguinte questão: Como desenvolver de maneira clara e concisa os métodos estatísticos de Planejamento de Experimentos e Cartas de Controle no contexto do ciclo DMAIC para melhoria da qualidade, proporcionando conhecimento e detecção antecipada de problemas nos processos da indústria de cosméticos em estudo?

## **1.5 Objetivo do Trabalho**

### **1.5.1 Objetivo Geral**

O objetivo geral deste trabalho é propor uma abordagem detalhada de implementação do Ciclo DMAIC para a Melhoria da Qualidade em um dos processos de uma indústria de cosméticos utilizando métodos estatísticos como Planejamento de Experimentos e Carta de Controle.

### **1.5.2 Objetivos Específicos**

O objetivo geral pode se desdobrar em objetivos específicos, tais como:

- a) Caracterizar, no contexto de melhoria da qualidade, a indústria de cosméticos, utilizando as etapas do Ciclo DMAIC;
- b) Apresentar em uma aplicação detalhada as etapas desenvolvidas de acordo com o DOE, para encontrar os fatores que influenciam na característica de qualidade;
- c) Apresentar a aplicação das Cartas de Controle para verificar se o processo encontra-se estável.

## **1.6 Justificativa**

O uso de metodologias estatísticas na indústria tem aumentado à medida que as exigências do mercado também se elevam. Isso ocorre pelo fato das mesmas serem eficazes no sentido de identificar os pontos críticos do processo e apresentar técnicas de monitoramento que podem ser importantes na detecção de problemas. Porém, essas metodologias muitas vezes são aplicadas sem conhecimento teórico podendo comprometer a veracidade dos resultados. Uma pesquisa realizada por Kruglianskas (1995) mostrou que técnicas experimentais, incluindo a Melhoria da Qualidade, DOE e CEP, são pouco difundidas nas indústrias brasileiras. A pesquisa mostra que apesar da evolução no uso de técnicas experimentais, existe uma deficiência devido à falta de conhecimento que os participantes dessas indústrias enfrentam ao usarem essas ferramentas.

A década de 90 foi caracterizada por uma abertura do mercado mundial, especificamente na política de comércio exterior brasileira. Segundo Albrecht e Bradford (1992), havia um processo de mudança de um mundo de fabricantes de produtos e serviços, fazendo com que os hábitos de compra dos consumidores fossem modificados no que diz respeito às suas exigências. Com isso, houve aumento da competitividade no mercado brasileiro provocando uma mudança no foco de indústrias e empresas fornecedoras de

serviços, as quais deixaram de utilizar a qualidade como um diferencial na competição, para utilizá-la como um item obrigatório para o cliente (PANDOLFI, 2003; OLIVER; RUST, 2000). Essa mudança ocorreu em todos os setores, inclusive nas indústrias de higiene pessoal, perfumaria e cosméticos, segundo o anuário de 2011 da Associação Brasileira da Indústria de Higiene Pessoal, Perfumaria e Cosméticos (ABIHPEC). Este anuário ainda afirma que diante de um leque maior de opções no mercado as indústrias tiveram que criar ações que não se referissem somente à venda de produtos, mas também às ações que tinham foco na fidelização do cliente. Kotler (1998) relata que para as empresas superarem os concorrentes, elas têm que atender e satisfazer as necessidades dos clientes e consumidores da melhor forma possível. Consequentemente essa competição gerou um aumento do controle interno e da aplicação de melhorias no processo, desencadeando o uso de metodologias estatísticas e assumindo um papel importante no âmbito industrial em todos os segmentos.

Na literatura essas metodologias encontram-se nos diversos setores e com diferentes adaptações em seu uso. Tong et al. (2004), por exemplo, desenvolve o ciclo DMAIC no contexto Seis Sigma em uma indústria que fabrica placas de circuito em multicamadas, utilizando ferramentas como DOE para definição dos fatores críticos e CEP para manter o processo estável. Também com um projeto Seis Sigma, Usevicius (2004) aplica seus estudos no setor de usinagem de uma linha de fabricação de blocos de motores a diesel, utilizando DOE e CEP. Já Chattinnawat (2008), por exemplo, utiliza o DMAIC para melhoria da qualidade em conectores de fibra, Ghosh e Maiti (2014) em fundições de ferro indiano e Chen et al. (2009) em uma fábrica de cortes de plasma, porém todos fazendo uso somente do DOE no contexto DMAIC e Seis Sigma.

Alguns trabalhos foram encontrados com aplicação somente no DOE e CEP, sem utilizar o DMAIC, tal como Colombari (2004), cuja aplicação foi no setor de soldas por projeção. Outras referências que estão disponíveis na literatura abordam somente a aplicação do DOE como melhoria da qualidade, tais como: Davim (2001) com aplicação do DOE na área de corte de superfícies de ferro; Gualdamez (2002), que aplicou essa técnica em um processo de fabricação de produtos plásticos; Guedes (1996), cujo trabalho apresenta o estudo de dados de máquinas de estampar e circuitos integrados de uma companhia; e Wang et al. (2013), cuja aplicação também foi feita em circuitos integrados. Encontraram-se também algumas referências que abordam somente a aplicação das cartas de controle, tais como Dal' Cortivo (2005) e Takahashi (2011) com aplicação em uma empresa de sistemas eletrônicos e fazendas fornecedoras de leite, respectivamente; Lima et al. (2006) com aplicação na indústria

farmacêutica; e Woodall (2006) desenvolvendo gráficos de controle na área de assistência médica e saúde pública.

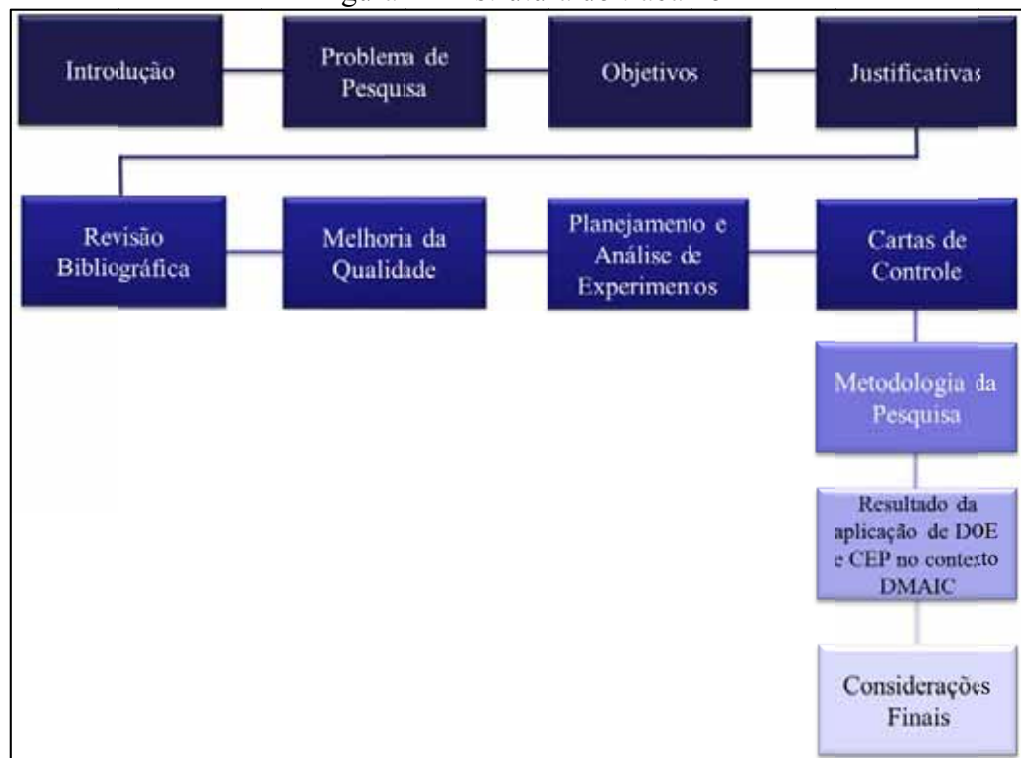
No que diz respeito à aplicação na área de cosméticos, encontrou-se os trabalhos de Vlissides et al. (2009) com o uso do DOE e CEP e Claeys-bruno et al. (2009) com uso do DOE, porém não utilizam o DMAIC como base sendo trabalhos que focam apenas na formulação cosmética e não ao processo em si. Neste sentido, a proposta deste trabalho é aplicar o DOE e Carta de Controle no contexto do ciclo DMAIC num processo de uma indústria de cosméticos, além de destacar as dificuldades encontradas e as oportunidades de melhoria.

### **1.7 Estrutura da dissertação**

Neste primeiro capítulo foram abordados os seguintes assuntos: introdução da dissertação, problema de pesquisa, objetivos e justificativa para o trabalho. No segundo capítulo estão dispostas a revisão da literatura dos conceitos de melhoria da qualidade e suas metodologias, incluindo os conceitos de Planejamento e Análise de Experimentos e Cartas de Controle (CC). No capítulo três apresenta-se a metodologia do trabalho. No quarto capítulo está descrita a aplicação de todas essas metodologias em uma indústria do setor de cosméticos e por fim, no quinto capítulo apresentam-se as considerações finais do trabalho, dificuldades encontradas e oportunidades para trabalhos futuros. Para uma melhor visualização, a Figura 2 representa a estrutura completa que pode ser acompanhada neste trabalho.



Figura 2 – Estrutura do trabalho



Fonte: Elaborada pelo autor

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Montgomery e Woodall (2008) afirmam que o DMAIC é representado por objetivos em cada uma das etapas, além de conter portões de verificação em cada passagem do ciclo. Mast e Lokkerbol (2012) afirmam que a metodologia é aplicável a problemas empíricos que vão desde os bem estruturados até os semiestruturados, não sendo indicada para problemas de âmbito menor. Por outro lado, Antony et al. (2012), com uma visão mais parecida com a de Montgomery e Woodall (2008) afirmam que a aplicação do DMAIC facilita identificar as causas raízes dos problemas e as ferramentas como *brainstorm*, Análise de Pareto, diagrama de causa e efeito, etc. e ajudam a priorizar as questões e a encontrar soluções efetivas para os mesmos.

O uso do DMAIC teve início com os 12 passos adotados pela *General Electric* no controle da variação<sup>1</sup>. Mais tarde o método foi utilizado para outras funções como melhoria da qualidade e eficiência, redução de custo, entre outros tipos de operações, ao passo que se deu início à publicação de livros sobre Seis Sigma contendo adequações do DMAIC em 2002 (MAST; LOKKERBOL, 2012). As metodologias tais como gráfico de Pareto, Fluxo do processo, Diagrama de Ishikawa, Matriz de esforço vs impacto e Análise dos 5 porquês, são ferramentas que foram desenvolvidas para serem utilizadas de forma independente, mas unidas, aumentam muito a eficiência da aplicação do ciclo. Além dessas, destacam-se o DOE e o CEP que são importantes na condução para atingir a melhoria da qualidade de processos.

Aplicações práticas foram realizadas ao longo dos anos para avaliar a veracidade das teorias discutidas, sejam elas em conjunto ou independentemente. O DMAIC encontra-se em quase 100% dos casos ligado a aplicações de projetos Seis Sigma. Li e Al-Refaie (2008) aplicaram os procedimentos do método para analisar, minimizar os defeitos e problemas de qualidade aumentando o desempenho do sistema de gerenciamento de capacidade considerando os objetivos da companhia. Tong et al. (2004) desenvolvem o ciclo DMAIC considerando-o na abordagem Seis Sigma para um estudo em uma companhia eletrônica localizada num parque industrial no sul da China, que fabrica placas de circuito em multicamadas, tendo por objetivo aumentar o nível de sigma para uma série de produtos fabricados.

Antony et al. (2012) tiveram por objetivo, em seu trabalho, avaliar o método DMAIC de acordo com sua eficiência operacional, considerando um gerenciamento de informações e sugerindo aprimoramentos onde problemas são identificados. Apesar de ser um método muito

---

<sup>1</sup> Verificar em Harry e Schroeder (2006).

conhecido, não foi encontrada na revisão de literatura nenhuma aplicação que fosse utilizada independentemente do método Seis Sigma. Nas próximas seções será discutido o método DMAIC para implantação da melhoria da qualidade, bem como as metodologias que fazem parte das etapas do ciclo.

## **2.1 Melhoria da Qualidade e o Ciclo DMAIC**

O termo qualidade pode ser definido por diversas maneiras. Crosby (1979) define qualidade como conformidade com os requisitos. Já para Deming (1986) a qualidade de um produto ou serviço não é definida por uma única frase, mas sim somente pelos clientes e/ou consumidores, ou seja, terá um significado dependendo das necessidades dos mesmos. Juran e Gryna (1988), em uma de suas atribuições, definem que a qualidade consiste em ausência de deficiências ou ajuste para o uso e Montgomery (2009a) afirma que a qualidade é inversamente proporcional à variabilidade.

Pode-se dizer que todo produto ou serviço tem um conjunto de elementos que descreve o que o cliente ou consumidor considera como qualidade. Esses elementos são denominados características da qualidade, as quais podem ser físicas (peso, largura, etc.), sensoriais (aparência gosto, etc.) ou de orientação temporal (confiabilidade, durabilidade, etc.) (MONTGOMERY, 2009a). Essas características da qualidade, quando são medidas nem sempre são idênticas, ou seja, pode ser que exista diferença entre os resultados de medições de um conjunto de produtos ou serviços do mesmo tipo e mesmo processo, resultando na denominada variabilidade (PRAZERES, 1996). Assim, a diminuição da qualidade de um produto ou serviço está conectada diretamente com o aumento da variabilidade do processo produtivo e, portanto, é possível definir que a melhoria da qualidade é a redução dessa variabilidade nos processos de produtos ou serviços.

A descrição da variabilidade e sua aplicação na Melhoria da Qualidade podem ser feitas através de metodologias estatísticas, porém a conscientização da importância de seu uso é um processo em desenvolvimento evolutivo e deve ser implementada com apoio e liderança gerencial. Os princípios dessa liderança gerencial foram introduzidos por Frederick W. Taylor antes de 1900 e tiveram grande influência nos trabalhos de W. Edwards Deming e Joseph M. Juran, considerados como os expoentes da qualidade a partir do século XX.

Deming defende que a responsabilidade com a qualidade cabe à gestão, ou seja, a maioria das oportunidades de melhoria requer ação da gestão e poucas oportunidades requerem ação na força de trabalho ou operador. Ele acreditava que o desenvolvimento de

métodos estatísticos com intuito de reduzir a variabilidade é um componente fundamental para a melhoria da qualidade. Essa filosofia pode ser estudada com aprofundamento em Walton (1986). Já a filosofia de Juran é mais estratégica do que a de Deming com foco em três componentes, também conhecida como a trilogia Juran: planejamento, controle e melhoria. Mais detalhes podem ser vistos em Juran e Gryna (1988) (MONTGOMERY, 2010; SLACK et al., 2007).

A partir da década de 1980 muitos sistemas de gestão surgiram com o objetivo de implementar a Melhoria da Qualidade. Entre eles, os que se destacaram foram: *Total Quality Management* (TQM), que surgiu na metade da década de 1980 fazendo referência ao envolvimento de diversos aspectos e áreas da empresa, unidos e focados totalmente no objetivo de melhoria da qualidade; e Seis Sigma, que surgiu no final dos anos 1980, contando com uma abordagem de melhoria de produtos ou qualidade de processos e foco na redução da variabilidade dos mesmos, para que o nível de falhas fosse o mais próximo possível de zero.

Apesar da criação desses sistemas ter sido fortemente impulsionada pela crise de negócios da década de 1970 nos Estados Unidos, o TQM especificamente está desaparecendo das empresas à medida que passa o tempo, enquanto o Seis Sigma se aprimora e se firma cada vez mais. Isso ocorre devido à falta de integração do sistema de qualidade e os objetivos da empresa no TQM, assim como ao melhor cumprimento de resultados apresentados pelo sistema Seis Sigma (FOLARON, 2003; HAHN et al., 2000; MONTGOMERY; WOODALL, 2008; MONTGOMERY, 2010).

Além dos dois sistemas TQM e Seis Sigma, a *International Organization for Standardization* (Organização Internacional de Padronização - ISO), desde 1947 propõe padrões internacionais de gestão, inclusive o da qualidade, boas práticas e especificações que envolvem quase todos os aspectos de tecnologia e negócios ajudando as empresas a serem mais eficientes e eficazes. A ISO criou a primeira de uma série de normas internacionais, baseada na norma britânica BS5750, a qual tinha o objetivo inicial de se tornar um padrão internacional para garantir a qualidade de produtos e serviços (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARTIZATION). Uma das normas desenvolvidas pela ISO ao longo dos anos foi a ISO 9001 que apresenta condições para um sistema de gestão da qualidade tendo o objetivo focado no atendimento aos requisitos de clientes e no atendimento aos requisitos estatutários e regulamentares aplicáveis ao produto. Além disso, conforme a *ISO 9001:2008 – Sistemas de gestão da qualidade – Requisitos*, a norma apresenta condições para implantação de um modelo de gestão da qualidade baseado numa abordagem de processo, considerando entradas, saídas e interações entre os processos, conforme apresentado

na Figura 3. Sendo assim, pode-se dizer que a Melhoria Contínua está ligada diretamente ao sistema de gestão da qualidade.

Figura 3 – Modelo de um sistema de gestão da qualidade baseado em processo



Fonte: Adaptado de ISO 9001:2008 – Sistema de gestão da qualidade – Requisitos.

Dentro de uma organização a MC é tão importante quanto a introdução de novos processos. Uma das definições mais conhecidas é a de Deming, que atesta a melhoria como uma “Iniciativa que aumenta o sucesso e reduz falhas” (JUERGENSEN, 2000 *apud* BHUIYAN; BAGHEL, 2005, p. 761). Alguns autores veem a MC como um desdobramento de iniciativas da qualidade como o TQM e o Seis Sigma, ou como uma nova abordagem que aumenta a criatividade e a excelência competitiva no mercado, diminui os resíduos, simplifica as linhas de produção e melhora a qualidade (BHUIYAN; BAGHEL, 2005; CAFFYN, 1999).

A MC pode ocorrer através da melhoria evolutiva (melhorias incrementais - *Kaizen*), ou através de mudanças radicais, ocorrendo por ideias inovadoras. Na maioria das vezes as melhorias nas organizações ocorrem ao longo do tempo, por meio de inúmeras melhorias incrementais. Segundo Upton e Kim (1998) as organizações devem misturar e adaptar as duas vertentes de melhoria para obter resultados melhores. De qualquer forma, independentemente do programa de MC, as organizações necessitam utilizar ferramentas para implementar a teoria na prática. Algumas dessas ferramentas são de simples entendimento de todos e são utilizadas por um grande número de pessoas nas companhias, contudo, existem aquelas que são mais complexas e necessitam do apoio de especialistas, pois o principal requisito de sucesso da MC é o entendimento por todos os envolvidos na aplicação (BHUIYAN; BAGHEL, 2005; SLACK et al., 2007; SOKOVIĆ; PAVLETIĆ, 2007; SUÁREZ-BARRAZA, 2007).

Segundo Slack et al. (2007), qualquer técnica que tenta melhorar algum aspecto de uma operação é considerada como Melhoria Contínua. Uma dessas técnicas utilizadas é o Ciclo PDCA, conhecido também como Ciclo PDCA de Deming. Essa técnica é uma das mais utilizadas ferramentas de aplicação de MC devido a sua simplicidade e facilidade de entendimento. O ciclo nada mais é do que uma sequência de etapas que devem ser seguidas para a aplicação da otimização do processo, e pode ser escrito com subdivisões em cada etapa, conforme a Figura 4.

Nessas subdivisões, “Planejar” está dividido em identificar problemas e estabelecer planos de ação através da coleta de dados; “Fazer” é executar o plano; “Checar” é medir, confirmar os dados e verificar o cumprimento de metas; e “Agir” está dividido entre padronizar e aprender lições (SLACK et al., 2007; SOKOVIĆ; PAVLETIĆ, 2007).

Figura 4 – Ciclo PDCA e suas subdivisões



**Fonte:** Adaptado de Slack et al. (2007) e Soković e Pavletić (2007).

O Ciclo PDCA possui algumas variações e evoluções de implementação. A mais conhecida é o Ciclo DMAIC, que tem papel principal dentro da metodologia Seis Sigma na redução da variabilidade, remoção de defeitos e eliminação de resíduos de produtos e processos. O DMAIC pode ser utilizado na integração de diversas ferramentas, incluindo as que são de maior poder analítico na abordagem de Melhoria da Qualidade nas organizações (ANTONY et al., 2012; MONTGOMERY; WOODALL, 2008; SNEE, 2001; SOKOVIĆ; PAVLETIĆ, 2007).

As discussões sobre as aplicações, desenvolvimento do projeto de melhoria e resultados devem ser trabalhadas em grupo para que sejam obtidas todas as opiniões dos

envolvidos com o processo. O Ciclo DMAIC é dividido em cinco etapas, as quais possuem objetivos que são atingidos por meio das ferramentas estatísticas para a aplicação de Melhoria Contínua da qualidade nas organizações. Essas etapas são dadas por:

**a) Etapa 1: Definir**

Esta é a primeira etapa do desenvolvimento do DMAIC, cujo objetivo é identificar as oportunidades de melhoria, definir os requisitos críticos de clientes, escolher as características críticas da qualidade que impactam no projeto e definir o escopo de implantação do projeto de melhoria estabelecendo para tanto, uma carta de projeto. (MONTGOMERY; WOODALL, 2008). Nesta fase ainda são envolvidas as medidas-chave para a eficiência e eficácia do projeto (ECKES, 2001). Assim, para colocar em prática essa etapa, são usadas algumas ferramentas da qualidade que são detalhadas a seguir:

- **Carta de Projeto:** Essa ferramenta é um roteiro com o intuito de apresentar as informações iniciais do projeto de melhoria como descrição do projeto, escopo, cronograma, descrição das métricas para avaliar os resultados, benefícios aos clientes e/ou consumidores e à empresa, membros da equipe e seus papéis, recursos adicionais e outros fatores considerados importantes para a organização. Pode ser elaborada no máximo em duas folhas e deve ser discutida com todos os envolvidos no processo de melhoria (ANTONY et al., 2012; MONTGOMERY; WOODALL, 2008);
- **Gráfico de Pareto:** O gráfico de Pareto é um gráfico sobre a distribuição de frequência de dados organizados por categoria com o objetivo de identificar os problemas mais importantes a serem trabalhados primeiro. No gráfico as categorias são classificadas por ordem decrescente de frequência. Existem algumas variações do gráfico de Pareto, das quais a mais comum é aquela que apresenta as categorias em barras com suas distribuições de frequências em ordem decrescente e uma linha contendo a distribuição de frequências em percentual acumulado. Para essa variação do gráfico, conclui-se que na maior parte das vezes, 80% dos problemas são devidos a 20% dos fatores do processo (MONTGOMERY, 2009a; MONTGOMERY, WOODALL, 2008).

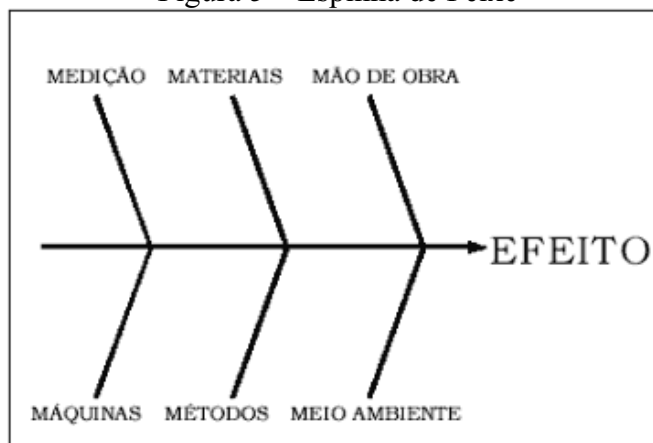
**b) Etapa 2: Medir**

Esta etapa tem como proposta entender o processo atual, identificar o processo ou sub processo crítico, elaborar uma lista com as variáveis de entrada dos processos chave, identificar a (s) característica (s) de interesse, ou variáveis de saída, determinar as medidas operacionais e avaliar as fontes de variação dos sistemas de medição (ECKES, 2001; MACH; GUÁQUETA, 2001; MONTGOMERY; WOODALL, 2008). São usadas algumas metodologias para auxiliar e direcionar as discussões e resultados, tais como:

- **Fluxo de Processo:** Essa ferramenta de melhoria contínua tem por objetivo oferecer uma compreensão mais detalhada das partes do processo em que algum tipo de fluxo ocorre, apresentando de forma lógica todos os estágios do processo. Os fluxogramas registram basicamente qualquer tipo de passagens de informação, entradas, saídas e decisões. A técnica auxilia a verificação de oportunidades de melhoria (MACH; GUÁQUETA, 2001; SLACK et al., 2007);
- **Espinha de Peixe ou Diagrama de Ishikawa (diagrama de causa e efeito):** É uma ferramenta efetiva para a pesquisa das potenciais causas raízes de defeitos, erros ou problemas no processo, ou seja, para a identificação dos possíveis fatores ( $X$ ) que influenciam no efeito ( $Y$ ). O diagrama é elaborado através de um levantamento de ideias (*bainstorm*) reunindo todos os envolvidos com o processo, mesmo que esses sejam de diferentes áreas. O grupo envolvido define as possíveis razões para o efeito, baseado nos dados coletados e em seu entendimento do processo. O diagrama pode ser dividido por categorias (Figura 5), com a possibilidade de se desdobrar em subcategorias que podem ser acrescentadas ou retiradas do diagrama de acordo com as discussões. As possíveis causas levantadas devem ser registradas levando em consideração o efeito já definido nas etapas anteriores (SLACK et al., 2007);



Figura 5 – Espinha de Peixe



Fonte: Adaptado de Slack et al. (2007).

- **Análise dos 5 Porquês:** Esta ferramenta é muito simples e tem por objetivo identificar as causas raízes de problemas. A análise é realizada partindo do problema e efetuando perguntas (porquês) para cada resposta que apareça, até que a resposta seja suficiente para definir o problema (MURUGAIAH, 2010);
- **Matriz de Esforço vs Impacto:** Utilizada para avaliar a cada entrada levantada na espinha de peixe, qual tem maior importância e impacto para se iniciar a tomada de ações e, conseqüentemente, reduzir os defeitos em processos, disponibilizar recursos (tempo, dinheiro e pessoas) e coletar dados para análise dos fatores (HORS et al., 2012).

A Matriz de Esforço vs Impacto divide-se em 4 quadrantes, conforme detalhado abaixo e também na Figura 6.

- 1º - O problema requer ações de baixo esforço para a empresa, porém possui um alto impacto na resolução do problema (Ações prioritárias);
- 2º - O problema requer ações de alto esforço para a empresa e possui alto impacto na resolução do problema (Ações complexas);
- 3º - O problema requer ações de alto esforço para a empresa, porém possui um baixo impacto na resolução do problema (Ações descartáveis);

- 4º - O problema requer ações de baixo esforço para a empresa e possui um baixo impacto na resolução do problema (Ações para analisar a aplicação).

Figura 6 – Modelo de Matriz de Esforço x Impacto



Fonte: Adaptado de Hors et al. (2012).

Para esta análise devem ser levadas em consideração as informações coletadas nas etapas anteriores.

### c) Etapa 3: Analisar

A etapa 3 consiste basicamente em analisar dados para entender as relações de causa e efeito no processo. Portanto devem ser determinadas e comprovadas por meio de metodologias estatísticas, as causas potenciais dos problemas de qualidade, as questões de clientes, os problemas de rendimentos ou resíduos, entre outros itens motivados no projeto. Além disso, é importante separar as causas comuns inerentes ao processo, das assinaláveis, originadas de problemas específicos. Reduzindo, por exemplo, as causas de variabilidade comuns através de treinamento de colaboradores do processo, haveria uma mudança no mesmo. Já as causas assinaláveis, que poderiam ser removidas consertando uma máquina ou ferramenta, por exemplo, se fossem eliminadas, somente um problema específico seria eliminado. Em muitos casos a motivação desta etapa é explorar e entender as relações entre algumas variáveis do processo e desenvolver uma compreensão sobre as potenciais melhorias do mesmo. Além disso, dessa etapa deve resultar quais são as oportunidades de melhoria

levantadas no próximo passo utilizando o Delineamento de Experimentos (MONTGOMERY; WOODALL, 2008). Essa metodologia será detalhada na seção 2.2 deste trabalho.

#### **d) Etapa 4: Melhorar**

Na quarta etapa, o pensamento criativo dos envolvidos deve ser usado para propor mudanças específicas e gerais que podem ser aplicadas no processo e que possam alterar seu desempenho. As soluções devem ser avaliadas e aprovadas antes da implantação e assim podem ser utilizadas para redesenhar o processo e aprimorar o fluxo de trabalho, reduzir gargalos, entre outros. As causas identificadas durante a etapa 2 (Medir) e as relações entre fatores do processo e características da qualidade encontradas na etapa 3 (Analisar) fornecem uma entrada para a etapa 4, a qual poderá implementar ações para eliminar as causas dos problemas detectados. Porém, essas soluções não devem ser implementadas ao mesmo tempo, para que seja feita uma melhor análise dos resultados de cada uma. Então, pode ser feita uma avaliação de priorização na aplicação das melhorias mais críticas para o negócio (ANTONY et al., 2012; MONTGOMERY; WOODALL, 2008).

#### **e) Etapa 5: Controlar**

A última etapa tem por objetivo estabelecer, medir, padronizar e monitorar para integrar as mudanças no sistema já existente. Além disso, a etapa de controle é aplicada para completar todo trabalho remanescente no projeto e não interferir na melhoria do processo junto ao plano de controle (sistema de monitoramento da solução implementada) (ANTONY et al., 2012; MACH; GUÁQUETA, 2001). Essa etapa somente será significativa se os esforços das etapas anteriores forem corretamente realizados, podendo ser implementada através das Cartas de Controle que são discutidas e detalhadas na seção 2.3 deste trabalho.

A aplicação dessas ferramentas utilizando o DMAIC proporciona benefícios às organizações, tais como relatórios de gerenciamento confiáveis e precisos, maior satisfação de clientes, melhor controle da informação, vantagem competitiva no mercado, centralização do manuseio de informações e melhor controle de operações e utilização de recursos. Esses fatores auxiliam no aprimoramento do processo, porém o fator principal para sustentar a melhoria por um longo tempo é a cultura que deve ser acompanhada de perto pelos gestores.

Para manter os benefícios na organização as metodologias não necessariamente precisam ser utilizadas na exata sequência, mas podem ser intercaladas entre as etapas do DMAIC. Um resumo das mesmas se encontra na Tabela 1 (ANTONY et al., 2012).

Tabela 1 – Algumas ferramentas em relação ao uso da metodologia DMAIC

Ferramenta	Definir	Medir	Analisar	Melhorar	Controlar
Carta de Projeto	X				
Gráfico de Pareto	X				
Fluxo de Processo	X	X			
Diagrama de Ishikawa		X			
Análise dos 5 Porquês		X			
Matriz de Esforço x Impacto		X			
Delineamento de Experimentos			X	X	
Controle Estatístico de Processos					X

**Fonte:** Adaptado de Montgomery e Woodall (2008).

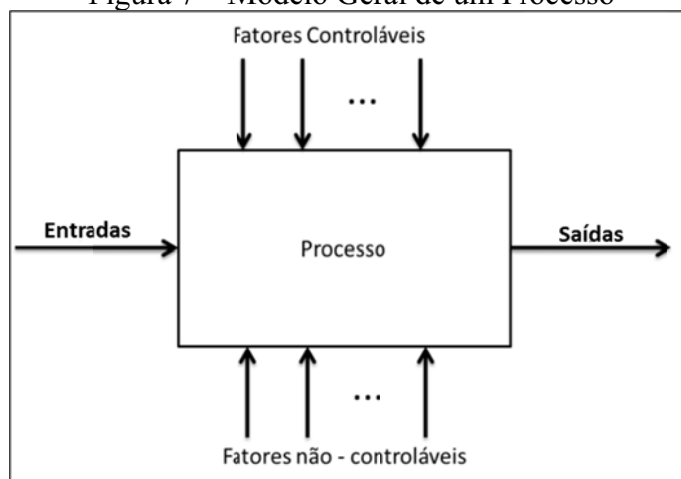
Em cada passagem das fases do DMAIC, deve ser aplicada uma revisão para verificar o atendimento das atividades em seu todo. Montgomery e Woodall (2008) denominam essa revisão como portões ou barreiras, para os quais podem ser feitas perguntas de verificação da eficiência da etapa. Caso uma etapa não tenha sido completada com sucesso, o procedimento e as atividades devem ser revisados e refeitos até que seja atingida a melhoria da qualidade (GUÁQUETA; MACH, 2001). Neste trabalho, o DMAIC será aplicado como um projeto piloto de um guia para o uso de metodologias estatísticas na Melhoria da Qualidade.

## 2.2 Planejamento e Análise de Experimentos

Um experimento planejado é um teste ou uma série de testes, nos quais são feitas alterações nas variáveis de entrada para estudar o desempenho de um processo ou sistema de produção de bens e/ou serviços. Qualquer operação, seja de produção de bens e/ou serviços, passa por um processo de transformação (Figura 7), para o qual existem os recursos de entrada que podem ser operações, máquinas, métodos, pessoas, entre outros, podendo ser transformados em saídas de produtos e/ou serviços, ou seja, em respostas do processo em que os clientes ou consumidores terão acesso.

Ao longo desse processo existem fatores que podem ser controláveis e variáveis que embora possam ser controladas somente para a realização de um experimento, não podem ser controladas durante o processo. Portanto, nesse contexto, define-se que um experimento é uma série de testes que propositalmente altera as variáveis de entrada de um processo qualquer para observar e identificar os comportamentos através da (s) variável (eis) de saída (ANDERSEN, 1999; MONTGOMERY, 2009a; MONTGOMERY, 2009b; SLACK et al., 2007).

Figura 7 – Modelo Geral de um Processo



Fonte: Adaptado de Montgomery (2009b).

O DOE ou como também é conhecido, Planejamento e Análise de Experimentos, pode ter seu significado mais simplificado como planejar os experimentos e analisar de forma técnica os resultados para obter conclusões sobre um processo qualquer. Segundo Verma et al. (2009), essa ferramenta relaciona os efeitos e interações com os parâmetros de processos, materiais de entrada e atributos de qualidade. Além dessa relação, o DOE é muito utilizado para avaliar parâmetros principais de projetos ou parâmetros que impactam no desempenho do produto, bem como definir quais parâmetros tornam projetos mais robustos (CALEGARE, 2001; CARDOSO et al., 2007).

Para Nist/Sematech (2000), o DOE é definido como uma abordagem sistemática e severa solucionando obstáculos da engenharia e coletando dados através de técnicas que garantem a validação, justificativa e conclusões. Já Firka (2011) afirma que o intuito do DOE é propor uma aplicação de procedimentos estatísticos e dados com condições controladas, seguindo, etapas de uma metodologia que pode maximizar as chances de sucesso. Firka (2011) ainda descreve que a aplicação é baseada no estudo dos efeitos das variáveis de entrada (X's) sobre uma ou mais variáveis de saída (Y's) na solução de um problema específico.

Segundo Montgomery e Woodall (2008), o DOE pode ser utilizado nas etapas de Análise e Melhoria do DMAIC para investigar as relações de causa e efeito entre variáveis do processo e característica (s) de interesse. Para isso, a pré-seleção de fatores do processo considerados importantes, ou seja, aqueles avaliados como potenciais variáveis de influência na (s) característica (s) de qualidade, já deve ter sido efetuada em etapas anteriores. Assim, o tempo e custo envolvidos nos experimentos não serão inviabilizados, e a organização poderá aplicar a metodologia com maior confiabilidade.

Antes de qualquer experimentação ou qualquer situação que envolva fatores de um processo e características de qualidade, devem ser considerados previamente os objetivos do estudo. A partir dos objetivos formalizados, o planejamento pode ser feito, o experimento conduzido, os dados coletados, a análise elaborada e os resultados conferidos. Os objetivos são moldados conforme as características de cada situação, tais como: determinar quais variáveis de controle têm maior influência sobre a resposta do processo (Y) e determinar como ajustar as variáveis de controle (X's), de um processo, de modo que a resposta apresente variação mínima (COUSENS, 1991; LYE, 2005; MONTGOMERY, 2009b; BOX et al., 1978).

Além dos objetivos que devem ser formalizados antes do início da experimentação, os envolvidos devem ter conhecimento de alguns conceitos fundamentais para uma implantação efetiva do DOE. Esses conceitos estão descritos a seguir, conforme os trabalhos de Gualdamez (2002), Vieira (1999), Montgomery (2009b), Tanco et al. (2009) e Barker (1990):

- a) **Tipos de Experimentos:** Os experimentos ou como também são denominados, fontes de variação, podem ser de dois tipos: ONEWAY e FATORIAIS, onde o primeiro refere-se aos experimentos com uma única fonte de variação, ou seja, uma única variável de controle ou um único fator de controle; o segundo refere-se aos resultados de combinações de níveis de duas ou mais fontes de variação, ou seja, mais de uma variável ou fator de controle.
- b) **Característica de interesse:** A característica de interesse ou como também é conhecida, variável resposta, é a variável dependente que sofre algum estímulo causado propositalmente por alterações nos níveis dos fatores de controle, podendo ser uma ou mais dentro de um processo.
- c) **Fatores de controle:** Os fatores de controle são variáveis independentes controladas no experimento, as quais desejam verificar o efeito sobre a variável resposta observada nas unidades experimentais, podendo esta ser uma ou mais. Os fatores de controle podem ser numéricos contínuos, como temperatura ou pressão, ou categóricos discretos como tipos de máquinas ou fornecedores. Essa relação entre fatores de controle e variável resposta é indicada como a resposta (Y) em função dos fatores de controle (X's), conforme a equação (1), de modo que o

Planejamento e a Análise de Experimentos têm como base verificar qual é esse tipo de relação e quais fatores de controle realmente fazem parte da equação.

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_n) \quad (1)$$

- d) Níveis dos fatores de controle:** Os estímulos ou alterações que são feitas nos fatores para se obter a (s) variável (eis) resposta (s), contém condições ou classes que são denominadas níveis dos fatores de controle. Essas classes geralmente podem ser designadas como baixa (-1) ou alta (+1), ou quando há mais de dois níveis, simplesmente pelo nome de cada nível.
- e) Tratamentos:** Os fatores de controle do processo produtivo possuem níveis, os quais podem ser aleatoriamente combinados para a realização do experimento, criando assim os tratamentos. Por exemplo, considerando que o interesse de uma indústria fosse avaliar a resistência de um material plástico (característica de interesse) em relação à pressão e à temperatura após a injeção do mesmo (fatores de controle) e também que esses fatores têm dois níveis de trabalho, tais como 61,3 e 100 MPa (unidade de medida em Mega Pascal) para a pressão e 208 °C e 260°C (unidade de medida em graus Celsius) para a temperatura, poderiam ser formados  $2^2 = 4$  tratamentos ou combinações, onde a potência 2 refere-se ao número de fatores e o valor base refere-se ao número de níveis de cada fator, no caso 2, ou seja, quatro condições experimentais: 61,3MPa e 208°C; 61,3MPa e 260°C; 100MPa e 208°C e 100MPa e 260°C, conforme a Tabela 2.

Tabela 2 – Tabela de combinações e sinais

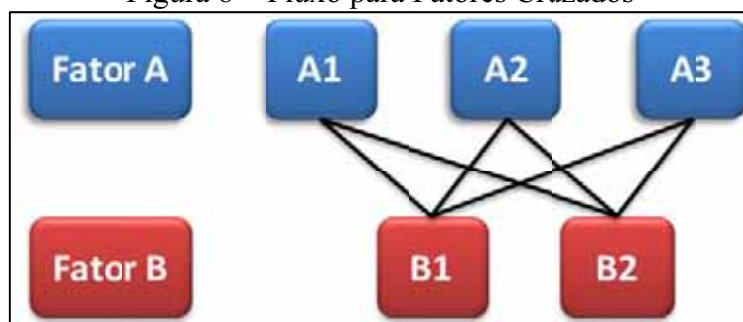
Experimento	Tratamento	Pressão	Temperatura	Resposta
1	61,3MPa e 208°C	-1	-1	Coletar
2	61,3MPa e 260°C	-1	+1	Coletar
3	100MPa e 208°C	+1	-1	Coletar
4	100MPa e 260°C	+1	+1	Coletar

Fonte: Adaptado de Caetano (2010-2012).

- f) Estrutura dos fatores:** Os fatores possuem diferentes estruturas em relação aos níveis, sendo denominados em três tipos: (i) Fatores Cruzados, (ii) Fatores

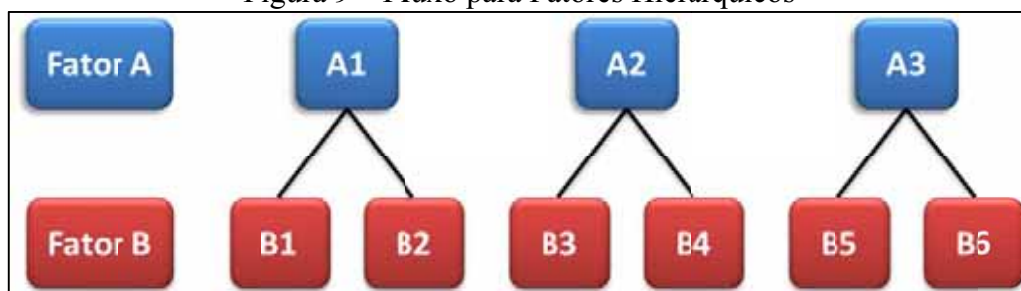
Hierárquicos e (iii) Fatores Mistos. Nas Figuras 8, 9 e 10 estão alguns fluxos que explicam detalhadamente qual é a diferença entre os três tipos: fatores cruzados, para qual todos os níveis podem ser combinados para formar os tratamentos (Figura 8); fatores hierárquicos, para o qual nem todos os níveis dos fatores combinam entre si (Figura 9); e fatores mistos, cuja estrutura possui fatores que são hierárquicos e fatores que são mistos (Figura 10).

Figura 8 – Fluxo para Fatores Cruzados



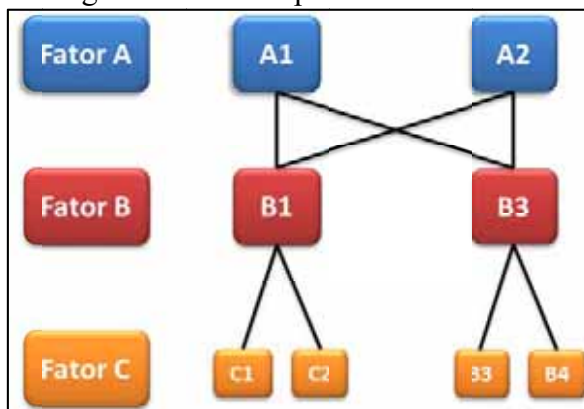
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 9 – Fluxo para Fatores Hierárquicos



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 10 – Fluxo para Fatores Mistos



Fonte: Elaborada pelo autor.



- g) **Tipos de Efeitos:** É importante denotar que existem dois tipos de efeitos que os fatores podem ter sobre a variável resposta: efeitos fixos, que se referem a todos os níveis presentes no experimento e efeitos aleatórios, quando as conclusões dos experimentos devem ser feitas sobre uma população de níveis que não puderam ser todos estudados.
- h) **Procedimento de Aleatorização:** Para que a metodologia estatística esteja presente e seja aplicada corretamente, deve haver a aleatoriedade na coleta dos dados da característica de interesse para que seja produzida uma medida de variabilidade necessária aos testes, e a estimação de efeitos dos fatores de controle na resposta seja calculada. Para tanto, usa-se a repetição de experimentos que podem seguir planos experimentais de dois tipos: completamente aleatorizado, para o qual cada unidade experimental tem igual probabilidade de receber qualquer um dos tratamentos sem nenhuma restrição, isto é, com todas as unidades experimentais homogêneas; e com restrições, para o qual as unidades experimentais são possivelmente heterogêneas, tornando o experimento pouco preciso devido ao erro amostral ser alto. Neste último caso, são considerados subconjuntos controláveis denominados *blocos*.

O DOE pode ser utilizado em diversas áreas tais como: desenvolvimento de produto, melhoria de processos, pesquisas de marketing e operações de negócios, entre outros, porém, o resultado esperado geralmente é o mesmo para todas elas. Segundo Montgomery (2009b), a redução de custo, do tempo de desenvolvimento, da variabilidade, aproximação do nominal e melhoria dos rendimentos do processo são decorrências desse estudo. Para atingir esses resultados, autores como Barker (1990), Montgomery (2009a) e Werkema e Aguiar (1996) recomendam ainda que etapas sejam definidas e seguidas para a montagem de um planejamento de experimentos.

As etapas sugeridas pelos autores acima seguem a seguinte lógica: definição do problema e objetivos, seleção da variável resposta, escolha dos fatores e níveis, escolha do tipo de experimento, execução do experimento, análise dos dados e conclusão/ação. As três primeiras fases foram descritas através das primeiras etapas do DMAIC e as demais etapas serão descritas nos tópicos seguintes. A sequência dessas etapas antes do experimento é importante para que não haja um gasto de tempo e custo na obtenção dos valores. Contudo, além da sequência de etapas, é importante que durante todo o processo haja um

acompanhamento dos envolvidos, bem como o conhecimento e domínio sobre as variáveis de controle para que não resulte em nenhum erro que possa invalidar os resultados (WERKEMA; AGUIAR, 1996; COLEMAN; MONTGOMERY, 1993).

Tendo conhecimento dos objetivos, conceitos iniciais e orientações para aplicação, pode-se dizer que o planejamento e a análise de experimentos estão conectados diretamente ao número de tratamentos, sob os quais se deseja investigar alguma hipótese de interesse no estudo. Além disso, à medida que o número de tratamentos aumenta, também se eleva a complexidade do experimento, pois em alguns casos as combinações dos níveis podem não ser viáveis na prática ou o custo da experimentação é demasiado grande (PERES; SALDIVA, 1982). Nesses casos usa-se o experimento fatorial fracionado que segundo Gualdamez (2002), tem um alto potencial de aplicação em experimentos industriais devido ao uso de uma quantidade pequena de experimentos para a verificação da influência de um grande número de fatores.

Portanto, um profundo conhecimento dos efeitos das propriedades dos materiais e processos testados é importante no sentido de auxiliar na criação de um Planejamento de Experimento real e viável (VERMA et al., 2009). Neste trabalho, como será possível a realização de um experimento fatorial completo, não se colocará de maneira detalhada a metodologia dos experimentos fatoriais fracionados.

### **2.2.1 Planejamento Fatorial $2^k$**

Os experimentos industriais devem ser organizados e planejados a partir de uma matriz experimental, na qual será considerado o número de fatores de controle, o número de níveis, os fatores não controláveis do processo, o número de réplicas, as restrições e as possíveis interações que possam ocorrer entre os fatores avaliados. Esse planejamento deve garantir que as informações coletadas sejam confiáveis e que os recursos (equipamentos, pessoas, materiais e informações) sejam bem utilizados (COLEMAN; MONTGOMERY, 1993; GALDÁMEZ, 2002; MONTGOMERY, 2009b). Para tanto, o planejamento fatorial é muito utilizado tendo como objetivo de implementar através da equipe responsável todos os tratamentos da matriz experimental (BOX; BISGAARD, 1987).

O planejamento fatorial é classificado de acordo com o número de níveis dos fatores de controle, sendo o planejamento fatorial  $2^k$  geralmente o mais utilizado, ao qual será dada ênfase neste trabalho. O uso desse planejamento implica em  $k$  fatores de controle com 2 níveis cada, sendo  $2^k = N$ , o número de experimentos a serem construídos para a definição das

relações importantes dos fatores com a (s) variável (eis) resposta (s). Os níveis dos fatores podem ser baixo e alto, ou -1 e +1, ou simplesmente - e +. A matriz experimental pode ser construída alternando-se entre + e - na primeira coluna, em grupos de 2 na segunda coluna, em grupos de 4 na terceira coluna, em grupos de 8 na quarta coluna e assim por diante alternando-se grupos de  $2^{k-1}$  em  $2^{k-1}$  (DEVOR et al., 1992). Estes autores ainda afirmam que a chamada ordem padrão garante que todas as colunas da matriz sejam ortogonais entre si sendo possível calcular todos os efeitos causados pelos fatores de controle na (s) resposta (s) do estudo. Além da visualização da análise de efeitos dos fatores individuais, o planejamento fatorial possui propriedades que permitem a análise de mais de um fator ao mesmo tempo, ou seja, permitem a identificação e análise dos efeitos das interações importantes. Uma definição mais detalhada é a de que em um planejamento fatorial, os efeitos de um fator ou efeitos da interação de fatores são alterações na variável resposta quando há mudança entre os níveis (efeito principal), ou alterações na variável resposta a partir da mudança de um fator dentro dos níveis de outro fator (efeitos de interação). Um modelo de matriz experimental baseado num planejamento fatorial  $2^3$  pode ser visualizado na Tabela 3. Dessa forma, se fosse planejado um experimento fatorial completo com 3 fatores de 2 níveis cada para a montagem do modelo seriam necessários ser estimados 9 componentes sendo: 3 efeitos principais, 3 efeitos de interações de 2 fatores, 1 efeito de interação de 3 fatores. Além dos 7 componentes da Tabela 3, mais um deve ser considerado referente a estimativa do intercepto do modelo, representando a média global dos efeitos. Para planejamentos com mais fatores segue-se o mesmo raciocínio (BOX; HUNTER, 1957; MONTGOMERY, 2009b; SANCHEZ, 2005).

**Tabela 3 – Matriz experimental para um planejamento fatorial  $2^3$**

Condições experimentais (N)	Termos						
	1	2	3	1,2	1,3	2,3	1,2,3
1	-1	-1	-1	+1	+1	+1	-1
2	+1	-1	-1	-1	-1	+1	+1
3	-1	+1	-1	-1	+1	-1	+1
4	+1	+1	-1	+1	-1	-1	-1
5	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1
6	+1	-1	+1	-1	+1	-1	-1
7	-1	+1	+1	-1	-1	+1	-1
8	+1	+1	+1	+1	+1	+1	+1

**Fonte:** Adaptado de Sanchez (2005).

O processo experimental desta técnica consiste na realização de testes em todos os tratamentos possíveis, ou seja, todas as combinações cruzadas de níveis dos fatores, conforme as colunas dos fatores 1, 2 e 3 apresentadas na Tabela 3 para um exemplo de um planejamento

fatorial  $2^3$ . Para cada condição experimental deve haver uma resposta a ser coletada e representada por  $y_i$ , para  $i$  de 1 a  $N$ . Porém, para que seja possível estimar todos os efeitos são necessárias duas ou mais replicações do experimento e portanto resultando em duas ou mais respostas  $y_i$  para cada condição experimental (DEVOR et al., 1992). Vale ressaltar também que a orientação usual para a coleta dos dados, de acordo com as condições experimentais, é de que estas sejam feitas em ordem aleatória para evitar o viés nos dados (FESTING, 2001). Porém, apesar de ser um conselho geral, alguns autores afirmam que a aleatorização dos tratamentos pode causar efeitos tendenciosos no cálculo dos estimadores. Por exemplo, as alterações entre diferentes níveis dos fatores controláveis de uma máquina em um experimento industrial poderiam causar um desgaste na mesma e consequentemente os cálculos dos estimadores dos efeitos estariam comprometidos, bem como as conclusões finais do experimento. Para mais informações sobre a ordem de aplicação de tratamentos, ver: Cheng e Jacroux (1988), Jacroux e Ray (1991), Wang e Jan (1995) e Angelopoulos et al. (2009).

Considerando a coleta de alguns dados, contendo  $a$  grupos ou classes com  $n$  replicações cada e considerando também que essas observações,  $y_{ij}$  (para  $i$  de 1 até  $a$  e  $j$  de 1 até  $n$ ), seguem uma distribuição de dados Normal com média  $\mu$  e variância  $s^2$ . Então, um modelo linear de primeira ordem, no qual a variável resposta é descrita por uma função linear dos tratamentos, pode ser escrito conforme a equação (2), a qual possui  $\mu$  como a média global de todas as observações,  $a$  como as classes das observações e o componente aleatório  $e$  que reflete a combinação de efeitos da variação natural entre as replicações e os erros de medida. Todos os mais complexos tipos de modelagem podem ser derivados da equação (2), adicionando uma ou mais classes (ARMSTRONG et al., 2002).

$$y_{ij} = \mu + \alpha_i + e_{ij} \quad (2)$$

Considerando um estudo onde os efeitos são fixos, ou seja, a inferência a ser realizada se limita aos fatores utilizados no experimento, Montgomery (2009b) e Devor et al. (1992) definem que o modelo estatístico do planejamento fatorial  $2^3$  conforme a Tabela 3 é dado pela equação (3). O modelo para o caso geral, segue o mesmo raciocínio, aumentando os efeitos principais e as interações, à medida que aumentam os fatores.

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + \gamma_k + (\tau\beta)_{ij} + (\tau\gamma)_{ik} + (\beta\gamma)_{jk} + (\tau\beta\gamma)_{ijk} + \varepsilon_{ijk} \quad (3)$$

onde:

$y_{ijk}$  = variável resposta—para 2 níveis do fator X1; 2 níveis do fator X2; 2 níveis do fator X3

$\mu$  = efeito comum independente dos fatores ou média global dos resultados

$\tau_i$  = efeito principal do  $i$ -ésimo nível do fator X1 ( $i=1$  ou  $2$ )

$\beta_j$  = efeito principal do  $j$ -ésimo nível do fator X2 ( $j=1$  ou  $2$ )

$\gamma_k$  = efeito principal do  $k$ -ésimo nível do fator X3 ( $k=1$  ou  $2$ )

$(\tau\beta)_{ij}$  = efeito da  $ij$ -ésima interação ( $i=1$  ou  $2$  ;  $j=1$  ou  $2$ )

$(\tau\gamma)_{ik}$  = efeito da  $ik$ -ésima interação ( $i=1$  ou  $2$  ;  $k=1$  ou  $2$ )

$(\beta\gamma)_{jk}$  = efeito da  $jk$ -ésima interação ( $j=1$  ou  $2$  ;  $k=1$  ou  $2$ )

$(\tau\beta\gamma)_{ijk}$  = efeito da  $ijk$ -ésima interação ( $i=1$  ou  $2$  ;  $j=1$  ou  $2$  ;  $k=1$  ou  $2$ )

$\varepsilon_{ijk}$  = erro aleatório experimental

Em todo o processo de experimentação existe algum tipo de falha, que pode ser denominada erro experimental. Esse erro pode ser originário de diversas categorias tais como: participação de diferentes analistas, variação do sistema de medição, variação da matéria prima, entre outros. Quanto menor o erro, mais preciso é o experimento e para que seja possível essa medição são necessárias réplicas (aplicação dos tratamentos em unidades experimentais diferentes) ou repetições (aplicação de um tratamento mais de uma vez numa mesma unidade experimental) do experimento. Assim, com a magnitude do erro é possível avaliar qual influência de um determinado fator na variável resposta. Contudo, para que sejam utilizados esses cálculos é necessário levar em consideração a suposição de que  $\varepsilon_{ijk} \sim N(0; \sigma^2)$ , ou seja, os erros devem ser independentes e devem seguir uma distribuição Normal com média 0 e variância  $\sigma^2$  (COLEMAN; MONTGOMERY, 1993; LILAND; FAERGESTAD, 2009; MONTGOMERY, 2009b).

### 2.2.2 Análise de Variância para um experimento fatorial $2^k$

O princípio básico do Planejamento de Experimentos é utilizar as informações de um experimento corretamente planejado em análises estatísticas que possam resultar em aceitação ou negação de hipóteses formuladas pelo grupo responsável por dirigir os experimentos no processo produtivo. Em termos técnicos a verificação da adequação do modelo e a

significância dos efeitos, sejam eles principais ou de interação, devem ser realizadas através das hipóteses que são estudadas por meio da Análise de Variância (ANOVA). Barker (1990) denomina todo esse processo como inferência estatística sobre o experimento. Os experimentos devem ser planejados para testar claramente essas hipóteses de maneira simples e que não traga erros durante as execuções. Além disso, na análise desses experimentos a ANOVA é usada para testar as hipóteses de que não há diferença entre as médias dos tratamentos através da comparação das variâncias (FESTING, 2001; ARMSTRONG et al., 2002).

Para a análise estatística do experimento aplicando a ANOVA usa-se o modelo da equação (3) generalizado para  $k$  fatores. O conjunto de dados desse modelo geral está representado na Tabela 4, na qual os valores coletados são representados por  $Y_{ij}$ , sendo  $i$  a representação dos tratamentos que variam de 1 a  $a$  e  $j$  representando a variação por dentro do tratamento de 1 a  $n_i$ , onde  $n_i$  é o número de unidades experimentais em cada tratamento.

Assim, o número total de unidades experimentais é representado por  $N = \sum_{i=1}^a n_i$ . Na Tabela 4 observam-se também os Totais e as Médias de cada tratamento no caso geral de um experimento  $2^k$ . A representação desses cálculos está no Quadro 1 de fórmulas (BOX et al., 2005; MONTGOMERY 2009b).

**Tabela 4 – Representação geral dos dados**

Tratamentos	Observações				Totais	Médias
<b>1</b>	$y_{11}$	$y_{12}$	$\cdots$	$y_{1n_1}$	$y_{1\bullet}$	$\bar{y}_{1\bullet}$
<b>2</b>	$y_{21}$	$y_{22}$	$\cdots$	$y_{2n_2}$	$y_{2\bullet}$	$\bar{y}_{2\bullet}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\cdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
<b>A</b>	$y_{a1}$	$y_{a2}$	$\cdots$	$y_{an_a}$	$y_{a\bullet}$	$\bar{y}_{a\bullet}$
					$y_{\bullet\bullet}$	$\bar{y}_{\bullet\bullet}$

**Fonte:** Adaptado de Box et al. (2005) e Montgomery (2009b).

**Quadro 1 – Equações dos Totais e Médias apresentados na Tabela 4**

$$\begin{aligned}
y_{i\bullet} &= \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij} \quad , \text{ total do i-ésimo tratamento} \\
\bar{y}_{i\bullet} &= \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij} = \frac{y_{i\bullet}}{n_i} \quad , \text{ média do i-ésimo tratamento} \\
y_{\bullet\bullet} &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij} \quad , \text{ total das observações} \\
\bar{y}_{\bullet\bullet} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij} = \frac{y_{\bullet\bullet}}{N} \quad , \text{ média geral independente dos tratamentos} \\
\text{onde } N &= \begin{cases} n * a & , \text{ experimentos balanceados} \\ \sum_{i=1}^a n_i & , \text{ experimentos não balanceados} \end{cases}
\end{aligned}$$

**Fonte:** Adaptado de Montgomery (2009b).

Considerando a análise sobre um modelo de efeitos fixos, isto é, considerando o planejamento que gira em torno somente dos efeitos utilizados no experimento, as hipóteses de interesse devem ser primeiramente sobre as interações da maior para a menor seguida das verificações das hipóteses sobre os efeitos principais. Se as interações forem significativas consequentemente os efeitos principais envolvidos nessas interações devem ser incluídos no modelo mesmo que não sejam significativos (GUALDÁMEZ, 2002). Para um planejamento fatorial  $2^3$ , considerando o modelo da equação (3), a sequência de hipóteses a serem testadas seria conforme o Quadro 2.

Quadro 2 – Hipóteses a serem testadas para um 2<sup>3</sup>

Efeitos de Interação:	$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : (\tau\beta\gamma)_{ijk} = 0 \quad \forall i, j, k \\ H_1 : (\tau\beta\gamma)_{ijk} \neq 0 \quad p / \text{ pelo menos um } i, j \text{ e } k \\ \\ H_0 : (\tau\beta)_{ij} = 0 \quad \forall i, j \\ H_1 : (\tau\beta)_{ij} \neq 0 \quad p / \text{ pelo menos um } i \text{ e } j \\ \\ H_0 : (\tau\gamma)_{ik} = 0 \quad \forall i, k \\ H_1 : (\tau\gamma)_{ik} \neq 0 \quad p / \text{ pelo menos um } i \text{ e } k \\ \\ H_0 : (\beta\gamma)_{jk} = 0 \quad \forall j, k \\ H_1 : (\beta\gamma)_{jk} \neq 0 \quad p / \text{ pelo menos um } j \text{ e } k \end{array} \right. ;$
Efeitos Principais:	$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : \tau_i = 0 \\ H_1 : \tau_i \neq 0 \quad p / \text{ pelo menos um } i \\ \\ H_0 : \beta_j = 0 \\ H_1 : \beta_j \neq 0 \quad p / \text{ pelo menos um } j \\ \\ H_0 : \gamma_k = 0 \\ H_1 : \gamma_k \neq 0 \quad p / \text{ pelo menos um } k \end{array} \right.$

**Fonte:** Elaborada pelo autor.

Montgomery (2009b) e Barker (1990) afirmam então, que testar as hipóteses de um experimento planejado implica na verificação se todos os efeitos são iguais ou se ao menos existe um que se destaca. O conceito da ANOVA em relação à análise dos experimentos planejados é a comparação entre as diferentes variâncias dos fatores em relação a variável resposta. Contudo, para que seja feita essa comparação é necessário particionar a variabilidade total dos valores observados em duas componentes: uma devido ao modelo (parte não aleatória) e outra devido aos erros aleatórios, conforme a equação (4) (BUSSAB; MORETTIN, 2006; JURAN; GRZYNA, 1988; LILAND; FAERGESTAD, 2009). No Anexo – A está descrito o desenvolvimento para a equação (4).

$$Variabilidade Total = Variabilidade Modelo + Variabilidade dos Erros \quad (4)$$



O Anexo – A também mostra as operações para encontrar o estimador da variabilidade dos erros, ou seja, o quadrado médio dos erros (QME) e o estimador da variabilidade dos tratamentos (QMTr). Os dois estimadores possuem uma relação entre sua específica soma de quadrados e o grau de liberdade associado à mesma. No caso da SQE, ou seja, no caso da soma dos quadrados dos desvios das observações em relação a cada média de cada um dos tratamentos,  $N-a$  é o grau de liberdade associado. Já o SQTr, também desenvolvido no Anexo – A, que é a soma dos quadrados dos desvios da média de cada tratamento em relação a média total, tem  $a-1$  como o grau de liberdade associado. Vieira (1999) define que quanto maior a SQTr maior a variabilidade entre os tratamentos e consequentemente é possível verificar a existência da diferença entre eles. Da mesma forma quanto maior a variabilidade dentro dos tratamentos, ou quanto maior o SQE, menor será a variabilidade entre tratamentos e consequentemente poderá não existir diferença entre os mesmos. Com essas conclusões, pode-se verificar a veracidade ou não das hipóteses. Portanto, o QME e o QMTr podem ser definidos como estimadores de mínimos quadrados não viciados (de mínima variância) de  $\sigma^2$  sob a hipótese nula de que os efeitos dos tratamentos sejam iguais a 0. Assim, a razão da equação (5) poderia ser construída, sendo que, quanto mais próxima de 1 está a razão, mais próximo se está de não rejeitar a hipótese nula; caso contrário, a medida que a razão cresce mais se está próximo de rejeitar a hipótese nula (BUSSAB; MORETTIN, 2006; JURAN; GRZYNA, 1989; MONTGOMERY, 2009b, VIEIRA, 1999)).

$$\frac{QMTr}{QME} \approx 1 \quad (5)$$

Porém, quão perto de 1 está essa razão? Esse é um questionamento que Cochran (1952) prova através de seu teorema que diz que quadrados de variáveis com distribuição Normal (0,1) têm distribuição quiquadrado e que a soma destes também segue uma distribuição quiquadrado. Então, sob a hipótese de que os erros aleatórios seguem distribuição Normal (0,  $\sigma^2$ ) e sob a hipótese de que QMTr e QME seguem uma distribuição quiquadrado com  $a-1$  e  $N-a$  graus de liberdade respectivamente, resulta-se na equação (6), isto é, a razão entre duas quiquadrados resulta em uma distribuição F. Portanto, rejeita-se a hipótese nula se a razão da equação (6) for maior que um valor de F de Snedecor com graus de liberdade  $a-1$  e  $N-a$  respectivamente a um erro tipo I de  $\alpha$ , onde erro tipo I é a probabilidade de afirmar que pelo menos um tratamento é diferente, dado que na verdade eles são iguais. Outra leitura do erro tipo I poderia ser dada pela probabilidade de rejeitar a hipótese nula dado que ela é

verdadeira. Todas essas informações sobre o teste de hipóteses dos efeitos estão apresentadas na Tabela 5 para facilitar a visualização (BUSSAB; MORETTIN, 2006).

$$\frac{QMTr}{QME} \sim F_{a-1, N-a} \quad (6)$$

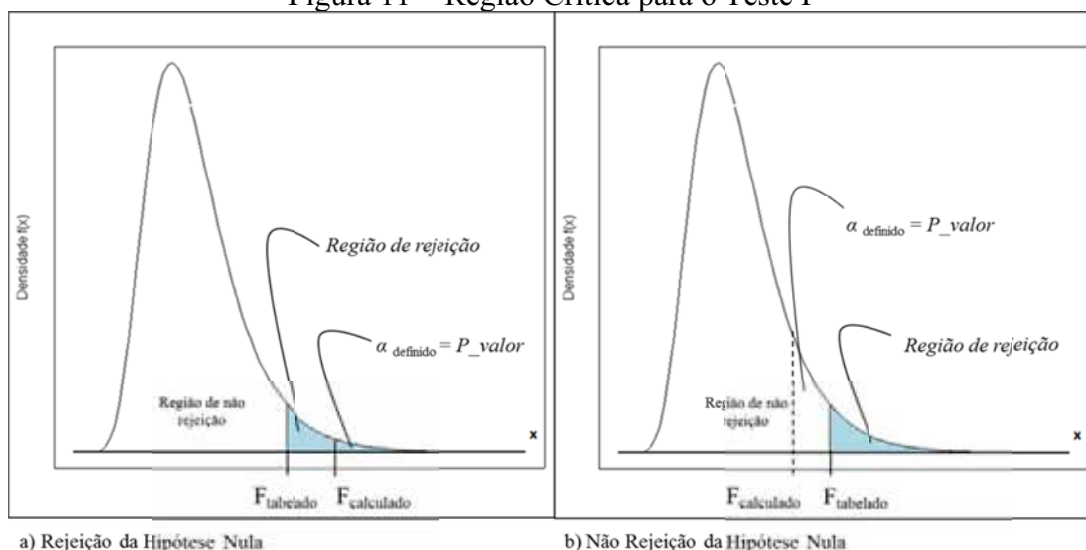
**Tabela 5 – Tabela ANOVA**

Fonte de Variação	Graus de Liberdade	Soma de Quadrados	Quadrados Médios	F
Modelo (Tratamentos)	a-1	SQTr	SQTr/(a-1)	QMTr/QME
Erro	N-a	SQE	SQE/(N-a)	
Total	N-1	SQT	-	

**Fonte:** Adaptado de Morettin e Bussab (2006).

A verificação de rejeição ou não da hipótese nula pode ser feita comparando-se o resultado da coluna F da Tabela 5, com o valor tabelado da F de Snedecor, ou utilizando a comparação da probabilidade  $\alpha$  do erro tipo I, determinada pelo pesquisador, com um valor  $p$  calculado. Esse valor  $p$ , no caso do teste de hipótese em questão é probabilidade do valor F de Snedecor tabelado ser maior que o calculado. Para mais detalhes dos cálculos do valor  $p$ , ver Searle et al. (1992) e Magalhães e Lima (2007). Para uma melhor visualização, a Figura 11 (a) representa a rejeição da hipótese nula e a Figura 11 (b) representa a não rejeição da hipótese nula, para as quais o valor  $p$  pode ser comparado à região de rejeição e o  $F_{\text{calculado}}$  pode ser comparado com o F tabelado, para verificação das hipóteses. Lembrando que a região hachurada é a região de rejeição de  $H_0$ .

**Figura 11 – Região Crítica para o Teste F**



**Fonte:** Adaptado de Bussab e Morettin (2006).

A SQTr é formada pelo somatório de todas as somas de quadrados dos fatores principais e interações conforme a equação (7). A estimativa da variabilidade para cada efeito principal e de interação portanto, deve ser feita de acordo com a reconstrução da ANOVA conforme apresentado na Tabela 8. Caso o tratamento em questão seja uma interação, os graus de liberdade de cada fator devem ser multiplicados. Assim, a coluna F deve ser comparada a um valor tabelado da F de Snedecor ou um  $p\_Valor$  deve ser calculado e comparado com o  $p\_Valor$  determinado pelo experimentador, assim como na análise anterior (GUALDÁMEZ, 2002; MONTGOMERY, 2009b).

$$SQ_i = \frac{(Efeito_i)^2}{n2^k}, i=1,...,k \quad (7)$$

**Tabela 6 – Tabela da ANOVA detalhada**

Fonte de Variação	Graus de Liberdade	Soma de Quadrados	Quadrados Médios	F
Tratamento Tr <sub>1</sub>	t <sub>1</sub> -1	SQTr <sub>1</sub>	SQTr <sub>1</sub> /(t <sub>1</sub> -1)	QMTr <sub>1</sub> /QME
Tratamento Tr <sub>2</sub>	t <sub>2</sub> -1	SQTr <sub>2</sub>	SQTr <sub>2</sub> /(t <sub>2</sub> -1)	QMTr <sub>2</sub> /QME
...	...	...	...	...
Tratamento Tr <sub>a</sub>	t <sub>a</sub> -1	SQTr <sub>a</sub>	SQTr <sub>a</sub> /(t <sub>a</sub> -1)	QMTr <sub>a</sub> /QME
Erro	N-a	SQE	SQE/(N-a)	
Total	N-1	SQT	-	

**Fonte:** Gualdamez, (2002) e Montgomery (2009b).

A forma de análise da ANOVA estudada é uma das maneiras de analisar os efeitos dos fatores principais e de interação (BARROS NETO et al., 2001). Outra forma muito utilizada é a análise dos efeitos via regressão linear, que consiste em definir um modelo de regressão linear tal como a equação (8), na qual  $\beta_0$  é a média geral da resposta, os valores  $x_i$  para  $i=1,...,p$  assumem os valores de -1 ou +1 dependendo do nível fator e  $\varepsilon$  é o erro experimental. O método dos mínimos quadrados é o mais utilizado para estimar os parâmetros  $\beta_i$  do modelo de regressão linear, para que a soma de quadrado dos erros (SQE) seja minimizada (NETER et al., 1985; WEISBERG, 2005; MOHAMED; BODGER, 2005; SINGH, 2006).

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + ... + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i \quad (8)$$

Segundo Bussab e Morettin (2006), o sistema de equações para determinação da estimação dos parâmetros é solucionado por um método apropriado que utiliza a notação

matricial. Portanto, sabendo-se que o modelo da equação (8) pode ser escrito como a equação (9), os estimadores dos parâmetros  $\beta$  devem ser calculados através de  $\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y$  e o modelo de regressão linear ajustado e o vetor de resíduos devem ser calculados por  $\hat{Y} = X\hat{\beta}$  e  $\varepsilon = Y - \hat{Y}$ , respectivamente. Mais informações sobre os estimadores de mínimos quadrados, bem como suas propriedades podem ser consultadas em Neter et al. (1985).

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (9)$$

$$\text{onde, } Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

Para verificar a influencia de cada variável no modelo, bem como as exclusões ou inclusões de variáveis que mantêm o modelo mais eficiente existem testes que podem ser aplicados sobre os parâmetros individuais ( $\beta_i$ ), tais como o teste t de Student. Esse teste verifica a veracidade da hipótese de que um parâmetro  $\beta_i$  é igual a zero ou não, sendo que se  $H_0$  não é rejeitada, a variável independente em questão pode ser retirada do modelo. A estatística do teste está na equação (10), e rejeitamos a hipótese nula se  $|t_{\text{calculado}}| > t_{(\alpha/2, n-p-1)}$ , onde  $n$  é o número de observações e  $p$  o número de parâmetros.

$$t_{\text{calculado}} = \frac{\hat{\beta}_i}{\sqrt{\hat{\sigma}^2 C_{ii}}}, \quad i = 1, \dots, p \quad (10)$$

onde  $C_{ii}$  é um elemento da diagonal da matriz  $(X'X)^{-1}$  correspondente a  $\hat{\beta}_i$ .

Porém, para que o modelo de médias (efeitos) ou o modelo de regressão sejam validados e possam ser utilizados as seguintes suposições devem ser atendidas:  $Y \sim N(\mu_i, \sigma^2)$ , ou seja, cada conjunto de dados para cada tratamento deve seguir uma distribuição Normal com média  $\mu$  e variância  $\sigma^2$ ;  $E[\varepsilon_{ij}] = 0$ , ou seja, a esperança

matemática dos erros aleatórios deve estar em torno de 0;  $Var[\varepsilon_{ij}] = \sigma^2$ , isto é, a variância dos erros aleatórios deve ser  $\sigma^2$ ; os  $\varepsilon_{ij}$  não devem ser correlacionados e  $\varepsilon_{ij}$  deve seguir uma distribuição Normal. No próximo tópico será detalhada a verificação dessas suposições e mais algumas importantes para o modelo.

### 2.2.3 Diagnóstico do modelo

A aplicação do modelo de regressão ou de médias é acompanhada do diagnóstico do modelo, ou seja, é acompanhada da verificação do modelo. Esse diagnóstico tem por objetivo validar o modelo estudado e verificar se as suposições iniciais foram atendidas ou não. A não validação do modelo pode comprometer os resultados da metodologia utilizada (ARMSTRONG et al., 2002; FESTING, 2001; TANCO, 2009). Ao aplicar o modelo e realizar os testes foram elaboradas suposições sobre os erros aleatórios de que são *iid*, ou seja, independente e identicamente distribuídos e que os erros seguem distribuição Normal com média 0 e variância  $\sigma^2$ , ou seja,  $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ . Para verificar essas suposições, ou seja, para diagnosticar a validade do modelo podem ser utilizadas técnicas gráficas ou técnicas mais formais como testes. O ideal é combinar as duas técnicas para o diagnóstico do modelo (NETER et al., 1985; WEISBERG, 2005). A seguir são descritos alguns itens para esta análise:

- a) **Presença de valores extremos** – A verificação de valores extremos tem por objetivo identificar as observações que diferem muito dos dados. Porém ao encontrar esses valores, não necessariamente eles devem ser retirados da amostra, mas sim avaliados no que diz respeito a sua importância. Caso não possam ser retirados, métodos robustos podem ser utilizados, ou aplicações de modelos lineares generalizados podem ser utilizadas. Essa verificação pode ser aplicada na análise inicial e exploratória dos dados, através de Diagramas de Pontos e/ou Box Plots e nos resíduos do modelo estimado  $\hat{\varepsilon}_{ij}$ , através do gráfico de resíduos padronizados (equação (11)) versus valores ajustados ou preditos (VIEIRA, 1999).

$$\frac{\hat{\varepsilon}_{ij}}{\sqrt{Var(\hat{\varepsilon}_{ij})}} = \frac{\hat{\varepsilon}_{ij}}{\sqrt{QME}} \quad (11)$$

Além da verificação através de Diagramas de Pontos e Box Plots, uma alternativa seria analisar todos os resíduos que estão fora do intervalo  $[-2; 2]$ , considerando que os erros têm uma distribuição Normal. Para mais informações ver Myers (1990);

- b) Verificação da Independência** – A independência dos resíduos pode ser avaliada construindo um gráfico de resíduos versus a ordem de coleta dos dados, verificando se há algum tipo de padrão ou tendência nos mesmos. A presença de alguma tendência pode indicar a inadequabilidade do modelo utilizado. Outra forma de avaliar a independência dos resíduos, ou seja, detectar a presença de autocorrelação (dependência) nos resíduos é aplicar o teste de Durbin-Watson. O teste é baseado na suposição de que os erros no modelo de regressão, são gerados por um processo autoregressivo de primeira ordem tal como,  $\varepsilon_i = \rho \varepsilon_{i-1} + a_i$ , onde,  $a_i \sim N(0; \sigma_a^2)$  e  $\rho$  ( $|\rho| < 1$ ) é o parâmetro de autocorrelação. Assim, as hipóteses são formuladas para  $\rho$ , de tal modo que  $H_0 : \rho = 0$  e  $H_1 : \rho \neq 0$ , sendo que uma rejeição de  $H_0$  seria o equivalente a dizer que há evidências na amostra de autocorrelação, ou seja, os resíduos não são independentes. Portanto, a estatística de teste  $d_w$ , dada na equação (12), deve ser comparada com as condições da Tabela 7, cujos valores  $d_L$  e  $d_U$  estão na Tabela 24 do Anexo – B (MONTGOMERY; PECK, 1992; WEISBERG, 2005);

$$d_w = \frac{\sum_{i=2}^n (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (12)$$

**Tabela 7 – Comparativos para a verificação de independência de resíduos**

Condição	Conclusão
Se $0 \leq d_w < d_L$	Rejeita-se $H_0$ , ou seja, há evidências na amostra de que existe dependência entre os resíduos
Se $d_L \leq d_w < d_U$	O teste é inconclusivo
Se $d_U \leq d_w < 4 - d_U$	Não rejeitamos $H_0$ , ou seja, há evidências na amostra de que existe independência entre os resíduos
Se $4 - d_U \leq d_w < 4 - d_L$	O teste é inconclusivo
Se $4 - d_L \leq d_w < 4$	Rejeitamos $H_0$ , ou seja, há evidências na amostra de que existe dependência entre os resíduos

**Fonte:** Adaptado de Montgomery e Peck, 1992 e Weisberg, 2005.

- c) **Verificação da Normalidade dos resíduos** – Esse diagnóstico pode ser analisado através de testes ou gráficos. Os testes mais comuns são Shapiro-Wilk, Anderson-Darling e Kolmogorov-Smirnov, que podem ser consultados em Shapiro et al. (1968), Razali e Wah (2011). Graficamente, a verificação mais utilizada é a do gráfico Normal-Probabilístico, da qual espera-se um comportamento linear dos pontos e que pode ser detalhado em Montgomery (2009a);
- d) **Verificação da homoscedasticidade** – A verificação em questão tem por objetivo confirmar se as variâncias das repetições dentro de um tratamento são iguais as dos demais tratamentos, ou seja, tem por objetivo, verificar se  $\sigma^2$  é variável ou não. Essa verificação pode ser feita através de gráficos como resíduos versus valores ajustados (valores preditos), para o qual não deve haver nenhum padrão ou tendência e os pontos devem estar aleatoriamente em torno de 0, ou pode ser feita através de testes como Teste de Hartley (F máximo), Teste de Bartlett e Teste de Levene, cujas metodologias podem ser verificadas em Montgomery (2009a) e Neter et al. (1985).  
Quando houver uma relação da média com a variância (heterocedasticidade), transformações podem ser aplicadas na variável resposta para que os dados possam ser analisados, ou pode-se utilizar outras técnicas de aplicação como modelos lineares generalizados ou métodos não-paramétricos.
- e) **Verificação da linearidade do modelo** – Essa verificação é feita através do teste de falta de ajuste (*Lack of fit*). Para sua aplicação é necessário ter uma ou mais repetições por nível de cada fator de controle. Considerando então o modelo linear da equação (9), a verificação dessa falta de ajuste, ou *lack off fit*, como é apresentado nos softwares estatísticos, é feita da mesma forma que a ANOVA, porém dividindo o quadrado médio da falta de ajuste pelo quadrado médio dos erros puros como na equação (13), cujo desenvolvimento está no Anexo – C. Comparando o resultado então, com um valor F tabelado, ou utilizando o *valor p* a um nível de significância estipulado, verifica-se a rejeição ou não da hipótese nula de que o modelo linear é adequado (MONTGOMERY, 2009b).

$$F_{falta\ de\ ajuste} = \frac{QMF_A}{QME_p} \sim F_{m-a, n-a} \quad (13)$$

### 2.2.4 Análises gráficas

Com os dados dos experimentos em mãos é possível realizar tanto no início da aplicação, ou seja, antes da análise de variância, como depois, para avaliar, quais são as possíveis relações entre os efeitos dos fatores de controle e como eles podem se comportar. Essas análises são feitas através de gráficos dos efeitos dos fatores de controle de acordo com seus níveis denominados efeitos principais ou efeitos de interação. Os efeitos principais referem-se à mudança da resposta média quando o nível de um fator é alterado de (-1) para (+1), sendo que os outros fatores ficam constantes.

O procedimento para essa análise ( $E_i$ ) segue de acordo com a multiplicação dos resultados da coluna  $y_i$  pelos valores  $\pm 1$  da coluna da matriz  $X$  que corresponde ao efeito principal desejado. Tendo estes valores, somam-se os mesmos e divide-se pela metade de ensaios realizados conforme a equação (14). No caso do efeito das interações o que seria visualizado é a alteração produzida na variável resposta a partir da mudança de níveis de um fator dentro dos diferentes níveis do outro fator. Em outras palavras é quando a diferença na variável resposta entre os níveis de um fator não é a mesma nos níveis dos outros fatores utilizando a coluna com sinais da matriz experimental referente à interação desejada, no lugar de  $x_i$  (MONTGOMERY, 2009b; GUALDÁMEZ, 2002).

$$E_i = \frac{\sum_{i=1}^N y_i * x_i}{\left(\frac{N}{2}\right)} \quad (14)$$

Se houvesse a situação criada na Tabela 8 de um experimento fatorial  $2^2$ , os efeitos principais e de interação seriam tais como a Tabela 9 e teriam a interpretação da seguinte maneira: A mudança do nível A1 para o nível A2 do fator A produz um acréscimo de 1 unidade na variável resposta; a mudança do nível B1 para o nível B2 tem um decréscimo de 9 unidades na variável resposta; já em relação aos efeitos de interação pode-se analisar que o comportamento de um fator não é o mesmo para os diferentes níveis do outro fator, pois o efeito de B2 dentro de A e A2 dentro de B são negativos enquanto os efeitos de B1 dentro de A e A1 dentro de B são positivos. Um melhor entendimento pode ser dado através das Figuras 12 e 13, representando geometricamente os efeitos principais e da interação respectivamente.



Tabela 8 – Exemplo de um Experimento Fatorial  $2^2$ 

Fator 1: A	Fator 2: B		Total
	B1	B2	
A1	20	40	60
A2	50	12	62
Total	70	52	122

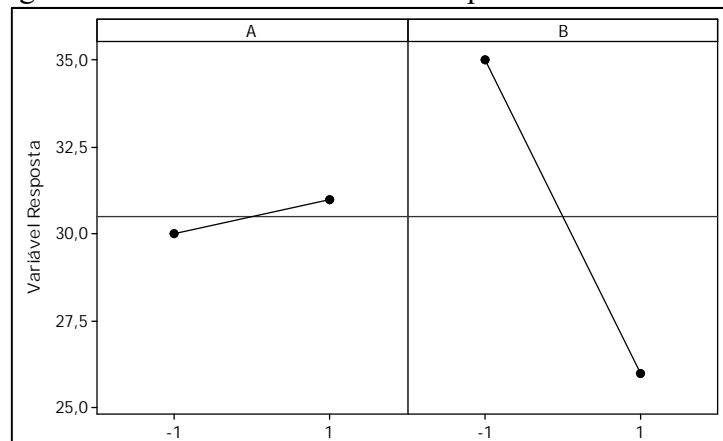
Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 9 – Cálculos dos efeitos principais e de interação para um exemplo de fatorial  $2^2$ 

	Fatores	Efeitos
Efeitos Principais	A	$[(50+12)/2] - [(20+40)/2] = 1$
	B	$[(40+12)/2] - [(50+20)/2] = -9$
	A(B1)	$50 - 20 = 30$
Efeitos da Interação	A(B2)	$12 - 40 = -28$
	B(A1)	$40 - 20 = 20$
	B(A2)	$12 - 50 = -38$

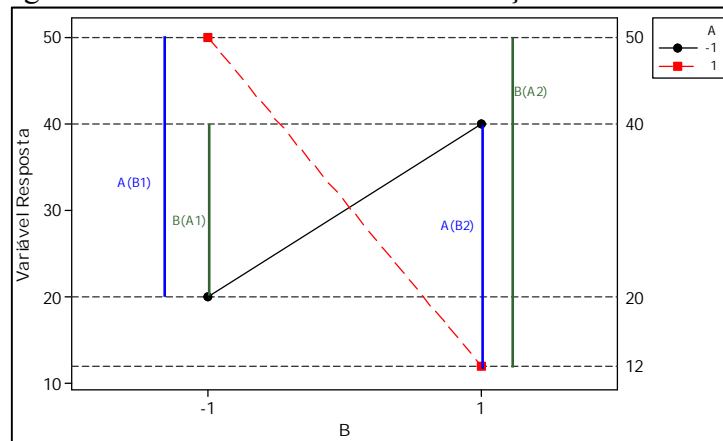
Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 12 – Gráfico de Efeitos Principais dos fatores A e B



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 13 – Gráfico de Efeitos de Interação entre os fatores A e B



Fonte: Elaborada pelo autor.

Os gráficos de interação podem apresentar diferentes tipos de comportamento. Se as retas forem paralelas, pode-se dizer que não existe interação. Do contrário, pode ser que exista interação entre os fatores. Essas interpretações dependem da magnitude da interação e do erro experimental, pois não necessariamente um cruzamento de retas indicará existência da significância dessa relação entre os fatores (BOX; BISGAARD, 1987; MONTGOMERY, 2009b). Existem outros métodos de cálculo de efeitos principais ou de interação que não serão discutidos neste trabalho, mas que podem ser visualizados em Devor et al. (1992), Juran et al. (1951) e Montgomery (2009b).

### **2.2.5 Otimização do processo**

A otimização do processo consiste em definir qual é a melhor combinação de parâmetros do processo que resultam em uma melhor qualidade. A aplicação do Planejamento e Análise de Experimentos irá definir um modelo com esses fatores que influenciam na característica de interesse, bem como a melhor combinação entre os níveis testados que maximizam ou minimizam a variável resposta. Contudo, ao determinar essas condições ótimas e organizar o processo para segui-las, é importante manter um padrão a ser seguido para que todo o trabalho planejado não tenha sido em vão. O Controle Estatístico de Processos permite então que essas características de interesse sejam monitoradas, mantendo-as dentro dos limites pré-estabelecidos e proporcionando indicações de quando tomar ações de correção, reduzindo a variabilidade, melhorando a qualidade inerente, a produtividade, a confiabilidade e o custo (SCHEIDEGGER, 2006; STANEK et al., 2011).

As condições ótimas que são encontradas de acordo com os níveis dos fatores testados podem não ser exatamente as melhores para otimizar a resposta. Para tanto, a Metodologia de Superfície de Resposta (MSR) é um estudo mais aprofundado e indicado, cujo intuito é aplicar mais experimentos nas regiões ou direções encontradas no DOE, até que a melhor condição seja encontrada. Neste trabalho somente serão identificadas as condições ótimas dos níveis testados no DOE, ou seja, a MSR não será aplicada. Mais detalhes podem ser vistos nos seguintes autores: Bas e Boyaci (2007), Box e Draper (1987), Box e Hunter (1957), Calado e Montgomery (2003), Cochran e Cox (1957), Guedes (1996), Montgomery (2009b), Myers et al. (1989), Myers e Montgomery (1995) e Pignelli et al. (2009).

### 2.2.6 Possíveis problemas na aplicação do DOE

O DOE estuda no processo, os efeitos de variáveis sobre uma ou mais respostas para a solução de um determinado problema, sendo que tudo tem início no planejamento sobre qual ou quais dessas variáveis serão estudadas e como esses problemas serão solucionados por meio de um ou mais testes. As consequências da aplicação de um DOE são mais experimentos a serem feitos e/ou mais ações a serem implementadas no processo. Porém, se a metodologia não for seguida corretamente, ou se houver interferências durante a aplicação, os resultados dos experimentos não serão satisfatórios. Firka (2011) apresenta alguns desses problemas distribuídos em três dimensões, as quais serão detalhadas a seguir:

- a) **Dimensão estatística** – Essa perspectiva de problemas relaciona suposições e métodos estatísticos que podem ocorrer, tais como: a coleta de dados históricos ao invés de uma nova, que pode prejudicar os resultados por não se saber como esses dados foram coletados; a consideração da variável resposta de dados com distribuição Binomial ou Poisson (distribuições discretas) como contínuas sem antes verificar os pressupostos para uso; a falta de análise apropriada dos resíduos que devem ser analisados não só para validar o modelo, mas também como conhecimento do processo; erro na comunicação de resultados de respostas transformadas predizendo valores fora do escopo do estudo do experimento; entre outros problemas (FIRKA, 2011; MONTGOMERY, 2009b).
- b) **Dimensão técnica ou metodológica** – É a dimensão que relaciona os caminhos da condução dos experimentos no planejamento para atingir as conclusões. Alguns dos problemas relacionados a essa perspectiva são: a realização dos experimentos sem um plano e delineamento apropriados; o esquecimento da adição de participantes chaves para identificar os fatores; não acrescentar blocos, quando houver, para aumentar a precisão do experimento; falta de controle de variáveis de fora do experimento; não validação dos instrumentos usados na experimentação; ausência de uma rodada piloto, principalmente quando os níveis de alguns fatores são testados pela primeira vez; entrada de dados incorreta, sendo recomendado ter planilhas de preenchimento separadas para cada tratamento; entre outros problemas (FIRKA, 2011; HAMADA; WU, 2000).

- c) **Dimensão sociológica ou de gestão** – Essa perspectiva relata o uso do DOE no contexto organizacional, sendo que os problemas relacionados a ela são: gastar muitos recursos financeiros no primeiro conjunto de experimentos, ao qual deve ser destinado apenas 25% dos recursos (BOX et al., 2005); ausência de comunicação entre os níveis gerenciais; falta de comunicação entre os operadores e outros participantes do projeto; usar a primeira falha como desculpa para encerrar o planejamento; comunicação fraca ou confusa dos resultados para os envolvidos; entre outros problemas (FIRKA, 2011).

Segundo Coleman e Montgomery (1993) é muito frequente que os experimentos não saiam conforme o planejado no meio industrial e o principal motivo seria uma lacuna existente entre os envolvidos diretamente com o processo, tais como engenheiros e/ou gerentes e os realizadores do experimento, no que diz respeito ao conhecimento e a experiência. Essa lacuna segundo esses autores pode causar combinações indesejáveis entre os níveis de variáveis de controle no delineamento, erro predito inadequado, ordem de observação inadequada, conjunto inapropriado de variáveis de controle, identificação inadequada de fatores a serem mantidos ou tratados como problemas, causando resultados imprecisos, entre outros.

A melhor maneira de comunicação entre os envolvidos diretamente no processo e os realizadores dos experimentos é uma troca de opiniões, para que todos concordem entre si e estejam cientes dos objetivos (BOX et al., 1978; HAHN, 1984). Assim, o objetivo poderá ser cumprido se o planejamento for detalhado, se um delineamento apropriado for selecionado, se o experimento for conduzido com sucesso, se os dados forem analisados corretamente e se os resultados forem reportados efetivamente (COLEMAN; MONTGOMERY, 1993). Com a análise do experimento em mãos, então surge a necessidade de manutenção dos padrões atingidos para que o estado do processo não volte a ser o que era antes. Para tanto, o uso das Cartas de Controle é muito significativo e eficiente e será detalhado no próximo tópico.

### 2.3 Cartas de Controle

Terminadas as etapas do uso de ferramentas de Melhoria da Qualidade, tal como o planejamento de experimentos, é necessário aplicar uma metodologia de monitoramento do processo para que as condições de operação definidas não se desviem e façam com que o processo retorne ao ponto inicial do projeto. Esse monitoramento pode ser feito através das Cartas de Controle, que são ferramentas efetivas do Controle Estatístico de Processo (SHU et

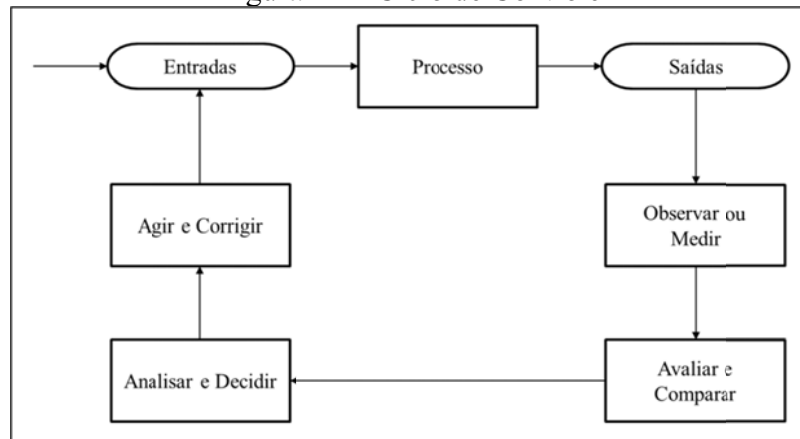
al., 2004). Porém, antes que o CEP e as Cartas de Controle sejam definidos e aprofundados, é importante definir o que é realmente um processo. Segundo Hradesky (1989), processo é qualquer combinação de material, máquinas, ferramentas, métodos e pessoas; para Campos (1992) é um conjunto de causas que provocam um ou mais efeitos; já para Harrington (1993) processo é como qualquer atividade que recebe uma entrada agrega-lhe valor e gera uma saída; para Ishikawa (1993), enquanto houver causas e efeitos, ou fatores de causas e características, tudo pode ser um processo; Juran (1995) define processo como uma série sistemática de ações direcionadas para a consecução de uma meta; e por fim, Davis (2001), afirma que processo é como qualquer etapa ou conjunto de etapas envolvidas na transformação de insumos. Todas as definições convergem basicamente para dois tipos de processos: o empresarial, que gera serviço com tarefas interligadas e dá apoio ao processo produtivo e às metas da organização; e o produtivo, que envolve diretamente a manufatura. Neste trabalho será dada ênfase somente no processo produtivo, porém, deixa-se claro que o processo empresarial também é importante para as corporações no que diz respeito à organização e gerenciamento. Mesmo tendo uma divisão na linha de pensamento, os processos, independentemente de qual ramo pertencem, possuem variações no desempenho de produtos e/ou serviços. Essas variações possuem causas que podem ser de interesse da organização, tornando-se necessária, a investigação das mesmas. O CEP é usado então, para estabelecer não apenas os níveis estimados de variação presentes no processo, mas também para encontrar as causas das mesmas. Além disso, cada processo possui diversos parâmetros característicos dessas variações, mas não é necessário estudar todos, sendo que as metodologias como o DOE, a análise de regressão, FMEA, entre outras, ajudam a definir quais são esses principais parâmetros a serem monitorados (DALE e SHAW, 1991). No caso deste trabalho será utilizado o DOE

O CEP é útil na melhoria da qualidade, sendo referenciado a mais de 40 anos pelas indústrias japonesas e deve ser usado para ajudar a encontrar as melhorias dos objetivos corporativos. Nas últimas décadas, houve um aumento da tendência de melhora na eficácia desses controles, pois à medida que a redução da variabilidade é atingida, torna-se mais difícil identificar as fontes de variações fazendo-se necessário cada vez mais o uso de ferramentas apropriadas (DALE; SHAW, 1991; ECKES, 2001; JURAN; GRYNA, 1988; JOBSON, 1992; MITRA, 2004). Além disso, é um conjunto de ferramentas para o monitoramento *on-line* da estabilidade e melhoria da capacidade do processo. Através dessas ferramentas é possível analisar e monitorar o comportamento do processo usando a coleta contínua dos dados identificando possíveis causas de desvios, responsáveis pelas alterações no processo

(JENSEN et al., 2006; LIMA et al., 2006; MONTGOMERY, 2009a). O uso de métodos estatísticos, como esse, não implica na resolução de todos os problemas e desvios no processo, mas é uma forma de detectar e identificar mudanças no comportamento do mesmo o mais rápido possível de maneira organizada e lógica fazendo com que ações corretivas sejam efetuadas e que o processo seja corrigido antes do produto ficar pronto (CHAMBERS; WHEELER, 1992; ROTONDARO et al., 2008; SCHEIDEGGER, 2006).

O CEP pode ser aplicado, não só em processos industriais, mas em qualquer tipo de processo que envolva uma sequência de passos repetitivos, ou seja, pode ser aplicado tanto a processos manufatureiros quanto a processos não-manufatureiros (BREYFOGLE, 1999). As Cartas de Controle ou Gráficos de Controle são as ferramentas mais utilizadas no CEP e são definidos como tipos de gráficos utilizados para o acompanhamento de um processo. Esses gráficos determinam estatisticamente limites de controle dados por uma linha superior (limite superior de controle), uma linha inferior (limite inferior de controle) e uma linha central, usados para monitorar e calcular parâmetros do processo. O objetivo dos gráficos é verificar se o processo está sob controle, ou seja, se existem causas especiais no processo. No caso da identificação de algum problema, as ações devem ser tomadas no processo, especificamente na causa do defeito e não no produto final. Assim, uma ação sobre o processo usando as Cartas de Controle como identificador de problemas é mais econômica, pois previne que as características variem muito em relação aos valores de referência. Um ciclo simples de aplicação das cartas deve conter as entradas e saídas do processo, as etapas em que devem ser observados e avaliados os dados, além da etapa de tomada ações caso seja necessária (Figura (14)) sendo que, essas ações no processo podem ser mudanças nas operações (treinamento para operadores e mudanças nos materiais de entrada) ou mudanças nos elementos do processo (equipamentos, comunicação e projeto do processo) (JOHNSON; WICHERN, 2007; MONTGOMERY, 2009a; ROTONDARO et al., 2008; SHU et al., 2004).

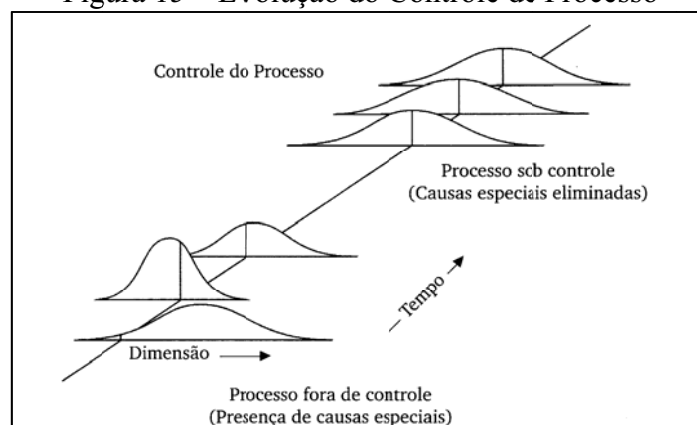
Figura 14 – Ciclo de Controle



**Fonte:** Adaptado de Rotondaro et al. (2008).

Os problemas encontrados no processo podem ser devido a dois tipos de causas: as comuns e as especiais ou assinaláveis. Rotondaro et al. (2008) afirmam que um processo é dito estável se contém somente causas comuns, mas é normal esperar por causas especiais, porém estas devem ser eliminadas até que o processo se mantenha estável (Figura (15)), o que pode demorar meses ou até anos. As causas comuns de variação podem também ser eliminadas, porém irá exigir mudanças substanciais e podem ser incorporadas ao longo da determinação dos limites de controle (WOODALL et al., 2004).

Figura 15 – Evolução do Controle de Processo



**Fonte:** Adaptado de Rotondaro et al. (2008).

Em muitas aplicações do CEP, a qualidade do processo pode ser representada pelo monitoramento de uma única característica de qualidade ou por um vetor de características de qualidade, denominadas como variáveis respostas do processo (MAHMOUD; WOODALL, 2004). Inicialmente o Dr. Walter A. Shewhart desenvolveu as Cartas de Controle para Variáveis que segundo Ramos (2000), consiste na medição de uma única característica de

interesse, cujos valores são resultados de algum tipo de medição quantitativa, tais como peso, resistência, diâmetro, etc. Segundo Duncan (1986), Shewhart sugeriu ainda, que as Cartas de Controle devessem servir, primeiramente, para definir uma meta ou padronização de um processo ao qual a gestão pretende atingir e que esses gráficos podem ser usados como uma média para julgar se a meta foi alcançada ou não. Além dos gráficos de controle para variáveis Shewhart também desenvolveu os gráficos de controle para atributos, isto é, gráficos utilizados quando a característica de interesse não pode ser expressa em termos de valores numéricos, como por exemplo, o número de defeitos. A partir do momento que surgiram essas cartas, outros tipos foram desenvolvidos, tal como os gráficos multivariados e gráficos de controle usando regressão (WOODALL, 1997).

Independente do tipo de gráfico, em geral, o CEP é implementado em duas fases: Fase I - Retrospectiva: a qual refere-se à análise dos parâmetros do processo e verificação se o processo está sob controle, eliminando as causas de variação, ou seja, se o processo está estabilizado ou não; Fase II - Monitoramento: referente à detecção da mudança nos parâmetros de controle ao longo do tempo a partir do uso de dados retirados com uma certa frequência do processo e utilizando-os para a identificação de causas de problemas. Faltin et al. (1997) afirmam que a maioria dos trabalhos encontrados na literatura sobre cartas de controle não têm um bom desempenho, pois não separam essas duas fases em sua metodologia, o que atrapalha a disseminação de novas metodologias no meio industrial. Para a verificação de estabilidade do processo podem ser utilizadas diversas cartas, tais como  $\bar{X} - chart$ ,  $S - chart$ ,  $p - chart$ ,  $np - chart$ ,  $CUSUM$ ,  $EWMA$ ,  $EWMA_{REG}$ , gráficos de regressão, entre outros (WOODALL, 2000; PEDRINI, 2009; PEDRINI; CATEN, 2011; BERSIMIS et al., 2006).

### 2.3.1 Fase I do Controle Estatístico de Processos

Na fase I, os gráficos de controle são utilizados para estudar uma referência histórica, incluindo o estado atual e a definição do estado desejado. Uma vez que o processo esteja sob controle, os parâmetros do processo são estimados e os limites de controle podem ser usados na fase posterior de monitoramento (JENSEN et al., 2006). Nesta fase o objetivo é ter certeza de que o processo está operando dentro dos limites aceitáveis sobre causas comuns de variação e que não há causas especiais presentes (CHAKRABORTI et al., 2008). Para Woodall (2006), o interesse da fase I está na verificação da estabilidade do processo e estimação dos parâmetros sob controle para construir os métodos da fase II.



Algumas empresas têm conhecimento dos limites de especificação, que são aqueles conhecidos pelos envolvidos no processo e que não foram construídos sobre um estudo do mesmo. Porém esses limites de especificação possuem uma amplitude muito grande e podem estar aceitando muitos pontos que poderiam estar fora de controle. Assim, limites de controle devem ser construídos com base nos parâmetros do processo. Como é difícil encontrar empresas que conhecem os parâmetros do processo, é necessário estimá-los através das amostras retiradas na fase I. Shewhart (1939, p. 66) disse: *“Na maioria das circunstâncias práticas, o trabalho mais difícil de todos é escolher a amostra que é usada como base para estabelecer o range de tolerância (limites de controle)”*. As amostras coletadas devem ser representativas e de tamanho suficiente para garantir a acurácia dos limites de controle (JENSEN et al., 2006). Montgomery (2005) recomenda de 20 a 30 amostras coletadas independentemente uma das outras para esta fase. Os limites de controle calculados através dessas amostras são considerados como limites de testes e devem ser frequentemente revisados e refinados para garantir que o processo esteja sob controle. Montgomery (2005) afirma que os gráficos de controle ou gráficos de Shewhart são particularmente adequados para a aplicação da Fase I, pois são gráficos de uso geral e que detectam mudanças significativas no processo.

A construção dos gráficos é realizada a partir de  $m$  amostras de mesmo ou diferentes tamanhos, das quais são coletados os valores de uma ou mais características em questão (variável aleatória observada). O objetivo é verificar o comportamento dessa variável aleatória ao longo de um período. Quando pontos são encontrados fora dos limites calculados, essas amostras devem ser removidas, os limites recalculados e o gráfico reconstruído. Tratando-se de um monitoramento univariado, os limites de controle podem ser estabelecidos como  $Média \pm 3 \text{ desvios padrão}$ , onde 3 seria o número de desvios padrão em relação ao parâmetro, que pode ser alterado de acordo com o objetivo do projeto. Se as amostras forem caracterizadas como uma distribuição Normal, 99,73% dos pontos estarão dentro dos limites de controle, neste caso. Se algum ponto estiver fora dos limites de controle, independe do tipo de gráfico, isso pode ser considerado muito significativo no processo, pois a probabilidade de falar que o processo está fora de controle, quando na verdade está sob controle (erro tipo I ou  $\alpha$ ), é muito baixa. Outro fator importante é tal que se os limites possuem uma amplitude muito grande, ou seja, se os limites são largos, o risco de não tomar uma ação onde é necessário aumenta (erro tipo II ou  $\beta$ , que é a probabilidade de falar que o processo não está fora de controle, quando na verdade ele está). Quando os limites são estreitos, o risco de se tomar uma ação onde não é necessário também aumenta (erro tipo I ou  $\alpha$ , que é a probabilidade de

falar que o processo está fora de controle quando na verdade ele não está) (JURAN; GRZYNA, 1988; ROTONDARO et al., 2008).

Vários gráficos de controle para dados contínuos são baseados nas suposições de que a característica de qualidade de interesse segue uma distribuição Normal, porém, essa suposição nem sempre é válida. (JENSEN et al., 2006). Pesquisas recentes mostram estudos de gráficos de dados com distribuição não normal como Sim (2003a), que investiga o desempenho de medidas que seguem distribuição Gama; Sim (2003b) que estuda gráficos de controle para o monitoramento da variabilidade de dados que seguem uma distribuição Gaussiana inversa; e Sim e Wong (2003) que estudam gráficos R para monitorar alterações na variabilidade de dados que seguem uma distribuição Exponencial, Laplace ou Logística. Os gráficos não paramétricos requerem uma grande quantidade de dados em relação aos paramétricos. Eles devem ser usados apenas quando fica claramente justificado que os dados da (s) característica (s) de qualidade não seguem distribuição Normal ou aproximadamente Normal (JENSEN et al., 2006).

Muitos trabalhos sobre a estimação de parâmetros de efeitos têm sido desempenhados por gráficos de Shewhart. Porém, a maioria dos processos de produção está sujeita a múltiplas etapas na fabricação fazendo com que vários fatores ao longo das etapas influenciem na qualidade final da característica em estudo. Essa condição fez com que outros gráficos fossem desenvolvidos, tais como EWMA (Exponentially Weighted Moving Average ou Médias Móveis Exponencialmente Ponderadas), CUSUM (Cumulative Sum), EWMAREG (Exponentially Weighted Moving Average Regression ou Médias Móveis Exponencialmente Ponderadas para os Resíduos de uma Regressão), gráficos auto correlacionados, gráfico de controle de regressão entre outros (JENSEN et al., 2006; MONTGOMERY, 2009a).

O fato deste trabalho utilizar o DOE como uma das etapas do DMAIC, fez com que influenciasse na escolha da carta de controle a ser estudada, pois tendo um modelo estatístico como resultado, significa que há fatores que influenciam na característica da qualidade e isso precisa ser considerado no controle do processo para que não haja nenhuma falsa interpretação de resultados. Portanto, verificou-se na literatura os variados tipos de cartas que considerassem a relação entre característica de qualidade e fatores de controle tais como, EWMA, EWMAREG e Gráfico de Controle de Regressão, determinando este último como carta de controle final para aplicação.

### **2.3.2 Fase II do Controle Estatístico de Processos**

Nesta fase amostras do processo são monitoradas para verificar desvios do estado de controle. Se as estatísticas do gráfico são observadas dentro dos limites, o processo é considerado estável ou sob controle. Caso contrário, ou seja, caso essas estatísticas estejam fora dos limites de controle, é sinal de que o processo está fora de controle e ações corretivas podem ser necessárias no processo (DALE; SHAW, 1991). Os métodos da fase I são usualmente aplicados para verificar a probabilidade de um sinal (ponto fora dos limites de controle), enquanto que os métodos da fase II tem o objetivo de detectar os sinais antes que eles ocorram (WOODALL, 2006). Para mais detalhes sobre as probabilidades de ocorrência de sinais, ver Costa (1998), Frisén (1992), Montgomery (2009a), Reynolds e Stoumbos (1999) e Sonesson e Bock (2003). Neste trabalho não será acompanhada a fase II do CEP.

### **2.3.3 Benefícios e necessidades na implementação de um CEP**

Geralmente as organizações passam por dois momentos na implementação do CEP e consequentemente na implementação de cartas de controle. O primeiro é quando o CEP é aplicado apenas para satisfazer os requisitos contratuais dos maiores clientes da organização. O segundo momento é quando a organização começa a examinar como deve ser usada a metodologia mais efetivamente em seu processo de melhoria. De qualquer forma, independente do momento que a organização passa, a verificação do desempenho baseado em gráficos de controle é uma necessidade se a mesma é competente no que diz respeito à melhoria, pois eles habilitam a própria empresa a dirigir seus esforços para reduzir e identificar variações em torno de uma meta (DALE; SHAW, 1991). Com as variações identificadas nos gráficos de controle, separa-se as causas entre as comuns e especiais e evita-se frustrações e custo de erros no direcionamento das ações para solucionar os problemas, melhorando então o processo. Assim, com essa melhoria no processo, Slack et al. (2007), Ribeiro e Caten (2011), destacam alguns benefícios da implementação do CEP, tais como:

- a) Redução de retrabalho e refugo, diminuindo consequentemente os custos de fabricação;
- b) Aumento dos níveis de qualidade, ou seja, aumento do percentual de produtos capazes de satisfazer os requisitos dos clientes;
- c) Aumento da probabilidade de produtos aceitáveis;
- d) Previsibilidade na tomada de ações;

- e) Aumento de informações para melhoria do processo.

Para que esses benefícios sejam atingidos, a organização precisa ter o envolvimento das gerências e do departamento de engenharia ou pessoas envolvidas na elaboração e análise das Cartas de Controle, pois os critérios estatísticos e a experiência prática necessitam ser considerados (DALE; SHAW, 1991). Segundo a Ford Motor Company (1985) é comum argumentar que a aplicação do CEP é baseada, na organização, em 10% do senso comum, 20% em conhecimentos estatísticos e 70% na engenharia ou nos envolvidos com a elaboração e análise das Cartas de Controle. Já Pires (2000), afirma que a implementação do CEP com sucesso depende de 10% de conhecimento estatístico e 90% de ações gerenciais. Portanto as ações e decisões da gerência, assim como no DOE, podem afetar diretamente os programas de implementação de CEP, no que diz respeito ao foco na organização da empresa para a diminuição da variação e estabelecimento de um ambiente que dê suporte aos trabalhos em equipe e disponibilização de capacitação através de treinamentos necessários (MONTGOMERY, 2009a; TARÍ, 2005; WALTON, 1986).

#### **2.3.4 Gráfico de Controle de Regressão**

A tarefa básica das Cartas de Controle é indicar quando o processo está fora de controle através do contínuo monitoramento do processo. Em algumas situações a saída do processo é afetada por variáveis, tais como as variáveis de entrada. Essa situação pode levar à desconfiança de que o processo está fora de controle, quando na verdade não há problemas com a operação do mesmo. Para tanto é possível aplicar um tipo de gráfico na saída do processo para entender a influência dessa (s) variável (eis). Essa é a ideia essencial para um ajuste de regressão que foi inserido através do gráfico de controle de regressão proposto por Mandel (1969) com intuito de controlar a variação média da característica de qualidade que ocorre em função da alteração do ajuste das variáveis de controle do processo, ao invés de controlar uma média constante, como é feito usualmente nos gráficos de Shewhart (PREDRINI; CATEN, 2011; SHU et al., 2004).

O trabalho de Mandel (1969) foi muito importante entre os pesquisadores da área e fez com que outros autores continuassem seu trabalho, desenvolvendo novas vertentes dos gráficos de controle. Hawkins (1991) levou em consideração os conceitos de ajuste de regressão de Mandel, aplicando o controle de qualidade multivariado nos desvios do modelo, propondo o uso do gráfico CUSUM (soma cumulativa) baseado nos resíduos de regressão do

mesmo. Em 1993, ele ainda modificou a técnica aprimorando a metodologia. Outros gráficos foram estudados para aprimorar o monitoramento de processos com gráficos de regressão, como Wade e Woodall (1993), que desenvolveram conceitos similares aos de Hawkins, trabalhando nos gráficos de controle de causa-seleção e Pedrini e Caten (2011), que desenvolveram o gráfico de controle de regressão para monitoramento da característica de qualidade. Além disso, muitos pesquisadores mostram que os gráficos de controle de regressão têm desempenho muito competitivo com outros métodos, porém todos os seus resultados se baseiam na suposição de que há uma relação entre a resposta do processo e a (s) variável (eis) de controle. Portanto, caso os parâmetros da regressão não sejam corretamente calculados, os resultados dos gráficos de controle não serão viáveis para o monitoramento (SHU et al., 2004). Segundo Pedrini e Caten (2011), frequentemente o processo precisa ser controlado pelos operadores através da manipulação de variáveis de controle, fazendo com que a suposição i.i.d. (independente e identicamente distribuído), da característica de qualidade usada para os gráficos de controle mais clássicos, como gráficos de Shewhart, não seja atendida e consequentemente fazendo com que a média e o desvio padrão da característica de qualidade sejam alterados. Por esses motivos, pesquisadores como Bagshaw e Johnson (1975) e Shu et al. (2004), investigaram e estudaram os efeitos dos parâmetros de processos.

Além do estudo dos efeitos dos parâmetros, autores como Gupta et al. (2007), estudaram a linearidade entre as relações da característica (s) de qualidade e as covariáveis (variáveis independentes), no contexto do CEP. Kang e Albin (2000) propuseram a fase I e a fase II da aplicação dos gráficos de controle utilizando essas relações; Stover e Brill (1998) estudaram a fase I da aplicação dos gráficos de controle de regressão; Brill (2001) estudou extensões da aplicação e Kim et al. (2003), que propuseram um controle estatístico de processo para o monitoramento na fase II dos processos. Este presente trabalho irá aplicar a metodologia usada por Pedrini e Caten (2011), que diz respeito ao gráfico de regressão de Mandel modificado, para acompanhar o monitoramento de um processo que possui relações lineares. Nos próximos tópicos serão detalhadas as etapas dessa metodologia.

#### **2.3.4.1 O Modelo de Regressão Linear Múltipla**

Segundo Weisberg (2005) e Neter et al. (1985), o modelo de regressão linear múltipla, é uma metodologia estatística que permite estudar a relação linear de uma característica de

qualidade de um processo qualquer com  $p$  fatores (variáveis) de controle nos termos da equação matricial (15).

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (15)$$

$$\text{onde, } Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix} \quad e \quad \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

Na equação (15),  $Y$  é o vetor dos valores observados da característica de qualidade,  $X$  é a matriz das  $p$  variáveis de controle e  $n$  observações,  $\beta$  é o vetor dos coeficientes de regressão associado às variáveis de controle,  $n$  é o numero de observações e  $\mathcal{E}$  é o vetor dos erros experimentais não observáveis que são estimados pelo vetor de resíduos ( $e$ ), onde  $e = Y - \hat{Y}$ , ou seja,  $e$  é a diferença entre os valores observados e os valores estimados da resposta.

Segundo Neter et. al. (2005), se o número de observações ( $n$ ) for maior que número de variáveis de controle, o estimador de mínimos quadrados ordinários (MQO) dos parâmetros do Modelo de Regressão Linear Múltiplo (MRLM), denotados por  $\hat{\beta}' = (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_p)$ , pode ser escrito pela equação (16). Assim, os valores ajustados da equação (15), podem ser escritos como  $\hat{Y} = X\hat{\beta}$ .

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y \quad (16)$$

Porém, para que o MRLM seja validado, segundo Neter (1985), as suposições abaixo devem ser verificadas assim como no diagnóstico do modelo usado nas análise do DOE:

- a) As variáveis de controle e a característica de qualidade do processo (que deve ser uma variável contínua) devem ter uma relação linear;
- b) Os erros devem seguir uma distribuição normal com média 0 e variância desconhecida  $\sigma^2$ ;
- c) Os erros não devem ser correlacionados;
- d) As variáveis explicativas (ou fatores de controle) devem ser controladas pelo experimentador.

Portanto, encontrado o estimador do vetor de parâmetros  $\beta$ , um estimador não viciado da variância dos erros do modelo ( $\hat{\sigma}^2$ ), segundo Weisberg (2005), é dado pelo quadrado médio dos resíduos (QMR) na equação (17).

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{e'e}{n-p+1} = \frac{(Y-\hat{Y})'(Y-\hat{Y})}{n-(p+1)} = \frac{SQR}{n-(p+1)} = QMR. \quad (17)$$

Então, para verificar se há uma relação significativa entre a característica de qualidade do processo e as variáveis de controle, aplica-se a técnica de Análise de Variância (ANOVA), conforme já citada na Tabela 7 e que pode ser reescrita conforme a Tabela 10.

Tabela 10 – Análise de Variância (ANOVA)

Origem	Graus de liberdade	Soma de Quadrados	Soma de Quadrados Médios	Estatística F
<b>Regressão</b>	$P$	$SQR = \hat{\beta}' X' Y - \frac{Y' I Y}{n}$	$QMR = \frac{SQR}{p}$	$F_0 = \frac{QMR}{QME}$
<b>Resíduos</b>	$n-p-1$	$SQE = Y' Y - \hat{\beta}' X' Y$	$QME = \frac{SQE}{n-p-1}$	
<b>Total</b>	$n-1$	$SQT = Y' Y - \frac{Y' I Y}{n}$		

Fonte: Adaptado de Morettin e Bussab (2006) e Weisberg (2005).

Na Tabela 10,  $I = II'$  é uma matriz  $n \times n$  e se a estatística calculada  $F_0$  for maior do que o valor tabelado da F-Snedecor ( $F_{(1-\alpha; p; n-p-1)}$ ) rejeitamos a hipótese nula, ou seja, pode existir pelo menos um fator de controle significativo. Para avaliar se o modelo obteve um bom ajuste, ou seja, se a proporção da variabilidade da variável resposta foi bem explicada pelos fatores de controle, calcula-se o Coeficiente de Regressão ( $R^2 = SQR / SQT$ ), para o qual, quanto mais próximo de 1, maior a proporção de variabilidade explicada e melhor o modelo (podendo ser multiplicado por 100, para uma análise em percentuais) (MORETTIN; BUSSAB (2006); WEISBER, 2005). Caso haja necessidade de fazer uma predição de uma nova observação, é necessário assumir que o modelo de regressão estimado seja válido para o novo conjunto de dados e que essa observação seja independente dos dados usados para estimar os parâmetros de regressão (MONTGOMERY et al., 2001).

### 2.3.4.2 Desenvolvimento do Gráfico de Controle de Regressão

Com o modelo construído e analisado então é possível preparar os dados para a aplicação do gráfico de controle de regressão. Mandel (1969) apresenta o gráfico de regressão contendo as linhas centrais e os limites inclinados em relação à abscissa relacionando a característica de qualidade e uma variável de controle. O cálculo dos limites está nas equações (18), (19) e (20), nas quais  $L$  é o número de desvios padrão ( $\sqrt{QME}$ ) em que os limites superior e inferior se encontram da linha central. Segundo Montgomery (2009a), a constante  $L$  tem o objetivo de definir a sensibilidade da identificação de grandes ou pequenas mudanças no processo, isto é, dependendo de quais são os interesses no monitoramento do gráfico de controle, os valores são definidos para mais ou para menos. Hunter (1989) recomenda o uso de  $L=3$  para uma identificação de aproximadamente 14 pontos antes da condição fora de controle.

$$LSC_i = \hat{y}_i + L\sqrt{QME} \quad (18)$$

$$LC = \hat{y}_i \quad (19)$$

$$LIC_i = \hat{y}_i - L\sqrt{QME} \quad (20)$$

Apesar do gráfico de controle de regressão ser simples, o gráfico de Mandel (1969), tem o eixo horizontal como os valores da variável de controle, fazendo com que se perca a ordem temporal dos dados dificultando a realização e interpretação gráfica da verificação de estabilidade. Além dessa desvantagem, o gráfico de Mandel (1969) somente pode ser calculado para processos com uma única variável de controle. A partir disso, outros gráficos foram propostos para suprir essas desvantagens, como Haworth (1996) que propôs o gráfico de controle de regressão múltipla usando os resíduos padronizados como variável de monitoramento, porém também não foi bem aceito já que os limites eram obtidos somente pelo uso do desvio padrão de uma nova observação (PEDRINI; CATEN, 2009). Shu et al. (2004) propuseram o gráfico EWMAREG, que monitora os resíduos padronizados através de um gráfico de médias móveis exponencialmente ponderadas (EWMA). Todos esses autores tiveram a vantagem de manter a ordem dos dados que não havia no gráfico de Mandel (1969).

Os gráficos estudados depois do gráfico de Mandel (1969) foram todos baseados no controle dos resíduos, porém, segundo Montgomery e Mastrangelo (1991), alguns operários,



os quais terão contato direto com o gráfico, sentem dificuldades em interpretar as cartas de controle que são baseadas em resíduos, portanto os autores recomendam o uso de procedimentos que monitorem diretamente as características de qualidade. Nesse sentido, Pedrini e Caten (2011) propuseram o uso do gráfico de regressão de Mandel (1969) (construído através das equações (18), (19) e (20)), que permite o monitoramento direto da característica de qualidade que depende de uma ou mais variáveis de controle, ao invés do monitoramento dos resíduos de regressão, apenas com a alteração de que as amostras são plotadas na ordem temporal e não de acordo com o valor das covariáveis. Para tanto, há uma sequência de etapas para encontrar o gráfico de controle final, bem como seus parâmetros e limites calculados na Fase I de um CEP. O primeiro passo é coletar dados suficientes em uma amostra significativa contendo o valor da característica de qualidade anotada, além dos valores das variáveis de controle no momento da coleta. Esses dados podem ser históricos ou originários de um Planejamento de Experimentos (PEDRINI; CATEN, 2011). Na sequência, o modelo deve ser ajustado, com seus parâmetros calculados e com as devidas verificações de validação do mesmo para que a avaliação de estabilidade do processo seja analisada. Assim, com a regressão validada, o gráfico proposto pode ser construído através dos valores previstos da característica de qualidade. Neste trabalho será discutida e aplicada somente a fase I do CEP, ficando para trabalhos futuros o monitoramento ao longo do tempo. Na próxima seção será apresentada a verificação de estabilidade do processo através da análise do gráfico de controle para a fase I do CEP.

#### **2.3.4.3 Interpretação e verificação de estabilidade das Cartas de Controle**

A estabilidade do processo na fase I do CEP é um fator importante na interpretação dos gráficos de controle, de todos os tipos, que é feita através da verificação da existência de causas especiais. Um processo estável deve conter os pontos do gráfico distribuídos aleatoriamente em torno da linha central e não pode haver padrões do tipo tendências crescentes ou decrescentes, ciclos e pontos fora dos limites de controle. Muitos autores descrevem regras, que podem ser chamadas como regras sensibilizantes para gráficos de controle, porém segundo Montgomery (2009a), essas regras somente devem ser usadas quando se aplica a fase I, ou quando se tem por objetivo a estabilização do processo. Já quando o processo estiver razoavelmente estável, o uso rotineiro dessas regras para detectar pequenas mudanças deve ser desencorajado devido à dependência entre as regras que pode confundir a análise e fazer com que falsos alarmes sejam dados. Um conjunto dessas

principais regras está na Tabela 11 (MONTGOMERY, 2009a; WESTER ELECTRIC, 1956; ROTONDARO et al., 2008). Rotondaro et al. (2008) ainda afirma que apesar de existirem algumas regras, as análises dos gráficos de controle não identificam toda e qualquer causa especial. Portanto, aquele que analisa os gráficos deve tomar muita atenção mesmo com os pontos que são falsos alarmes.

**Tabela 11 – Verificação de estabilidade do processo**

<b>Verificação</b>	<b>Critério</b>
Ponto (s) fora dos limites de controle	Um ou mais pontos acima do LSC ou abaixo do LIC
Presença de ciclos ou tendências	Seis pontos consecutivos aumentando ou diminuindo. Pontos oscilando para cima e para baixo, formando ciclos.
Estratificação ou falta de variabilidade	Quinze pontos consecutivos muito próximos da linha central. Quatorze pontos consecutivos se alternando para cima e para baixo.
Sequência de pontos próximos dos limites de controle	Oito pontos consecutivos fora da região próxima do limite superior e inferior. Dois ou três pontos consecutivos na região do limite superior ou inferior. Quatro ou cinco pontos consecutivos fora da região próxima da linha central.
Sequência de pontos do mesmo lado da linha média	Nove pontos consecutivos do mesmo lado da linha média.

**Fonte:** Adaptado de Wester Electric (1956), Rotondaro et al. (2008) e Montgomery (2009a).

Para Ribeiro e Caten (2011) cada amostra coletada, um novo teste de hipótese é realizado nos quais são testados se a média ou variabilidade do processo se mantêm, isto é, se o processo continua estável ou se existe alguma causa especial presente. Eles ainda afirmam que a probabilidade de um ponto cair dentro dos limites de controle é de 99,73% fazendo com que o processo se encontre estabilizado levando em consideração as análises da Tabela 11. Caso contrário, quando um ponto não estiver dentro dos limites, a probabilidade dele não fazer parte do processo é muito pequena (0,27%). Assim, pode-se dizer que o processo foi alterado devido à presença de causas especiais, ou seja, é necessário averiguar se realmente elas existem ou se a alteração ocorreu devido aos erros tipo I ou tipo II (RIBEIRO; CATEN, 2011).

### 3 MÉTODO DE PESQUISA

Este trabalho destina-se a apresentar um conjunto de aplicações em um processo de Melhoria da Qualidade utilizando como base o ciclo DMAIC. Inseridos neste contexto, destacam-se o uso do DOE e das Cartas de Controle como as principais metodologias aplicadas. O desenvolvimento dessas metodologias e o detalhamento de obstáculos ao longo do experimento são feitos por meio de uma aplicação em uma indústria do setor de cosméticos, a qual não possui as metodologias citadas fomentadas em sua cultura organizacional.

Portanto, o acompanhamento é feito através de um projeto proposto para a organização avaliado pelos gestores responsáveis pela produção, qualidade e processo. Além disso, como a cultura de aplicação dessas metodologias para melhoria da qualidade não é muito fundamentada na empresa, o projeto é considerado como piloto e uma determinada área do processo produtivo foi definida e mantida como teste para a coleta das informações.

Devido ao uso estratégico dos resultados para a organização, são divulgadas somente características gerais do estudo, ou seja, as informações detalhadas do produto e processo estudados são mantidas em sigilo. Portanto, a organização será denominada ao longo do texto como indústria ou organização XPTO. Além disso, para que as pesquisas sejam realizadas eficientemente na área de Engenharia de Produção e Gestão de Operações, Miguel et al. (2012) afirmam que é necessário verificar as seguintes práticas metodológicas: definição do método de pesquisa, abordagem de pesquisa e recorte temporal. Essas práticas relacionadas com o estudo em questão estão descritas nos itens a seguir:

- a) **Método de pesquisa** - O presente trabalho é definido então como estudo de caso, no que diz respeito ao método de pesquisa, pois é um trabalho do tipo empírico que investiga um dado fenômeno dentro de um contexto real através de um ou mais objetos de análise.
- b) **Abordagem da pesquisa** - O estudo desta pesquisa possui uma abordagem quantitativa, em razão de seus resultados serem mensuráveis, fazendo com que não haja nenhum subjetivismo influenciando os fatos.
- c) **Recorte Temporal** - Essa prática metodológica é dada como estudo transversal, isto é, as observações são coletadas num único momento, não existindo período de estudo.

### 3.1 Estratégia do trabalho

O trabalho foi dividido em 4 etapas. Na primeira, foram levantados os conceitos referentes ao tema baseados em livros, teses, dissertações, artigos publicados em periódicos e manuais difundidos na indústria. Os estudos desses materiais foram encontrados em diferentes áreas tais como: farmacêutica, soldagem, agropecuária, automobilística e médica, porém não foram encontrados muitos trabalhos em indústrias de cosméticos. Além disso, poucos trabalhos descrevem, na prática, a aplicação conjunta dessas metodologias e suas dificuldades encontradas apesar de muitos autores as recomendarem, tal como Tong et al. (2004).

A segunda etapa consistiu em aplicar a metodologia de Melhoria da Qualidade em uma indústria do setor de produção de cosméticos, cujo ambiente e condições industriais proporcionavam espaço para uma pesquisa piloto. Assim, no início dos meses de julho e setembro de 2013 realizaram-se reuniões com os responsáveis pelas áreas produtivas, de qualidade e de processo, para que fosse trabalhado o tema e para convencê-los de que a aplicação das metodologias iria trazer muitos benefícios para a indústria.

Foi necessário elaborar uma apresentação com os benefícios da proposta deste trabalho especificando quais seriam os resultados almejados na aplicação do projeto de melhoria, sempre deixando claro que haveria a coordenação deste autor. Além disso, nesse período, foi realizada uma familiarização dos produtos, processo, ambientes produtivos e operadores para que fosse verificada a real necessidade de criação do projeto. Desse modo, com o apoio de todos os envolvidos, a implementação da Melhoria da Qualidade utilizando o DMAIC com foco no Delineamento de Experimentos e Cartas de Controle piloto, foi conduzida em meados de outubro de 2013.

A terceira etapa basicamente referiu-se à condução do projeto de melhoria da qualidade criado na indústria de cosméticos através do uso do DMAIC como trilha para os aspectos: coleta de informações sobre o processo, levantamento de indicadores utilizados para a tomada de decisões, definição do direcionamento do projeto piloto, conhecimento do processo através de fluxos, definição de qual etapa do processo será aplicado o planejamento e execução do experimento, análise dos dados coletados de acordo com a metodologia estudada e implementação da primeira fase do Controle Estatístico de Processo através das Cartas de Controle.

A quarta e última etapa do trabalho consistiu na apresentação dos resultados aos envolvidos no projeto, desde gerentes até analistas que colaboraram com a condução da

pesquisa, evidenciando todos os pontos de melhoria, dificuldades encontradas e propostas de trabalhos futuros. Além disso, aos colaboradores que lidam diretamente com o processo, foi desenvolvido e apresentado um treinamento para o uso da carta de controle e monitoramento da mesma.

### **3.2 Método de Coleta**

Ter uma visão abrangente dos métodos de mensuração para a coleta dos dados é muito útil. Um primeiro critério de mensuração seria o uso de instrumentos formalizados, por exemplo, planilhas de levantamento de estoque ou aparelhos que registram a audiência de um determinado canal; ou o não uso de instrumentos formalizados para coleta das informações, que seriam como a observação do pesquisador sobre um determinado assunto. Um segundo tipo de critério de classificação para coleta de dados seria dividir a forma de comunicação empregada como verbalizada, que seriam entrevistas, por exemplo, ou não verbalizada, que seriam os estudos observacionais (BOLFARINE; BUSSAB, 2005; SILVA, 2004).

Em uma coleta experimental, cada um dos experimentos e cada tipo de processo possuem análises de unidades experimentais que podem ser destrutivas (não podem ser reutilizadas) ou não destrutivas (podem ser reaproveitadas) ao mensurar a característica de qualidade. Portanto, o tamanho da amostra a ser coletado para análise varia muito, tendo que se adaptar a cada um desses processos (SILVA, 2004).

Este trabalho é classificado como um levantamento experimental para selecionar informações, cuja coleta é feita através de um instrumento formalizado (balança de pesagem dos produtos de qualidade aceitável) e possui característica de pesquisa não verbalizada, ou seja, característica de um estudo observacional. Além disso, neste trabalho as amostras são não destrutivas, pois o material pode ser refeito, o que permite um tamanho de amostra maior do que se o teste fosse completamente destrutivo, tendo como única perda do processo o tempo. Quanto as amostras dos experimentos, estas são retiradas sistematicamente através de sorteios aleatórios de um elemento a cada intervalo de tempo, que no caso é de 3 passos por minuto, formando os  $n$  elementos de cada tratamento.

## 4 RESULTADOS DA APLICAÇÃO DO DOE E CEP NO CONTEXTO DMAIC

O presente capítulo apresenta os resultados da aplicação dos métodos estatísticos no contexto DMAIC realizada no período de setembro a outubro de 2013, em uma indústria do setor de cosméticos localizada no interior de São Paulo. A primeira seção deste capítulo será a apresentação da caracterização da indústria em questão, já a segunda aborda o projeto de melhoria da qualidade, sendo dividida a partir das cinco etapas do ciclo DMAIC: definir, medir, analisar, melhorar e controlar.

### 4.1 Caracterização da indústria de Cosméticos

A indústria selecionada para a aplicação das metodologias estudadas no Capítulo 2, pertence ao setor de cosméticos e possui um faturamento maior através dos produtos fabricados para outras grandes organizações de cosméticos revenderem com suas marcas. Porém, apesar de ter acompanhado a evolução do mercado mundial, essa indústria possui uma sistemática muito escassa de melhoria contínua difundida, não usufruindo da utilização dos métodos estatísticos como o DOE e as Cartas de Controle.

A ausência de aplicação desses métodos faz com que a organização não tenha um conhecimento muito detalhado do processo, não sabendo em qual parte do mesmo atuar para solucionar problemas tais como alto índice de refugo, reclamações de clientes e consumidores, alto custo de retrabalho, tempo de *setup* muito alto nas máquinas, entre outros.

A organização XPTO possui controles de refugo do processo ou perdas de processo produtivo que são visualizados nos indicadores mensais construídos com base nos dados coletados na etapa final do processo. No entanto, esses dados são levantados numa etapa em que já não se pode mais retrabalhar ou reutilizar o produto, ou seja, os produtos finais produzidos com problemas são descartados, gerando alto custo para a empresa. A partir dessa informação, surgiu a necessidade de criar uma forma de acompanhamento do processo que pudesse identificar o problema antes que ele chegasse ao processo final e fosse descartado. Para tanto, seria necessário identificar a principal característica de qualidade causadora dos refugos e seus fatores de influência, recomendando então um projeto de Melhoria da Qualidade para tais mudanças no processo.

Assim, para que o projeto de Melhoria da Qualidade fosse conduzido, foi proposta a criação de um comitê de avaliação formado por integrantes das áreas de Qualidade, Laboratório, Desenvolvimento de produto, Engenharia de Processos e Processo Produtivo,

cujos papéis ao longo do processo foram importantes para garantir a qualidade dos produtos e para levantar informações. Nesse sentido, inicialmente foram coletadas todas as informações e fases do processo, identificando quais eram os locais, equipamentos e tipos de produtos críticos e quais seriam os resultados após a aplicação do projeto. Essas informações coletadas foram apresentadas aos responsáveis pela gestão das áreas participantes, bem como ao gerente industrial para que houvesse a avaliação da veracidade e para que o projeto fosse apoiado por todos. Depois de confirmado o apoio dos gestores responsáveis, reuniões foram mantidas quinzenalmente para que o projeto de melhoria fosse acompanhado pelos responsáveis até que fosse finalizado.

## **4.2 Projeto de Melhoria da Qualidade**

Nos tópicos a seguir são descritas as propostas deste estudo, ou seja, as atividades utilizadas nas etapas da metodologia DMAIC. Buscou-se identificar as oportunidades de melhoria e as características de qualidade que influenciam no problema de refugo, elaborando, uma carta de projeto, identificando o processo crítico, analisando a variabilidade do processo e reconhecendo os fatores de controle que influenciam na característica de qualidade, além de aplicar o monitoramento do processo para que o estágio de estabilidade mantenha-se constante.

### **4.2.1 Realização da Etapa 1 do DMAIC - Definir**

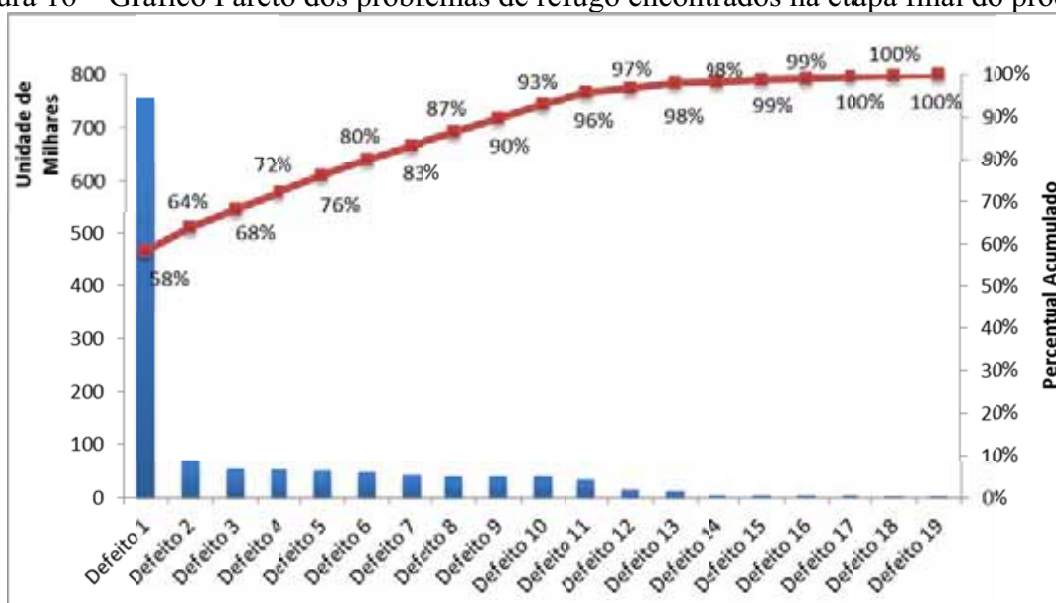
O estudo abordou a etapa inicial do desenvolvimento do DMAIC que tem por objetivo principal identificar as oportunidades de melhoria de maneira prática e organizada. Nessa etapa calculou-se um índice geral de custo da não qualidade que compreende o custo com refugo e retrabalho sobre o custo primário de produção no período entre Janeiro de 2013 e Agosto de 2013 estipulado aleatoriamente. Avaliando os cálculos nesse período, o índice proporcionou uma perda média em reais de 4,54% ao mês do custo de produção, sendo que o valor máximo permitido pela empresa é de 3,99% em média nesse mesmo período, ou seja, a empresa teve prejuízo. Avaliou-se também que 65% dessa perda média são referentes a uma fase específica no fim do processo de uma determinada família de produtos.

Sabe-se que a referida família de produtos é responsável pela maior parte das vendas da companhia de cosméticos estudada e será denominada aqui como Família L, por questões de sigilo industrial. Seus produtos são caracterizados como hastes confeccionadas com substâncias cosméticas para aplicação tópica sendo constituídas basicamente de um

componente interno e um externo, além de poderem ser caracterizadas pelo seu uso nos olhos, boca ou sobrancelhas.

Assim, com o intuito de identificar qual o problema de maior impacto no percentual de refugo dentro da Família L, elaborou-se um gráfico de Pareto (Figura 16), no qual é possível identificar que o “Defeito 1” é o grande causador da geração de refugo com 72%, em que o “Defeito 1” corresponde à quebra do componente interno ao usar os produtos da Família L. Portanto, optou-se por avaliar o problema de quebra e aplicar os procedimentos de melhoria da qualidade para reduzir esse índice e detectá-lo antecipadamente nas fases iniciais do processo, as quais ainda são possíveis aplicar ações corretivas.

Figura 16 – Gráfico Pareto dos problemas de refugo encontrados na etapa final do processo



Fonte: Elaborada pelo autor.

Como o sistema da divisão de cosméticos da indústria é feito a partir de *produção puxada*, ou seja, as ordens de produção somente são realizadas através dos pedidos dos clientes, cada lote é um pedido e um tipo de produto com uma determinada formulação, ou seja, cada produto fabricado possui sua fórmula e seus parâmetros de produção e processo específicos. Então, optou-se por aplicar as metodologias de melhoria da qualidade em um dos tipos de produto que não atrapalhasse a continuidade do processo produtivo, e que por sua vez fosse um piloto ou modelo para que o projeto sugerido se estendesse futuramente aos demais tipos de produtos existentes, além dos novos desenvolvimentos. Dessa forma, como o problema a ser estudado é a quebra do componente interno na usinagem desse produto em questão, ele será denominado como Componente M do cliente LO.



Primeiramente, é necessário um roteiro para que as informações sejam organizadas de maneira clara e concisa. Elaborou-se a Carta de Projeto contendo as informações necessárias para dar início, conforme o Quadro 3, e então, a partir de sua finalização, uma análise geral foi realizada para a verificação de conformidade com as metas da organização e para avaliar a viabilidade do projeto sugerido. Sendo assim, a Etapa 1 foi aprovada e não houve alterações. Concluída essa reunião de verificação que Montgomery e Woodall (2008) denominam de *portal*, a primeira etapa do DMAIC está finalizada e a próxima pode ser conduzida.

### Quadro 3 – Carta de Projeto

1. **Nome do Projeto:** Estudo piloto de Melhoria da Qualidade no processo de fabricação de um dos produtos da Família L.
2. **Descrição:** Projeto piloto para melhorar a qualidade do processo produtivo do componente interno de um dos produtos da Família L, inicialmente aplicado no produto do cliente LO, servindo futuramente de modelo para aplicações nas demais formulações de componentes.
3. **Escopo:** O projeto constitui-se em acompanhar as metodologias que compõem o ciclo DMAIC de Melhoria da Qualidade para que a organização tenha mais conhecimento de seus processos e para que este se estabilize mantendo um padrão de qualidade aceitável.
4. **Cronograma:** O projeto piloto deve ser conduzido durante 4 meses, entre experimentação e análise, de acordo com a data disponibilizada pelo planejamento de produção, a qual não impactará no processo produtivo.
5. **Descrição das métricas:** O projeto tem por objetivo utilizar na sequência do ciclo DMAIC, metodologias, tais como as aplicações de Fluxos para conhecimento do processo, Diagrama de Ishikawa para identificação das possíveis causas do problema, a análise dos 5 porquês para encontrar a causa raiz do mesmo, a Matriz de Esforço x Impacto para determinar qual causa deve ser estudada primeiramente, aplicação do Delineamento de Experimentos para definir os fatores que influenciam na característica de qualidade definida e as Cartas de Controle para manter o processo estabilizado.
6. **Benefícios aos clientes e/ou consumidores:** Com o processo estabilizado, os clientes e consumidores têm uma probabilidade muito pequena de receber produtos defeituosos, o que aumenta a confiabilidade no produto.
7. **Benefícios à organização:** A organização terá como benefício a redução de custo com refugos e retrabalhos, redução de reclamações de clientes e consumidores, conhecimento do processo que proporciona uma certa liberdade para mais inovações, entre outros.
8. **Membros do projeto e seus papéis:** O projeto é formado por um membro do departamento da Qualidade para contribuir com as informações sobre a qualidade do produto ao longo do processo; um membro do laboratório de análises, que pode contribuir com as informações sobre o comportamento do componente em termos químicos; um membro do departamento de engenharia de processos, cuja participação é importante na familiarização com as máquinas de produção; um

membro do processo produtivo para a coleta de possíveis informações na produção durante a coleta; por fim, um membro responsável pela condução do projeto (experimentador), bem como para as análises dos dados e elaboração de apresentações para os responsáveis, que no caso é o responsável por este trabalho.

9. **Recursos adicionais:** São necessários no projeto o custo com apenas os componentes que serão utilizados no experimento.

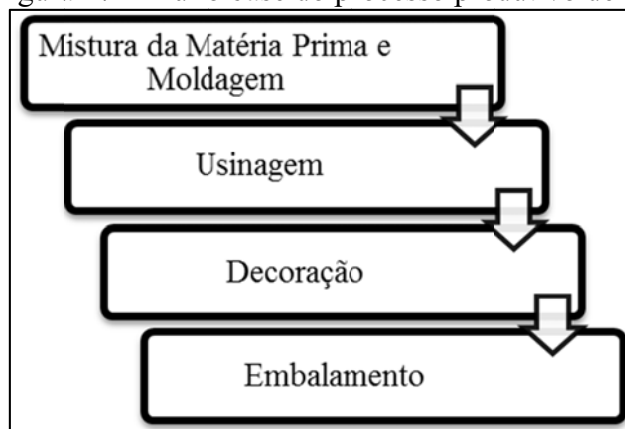
**Fonte:** Elaborado pelo autor.

#### 4.2.2 Realização da Etapa 2 do DMAIC - Medir

Essa etapa do projeto de melhoria corresponde ao entendimento do processo, bem como à identificação de qual parte do mesmo será aplicada a melhoria. Além disso, é uma etapa de definição da (s) característica (s) de interesse e fontes de variação dos sistemas de medição. Para tanto, foi realizada inicialmente uma familiarização no processo para registrar toda e qualquer parte que pudesse influenciar no projeto. Desse reconhecimento, criou-se um processo macro que é utilizado por toda e qualquer fabricação de produtos da Família L na indústria XPTO (Figura 17).

Nesse sentido, partindo do pressuposto de que o estudo será sobre a quebra do Componente M, identificou-se que o mesmo é basicamente constituído por uma mistura de matérias primas aprovadas pelo laboratório que passam por um processo de fabricação em uma máquina para moldagem, em forma de haste. Na etapa seguinte o Componente M é envolvido com o componente externo e, através de usinagem, passa para a decoração e por fim pelo embalamento. A fase em que o produto encontra-se usinado é onde justamente ocorre a identificação da quebra do Componente M. O objetivo é que essa identificação de quebra do Componente M ocorra antes da fase de usinagem, pois assim será possível reaproveitar o material.

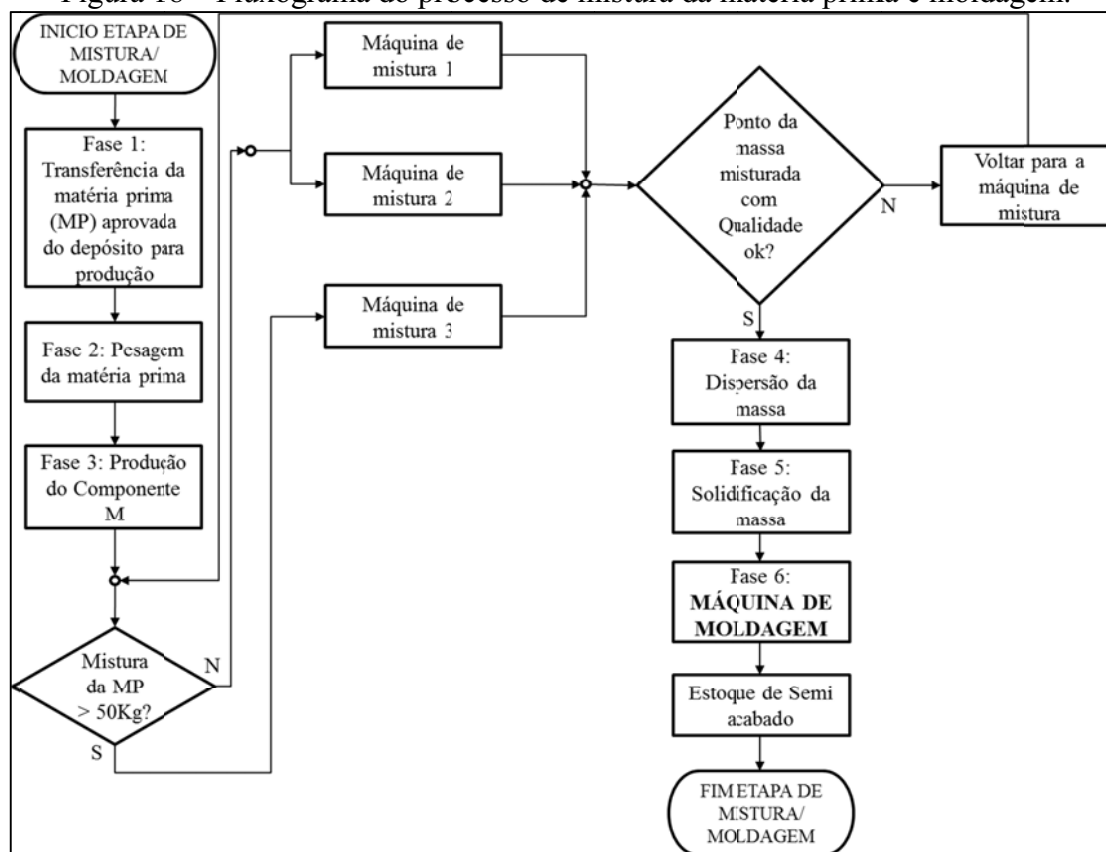
Figura 17 – Fluxo base do processo produtivo de cosméticos



**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Considerando as quatro etapas da Figura 17, definiu-se que a *Mistura da matéria prima e Moldagem* é a etapa que deve ser estudada, pois se encontra antes da fase da usinagem do produto onde já não se pode mais retrabalhar o produto. Para um maior detalhamento, construiu-se um novo fluxograma expandindo as informações e fases contidas nessa parte do fluxo macro. Portanto, na Figura 18 nota-se que o processo é dividido em 6 fases, as quais podem influenciar significativamente na qualidade do Componente M. O fluxo também mostra a existência de três tipos de máquinas para a mistura da massa que irá se transformar no Componente M: duas para a quantidade de matérias primas menor que 50Kg e uma para quantidade maior que 50Kg, cuja variação depende do pedido do cliente, mas o funcionamento é o mesmo. É possível observar também uma verificação da qualidade das matérias primas que já foram misturadas, onde a checagem refere-se a uma verificação da consistência da massa que é feita visualmente por um operador treinado, mas que não interfere diretamente no problema de quebra do Componente M. As demais fases não podem ser detalhadas devido ao sigilo industrial.

Figura 18 – Fluxograma do processo de mistura da matéria prima e moldagem.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Conhecendo o fluxo do processo, o experimentador, autor deste trabalho, elaborou a partir de um *brainstorm* com os envolvidos no processo, uma matriz de causa e efeito considerando cada uma das 6 fases. Essa matriz corresponde ao diagrama de causa e efeito ou Diagrama de Ishikawa, porém em forma de tabela (Tabela 12). A escolha dessa representação foi devido ao grande número de possíveis *X's* ou variáveis que influenciam no problema de quebra e também devido à necessidade de se identificar a fase crítica para tomada de ações imediatas.

Portanto, a Matriz de Causa e Efeito foi construída contendo uma coluna para os *X's* discutidos no *brainstorm* para todas as fases, e outra com uma pontuação variando de 1 a 10, sendo: de 1 a 3 a classificação dada para os *X's* do processo que têm baixa correlação com o problema de quebra do Componente M; de 4 a 7 para os *X's* que têm média correlação; e de 8 a 10 para os *X's* com forte correlação. Na Tabela 12 encontram-se os 27 *X's* da etapa de *Mistura da matéria prima e Moldagem* já classificados.

Tabela 12 – Matriz de causa e efeito.

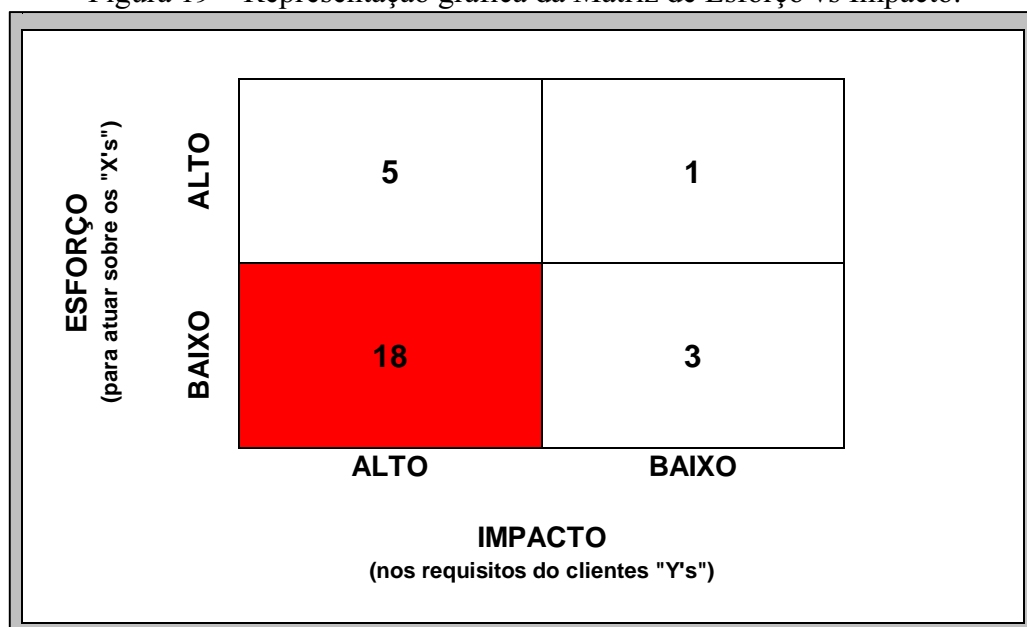
<b><i>X's</i> do Processo que influenciam no problema</b>	<b>Fases</b>	<b>Pontuação</b>	<b>Classificação</b>
X1	1	3	baixa
X2	1	5	média
X3	2	4	média
X4	2	9	forte
X5	2	9	Forte
X6	2	10	Forte
X7	2	6	Média
X8	2	5	Média
X9	3	10	Forte
X10	3	8	Forte
X11	3	10	Forte
X12	4.1	10	Forte
X13	4.1	8	Forte
X14	4.2	10	Forte
X15	4.2	10	Forte
X16	4.2	10	Forte
X17	5	10	Forte
X18	6	10	Forte
X19	6	8	Forte
X20	6	10	Forte
X21	6	7	Média
X22	6	7	Média
X23	6	4	Média
X24	6	8	Forte
X25	6	9	Forte
X26	6	8	Forte
X27	6	9	Forte

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Nesse sentido, determinadas as possíveis causas que podem influenciar no problema de quebra, bem como suas classificações, obteve-se um resultado de que a fase com maior número de classificações com correlação forte no problema de quebra é a fase 6, contendo 10 dos 27 *X's* que influenciam no problema. Desses 10 fatores dominantes, 7 possuem classificação de forte correlação. Assim, priorizando as etapas do processo para que as decisões de tomada de ações sejam efetivas e para que haja redução de refugo, tempo reduzido de produto em processo e retrabalho, a fase do processo que foi definida para ser estudada é a fase 6, referente à máquina de moldagem do Componente M.

Mesmo com a fase para estudo determinada, optou-se ainda por utilizar a Matriz de Esforço vs Impacto para avaliar todas as entradas dos *X's* que influenciam no problema de quebra, assim como as classificações quanto ao esforço e impacto de implementar ações de melhoria em cada um dos *X's* selecionados. A Tabela 13 mostra a análise de *brainstorm* para a Matriz de Esforço vs Impacto sobre todos os *X's* definidos na Tabela 12. Outra forma de visualização mais clara dos mesmos resultados também pode ser verificada na Figura 19.

Figura 19 – Representação gráfica da Matriz de Esforço vs Impacto.



**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Tabela 13 – Matriz de Esforço vs Impacto

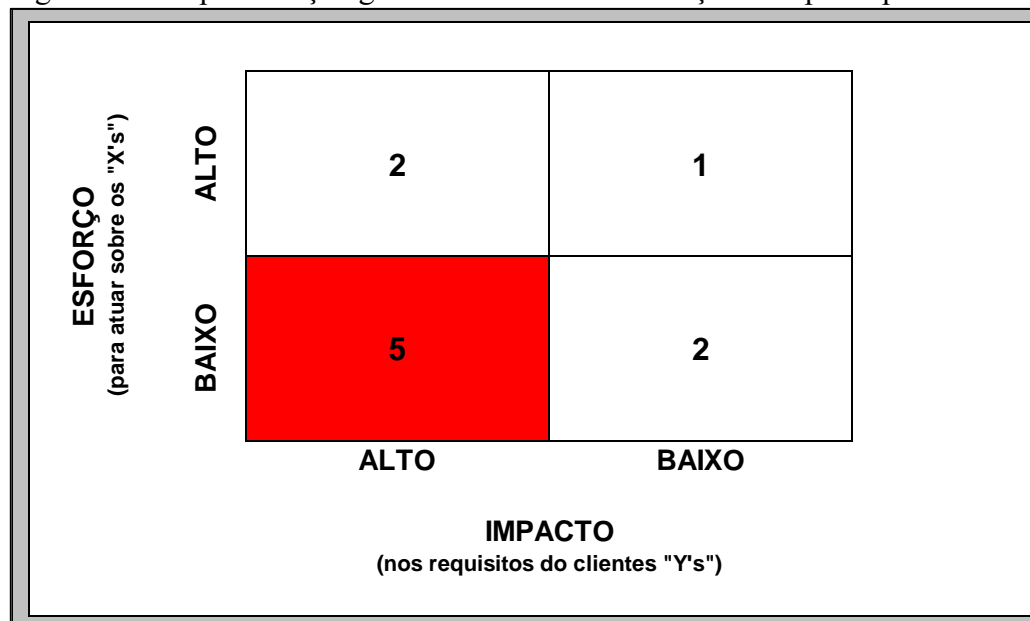
<b>X's do Processo que influenciam no problema</b>	<b>Fases</b>	<b>Classificação Esforço</b>	<b>Classificação Impacto</b>
X1	1	Baixo	alto
X2	1	Baixo	alto
X3	2	Baixo	alto
X4	2	Baixo	alto
X5	2	Baixo	alto
X6	2	Alto	alto
X7	2	Baixo	alto
X8	2	Baixo	baixo
X9	3	Baixo	alto
X10	3	Baixo	alto
X11	3	Baixo	alto
X12	4.1	Baixo	alto
X13	4.1	Baixo	alto
X14	4.2	Alto	alto
X15	4.2	Alto	alto
X16	4.2	Baixo	alto
X17	5	Baixo	alto
X18	6	Alto	alto
X19	6	Alto	alto
X20	6	Baixo	alto
X21	6	Baixo	baixo
X22	6	Baixo	baixo
X23	6	Alto	baixo
X24	6	Baixo	alto
X25	6	Baixo	alto
X26	6	Baixo	alto
X27	6	Baixo	alto

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Ao serem observadas a Tabela 13 e a Figura 19, conclui-se que 18 dos 27 *X's* selecionados têm um esforço baixo, mas com impactos altos nos resultados no que diz respeito à aplicação das ações de melhoria. Porém, como já observado na Tabela 12 que a fase a ser estudada é a 6 devido a maior influência no problema de quebra do Componente M, a Matriz de Esforço vs Impacto foi reconstruída somente para esta fase e o resultado encontra-se na Figura 20.

Semelhante à análise geral de Esforço vs Impacto, dos 10 *X's* levantados da fase 6, 5 deles estão concentrados no baixo esforço e no alto impacto, ou seja, exigem um baixo esforço de aplicação de ações gerando um alto impacto no resultado de melhoria do processo. Consequentemente, a indústria optou por realizar as melhorias iniciais nesses 5 *X's* da fase 6.

Figura 20 – Representação gráfica da Matriz de Esforço vs Impacto para a fase 6



**Fonte:** Elaborado pelo autor.

A partir do direcionamento do local e de quais *X*'s seriam estudados, aplicou-se a metodologia dos 5 Porquês nos 5 itens identificados que podem influenciar no problema segundo as análises realizadas. A aplicação dessa metodologia é feita com o intuito de verificar quais são as melhorias necessárias para esses *X*'s. Na Tabela 14, é possível observar os detalhes da aplicação dos 5 Porquês, bem como as ações de melhoria que foram definidas para cada um. Para as possíveis causas *X19*, *X20* e *X24* foi necessário um estudo sobre os parâmetros do processo, utilizando a metodologia do DOE e, posteriormente, foi definido o monitoramento para que o processo se mantivesse estável utilizando a Carta de Controle. As demais ações (causas *X25* e *X26*) foram implementadas antes do DOE e Carta de Controle, não influenciando especificamente no problema de quebra do Componente M.

Tabela 14 – Análise dos 5 Porquês nos principais X's identificados

Possíveis Causas (Quebra)	Por que (1)	Por que (2)	Ações de Melhoria
X19: Alta variação dos parâmetros na mesma formulação	Porque os parâmetros atuais não garantem a qualidade do produto	Porque nunca houve estudo sobre os parâmetros	Criar estudo dos parâmetros individuais para as formulações e aplicar as Cartas de Controle
X20: Acerto da viscosidade da massa na máquina de moldagem	Porque os parâmetros atuais não garantem a qualidade do produto	Porque nunca houve estudo sobre os parâmetros	Criar estudo dos parâmetros individuais para as formulações e aplicar as Cartas de Controle
X24: Massa mal misturada no tacho da máquina de moldagem	Porque os parâmetros atuais não garantem a qualidade do produto	Porque nunca houve estudo sobre os parâmetros	Criar estudo dos parâmetros individuais para as formulações e aplicar as Cartas de Controle
X25: Variação na dosagem do material Z na máquina de moldagem	Porque o colaborador não conhece a quantidade e precisa ficar testando	Porque não houve treinamento quanto aos procedimentos de inserção do material Z	Elaborar procedimento/treinar os envolvidos na inserção de material Z
X26: Estocagem do Componente M sobre papel por tempo indeterminado alterando a qualidade do produto	Ausência de determinação de tempo e procedimento de estocagem no local		Criar estudo para a determinação de tempo ótimo de estocagem.

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Finalizando a etapa 2 do ciclo DMAIC, o experimentador organizou mais uma reunião para apresentar os resultados aos envolvidos e gestores responsáveis, além de verificar se todos os objetivos desta fase foram atingidos. Com a avaliação de todos e com as ações a serem tomadas em mãos, tais como a criação de um estudo dos parâmetros do processo através do DOE, bem como a implementação da Carta de Controle, este trabalho pode ser conduzido à etapa 3 do ciclo DMAIC.

#### 4.2.3 Realização da Etapa 3 do DMAIC - Analisar

A etapa 3 de análise do DMAIC tem por objetivo entender as relações de causa e efeito no processo e definir quais as fontes de variabilidade através da identificação significativa das causas que influenciam na quebra do Componente M. A hipótese que se segue é a de que, encontrando os parâmetros significativos nessa fase, os refugos podem ser identificados antes que o componente vire produto final e não possa ser mais reutilizado. Além disso, o DOE pode auxiliar na redução dos tempos de início e acerto de parâmetros



antes da produção através do maior conhecimento do processo, aumentando a rapidez dos sequenciamentos e melhorando a produtividade.

#### **4.2.3.1 Definições e Planejamento**

Como característica de qualidade foi destacada a quebra dos Componentes M. Porém, a quebra é uma característica qualitativa identificada através de um teste destrutivo de quebra do componente na mão do operador, cujo conhecimento foi adquirido através de treinamentos e padrões repassados pela qualidade. Sabendo-se que a indústria em questão utiliza como um dos diversos indicadores internos o peso em gramas (g) de resíduos, optou-se por considerar o peso dos Componentes M com ótima qualidade antes da fase de Usinagem, como variável resposta para o Planejamento de Experimentos. Assim, pode-se dizer que quanto maior o peso, melhor a qualidade do componente interno e consequentemente melhor a qualidade das hastes. Os pesos dos componentes com qualidade aceitável foram medidos utilizando uma balança de precisão em gramas, calibrada e aferida com a precisão de duas casas decimais.

O planejamento dos experimentos foi elaborado e todos os fatores externos que pudessem influenciar na realização do experimento foram controlados. Um desses fatores externos que poderia influenciar é a marcação errônea da variável resposta, porém, uma característica da máquina de moldagem que foi utilizada nos experimentos é tal que a mesma possui parâmetros digitais, reduzindo os erros de marcação e nivelamento durante o experimento. Outro fator externo a ser controlado é o de que a máquina somente poderia ser manipulada na troca de níveis e retirada de produtos por funcionários autorizados e treinados, para que se pudesse evitar qualquer tipo de alteração nas respostas ou acidentes de trabalho. Por fim, um último item considerado como fator externo foi o de que a matéria prima para a realização do teste também fosse acompanhada e verificada antes de entrar no processo.

Com os fatores externos controlados definiram-se através de *brainstorms* os fatores de controle que poderiam influenciar no peso dos Componentes M com qualidade aceitável. Então, 5 fatores foram selecionados, sendo eles: Temperatura do tacho de preparação da massa (°C), Temperatura do cabeçote que transporta a massa para os moldes (°C), Temperatura quente do molde (°C), Temperatura de resfriamento do molde (°C) e Velocidade da esteira em que o molde é resfriado (rotações por minuto – rpm). Para cada um desses fatores de controle existem limites mínimos e máximos em que a máquina pode operar de acordo com cada formulação. Os valores dos fatores de controle para cada formulação variam

dentro dos limites de especificação geral. Na Tabela 15 estão esses limites dos fatores citados, bem como a codificação que será usada ao longo do texto.

**Tabela 15 – Limites de especificação e codificações dos parâmetros supostos.**

<b>Possíveis fatores de controle</b>	<b>Codificação</b>	<b>Limite de Especificação Mínimo</b>	<b>Limite de Especificação Máximo</b>
Temperatura do tachô	X1 ou A	85°C	90°C
Temperatura do cabeçote	X2 ou B	75°C	82°C
Temperatura quente do molde	X3 ou C	42°C	50°C
Temperatura de resfriamento do molde	X4 ou D	10°C	18°C
Velocidade da esteira	X5 ou E	10 rotações/min	12 rotações/min

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Os objetivos específicos do experimento que estão dispostos nos itens a), b) e c) abaixo foram elaborados e registrados para não haver desvios de foco durante a aplicação.

- a) Determinar qual (ais) dos cinco possíveis fatores de controle são significativos no peso dos Componentes M com qualidade aceitável;
- b) Determinar qual (ais) dos cinco possíveis fatores de controle têm maior influência no peso dos Componentes M com qualidade aceitável;
- c) Determinar como ajustar os fatores de controle de modo que o peso apresente variação mínima.

Na sequência, o experimentador define para o planejamento do experimento alguns itens já mencionados no capítulo 2, que são necessários para dar continuidade ao projeto (Quadro 4). Observa-se que há um planejamento fatorial  $2^5$ , ou seja, um planejamento relativamente complexo, porém, mesmo assim, o experimentador opta pela realização de um experimento fatorial completo e não fracionado, visto que os fatores externos estão controlados e que todos os 32 tratamentos podem ser aplicados na prática, inicialmente sem prejuízos para o processo.

Essas definições são importantes para que o experimento não precise ser repetido ou cancelado devido a algumas alterações durante o curso. Ainda no planejamento, antes da execução, decidiu-se que a ordem em que os experimentos deveriam ser colocados em prática

é a ordem aleatória, respeitando o tempo de alteração das temperaturas e da velocidade para cada fator.

Quadro 4 – Informações iniciais para o planejamento do experimento

- a) **Tipo do Experimento:** O experimento é classificado como Experimento Fatorial, pois possui mais de um fator de controle;
- b) **Característica de Interesse:** A característica de interesse ou variável resposta é única e é dada pelo peso de Componentes M com qualidade aceitável;
- c) **Fatores de Controle:** O experimento tem 5 fatores de controle dados por: temperatura do tachô (°C), temperatura do cabeçote (°C), temperatura quente do molde (°C), temperatura de resfriamento do molde (°C) e velocidade da esteira (rpm ou rotações por minuto);
- d) **Níveis dos fatores de controle:** Os experimentos serão trabalhados com 2 níveis cada fator, conforme os limites mínimos (-1) e máximos (+1) da Tabela 15;
- e) **Tratamentos:** Como o experimento tem 5 fatores de controle com 2 níveis cada, tem-se um fatorial  $2^5$ , ou seja, 32 tratamentos;
- f) **Estrutura dos Fatores de Controle:** Os fatores nesse experimento são cruzados;
- g) **Tipos de Efeitos:** Os efeitos que os fatores de controle podem ter sobre a variável resposta são fixos;
- h) **Procedimento de Aleatorização:** Os experimentos não têm blocos, portanto são completamente aleatorizados.

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Apesar da quantidade de tratamentos, foi possível trabalhar com 2 réplicas de cada tratamento, sendo que em cada réplica foram verificados 7 Componentes M e desses 7, aqueles que apresentaram qualidade aceitável de acordo com o padrão foram pesados para que fosse possível a estimação do erro. Assim, o experimento se completa em um fatorial  $2^5$ , com 32 tratamentos e 64 observações dos pesos dos Componentes M com qualidade aceitável, coletados em um dia de trabalho da máquina de moldagem da fase 6 do processo de fabricação em questão.

Ademais, as análises dos resultados dos experimentos foram feitas no software Minitab®, disponível para uso na organização onde foram realizados os experimentos.

#### **4.2.3.2 Realização e Análises do Experimento**

Após o planejamento, esta é a parte do DOE em que o experimento é aplicado na prática de acordo com as diretrizes definidas. Sendo assim, o experimento foi realizado pelo experimentador e acompanhado pelo representante da engenharia de processo e por um operador da máquina da fase 6 do processo de *Mistura da matéria prima e Moldagem*.

Os pesos dos Componentes M com qualidade aceitável em cada tratamento foram anotados durante o experimento em uma planilha física de acompanhamento, de acordo com os níveis de cada fator de controle que foram alterados propositalmente na máquina (Tabela 25 do Anexo – D). Na sequência, após o término do experimento, as informações dos pesos foram organizadas, digitalizadas e codificadas para que os termos do modelo (efeitos e interações) pudessem ser estimados de forma independente, ou seja, para que fosse encontrada a contribuição independente de cada efeito na resposta. Os valores codificados estão na Tabela 26 do Anexo – E, e apresentam as características de ortogonalidade, ou seja, a soma de cada coluna é zero e a correlação duas a duas também é zero.

Mediante o exposto, com as informações das Tabelas 26 foram estimados os efeitos principais e de interação dos fatores envolvidos (Tabela 16). A partir disso, os dados dos efeitos das unidades codificadas mostram que, inicialmente, a *Temperatura de Resfriamento do Molde* é o fator de controle que mais possui efeito sobre o peso dos Componentes M com qualidade aceitável, como já era de se esperar pelos operadores que têm uma experiência maior na utilização diária da máquina.

Tabela 16 – Efeitos dos fatores na variável resposta

Fatores de Controle	Efeitos na Resposta Peso
X <sub>1</sub> : Temp. Tacho	0,6344
X <sub>2</sub> : Temp. Cabeçote	1,6769
X <sub>3</sub> : Temp. Molde	1,765
X <sub>4</sub> : Temp. Resf. Molde	2,5063
X <sub>5</sub> : Veloc. da Esteira	-0,935
X <sub>12</sub>	-0,2712
X <sub>13</sub>	0,7581
X <sub>14</sub>	-0,4019
X <sub>15</sub>	0,1019
X <sub>23</sub>	0,2356
X <sub>24</sub>	0,4469
X <sub>25</sub>	-0,3631
X <sub>34</sub>	-0,1425
X <sub>35</sub>	-1,225
X <sub>45</sub>	-1,315
X <sub>123</sub>	-0,8875
X <sub>124</sub>	-0,8875
X <sub>134</sub>	0,7569
X <sub>125</sub>	0,4575
X <sub>135</sub>	0,3094
X <sub>145</sub>	0,4531
X <sub>234</sub>	-0,4869
X <sub>235</sub>	0,2694
X <sub>245</sub>	-0,9781
X <sub>345</sub>	-0,56
X <sub>1234</sub>	0,7313
X <sub>1235</sub>	-0,1425
X <sub>1245</sub>	1,0038
X <sub>1345</sub>	-0,8719
X <sub>2345</sub>	-0,3006
X <sub>12345</sub>	0,5363

**Fonte:** Elaborada pelo autor.

Continuando as análises, constrói-se a tabela ANOVA (Tabela 17), correspondente ao modelo completo inicial. A tabela mostra a um nível de 5% de significância, a existência de evidências na amostra de que todas as interações foram não significativas, ou seja, as interações de ordem maior ou igual a dois podem ser retiradas da amostra, pois não influenciam na resposta do peso dos Componentes M com qualidade aceitável e, portanto, os únicos termos que fazem parte do modelo são os de primeira ordem.

Tabela 17 – Tabela ANOVA do modelo completo

Termos	Graus de Liberdade	Soma de Quadrados	Quadrado médio	Estatística F	P_Valor
Efeitos principais	5	215,761	43,152	5,78	<b>0,001</b>
Interações duplas	10	71,319	7,132	0,95	0,500
Interações Triplas	10	67,815	6,782	0,91	0,538
Interações Quádruplas	5	38,609	7,722	1,03	0,415
Interações Quíntuplas	1	4,601	4,601	0,62	0,438
Erro residual	32	239,091	7,472		
Total	63	637,198			

**Fonte:** Elaborada pelo autor.

O modelo completo com as unidades não codificadas pode ser escrito conforme a equação (21), cujos valores dos coeficientes, bem como os valores da estatística t e  $p\_valor$  para a verificação de significância de cada um dos termos do modelo estão na Tabela 18. Assim, observando a equação do modelo completo e os  $p\_valores$  da Tabela 18, verifica-se a existência de evidências na amostra, a um nível de 5% de significância, de que os termos que possuem mais influência na variável resposta peso, ou seja, são significativos, são: *Temperatura do Cabeçote* ( $X_2$ ), *Temperatura do Molde* ( $X_3$ ) e *Temperatura de Resfriamento do Molde* ( $X_4$ ), além do coeficiente da constante ( $\beta_0$ ).

Verifica-se também no modelo que os termos significativos influenciam positivamente, ou seja, considerando que o modelo linear não foi rejeitado, quanto maior  $X_2$ ,  $X_3$  e  $X_4$ , maior o peso dos Componentes M com qualidade aceitável e, conseqüentemente, melhor a qualidade do produto final da Família L.

$$\begin{aligned}
 \text{Peso} = & -79776 + 897,63 X_1 + 912,73 X_2 + 2046,05 X_3 + 5257,84 X_4 + 8751,7 X_5 \\
 & - 10,25 X_1 X_2 - 22,99 X_1 X_3 - 59,48 X_1 X_4 - 98,49 X_1 X_5 - 23,91 X_2 X_3 \\
 & - 60,13 X_2 X_4 - 102,57 X_2 X_5 - 139,87 X_3 X_4 - 216,47 X_3 X_5 \\
 & - 558,79 X_4 X_5 + 0,26 X_1 X_2 X_3 + 0,67 X_1 X_2 X_4 + 1,57 X_1 X_3 X_4 \\
 & + 1,15 X_1 X_2 X_5 + 2,43 X_1 X_3 X_5 + 6,31 X_1 X_4 X_5 + 1,64 X_2 X_3 X_4 \\
 & + 2,57 X_2 X_3 X_5 + 6,54 X_2 X_4 X_5 + 14,30 X_3 X_4 X_5 - 0,02 X_1 X_2 X_3 X_4 \\
 & - 0,03 X_1 X_2 X_3 X_5 - 0,07 X_1 X_2 X_4 X_5 - 0,16 X_1 X_3 X_4 X_5 - 0,17 X_2 X_3 X_4 X_5 \\
 & + 0,002 X_1 X_2 X_3 X_4 X_5
 \end{aligned} \tag{21}$$

Tabela 18 – Coeficientes e estatísticas de significância do modelo

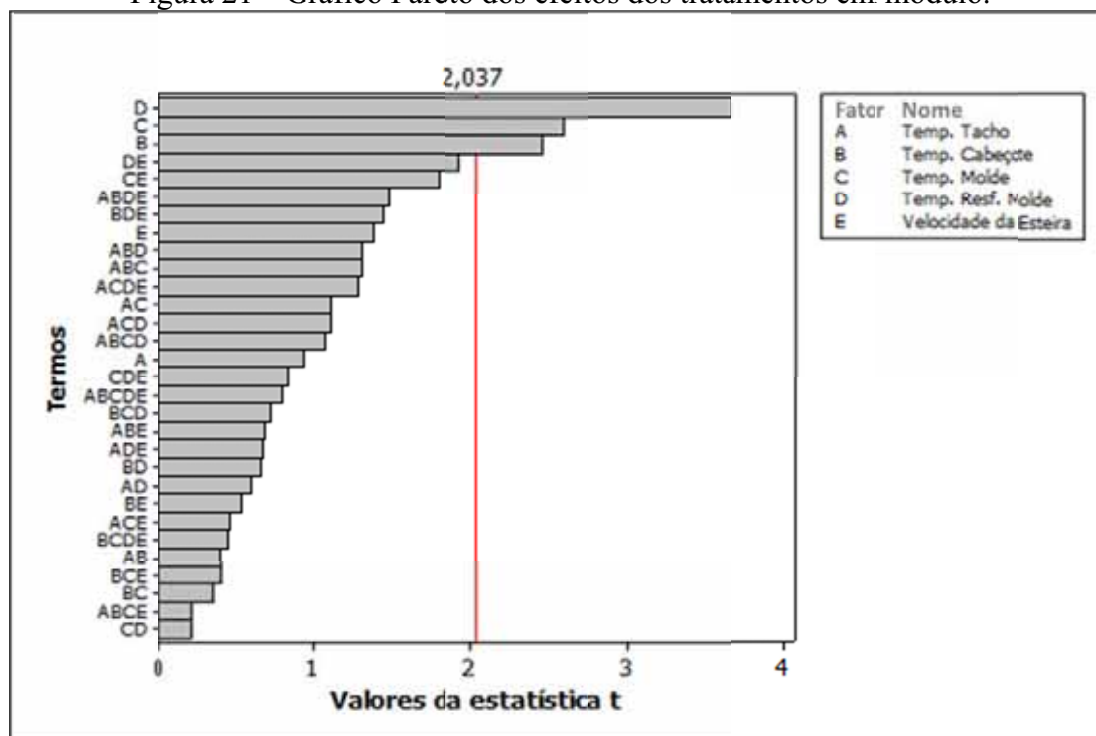
Fatores de Controle	Coeficientes do modelo	Estatística t	P_Valor
$\beta_0$ : Constante	-79776,00	17,80	<b>0,000</b>
$\beta_1$ : Temp. Tacho	897,63	0,93	0,360
$\beta_2$ : Temp. Cabeçote	912,73	2,45	<b>0,020</b>
$\beta_3$ : Temp. Molde	2046,05	2,58	<b>0,015</b>
$\beta_4$ : Temp. Resf. Molde	5257,84	3,67	<b>0,001</b>
$\beta_5$ : Veloc. da Esteira	8751,70	-1,37	0,181
$\beta_{12}$	-10,2494	-0,40	0,694
$\beta_{13}$	-22,9881	1,11	0,276
$\beta_{14}$	-59,4842	-0,59	0,561
$\beta_{15}$	-98,491	0,15	0,882
$\beta_{23}$	-23,9077	0,34	0,732
$\beta_{24}$	-60,13	0,65	0,518
$\beta_{25}$	-102,57	-0,53	0,599
$\beta_{34}$	-139,871	-0,21	0,836
$\beta_{35}$	-216,468	-1,79	0,082
$\beta_{45}$	-558,79	-1,92	0,063
$\beta_{123}$	0,268089	-1,30	0,203
$\beta_{124}$	0,67854	-1,30	0,203
$\beta_{134}$	1,57809	1,11	0,276
$\beta_{125}$	1,15241	0,67	0,508
$\beta_{135}$	2,43263	0,45	0,654
$\beta_{145}$	6,31406	0,66	0,512
$\beta_{234}$	1,64002	-0,71	0,481
$\beta_{235}$	2,57142	0,39	0,696
$\beta_{245}$	6,54244	-1,43	0,162
$\beta_{345}$	14,3017	-0,82	0,419
$\beta_{1234}$	-0,01846	1,07	0,293
$\beta_{1235}$	-0,02885	-0,21	0,836
$\beta_{1245}$	-0,07376	1,47	0,152
$\beta_{1345}$	-0,16124	-1,28	0,211
$\beta_{2345}$	-0,17026	-0,44	0,663
$\beta_{12345}$	0,001915	0,78	0,438

Fonte: Elaborado pelo autor.

Outra forma de verificação dos termos dos fatores de controle significativos é a construção de um gráfico Pareto para os valores absolutos das estatísticas t, para que se facilite a comparação dos efeitos na mesma escala com uma linha de referência do valor de t tabelado (Figura 21), sendo que para as barras que ultrapassam essa linha, os efeitos são significativos para variável resposta. Uma informação importante é a de que o gráfico não

mostra as estatísticas que são muito inferiores ou próximas de zero. Além dessas informações, outro resultado mais visível, que pode ser verificado na Figura 21, é o de qual termo é mais influente no peso dos Componentes M com qualidade aceitável, que no caso é a *Temperatura de Resfriamento do Molde*, assim como analisado a partir dos efeitos da Tabela 16.

Figura 21 – Gráfico Pareto dos efeitos dos tratamentos em módulo.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Com o intuito de construir um modelo somente com os termos significativos, a interação de maior ordem (quíntupla) é retirada e com isso os cálculos são refeitos. Os resultados não serão detalhados aqui, mas o processo de retirada das interações de maior ordem por meio da verificação de significância seguiu-se até que somente os termos significativos ficassem no modelo (MONTGOMERY, 2009b).

Os resultados finais da ANOVA apresentando somente os coeficientes dos efeitos significativos, ou seja, os efeitos principais estão na Tabela 19, já os valores dos coeficientes individuais bem como a estatística  $t$  e os  $p\_valores$  estão na Tabela 20. Além das informações de significância, a Tabela 19 também apresenta o resultado do teste de falta de ajuste para a verificação de linearidade do modelo.



**Tabela 19 – Tabela ANOVA do modelo reduzido**

Termos	Graus de Liberdade	Soma de Quadrados	Quadrado médio	Estatística F	P_Valor
Efeitos principais	5	215,8	43,2	5,94	<b>0,00</b>
Erro residual	58	421,4	7,3		
Falta de Ajuste (Lack of Fit)	26	182,3	7,0	0,94	0,56
Erro Puro	32	239,1	7,5		
Total	63	637,12			

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

**Tabela 20 – Coeficientes e estatísticas de significância do modelo**

Fatores de Controle	Coeficientes do modelo	Estatística t	P_Valor
$B_0$ : Constante	-33,22	18,05	<b>0,000</b>
$\beta_1$ : Temp. Tacho	0,13	0,94	0,350
$\beta_2$ : Temp. Cabeçote	0,24	2,49	<b>0,016</b>
$\beta_3$ : Temp. Molde	0,22	2,62	<b>0,011</b>
$\beta_4$ : Temp. Resf. Molde	0,31	3,72	<b>0,000</b>
$\beta_5$ : Veloc. da Esteira	-0,46	-1,39	0,171

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Deste modo, a um nível de 5% de significância, existem evidências nas amostras de que o modelo linear é suficiente para a análise dos dados, conforme o Teste de Falta de Ajuste da Tabela 19. Observa-se também que na Tabela 20, somente os termos *Temperatura do Cabeçote* ( $X_2$ ), *Temperatura do Molde* ( $X_3$ ) e *Temperatura de Resfriamento do Molde* ( $X_4$ ), além do coeficiente da constante ( $\beta_0$ ) novamente são significativos e fazem parte do modelo final da reta ajustada representada na equação (22).

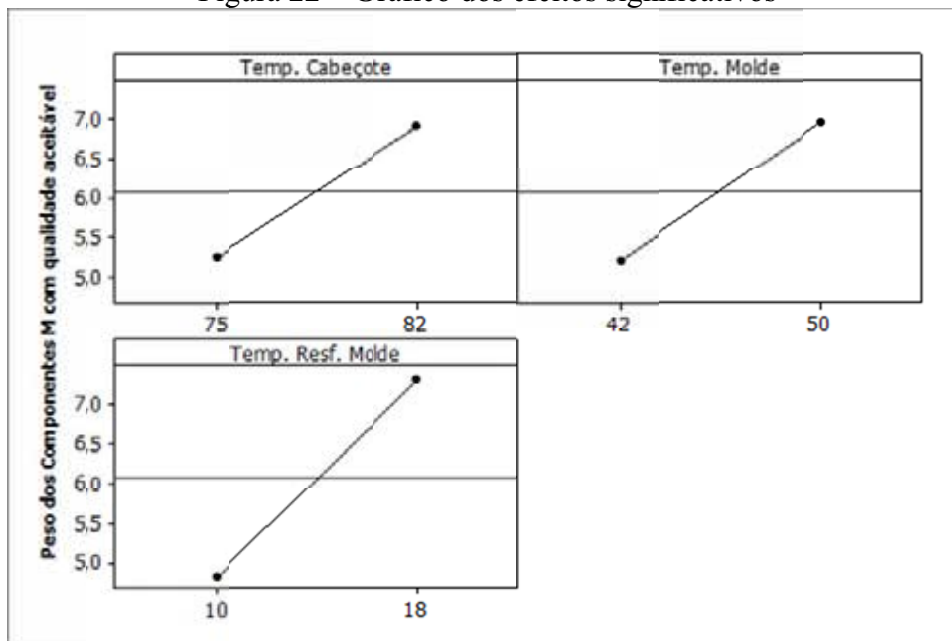
Calculou-se ainda o coeficiente de determinação ( $R^2$ ), que deve ser interpretado como a proporção de variação total da variável dependente ( $Y$ ) que é explicada pela variação das variáveis independentes ( $X$ ) (BUSSAB; MORETTIN, 2006). O valor encontrado para esse coeficiente é de 63%, indicando uma boa proporção de variação explicada, visto que o ideal na literatura é de que o coeficiente seja maior que 50%.

$$\begin{aligned} \text{Peso} = & -33,22 + 0,23 \text{ Temperatura do Cabeçote} + 0,22 \text{ Temperatura Quente do Molde} \\ & + 0,31 \text{ Temperatura de Resfriamento do Molde} \end{aligned} \quad (22)$$

Além das análises para encontrar o modelo final, foram construídos os gráficos dos efeitos dos termos significativos para uma melhor interpretação da influência dos mesmos na variável resposta. Os gráficos estão na Figura 22 e representam para todos os fatores um

aumento da variável resposta quando os níveis das temperaturas estão mais altos, ou seja, quanto maiores forem as temperaturas do cabeçote quente do molde e de resfriamento do molde, maior será o peso dos Componentes M com qualidade aceitável, isto é, menor será o refugo e melhor será o produto.

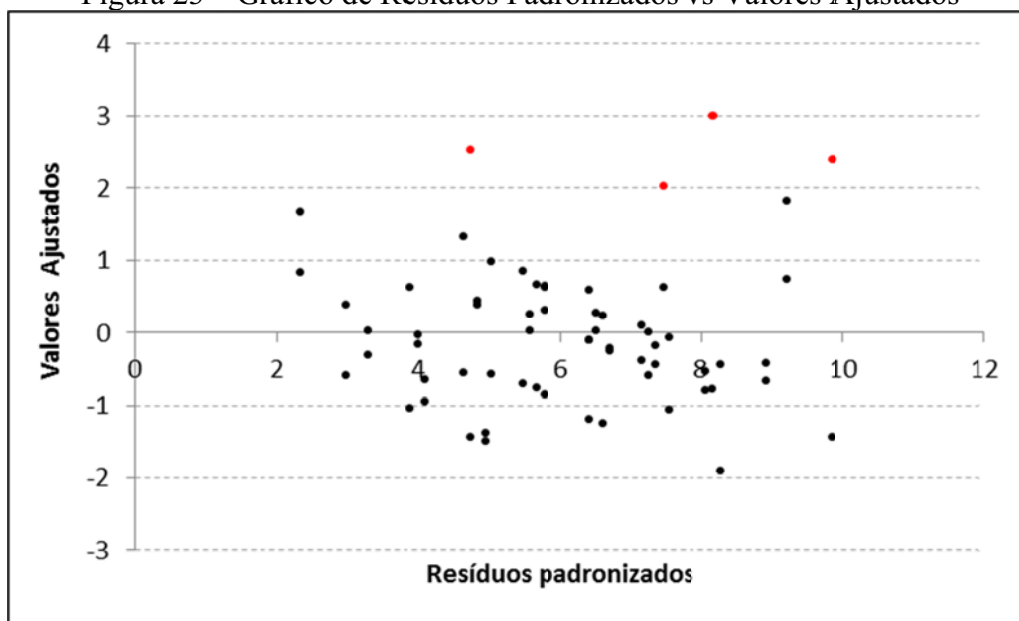
Figura 22 – Gráfico dos efeitos significativos



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para verificar se as suposições sobre o modelo são aceitas e se os resultados podem ser considerados confiáveis, foram gerados para essa finalidade as análises detalhadas e os gráficos. A Figura 23 representa o gráfico de resíduos padronizados versus valores ajustados, cuja análise mostra que exceto os 4 pontos acima do limite superior 2 (ver Myers, 1990), não há pontos extremos. Esses 4 pontos identificados foram então verificados para saber se houve algum erro de digitação ou marcação, porém não foi encontrado nenhum tipo de problema em relação a eles, ou seja, os pontos continuaram no banco de dados e optou-se por continuar a mesma análise.

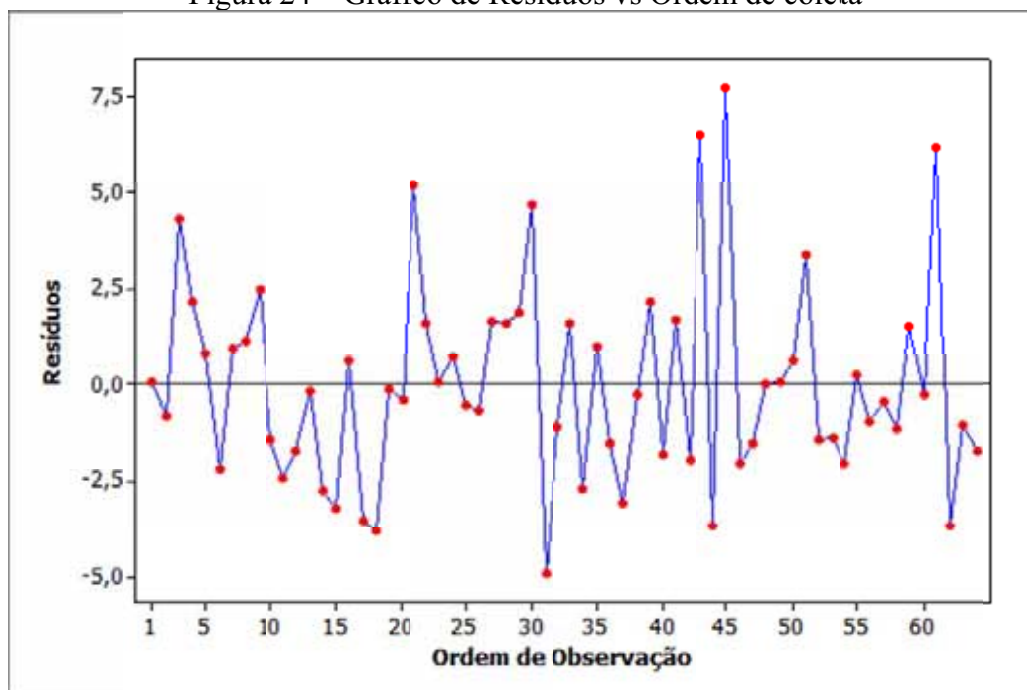
Figura 23 – Gráfico de Resíduos Padronizados vs Valores Ajustados



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na sequência, foi verificada a independência dos resíduos com a realização do teste de Durbin-Watson e do gráfico de resíduos versus a ordem de coleta dos dados. A partir do teste de Durbin-Watson, tem-se que o valor de  $d_w$  é igual a 2,37, de acordo com a equação (12) e com as comparações da Tabela 7, o que permite afirmar que a um nível de 1% de significância os resíduos são independentes. Além do teste elaborou-se também o gráfico de resíduos versus a ordem de coleta (Figura 24), cuja interpretação não apresenta nenhuma tendência ou padrão de acordo com a ordem de coleta dos dados, indicando a ausência de autocorrelação dos resíduos ou independência dos mesmos.

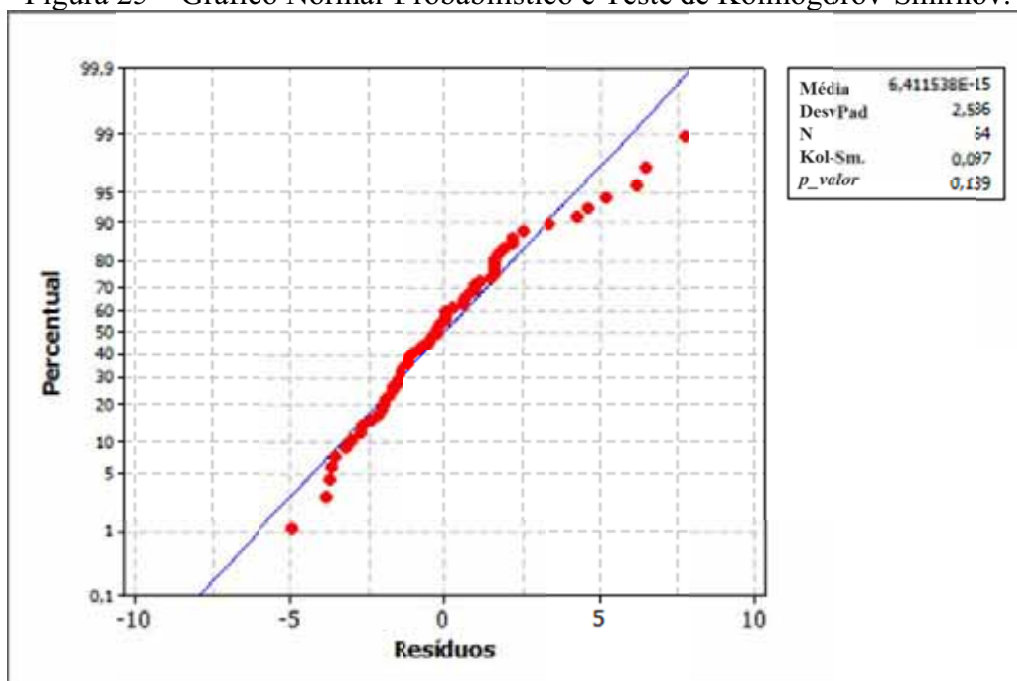
Figura 24 – Gráfico de Resíduos vs Ordem de coleta



Fonte: Elaborado pelo autor.

A próxima verificação busca saber se os resíduos possuem distribuição Normal ou não. Para tanto, calculou-se o teste de Kolmogorov-Smirnov através do software Minitab®, cujo resultado confirma a Normalidade dos resíduos a um nível de 5% de significância. Além do teste, construiu-se o gráfico Normal-Probabilístico (Figura 25), que visualmente apresenta os pontos alinhados com a uma reta, ou seja, pode-se visualmente considerar que os resíduos possuem distribuição Normal.

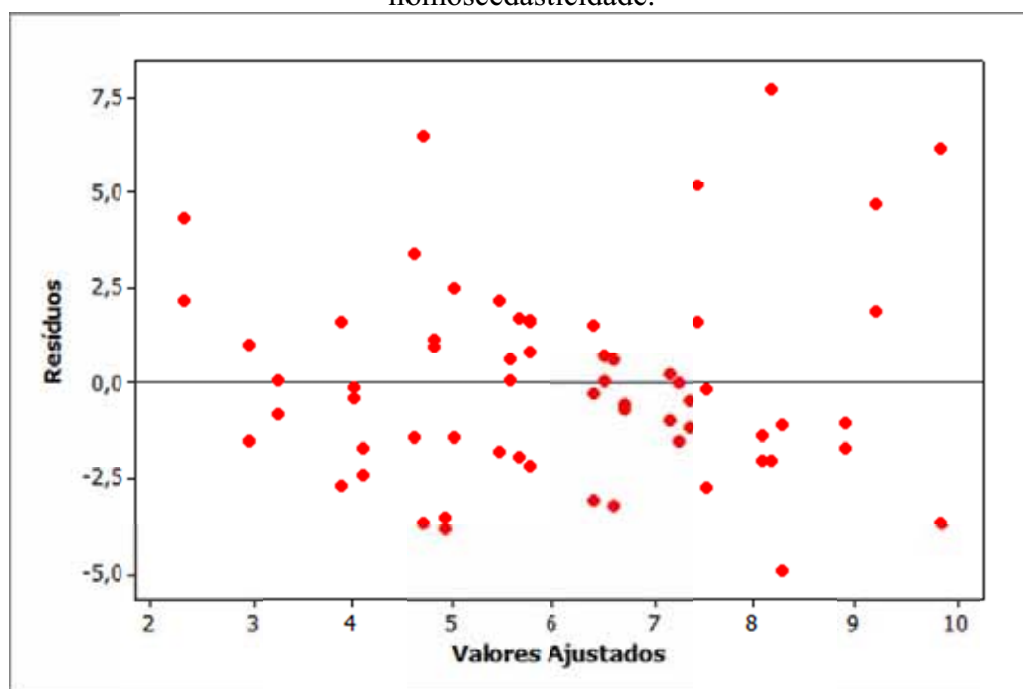
Figura 25 – Gráfico Normal-Probabilístico e Teste de Kolmogorov-Smirnov.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A verificação da homoscedasticidade, ou seja, conferir se as variâncias das repetições dentro dos tratamentos são iguais entre si, é tão importante quanto os testes e gráficos já apresentados. A mesma pode ser realizada por meio do Teste de Bartlett, cujo resultado obtido foi de que não se rejeita a hipótese de igualdade de variâncias a um nível de 4% de significância, concluindo que estatisticamente existe homoscedasticidade. Além do teste, fez-se o gráfico de resíduos versus valores ajustados (Figura 26) que não apresenta nenhum padrão ou tendência, ao passo que os pontos estão em torno de zero, indicando, portanto, uma média próxima de zero e um  $\sigma^2$  constante.

Figura 26 – Gráfico de Resíduos vs Valores Ajustados para verificação de homoscedasticidade.



Fonte: Elaborada pelo autor.

O modelo final da análise de experimentos mostrou que apenas três fatores dos cinco estudados são significativos para o processo, ou seja, apenas três fatores influenciam no peso dos Componentes M com qualidade aceitável. Quanto à veracidade do modelo, esta foi validada de acordo com o diagnóstico e, portanto, o mesmo pode ser utilizado para previsões no processo. Assim, os fatores de controle em evidência devem ser acompanhados de perto no que diz respeito ao controle do processo mediante as Cartas de Controle. Aliás, partindo dos resultados de aplicação do DOE é possível também otimizar o processo, tal como será descrito na subseção a seguir.

#### 4.2.3.3 Otimização do processo

A variável resposta em questão, ou melhor, o peso dos Componentes M com qualidade aceitável deve ser maximizado para atingir a excelência em qualidade do produto do cliente LO. A partir disso, verificou-se entre os dados coletados que a combinação dos níveis dos fatores de controle *Temperatura do Cabeçote*, *Temperatura quente do Molde* e *Temperatura de Resfriamento do Molde* que tiveram melhores resultados— característica de qualidade peso maximizada — está na Tabela 21 e apresenta todos os níveis altos dos três fatores significativos identificados.

Tabela 21 – Parâmetros ótimos para os fatores significativos

<b>Fatores</b>	<b>Nível ideal</b>
X <sub>2</sub> : Temp. Cabeçote	82
X <sub>3</sub> : Temp. Molde	50
X <sub>4</sub> : Temp. Resf. Molde	18

**Fonte:** Elaborada pelo autor.

Essas informações da Tabela 21 foram repassadas aos responsáveis pelo processo para que fosse elaborada uma folha de processo com os parâmetros específicos para a produção do Componente M do produto do cliente LO. Assim, teoricamente não haverá mais perda de tempo no processo de acerto (*setup*) da máquina ao iniciar a produção.

Por fim, realizou-se uma reunião geral com o comitê e os gestores das áreas envolvidas para validar e aprovar a Etapa 3 de Análise, na qual não tiveram problemas a serem discutidos. Entretanto, verifica-se uma grande contribuição da aplicação do DOE no sentido de serem obtidos os fatores que influenciam na característica de interesse do componente em questão, um conhecimento muito amplo do funcionamento do processo e um ponto de partida para novos experimentos na região encontrada dos parâmetros significativos do componente do cliente LO.

Nesse sentido, a próxima etapa é iniciada com o propósito de se obter um controle estatístico com o apoio de uma Carta de Controle de Regressão no monitoramento da variável resposta peso dos Componentes M com qualidade aceitável.

#### **4.2.4 Realização da Etapa 4 do DMAIC - Melhorar**

A Etapa 4 do ciclo DMAIC tem por objetivo reunir os resultados até então encontrados e aplicar mudanças gerenciais ou físicas que possam melhorar o desempenho do processo. Em vista disso, foram reunidos todos os envolvidos no comitê novamente e uma discussão foi conduzida sobre os resultados obtidos. A partir de um *brainstorm* levantou-se as possíveis ações mais importantes a serem consideradas, bem como a ordem de importância para cada uma delas (Tabela 22). As ações de melhoria demandarão um tempo maior de aplicação do que a condução deste trabalho, sendo assim, o comitê ficou responsável por acompanhá-las como um novo projeto de melhoria na ordem de aplicação que se segue. Inclusive, essas ações podem ser de grande utilidade para trabalhos futuros.

Tabela 22 – Possíveis ações discutidas na Etapa 4 do DMAIC

Nro. da Ação	Possíveis ações	Ordem de Aplicação
1	Identificar em ordem de importância ou ordem de problema, todas as famílias e produtos para que sejam aplicados os mesmos estudos usados neste trabalho piloto.	4º
2	Apresentar os resultados para todos os operadores, com o objetivo de mostrar a importância do projeto e a importância no conhecimento dos parâmetros.	2º
3	Verificar a necessidade de aplicação de ações das demais fases do processo estudado, após a análise do DOE e aplica-las quando necessário.	3º
4	Analisar os parâmetros ótimos do processo, conduzindo novos experimentos na região dos parâmetros ótimos da Tabela 21, através do método de Análise de Superfície de Resposta.	1º

Fonte: Elaborada pelo autor.

#### 4.2.5 Realização da Etapa 5 do DMAIC - Controlar

A Etapa 5 é a última parte do ciclo de melhoria DMAIC. O intuito dessa etapa consiste em estabelecer, medir e padronizar o processo de tal maneira que este seja monitorado ao longo do tempo, para que se faça possível prever falhas, bem como acompanhar seu comportamento. O enfoque do projeto nas etapas anteriores foi o peso dos Componentes M com qualidade aceitável, portanto, a característica da qualidade que deve ser controlada nesta aplicação piloto é exatamente essa. Como foi visto, a variável peso possui uma relação de linearidade com 3 fatores de controle: *Temperatura do Cabeçote*, *Temperatura quente do Molde* e *Temperatura de Resfriamento do Molde*, por esse motivo optou-se por utilizar como Carta de Controle o Gráfico de Controle de Regressão.

Na indústria de cosméticos XPTO, até a implantação do projeto de melhoria em questão, não havia nenhum tipo de método de controle ao longo do processo, dessa forma, foi necessário identificar inicialmente quais recursos de equipamentos e pessoas seriam necessários para o controle e se os mesmos estariam disponíveis para uso neste projeto piloto.

Esse levantamento demandou apenas algumas horas e constatou-se que seriam necessários os seguintes recursos: uma balança de precisão com três casas decimais para aferição do peso, um operador para fazer a retirada das unidades de medida, uma pessoa da área de qualidade para analisar, um computador com o software Minitab® instalado para anotação dos resultados, cálculo da regressão e uma planilha automática para geração do gráfico de controle para a análise dos resultados medidos.

Além dessas necessidades físicas, um treinamento foi ministrado aos colaboradores da área de qualidade que teriam acesso ao software e à planilha, juntamente a isso uma reciclagem sobre a análise dos Componentes M com qualidade aceitável foi feita com os



operadores da máquina. Os colaboradores da área de qualidade foram treinados para analisar os resultados de uma regressão, bem como para identificar a previsão ou checagem de pontos fora de controle através do gráfico de controle.

Assim, com a análise em mãos, caso algum problema seja detectado, o colaborador da área de qualidade emite um alerta ao Departamento de Engenharia de Processos, cujo trabalho é investigar as causas raízes dos problemas e solucioná-los antes que o processo tenha perdas significativas, tais como atraso produtivo devido ao tempo de acerto de máquina e refugo acima do esperado.

#### **4.2.5.1 Construção do Gráfico de Controle de Regressão**

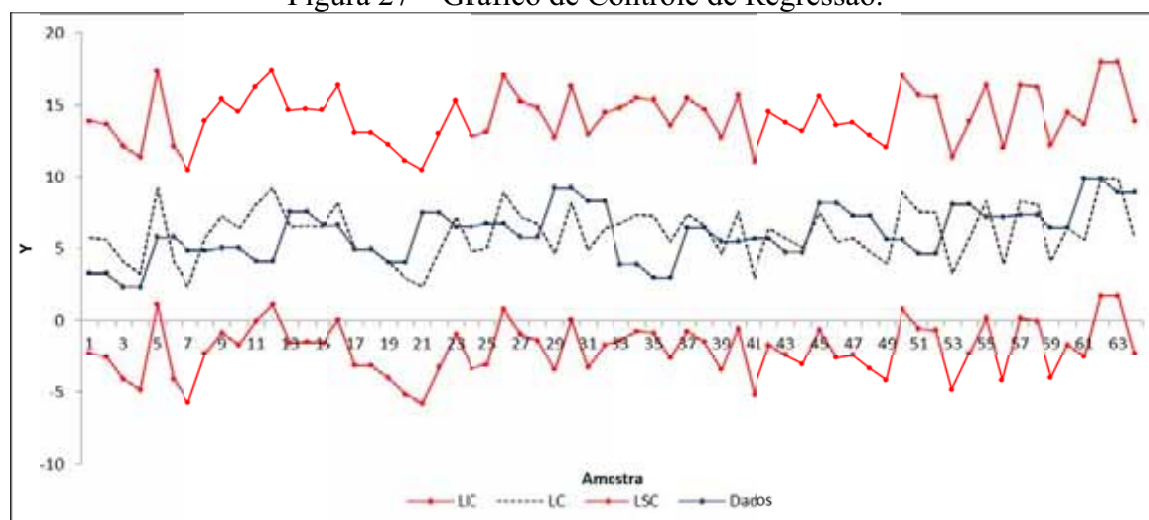
A construção do gráfico de Controle de Regressão foi conduzida pelo experimentador com base no modelo estatístico final extraído na Etapa 3 de Análise do DMAIC e nos resultados das informações coletadas no DOE. A fase I do CEP é caracterizada como etapa de identificação dos limites de controle, verificação da estabilidade e construção do gráfico de controle. Devido à escolha do Gráfico de Regressão como Carta de Controle, o modelo final da equação (22) foi utilizado como apoio para a primeira fase do CEP. Assim, considerando a escolha de um  $L=3$  para uma identificação de 14 pontos antes da condição fora de controle; considerando também um quadrado médio dos erros de 7,3; lembrando as equações (18), (19) e (20); e levantando os valores ajustados (preditos) que estão na Tabela 23, o limite inferior de controle (LIC), limite central (LC) e limite superior (LS), são construídos conforme a Figura 27.

Tabela 23 – Valores ajustados (preditos) na ordem de coleta.

Valores Ajustados				
5,766	8,165	4,831	5,465	5,571
5,571	4,936	6,400	5,659	9,842
4,001	4,936	6,701	4,724	9,842
3,259	4,089	7,336	3,894	5,766
9,208	2,959	7,230	8,907	
4,001	2,324	5,465	7,531	
2,324	4,831	7,336	7,443	
5,766	7,142	6,596	3,259	
7,230	4,724	4,636	5,766	
6,401	5,024	7,531	8,273	
8,077	8,907	2,959	3,894	
9,208	7,142	6,401	8,273	
6,508	6,701	5,659	8,077	
6,596	4,636	5,024	4,089	
6,508	8,165	7,443	6,400	

Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 27 – Gráfico de Controle de Regressão.



Fonte: Elaborada pelo autor.

No gráfico da Figura 27 visualiza-se também uma linha com os resultados da amostra coletada para verificação de estabilidade do processo. Verifica-se por sua vez com base nas informações da Tabela 11 que não há pontos acima do LSC ou abaixo do LIC, não há pontos aumentando ou diminuindo significativamente e não há uma sequência de pontos consecutivos próxima aos limites inferior e superior, ou seja, o processo está sob controle e se mantém estabilizado. Dessa forma, os parâmetros do modelo de regressão apresentados na equação (22) podem ser utilizados para monitorar o processo de modelagem dos Componentes M do cliente LO.

Assim, encerra-se a fase I do CEP e a fase II pode ser iniciada para o monitoramento ao longo do tempo. Por se tratar de um projeto piloto o qual se destina a um componente de um determinado cliente, assim como em razão da empresa trabalhar somente através de pedidos desses clientes, não foi possível implementar a segunda fase do CEP para acompanhar o monitoramento, visto que não haviam pedidos desse componente estudado durante os meses que se seguiram de pesquisa para este trabalho.

A aplicação da segunda fase do CEP permaneceu, desse modo, como trabalho para a Engenharia de Processos e trabalhos futuros. Portanto, com essa aplicação até o ponto descrito foi possível criar um primeiro padrão de visualização do processo *on-line* que a indústria XPTO não tinha, permitindo a rápida identificação de problemas antes que estes cheguem ao final do processo onde não é mais possível um retrabalho para evitar perdas.

Durante a implementação identificou-se um leque muito grande de oportunidades de melhoria e características de qualidade que poderiam ser estudadas, ou seja, a organização tem à sua disposição diversas oportunidades de aplicação das metodologias descritas neste trabalho e outras mais que poderiam ser desenvolvidas. Além do mais, o *Projeto piloto de Melhoria da Qualidade no processo de fabricação de um dos produtos da Família L* foi aplicado com sucesso e os objetivos da indústria XPTO foram atendidos por completo, conforme a carta de projeto na etapa 1 do DMAIC, ao passo que promoveu melhorias na qualidade do componente interno de um dos produtos da Família L.

Essa otimização em termos numéricos tem uma estimativa de redução de pelo menos 50% de refugo do produto em questão no final do processo referente à quebra do Componente M, visto que o problema é detectado antes que passe para as etapas seguintes do processo, porém, somente será confirmada nos próximos lotes solicitados pelo cliente LO.

Em termos gerenciais a aplicação foi completa, no sentido de maior conhecimento do processo, maior conhecimento dos parâmetros da máquina utilizada, maiores comprometimentos dos envolvidos com a fabricação do Componente M e maior credibilidade no uso das metodologias disponíveis na literatura. No final do projeto, todas essas informações foram passadas aos gestores das áreas envolvidas e estes ficaram satisfeitos em saber que o projeto piloto teve sucesso e que outros problemas podem ser esclarecidos de maneira mais organizada e precisa.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo apresentam-se as conclusões levantadas ao longo do trabalho sobre a aplicação do ciclo DMAIC nas dependências da indústria XPTO, bem como as dificuldades encontradas ao longo da aplicação e as oportunidades para trabalhos futuros.

### 5.1 Conclusão

O objetivo geral deste trabalho foi apresentar a aplicação do DOE e Carta de Controle no contexto DMAIC para a Melhoria da Qualidade numa indústria do setor de cosméticos com o intuito de identificar as dificuldades, problemas e barreiras encontradas na aplicação. Como parte deste objetivo foram seguidas as 5 etapas do ciclo, cujas metodologias pertencentes estão entre as mais utilizadas no meio industrial. Contudo, para que essas metodologias entrassem em funcionamento, definiu-se de maneira geral o problema da empresa realizando-se o detalhamento do mesmo através de seu processo produtivo e, a partir disso, propôs-se a realização de experimentos industriais com o propósito de encontrar os fatores mais significativos. Somando-se a isso um monitoramento foi proposto para que o processo fosse acompanhado de perto instantaneamente de modo que os problemas fossem detectados antes da fase do produto final.

A revisão bibliográfica do trabalho caracterizou-se pelo detalhamento das etapas dentro da metodologia do ciclo DMAIC, definindo o problema e as características da qualidade pelo uso do gráfico de Pareto; utilizando a Carta de Projeto para criar um roteiro do projeto; conhecendo o processo e definindo qual seria estudado através da construção de Fluxos de Processo; identificando os fatores de controle com o uso das metodologias do Diagrama de Ishikawa, Matriz de Esforço vs Impacto e Análise dos 5 Porquês; planejando e analisando os experimentos para encontrar os fatores significativos em relação à característica da qualidade; e criando uma Carta de Controle para o monitoramento do processo.

O estudo no processo da indústria de cosméticos identificou como característica da qualidade principal para o estudo piloto o *Peso dos Componentes M com qualidade aceitável*. A partir disso, na análise dos experimentos, chegou-se à conclusão de que apenas 3 dos 5 fatores de controle que poderiam influenciar na característica de qualidade são significativos. Esses fatores de controle significativos (*Temperatura do cabeçote (°C)*, *Temperatura quente do molde (°C)*, *Temperatura de resfriamento do molde (°C)*), fazem parte de um modelo linear definido durante as análises do experimento que foram utilizados para o monitoramento do processo através do Gráfico de Controle de Regressão.

Destaca-se também o incentivo para a iniciativa da empresa quanto à utilização das metodologias do DOE e CEP, participando de forma muito colaborativa frente aos resultados de melhoria da qualidade esperados. A organização, após algumas reuniões sobre os benefícios da aplicação dessas metodologias, alterou alguns paradigmas quanto aos ajustes do processo e aplicação de experimentos, entendendo o valor da contribuição da aplicação do ciclo DMAIC em seu processo de fabricação. Esse estudo foi tão colaborativo para o conhecimento do comportamento do processo que a organização planeja a aplicação em outros produtos e processos disponíveis.

Um resultado importante extraído desse trabalho é um modelo de conjunto de conceitos para a aplicação de estudos de Melhoria da Qualidade, apresentando um passo-a-passo quanto à forma de implementação, bem como um exemplo prático realizado na indústria XPTO. Além disso, para a organização, a aplicação do DMAIC trouxe vários benefícios, tais como: o conhecimento do comportamento do Componente M na máquina de moldagem; a identificação dos fatores que realmente influenciam no principal problema da máquina; o maior envolvimento dos participantes ao verificarem os resultados positivos; maior espaço dos gestores para novas aplicações; redução de acerto de máquina no início das produções, visto que já se conhece uma condição ótima das temperaturas; e uma redução do refugo do processo que também é esperada nos próximos lotes do Componente M como melhoria, devido ao monitoramento e identificação de problemas no processo e nas fases anteriores ao produto final.

## **5.2 Dificuldades encontradas**

É muito comum ter obstáculos ao longo de aplicações nas indústrias, principalmente naquelas em que a cultura de aplicação de metodologias estatísticas ou gerenciais não está difundida. Assim, ao longo do projeto de implementação de Melhoria da Qualidade na indústria XPTO foram observadas e anotadas algumas dificuldades. A primeira barreira encontrada foi logo no início do projeto, na solicitação para implementação, pois os gestores se mostraram resistentes no que diz respeito à possível perda produtiva no tempo de parada da máquina para a aplicação do DOE. O problema foi contornado ao ser feita uma apresentação com os benefícios de aplicação de um projeto como este e alinhando com o planejamento uma data com período de baixa produtividade para a aplicação.

A segunda barreira encontrada foi a de conseguir reunir as pessoas selecionadas para fazerem parte do comitê em todas as reuniões semanais e quinzenais. Esse contratempo foi

solucionado com o apoio dos gestores que colocaram como item obrigatório a participação do projeto de melhoria, após terem em mente os benefícios dos resultados.

O terceiro obstáculo foi convencer os operadores de que o trabalho de implementação das teorias seria muito importante nos resultados de custo de refugo ao final do processo. Esse problema foi contornado através de orientação e explicação das metodologias que seriam desenvolvidas. A quarta dificuldade foi aguardar o tempo de mudanças de um nível de parâmetro a outro para não haver influencia nos resultados, pois a máquina leva de 5 a 10 minutos para alterar os valores digitais de parâmetros, o que tornou o experimento lento em termos de viabilidade. Esse problema não foi realmente contornado, pois o planejamento inicial era o da aleatoriedade nos tratamentos e foi seguido até o fim, contudo, nos próximos experimentos na máquina, foi indicado o uso dos experimentos fatoriais fracionados e o não uso de aleatoriedade na ordem dos tratamentos, considerando as análises específicas presentes em Cheng e Jacroux (1988), Jacroux e Ray (1991) e Angelopoulos et al. (2009) apresentam.

Por fim a quinta dificuldade foi a de repassar de forma clara e concisa os resultados obtidos nas aplicações aos gestores. Neste caso o problema foi contornado, através do uso de gráficos e fluxos sem entrar em detalhes quanto aos termos técnicos das metodologias.

### **5.3 Trabalhos futuros**

As metodologias apresentadas neste trabalho são muito importantes e muito benéficas para as indústrias de modo geral. Porém, nem todas são utilizadas de maneira correta e frequente no nesse meio, tais como o DOE e o CEP, apesar dos cursos das profissões relacionadas ao meio industrial terem essas metodologias como disciplina. O motivo principal dessa falta de uso pode ser a complexidade em alguns casos nas análises, gerando dúvidas na elaboração dos resultados. Portanto, conta-se como proposta a elaboração de novos trabalhos contendo análises detalhadas de mais exemplos de aplicação em outras organizações e outras situações e condições de processo, tornando mais fácil a visualização dos benefícios dessas metodologias, além de proporcionar um incentivo para a aplicação.

Neste trabalho foi definida a otimização do processo de acordo com os níveis de parâmetros estudados, porém existem outras metodologias para a definição do ponto ótimo, tal como realizar mais experimentos na região ótima indicada no DOE, cujo estudo é baseado na metodologia de Análise de Superfície de Resposta (BAS; BOYACI, 2007; MONTGOMERY, 2009b; PIGHNELLI et al., 2009).

As análises dos resultados mostram quais são os fatores de controle e seus níveis significativos para a característica de qualidade. No entanto, para uma análise mais completa do processo recomenda-se que novos experimentos sejam realizados com as mesmas condições, para assim estudar o comportamento ou a variação da variável resposta que podem estar relacionados a outros parâmetros e faixas de operação.

Ademais, observou-se ao longo da experimentação um gasto excessivo de tempo na mudança entre os níveis que foram sorteados aleatoriamente para a coleta (em torno de 5 a 10 minutos para cada troca de temperatura). Isso poderia ser utilizado como um trabalho futuro no estudo de verificação da influência das alterações de níveis na resposta. Outro estudo relacionado ao tempo de troca de níveis seria um estudo não utilizando a aleatoriedade na aplicação dos experimentos, reduzindo assim o tempo do estudo em processo.

## REFERÊNCIAS

ALBRECHT, K.; BRADFORD, L. J. *Serviços com qualidade: a vantagem competitiva*. São Paulo: Makron Books, 1992, 216 p.

ANDERSEN, B. *Business process improvement toolbox*. 1. ed., Milwaukee: Asq Press, 1999, 233 p.

ANGELOPOULOS, P.; EVANGELARAS, H.; KOUKOUVINOS, C. *Run orders for efficient two-level experimental plants with minimum factor level changes robust to time trends*. Journal of Statistical Planning and Inference, v. 139, p. 3718-3724, 2009. Disponível em: <<http://www.elsevier.com/locate/jpsi/10.1016/j.jspi.2009.05.002>>. Acesso em: 05 mai. 2012.

ANNUAL QUALITY CONGRESS - AQC, v. 54, 2000, Indianápoles, Estados Unidos, Artigos... Indianápoles, 2000. Disponível em: <<http://asq.org/qic/search-results/index.html?IsIssue=true&Volume=54&JournalName=AQC&column=72>>. Acesso em: 12 abr. 2012.

ANTONY, J. *Application of Six Sigma DMAIC methodology in a transactional environment*. International Journal of Quality & Reliability Management, v. 29, n. 1, p. 31-53, 2012, Disponível em: <<http://www.emeraldinsight.com/journals.htm?articleid=17009695>>. Acesso em: 30 abr. 2014.

ARMSTRONG, R. A.; EPERJESI, F.; GILMARTIN, B. *The application of analysis of variance (ANOVA) to different experimental designs in optometry*. Ophthalmic Physiological Optics, v. 22, n. 3, p. 248-256, 2002. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1046/j.1475-1313.2002.00020.x/full>>. Acesso em: 12 set. 2013.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DA INDÚSTRIA DE HIGIENE PESSOAL, PERFUMARIA E COSMÉTICOS. Anuário ABIHPEC 2010.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. *NBR ISO 9001: Sistemas de gestão da qualidade – Requisitos*. Rio de Janeiro: ABNT, 2008.

BAGSHAW; JOHNSON, R. A. *The effect of serial correlation on the performance of CUSUM tests II*. v. 17, n. 1975. Disponível em: <<http://amstat.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/00401706.1975.10489274#.U8bHFfldWaI>>. Acesso em: 20 mai. 2014.

BARKER, T. B. *Engineering quality by design: interpreting the Taguchi approach*. v. 113 de Statistics: A Series of Textbooks and Monographs, Nova York: Marcel Dekker, 1990, 250 p.

BARROS NETO, B.; SCARMINIO, I. S.; BRUNS, R. E. *Como fazer experimentos: pesquisa e desenvolvimento na ciência e na indústria*. 2. ed., Campinas: Editora Unicamp, 2001, 399 p.

BAS, D.; BOYACI, I. H. *Modeling and optimization I: Usability of response surface methodology*. Journal of Food Engineering. Ankara, v. 78, p. 836-845, 2007. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2005.11.024>>. Acesso em: 19 set. 2013.



BERGQUIST B.; ALBING M. *Statistical Methods - Does Anyone Really Use Them?* Total Quality Management and Business Excellence. v. 17, p. 961–972, 2006. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/14783360600747762>>. Acesso em: 19 set. 2013.

BERSIMIS, S.; PSARAKIS S.; PANARETOS, J. *Multivariate Statistical Process Control Charts: An Overview*. Quality and Reliability Engineering International, v. 23, p. 517-543, 2006. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/qre.829/pdf>>. Acesso em: 24 mar. 2012.

BHUIYAN, N.; BAGHEL, A. *An overview of continuous improvement: from the past to the present*. Montreal: Emerald Group Publishing Limited, v. 43, n. 5 p. 761-771, 2005. Disponível em: <[www.emeraldinsight.com/0025-1747.htm](http://www.emeraldinsight.com/0025-1747.htm)>. Acesso em: 05 set. 2013.

BISGAARD, S. *Must a Process Be in Statistical Control before Conducting Designed Experiments?*. Quality Engineering, v. 20, n. 2, p. 143-150, 2008. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/08982110701826721>>. Acesso em: 16 abr. 2014.

BOLFARINE, H.; BUSSAB, W. O. *Elementos de Amostragem*. 1. ed., São Paulo: Edgard Blücher, 2005, 274 p.

BOX, G. E. P.; BISGAARD, S. *The Scientific Context of Quality Improvement: A look at the use of scientific method in quality improvement*, Quality Progress, v. 54, p. 54-61, 1987. Disponível em: <<http://sigma-science.com/documents/scientbox.pdf>>. Acesso em: 13 mai. 2014.

BOX, G. E. P.; DRAPER, N. R.. *Empirical model-building and response surfaces*, New York: John Wiley and Sons, 1987, 669 p.

BOX, G. E. P. ; HUNTER, J. S. *Multi-Factor Experimental design for exploration and exploitation of response surfaces*, The Annals of Mathematical Statistics, v. 28, p. 195-241, 1957. Disponível em: <<http://projecteuclid.org/euclid.aoms/1177707047>>. Acesso em: 19 set. 2013.

BOX, G. E. P.; HUNTER, W. G.; HUNTER, J. S. *Statistics for Experimenters: An Introduction to Design, Data Analysis, and Model Building*, 1.ed., Estados Unidos: John Wiley and Sons, 1978, 653 p.

BOX, G. E. P.; HUNTER, W. G.; HUNTER, J. S. *Statistics for Experimenters: Design, Innovation, and Discovery*, 2.ed., Estados Unidos: Wiley-Interscience, 2005, 664 p.

BOX, G. E. P.; WILSON, K. B. *On the experimental attainment of optimum conditions*, Journal of the Royal Statistical Society, v. 13, n. 1, p. 1-45, 1951. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/pdfplus/2983966.pdf?acceptTC=true&jpdConfirm=true>>. Acesso em: 21 abr. 2014.

BREYFOGLE, F. W. *Implementing Six Sigma: Smarter Solution Using Statistical Methods*. 2. ed., Nova York: John Wiley and Sons, 1999, 1229 p.

BRILL, R. V. *A Case Study for Control Charting a Product Quality Measure That is a Continuous Function Over Time*. In: Annual Fall Technical Conference, 45., 2001, Toronto.

Disponível em: <[http://www.amstat.org/sections/spes/FTC2001\\_CFP.htm](http://www.amstat.org/sections/spes/FTC2001_CFP.htm)>. Acesso em: 20 mai. 2014.

BRITZ, G. C.; EMERLING, D. W.; HARE, L. B.; HOERL, R. W.; JANIS, S. J. & SHADE, J. E. *Improving performance through statistical thinking*. Milwaukee: ASQ Quality Press, 2000, 171 p.

BUSSAB, W. de O.; MORETTIN, P. A. *Estatística Básica*. 5. ed., São Paulo: Saraiva, 2006.

CAETANO, M. J. L. *Plásticos*. 2010-2012. Disponível em: <[http://www.ctb.com.pt/?page\\_id=877](http://www.ctb.com.pt/?page_id=877)>. Acesso em: 07 jul. 2014.

CAFFYN, S. *Development of a continuous improvement self-assessment tool*. v. 19, n. 11, p. 1138-1153, 1999. Disponível em: <<http://www.emeraldinsight.com/journals.htm?articleid=849219>>. Acesso em: 25 abr. 2014.

CALADO, V.; MONTGOMERY, D. C. *Planejamento de Experimentos usando o Statistica*. 1. ed., Rio de Janeiro: E-Papers Serviços Editoriais, 2003, 260p.

CALEGARE, A. J. A. *Introdução ao delineamento de experimentos*. 2. ed., São Paulo: Edgar Blucher, 2001, 144 p.

CAMPOS, V. F. *TQC: Controle da Qualidade Total (no estilo japonês)*. 5. ed., Belo Horizonte: Fundação Christiano Ottoni, 1992, 219 p.

CARDOSO, A. A.; CHAVES, C. A.; SANTOS, S. N. *Uso do delineamento de experimento em uma aplicação didática para engenharia*. In: Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia, 4., 2007, Rio de Janeiro. Disponível em: <[http://www.aedb.br/anais-seget07/arquivos/ac/411\\_uso\\_delineamento.PDF](http://www.aedb.br/anais-seget07/arquivos/ac/411_uso_delineamento.PDF)>. Acesso em: 02 set. 2013.

CHAKRABORTI, S.; HUMAN, S. W.; GRAHAM, M. A. *Phase I Statistical Process Control Charts: An Overview and Some Results*, Quality Engineering, v. 21, p. 52-62, 2008. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/08982110802445561>>. Acesso em: 19 set. 2013.

CHAMBERS, D. S.; WHEELER, D.J. *Understanding statistical process control*. 2.ed., Knoxville: Statistical Process Controls Incorporated, 1992, 406 p.

CHATTINAWAT, W. *Methodology of DMAIC with Why-Why Analysis in a Hierarchical Decision Procedure: A Case Study of Quality Improvement of Polarization Maintain and Absorption Reducing (PANDA) Fiber Connectors*. IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON MANAGEMENT OF INNOVATION AND TECHNOLOGY, v. 1-3, Bangkok, p. 435-438, 2008. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=4654404>>. Acesso em: 18 jul. 2014.

CHEN, J. C.; LI, Y.; COX, R. A. *Taguchi-based Six Sigma approach to optimize plasma cutting process- an industrial case study*. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 41, p. 760-769, 2009. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1007%2Fs00170-008-1526-1>>. Acesso em: 29 dez. 2013.

CHENG, C.-S.; JACROUX, M. *The Construction of Trend-Free Run Orders of Two-Level Factorial Designs*. Journal of the American Statistical Association, v. 83, n. 404, p. 1152-1158, 1988. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2290148>>. Acessado em: 05 abr. 2014.

CLAEYS-BRUNO, M. et al. *Development of a skin care formulation using experimental designs*. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, Lyon, v. 96, p. 101-107, 2009. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.chemolab.2008.03.010>>. Acesso em: 21 abr. 2014.

COCHRAN, W. G. *The  $X^2$  Test of Goodness of Fit*, *The Annals of Mathematical Statistics*. v. 23, n. 3, p. 315-345, 1952. Disponível em : <<http://www.jstor.org/stable/2236678>>. Acesso em: 02 jan. 2014.

COCHRAN, W. G.; COX, G. M. *Experimental designs*. 2. ed., Nova York: John Wiley & Sons, 1957, 611 p.

COLEMAN, D.E., MONTGOMERY, D.C. *A systematic approach to planning for a designed industrial experiment*. Technometrics, Filadélfia, v.35, n. 1, p.1-12, 1993. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/1269280>>. Acesso em: 02 jan. 2014.

COLOMBARI, R. R. *Aplicação de delineamento de experimentos para o processo de solda à projeção*. 2004. 106 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção)–Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2004. Disponível em: <<http://juno.unifei.edu.br/bim/0031062.pdf>>. Acesso em: 07 ago. 2012.

COSTA, A. F. B. *Gráficos de Controle X-bar para processos robustos*, *Gestão e Produção*. v. 5, n. 3, p. 259-271, 1998. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0104-530X1998000300007&nrm=iso&tlng=pt](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0104-530X1998000300007&nrm=iso&tlng=pt)>. Acesso em: 20 mai. 2014.

COUSENS, R. *Aspects of the Design and Interpretation of Competition (Interference) Experiments*. Weed Science Society of America, v. 5, n. 3, p. 664-673, 1991. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/pdfplus/3987056.pdf?&acceptTC=true&jpdConfirm=true>>. Acesso em: 04 mai 2014.

CROSBY, P. B. *Quality is free: the art of making quality certain*. 1. ed., Nova York: McGraw-Hill, 1979, 309 p.

DAL' CORTIVO, Z. *Aplicação do controle estatístico de processo em sequências curtas de produção e análise estatística de processo através do planejamento econômico*. 2005. 151 f. Dissertação (Mestrado em Ciências)–Centro de Estudos de Engenharia Civil Professor Inaldo Ayres Vieira, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2005. Disponível em: <<http://www.ppgmne.ufpr.br/arquivos/diss/137.pdf>>. Acesso em: 27 dez. 2013.

DALE, B. G.; SHAW, P. *Statistical Process Control: An examination of some common queries*. International Journal of Production Economics, v. 22, p. 33-41, 1991. Disponível em: <[http://ac.els-cdn.com/092552739190033P/1-s2.0-092552739190033P-main.pdf?\\_tid=a1ee7e88-063b-11e4-80e8-](http://ac.els-cdn.com/092552739190033P/1-s2.0-092552739190033P-main.pdf?_tid=a1ee7e88-063b-11e4-80e8-)>

00000aacb360&acdnat=1404781571\_a1c084c8a27ea8aad2dbe45ce0feae2d>. Acesso em: 28 mai. 2014.

DAVIM, J. P. *A note on the determination of optimal cutting conditions for surface finish obtained in turning using design of experiment*. Journal of Materials Processing Technology, v. 116, p. 305-308, 2001. Disponível em: < [http://ac.els-cdn.com/S0924013601010639/1-s2.0-S0924013601010639-main.pdf?\\_tid=90a66d34-0aa0-11e4-a004-00000aacb362&acdnat=1405264726\\_fae25e1d40902a8af4dc7faf312d585a](http://ac.els-cdn.com/S0924013601010639/1-s2.0-S0924013601010639-main.pdf?_tid=90a66d34-0aa0-11e4-a004-00000aacb362&acdnat=1405264726_fae25e1d40902a8af4dc7faf312d585a)>. Acesso em: 09 abr. 2014.

DAVIS, M.M., AQUILANO N.J., CHASE R.B. *Fundamentos da Administração da Produção*. 3. ed., Porto Alegre: Bookman, 2001, 598 p.

DEMING, W. E. *Out of the Crisis: Quality, Productivity and Competitive Position*. Cambridge: Cambridge University Press, 1986, 507 p.

DERTOUZOS, M. L.; LESTER, R. K.; SOLOW, R. M. *Made in America: Regaining the productive edge*. 1. ed., Cambridge: MIT Press, 1989, 358 p.

DEVOR, R.E.; CHANG, T.; SUTHERLAND, J.W. *Statistical quality design and control – Contemporary concepts and methods*. 1. ed., Nova Jersey: Prentice Hall, 1992, 809 p.

DUNCAN, A. J. *Quality control and industrial statistics*. 5 ed., Homewood: Richard D. Irwin, 1986, 1047 p.

ECKES, G. *A revolução Seis sigma: o método que levou GE e outras empresas a transformar processos em lucros*. 1. ed., Rio de Janeiro: Campos, 2001, 272 p.

FALTIN, F. W. et al. *Considerations in the monitoring of the autocorrelated and independent data*, Journal of Quality Technology, v. 29, n. 2, p. 131-133, 1997. Disponível em: <<http://asq.org/qic/display-item/?item=11484>>. Acesso em 25 mai. 2014.

FESTING, M. F. W. *Guidelines for the Design and Statistical Analysis of Experiments in Papers Submitted to ATLA*. Altern Lab Anim., v. 29, n. 4, 2001. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11506638>>. Acesso em: 15 mai. 2014.

FIRKA, D. *Statistical, technical and sociological dimensions of design of experiments*. The TQM Journal, v. 23, n. 4, p. 435-445, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1108/17542731111139509>>. Acesso em: 09 abr. 2014.

FOLARON, J. *The evolution of six sigma*, Six Sigma Forum Magazine. v. 2, n. 4, p. 38-44, 2003, Disponível em: <[http://rube.asq.org/pub/sixsigma/past/vol2\\_issue4/ssfmv2i4folaron.pdf](http://rube.asq.org/pub/sixsigma/past/vol2_issue4/ssfmv2i4folaron.pdf)>. Acesso em: 24 mai. 2014.

FORD MOTOR COMPANY, *Statistical Process Control*. Three Day Course Notes, Ford Motor Company, Brentwood, Essex, 1985.

FRISEN, M. *Evaluations of Methods for Statistical Surveillance*. Statistics in Medicine, v.11, p. 1489–1502, 1992. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/sim.4780111107/pdf>>. Acesso em 20 mai. 2014.

GHOSH, S.; MAITI, J. *Data mining driven DMAIC framework for improving foundry quality - a case study*. Production Planning and Control, v. 25, p. 478-493, 2014. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/09537287.2012.709642#.U8qpzPldWaI>>. Acesso em: 20 mai. 2014.

GREMYR I.; ARVIDSSON M.; JOHANSSON P. *Robust design methodology: a status in the Swedish manufacturing industry*. Quality and Reliability Engineering International, v. 19, p. 285-293, 2003. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/qre.584/pdf>>. Acesso em: 19 set. 2013.

GUALDÁMEZ, E. V. C. *Aplicação das técnicas de planejamento e análise de experimentos no processo de fabricação de produtos plásticos*. 2002. 121 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção)–Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2002. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18140/tde-18112002-090421/publico/Galdamez.pdf>>. Acesso em: 29 mar. 2013.

GUEDES, T. A. *Procedimentos de otimização no planejamento e controle da qualidade de produtos e processos*. 1996. 148 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção)–Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1996. Disponível em: <<https://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/106433>>. Acesso em: 19 set. 2013.

GUPTA, S.; MONTGOMERY, D. C.; WOODALL, W. H. *Performance evaluation of twomethods for online monitoring of linear calibration profiles*. v. 44, n. 10, p. 1927-1942, 2005. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/00207540500409855>>. Acesso em: 03 jan 2014.

HAHN, G. J. *Experimental Design in the Complex World*. Technometrics, v. 26, n. 1, p. 19-31, 1984. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/pdfplus/1268412.pdf?acceptTC=true&jpdConfirm=true>>. Acesso em: 24 mai. 2014.

HAHN, G. J.; DOGANAKSOY, N.; HOERL, R. *The evolution of Six Sigma*. v. 13, n. 3, p. 317-326, 2000. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/08982110008962595>>. Acesso em: 23 abr. 2014.

HAMADA, M.; WU, C. F. J. *Analysis of designed experiments with complex aliasing*. IIQP Research Report, v. 91, n. 1, 2000. Disponível em: <<http://www.bisrg.uwaterloo.ca/archive/RR-91-01.pdf>>. Acesso em: 25 mai. 2014.

HARRINGTON, J. *Aperfeiçoando Processos Empresariais*. São Paulo: McGraw-Hill Ltda e Makron Books do Brasil Editora Ltda., 1993.

HARRY, M.; SCHROEDER, R. *Six Sigma: The Breakthrough Management Strategy Revolutionizing the World's Top Corporations*. Nova York: Crown Business, 2006, 300 p.

HAWKINS, D. M. *Multivariate quality control based on reegression-adjusted variables*, Technometrics. v. 33, n. 1, p. 61-75, 1991. Disponível em: <[http://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/00401706.1991.10484770#.U8bCR\\_ldWaI](http://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/00401706.1991.10484770#.U8bCR_ldWaI)>. Acesso em: 03 jan. 2014.

HAWKINS, D. M. *Regression adjustment for variables in multivariate quality control*, Journal of Quality Technology. v. 25, n. 3, p. 170-182, 1993. Disponível em: <[https://secure.asq.org/perl/msg.pl?prvurl=/data/subscriptions/jqt\\_open/1996/oct/jqtv28i4kourti.pdf](https://secure.asq.org/perl/msg.pl?prvurl=/data/subscriptions/jqt_open/1996/oct/jqtv28i4kourti.pdf)>. Acesso em: 03 jan. 2014.

HAWORTH, D. A. *Regression Control Charts to Manage*, Software Maintenance: Research and Practice. v. 8, p. 35-48, 1996. Disponível em: <[http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/\(SICI\)1096-908X\(199601\)8:1%3C35::AID-SMR124%3E3.0.CO;2-%23/pdf](http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/(SICI)1096-908X(199601)8:1%3C35::AID-SMR124%3E3.0.CO;2-%23/pdf)>. Acesso em: 27 jun. 2012.

HORS, C.; GOLDBERG, A. C.; ALMEIDA, E. H. P.; Júnior, F. G. B., RIZZO, L. V. *Aplicação das ferramentas de gestão empresarial Lean Seis Sigma e PMBOK no desenvolvimento de um programa de gestão da pesquisa científica*. Trabalho realizado no Hospital Israelita Albert Einstein – HIAE, São Paulo (SP), Brasil, Revista Einstein, 2012. Disponível em: <[http://www.scielo.br/pdf/eins/v10n4/pt\\_v10n4a15.pdf](http://www.scielo.br/pdf/eins/v10n4/pt_v10n4a15.pdf)>. Acesso em: 12 set. 2013.

HRADESKY, J. L. *Aperfeiçoamento da Qualidade e da Produtividade: Guia prático para implementação do Controle Estatístico de Processo (CEP)*. Tradução: Maria Claudia de Oliveira Santos. São Paulo: Editora McGraw-Hill Ltda., 1989, 151p.

HUNTER, J. S. *A One-Point Plot Equivalent to the Shewhart Chart with Wester Electric Rules*, Quality Engineering. v. 2, 1989. Disponível em: <[http://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/08982118908962690#.U8fOB\\_ldWaI](http://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/08982118908962690#.U8fOB_ldWaI)>. Acesso em: 03 jan. 2014.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDATIZATION. Disponível em: <<http://www.iso.org/iso/home/about.htm>>. Acesso em: 15 mai. 2014.

ISHIKAWA, K. *Controle de Qualidade Total a maneira japonesa*. 1. ed., Rio de Janeiro: Editora Campus, 1993, 221 p.

JACROUX, M.; RAY, R. S. *Run Orders of Trend Resistant 2-Level Factorial Designs*. The Indian Journal of Statistics, Series B, v. 53, n. 2, p. 202-212, 1991. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/25052692>>. Acesso em: 05 abr. 2012.

JENSEN, W. A. et al. *Effects of Parameter Estimation on Control Chart Properties: A Literature Review*. Journal of Quality Technology, v. 38, n. 4, p. 349-364, 2006. Disponível em: <[http://mcu.edu.tw/~chenmh/journal/JQT/2006\\_4\\_349.pdf](http://mcu.edu.tw/~chenmh/journal/JQT/2006_4_349.pdf)>. Acesso em: 09 abr. 2014.

JOBSON, J. D. *Applied multivariate data analysis*. 2. ed., Nova York: Springer-Verlag, 1992. 731 p.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. 6 ed., Nova Jersey: Pearson Prentice Hall, 2007, 767p.

JURAN, J. M. *Juran Planejando para a Qualidade*. 3. ed., São Paulo: Pioneira, 1995, 394 p.

JURAN, J. M.; GRZYNA, F. M. *Juran's Quality Control Handbook*. 4 ed., Nova York: McGraw Hill, 1988, 800 p.

JURAN, J. M.; GRZYNA JR, F. M.; BINGHAM JR., R. S. *Quality control handbook*. 3 ed., Nova York: Mc Graw-Hill, 1951, 1808 p.

KANG, L.; ALBIN, S.L. *On-line monitoring when the process yields a linear profile*. Journal of Quality Technology, v. 32, p 418-426, 2000. Disponível em: < <http://asq.org/qic/display-item/?item=14604>> Acesso em: 20 set. 2013.

KAHN, B. E. *Dynamic relationships with customers: High-variety strategies*. Journal of the Academy of Marketing Science, v.26, n. 1, p. 45-53, 1998. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1177%2F0092070398261005>>. Acesso em: 12 out. 2013.

KIM, K.; MAHMOUD, M. A.; WOODALL, W. H. *On the monitoring of linear profiles*. Journal of Quality Technology, v. 35, n. 3., p. 317-328, 2003. Disponível em: <[http://www.pqprc.ac.ir/userfiles/groups/On%20The%20Monitoring%20of%20Linear%20Pr ofiles.pdf](http://www.pqprc.ac.ir/userfiles/groups/On%20The%20Monitoring%20of%20Linear%20Profiles.pdf)>. Acesso em: 06 jun. 2013.

KOTLER, P. *Administração de Marketing: análise, planejamento, implementação e controle*. 5. ed., São Paulo: Atlas, 1998, 728 p.

KRUGLIANSKAS, I. *Engenharia simultânea e técnicas associadas em empresas tecnologicamente dinâmicas*. In: Simpósio de Gestão da Inovação Tecnológica, 18., 1994, São Paulo. Disponível em: <<http://www.rausp.usp.br/download.asp?file=3002025.pdf>>. Acesso em: 17 abr. 2014.

LI, M.-H. C.; AL-REFAIE, A. *Improving Wooden Parts' Quality by Adopting DMAIC Procedure*. Quality and Reliability Engineering International, v 24., p. 351-360, 2008. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/qre.905/pdf>>. Acesso em: 18 jul. 2013.

LILAND, K. H.; FAERGESTAD, E. M. *Testing effects of experimental design factors using multi-way analysis*. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, v. 96, p. 172-181, 2009. Disponível em: <[http://ac.els-cdn.com/S0169743909000082/1-s2.0-S0169743909000082-main.pdf?\\_tid=08828a6e-0c4e-11e4-b3cb-00000aabb0f02&acdnat=1405449181\\_5236f70bc8b8cb36278b72d4be14b037](http://ac.els-cdn.com/S0169743909000082/1-s2.0-S0169743909000082-main.pdf?_tid=08828a6e-0c4e-11e4-b3cb-00000aabb0f02&acdnat=1405449181_5236f70bc8b8cb36278b72d4be14b037)>. Acesso em: 14 mai. 2014.

LIMA, A. A. N. et al. *Aplicação do controle estatístico de processo na indústria farmacêutica*. Revista Ciências Farmacêuticas Básica e Aplicada, v. 27, n. 3, p. 177-187, 2006. Disponível em: <[http://serv-bib.fcfa.unesp.br/seer/index.php/Cien\\_Farm/article/viewFile/380/364](http://serv-bib.fcfa.unesp.br/seer/index.php/Cien_Farm/article/viewFile/380/364)>. Acesso em: 26 set. 2013.

LYE, L. M. *Tools and toys for teaching design of experiments methodology*. In: Annual General Conference of the Canadian Society for Civil Engineering, 33., 2005, Canadá. Disponível em: <<http://www.engr.mun.ca/~llye/Tools%20and%20Toys%202005-Lye.pdf>>. Acesso em: 14 mar. 2013.

MACH, P.; GUÁQUETA, J. *Utilization of the Seven Ishikawa Tools (Old Tools) in the Six Sigma Strategy*. In: International Spring Seminar on Eletronics Technology, 24., 2001, Romênia. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=931009>>. Acesso em: 30 abr. 2014.

MAGALHÃES, M. N.; LIMA, A. C. P. de. *Noções de Probabilidade e Estatística*. 7. ed., São Paulo: EdUSP, 2007, 428 p.

MAHMOUD, M.A.; WOODALL, W. H. *Phase I Analysis of Linear Profiles With Calibration Applications*. Technometrics, v. 46, p. 380-391, 2004. Disponível em: <<http://amstat.tandfonline.com/loi/utch20>>. Acesso em: 04 abr. 2012.

MANDEL, B. J. *The Regression Control Chart*, Journal of Quality Technology. v. 1, n. 1, 1969. Disponível em: <<http://faculty.washington.edu/htamura/qm520/mandel.pdf>>. Acesso em: 03 jan. 2014.

MAST, J. de; LOKKERBOL, J. *An analysis of the Six Sigma DMAIC method from the perspective of problem solving*. International Journal Production Economics, p. 604-614, 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2012.05.035>>. Acesso em: 02 mai. 2014.

MIGUEL, P.A.C. *Metodologia de pesquisas em engenharia de produção e gestão de operações*. 2ª ed. Brasil: Campus, 2012. 280 p.

MITRA, A. *Six Sigma education: a critical role for academia*. The TQM Magazine, v. 16, n. 4, p. 293-302, 2004. Disponível em: <<http://www.emeraldinsight.com/journals.htm?articleid=842117>>. Acesso em: 25 mai. 2014.

MOEN, R.; NORMAN, C. *Evolution of the PDCA cycle*, 2006. Disponível em: <<http://kaizensite.com/learninglean/wp-content/uploads/2012/09/Evolution-of-PDCA.pdf>>. Acesso em 21 ago. 2014.

MOHAMED, Z.; BODGER, P. *Forecasting electricity consumption in New Zealand using economic and demographic variables*. Energy, v. 30, p. 1833-1843, 2005. Disponível em: <[http://ac.els-cdn.com/S0360544204003639/1-s2.0-S0360544204003639-main.pdf?\\_tid=e3c6a9f2-0c53-11e4-b955-00000aacb360&acdnat=1405451697\\_931fafa0053f4cbd0579c841629e5079](http://ac.els-cdn.com/S0360544204003639/1-s2.0-S0360544204003639-main.pdf?_tid=e3c6a9f2-0c53-11e4-b955-00000aacb360&acdnat=1405451697_931fafa0053f4cbd0579c841629e5079)>. Acesso em: 05 mai. 2014.

MONTGOMERY, D. C. *Introduction to Statistical Quality Control*. 5th ed., Nova York: John Wiley and Sons, 2005, 768 p.



MONTGOMERY, D. C. *Introdução ao Controle Estatístico da Qualidade*. Tradução: Ana M. L. de Farias, Vera R. L. de F. e Flores. Revisão Técnica: Luiz da C. Laurencel, 4. ed., Rio de Janeiro: LTC, 2009a. 513 p.

\_\_\_\_\_. *Design and Analysis of Experiments*. 7ª ed., Nova York: John Wiley and Sons, 2009b. 656 p.

\_\_\_\_\_. *A modern framework for achieving enterprise excellence*. International Journal of Lean Six Sigma, v. 1, n. 1, p. 56-65, 2010. Disponível em: <[www.emeraldinsight.com/2040-4166.htm](http://www.emeraldinsight.com/2040-4166.htm)>. Acesso em: 13 abr. 2014.

MONTGOMERY, D. C.; MASTRAGELO, C. M. *Some Statistical Process Control Methods for Autocorrelated Data*. Journal of Quality Technology, v. 23, n. 3, p. 179-193, 1991. Disponível em: <[https://secure.asq.org/perl/msg.pl?prvurl=/data/subscriptions/jqt\\_open/1991/july/jqtv23i3faltin.pdf](https://secure.asq.org/perl/msg.pl?prvurl=/data/subscriptions/jqt_open/1991/july/jqtv23i3faltin.pdf)>. Acesso em: 13 abr. 2014.

MONTGOMERY, D. C.; PECK, E. A. *Introduction to linear regression analysis*. 3. ed., Nova York: John Wiley and Sons, 1992, 527 p.

MONTGOMERY, D. C.; WOODALL, W. H. *An Overview of Six Sigma*. International Statistical Review, v. 76, n. 3, p. 329-346, 2008. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1751-823.2008.00061.x/pdf>>. Acesso em: 28 abr. 2014.

MONTGOMERY, D. C.; VINING, G. G.; PECK, E. A. *Introduction to Linear Regression Analysis*. 3. ed., Nova York: John Wiley and Sons, 2001, 641 p.

MURUGAIAH, U. *Scrap loss reduction using the 5-whys analysis*. International Journal of Quality e Reliability Management, v. 27, n. 5, p. 527-540, 2010. Disponível em: <<http://www.emeraldinsight.com/journals.htm?articleid=1863387>>. Acesso em: 01 mai. 2014.

MYERS, R. H. *Classical and Modern Regression with Applications*. 2. ed., California: Duxbury Press, 1990, 488 p.

MYERS, R. H.; MONTGOMERY, D. C. *Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments*. John Wiley and Sons, 1995, 704 p.

MYERS, R. H.; KHURI, A. I.; CARTER JR., W. H. *Response surface methodology: 1966-1988*, Technometrics. v.31, p.137-157, 1989. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/1268813>>. Acesso em: 19 set. 2013.

NETER, J.; WASSERMAN, W.; KUTNER M. H. *Applied linear statistical models: regression, analysis of variance, and experimental designs*. 2 ed., Homewood: R.D. Irwin, 1985, 1127 p.

NIST/SEMATECH, *What is design of experiments (aka DEX or DOE)?* e-Handbook of Statistical Methods, National Institute of Standards and Technology, Departamento de

Comércio dos Estados Unidos, Gaithersburg, 2000. Disponível em: <<http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>>. Acesso em: 01 mai. 2014.

OLIVER, R. L.; RUST, R. T. *Should we delight the customer?* Academy of Marketing Science Journal, Greenvale, Winter 2000. Disponível em: <[http://download.springer.com/static/pdf/695/art%253A10.1177%252F0092070300281008.pdf?auth66=1406221818\\_9a2431bf342a339478e7a765a2a0bd0f&ext=.pdf](http://download.springer.com/static/pdf/695/art%253A10.1177%252F0092070300281008.pdf?auth66=1406221818_9a2431bf342a339478e7a765a2a0bd0f&ext=.pdf)>. Acesso em: 22 jul. 2013.

PANDOLFI, C. *Utilização da pesquisa de satisfação de clientes como ferramenta para decisões gerenciais e melhoria contínua*. 2003. 185 f. Dissertação (Mestrado Profissionalizante em Engenharia)–Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2003. Disponível em: <<http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/4097/000407498.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 18 set. 2012.

PEDRINI, D. C. *Proposta de um método para aplicação de gráficos de controle de regressão no monitoramento de processos*. 2009. 121 f. Dissertação (Mestrado de Engenharia de Produção)–Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009. Disponível em: <<http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/17154/000711679.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 28 mai. 2013.

PEDRINI, D. C.; CATEN, C. S. T. *Modelagem estatística para a previsão do teor de fósforo em ligas de ferromanganes*. In: Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 29., Salvador, 2009. Disponível em: <[http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2009\\_tn\\_sto\\_103\\_685\\_13121.pdf](http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2009_tn_sto_103_685_13121.pdf)>. Acesso em: 28 mai. 2013.

\_\_\_\_\_. *Método para aplicação de gráficos de controle de regressão no monitoramento de processos*. Revista Produção, v. 21, p. 106-117, 2011. Disponível em: <[http://www.scielo.br/pdf/prod/v21n1/AOP\\_T6\\_0002\\_0195.pdf](http://www.scielo.br/pdf/prod/v21n1/AOP_T6_0002_0195.pdf)>. Acesso em: 25 mar. 2012.

PERES, C. A.; SALDIVA, C. D. *Planejamento de experimentos*, 1. ed., São Paulo: 5. Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística IME-USP, 1982, 98 p.

PIGHINELLI, A. L. M. T. et al. *Otimização da prensagem de grãos de girassol e sua caracterização*. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v. 13, n. 1, p. 63–67, 2009. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1590/S1415-43662009000100009>>. Acesso em: 19 set. 2013.

PIRES, V. T. *Implementação do controle estatístico de processo em uma empresa de manufatura de óleo de arroz*. 2000. 102f. Dissertação (Mestrado profissionalizante em Engenharia)–Universidade do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2000. Disponível em: <<http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/1500/000198842.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 15 abr. 2014.

PRAZERES, P. M. *Dicionário de termos da qualidade*. São Paulo: Atlas, 1996. 464 p.

RAMOS, A. W. *CEP para processos contínuos e em bateladas*. São Paulo: Edgard Blucher, 2000. 130 p.

RAZALI, N. M.; WAH, Y. B. *Power Comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling Tests*. Journal of Statistical Modeling and Analysis, v. 2, n. 1, p. 21-33, 2011. Disponível em: <<http://instatmy.org.my/downloads/e-jurnal%202/3.pdf>>. Acesso em: 18 mai. 2014.

REYNOLDS, M. R.; STOUMBOS, Z. G. *A Cusum Chart for Monitorim a Proportion When Inspecting Continuously*. Journal of Quality Technology, v. 31, p. 87-108, 1999. Disponível em: <<http://asq.org/qic/display-item/index.html?item=11572>>. Acesso em: 20 mai. 2014.

RIBEIRO, J. L. D.; CATEN, C. S. TEN. *Série monográfica Qualidade: Projeto de Experimentos*. 2011. 168 f. Série Monográfica – Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção, Fundação Empresa Escola de Engenharia da UFRGS, Porto Alegre, 2011. Disponível em: <[http://www.producao.ufrgs.br/arquivos/disciplinas/384\\_apostila.pdf](http://www.producao.ufrgs.br/arquivos/disciplinas/384_apostila.pdf)>. Acesso em: 15 mai. 2014.

ROTONDARO, R. G. et al. *Seis Sigma: Estratégia Gerencial para a Melhoria de Processos, Produtos e Serviços*. 1. ed., São Paulo: Atlas S. A., 2008, 375 p.

SALEH, N. A.; MAHMOUD, M. A.; ABDEL-SALAM, G. A.-S. *The Performance of the Adaptive Exponentially Weighted Moving Average Control Chart with Estimated Parameters*. Quality and Reliability Engineering International, v. 29, n. 4, p. 595-606, 2012. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/qre.1408/pdf>>. Acesso em: 14 mar. 2013.

SALEH, J. H.; MARAIS, K. *Highlights from the early (and pre-) history of reliability engineering*. Reliability Engineering and System Safety, v. 91, n. 2, p. 249-256, 2006. Disponível em: <[http://ac.els-cdn.com/S0951832005000402/1-s2.0-S0951832005000402-main.pdf?\\_tid=4bb77ec4-0641-11e4-bdef-00000aabb0f6c&acdnat=1404784004\\_5858df9a5800906733f191887ee7c95c](http://ac.els-cdn.com/S0951832005000402/1-s2.0-S0951832005000402-main.pdf?_tid=4bb77ec4-0641-11e4-bdef-00000aabb0f6c&acdnat=1404784004_5858df9a5800906733f191887ee7c95c)>. Acesso em: 14 abr. 2014.

SANCHEZ, S. M. *Work smarter, not harder: guidelines for designing simulation experiments*. Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference, 2005. Disponível em: <<https://www.google.com.br/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&cad=rja&uact=8&ved=0CB4QFjAA&url=http%3A%2F%2Fieeexplore.ieee.org%2Fiel5%2F4419575%2F4419576%2F04419591.pdf%3Farnumber%3D4419591&ei=-kfFU4CQJ-jJsQTUs4GoCg&usg=AFQjCNFTBmieFXrO-G19ef9bQb1nvxWy2Q&sig2=kSl7nroy-r2tE8Kx5Atncw&bvm=bv.70810081,d.cWc>>. Acesso em: 05 mai. 2014.

SANTOS, S. N. *Uso do planejamento de experimentos na melhoria do produto e processo no setor de próteses de quadril em uma empresa de produtos cirúrgicos*. 2007. 90 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Programa de Mestrado Profissional em Engenharia Mecânica, Universidade de Taubaté, Taubaté, 2007. Disponível em: <[http://www.dominiopublico.gov.br/pesquisa/DetalheObraForm.do?select\\_action=&co\\_obra=162989](http://www.dominiopublico.gov.br/pesquisa/DetalheObraForm.do?select_action=&co_obra=162989)>. Acesso em: 14 abr. 2013.

SANTOS, A. B.; MARTINS, M. F. *Pensamento estatístico: um componente primordial para o sucesso do Programa de Qualidade Seis Sigma*. In: Encontro Nacional de Engenharia de

Produção, 24., 2004, Florianópolis. Artigo. Disponível em: <[http://www.abepro.org.br/biblioteca/ENESEP2004\\_Enesep0201\\_0893.pdf](http://www.abepro.org.br/biblioteca/ENESEP2004_Enesep0201_0893.pdf)>. Acesso em: 15 abr. 2014.

SCHEIDEGGER, E. *Aplicação do Controle Estatístico de Processo em indústria de branqueamento de celulose: um estudo de caso*. Revista Foco, v. 1, n. 1, 2006. Disponível em: <<http://www.novomilenio.br/periodicos/index.php/foco/article/view/36>>. Acesso em: 26 mai. 2014.

SEARLE, S. R.; CASELLA, G.; McCULLOCH, C. E. *Variance Components*. 1. ed., Michigan: John Wiley and Sons, 1992, 536 p.

SHAPIRO, S. S.; WILK, M. B.; CHEN, H. J. *A Comparative Study of Varioust Tests for Normality Journal of the American Statistical Association*. v. 63, p. 1343-1372, 1968. Disponível em: <<http://amstat.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01621459.1968.10480932#.U3kGLvldWaJ>>. Acesso em: 05 mai. 2014

SHEWHART, W.A. *Statistical Method from the Viewpoint of Quality Control*. 1. ed., Washington DC: Dover Publications, 1939, 155 p.

SHU, L; TSUNG, F; TSUI, K. L. *Run-length Performance of Regression Control Charts with Estimated Parameters*. Journal of Quality Technology, v. 36, 280-292 p., 2004. Disponível em: <<http://qlab.ielm.ust.hk/qlab/download/papers/paper26.pdf>>. Acesso em: 07 abr. 2012.

SILVA, N. N. *Amostragem Probabilística*. 2. ed., São Paulo: Editora Universidade de São Paulo, 2004, 120 p.

SIM, C. H. *Combined X-bar and CRL Charts for the Gamma Process*, Computational Statistics. v. 18, p. 547-563, 2003a. Disponível em: <<https://getinfo.de/app/Combined-X-bar-and-CRL-Charts-for-the-Gamma-Process/id/BLSE%3ARN140865990>>. Acesso: 20 mai. 2014.

SIM, C. H. *Inverse Gaussian Control Charts for Monitoring Process Variability*. Communications in Statistics-Simulation and Computation, v. 32, p. 223-239, 2003b. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1081/SAC-120013123>>. Acesso em 20 mai. 2014.

SIM, C. H.; WONG, W. K. *R-charts for the Exponential, Laplace and Logistic Process*. Statistical Papers, v. 44, p. 535-554, 2003. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1007%2F02926009#page-1>>. Acesso em: 20 mai. 2014.

SINGH, G. *Estimation of a mechanisation index and its impact on production and economic factors e a case study in India*. Biosystems Engineering, v. 93, n. 1, p. 99-106, 2006. Disponível em: <[http://bsesrv214.bse.vt.edu/Grisso/Ethiopia/Books\\_Resources/Tillage/Estimation%20of%20a%20Mechanisation%20Index.pdf](http://bsesrv214.bse.vt.edu/Grisso/Ethiopia/Books_Resources/Tillage/Estimation%20of%20a%20Mechanisation%20Index.pdf)>. Acesso em: 05 mai. 2014.

SLACK, N.; CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R. *Administração da produção*. Tradução: Maria T. C. de Oliveira e Fábio Alher. Revisão Técnica: Henrique L. Corrêa. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2007, 747 p.

SNEE, R. D. *Discussion on HOERL, Roger. Six Sigma Black Belts: what do they need to know?*. Journal of Quality Technology, v. 33, n. 4, p. 414-417, 2001. Disponível em: <<http://www.unisa.edu.au/Global/business/school/strategic/docs/education-programs/six-sigma/qtec-391.pdf>>. Acesso em: 12 out. 2013.

SOKOVIĆ, M.; PAVLETIĆ, D. *Quality Improvement - PDCA Cycle vs. DMAIC and DFSS*, Journal of Mechanical Engineering. v.53, p. 369-378, 2007. Disponível em: <<http://www.sv-jme.eu/archive/sv-jme-volume-2007/sv-jme-53-6-2007/>>. Acesso em: 05 set. 2013.

SONESSON, C.; BOOK, D. *A review and Discussion of Prospective Statistical Surveillance in Public Health*. Journal of the Royal Statistical Society, Series A, v. 166, n. 1, p. 5-21, 2003. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/pdfplus/3559825.pdf?acceptTC=true&jpdConfirm=true>>. Acesso em: 20 mai. 2014.

STANEK, M. et al. *Optimization of Injection Molding Process*. International Journal of Mathematics and Computers in Simulation, v. 5, 2011. Disponível em: <<http://www.naun.org/main/NAUN/mcs/17-109.pdf>>. Acesso em: 20 mai. 2014.

STOVER, F. S.; BRILL, R. V. *Statistical Quality Control Applied to Ion Chromatography Calibrations*. Journal of Chromatography A, v. 804, p. 37-43, 1998. Disponível em: <[http://ac.els-cdn.com/S0021967398000946/1-s2.0-S0021967398000946-main.pdf?\\_tid=c86d5bae-0d27-11e4-8df9-00000aacb35d&acdnt=1405542704\\_7039497dccb2a528727b655f08b4cc0f](http://ac.els-cdn.com/S0021967398000946/1-s2.0-S0021967398000946-main.pdf?_tid=c86d5bae-0d27-11e4-8df9-00000aacb35d&acdnt=1405542704_7039497dccb2a528727b655f08b4cc0f)>. Acesso em: 20 mai. 2014.

SUÁREZ-BARRAZA, M.F. *El Kaizen: la filosofía de Mejora Continua e Innovación Incremental detrás de la Administración por Calidad Total*. México: Panorama Editorial, 2007, 416 p.

TAKAHASHI, F. H. *Aplicação do controle estatístico de processo (CEP) como ferramenta para a melhoria da qualidade do leite*. 2011. 69 f. Dissertação (Mestrado em Ciência Animal e Pastagens) –Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, 2011. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/11/11139/tde-21092011-103622/>>. Acesso em: 29 dez. 2013.

TANCO, M. et al. *How is Experimentation Carried Out by Companies? A Survey of Three European Regions*. Quality and Reliability Engineering International, v. 24, p. 973-981, 2008. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/qre.947/pdf>>. Acesso em: 16 abr. 2014.

TANCO, M. et al. *Implementation of Design of Experiments projects in industry*. Wiley InterScience, v. 25, p. 478–505, 2009. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/asmb.779/abstract>>. Acesso em: 14 mar. 2013.

TANG, C. T. et al. *Fortification of Six Sigma: Expanding the DMAIC Toolset, Quality and Reliability Engineering International*. v. 23, p. 3-18, 2007. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/qre.822/pdf>>. Acesso em: 21 ago. 2014.

TARÍ, J. J. *Components of successful total quality management*. v. 17, 182-194, 2005. Disponível em: <<http://www.emeraldinsight.com/journals.htm?articleid=1464335&show=abstract>>. Acesso em: 10 abr. 2014.

TONG, J. P. C.; TSUNG, F.; YEN, B. P. C. *A DMAIC approach to printed circuit board quality improvement*. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 23, p. 523-531, 2004. Disponível em: <[http://download.springer.com/static/pdf/402/art%253A10.1007%252Fs00170-003-1721-z.pdf?auth66=1405866221\\_9bfdab36731bc3823e42aa4de1d05153&ext=.pdf](http://download.springer.com/static/pdf/402/art%253A10.1007%252Fs00170-003-1721-z.pdf?auth66=1405866221_9bfdab36731bc3823e42aa4de1d05153&ext=.pdf)>. Acesso em: 18 jul. 2013.

UPTON, D. M.; KIM, B. *Alternative methods of learning and process improvement in manufacturing*. v. 16, p. 1-20, 1998. Disponível em: <[http://ac.els-cdn.com/S0272696397000284/1-s2.0-S0272696397000284-main.pdf?\\_tid=d8993142-0bba-11e4-b456-00000aab0f6c&acdnat=1405385965\\_3983ec3c856617d680516bbf3a35666e](http://ac.els-cdn.com/S0272696397000284/1-s2.0-S0272696397000284-main.pdf?_tid=d8993142-0bba-11e4-b456-00000aab0f6c&acdnat=1405385965_3983ec3c856617d680516bbf3a35666e)>. Acesso em: 25 abr. 2014.

USEVICIUS, L. A. *Implantação da metodologia seis sigma e aplicação da técnica estatística projeto de experimentos na resolução de problemas e otimização de processos de fabricação*. 2004. 135 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia)–Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2004. Disponível em: <<http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/4712/000459147.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 29 dez. 2013.

VERMA, S. et al. *Quality by design approach to understand the process of nanosuspension preparation*. *International Journal of Pharmaceutics*, v. 377, p. 185–198, 2009. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpharm.2009.05.006>>. Acesso em: 12 mar. 2013.

VIEIRA, S. *Estatística Experimental*. 2. ed., São Paulo: Atlas, 1999, 185p.

VLISSIDES, A. G. et al. *Influence of vegetation and gravel mesh on the tertiary treatment of wastewater from a cosmetics industry*, *Journal of Environmental Science and Health Part A – Toxic/Hazardous Substances & Environmental Engineering*, v. 44, p. 820-826, 2009. Disponível em: <[http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed?Db=pubmed&Cmd=Retrieve&list\\_uids=19731839&dopt=abstractplus](http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed?Db=pubmed&Cmd=Retrieve&list_uids=19731839&dopt=abstractplus)>. Acesso em: 21 abr. 2014.

WADE, M. R.; WOODAL, W. H. *A review and analysis of causes selecting control charts*. *Journal of Quality Technology*, v. 25, n. 3, p. 161-169, 1993. Disponível em: <<http://asq.org/qic/display-item/?item=11358>>. Acesso em: 20 mai. 2014.

WALTON, M. *The Deming management method*. Nova York: The Berkley Publishing Group, 1986, 269 p.

WANG, P. C.; JAN, H. W. *Designing Two-Level Factorial Experiments Using Orthogonal Arrays when the Run Order is Important*. Journal of the Royal Statistical Society. Series D, v. 44, n. 3, p. 379-388, 1995. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2348709>>. Acesso em: 05 abr. 2012.

WANG, T. et al. *Optimization of design of experiment for chemical mechanical polishing of a 12-inch wafer*. Microelectronic Engineering, v. 112, p. 5-9, 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.mee.2013.05.010>>. Acesso em: 29 dez. 2013.

WEISBERG, S. *Applied Linear Regression*. 3. ed., Nova York: John Wiley and Sons, 2005, 336 p.

WERKEMA, M. C. C.; AGUIAR, S. *Planejamento e análise de experimentos: como identificar as principais variáveis influentes em um processo*. Belo Horizonte: Fundação Christiano Ottoni, 1996.

WESTER ELETRIC. *Statistical Quality Control Handbook*. Wester Eletric Corporation, Indianapolis, 1956.

WOODALL, W. H. *Control Charting Based on Attribute Data: Bibliography and Review*. Journal of Quality Technology, p. 172-183, 1997. Disponível em: <<http://asq.org/qic/display-item/?item=11490>> Acesso em: 19 set. 2013.

WOODALL, W. H. *Controversies and Contradictions in Statistical Process Control*. Journal of Quality Technology, v. 32, n. 4, p. 341-378, 2000. Disponível em: <[http://myplace.frontier.com/~stevebrainerd1/STATISTICS/ECE-580-DOE%20WEEK%203\\_files/Woodall%20paper%20Control%20charts.pdf](http://myplace.frontier.com/~stevebrainerd1/STATISTICS/ECE-580-DOE%20WEEK%203_files/Woodall%20paper%20Control%20charts.pdf)>. Acesso em: 19 set. 2013.

WOODALL, W. H. et al. *Using Control Charts to Monitor Process and Product Quality Profiles*. Journal of Quality Technology, v. 36, p. 309-320, 2004. Disponível em: <<http://asq.org/qic/display-item/?item=19646>>. Acesso em: 19 set. 2013.

WOODALL, W. H. *The Use of Control Charts in Health-Care and Public-Health Surveillance*. Journal of Quality Technology, v. 38, n. 2, 2006. Disponível em: <[http://www.npaihb.org/images/training\\_docs/NARCH/2010/The%20Use%20of%20Control%20Charts.pdf](http://www.npaihb.org/images/training_docs/NARCH/2010/The%20Use%20of%20Control%20Charts.pdf)>. Acesso em: 04 jun. 2014.

ZHANG, Y.; CASTAGLIOLA, P. *Run rules [Xbar] charts when process parameters are unknown*. International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering, v. 17, n. 4, p. 381-399, 2010. Disponível em: <<http://www.worldscientific.com/doi/pdf/10.1142/S0218539310003858>>. Acesso em: 07 jul. 2014.

ZHANG, Y. et al. *The synthetic [Xbar] chart with estimated parameters*. IIE Transactions, v. 43, n. 9, p. 676-687, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/0740817X.2010.549547>>. Acesso em: 16 abr. 2014.

## ANEXO – A

Se considerar como medida de variabilidade a dispersão dos valores observados em torno do valor médio “geral”, ou seja, a soma de quadrados total (SQT), o desenvolvimento para se alcançar a partição da variabilidade total em variabilidade do modelo e variabilidade dos erros é dado pela equação (23) (MORETIN; BUSSAB, 2006; MONTGOMERY, 2009b).

$$\begin{aligned}
 SQT &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{..})^2 = \\
 &\Rightarrow \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{i.} + \bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})^2 = \\
 &\Rightarrow \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} [(y_{ij} - \bar{y}_{i.}) + (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})]^2 = \\
 &\Rightarrow \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})^2 + \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{i.})^2 + 2 \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{i.})(\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..}) = \quad (23) \\
 &\Rightarrow \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})^2 + \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{i.})^2 + 0 = \\
 &\Rightarrow \sum_{i=1}^a n_i (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})^2 + \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{i.})^2 = \\
 SQT &= SQTr + SQE
 \end{aligned}$$

onde,

- SQTr = SQM = Soma de Quadrados dos Tratamentos ou Soma de Quadrados do Modelo que quantifica a variabilidade entre tratamentos que pode ser dividido entre  $SQTr_1 + SQTr_2 + \dots + SQTr_a$ ;
- SQE = Soma de Quadrados dos Erros que quantifica a variabilidade dos erros.

Além disso, a Soma de Quadrados dos Erros pode ser reescrita como na equação (24), para que se chegue ao QME, ou seja, ao Quadrado Médio dos Erros que segundo Morettin e Bussab (2006) é o estimador da variância dos erros, sob a hipótese de homocedasticidade, isto é, sob a hipótese de que todas as variâncias dos tratamentos são iguais.



$$\begin{aligned}
SQE &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{i\bullet})^2 = \\
&\Rightarrow \sum_{i=1}^a \left( \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{i\bullet})^2 \right) = \\
&\Rightarrow \sum_{i=1}^a \frac{n_i - 1}{n_i - 1} \left( \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{i\bullet})^2 \right) = \\
&\Rightarrow \sum_{i=1}^a (n_i - 1) \left( \frac{1}{n_i - 1} \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_{i\bullet})^2 \right) = \\
&\Rightarrow \sum_{i=1}^a (n_i - 1) S_i^2 = \\
&\Rightarrow (n_1 - 1) S_1^2 + (n_2 - 1) S_2^2 + \dots + (n_a - 1) S_a^2
\end{aligned}$$

Consequentemente,

$$\begin{aligned}
SQE &= (n_1 - 1) S_1^2 + (n_2 - 1) S_2^2 + \dots + (n_a - 1) S_a^2 \\
&\Rightarrow S_p^2 = \frac{(n_1 - 1) S_1^2 + (n_2 - 1) S_2^2 + \dots + (n_a - 1) S_a^2}{(n_1 - 1) + (n_2 - 1) + \dots + (n_a - 1)} \quad (24) \\
&\Rightarrow S_p^2 = \frac{SQE}{N - a} = QME \quad (\text{estimador de variância dos erros})
\end{aligned}$$

Assim como o estimador da variância dos erros, é possível calcular o estimador da variância dos tratamentos dado na equação (25) (BUSSAB; MORETTIN, 2006).

$$QMT_r = \frac{SQTr}{a - 1} \quad (25)$$

## ANEXO – B

Tabela 24 – Valores críticos do teste de Durbin-Watson

N	Nível de significância	Número de Fatores									
		1		2		3		4		5	
		$d_L$	$d_U$	$d_L$	$d_U$	$d_L$	$d_U$	$d_L$	$d_U$	$d_L$	$d_U$
15	0,01	0,81	1,07	0,7	1,25	0,59	1,46	0,49	1,7	0,39	1,96
	0,05	1,08	1,36	0,95	1,54	0,82	1,75	0,69	1,97	0,56	2,21
20	0,01	0,95	1,15	0,86	1,27	0,77	1,41	0,63	1,57	0,6	1,74
	0,05	1,2	1,41	1,1	1,54	1	1,68	0,9	1,83	0,79	1,99
25	0,01	1,05	1,21	0,98	1,3	0,9	1,41	0,83	1,52	0,75	1,65
	0,05	1,2	1,45	1,21	1,55	1,12	1,66	1,04	1,77	0,95	1,89
30	0,01	1,13	1,26	1,07	1,34	1,01	1,42	0,94	1,51	0,88	1,61
	0,05	1,35	1,49	1,28	1,57	1,21	1,65	1,14	1,74	1,07	1,83
40	0,01	1,25	1,34	1,2	1,4	1,15	1,46	1,1	1,52	1,05	1,58
	0,05	1,44	1,54	1,39	1,6	1,34	1,66	1,29	1,72	1,23	1,79
50	0,01	1,32	1,4	1,28	1,45	1,24	1,49	1,2	1,54	1,16	1,59
	0,05	1,5	1,59	1,46	1,63	1,42	1,67	1,38	1,72	1,34	1,7
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
65	0,01	1,41	1,47	1,38	1,50	1,35	1,53	1,31	1,57	1,28	1,60
	0,05	1,57	1,63	1,54	1,66	1,50	1,69	1,47	1,73	1,44	1,77

Fonte: Adaptado de Montgomery e Peck (1992); Weisberg, (2005).

## ANEXO – C

O cálculo da falta de ajuste pode ser desenvolvido a partir da quebra da soma de quadrado dos erros que permite ser denominada como a diferença de cada resposta observada e o valor ajustado da resposta. A partir dessa denominação a soma de quadrado dos erros é particionada em duas componentes, conforme a equação (26) (MONTGOMERY, 2009b). Tomando essa equação tem-se que a primeira parte refere-se à variabilidade em relação às observações e a segunda refere-se à variabilidade em relação à média.

$$Y_{ij} - \hat{Y}_i = (Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet}) + (\bar{Y}_{i\bullet} - \hat{Y}_i) \quad (26)$$

Sendo assim, o desenvolvimento da partição da soma de quadrado dos erros está na equação (27), onde EP é o Erro Puro e FDA é a Falta de Ajuste.

$$\begin{aligned} SQE &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \hat{Y}_i)^2 = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet} + \bar{Y}_{i\bullet} - \hat{Y}_i)^2 = \\ &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} ((Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet}) + (\hat{Y}_i - \bar{Y}_{i\bullet}))^2 = \\ &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet})^2 + 2 \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet})(\hat{Y}_i - \bar{Y}_{i\bullet}) + \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (\hat{Y}_i - \bar{Y}_{i\bullet})^2 = \\ &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet})^2 + 2 \sum_{i=1}^a n_i (\hat{Y}_i - \bar{Y}_{i\bullet})^2, \quad \text{pois } 2 \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet})(\hat{Y}_i - \bar{Y}_{i\bullet}) = 0 \\ &= SQ_{EP} + SQ_{FDA} \end{aligned} \quad (27)$$

Assim, o Quadrado Médio da falta de ajuste é dado por  $SQ_{FDA}$  sobre  $m-2$  (grau de liberdade de  $SQ_{FDA}$ ) e o Quadrado Médio do erro puro é dado pelo  $SQ_{EP}$  sobre  $n-a$  (grau de liberdade de  $SQ_{EP}$ ).

## ANEXO – D

Os resultados da aplicação do planejamento estão na Tabela 25 abaixo.

Tabela 25 – Dados coletados no experimento

<b>Tratamento</b>	<b>Peso</b>	<b>X1</b>	<b>X2</b>	<b>X3</b>	<b>X4</b>	<b>X5</b>
Tratamento 1	3,34	85	75	42	10	10
Tratamento 1	2,44	85	75	42	10	10
Tratamento 2	6,62	85	75	42	10	12
Tratamento 2	4,49	85	75	42	10	12
Tratamento 3	6,57	85	75	42	18	10
Tratamento 3	3,59	85	75	42	18	10
Tratamento 4	5,80	85	75	42	18	12
Tratamento 4	5,95	85	75	42	18	12
Tratamento 5	7,53	85	75	50	10	10
Tratamento 5	3,57	85	75	50	10	10
Tratamento 6	1,66	85	75	50	10	12
Tratamento 6	2,39	85	75	50	10	12
Tratamento 7	7,37	85	75	50	18	10
Tratamento 7	4,79	85	75	50	18	10
Tratamento 8	3,36	85	75	50	18	12
Tratamento 8	7,20	85	75	50	18	12
Tratamento 9	1,38	85	82	42	10	10
Tratamento 9	1,12	85	82	42	10	10
Tratamento 10	3,89	85	82	42	10	12
Tratamento 10	3,59	85	82	42	10	12
Tratamento 11	12,64	85	82	42	18	10
Tratamento 11	9,03	85	82	42	18	10
Tratamento 12	6,55	85	82	42	18	12
Tratamento 12	7,20	85	82	42	18	12
Tratamento 13	6,16	85	82	50	10	10
Tratamento 13	6,03	85	82	50	10	10
Tratamento 14	7,40	85	82	50	10	12
Tratamento 14	7,38	85	82	50	10	12
Tratamento 15	11,11	85	82	50	18	10
Tratamento 15	13,88	85	82	50	18	10
Tratamento 16	3,34	85	82	50	18	12
Tratamento 16	7,14	85	82	50	18	12
Tratamento 17	5,50	90	75	42	10	10
Tratamento 17	1,21	90	75	42	10	10
Tratamento 18	3,96	90	75	42	10	12
Tratamento 18	1,42	90	75	42	10	12
Tratamento 19	3,35	90	75	42	18	10
Tratamento 19	6,15	90	75	42	18	10

Tratamento 20	7,64	90	75	42	18	12
Tratamento 20	3,65	90	75	42	18	12
Tratamento 21	7,37	90	75	50	10	10
Tratamento 21	3,70	90	75	50	10	10
Tratamento 22	11,22	90	75	50	10	12
Tratamento 22	1,02	90	75	50	10	12
Tratamento 23	15,88	90	75	50	18	10
Tratamento 23	6,13	90	75	50	18	10
Tratamento 24	5,70	90	75	50	18	12
Tratamento 24	7,26	90	75	50	18	12
Tratamento 25	5,64	90	82	42	10	10
Tratamento 25	6,20	90	82	42	10	10
Tratamento 26	8,03	90	82	42	10	12
Tratamento 26	3,19	90	82	42	10	12
Tratamento 27	6,70	90	82	42	18	10
Tratamento 27	6,03	90	82	42	18	10
Tratamento 28	7,40	90	82	42	18	12
Tratamento 28	6,15	90	82	42	18	12
Tratamento 29	6,87	90	82	50	10	10
Tratamento 29	6,18	90	82	50	10	10
Tratamento 30	7,91	90	82	50	10	12
Tratamento 30	6,15	90	82	50	10	12
Tratamento 31	16,01	90	82	50	18	10
Tratamento 31	6,15	90	82	50	18	10
Tratamento 32	7,84	90	82	50	18	12
Tratamento 32	7,20	90	82	50	18	12

**Fonte:** Elaborada pelo autor.

## ANEXO – E

Os resultados da aplicação de acordo com os fatores de controle codificados estão na Tabela 26 abaixo.

Tabela 26 – Dados coletados no experimento e os níveis respectivos dos fatores codificados

Tratamento	Peso	X1	X2	X3	X4	X5
Tratamento 1	3,34	-1	-1	-1	-1	-1
Tratamento 1	2,44	-1	-1	-1	-1	-1
Tratamento 2	6,62	-1	-1	-1	-1	1
Tratamento 2	4,49	-1	-1	-1	-1	1
Tratamento 3	6,57	-1	-1	-1	1	-1
Tratamento 3	3,59	-1	-1	-1	1	-1
Tratamento 4	5,80	-1	-1	-1	1	1
Tratamento 4	5,95	-1	-1	-1	1	1
Tratamento 5	7,53	-1	-1	1	-1	-1
Tratamento 5	3,57	-1	-1	1	-1	-1
Tratamento 6	1,66	-1	-1	1	-1	1
Tratamento 6	2,39	-1	-1	1	-1	1
Tratamento 7	7,37	-1	-1	1	1	-1
Tratamento 7	4,79	-1	-1	1	1	-1
Tratamento 8	3,36	-1	-1	1	1	1
Tratamento 8	7,20	-1	-1	1	1	1
Tratamento 9	1,38	-1	1	-1	-1	-1
Tratamento 9	1,12	-1	1	-1	-1	-1
Tratamento 10	3,89	-1	1	-1	-1	1
Tratamento 10	3,59	-1	1	-1	-1	1
Tratamento 11	12,64	-1	1	-1	1	-1
Tratamento 11	9,03	-1	1	-1	1	-1
Tratamento 12	6,55	-1	1	-1	1	1
Tratamento 12	7,20	-1	1	-1	1	1
Tratamento 13	6,16	-1	1	1	-1	-1
Tratamento 13	6,03	-1	1	1	-1	-1
Tratamento 14	7,40	-1	1	1	-1	1
Tratamento 14	7,38	-1	1	1	-1	1
Tratamento 15	11,11	-1	1	1	1	-1
Tratamento 15	13,88	-1	1	1	1	-1
Tratamento 16	3,34	-1	1	1	1	1
Tratamento 16	7,14	-1	1	1	1	1
Tratamento 17	5,50	1	-1	-1	-1	-1
Tratamento 17	1,21	1	-1	-1	-1	-1
Tratamento 18	3,96	1	-1	-1	-1	1
Tratamento 18	1,42	1	-1	-1	-1	1
Tratamento 19	3,35	1	-1	-1	1	-1

Tratamento 19	6,15	1	-1	-1	1	-1
Tratamento 20	7,64	1	-1	-1	1	1
Tratamento 20	3,65	1	-1	-1	1	1
Tratamento 21	7,37	1	-1	1	-1	-1
Tratamento 21	3,70	1	-1	1	-1	-1
Tratamento 22	11,22	1	-1	1	-1	1
Tratamento 22	1,02	1	-1	1	-1	1
Tratamento 23	15,88	1	-1	1	1	-1
Tratamento 23	6,13	1	-1	1	1	-1
Tratamento 24	5,70	1	-1	1	1	1
Tratamento 24	7,26	1	-1	1	1	1
Tratamento 25	5,64	1	1	-1	-1	-1
Tratamento 25	6,20	1	1	-1	-1	-1
Tratamento 26	8,03	1	1	-1	-1	1
Tratamento 26	3,19	1	1	-1	-1	1
Tratamento 27	6,70	1	1	-1	1	-1
Tratamento 27	6,03	1	1	-1	1	-1
Tratamento 28	7,40	1	1	-1	1	1
Tratamento 28	6,15	1	1	-1	1	1
Tratamento 29	6,87	1	1	1	-1	-1
Tratamento 29	6,18	1	1	1	-1	-1
Tratamento 30	7,91	1	1	1	-1	1
Tratamento 30	6,15	1	1	1	-1	1
Tratamento 31	16,01	1	1	1	1	-1
Tratamento 31	6,15	1	1	1	1	-1
Tratamento 32	7,84	1	1	1	1	1
Tratamento 32	7,20	1	1	1	1	1

**Fonte:** Elaborada pelo autor.