



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”

CAMPUS DE GUARATINGUETÁ

RAUL ACEDO PINTO ALVES DA CRUZ

**Construção dos gráficos de Shewhart e avaliação de sua eficiência no controle de
processos de envase**

Guaratinguetá - SP

2019

Raul Acedo Pinto Alves da Cruz

**Construção dos gráficos de Shewhart e avaliação da sua eficiência no controle de
processos de envase**

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção, na área de Modelagem Organizacional.

Orientadora: Prof^ª. Dr^ª. Marcela Aparecida Guerreiro Machado de Freitas

Guaratinguetá - SP

2019

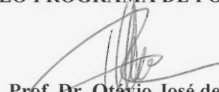
C957c	Cruz, Raul Acedo Pinto Alves da Cruz Construção dos gráficos de shewhart e avaliação de sua eficiência no controle de processos de envase / Raul Acedo Pinto Alves da Cruz – Guaratinguetá, 2019. 63 f : il. Bibliografia: f. 59-63 Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, 2019. Orientador: Prof. Dr. Marcela Aparecida Guerreiro Machado de Freitas 1. Controle de processo - Métodos estatísticos. 2. Gráficos em engenharia. 3. Controle de qualidade. I. Título. CDU 658.511.3(043)
-------	--

RAUL ACEDO PINTO ALVES DA CRUZ

ESTA DISSERTAÇÃO FOI JULGADA ADEQUADA PARA A OBTENÇÃO DO TÍTULO DE
“MESTRE EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO”

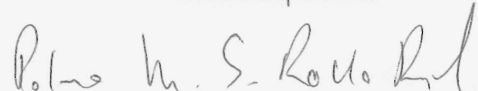
PROGRAMA: ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
CURSO: MESTRADO ACADÊMICO

APROVADA EM SUA FORMA FINAL PELO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO


Prof. Dr. Otávio José de Oliveira
Coordenador

BANCA EXAMINADORA:


Prof.ª. Dr.ª. MARCELA APARECIDA GUERREIRO
MACHADO DE FREITAS
Orientadora/UNESP/FEG


Prof.ª. Dr.ª. PALOMA MARIA SILVA ROCHA RIZOL
UNESP/FEG


Prof. Dr. FABRICIO MACIEL GOMES
EEL/USP

Junho de 2019

DADOS CURRICULARES

RAUL ACEDO PINTO ALVES DA CRUZ

NASCIMENTO	21.02.1984 - Barra do Piraí / RJ
FILIAÇÃO	Guilherme Souto Alves da Cruz Maria de Lourdes Acedo Pinto Alves da Cruz
2006/2013	Graduação em Engenharia de Materiais, Universidade de São Paulo, Campus Lorena – SP
2013/2015	MBA em Gestão de Operações em Produtos e Serviços, Instituto Vanzolini, Escola Politécnica USP, São Paulo – SP
2017/2019	Pós-Graduação em Engenharia de Produção, nível de Mestrado Acadêmico, Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá da Universidade Estadual Paulista.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha esposa Dra. Juliana Aparecida dos Santos Leite, também pesquisadora, por sempre ser meu guia e mentora, em todos os momentos de vida,

à minha família, minha mãe Maria de Lourdes Acedo e pai Guilherme Souto por me mostrarem o caminho do conhecimento e da resiliência, me apoiando em todas as minhas escolhas de vida,

à minha irmã Eliana Acedo e meu cunhado Lucas Villela por todos os momentos de alegria que me trouxeram,

aos colegas da FEG e do COTEC, em especial Carlos Gyori, Diego Lopes e Regimar Maciel, que me auxiliaram na instalação, operação e manutenção do equipamento, contribuindo a este trabalho,

à minha orientadora Prof^a. Dr^a. Marcela Aparecida Guerreiro Machado de Freias por me apoiar e orientar durante essa jornada de estudos,

ao meu tio Prof. Dr. Celso Pinto Moraes Pereira, ex-professor da FEG por quem sempre tive grande admiração,

à CAPES por ter me apoiado financeiramente durante parte do período e finalmente agradeço a todos os membros da República Balako, da EEL - USP, por me auxiliar na formação de meu caráter e me trazer as melhores lembranças da vida.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior- Brasil (CAPES) - código de financiamento 001.

RESUMO

Os gráficos de Shewhart há muito auxiliam na manutenção da estabilidade de diversos processos de produção. Um dos processos que mais intensamente dependem de ajustes finos e monitoramento são os processos de envase pois são executados em alta velocidade e contém muitos pontos críticos de controle. Este trabalho contempla a implantação dos gráficos de controle de Shewhart no processo de envase do equipamento de envase de líquidos do DPD da FEG-UNESP e as dificuldades inerentes ao ajuste e operação do equipamento desde a sua instalação. Testes foram executados com o intuito de gerar uma base de dados para verificar se causas especiais estão interferindo no processo, utilizando histograma, diagrama de Ishikawa de causa e efeito e ferramentas de verificação de normalidade dos dados como o teste de Shapiro-Wilk. Foi também verificado o número médio de amostras até o alarme falso NMA_0 , e simulados resultados que alteram a média do processo para verificar a sua eficiência. Os resultados mostram que mesmo com a ação inicial de causas especiais sobre o processo, estas foram corrigidas, e após ajustes o equipamento encontra-se em controle estatístico.

PALAVRAS-CHAVE: Shewhart. Causas especiais. Teste de normalidade.

ABSTRACT

Shewhart control charts assist, since long time ago, in the maintenance of stability in many production processes. One of the most intense processes that are dependent on fine adjustments and monitoring are the filling process due to its high speed and lots of critical control points. This work covers the implementation of Shewhart control charts on the equipment of liquid filling process of DPD of FEG-UNESP and the inherent difficulties of adjustment and operation of this equipment since its installation. Trials were performed with intention to generate a database to verify if special causes are interfering in the process, using histogram, Ishikawa diagram of cause and effect and tools for data normality verification as the Shapiro-Wilk test. The Average Run Length, ARL_0 , was verified and simulated results were used to check the efficiency. The results indicate that even with the initial action of special causes on the process, they were fixed, and after adjustments the equipment is under statistical control.

KEYWORDS: Shewhart. Special causes. Normality test.

LISTA DE SÍMBOLOS

μ	Média
σ	Desvio padrão
μ_0	Média populacional
σ_0	Desvio padrão populacional
$\hat{\mu}_0$	Estimador da média populacional
$\hat{\sigma}_0$	Estimador do desvio padrão populacional
$\bar{X}$	Média amostral
R	Amplitude
$\sigma_{process}^2$	Variância do processo
σ_{gauge}^2	Variância do medidor
σ_{total}^2	Variância total
x_i	Observação individual
d_i	Diferença entre observação e a referência
$\bar{d}$	Média da diferença entre observações e a referência
S_d	Desvio padrão amostras
$t_{\frac{\alpha}{2}, \nu}$	Valor da distribuição t de Student
α	Probabilidade do erro tipo I
β	Probabilidade do erro tipo II
ρ_{XY}	Coeficiente de correlação
r_{XY}	Coeficiente de correlação amostras
r_k	Coeficiente de autocorrelação amostras

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Histórico de publicações com a palavra-chave “Parâmetros estimados”, até 2018.....	16
Figura 2	Histórico de publicações em “gráficos de controle”, até 2018.....	17
Figura 3	Subgrupos Racionais.....	25
Figura 4	Distribuição normal.....	26
Figura 5	Causas especiais desestabilizando o processo ao longo do tempo.....	29
Figura 6	Estágios de uma revisão sistemática.....	33
Figura 7	Classificação da pesquisa.....	34
Figura 8	Fluxograma do método de pesquisa.....	35
Figura 9	Equipamento de envase Prepac 1000.....	36
Figura 10	Histograma dos dados iniciais.....	39
Figura 11	Resultado do software R para o teste de normalidade de Shapiro-Wilk.....	40
Figura 12	Gráfico quantil-quantil para verificação de normalidade.....	40
Figura 13	Gráfico da amplitude das observações.....	41
Figura 14	Gráfico de controle de $\bar{X}$	42
Figura 15	Diagrama de Ishikawa relativo ao equipamento.....	42
Figura 16	Tela auxiliar.....	43
Figura 17	Dispositivo trocador de calor.....	44
Figura 18	Manômetro instalado.....	45
Figura 19	Histograma da distribuição após ajustes.....	46
Figura 20	Gráfico das amplitudes das observações após ajustes.....	47
Figura 21	Gráfico de controle de $\bar{X}$ após as correções.....	47
Figura 22	Resultado do software R para o teste de normalidade de Shapiro-Wilk após ajustes.....	48
Figura 23	Curva quantil-quantil para verificação de normalidade.....	49
Figura 24	11 valores fora dos limites de controle foram retirados com o NMA ₀ de 370.....	50
Figura 25	Um único valor fora dos limites de controle foi retirado com o NMA ₀ de 500.....	50

Figura 26	Um único valor fora dos limites de controle foi retirado com o NMA_0 de 700.....	51
Figura 27	Um único valor fora dos limites de controle foi retirado com o NMA_0 de 1000.....	51
Figura 28	Gráficos da amplitude e das médias para o NMA_0 de 500.....	52
Figura 29	Gráficos da amplitude e das médias para o NMA_0 de 700.....	53
Figura 30	Gráficos da amplitude e das médias para o NMA_0 de 1000.....	53
Figura 31	Fluxograma do processo de verificação de normalidade na Fase I de construção dos gráficos de controle.....	56

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	12
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA.....	12
1.2	QUESTÕES E OBJETIVOS DA PESQUISA.....	14
1.2.1	Principais questionamentos.....	14
1.2.2	Objetivo principal.....	15
1.2.3	Objetivos específicos.....	15
1.3	DELIMITAÇÃO DA PESQUISA.....	15
1.4	JUSTIFICATIVA.....	15
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO.....	18
2	REVISÃO DA LITERATURA.....	20
2.1	A FASE I NO CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS.....	20
2.2	IMPLANTAÇÃO DE GRÁFICOS DE CONTROLE DE SHEWHART.....	22
2.3	SUBGRUPOS RACIONAIS.....	25
2.4	A DISTRIBUIÇÃO NORMAL.....	26
2.5	TESTES DE NORMALIDADE.....	27
2.6	TESTES DE HIPÓTESE EM GRÁFICOS DE CONTROLE.....	27
2.7	ERROS TIPO I E TIPO II.....	28
2.8	TAMANHOS DE AMOSTRAS E FREQUÊNCIA DE AMOSTRAGEM.....	29
2.9	DIAGNÓSTICO DE CAUSAS ESPECIAIS E AJUSTE DO PROCESSO....	29
2.10	NÚMERO MÉDIO DE AMOSTRAS ATÉ O ALARME.....	30
3	MÉTODO DE PESQUISA.....	32
3.1	CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA.....	33
3.2	ESTUDO PRÁTICO.....	35
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	38
5	CONCLUSÃO.....	57
5.1	CONTINUIDADE DESTE TRABALHO.....	57
	REFERÊNCIAS.....	58
	ANEXO A.....	63

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

A instalação de novos equipamentos industriais ou a simples mudança de local de produção impõe desafios grandes do ponto de vista de controle de qualidade dos produtos que estes equipamentos produzem. Qualquer mudança implica em desajustes que podem afetar de modo oculto um ou mais parâmetros do processo produtivo e implicar em erros e tendências difíceis de serem detectadas durante sua operação.

Normalmente, o melhor modo de se saber se um processo está em controle e atendendo à qualidade exigida ao produto, é por meio de gráficos que mostram o valor de uma determinada variável do processo em função do tempo, as chamadas cartas de controle.

Walter A. Shewhart, um engenheiro da Western Electric Company, introduziu em 1924 as primeiras cartas de controle estatístico de processo, que vieram a se tornar um padrão na indústria e no controle de qualidade.

Gráficos de controle de Shewhart são constituídos de uma linha média LM , e dois limites de ação que são o limite superior de controle LSC , e o limite inferior de controle LIC , que servem de referência para a plotagem dos valores da variável medida. Esta variável medida geralmente é uma característica de qualidade que se deseja monitorar no processo. Estes limites distam três desvios padrões calculados acima e abaixo da média. (SHEWHART, 1939).

Para se construir um gráfico de controle é preciso, antes de tudo, conhecer o processo, isto é, a distribuição da variável ou das variáveis sob monitoramento, suas médias, suas variâncias, as autocorrelações entre observações da mesma variável e as correlações entre variáveis. (COSTA; EPPRECHT; CARPINETTI, 2005).

Em processos reais, a média μ , o desvio padrão σ e os parâmetros do processo são raramente conhecidos e portanto devem ser estimados de um conjunto de dados históricos.

A esta fase exploratória de análise, onde dados históricos são coletados e analisados buscando-se entender a variação do processo ao longo do tempo e sua estabilidade, denomina-se Fase I da aplicação de gráficos de controle. (HUANG; YEH, 2018).

Quando os parâmetros são estimados, o desempenho dos gráficos de controle irá depender da qualidade destas estimativas. Alguns autores como Woodal e Montgomery (1999, 2014), Jones-Farmer et al. (2001), Zhang et al. (2011), Khoo et al. (2013), Du et al. (2015), Saleh et al. (2015), Wu et al. (2015) e outros mais investigaram o desempenho de gráficos de controle com parâmetros estimados e a maioria enfatiza a importância do efeito que a estimativa dos parâmetros tem no poder de sinalização dos gráficos de controle.

Durante a construção dos gráficos de controle, normalmente utiliza-se amostras de tamanho pequeno para se ter uma visão de como o processo está se comportando. O problema é que se tem assim somente uma estimativa dos parâmetros, e não seu valor real, mas é uma forma simples de detectar se o processo encontra-se em controle, livre de causas especiais, que são anormalidades no processo.

Uma prática padrão na Fase I é a de se calcular os limites de controle retrospectivamente e se um ou mais pontos estiverem fora dos limites de controle, estes são removidos e os limites recalculados até que não haja mais pontos fora de controle. Esta iteração pode causar um desvio no processo e o problema é que muitos pontos caem fora dos limites pela ação de causas especiais (CAPIZZI, 2015).

Somente após estimar os parâmetros e verificar que o processo está em controle, que suas variáveis estão normalmente distribuídas e são independentes é que pode-se iniciar o uso dos gráficos de controle para o monitoramento do processo, na chamada Fase II. (CASTAGLIOLA; FIGUEIREDO, 2013).

Os gráficos mais populares quando se trata de gráficos de controle para monitoramento de processos são o da média, $\bar{X}$, para monitorar a centralidade dos dados e o da amplitude, R , para monitoramento da dispersão. No entanto, segundo Castagliola et al. (2012), a simplicidade operacional dos gráficos de Shewhart, sua amostragem de tamanho fixo a intervalos regulares e causas detectáveis somente quando estão fora dos limites de controle faz com que este gráfico de controle seja muito lento na sinalização de pequenas e médias alterações no processo. Portanto, segundo Montgomery (2009), podem ser utilizados outros gráficos de controle, como o gráfico de controle da Média Móvel Ponderada Exponencialmente, *exponentially weighted moving average* (EWMA) ou o gráfico da soma acumulativa, *cumulative sum* (CUSUM), caso haja uma alteração pequena no valor do deslocamento da média do processo.

Como a condição necessária para a construção dos gráficos de controle é de um processo estável, isento de causas especiais, que são passíveis de serem encontradas e eliminadas, o uso de ferramentas como o diagrama de causa e efeito proposto por Ishikawa para mapear a fonte de um defeito tem um papel importante, pois trata da listagem das possíveis causas especiais e das medidas preventivas e/ou corretivas necessárias para a eliminação destas perturbações. (COSTA; EPPRECHT; CARPINETTI, 2005).

De muitos processos industriais, os processos de envase estão entre os que mais geram um grande número de amostras devido à alta velocidade de processamento, que podem chegar a mais de dez embalagens sendo preenchidas, rotuladas, seladas e datadas por segundo. Assim faz-se necessário um controle rígido de parâmetros para se ter preciso controle em um processo complexo e rápido como os de envase de líquidos.

A pesquisa proposta neste projeto tratará da proposição de uma metodologia de implantação e utilização dos gráficos de controle em um processo de envase. Foi montado um laboratório de monitoramento de processos nas dependências do Colégio Técnico Industrial da FEG - UNESP, em parceria com o Departamento de Engenharia de Produção, com as condições necessárias para executar testes reais de produção, no caso, utilizando uma máquina de envase de líquidos. O objetivo principal é o de empenhar investigação documental das dificuldades inerentes à implantação dos gráficos de Shewhart no controle de processos de envase.

1.2 QUESTÕES E OBJETIVOS DA PESQUISA

1.2.1 Principais questionamentos

- Como são as condições reais de implantação de gráficos de controle em processos de envase?
- Qual a dificuldade em se eliminar causas especiais em máquinas industriais e considerá-las em controle, com suas variáveis normalmente distribuídas?

1.2.2 Objetivo principal

O objetivo principal é a proposição de uma metodologia de implementação dos gráficos de controle no monitoramento de processos de envase do equipamento do laboratório de monitoramento de processos do DPD da FEG.

1.2.3 Objetivos específicos

- Efetuar a estimativa dos parâmetros do processo de envase do equipamento do laboratório de monitoramento de processos do DPD-FEG.
- Validar as técnicas propostas na literatura para construção de gráficos de controle.
- Detectar e verificar como as causas especiais influenciam o processo.
- Verificar a normalidade dos dados do equipamento de envase.
- Fornecer subsídios para a construção e utilização de gráficos de controle em processos reais de envase.

1.3 DELIMITAÇÃO DA PESQUISA

A pesquisa será delimitada ao processo de envase do equipamento do laboratório de monitoramento de processos do DPD da FEG. A coleta de dados será feita por amostragem em grupos racionais sendo avaliado a normalidade dos dados por teste de Shapiro-Wilk devido a melhor abrangência do teste segundo Mendes e Pala (2003). Será então feita a análise sobre a presença de causas especiais. Em um segundo momento, serão estimados os parâmetros do processo visando a construção dos gráficos de controle. Em um terceiro momento, será avaliada a capacidade de sinalização do gráfico de controle.

1.4 JUSTIFICATIVA

Desde 1924, com a publicação dos estudos sobre gráficos de controle por Shewhart o assunto vêm se expandindo e gerando novos campos de pesquisa.

Analisando os últimos vinte anos no assunto de gráficos de controle e sua implantação, observa-se que não há muitos trabalhos que demonstram as diferenças e complexidades

inerentes a um ajuste e implantação dos gráficos de controle em processos reais, geralmente estes cenários são simulados com dados aleatórios.

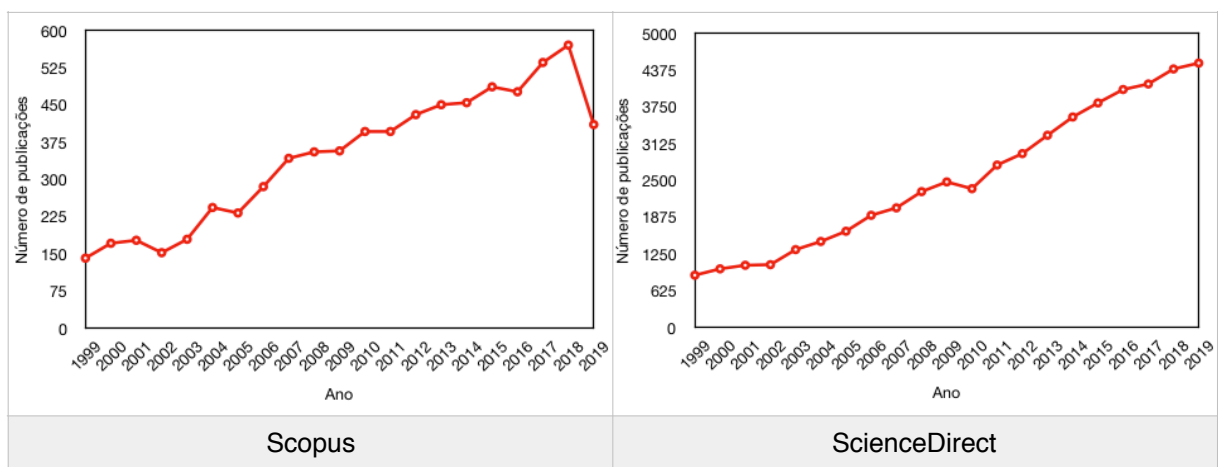
Segundo Montgomery (2009), os gráficos de controle são muito úteis no monitoramento de processos, mesmo onde fontes não usuais de variabilidade estão presentes e as médias amostrais podem sair dos limites de controle. Estas fontes não usuais de variabilidade são de difícil compreensão e simulação senão por meios reais, mecânicos e físicos, algo que poucos trabalhos exploram.

Um controle de processo é altamente embasado pela disponibilidade de uma instrumentação *online* para prover os dados e o feedback necessário à sua implementação (FU, WANG, DONG, 2016), e todos os instrumentos têm suas variabilidades inerentes tanto à medição quanto ao ruído do próprio sinal, que são fontes de variabilidade complexas e difíceis de serem simuladas senão por meios reais.

Outro fato é que não foram encontrados nas duas bases de dados mais comuns, que são a Scopus e a Science Direct, trabalhos com informações sobre a implantação de gráficos de controle com parâmetros estimados em processos de envase.

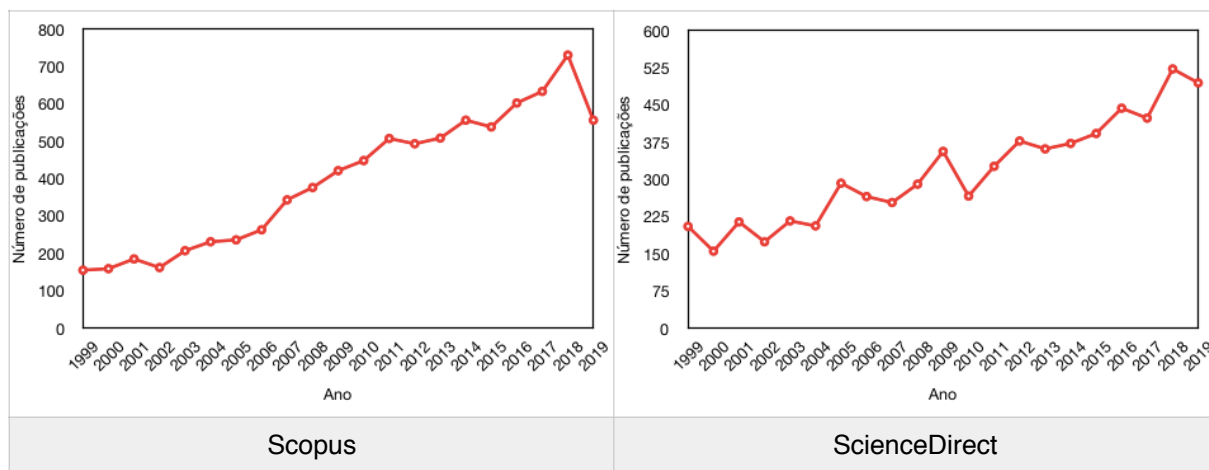
Ainda assim o número de publicações sobre estimativa de parâmetros e sobre cartas de controle continua com alto desempenho e crescimento constante ao longo dos últimos vinte anos. Os gráficos da Figura 1 mostram a evolução no número de publicações com os temas nos dois principais portais de consolidação de publicações, Scopus e ScienceDirect.

Figura 1 - Históricos de publicações com a palavra-chave “parâmetros estimados”, até 2019.



Fonte: Scopus e ScienceDirect (2019).

Figura 2 - Históricos de publicações em “gráficos de controle”, até 2019.



Fontes: Scopus e ScienceDirect (2019).

O alto número de publicações na área de estimativa de parâmetros e em gráficos de controle evidencia o caráter relevante do tema com tendência positiva de crescimento em ambos os assuntos.

O estudo com dados reais, gerados por processos físicos, é rico em informações relevantes para suportar um trabalho científico de forma mais realista e próxima do que o profissional irá encontrar no mercado.

Diversas palavras-chave foram pesquisadas na área para explorar o espectro de assuntos relacionados a este trabalho. Na Tabela 1 estão relacionados os principais termos de busca utilizados, o número de resultados gerados pela plataforma *Scopus* e número de artigos teóricos e práticos publicados em periódicos. Os principais autores também foram listados para verificar suas linhas de pesquisa e influência nas áreas pesquisadas. Na área prática, há no mercado algo em torno de uma dezena de cursos dedicados ao ensino de monitoramento de processos, mas nenhum foi encontrado com ensino em laboratório ou equipamento industrial.

Tabela 1 - Termos de busca e palavras-chave relacionadas.

Termos de busca e palavra-chave	Resultados	Artigos	Autor 1	Quant.	Autor 2	Quant.	Autor 3	Quant.
Special Causes	556	416	Pignatiello, J.J.	19	Mohammed, M. A.	11	Perry, M.B.	11
Special Causes + Control Charts	313	242	Pignatiello, J.J.	18	Mohammed, M. A.	11	Perry, M.B.	11
Special Causes + EWMA	43	34	Abbas, N.	6	Riaz, M.	6	Does, R.J.M.M.	5
Special Causes + X-bar	9	2	Rahn, G. E.	2	Rahn, R. D.	2	Castillo, F. A.	1
Autocorrelated + Data	1398	1180	Zhang, N. F.	11	Prajapati, D. R.	10	Runger, G. C.	9
Autocorrelated Data	260	215	Prajapati, D. R.	9	Runger, G. C.	7	Singh, S.	7
Autocorrelated Data + X-bar	6	4	Prajapati, D. R.	3	Singh, S.	2	Chen, H.	1
Estimated Parameters	7459	5390	Castagliola, P.	20	Liu, Y. H.	15	Kamalak, A.	14
Estimated Parameters + EWMA	27	24	Woodal, W. H.	5	Mahmoud, M. A.	4	Jones, L. A.	3
EWMA Control Chart	444	339	Riaz, M.	19	Castagliola, P.	10	Haq, A.	10
Estimated Parameters + Equipment	152	95	Bhatti, A. I.	4	Chen, D.	3	Luo, F.	3
Estimated Parameters + Real Process	2	1	Fujii, S.	1	-	-	-	-
Control chart + Filling process	2	2	Chang, S. I.	1	Chiang, J. Y.	1	-	-

Fonte: O próprio autor.

Todas as palavras chave apresentaram um crescimento positivo ao longo dos anos no número de publicações com tendência de crescimento em anos recentes. Trabalhos dedicados a processos reais ou mais práticos ainda são pouco expressivos, ainda mais em processos de envase.

Dentre os principais autores na área, destacam-se em número de publicações, Castagliola P., Pignatiello J. J., Riaz M., Liu Y. H., Kamalak A. e Prajapati D. R..

Mesmo com mais de quatro mil publicações no estudo de parâmetros estimados em 2018 por exemplo, há ainda uma forte tendência na utilização deste tema com mais de quatro mil e quinhentas publicações somente no ano de 2019. Já gráficos de controle aplicados a processos de envase, são raros e o único realmente aplicado a envase encontrado foi Mahadik; Shirke, (2007).

Em todas as palavras-chave pesquisadas houve forte tendência em ter-se a maioria de publicações na forma de artigos em revista.

1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

O trabalho está estruturado em cinco capítulos, onde o primeiro trata da introdução ao tema de pesquisa com contextualização e justificativa do tema, detalhamento das questões de pesquisa seu objetivo principal, objetivos específicos e delimitações.

No segundo capítulo, é detalhada a fundamentação teórica que baseia este trabalho.

O terceiro capítulo descreve o método de pesquisa, sua classificação científica e como se deu o fluxo de pesquisa.

O quarto capítulo apresenta os resultados da pesquisa aplicada, e sua discussão.

No quinto capítulo é feita a discussão sobre as conclusões encontradas e possibilidade de trabalhos futuros. Após, são apresentadas as referências bibliográficas utilizadas neste trabalho.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 A FASE I NO CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS

Os gráficos de controle são de longe a ferramenta de Controle Estatístico de Processos (CEP) mais utilizada no monitoramento de características de qualidade, seja de produtos ou de serviços.

A aplicação de gráficos de controle para o monitoramento de processos envolve a aplicação das Fases I e II. Na Fase I, um conjunto de dados do processo é coletado e analisado tornando possível a construção de limites de controles baseados em estimativas estatísticas. Após a retirada dos pontos fora de controle e de um novo cálculo dos limites de controle, inicia-se a Fase II, onde se torna possível o monitoramento do processo cujos limites estão livres de causas especiais. (MONTGOMERY, 2019)

Segundo Jones-Farmer et al. (2014), os objetivos da Fase I são respectivamente quantificar o desempenho do processo e compreender a natureza de sua variabilidade ao longo do tempo. Por isso é importante que sejam considerados apenas os dados estáveis do processo para que se calcule os limites de controle, sendo necessário assim, retirar todos os dados que representam causas especiais de variabilidade do processo.

Segundo Chakraborti, Human e Graham (2008), existem primariamente dois métodos para a construção dos gráficos de controle da chamada Fase I. Um é o método proposto por Hillier (1969) onde os parâmetros são desconhecidos e uma taxa de alarmes é definida como a probabilidade de se obter um alarme falso em todos os estágios de amostragem, sendo controlada a um nível desejado. No entanto ele não considera o efeito da estimativa dos parâmetros.

O segundo método, que é atribuído a King (1954), define que os limites de controle são calculados para uma determinada probabilidade de ocorrência de alarmes falsos, mas considera os eventos sinalizantes dependentes.

Na Fase II, um parâmetro muito utilizado para se medir a eficiência de um gráfico de controle é o número médio de amostras até o sinal, ou NMA (COSTA et al. 2005). Quando um processo está sob controle, é desejável que o número médio de amostras retiradas do processo desde o início do monitoramento até o sinal (NMA0) seja grande, de modo a garantir poucos alarmes falsos. Quando um processo está fora de controle, é desejável que o número médio de amostras retiradas desde a ocorrência de uma causa especial até o sinal (NMA) seja pequeno, de modo a garantir uma rápida detecção da causa especial (LEONI, 2013).

No que se refere a Fase I, Hassal e Daniels (1983), implementaram 3 diferentes tipos de gráficos de controle para monitorar os erros técnicos relativos à dosagem de fármacos tanto para a Fase I quanto para a Fase II. A taxa total de erro na Fase II foi comparada com períodos anteriores assim como com as taxas de erro técnico referentes à Fase I. Os autores também observaram que muitas técnicas de construção de gráficos de controle já haviam sido desenvolvidas para melhorar a sensibilidade a mudanças moderadas na média do processo, não só pelo monitoramento da média amostral da média do processo, mas também pela tendência relativa a vários pontos da série, sendo dois destes gráficos o da soma corrida e o da soma cumulativa.

Borror e Champ (2001) investigaram a Fase I de implantação de gráficos de controle tipo p e np para dados independentes de Bernoulli por meio da análise do número de alarmes falsos.

Champ e Chou (2003) compararam dois gráficos diferentes da Fase I, um mais comum em que usa todos os dados para estimar os parâmetros em controle do processo e o outro somente mencionado sem profundidade na literatura até então, que não utiliza todos os dados a cada estágio de amostragem para a estimação dos limites de controle.

Mahmoud e Woodall (2004) analisaram a Fase I de perfis lineares com aplicações de calibração, comparando a performance de algumas abordagens amplamente recomendadas para a estabilidade do processo. Propuseram um novo método de faz uso de variáveis em um modelo de regressão múltipla. Seguindo a mesma linha de pesquisa, Ding, Zeng e Zhou (2006) analisaram a Fase I em perfis não-lineares em processos produtivos.

Williams et al. (2006) apresentaram várias propriedades úteis da estatística T^2 baseadas em estimador de diferenças sucessivas, apresentando uma distribuição mais precisa para o cálculo dos limites de controle na Fase I. Jensen, Brich e Woodall (2007 e 2008) forneceram orientações para o uso correto de métodos de estimação de parâmetros de gráficos de controle multivariados e propuseram um modelo de monitoramento da correlação de perfis lineares usando modelos mistos, ambos com enfoque na Fase I.

Jones-Farmer, Jordan e Champ (2009) propuseram gráficos de controle da Fase I sem distribuição para a localização de subgrupos racionais enquanto Jones-Farmer e Champ (2010) complementavam com a proposta de gráficos de controle Fase I para a escala de subgrupos racionais.

Human, Chakraborti e Smit (2010) discutiram a aplicação de gráficos de Shewhart para o monitoramento da variabilidade (S^2 , S e R) na análise de dados da Fase I. Dando

continuidade à mesma linha de pesquisa, Graham, Human e Chakraborti (2010) propuseram uma análise da Fase I de um gráfico de controle de mediana.

Coelho, Chakraborti e Graham (2015) compararam a fase de gráficos de controle para dados paramétricos e não-paramétricos, onde os gráficos não-paramétricos apresentaram uma maior robustez frente aos gráficos paramétricos, ou seja, aqueles cuja distribuição de probabilidade é conhecida e as equações para os limites de controle já são conhecidas.

Seguindo modelos não-paramétricos, Huang e Yeh (2018) apresentaram um gráfico de controle da Fase I para monitorar a variabilidade de processos por meio de observações individuais com base na razão de verossimilhança empírica.

Abbasi e Adegoke (2018) propuseram um modelo capaz de monitorar o desempenho do coeficiente de variação (CV) na Fase I de gráficos de controle multivariados, fazendo uso de vários cenários. Há uma aplicação real a fim de ilustrar os efeitos observados na pesquisa.

Por fim, Atalay et al. (2019) propuseram diretrizes para a automatização da Fase I de gráficos de controle levando em consideração o desempenho da Fase II. Entre suas principais contribuições é a adequação dos métodos de monitoramento ao movimento da indústria 4.0.

2.2 IMPLANTAÇÃO DE GRÁFICOS DE CONTROLE DE SHEWHART

Quando a variável de controle é contínua, como por exemplo o volume de um líquido no processo de envase da máquina do DPD da FEG, é comum monitorar o processo utilizando um par de gráficos como o da média $\bar{X}$ e da amplitude R , onde um monitora a centralidade da média, e o outro a dispersão dos dados, respectivamente.

A linha média, ou linha central LM no gráfico de $\bar{X}$ é localizada na média, ou valor esperado de $\bar{X}$, e o limite superior de controle LSC e limite inferior de controle LIC são linhas que distam a k desvios-padrão, normalmente 3, acima e abaixo deste valor central, a média. (COSTA et al., 2005).

$$LSC_{\bar{X}} = \mu_{\bar{X}} + k\sigma_{\bar{X}} \quad (1)$$

$$LM_{\bar{X}} = \mu_{\bar{X}} \quad (2)$$

$$LIC_{\bar{X}} = \mu_{\bar{X}} - k\sigma_{\bar{X}} \quad (3)$$

Supondo que os valores de $\bar{X}$ na amostra são independentes, a relação entre as variâncias individuais σ_x^2 e as dos valores de $\bar{X}$, $\sigma_{\bar{X}}^2$, é dada pela equação (4):

$$\sigma_{\bar{x}}^2 = \frac{\sigma_x^2}{n} \quad (4)$$

E sendo que o desvio padrão é dado pela raiz quadrada da variância, tem-se a equação (5):

$$\sigma_{\bar{x}} = \frac{\sigma_x}{\sqrt{n}} \quad (5)$$

Segundo Costa, Epprecht e Carpinetti (2005), se designar a média amostral μ_x por μ e o desvio padrão σ_x por σ então, quando o processo estiver em controle, a média será dada por μ_0 e o desvio padrão será σ_0 . Na prática, como estes valores são desconhecidos ainda durante a Fase I de ajuste e verificação, pode-se utilizar as estimativas $\hat{\mu}_0$ e $\hat{\sigma}_0$.

$$LSC_{\bar{x}} = \hat{\mu}_0 + k \frac{\hat{\sigma}_0}{\sqrt{n}} \quad (6)$$

$$LM_{\bar{x}} = \hat{\mu}_0 \quad (7)$$

$$LIC_{\bar{x}} = \hat{\mu}_0 - k \frac{\hat{\sigma}_0}{\sqrt{n}} \quad (8)$$

As estimativas $\hat{\mu}_0$ e $\hat{\sigma}_0$ deverão ser estimadas utilizando entre 20 e 25 amostras, sendo $\hat{\mu}_0$ a média dos valores de $\bar{X}$ e $\hat{\sigma}_0$ igual a $\frac{\bar{R}}{d_2}$, (MONTGOMERY, 2009).

$$LSC = \hat{\mu}_0 + k \frac{\hat{\sigma}_0}{\sqrt{n}} = \bar{\bar{x}} + k \frac{\bar{R}}{d_2 \sqrt{n}} \quad (12)$$

$$LM = \hat{\mu}_0 = \bar{\bar{x}} \quad (13)$$

$$LIC = \hat{\mu}_0 - k \frac{\hat{\sigma}_0}{\sqrt{n}} = \bar{\bar{x}} - k \frac{\bar{R}}{d_2 \sqrt{n}} \quad (14)$$

O coeficiente d_2 é um valor tabelado (Anexo A), dependente do número de réplicas na amostragem e que corresponde à média da distribuição da amplitude relativa $W = \frac{R}{\sigma}$.

Segundo Montgomery (2009), se substituir-se $\frac{3}{d_2\sqrt{n}}$ por A_2 que é outra constante

tabelada (Anexo A) dependente de n , tem-se:

$$\text{LSC} = \bar{\bar{x}} + A_2 \bar{R} \quad (15)$$

$$\text{LM} = \bar{\bar{x}} \quad (16)$$

$$\text{LIC} = \bar{\bar{x}} - A_2 \bar{R} \quad (17)$$

Sendo $\bar{R}$ uma estimativa da amplitude e $d_3 \frac{\bar{R}}{d_2}$ uma estimativa do desvio padrão de R , tem-se os limites de controle para o gráfico da amplitude R .

$$\text{LSC} = \bar{R} + 3d_3 \frac{\bar{R}}{d_2} \quad (18)$$

$$\text{LM} = \bar{R} \quad (19)$$

$$\text{LIC} = \bar{R} - 3d_3 \frac{\bar{R}}{d_2} \quad (20)$$

O coeficiente d_3 corresponde ao desvio padrão da distribuição de amplitude relativa e encontra-se tabelado (Anexo A).

Segundo Oliveira et al. (2013), ao se fatorar as Equações 18 a 20 considerando $1 + 3\frac{d_3}{d_2} = D_4$ e $1 - 3\frac{d_3}{d_2} = D_3$ os limites de controle são reduzidos à forma das Equações (21) a (23).

$$\text{LSC} = D_4 \bar{R} \quad (21)$$

$$\text{LM} = \bar{R} \quad (22)$$

$$\text{LIC} = D_3 \bar{R} \quad (23)$$

Sendo D_3 e D_4 valores dependentes de n tabelados (Anexo A).

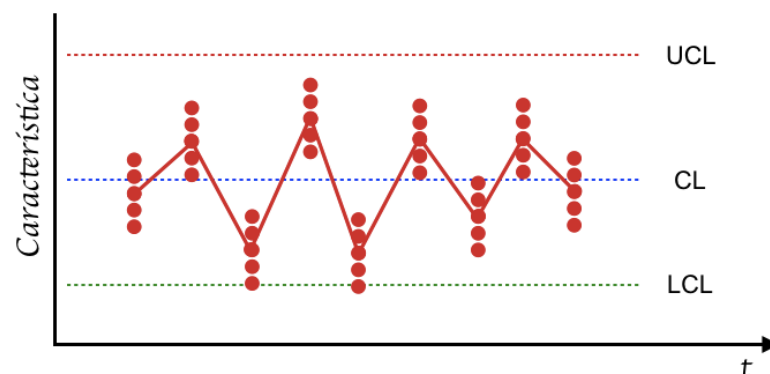
2.3 SUBGRUPOS RACIONAIS

Os subgrupos racionais formam a base da amostragem que irá gerar os dois principais gráficos de controle discutidos, os gráficos de $\bar{X}$ e R . Enquanto o gráfico de $\bar{X}$ trata do nível de qualidade médio do processo, o de R informa a medida da variabilidade de uma amostra, indicando o que ocorre no processo no instante da amostragem. Assim o gráfico de $\bar{X}$ trata da variabilidade entre amostras enquanto o de R trata da variabilidade dentro da amostra.

O tamanho dos subgrupos racionais (amostras) pode afetar diretamente nos resultados dos gráficos de controle. Chen e Song (2012) investigaram os efeitos do tamanho amostral em gráficos de controle do tipo p em ambas as Fases, I e II. Kumar e Chakraborti (2015) aprimoraram gráficos de controle para o monitoramento de tempos entre eventos, sendo importante salientar o desenvolvimento de métodos para a Fase I por se tratar de um modelo cuja média do processo era desconhecida. Epprecht, Loureiro e Chakraborti (2015) também estudaram os efeitos da quantidade de dados amostrais da Fase I na Fase II de gráficos de controle do tipo S^2 e S .

A principal função do uso de subgrupos racionais é a de maximizar a diferença entre subgrupos e minimizar a diferença dentro de um subgrupo, para que se detecte mais facilmente causas especiais atuando no processo (FARMER et al., 2014). Um modelo de amostragem trata da retirada de amostras subsequentes ou no intervalo mais próximo possível para que forneça informações de um ponto temporal específico no processo.

Figura 3 - Subgrupos racionais



Fonte: Próprio autor.

Segundo Fu, Wang e Dong (2016), se um subgrupo racional contém somente variação aleatória, todos os valores dentro do subgrupo irão variar estocasticamente em torno do valor real do subgrupo, assim pode-se assumir que a média de um subgrupo é a representação de seu valor real.

2.4 A DISTRIBUIÇÃO NORMAL

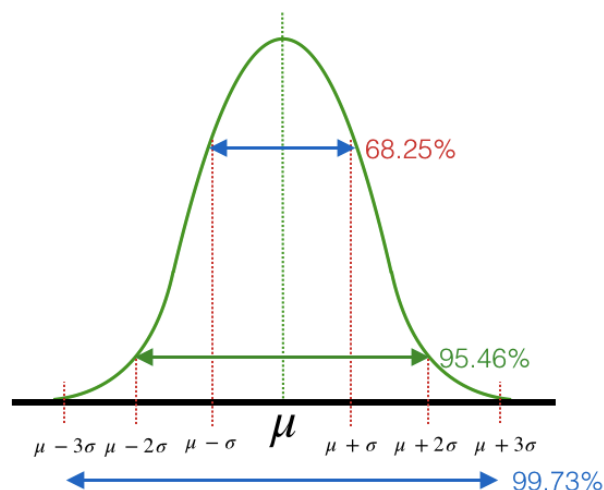
Normalmente exige-se que os dados estejam normalmente distribuídos para que seja possível a implantação dos gráficos de controle de Shewhart. Entende-se por normalmente distribuídos, dados que estejam relacionados a uma distribuição normal, isto é, estes dados estão distribuídos de forma que não distam a mais que três desvios padrão da média.

Para uma população μ ($-\infty < \mu < \infty$) e uma variância σ^2 positiva, a distribuição normal é dada por:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad -\infty < x < \infty \quad (24)$$

Precisamente, 68,25% da população dista a não mais que um desvio padrão σ em torno da média, 95,46% a não mais que 2 σ em torno da média e ainda 99,73% dos valores da população estão contidos no intervalo que dista a 3 σ acima e abaixo da média, gerando um gráfico em forma de curva simétrica e unimodal em forma de sino com concavidade negativa.

Figura 4 - Distribuição normal



Fonte: Montgomery (2009).

2.5 TESTES DE NORMALIDADE

Os testes de normalidade são geralmente suplementares aos testes gráficos. Os principais testes para se determinar se uma distribuição é normal são o teste de Kolmogorov-Smirnov (K-S), teste K-S corrigido por Liliefors, teste de Shapiro-Wilk, teste de Anderson-Darling, teste de Cramer-von Mises, teste de espalhamento de D'Agostino, teste de curtose de Anscombe-Glynn, entre outros. (GHASEMI; ZAHEDIASL, 2012).

O teste Shapiro-Wilk, desenvolvido por Shapiro e Wilk, é o mais poderoso e abrangente na maioria das situações, por isso, em anos recentes ele vem sendo o teste de normalidade preferido pelo seu grande poder de aplicação em uma ampla variedade de testes alternativos segundo Mendes e Pala (2003).

O teste de Shapiro-Wilk depende da correlação entre os dados obtidos e seus pontos normais correspondentes. O teste estatístico de Shapiro-Wilk segue a seguinte equação (25):

$$W = \frac{\left\{ \sum_{i=1}^N a_i x_{(i)} \right\}^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (25)$$

Onde $x_{(i)}$ é a i -ésima maior ordem estatística, $\bar{x}$ é a média da amostra e N é o número de observações. (OZTUNA; ELHAN; TUCCAR, 2006).

2.6 TESTES DE HIPÓTESE EM GRÁFICOS DE CONTROLE

Existem dois modos de se efetuar uma inferência estatística, uma é através da estimativa de parâmetros e a outra por testes de hipóteses.

Os testes de hipótese estão intimamente ligados aos gráficos de controle pois durante o controle do processo o ideal é que se utilize um teste de hipóteses a cada inferência feita na amostra onde seu valor não será exato, mas deverá estar dentro de um intervalo de confiança. (CAPIZI, 2015). Existe assim a possibilidade de se estabelecer hipóteses, como uma hipótese nula, ou H_0 onde normalmente afirma-se que não há alteração do valor da média μ e uma hipótese contrária, chamada de hipótese alternativa H_1 que simplesmente diz o contrário, que sim há uma alteração no valor da média μ do processo em estudo.

Em cada grupo amostral deve-se efetuar uma inferência estatística usando o teste de hipótese de modo a avaliar se o seu valor está dentro dos limites de controle, não rejeitando assim a hipótese nula, que assume que não há alteração significativa no processo. Caso o valor amostral, após a inferência estatística esteja além dos limites de controle, rejeita-se a hipótese nula H_0 , aceitando a hipótese alternativa H_1 que diz que sim, o processo está com uma alteração no valor de sua média. Pode-se assumir que o valor da média seja comparado com o valor alvo μ_0 da média desejada do processo, efetuando-se o seguinte teste de hipótese (MONTGOMERY, 2009).

$$H_0 : \mu = \mu_0 \quad (26)$$

$$H_1 : \mu \neq \mu_0 \quad (27)$$

2.7 ERROS TIPO I E TIPO II

Normalmente pode-se incorrer em dois tipos de erros ao se referir a testes de hipóteses. Se uma hipótese nula é rejeitada mesmo sendo esta verdadeira, então ocorre um erro do Tipo I. Caso a hipótese não seja rejeitada, mesmo esta sendo falsa, então ocorre um erro do Tipo II. (MONTGOMERY, 2009).

Estatisticamente, em qualquer gráfico de controle, há possibilidade de que algumas amostras em controle possam ser erroneamente descartadas e algumas amostras fora de controle não sejam detectadas, o que seria similar a cometer erros Tipo I e Tipo II em testes de hipótese. (SHIAU; SUN, 2010).

Trabalha-se muito com a probabilidade de ocorrência destes dois tipos de erros, denominando de α a probabilidade de ocorrência do erro Tipo I, e de β a probabilidade de ocorrência do erro Tipo II onde:

$$\alpha = P\{\text{Erro do Tipo I}\} = P\{\text{Rejeitar } H_0 | H_0 \text{ verdadeiro}\} \quad (28)$$

$$\beta = P\{\text{Erro do Tipo II}\} = P\{\text{Não rejeitar } H_0 | H_0 \text{ falso}\} \quad (29)$$

2.8 TAMANHOS DE AMOSTRAS E FREQUÊNCIA DE AMOSTRAGEM

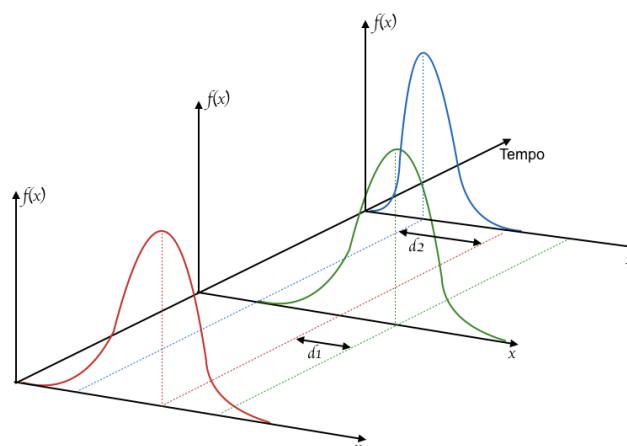
O tamanho da amostra, principalmente na Fase I afeta diretamente o quão preciso é a estimativa dos parâmetros e o quão bem um gráfico irá representar o processo durante a Fase II. Normalmente, recomenda-se o uso de 20 a 30 amostras contendo 4 a 5 elementos cada para que se tenha um controle estatístico mais representativo do processo. (SALEH et. al. 2017)

Segundo Montgomery (2009 p.228), como μ e σ são desconhecidos durante a Fase I e precisam ser estimados previamente por amostras ou subgrupos tirados do próprio processo, quando supõe-se que este encontra-se em controle, deve-se utilizar pelo menos 20 a 25 amostras para ter uma estimativa confiável, geralmente com 4, 5 ou 6 elementos cada.

2.9 DIAGNÓSTICO DE CAUSAS ESPECIAIS E AJUSTE DO PROCESSO.

Com o sistema de medição devidamente ajustado e preciso, pode-se iniciar a fase de amostragem para verificação inicial do processo a fim de verificar se o mesmo encontra-se em controle ou precisa de ajustes. O volume de líquido no equipamento de envase que será utilizado deve ter uma distribuição normal e homogênea ao longo do tempo, caso contrário causas especiais podem estar atuando e deixando o processo fora de controle. Um estudo detalhado no processo, reunindo informações qualitativas e quantitativas, poderá indicar quais medidas serão tomadas para corrigir os desvios (COSTA; EPPRECHT; CARPINETTI, 2005).

Figura 5 - Causas especiais desestabilizando o processo ao longo do tempo.



Fonte: Adaptado de Costa, Epprecht e Carpinetti (2005)

Para detectar se o processo está isento de causas especiais, deve-se efetuar uma amostragem para verificar se a variável aleatória $\bar{X}$ está normalmente distribuída e conhecer sua média μ e desvio-padrão σ . Uma amostra é retirada, medida e seus valores distribuídos em um histograma para verificar se seguem uma distribuição normal.

Como não se sabe se os valores foram afetados por uma janela de tempo em que o processo esteve em controle, foi desenvolvido o conceito de subgrupos racionais em que as amostras são retiradas não em sequência direta, mas em várias amostras m a intervalos regulares com tamanho n , assegurando uma melhor representação do status do processo ao longo do tempo.

Após ser verificado que o processo encontra-se em controle, é necessário estimar a variabilidade do processo. Zhang et al. (2010) define $\hat{\mu}_0$ como um estimador de μ_0 de acordo com a equação (30).

$$\hat{\mu}_0 = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n X_{ij} \quad (30)$$

E também define $\hat{\sigma}_0$ como estimador de σ_0 pela equação (31).

$$\hat{\sigma}_0 = \sqrt{\frac{1}{m(n-1)} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (X_{ij} - \bar{X}_i)^2} \quad (31)$$

Com $\bar{X}_i$ sendo a média da i -ésima amostra, obtem-se a equação (32). (ZHANG et al. 2010).

$$\bar{X}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_{ij} \quad (32)$$

2.10 NÚMERO MÉDIO DE AMOSTRAS ATÉ O ALARME.

O número médio de amostras até um alarme falso, ou NMA_0 deriva diretamente do teste de hipóteses, onde há sempre um risco α , ou seja, o risco de um valor em controle ser dado

como fora de controle, surgindo assim um alarme falso. Definido pela distribuição normal, há sempre uma probabilidade de ocorrência do risco α , que para um valor de 3 desvios-padrão será de 0.0027 ou seja, 0,27%. Assim, pode-se controlar o valor de k desvios padrão (ou W desvios-padrão no caso do gráfico de amplitude), alterando os limites do gráfico de controle para que se obtenha uma taxa de alarmes definida. (COSTA; EPPRECHT; CARPINETTI, 2005)

Comumente, para um α de 0.0027 tem-se um NMA_0 de 370 pois este é dado por α^{-1} . Assim Ulkhaq e Dewanta (2017) argumentam que a racionalidade atrás do valor de 370 para o NMA_0 em um processo em controle é que é um valor que retorna bons resultados práticos. NMA_0 mais longo irá resultar em um número menor de investigações, porém menor a chance de detectar mudanças no processo imediatamente, enquanto NMA_0 mais curto irá resultar em mais investigações para causas especiais, e também mais alarmes falsos. Como resultado, para a análise de performance de gráficos de controle, os gráficos com o menor valor de NMA_0 quando uma alteração no processo ocorre é considerado o melhor.

3 MÉTODO DE PESQUISA

A metodologia de pesquisa bibliométrica e revisão deste trabalho foi adotada seguindo os três estágios de maturidade sugeridos por Tranfield; Denyer; Smart, (2003). O estágio I ou planejamento da revisão, onde previamente ao início da revisão, um painel foi gerado organizando os *experts* nas áreas metodológica e teórica. O painel de revisão ajudou regularmente no processo de escolha de trabalhos alinhados com o tema proposto. Com esse gerenciamento realizou-se estudos que atestaram a relevância e o tamanho da literatura delimitando o tópico de pesquisa, sendo esta uma revisão bibliométrica.

No estágio II onde a revisão é conduzida, uma busca imparcial e abrangente é uma das grandes diferenças entre uma revisão narrativa tradicional e uma revisão sistemática. Mesmo tendo que dedicar mais tempo a uma revisão sistemática, esta tem sido apontada como um método mais eficiente e de maior qualidade na identificação e validação de extensas literaturas (MULROW, 1994).

Uma busca sistemática foi iniciada com a identificação de termos de busca e palavras-chave que estiveram relacionadas ao escopo do tema estudado, a literatura relacionada e o que foi alinhado nas reuniões com o orientador. A estratégia de busca deve ser reportada de modo claro o suficiente para que seja replicada por qualquer outro pesquisador, e essas buscas devem abranger artigos publicados em periódicos nacionais e internacionais, bases de dados bibliográficos, além de estudos não publicados. A lista de artigos e fontes utilizadas deverá ser disponibilizada como um referencial bibliográfico (TRANFIELD; DENYER; SMART, 2003).

O processo de selecionar estudos em uma revisão sistemática envolve vários estágios. Primeiro deve-se identificar todas as citações potencialmente relevantes na pesquisa, então fontes relevantes são selecionadas para uma leitura mais completa e dessas algumas irão para a revisão sistemática.

Artigos com métodos quantitativos, melhor se adaptam à revisão sistemática pois estabelecem critérios mensuráveis daquilo que é relevante e de boa qualidade, levando a desafios claros no futuro. Com estudos qualitativos, não há a possibilidade de se testar estatisticamente a significância dos resultados pois, segundo Greenhalgh (1997), pesquisa qualitativa é “não padronizada, não contida e dependente da experiência subjetiva tanto do pesquisador quanto do pesquisado.”

No estágio III é elaborado o relatório e existe a disseminação da revisão sistemática, facilitando para o leitor o entendimento da pesquisa pela síntese dos principais artigos na área.

Deve-se mostrar uma visão ampla do campo de pesquisa com exemplos específicos e um caminho auditável, justificando suas conclusões. (TRANFIELD; DENYER; SMART, 2003).

Figura 6 - Estágios de uma revisão sistemática.

Estágio I	Identificar a necessidade de revisão
	Preparar a proposta de revisão
	Desenvolver o protocolo de revisão
Estágio II	Identificação da pesquisa
	Seleção dos estudos
	Avaliação da qualidade do estudo
	Extração de dados e monitoramento do progresso
	Síntese dos dados
Estágio III	Relatório e recomendações
	Tornar a evidência em prática

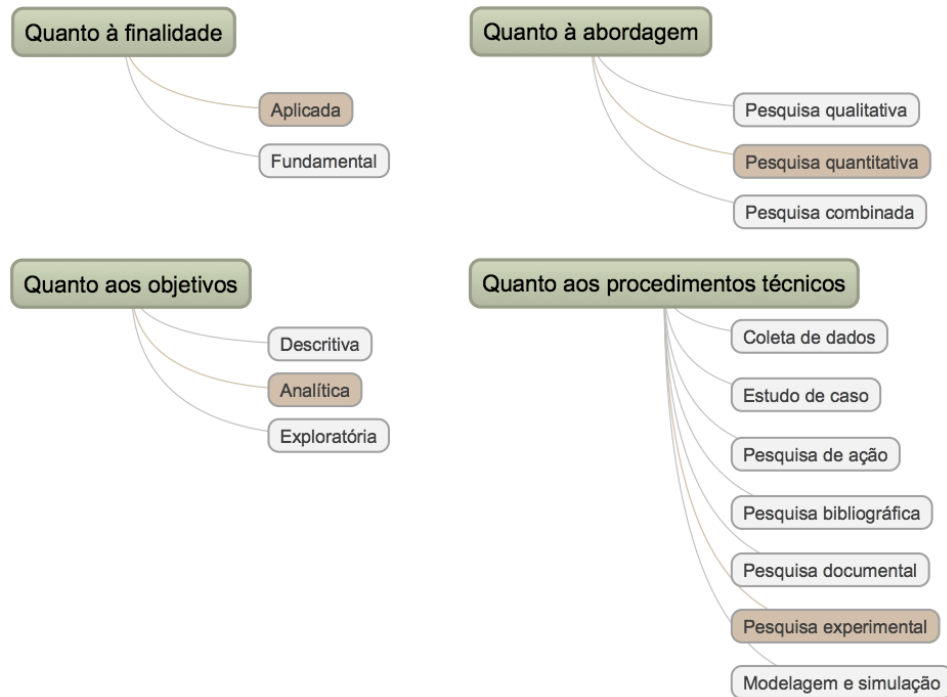
Fonte: Tranfield; Denyer; Smart, (2003).

Segundo Miguel et al. (2012) pesquisas quantitativas podem ser classificadas em empíricas, mais baseadas em observações e experiências da realidade ou axiomáticas que são mais racionalistas.

3.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

Este trabalho se enquadra na categoria empírica e se ramifica em empírica descritiva com natureza aplicada e puramente quantitativo.

Figura 7 - Classificação da pesquisa.

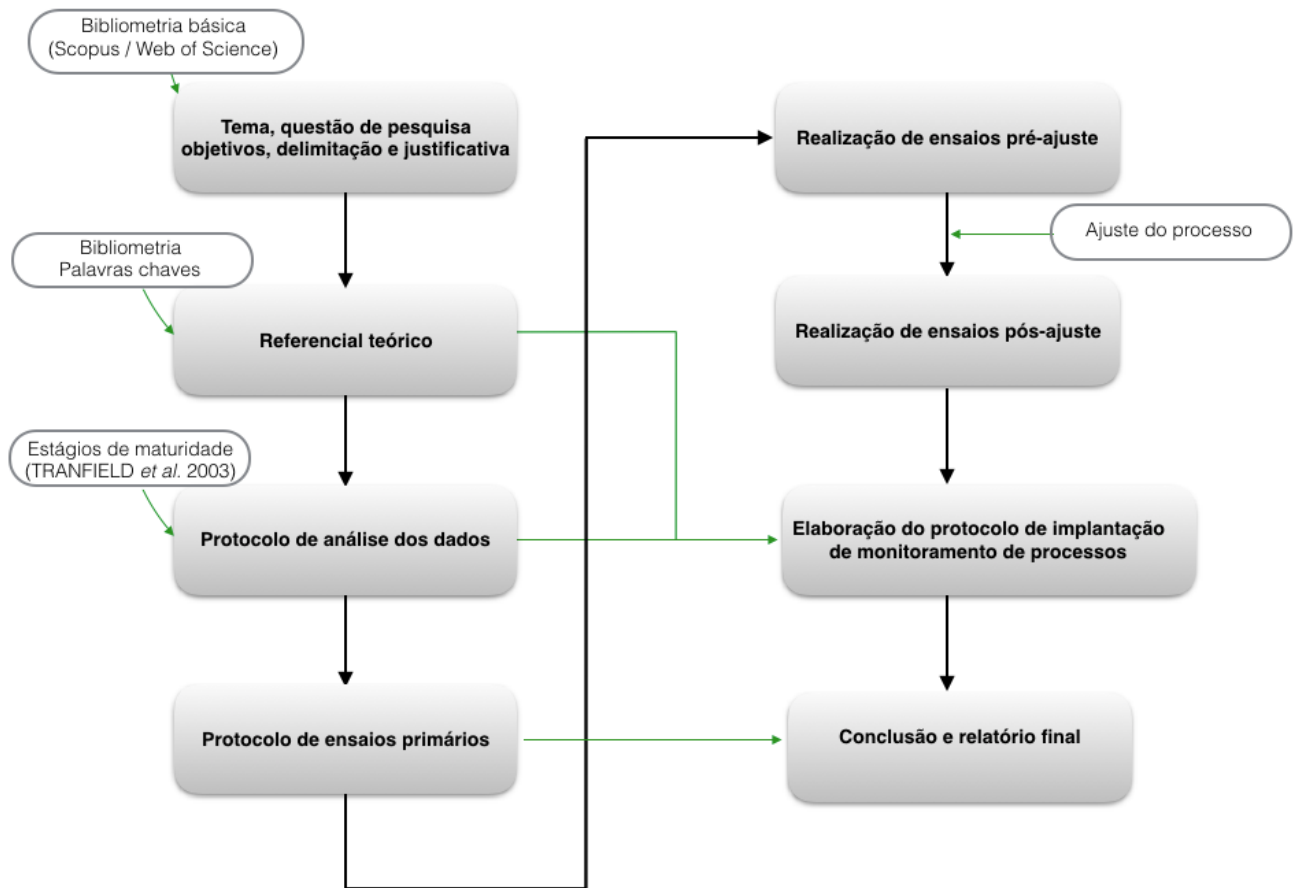


Fonte: Kothari (2004).

O método de pesquisa aplicado foi o de pesquisa experimental e se seguiu o fluxo de trabalho explicitado na Figura 9 onde o tema de pesquisa, objetivos, delimitações e justificativas foram definidos. Assim foi-se buscar um referencial teórico de suporte ao trabalho a partir de uma bibliometria por palavras-chave. Logo após, seguiu-se a análise dos dados seguindo os estágios de maturidade de Tranfield; Denyer; Smart, (2003).

Sendo os estágios teóricos definidos, avançou-se para a realização de ensaios no equipamento de envase. Após detectadas causas especiais, e sendo estas ajustadas, novamente houve outra realização de ensaios para verificação das melhorias. Passada a fase de testes, foi elaborado um protocolo para implantação do monitoramento de processos em equipamentos industriais e formada a conclusão.

Figura 8 - Fluxograma do método de pesquisa.



Fonte: O próprio autor.

3.2 ESTUDO PRÁTICO

Durante a fase prática, foi utilizada uma máquina de envase de líquidos modelo Prepac Dermec 1000 (Figura 9) de propriedade do Departamento de Engenharia de Produção da UNESP do Campus de Guaratinguetá. A principal vantagem deste tipo de prática, é a real implantação das cartas de controle de Shewhart, em maquinário não muito diferente da realidade do mercado brasileiro e com variações e causas especiais a serem devidamente estudadas.

O equipamento, antes pertencente a uma empresa de fabricação de sucos prontos para o consumo foi estratégico para a implantação deste trabalho bem como suporte para estudos

passados e futuros dos alunos da UNESP Guaratinguetá por ser um equipamento simples, já modificado com eletrônica *opensource* com Programador Lógico Controlado em linguagem C++ Arduino. Juntamente com o equipamento foi fornecido mais de 300 kg de embalagem, permitindo a geração de mais de 100.000 amostras, extendendo o uso do equipamento por vários anos sem necessidade de insumos extras.

Durante a instalação do equipamento no laboratório de Instrumentação e controle de processos do Colégio Técnico de Guaratinguetá, foi suprido a instalação de ar-comprimido, água, eletricidade e ainda adquirido, com apoio da FDCT - Fundação para o Desenvolvimento da Ciência e Tecnologia, uma balança de precisão centesimal para a medição dos parâmetros de peso, tanto de embalagem quanto de conteúdo líquido.

Figura 9 - Equipamento de envase Prepac 1000



Fonte: O próprio autor

Uma fase de ajustes teve início e o equipamento foi testado quanto ao funcionamento básico e estabilidade operacional com total normalidade das funções básicas. Como a variável de estudo foi o volume envasado, utilizou-se água como produto envasado pela facilidade de fornecimento direto da rede de distribuição e limpeza durante destruição das amostras envasadas.

Sendo o objetivo principal do trabalho a proposição de um procedimento de implementação e uso dos gráficos de controle no monitoramento de processos de envase a partir da avaliação da normalidade e das causas especiais agindo no processo de envase do

equipamento do DPD da FEG foi executada uma amostragem que desse suporte à Fase I da implantação do controle de processo pelos gráficos de Shewhart onde uma fase exploratória de análise é feita, dados históricos são coletados e analisados na busca pelo entendimento da variação do processo ao longo do tempo e sua estabilidade afim de atestar se o processo em análise está ou não em controle.

O primeiro conjunto de dados para a estimativa dos parâmetros foi feito por amostragem em grupos, já que segundo Saleh et. al. (2017), recomenda-se o uso de 20 a 30 amostras contendo 4 a 5 elementos cada para que se tenha um controle estatístico mais representativo do processo.

Após a primeira amostragem foram feitas análises utilizando as ferramentas da qualidade para identificação das causas especiais atuantes no processo e possíveis soluções para os desajustes. Diversos pontos foram verificados e melhorias foram implementadas para que o processo estivesse em controle estatístico.

Assim desenvolveu-se novamente uma segunda amostragem de verificação, novamente supondo que o processo, já com as causas especiais mitigadas, estaria em controle, evidenciando as melhorias efetuadas.

No fim, uma proposição de implantação da Fase I, de análise de dados históricos, verificação de normalidade e verificação de controle estatístico foi criada, gerando um manual prático de como proceder com a estimativa de parâmetros e as dificuldades normalmente encontradas durante a implementação de qualquer processo.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Um primeiro conjunto de dados, visando a estimativa dos parâmetros, foi gerado pelo envase contínuo de centenas de amostras e durante a fase estável de processamento foi realizada uma amostragem, seguindo o padrão de grupos racionais com uma quantidade de amostras e tamanho amostral relevantes para a estimativa dos parâmetros. Foram assim colhidas 25 amostras contendo 5 elementos cada a intervalos de aproximadamente 5 minutos e pesadas uma a uma em uma balança centesimal.

Tabela 3 - Amostragem inicial

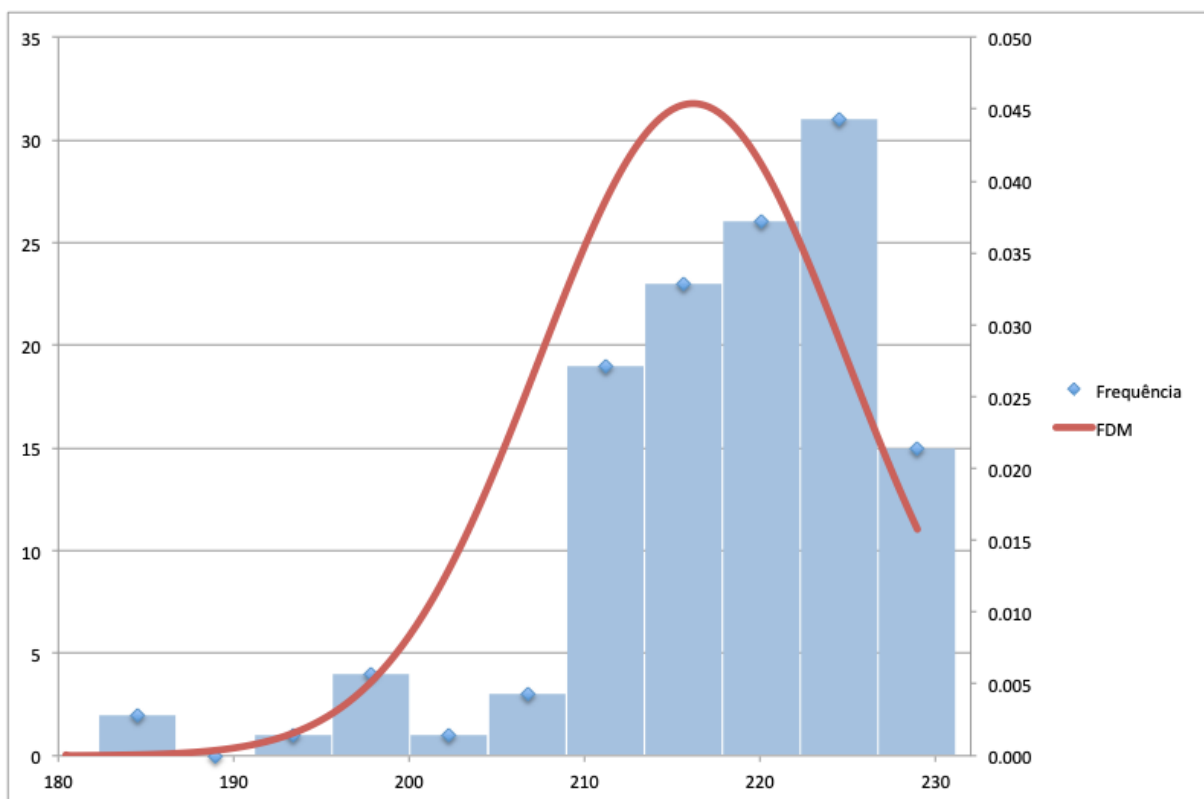
Grupos (m)	1	2	3	4	5	R	$\bar{X}$
1	219.97	214.5	219.8	213.41	213.55	6.56	216.246
2	221.56	228.96	221.42	228.95	220.74	8.22	224.326
3	208.11	209.69	204.04	208.84	209.8	5.76	208.096
4	222.82	226.37	218.79	220.03	227.16	8.37	223.034
5	219.67	215	222.61	222.73	220.68	7.73	220.138
6	210.08	213.95	214.94	216.31	216.13	6.23	214.282
7	227.64	225.99	225.91	225.87	222.74	4.9	225.63
8	213.96	209.26	214.19	213.23	207.66	6.53	211.66
9	219.03	216.12	219.31	219.36	220.37	4.25	218.838
10	227.09	224.71	224.04	228.13	228.8	4.76	226.554
11	204.03	195.22	195.48	200.5	205.38	10.16	200.122
12	221.06	223.34	222.64	224.96	215.46	9.5	221.492
13	219.75	217.27	219.2	218.63	216.26	3.49	218.222
14	212.33	214.46	214.79	208.22	215.01	6.79	212.962
15	224.45	222.84	225.02	223.27	225.2	2.36	224.156
16	209.75	209.45	209.37	208.19	209.08	1.56	209.168
17	214.84	220	208.66	219.04	219.55	11.34	216.418
18	223.55	223.71	223.06	223.78	222.28	1.5	223.276
19	211.32	211.35	210.41	209.62	210.89	1.73	210.718
20	213.81	213.51	214.5	214.5	206.74	7.76	212.612
21	222.27	221.79	221.36	215.08	215.7	7.19	219.24
22	222.81	222.45	222.81	215.79	222.47	7.02	221.266
23	195.57	180.06	183.7	192.94	193.63	15.51	189.18
24	218.75	217.8	210.93	217.26	218.77	7.84	216.702
25	216.7	215.44	222.91	222.42	222.94	7.5	220.082
						$\bar{R}$ 6.582	$\bar{X}$ 216.177

Fonte: Adaptado de Lima e Carvalho (2017).

Diante dos dados coletados, os valores da média $\bar{X}$ e da amplitude R foram calculados como sendo 6,58g e 216,17g respectivamente.

Antes de avançar para a construção dos gráficos de controle de Shewhart, deve-se verificar a normalidade dos dados, o que foi feito inicialmente por meio de histograma. Para a plotagem do histograma, foram consideradas 12 classes de acordo com a metodologia da raiz quadrada, tendo como base as 125 amostras. Foi calculado também a função densidade de probabilidade média FDM para cada valor de incremento e plotado a distribuição do histograma.

Figura 10 - Histograma dos dados iniciais.



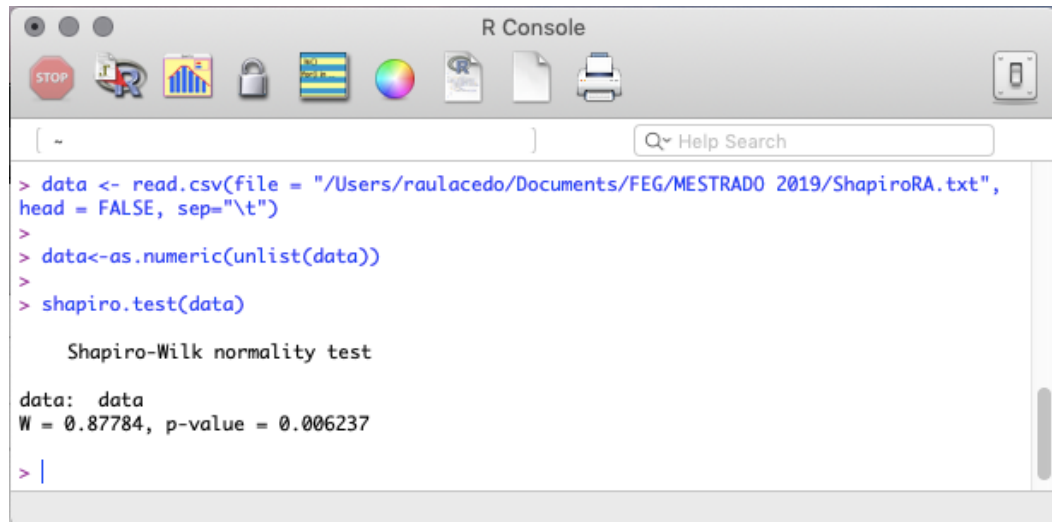
Fonte: O próprio autor.

Nota-se claramente que a função densidade de probabilidade tem forte desalinhamento à direita, com alta concentração dos valores próximo ao limite superior dos dados. Uma das premissas de uma curva indicativa de distribuição normal é a simetria em torno da média, o que não ocorre com a distribuição inicial dos dados gerados.

Outra forma de verificação de normalidade dos dados utilizada foi por meio do teste de normalidade de Shapiro-Wilk, onde os dados foram agrupados em um arquivo de texto e verificados utilizando o software R através do uso da função *shapiro.test()*, nativa no software. Foram assim postuladas as hipótese nula H_0 , de que a distribuição segue a

distribuição normal, e a hipótese alternativa H_1 , de que a distribuição não segue uma distribuição normal.

Figura 11 - Resultado do software R para o teste de normalidade de Shapiro-Wilk.



```

R Console

> data <- read.csv(file = "/Users/raulacedo/Documents/FEG/MESTRADO 2019/ShapiroRA.txt",
+ head = FALSE, sep="\t")
> data<-as.numeric(unlist(data))
> shapiro.test(data)

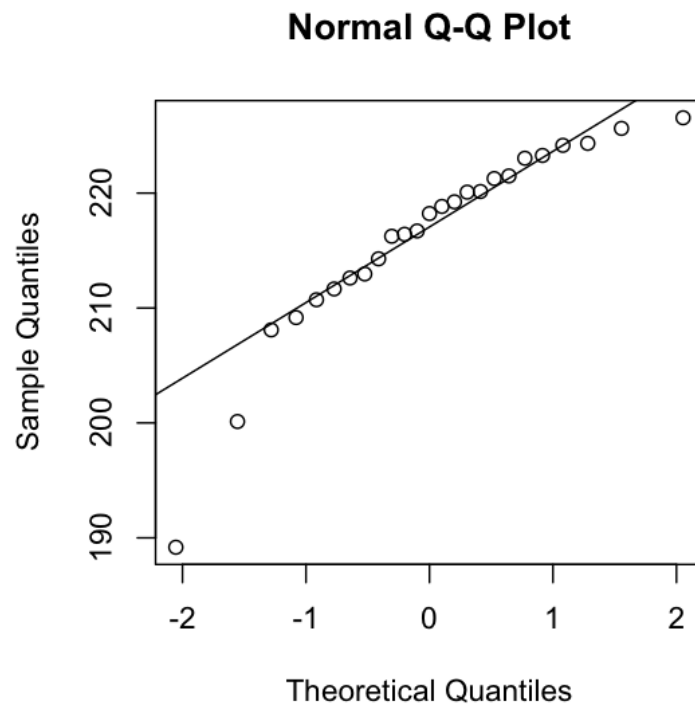
Shapiro-Wilk normality test

data: data
W = 0.87784, p-value = 0.006237
> |

```

Fonte: O próprio autor.

Figura 12 - Gráfico quantil-quantil para verificação de normalidade.



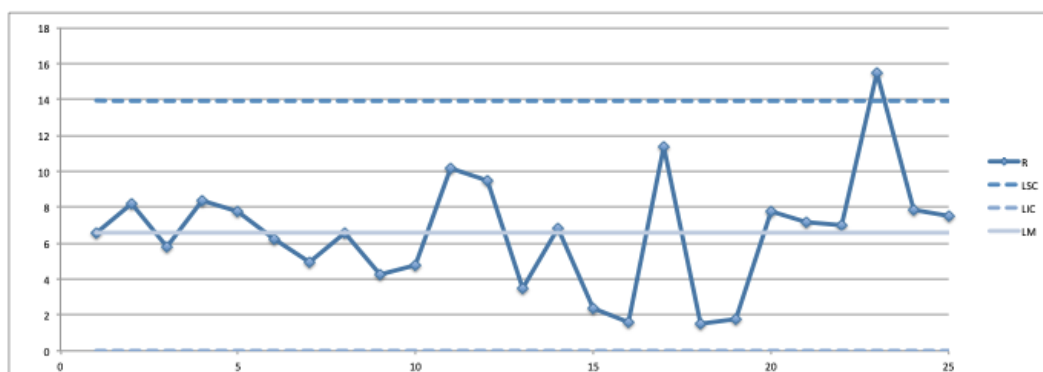
Fonte: O próprio autor.

Segundo a Figura 11, os dados não seguem uma distribuição normal devido ao resultado do p-valor ter sido 0.0062, muito menor que o limite α de 0.05, rejeitando assim a hipótese nula de normalidade. Outra confirmação da não-normalidade é vista pelo deslocamento acima e à esquerda dos dados no gráfico quantil-quantil da Figura 12.

Diante dos múltiplos testes e confirmações, considera-se a distribuição dos dados não-normal e consequentemente apura-se que o processo encontra-se fora de controle, não sendo possível ainda avançar para a Fase II, a de utilização dos gráficos de controle para monitoramento.

A estimativa dos parâmetros dos gráficos de controle pôde ajudar na identificação de padrões e possíveis causas para as anormalidades no processo. O gráfico de amplitude R para os dados foi gerado com os coeficientes D_3 e D_4 constantes do Apêndice A de 0.00 e 2.114 respectivamente, apresentando apenas um valor fora dos limites de controle.

Figura 13- Gráfico da amplitude das observações



Fonte: O próprio autor

Já o gráfico de controle das médias, na Figura 14, foi elaborado com o limite superior (LSC) de 219,97g, limite inferior (LIC) de 212,37g e linha média (LM) centrada no valor de 216,17g considerando um k de 3, seguindo as equações 6 a 8.

As causas primárias atacadas foram:

1 - A variação no volume do reservatório a cada operação de enchimento, causava alteração da altura da coluna d'água, alterando assim a pressão no bico de envase, o qual opera sobre comando temporal e fixo causando assim variação ampla no volume envasado em cada unidade. A vazão de entrada de água da rede era maior que a vazão de saída de enchimento causando assim um deslocamento de uma válvula flutuante que deveria ser capaz de selar a entrada de água e manter o nível estável. Não era o que ocorria por conta da alta pressão de entrada da rede da UNESP. Assim foi instalada uma mangueira de retorno na saída de excesso do reservatório e, para fins de pesquisa, liberada uma vazão ligeiramente superior ao que o processo necessitava, causando transbordamento no reservatório mas mantendo assim um nível estável em relação à válvula de envase.

2 - O aquecimento excessivo de componentes que foi contornado com ajustes finos de temporização na central de comando. As resistências inferior, de corte, e superior, de formação de embalagem, são comandadas por dois relés de estado sólido que operam com alta precisão e velocidade de chaveamento. O PLC está programado para usar um padrão de acionamento que depende da transferência térmica entre o elemento de aquecimento e o polímero da embalagem. Os tempos de acionamento são mostrados na tela auxiliar do equipamento e são dados em milissegundos.

Figura 16 - Tela auxiliar



Fonte: O próprio autor

Os tempos foram reajustados para reduzir o superaquecimento e ainda os elementos de aquecimento são dotados de câmara de resfriamento por água, onde água da rede flui e resfria o bloco de apoio onde o resistor está instalado. O correto ajuste deste fluxo de água absorve energia térmica residual entre uma selagem e outra evitando assim o contínuo aquecimento e consequente superaquecimento que acaba por prejudicar a selagem, gerando até mesmo não conformidades por derretimento da embalagem. O fluxo de alimentação do reservatório de

produto era o mesmo que alimentava o sistema de resfriamento, causando desbalanço no fluxo e alterando a temperatura dos elementos. Um novo dispositivo trocador de calor com ciclo fechado foi construído por Carlos Gyori, Diego Lopes e Regimar Maciel para efetuar um ajuste de temperatura mais preciso da água de resfriamento e, isolando o circuito de alimentação, melhorar o ajuste da vazão de alimentação do reservatório de produto.

Figura 17- Dispositivo trocador de calor



Fonte: Lopes (2017)

3 - Pressão de água inadequada. Como o equipamento é dependente da vazão de entrada e essa água é fornecida pela rede geral da UNESP, esta estava sendo fonte constante de variação de pressão, dependendo do uso geral que as instalações da universidade estavam fazendo no momento da operação de envase. Para a correta identificação da pressão da rede de fornecimento foi instalado, por Lopes (2018), um manômetro na linha de entrada, assim foi possível monitorar o valor da pressão, efetuar ajustes e entender o motivo de eventuais não conformidades causadas por variação excessiva na pressão de alimentação.

Figura 18 - Manômetro instalado



Fonte: Lopes (2017)

Realizadas as melhorias em torno das causas especiais atuando no processo, procedeu-se uma nova amostragem, seguindo o mesmo padrão da anterior realizada por Lima (2017) e Carvalho (2017) tendo novamente 25 amostras, dentro do recomendado por Montgomery (2009).

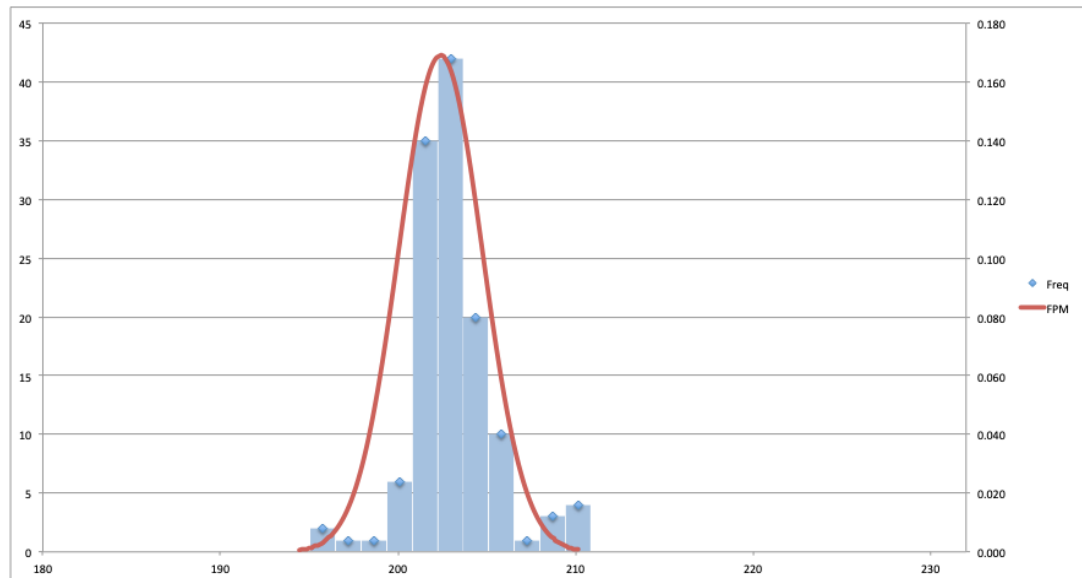
Tabela 4 - Amostragem após ajustes

Grupos (m)	1	2	3	4	5	R	$\bar{X}$
1	205.34	196.89	204.42	202.64	199.76	8.45	201.81
2	202.68	201.39	202.18	202.02	199.63	3.05	201.58
3	201.22	202.5	201.8	202.56	203.21	1.99	202.258
4	202.67	202.46	202	201.7	201.28	1.39	202.022
5	202.34	202.82	203.27	201.18	201.37	2.09	202.196
6	202.14	202.83	201.79	202.03	202.06	1.04	202.17
7	202.27	203.47	201.49	207.55	199.83	7.72	202.922
8	200.76	200.51	200.84	200.61	200.72	0.33	200.688
9	200.32	200.5	200.63	200.4	200.44	0.31	200.458
10	202.14	204.43	201.17	201.76	202.36	3.26	202.372
11	202.27	203.47	201.49	207.55	199.83	7.72	202.922
12	200.76	200.51	200.84	200.61	200.72	0.33	200.688
13	200.32	200.5	200.63	200.4	200.44	0.31	200.458
14	202.14	204.43	201.17	201.76	202.36	3.26	202.372
15	202.65	203.93	202.23	203.9	203.64	1.7	203.27
16	203.69	194.35	203.81	203.31	203.63	9.46	201.758
17	202.32	200.75	210.15	204.16	204.44	9.4	204.364
18	204.1	202.38	205.28	204.14	208.09	5.71	204.798
19	201.94	202.62	201.95	209.23	209.24	7.3	204.996
20	201.37	201.89	202.62	209.39	203.13	8.02	203.68
21	202.3	203.41	204.77	198.29	201.96	6.48	202.146
22	195.24	202.87	206.06	204.89	203.78	10.82	202.568
23	204.29	205.03	204.24	199.48	200.05	5.55	202.618
24	202.94	204.52	202.71	203.44	202.79	1.81	203.28
25	201.28	201.4	201.27	201.44	202.29	1.02	201.536
						$\bar{R}$ 4.3408	$\bar{\bar{X}}$ 202.3972

Fonte: Adaptado de Lopes (2017).

Aplicando-se as mesmas regras de criação do histograma para a série de dados gerados e aplicando a função densidade de probabilidade média ao novo conjunto de dados tem-se o histograma da Figura 19.

Figura 19 -Histograma da distribuição após ajustes.

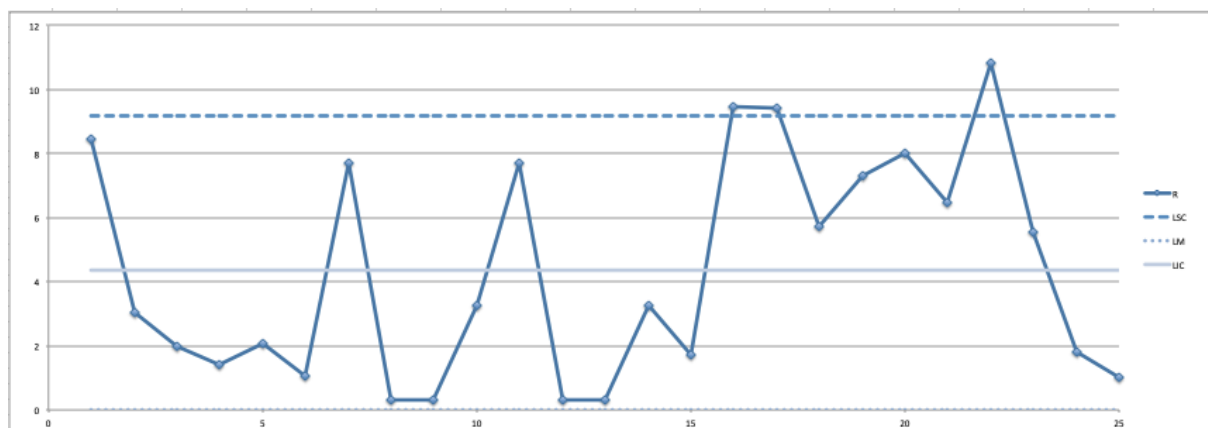


Fonte: O próprio autor.

Após os ajustes e correções efetuadas no equipamento de envase houve uma melhora bastante significativa na precisão de envase, com nítida centralidade do valor médio, uma curtose leptocúrtica pronunciada e baixo espalhamento, passando a imagem, na análise puramente gráfica de que o processo encontra-se em controle com seus valores normalmente distribuídos.

A nova amplitude média das observações foi calculada e ainda assim houve três valores fora dos limites de controle.

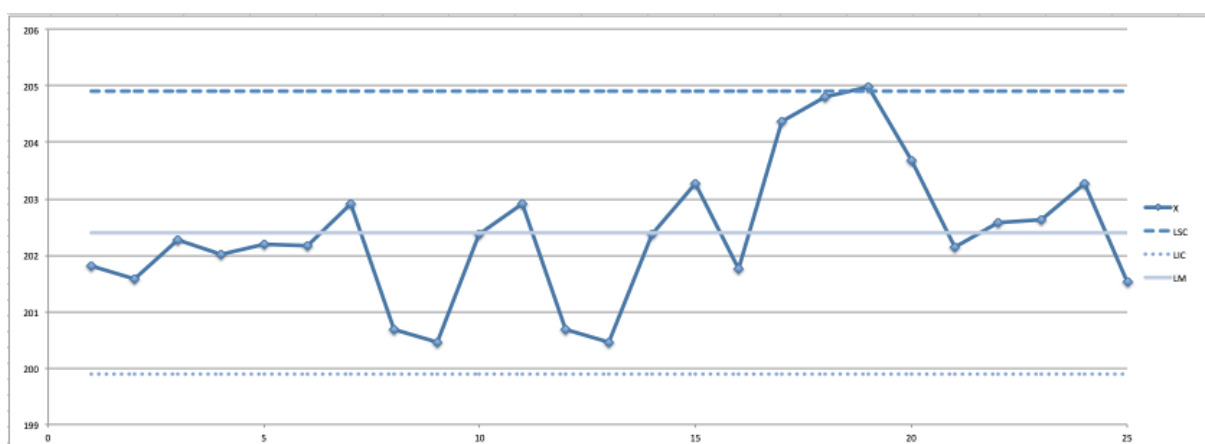
Figura 20 - Gráfico das amplitudes das observações após ajustes.



Fonte: O Próprio autor.

Um novo gráfico de controle de $\bar{X}$ foi gerado com limite de controle superior LSC de 204,90g, limite inferior de controle LIC de 199,89g e linha central ou linha média LM de 202,39g. Imediatamente fica evidenciado a melhoria em relação ao gráfico de $\bar{X}$ anterior às correções das causas especiais. Somente um ponto, em 25 pontos, está fora dos limites de controle, e estes estão com uma amplitude média $\bar{R}$ menor, de somente 4,34g, uma melhora de 34%, muito significativa comparado ao valor de 6,31g de antes dos ajustes.

Figura 21 - Gráfico de controle de $\bar{X}$ após as correções.



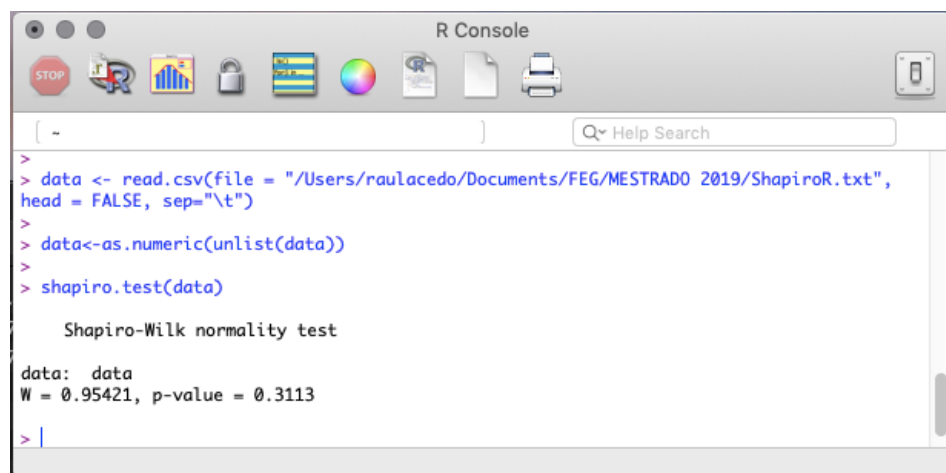
Fonte: O próprio autor.

Para confirmar que a distribuição segue a distribuição normal, foi então realizado novamente o teste de normalidade de Shapiro-Wilk pela maior abrangência de situações e

tamanho amostral adequado. Foram novamente definidas as hipóteses nula H_0 , de que a distribuição segue a distribuição normal, e a hipótese alternativa H_1 , de que a distribuição não segue uma distribuição normal.

Após os cálculos, foi encontrado o valor W_{calc} de 0,954, que ao ser comparado com o valor crítico W_{crit} , tabelado com nível α de significância de 5% para 25 amostras, de 0,918, nos leva a aceitar a hipótese nula por W_{calc} ser maior que o valor crítico, ou seja, a distribuição segue uma distribuição normal, evidenciada na Figura 22, apesar dos valores razoavelmente próximos. Sendo assim, o gráfico de controle pode ser utilizado. O gráfico quantil-quantil também evidencia uma situação de normalidade dos dados pela simetria e maioria dos valores em alinhamento.

Figura 22 - Resultado do software R para o teste de normalidade de Shapiro-Wilk após ajustes.



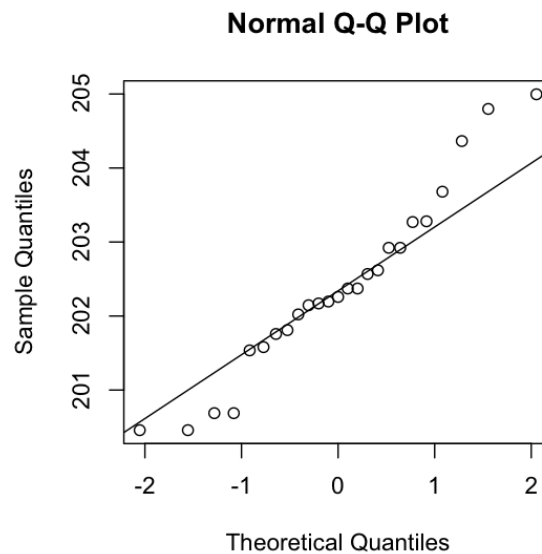
```
> data <- read.csv(file = "/Users/raulacedo/Documents/FEG/MESTRADO 2019/ShapiroR.txt",
+ head = FALSE, sep="\t")
> data<-as.numeric(unlist(data))
> shapiro.test(data)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  data
W = 0.95421, p-value = 0.3113
> |
```

Fonte: O próprio autor

Figura 23 - Curva quantil-quantil para verificação de normalidade.



Fonte: O próprio autor.

Apesar da normalidade ter sido evidenciada, o desvio padrão utilizado para o gráfico de controle de amplitude foi de 3 desvios padrão, o que nos fornece uma taxa de alarmes falsos, ou NMA_0 de 135 pois sendo o α de R igual a 0.0047 o α conjunto fica sendo de 0.0074 e sendo o NMA_0 igual a $(\alpha \text{ conj.})^{-1}$ resulta que em cada 135 amostras haverá um alarme falso, um valor muito acima do recomendado de 370 para o NMA_0 .

Assim foi determinado um valor de W desvios padrão para o gráfico de amplitude, ajustado para uma dada taxa de alarmes falsos, ajustando assim os limites até que não haja mais alarmes falsos.

A tabela 5 evidencia os diferentes valores de NMA_0 testados e o valor de W desvios padrão para o gráfico da amplitude. O objetivo foi minimizar o número de pontos fora de controle a uma taxa aceitável de alarmes falsos.

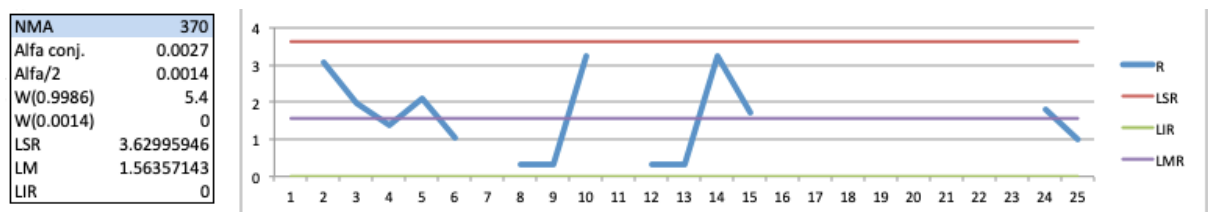
Tabela 5 - Número de pontos fora dos limites para cada valor de NMA_0 .

NMA_0	370	500	700	1000
W	5.4	5.5	5.6	5.7
Outliers removidos	11	1	1	1

Fonte: O Próprio autor.

Com um NMA_0 de 370, normalmente mais utilizado, teve-se que retirar 11 amostras que estavam fora de controle devido ao reajuste dos limites a cada retirada, até que não houvesse mais qualquer valor fora dos limites. No caso o valor de 370 para o NMA_0 não é indicado por ser muito alto para um processo ainda no limite do controle.

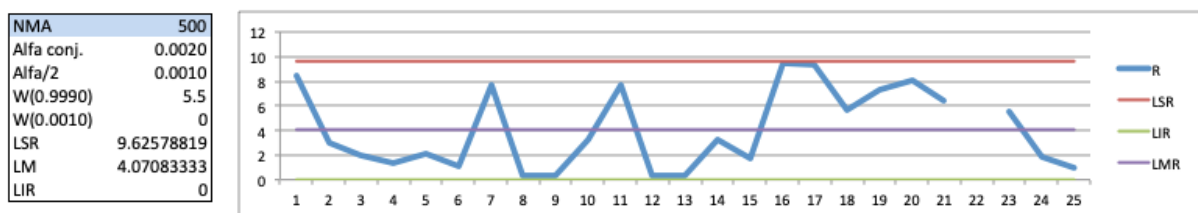
Figura 24 - 11 valores fora dos limites de controle foram retirados com o NMA_0 de 370.



Fonte: O Próprio autor.

Para um NMA_0 de 500, somente retirando-se uma amostra fora de controle, o reajuste dos limites não evidenciou nenhuma amostra fora de controle, assim indicando que um valor ótimo de NMA_0 está entre 370 e 500.

Figura 25 - Um único valor fora dos limites de controle foi retirado com o NMA_0 de 500.



Fonte: O Próprio autor.

Mesmo assim, foram simuladas situações para os valores de NMA_0 de 700 e 1000, onde a mesma amostra ainda esteve fora dos limites, e assim que foi retirada, estes não retornaram mais nenhum valor fora de controle, confirmando que o valor ótimo está entre 370 e 500.

Outra abordagem foi a de se gerar novos valores, estes aleatórios, com uma média superior à realizada em testes reais anteriormente, simulando a ação de uma causa especial no processo.

Com 10 amostras de tamanho 5, com um valor médio aproximado de 204g, foi verificado a diferença na sinalização para três valores de NMA_0 de 500, 700 e 1000.

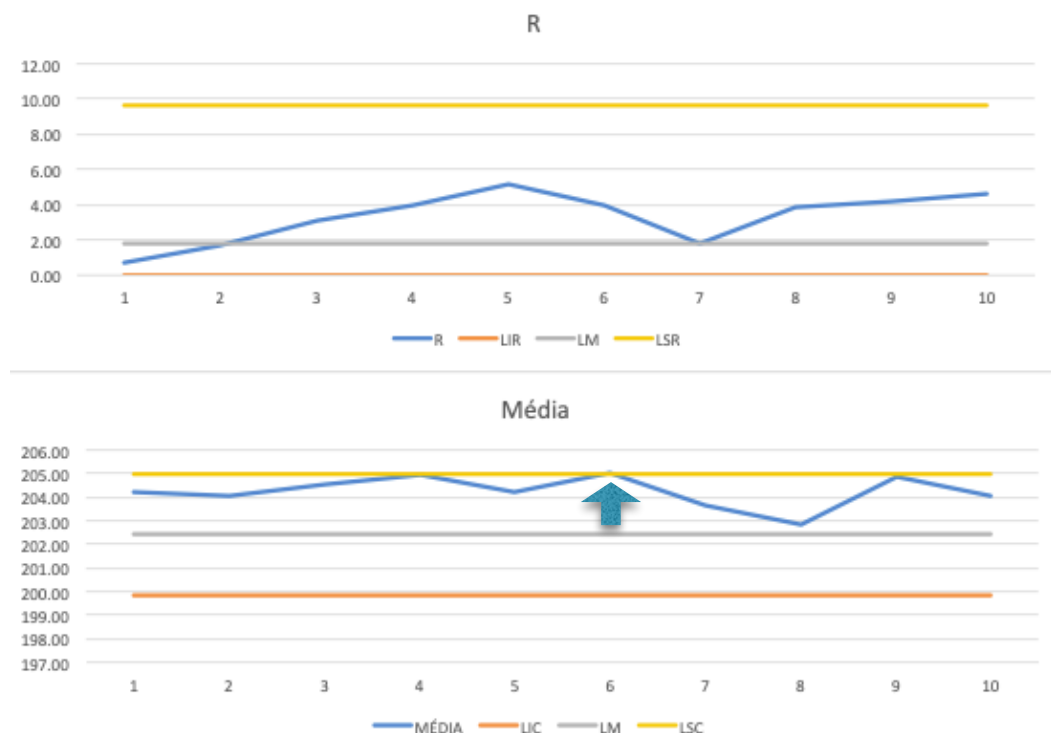
Tabela 7 - Valores da amostragem simulada.

Amostra								NMA0 500						NMA0 700						NMA0 1000					
	m					MÉDIA	R	X			R			X			R			X			R		
	1	2	3	4	5			LIC	LM	LSC	LIR	LM	LSR	LIC	LM	LSC	LIR	LM	LSR	LIC	LM	LSC	LIR	LM	LSR
1	204.28	203.80	204.07	204.49	204.19	204.16	203.28	199.82	202.39	204.97	0	1.75	9.63	199.7	202.4	205.0	0	1.75	9.80	199.67	202.39	205.11	0	1.75	10.06
2	204.00	204.73	204.48	203.93	203.00	204.03	202.73	199.82	202.39	204.97	0	1.75	9.63	199.7	202.4	205.0	0	1.75	9.80	199.67	202.39	205.11	0	1.75	10.06
3	203.10	203.74	204.80	205.01	206.18	204.56	200.74	199.82	202.39	204.97	0	1.75	9.63	199.7	202.4	205.0	0	1.75	9.80	199.67	202.39	205.11	0	1.75	10.06
4	205.39	206.68	204.47	205.43	202.70	204.93	202.68	199.82	202.39	204.97	0	1.75	9.63	199.7	202.4	205.0	0	1.75	9.80	199.67	202.39	205.11	0	1.75	10.06
5	201.28	204.87	204.12	206.39	204.53	204.24	199.87	199.82	202.39	204.97	0	1.75	9.63	199.7	202.4	205.0	0	1.75	9.80	199.67	202.39	205.11	0	1.75	10.06
6	202.74	206.06	203.40	206.67	206.14	205.00	200.06	199.82	202.39	204.97	0	1.75	9.63	199.7	202.4	205.0	0	1.75	9.80	199.67	202.39	205.11	0	1.75	10.06
7	203.81	202.75	204.59	204.18	202.80	203.63	196.81	199.82	202.39	204.97	0	1.75	9.63	199.7	202.4	205.0	0	1.75	9.80	199.67	202.39	205.11	0	1.75	10.06
8	201.10	201.89	202.89	203.13	204.95	202.79	193.89	199.82	202.39	204.97	0	1.75	9.63	199.7	202.4	205.0	0	1.75	9.80	199.67	202.39	205.11	0	1.75	10.06
9	205.62	203.71	205.79	206.68	202.49	204.86	196.62	199.82	202.39	204.97	0	1.75	9.63	199.7	202.4	205.0	0	1.75	9.80	199.67	202.39	205.11	0	1.75	10.06
10	204.87	200.87	203.86	205.07	205.47	204.03	194.87	199.82	202.39	204.97	0	1.75	9.63	199.7	202.4	205.0	0	1.75	9.80	199.67	202.39	205.11	0	1.75	10.06

Fonte: O Próprio autor.

Com o NMA_0 de 500 houve um alarme na amostra 6 pelo gráfico das médias. Já o gráfico de R não sinaliza.

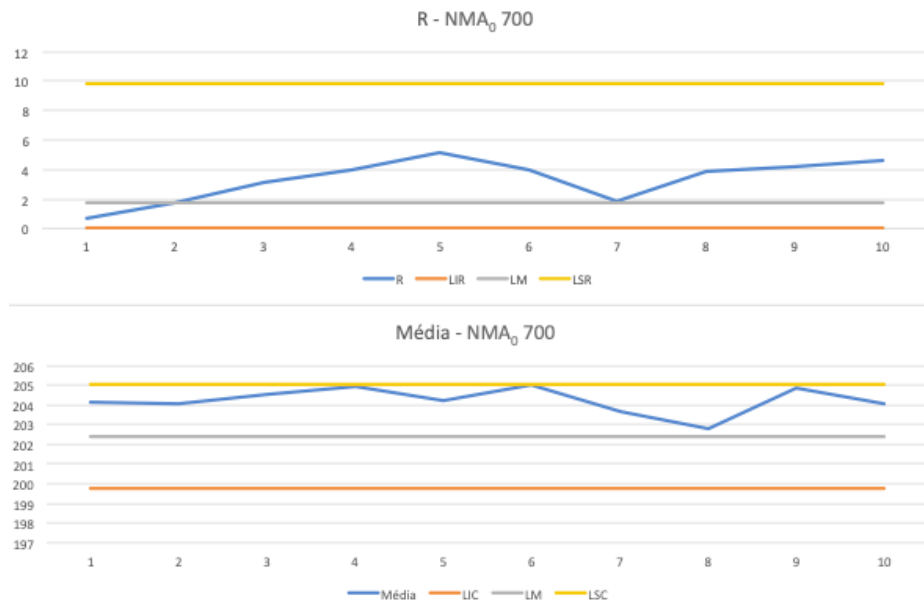
Figura 28 - Gráficos da amplitude e das médias para o NMA_0 de 500.



Fonte: O Próprio autor.

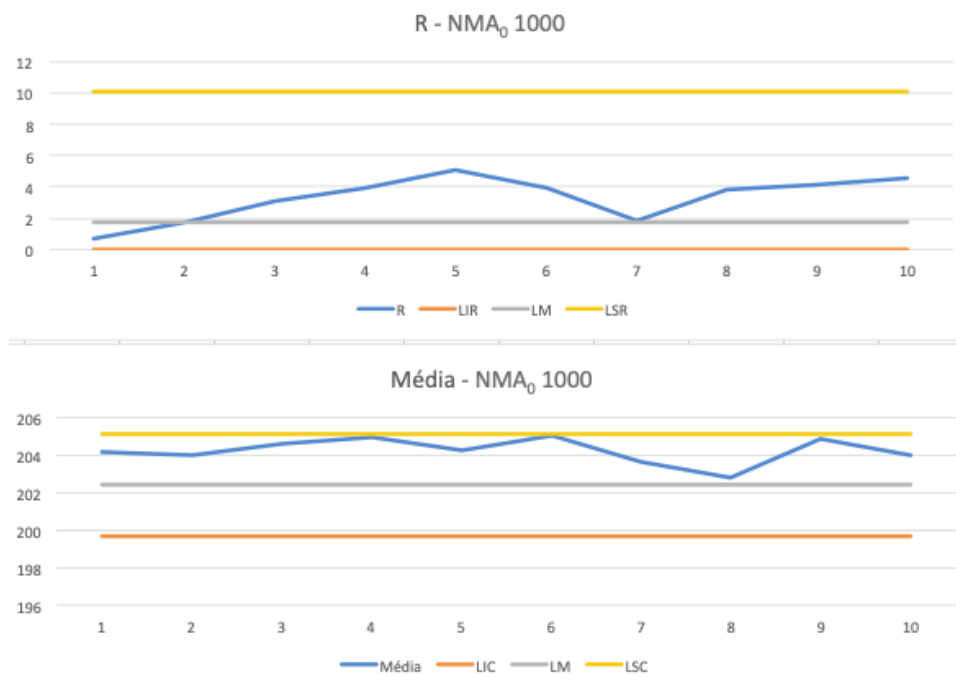
Já com NMA_0 de 700 e de 1000 não houveram alarmes em nenhum dos gráficos de controle apesar dos valores próximos ao limite superior nas amostras 4 e 6.

Figura 29 - Gráficos da amplitude e das médias para o NMA_0 de 700.



Fonte: O Próprio autor.

Figura 30 - Gráficos da amplitude e das médias para o NMA_0 de 1000.



Fonte: O Próprio autor.

Com os valores simulados pode-se observar que elevando-se o NMA_0 , há também um aumento da demora na sinalização.

Devido ao propósito didático do uso do equipamento, uma proposição de instrução para verificação de normalidade e consequente implantação dos gráficos de controle pôde ser elaborada. Distribuída em passos, ficou distribuída na seguinte sequência:

Passo 1 - Verificação de operação normal do equipamento. Qualquer que seja o equipamento, após mudança de local, instalação, ou manutenção geral, este deve ser reinstalado seguindo as recomendações do fabricante e ter todos os seus sistemas checados e em aparente normalidade operacional.

Passo 2 - Definição da variável a ser medida, seja esta o volume envasado, a massa de um produto, temperatura, pressão, esta deve ser definida e o respectivo equipamento de verificação desta medida ser calibrado e verificado quanto a repetitividade. Se possível efetuar o MSA completo do equipamento de medição assim que possível.

Passo 3 - Um protocolo de amostragem deve ser elaborado seguindo o padrão de n amostras de tamanho m . Normalmente utilizando-se 20 a 25 amostras.

Passo 4 - Um conjunto inicial de dados deve ser gerado, com o equipamento produzindo normalmente e retirando-se assim n grupos de tamanho m em intervalos regulares.

Passo 5 - Deve-se organizar os dados em uma tabela, criar os gráficos da amplitude e da média, criar o histograma dos valores e efetuar o teste de normalidade, neste caso o de Shapiro-Wilk, verificando assim a normalidade dos dados e se o processo encontra-se em controle ou não.

Passo 6 - Caso o processo esteja em controle, este pode ser utilizado e os gráficos da amplitude e da média podem ser utilizados para posterior monitoramento de controle do processo. Caso os testes indiquem não normalidade e falta de controle do processo, possivelmente causas especiais estão agindo no equipamento e uma análise mais profunda deve ser efetuada.

Passo 7 - Análise de Causa e Efeito é uma excelente ferramenta para filtrar as causas especiais que mais impactam no indicador de qualidade medido e auxilia a equipe de manutenção a efetuar correções mais críticas. Outras ferramentas da qualidade também podem ser utilizadas para planejar as correções.

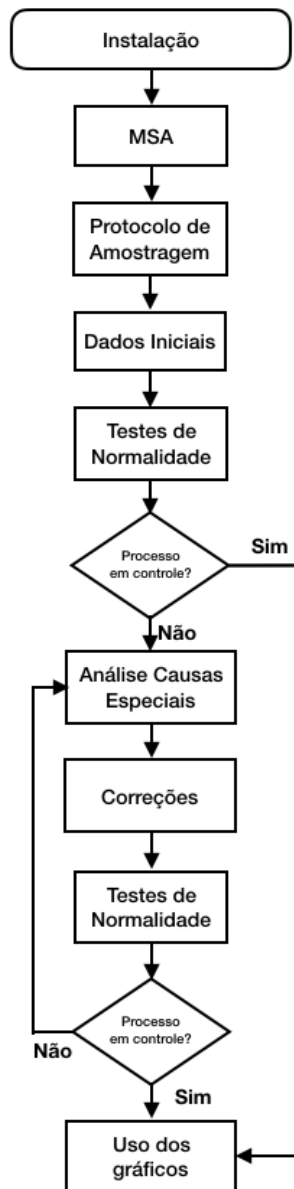
Passo 8 - Novamente, após as correções de causas especiais terem sido feitas, o processo deve ser iniciado normalmente e um novo lote de amostras deve ser gerado, seguindo o protocolo anterior de amostragem.

Passo 9 - Novamente os dados devem ser tabelados e calculados gerando assim seus novos gráficos de amplitude e média. Deve-se criar o histograma dos novos valores e efetuar o teste de normalidade novamente, verificando assim se os novos valores estão normalmente distribuídos e se o processo encontra-se em controle. Caso negativo o passo 7 deve ser reiniciado até que as causas especiais sejam realmente sanadas e a normalidade dos dados seja verificada.

Passo 10 - Caso o processo encontre-se em controle, os novos gráficos de amplitude e média podem ser utilizados para o monitoramento do processo. Futuras revisões devem sempre ser efetuadas em um plano de verificação periódico.

Foi então proposto um fluxograma de verificação para a implantação dos gráficos de controle desde a instalação do equipamento até sua utilização e posterior monitoramento, como definido na Figura 24.

Figura 31 - Fluxograma do processo de verificação de normalidade na Fase I de construção dos gráficos de controle.



Fonte: O Próprio autor.

5 CONCLUSÃO

O equipamento de envase testado, após as verificações, correções, coleta de dados e testes de normalidade executados teve uma melhora significativa na qualidade do produto envasado, sendo evidenciado que saiu de uma situação fora de controle e anormalidade para uma situação de controle, com seus dados de envase normalmente distribuídos. Assim o equipamento encontra-se em condições plenas de uso e pronto para a utilização dos gráficos de controle que irão auxiliar as futuras pesquisas de produção no equipamento.

Mesmo ajustando os limites de controle a um determinado nível de alarmes falsos, este teve um NMA_0 de 455, não muito distante de um valor alvo comum de 370, confirmando relativo controle e possibilidade irrestrita de utilização até que mais dados sejam coletados e o controle novamente verificado em trabalhos futuros.

Um método simplificado de verificação de controle e normalidade foi criado para auxiliar qualquer interessado a iniciar a implantação dos gráficos de controle em qualquer equipamento, seja este novo ou usado.

5.1 CONTINUIDADE DESTE TRABALHO

Como o equipamento encontra-se em relativo controle, pode-se avançar para a fase de monitoramento de processo com o uso dos gráficos de controle, testes de capacidade dos gráficos e nova verificação de causas especiais atuantes para análise de resposta nos gráficos.

Uma nova análise de causas especiais residuais ainda afetando o processo pode ser reiniciada, com melhorias ainda mais profundas nos sistemas, sensores e processos, não somente de envase como também de selagem para que o equipamento se torne mais confiável e em melhor controle.

REFERÊNCIAS

- ABBASI, S. A.; ADEGOKE, N. A. Multivariate coefficient of variation control charts in phase I of SPC. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 99, p. 1903-1916, 2018.
- AIAG MSA. **Measurement system analysis** - Reference Manual. 4th ed. Chrysler, Ford, GM. 2010.
- ARAÚJO, L. M. M.; PAIVA, R. G. N.; PERUCHI, R. S.; JUNIOR, P. R.; GOMES, J. H. F. New indicators for measurement error detection in GR&R studies. **Measurement**, v. 140, p. 557-564, 2019.
- AMERICAN SOCIETY FOR TESTING AND MATERIALS. **Manual on presentation of data and control chart analysis**. ASTM, 7th ed., 2002.
- ATALAY, M.; TESTIK, M. C.; DURAN, S.; WEIB C. H. Guidelines for automating Phase I of control charts by considering effects on Phase II performance of individuals control chart. **Quality Engineering**, Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/08982112.2019.1641208?src=recsys&journalCode=lqen20>. Acesso em: 10 dez. 2019.
- BORROR, C. M.; CHAMP, C. M. Phase I control charts for independent Bernoulli data. **Quality and Reliability Engineering International**. v. 17, n. 5, p. 391-396, 2001.
- CAPIZZI, G. Recent advances in process monitoring: nonparametric and variable-selection methods for phase I and phase II. **Quality Engineering**, v. 27, p. 44-67, 2015.
- CASTAGLIOLA, P.; ZHANG, Y.; COSTA, A.; MARAVELAKIS, P. The Variable Sample Size $\bar{X}$ Chart with Estimated Parameters. **Quality and Reliability Engineering International** v. 28, p. 687-699, 2012.
- CASTAGLIOLA, P.; FIGUEIREDO, F. O. The median chart with estimated parameters. **European Journal of Industrial Engineering**, v. 7, n. 5, 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.
- CHAMP, C. M.; CHOU, S. P. Comparison of standard and individual limits phase I Shewhart $\bar{X}$, R, and S charts. **Quality and Reliability Engineering International**. v. 19, p. 161-170, 2002.
- CHEN, Y. C.; SONG, W. T. The effects of sample sizes in phases I and II on control chart performance. **Communications in Statistics**. v. 41, n. 22, p. 4047-4068, 2012.
- COELHO, M. L. I.; CHAKRABORTI, S.; GRAHAM, M. A. A Comparison of phase I control charts. **South African Journal of Industrial Engineering**. v. 26, n. 2, 2015.

COSTA, A. F. B.; EPPRECHT, K. E.; CARPINETTI, L. C. R. **Controle estatístico de qualidade**, 2ª ed. São Paulo: Editora Atlas, 2005.

DING, Y.; ZENG, L.; ZHOU, S. Phase I analysis for monitoring nonlinear profiles in manufacturing processes. **Journal of Quality Technology**, v. 38, n. 3, p. 199-216, 2006.

DU, S.; YAO, X.; HUANG, D. Engineering model-based bayesian monitoring of ramp-up phase of multistage manufacturing process. **International Journal of Production Research** v. 53, p. 4594–4613, 2015.

EPPRECHT, E. K.; LOUREIRO, L. D.; CHAKRABORTI, S. Effect of the number and size of the phase I sample on the phase II performance of S^2 and S control charts. **Journal of Quality Technology**, v. 2, p. 47, 2015.

FARMER, L. A.; WOODALL, W. H.; STEINER, S. H.; CHAMP, C. W. An overview of phase I analysis for process improvement and monitoring. **Journal of Quality Technology**, v. 46, p. 265-280, 2014.

FU, X.; WANG, R.; DONG, Z. Application of a Shewhart control chart to monitor clean ash during coal preparation. **International Journal of Mineral Processing**, v. 158, p. 45–54, 2016.

GHASEMI, A.; ZAHEDIASL, S. Normality tests for statistical analysis: a guide for non-statisticians. **International Journal of Endocrinology and Metabolism**, v. 10, p. 486, 2012

GRAHAM, M. A.; HUMAN, S. W.; CHAKRABORTI, S. A Phase I nonparametric Shewhart-type control chart based on the median. **Journal of Applied Statistics**, v. 37, p. 1795-1813, 2010.

GREENHALGH, T. Papers that summarise other papers (systematic reviews and meta-analyses), **British Medical Journal**, v. 315, p. 672–675, 1997.

HASSAL, T. H.; DANIELS, C. E. Evaluation of three types of control chart methods in unit dose error monitoring. **American Journal of Hospital Pharmacy**, v. 40, n. 6, p. 970-975, 1983.

HILLIER, F. S. $\bar{X}$ and R chart control limits based on a small number of subgroups. **Journal of Quality Technology**, v. 1, p. 17-26, 1969.

HUANG, W. H.; YEH, A. B. A Nonparametric phase I control chart for monitoring the process variability with individual observations based on empirical likelihood ratio. **International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering**, v. 25, n. 3, 2018.

HUMAN, S. A.; CHAKRABORTI, S.; SMIT, C. F. Shewhart-type control charts for variation in phase I data analysis. **Computational Statistics and Data Analysis**, v. 54, p. 863-874, 2010.

JENSEN, W.A.; BIRCH, J.B.; WOODALL, W.H. High breakdown estimation methods for phase I multivariate control charts. **Quality and Reliability Engineering International**. v. 23, n. 5, p. 615-629, 2007.

JENSEN, W.A.; BIRCH, J.B.; WOODALL, W. H. Monitoring correlation within linear profiles using mixed models. **Journal of Quality Technology**. v. 40, n. 2, p. 167-183, 2008.

JONES-FARMER, L. A.; CHAMP, C. W. A distribution-free phase I control chart for subgroup scale, **Journal of Quality Technology**, v. 42, p. 373-387, 2010.

JONES-FARMER, L. A.; CHAMP, C. W.; RIGDON, S. E. The performance of exponentially weighted moving average charts with estimated parameters. **Technometrics**, v. 43, p. 156–167, 2001.

JONES-FARMER, L. A.; JORDAN, V.; CHAMP, C. W. Distribution-free phase I control charts for subgroup location. **Journal of Quality Technology**, v. 41, p. 304-316, 2009.

JONES-FARMER, L. A.; WOODAL, W.H.; STEINER, S.H.; CHAMP, C.W. An Overview of phase I analysis for process improvement and monitoring. **Journal of Quality Technology**. v. 46, n. 3, p. 265-280, 2014.

KHOO, M. B. C.; TEOH, W. L.; CASTAGLIOLA, P.; LEE, M. H. Optimal designs of the double sampling $\bar{X}$ chart with estimated parameters. **International Journal of Production Economics**, v. 144, p. 345–357, 2013.

KING, E. P. Probability limits for the average chart when process standards are unspecified. **Industrial Quality Control**, v. 10, p. 62-64, 1954.

KOTHARI, C. **Research methodology: methods and techniques**. 2nd ed. New Delhi, New Age International. Ltd., 2004. 401 p.

KUMAR, N.; CHAKRABORTI, S. Improved phase I control charts for monitoring times between events. **Quality and Reliability Engineering International**. v. 31, n. 4, p. 659-668, 2015.

LEONI, R. C.; COSTA, A. F. B.; MACHADO, M. A. G. O efeito da autocorrelação no planejamento das cartas de controle de $\bar{X}$ e EWMA. **Gestão da Produção**, São Carlos, v. 20, n. 1, p. 98-110, 2013.

LOPES, Diego Valadão. **Correção de causas especiais no envase de líquidos em embalagem de filme plástico**. Orientadora: Prof^a Dr^a Marcela Aparecida Guerreiro Machado de Freitas. 2018. 42 f. Trabalho de conclusão de curso (Graduação em engenharia elétrica) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, Guaratinguetá, São Paulo, 2018.

MAHADIK, S. B.; SHIRKE, D. T. On the superiority of a variable sampling interval control chart. **Journal of Applied Statistics**, v. 34, n. 4, p. 443–458, 2007.

MAHMOUD, M. A.; WOODALL, W. H. Phase I analysis of linear profiles with calibration applications. **Technometrics**. v. 46, n. 4, p. 380-391, 2004.

MENDES, M.; PALA, A. Type I Error Rate and Power of Three Normality Tests. **Pakistan Journal of Information and Technology**. v. 2, n. 2, p. 135-139. 2003.

MIGUEL, P. A. C.; FLEURY, A.; MELLO, C. H. P.; NAKANO, D. N.; DE LIMA, E. P.; TURRIONI, J. B.; HO, L. L.; MORABITO, R.; MARTINS, R. A.; SOUSA, R.; DA COSTA, S. E. G.; PUREZA, V. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. 2ª ed., Rio de Janeiro: Elsevier, 2012.

MONTGOMERY, D. C. **Introduction to statistical quality control**. 6th ed., New York: John Wiley, 2009.

MONTGOMERY, Douglas C. **Introdução ao controle estatístico da qualidade**. 7ª ed., São Paulo: LTC, 2019.

MULROW, C. D. Systematic reviews—rationale for systematic reviews. **British Medical Journal**, v. 309, n. 6954, p. 597–599, 1994.

OLIVEIRA, C.; GRANATO, D.; CARUSO, M.; SAKUMA, A. **Manual para elaboração de cartas de controle para monitoramento de processos de medição quantitativos em laboratórios de ensaio**. São Paulo: Instituto Adolfo Lutz, 2013.

OZTUNA, D.; ELHAN, A.; TUCCAR, E. Investigation of four different normality tests in terms of type I error rate and power under different distributions. **Turkish Journal of Medical Sciences**. v. 36, n. 3, p. 171-176, 2006

SADDAM, A. A.; ADEGOKE, N. A. Multivariate coefficient of variation control charts in phase I of SPC. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 99, p. 1903-1916, 2018.

SALEH, N. A.; MAHMOUD, M. A.; KEEFE, M. J.; WOODALL, W. H. The difficulty in designing shewhart $\bar{X}$ and $\bar{X}$ control charts with estimated parameters. **Journal of Quality Technology**, v. 47, n. 2, p. 127-138, 2017.

SALEH, N. A.; MAHMOUD, M. A.; JONES, F. L. A.; ZWETSLOOT, I.; WOODALL, W. H. Another Look at the EWMA Control Chart with Estimated Parameters. **Journal of Quality Technology**, v. 47, n. 4, p. 363–382, 2015.

SHEWHART, W. A. **Statistical method from the viewpoint of quality control**. The Graduate School of the Department of Agriculture: Washington DC, 1939 [reimpresso por Dover: Toronto, 1986].

SHIAU, J. H.; SUN, J. H. A new strategy for phase I analysis in SPC. **Quality and Reliability Engineering International**. v. 26, p. 475-486, 2010.

TRANFIELD, D.; DENYER, D.; SMART, P. Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. **British Journal of Management**, v. 14, n. 3, p. 207–222, 2003.

ULKHAQ, M. M.; DEWANTA, F. Original observations-based control charts for monitoring the mean of auto-correlated processes: a comparison among modified Shewhart, modified EWMA, and ARMAST charts. *In*: INTERNATIONAL MATERIALS, INDUSTRIAL AND MANUFACTURING ENGINEERING CONFERENCE, 3., 2017, Malaysia. **Proceedings** [...]. Malaysia: AIP Publishing, 2017.

WILLIAMS, J.D.; WOODALL, W.H.; BIRCH, J.B.; SULLIVAN, J.H. Distribution of Hotelling's T^2 statistic based on the successive differences estimator. **Journal of Quality Technology**. v. 38, n. 3, p. 217-229, 2006.

WOODALL, W. H.; MONTGOMERY, D. C. Research issues and ideas in statistical process control. **Journal of Quality Technology**, v. 31, n. 4, p. 376–386, 1999.

WU, X.; MIAO, R.; ZHANG, X.; JIANG, Z.; CHU, X. A. Conjugate Bayesian approach to control chart for multi-batch and low volume production. **International Journal of Production Research**, v. 53, n. 7, p. 2179–2185, 2015.

ZHANG, Y.; CASTAGLIOLA, P. Run rules $\bar{X}$ charts when process parameters are unknown. **International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering**. v. 17, n. 4, p. 381–399, 2010.

ZHANG, Y.; CASTAGLIOLA, P.; WU, Z.; KHOO, M B. C. The Synthetic $\bar{X}$ chart with estimated parameters. **IIE Transactions**, v. 43, n. 9, p. 676–687, 2011.

ANEXO A

Cartas $\bar{X}$ e R				
Tamanho do subgrupo	Carta para Médias	Carta para Amplitudes (R)		
	Fator dos Limites de Controle	Divisores para Estimativa σ_x	Fatores dos Limites de Controle	
	A2	d2	D3	D4
2	1.880	1.128	—	3.267
3	1.023	1.693	—	2.574
4	0.729	2.059	—	2.282
5	0.577	2.326	—	2.114
6	0.483	2.534	—	2.004
7	0.419	2.704	0.076	1.924
8	0.373	2.847	0.136	1.864
9	0.337	2.970	0.184	1.816
10	0.308	3.078	0.223	1.777
11	0.285	3.173	0.256	1.744
12	0.266	3.258	0.283	1.717
13	0.249	3.336	0.307	1.693
14	0.235	3.407	0.328	1.672
15	0.223	3.472	0.347	1.653
16	0.212	3.532	0.363	1.637
17	0.203	3.588	0.378	1.622
18	0.194	3.640	0.391	1.608
19	0.187	3.689	0.403	1.597
20	0.180	3.735	0.415	1.585
21	0.173	3.778	0.425	1.575
22	0.167	3.819	0.434	1.566
23	0.162	3.858	0.443	1.557
24	0.157	3.895	0.451	1.548
25	0.153	3.931	0.459	1.541

Fonte: Adaptado de Montgomery (2009).