

EMILLE ROCHA BERNARDINO DE ALMEIDA PRATA

**CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS NA INDÚSTRIA DE
ALIMENTOS: UMA ABORDAGEM FUNDAMENTADA NA ANÁLISE DE
RISCO**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia de Alimentos, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

**VIÇOSA
MINAS GERAIS - BRASIL
2016**

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

P912c
2016 Prata, Emille Rocha Bernardino de Almeida, 1977-
Controle estatístico de processos na indústria de alimentos :
uma abordagem fundamentada na análise de risco / Emille
Rocha Bernardino de Almeida Prata. – Viçosa, MG, 2016.
vi, 93f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Inclui anexos.

Orientador: Frederico José Vieira Passos.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.

Inclui bibliografia.

1. Alimentos - Indústria - Controle de Qualidade.
2. Estatística industrial. I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Tecnologia de Alimentos. Programa de Pós-graduação em Ciência e Tecnologia de Alimentos. II. Título.

CDD 22 ed. 664.07

EMILLE ROCHA BERNARDINO DE ALMEIDA PRATA

**CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS NA INDÚSTRIA DE
ALIMENTOS: UMA ABORDAGEM FUNDAMENTADA NA ANÁLISE DE
RISCO.**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia de Alimentos para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

APROVADA: 22 de novembro de 2016.

Vanessa Riani Olmi Silva

Alexandre Martins Reis

José Benício Paes Chaves
(Coorientador)

Silvane Guimarães Silva Gomes
(Coorientadora)

Frederico José Vieira Passos
(Orientador)

EDICATÓRIA

Eu dedico a minha vida ao Divino Mestre Universal, que nos conduz eternamente no caminho da Luz, da Paz e do Amor. Eu dedico essa tese a Mariana, Amelie e Alice, que são o maior presente que recebi nessa vida.

AGRADECIMENTOS

A Deus, sobre todas as coisas!

Aos meus pais, Leonam e Dalva, pelo Amor sem medida e exemplo impecável. Nada do que eu sou, seria sem vocês!

À minha esposa Mariana, companheira para a eternidade. Que tudo seja para nos engrandecer e iluminar nosso caminho no Amor!

Às minhas meninas, Amelie e Alice, que são fonte de paz e alegria mesmo nos dias mais difíceis!

Ao meu irmão Leonam, à Rithelly e ao Levi! Que sejamos cada dia mais unidos!

Aos meus tios, Expedito e Emília, que foram um porto seguro para minha família no tempo em que vivemos em Montes Claros.

Ao professor Fred por um monte de motivos! Pela paciência e compreensão das minhas dificuldades e do ritmo com o qual pude conduzir esse trabalho. Pela confiança, pelo exemplo, pela inspiração em ser mais profissional no ensino. Sobretudo pela amizade.

À professora Flávia por outro monte de razões! Eu aprendi muito no Laboratório de Fisiologia de Microrganismos e espero retribuir mais no futuro.

Ao professor José Benício Paes Chaves, que me ensinou muito na graduação e na pós-graduação, e é para mim um grande exemplo de professor.

À professora Silvane pelo companheirismo e inspiração, desde os idos tempos do trabalho da Dorinha! Eu espero que ainda façamos muitos trabalhos juntos na CEAD!

Aos amigos da Universidade Estadual de Montes Claros. Em especial ao meu grande amigo Sérgio Nobre, companheiro de muitas lutas!

Aos amigos do Instituto de Ciência, Tecnologia e Engenharia (ICET) da UFVJM!

Aos professores do PPGCTA, em especial aos professores Ronaldo, Nélcio e Paulo Stringheta, pela participação valiosa nas etapas de projeto e qualificação.

SUMÁRIO

RESUMO.....	v
ABSTRACT	vi
1. INTRODUÇÃO	1
2. CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS EM BATELADA: UMA ABORDAGEM FUNDAMENTADA NA ANÁLISE DE RISCO	4
2.1. Introdução.....	4
2.2. Modelo para o controle estatístico fundamentado na análise de risco	7
2.3. Controle estatístico de pontos críticos de controle na indústria de alimentos: um estudo de caso	12
2.4. Conclusão	18
2.5. Referencias.....	19
3. CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS CONTÍNUOS AUTOCORRELACIONADOS: UMA ABORDAGEM FUNDAMENTADA NA ANÁLISE DE RISCO	22
3.1. Introdução.....	22
3.2. Modelo para o controle estatístico de processos contínuos autocorrelacionados....	23
3.3. Conclusão	40
3.4. Referências.....	41
4. SIMULADORES COMPUTACIONAIS NO ENSINO DE CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS: UMA ABORDAGEM HÍBRIDA DO ENSINO TRADICIONAL COM O ENSINO BASEADO EM PROBLEMAS	43
4.1. Introdução.....	43
4.2. Material e métodos.....	44
4.3. Resultados e discussões.....	65
4.4. Conclusão	80
4.5. Referências.....	81
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	85
ANEXOS	86

RESUMO

PRATA, Emille Rocha Bernardino de Almeida, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, novembro de 2016. **Controle estatístico de processos na indústria de alimentos: uma abordagem fundamentada na análise de risco.** Orientador: Frederico José Vieira Passos. Coorientadores: José Benício Paes Chaves e Silvane Guimarães Silva Gomes.

O presente trabalho teve por objetivo desenvolver métodos para a aplicação do controle estatístico de processos na indústria de alimentos. Considerou-se a necessidade de se desenvolver uma abordagem fundamentada na análise de risco, para que esses sistemas de controle possam atender aos critérios de segurança frequentemente impostos às variáveis de processo dessas indústrias. Procedimentos inovadores para o controle estatístico de processos em batelada, que considera um tempo de segurança na avaliação do risco de falha do processo, e para o controle de processos contínuos, que considera o controle em dois estágios, foram desenvolvidos e avaliados por meio de simulações de Monte Carlo. Os resultados sugerem que os procedimentos propostos podem ser aplicados no controle estatístico de processos da indústria de alimentos, e associados ao sistema de gerenciamento de riscos ao permitirem a comunicação efetiva dos riscos de falha associados ao sistema de controle. Os procedimentos de simulação foram adaptados para o desenvolvimento de um método de ensino do controle estatístico de processos assistido por um laboratório virtual. O método de ensino resultou em uma melhoria significativa na aprendizagem e na relação afetiva dos estudantes com o processo de ensino e aprendizagem.

ABSTRACT

PRATA, Emille Rocha Bernardino de Almeida, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, November, 2016. **Statistical process control for the food industry: a risk-based approach.** Adviser: Frederico José Vieira Passos. Co-advisers: José Benício Paes Chaves e Silvane Guimarães Silva Gomes.

The aim of this study was to develop methods to integrate statistical process control into risk management practices in food industries. In order to comply with safety criteria regularly imposed to food industries process control, a risk based approach was used to develop procedures for the design of statistical controls charts. Innovative procedures are proposed for the control of batch-wise and continuous processes, and its effectiveness was evaluated by Monte Carlo Simulations. The simulation results suggest that the methods proposed are adequate to food processes conditions and to be associated with food safety management systems on providing effective fail risk estimations of the control system. These procedures were adapted to develop a teaching method, assisted by a set of computer simulation activities. This method was evaluated and resulted in a significant improvement on learning and student affective perception of the teaching-learning process.

1. INTRODUÇÃO

No processamento de alimentos, o controle dos processos é fundamental para se assegurar a qualidade e a segurança dos produtos, e traz vantagens competitivas às empresas, que são decorrentes da garantia da qualidade dos produtos e processos (SANTOS e ANTONELLI, 2011). Atualmente, o controle estatístico da qualidade é componente importante dos sistemas de gestão da qualidade total, que englobam em seus princípios a tomada de decisão baseada em fatos e dados.

Em relação às pesquisas científicas na área de ciência e tecnologia de alimentos, diversos autores apontam a escassez de literatura científica quando se considera a aplicação das técnicas de controle estatístico de processos (CEP) em empresas de alimentos (LIM et al., 2014; SANTOS e ANTONELLI, 2011; GRIGG e WALLS, 2007). Segundo Lim et al. (2014) o impacto da implantação de CEP em indústrias de alimentos e os benefícios obtidos da implantação são vagamente relatados na literatura. Dentre estes trabalhos, a grande maioria refere-se à utilização do CEP na validação e no monitoramento de pontos críticos de controle e no controle da qualidade de processos de envasamento (GRIGG e WALLS, 2007). Observa-se também que a prevalência do uso do controle estatístico de processos na indústria de alimentos é menor que outros segmentos industriais (GRIGG, 1998; LIM et al., 2014).

Grigg e Walls (2007) fizeram um levantamento da utilização de técnicas de CEP em empresas de alimentos, e observaram que apenas 45% das empresas pesquisadas possuíam algum programa formal de controle estatístico de processos. Os autores observaram que os métodos básicos de estatística descritiva são amplamente utilizados pelas empresas de alimentos por não requererem conhecimentos avançados em estatística, entretanto, gráficos de controle de Shewhart, embora amplamente utilizados, são pouco compreendidos em muitos casos. Métodos avançados do controle estatístico de processos revelaram-se de baixa prevalência e entendimento entre as organizações estudadas. O trabalho destes autores sugere que as empresas de alimentos não atingem plenamente os objetivos propostos pelo método do controle estatístico de processos: o entendimento do comportamento dos processos, e a promoção de melhoria contínua em seus processos.

Em relação ao uso das ferramentas de CEP na indústria alimentícia brasileira, Santos e Antonelli (2011) fizeram um levantamento em indústrias de médio e grande porte nesse setor, no estado de São Paulo, e observaram que os programas de BPF (boas práticas de fabricação) e APPCC (análise de perigos e pontos críticos de controle) são disseminados nessas empresas, entretanto outros programas de gestão da qualidade como o TQM (total quality management) e o Seis Sigma são pouco utilizados por essas empresas. Os autores observaram que a utilização de técnicas elementares de estatística é frequente, mas a prevalência de utilização de técnicas avançadas é baixa, e concluíram que essas empresas precisam de mais maturidade em seus sistemas de gestão da qualidade para que possam explorar melhor os benefícios potenciais de ferramentas e técnicas estatísticas mais complexas.

O pensamento estatístico tornou-se importante objeto de pesquisas em engenharia da qualidade (SNEE, 1991; SNEE, 1999; GRIGG e WALLS, 2007). As decisões gerenciais devem ser fundamentadas em fatos e dados, e dependem do reconhecimento de que: (i) todos os trabalhos nas organizações podem ser considerados processos; (ii) as organizações podem ser consideradas como um sistema de processos interconectados; (iii) a variabilidade é uma característica natural dos processos; e (iv) o entendimento e a redução da variabilidade é fundamental para a melhoria dos processos e do sistema produtivo como um todo (GRIGG e WALLS, 2007).

A deficiência em aplicação do pensamento estatístico foi identificada entre os principais fatores que dificultam a implantação efetiva do controle estatístico de processos em indústrias alimentícias (LIM et al., 2014). Os autores levantaram as seguintes hipóteses para a deficiência na aplicação do pensamento científico nas organizações: (i) a necessidade de mudança nas prioridades da empresa; (ii) a falta de aplicação de estatística no ambiente gerencial; (iii) a visão de que os métodos estatísticos são aplicados somente na remediação de problemas emergentes e não prevenção dos mesmos; (iv) a necessidade de mudanças na cultura da qualidade em toda a organização; (v) educação inadequada dos gestores e engenheiros nos currículos das instituições de ensino; (vi) o medo da estatística observado no ambiente gerencial.

Grigg e Walls (2007) sugerem que iniciativas podem ser tomadas para a solução dessas deficiências na aplicação do pensamento estatístico e para o favorecimento da transferência de tecnologia e informação para as empresas alimentícias por meio de: (i) transferência de tecnologia e informação dos centros de pesquisa e universidades; (ii) desenvolvimento de documentos técnicos elaborados por agências governamentais; (iii) provisão de treinamento para a alta administração e profissionais técnicos das organizações; (iv) preparo de agentes governamentais na inspeção desses sistemas; e (v) promoção de parcerias em rede entre empresas do setor como alternativa de transferência de tecnologia e conhecimento.

O presente trabalho teve por objetivo desenvolver métodos para a aplicação do controle estatístico de processos na indústria de alimentos e procedimentos para o ensino do CEP fundamentados no método da aprendizagem ativa e baseada em problemas.

Nesse sentido, considerou-se a necessidade de se desenvolver uma abordagem fundamentada na análise de risco, para que esses sistemas de controle possam atender aos critérios de segurança frequentemente impostos às variáveis de processo dessas indústrias.

No primeiro artigo (capítulo 2), considera-se o controle estatístico de variáveis contínuas em processos que operam em regime de batelada. No segundo artigo (capítulo 3), propõe-se um método para o controle de variáveis autocorrelacionadas em processos que operam em regime contínuo de produção.

Em seguida, no quarto capítulo os resultados do desenvolvimento e da aplicação de um método para o ensino do controle estatístico de processos são descritos.

2. CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS EM BATELADA: UMA ABORDAGEM FUNDAMENTADA NA ANÁLISE DE RISCO

2.1. Introdução

Os métodos estatísticos tornam possível a análise racional e quantitativa de informações de um sistema ou processo, e dão suporte às decisões gerenciais. O Controle Estatístico de Processos (CEP) é um método preventivo de controle, que monitora continuamente os resultados dos processos por meio de estatísticas, com o objetivo de manter a tendência central e a variabilidade desses processos estáveis no tempo (ALLI, 1990).

A essência da filosofia de Shewhart consiste na consideração de que qualquer processo está sujeito a duas fontes de variações, que o autor denominou de causas naturais e causas especiais. As causas naturais são aquelas fontes de variação aleatórias e intrínsecas ao processo que não são controladas, e as causas especiais são aquelas fontes de variação que devem ser controladas.

A análise da centralidade dos processos é obtida pelo gráfico de controle da média de subgrupos amostrais (\bar{x}) tomados do processo, enquanto a análise da dispersão, ou variabilidade, pode ser obtida por diversos métodos de estimação do desvio-padrão do processo, nos casos em que a variável de processo é contínua. Dessa forma, limites de controle podem ser estabelecidos para cada uma destas, conforme as equações 1 e 2:

$$LSC = \mu + z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad (1)$$

$$LIC = \mu - z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad (2)$$

em que LSC representa o limite de controle superior, LIC representa o limite inferior de controle. O valor de z pode ser ajustado para a confiabilidade desejada (MONTGOMERY, 2009; WHEELER, 2004).

Os indicadores de desempenho dos gráficos de controle são necessários para o projeto e para a avaliação comparativa do desempenho de diferentes sistemas de controle (JENSEN et al., 2006). Se uma determinada variável

aleatória pode ser considerada independente e homocedástica, pode-se definir a probabilidade de alerta (P_a) como a probabilidade de o valor de uma determinada estatística (ex. média) exceder os limites de controle (equação 3).

$$P_a = P(\bar{X}_i < LIC \text{ ou } \bar{X}_i > LSC \mid \mu_X = \mu_0 + \delta\sigma) \quad (3)$$

em que δ representa a magnitude do desvio na media (μ_0). Esse indicador (P_a) representa a probabilidade de o sistema de controle estatístico resultar em um alarme na primeira amostra coletada.

A partir das probabilidades de alerta constroem-se as curvas características de operação (curvas CO) do sistema de controle estatístico, que são diagramas de dispersão da probabilidade de alerta em função da magnitude do desvio (δ) de uma determinada estatística do valor nominal. As curvas características de operação representam o poder dos gráficos de controle para detectar distúrbios nos parâmetros do processo (MONTGOMERY, 2009).

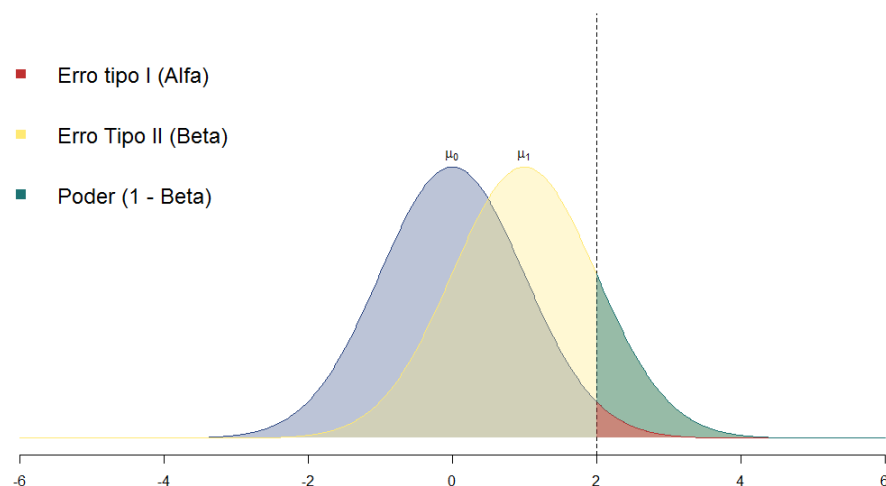


Figura 1: Erros intrínsecos ao método da inferência estatística.

Os erros associados à inferência estatística podem ser representados conforme disposto na Figura 1. O erro tipo I da inferência estatística corresponde aos casos em que se rejeita a hipótese de nulidade quando essa

é verdadeira, e o erro tipo II corresponde aos casos em que se aceita uma hipótese de nulidade que é falsa. (MONTGOMERY, 2009). Em geral, desejamos que ambos os erros tipo I e II sejam minimizados, mas existe um *trade-off* associado ao método estatístico que dificulta essa otimização.

Em testes de hipóteses com tamanhos fixos de amostras o decréscimo do nível de significância (α), ou erro tipo I, resulta em aumento do erro tipo II, ou seja, em redução do poder do teste (β). Ora, os erros do tipo I são cometidos em gráficos de controle quando assumimos que um processo está fora de controle e este, na verdade, está sob controle. É imediata a observação de que a minimização do erro tipo I resulta em *minimização do erro para o produtor*, uma vez que o procedimento resulta em uma redução do número de alarmes falsos na produção. Em contrapartida, os erros tipo II são cometidos quando assumimos que um processo está sob controle, mas o mesmo encontra-se fora de controle. Nesses casos, percebe-se que o controle do erro tipo II é um controle do *erro para o consumidor*, pois minimiza a chance de ocorrerem distúrbios não detectados no processo (MONTGOMERY, 2009).

O Comprimento de Corrida (RL, do inglês *run length*) de uma carta de controle é definido como o número de subgrupos amostrais coletados até que um sinal de alerta seja emitido. Se assumirmos que uma determinada variável aleatória é independente, os comprimentos de corrida têm distribuição geométrica, independentemente da distribuição da variável aleatória. Pode-se definir o indicador de desempenho conhecido como Comprimento Médio de Corrida (ARL, do inglês *average run length*), que representa o número médio de subgrupos amostrados até o primeiro alerta (equação 4).

$$ARL = E(RL) = \frac{1}{P_a} \quad (4)$$

O comprimento médio de corrida é o indicador mais comumente utilizado na avaliação do desempenho de sistemas de controle estatístico de processos, principalmente porque a sua interpretação é simples e direta, e pode ser utilizado para se estimar o tempo necessário para que o sistema detecte um determinado distúrbio, e a frequência de alarmes falsos desse sistema (JENSEN et al., 2006).

2.2. Modelo para o controle estatístico fundamentado na análise de risco

Na maioria das aplicações do controle estatístico de processos, pode-se assumir que a distribuição das médias amostrais se aproxima da distribuição normal ($\bar{X}_i \sim N(\mu, \sigma)$), e os comprimentos médios de corrida podem ser estimados a partir de soluções analíticas (equação 5).

$$ARL = \frac{1}{P(\bar{X}_i < LIC \text{ ou } \bar{X}_i > LSC \mid \mu = \mu_0 + \delta\sigma)} = \frac{1}{\int_{-\infty}^{LIC} N(\mu_0 + \delta\sigma, \sigma^2) + \int_{LSC}^{\infty} N(\mu_0 + \delta\sigma, \sigma^2)} \quad (5)$$

Os comprimentos de corrida estimados pela equação 5 para diferentes distúrbios na média de um processo encontram-se dispostos na Tabela 1. Pode-se observar que esse método de controle estatístico somente é eficiente em detectar distúrbios no processo instantaneamente ($ARL \approx 1$) quando os desvios nos parâmetros do processo são relativamente grandes, ou o tamanho das amostras coletadas é grande. Essa propriedade dos gráficos de controle é amplamente reconhecida na literatura (MONTGOMERY, 2009), de maneira que outras modalidades de gráficos foram desenvolvidas para confrontar essa limitação, a exemplo dos gráficos de controle da soma cumulativa (CUSUM) e da média móvel exponencialmente ponderada (EWMA).

Tabela 1: Comprimentos médios de corrida de um sistema de controle estatístico de processos de Shewhart (expresso como o número de subgrupos racionais amostrados).

Desvio(δ)	Comprimentos médios de corrida				
	n=3	n=9	n=15	n=30	n=50
0	370,4	370,4	370,4	370,4	370,4
0,2	227,7	119,7	76,3	35,2	17,7
0,4	94,1	27,8	13,6	4,8	2,3
0,6	40,1	8,7	4,0	1,6	1,1
0,8	18,8	3,7	1,8	1,1	1,0
1	9,8	2,0	1,2	1,0	1,0
1,5	2,908	1,1	1,0	1,0	1,0
2	1,5	1,0	1,0	1,0	1,0
2,5	1,1	1,0	1,0	1,0	1,0
3	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0

* Resultados estimados utilizando-se as funções de distribuição de probabilidade do Excel®.

A partir das estimativas dos comprimentos médios de corrida, pode-se projetar um sistema de controle estatístico de processo a partir de critérios: (i) econômicos (DUNCAM, 1956); ou (ii) de risco.

O risco de o processo produzir um produto fora de especificação pode ser determinado a partir da probabilidade de defeito (P_d), definida conforme a equação 6.

$$P_d = P(X_i < LIE \text{ ou } X_i > LSE) = \int_{-\infty}^{LIE} N(\mu_0 + \delta\sigma, \sigma^2) + \int_{LSE}^{\infty} N(\mu_0 + \delta\sigma, \sigma^2) \quad (6)$$

Como pode-se observar, a probabilidade de defeito (P_d) é função do índice de capacidade do processo (C_p), conforme exemplificado na Tabela 2. Essas estimativas representam o desempenho do processo em termos do risco de se enviar produtos fora de especificação para o cliente.

Tabela 2 : Probabilidade de defeito, expressa em produtos defeituosos por milhão (ppm).

Desvios	$C_p = 1$	$C_p = 1,3$	$C_p = 1,5$	$C_p = 1,67$	$C_p = 2$
0,0	2699,8	96,2	6,8	0,5	0,00197
0,2	3242,3	128,5	9,8	0,8	0,00359
0,4	4998,1	241,2	21,1	2,0	0,0108
0,6	8356,6	486,8	48,3	5,2	0,0333
0,8	13975,8	968,9	107,9	12,8	0,099
1,0	22781,8	1866,3	232,6	30,4	0,287
1,5	66810,6	8197,6	1349,9	224,1	3,39
2,0	158655,5	28716,6	6209,7	1306,2	31,7
2,5	308537,6	80756,7	22750,1	6036,6	232,6
3,0	500000,0	184060,1	66807,2	22215,6	1349,9

* Resultados estimados utilizando-se as funções de distribuição de probabilidade do Excel®.

Um critério de risco para o projeto de gráficos de controle pode ser assumido considerando-se um limite máximo para a probabilidade de defeito (P_d). A partir desse critério, pode-se definir o tamanho das amostras (n) mínimo requerido para que o poder esperado do sistema de controle estatístico seja alcançado, conforme a equação 7.

$$n = \left(\frac{Z_{1-\alpha} - Z_{\beta}}{\delta} \right)^2 = \left(\frac{\Phi^{-1}(P_{erro\ 1}) - \Phi^{-1}(P_{erro\ 2})}{\delta} \right)^2 \quad (7)$$

em que $Z_{1-\alpha}$ corresponde ao erro tipo 1, determinado pelos limites de controle, Z_β corresponde ao erro tipo 2, e δ corresponde ao desvio na média ($\mu_0 - \mu$). Os valores de Z podem ser obtidos a partir da função inversa da função de distribuição normal cumulativa (Φ^{-1}).

Considerando-se os limites de controle de 3 sigmas, comumente utilizados nos gráficos de Shewhart, o tamanho das amostras (n) necessário para a detecção imediata (na primeira amostragem) pode ser estimado para diferentes critérios de risco de não detecção (β), conforme disposto na tabela 3.

Tabela 3: Tamanho mínimo de amostras (n) para se assegurar um determinado risco de não-deteção na primeira observação (erro tipo 2).

Desvios	Risco de não-deteção (ppm)				
	2700	100	1	0,1	0,01
0	--	--	--	--	--
0,2	835,83	1128,63	1502,89	1680,73	1854,16
0,4	208,96	282,16	375,72	420,18	463,54
0,6	92,87	125,40	166,99	186,75	206,02
0,8	52,24	70,54	93,93	105,05	115,89
1,0	33,43	45,15	60,12	67,23	74,17
1,5	14,86	20,06	26,72	29,88	32,96
2,0	8,36	11,29	15,03	16,81	18,54
2,5	5,35	7,22	9,62	10,76	11,87
3,0	3,71	5,02	6,68	7,47	8,24

* Resultados estimados utilizando-se as funções de distribuição de probabilidade do Excel®.

Como pode-se observar na Tabela 3, são necessárias amostras relativamente grandes para se assegurar que desvios inferiores a 1 desvio-padrão sejam detectados com baixo risco de falha. Propõe-se nesse trabalho um modelo alternativo o controle estatístico de processos fundamentado no risco.

Consideremos o modelo seguinte de um processo genérico (Figura 2). Define-se o Tempo de Segurança (T_s) como o tempo que os lotes de produção demoram a serem enviados ao cliente. Essa definição é subjetiva e pode-se adotar diferentes critérios para essa variável. Propõe-se nesse trabalho que o tempo de segurança represente o tempo no qual os produtos permanecem em posse do produtor, antes de serem enviados para os clientes, representando um período de tempo no qual os produtos estão seguros, no sentido de ainda

ser possível tomar medidas corretivas de possíveis problemas e decidir se os produtos podem ou não ser enviados para o cliente.

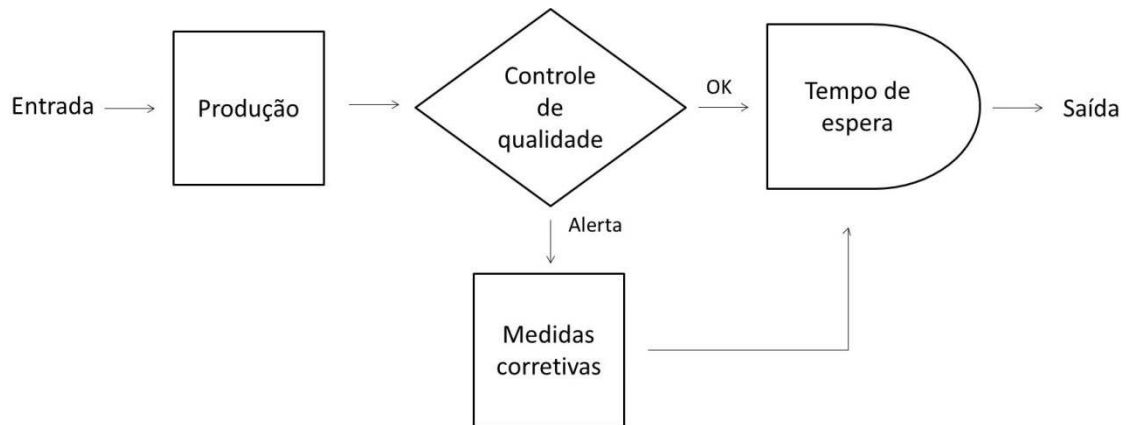


Figura 2: Modelo genérico de processo.

A partir do modelo proposto, pode-se definir um novo critério de risco considerando-se o tempo de segurança na estimativa da probabilidade de se enviar um lote de produção fora de especificação. O objetivo é assegurar que o risco de um lote fora de especificação ser despachado sem a devida autorização do administrador responsável seja menor que um valor crítico (P_C), de maneira que o sistema de controle estatístico seja capaz de emitir um alerta, com probabilidade de falha menor ou igual a P_C .

Essa condição equivale a definir-se que a probabilidade de o comprimento das corridas (RL) exceder o Tempo de Segurança (T_s) deve ser igual a P_C . Assumindo-se que os comprimentos de corrida (RL) têm distribuição geométrica, tem-se que:

$$P_C = P[RL \geq T_s] = 1 - P[RL \leq T_s] = (1 - P_a)^{T_s} \quad (8)$$

Considerando-se o limite crítico (P_C) e o tempo de segurança (T_s) como parâmetros de design do sistema, pode-se determinar a probabilidade de alerta (P_a) mínima para assegurar que esses parâmetros sejam atendidos. Dessa forma, tem-se que:

$$P_a = 1 - P_C \left(\frac{1}{T_s} \right) \quad (9)$$

A probabilidade de alerta representa o poder mínimo requerido ao sistema de controle para assegurar P_C . Dessa maneira, pode-se determinar a probabilidade do erro tipo 2 máxima admissível ($P_{erro2} = 1 - P_a$), e conseqüentemente o tamanho das amostras requerido, substituindo-se P_{erro2} na equação 7. Tem-se, portanto, que:

$$n = \left(\frac{\Phi^{-1}(P_{erro1}) - \Phi^{-1}\left(P_C \left(\frac{1}{T_s} \right)\right)}{\delta} \right)^2 \quad (10)$$

Tabela 4: Tamanho mínimo de amostras (n) para se assegurar um risco de não-detecção menor ou igual a 0,27% considerando-se diferentes Tempos de Segurança (T_s).

Desvios	Ts = 1	Ts = 2	Ts = 4	Ts = 6	Ts = 8	Ts = 10
0,2	835,8	535,0	350,7	276,1	233,6	205,3
0,4	209,0	133,8	87,7	69,0	58,4	51,3
0,6	92,9	59,4	39,0	30,7	26,0	22,8
0,8	52,2	33,4	21,9	17,3	14,6	12,8
1,0	33,4	21,4	14,0	11,0	9,3	8,2
1,5	14,9	9,5	6,2	4,9	4,2	3,6
2,0	8,4	5,4	3,5	2,8	2,3	2,1
2,5	5,3	3,4	2,2	1,8	1,5	1,3
3,0	3,7	2,4	1,6	1,2	1,0	0,9

* Resultados estimados utilizando-se as funções de distribuição de probabilidade cumulativa do Excel®.

Estimativas do tamanho mínimo de amostras necessário para que o risco de falha em emitir um alarme seja menor ou igual a 0,27% encontram-se dispostas na tabela 4. Conforme se pode observar, a adoção do tempo de segurança permite que o sistema de controle estatístico seja projetado para atender a um critério de risco com significativa redução da carga amostral.

Pode-se em acréscimo estimar-se o nível de qualidade esperado do processo em diferentes condições de desvio na média, indicado pela

probabilidade de falha (P_f), definida como a probabilidade de o sistema falhar em detectar um determinado desvio, considerando-se o tempo de segurança, e produtos não conformes forem enviados ao cliente.

A partir dessa definição, a Probabilidade de Falha (P_f) equivale ao produto da probabilidade de o comprimento de corrida ser maior que o tempo de segurança (P_C) pela probabilidade de defeito (P_d) esperada para um determinado desvio na média, conforme a equação 11.

$$P_f = P_C P_d \quad (11)$$

A partir da probabilidade de falha (equação 11), o desempenho do sistema de controle estatístico pode ser previsto, do ponto de vista do risco de o sistema falhar em detectar distúrbios no processo e assegurar uma decisão gerencial apropriada. O nível de qualidade esperado do processo pode ser expresso pela conversão da probabilidade de falha na razão de produtos defeituosos por milhão (ppm) que o sistema de controle assegura, o que favorece o entendimento das implicações práticas dessa estimativa.

Dessa forma, o método de design desenvolvido nessa sessão permite que os riscos intrínsecos ao sistema de controle sejam efetivamente determinados e comunicados. Um estudo de caso da aplicação desse método foi desenvolvido para se avaliar a adequação do mesmo para aplicações na indústria de alimentos, conforme descrito subsequentemente.

2.3. Controle estatístico de pontos críticos de controle na indústria de alimentos: um estudo de caso

A segurança é prioridade em toda a cadeia produtiva dos alimentos, sendo necessário o desenvolvimento e implantação de sistemas de garantia da qualidade e da segurança específicos para esse fim. O sistema de garantia da segurança alimentar denominado Análise de Perigos e Pontos Críticos de Controle (APPCC) é utilizado internacionalmente para assegurar o controle e as medidas de correção apropriadas à indústria de alimentos (DOMENECH et al, 2008).

A implantação do sistema APPCC é conduzida em sete estágios: (i) a análise dos perigos; (ii) identificação dos pontos críticos de controle; (iii) estabelecimento dos limites críticos; (iv) implantação dos procedimentos de monitoramento; (v) estabelecimento de medidas corretivas; (vi) implantação de procedimentos de verificação; e (vii) documentação e registro. Como pode-se observar, a eficácia desse sistema depende da confiabilidade dos sistemas de monitoramento, que, por serem falíveis, devem ser projetados adequadamente para atender a critérios de risco de falha apropriados (DOMENÉCH et al., 2008).

Os limites de controle estabelecidos pelo método dos gráficos de controle diferem dos limites críticos de controle do APPCC. Os limites críticos de controle (LCC) definem os limites para uma determinada variável de processo a partir dos quais não se pode garantir a segurança dos alimentos produzidos. Em contrapartida, os limites de controle do sistema de controle estatístico são limites naturais determinados pela variabilidade intrínseca do processo, e podem ser ajustados, em relação aos limites críticos de controle (LCC), para que o risco de o processo extrapolar os limites críticos sem que o sistema de controle estatístico emita um alarme seja minimizado para um limite admissível, e o sistema de controle seja capaz de alertar preventivamente distúrbios no processo. O controle do processo dessa maneira permite a manutenção dos padrões de qualidade e de custo operacional (TOKATLI et al., 2005).

Um estudo da aplicação do método de projeto e avaliação do desempenho de sistemas de controle estatístico de processos (sessão 2.1), no contexto da indústria de alimentos, foi conduzido por meio de simulações de Monte Carlo. Considerou-se o monitoramento de um ponto crítico de controle (PCC) do sistema de Análise de Perigos de Pontos Críticos de Controle (APPCC) no processamento de presunto cozido, conforme descrito em seguida.

O controle do teor de nitrito no processo produtivo de presunto cozido (Figura 3) pode ser considerado um ponto crítico de controle desse processo. O nitrito é um aditivo alimentar importante para assegurar o processo de cura de produtos cárneos, assegurando a coloração e o sabor característico desses produtos e o controle do desenvolvimento de microrganismos patogênicos nesses produtos (FERREIRA et al., 1999).

De acordo com a legislação brasileira, as empresas fabricantes de produtos cárneos que empregam conservantes químicos devem desenvolver e implantar um programa de autocontrole específico para o monitoramento desses aditivos no processo industrial e o produto final.

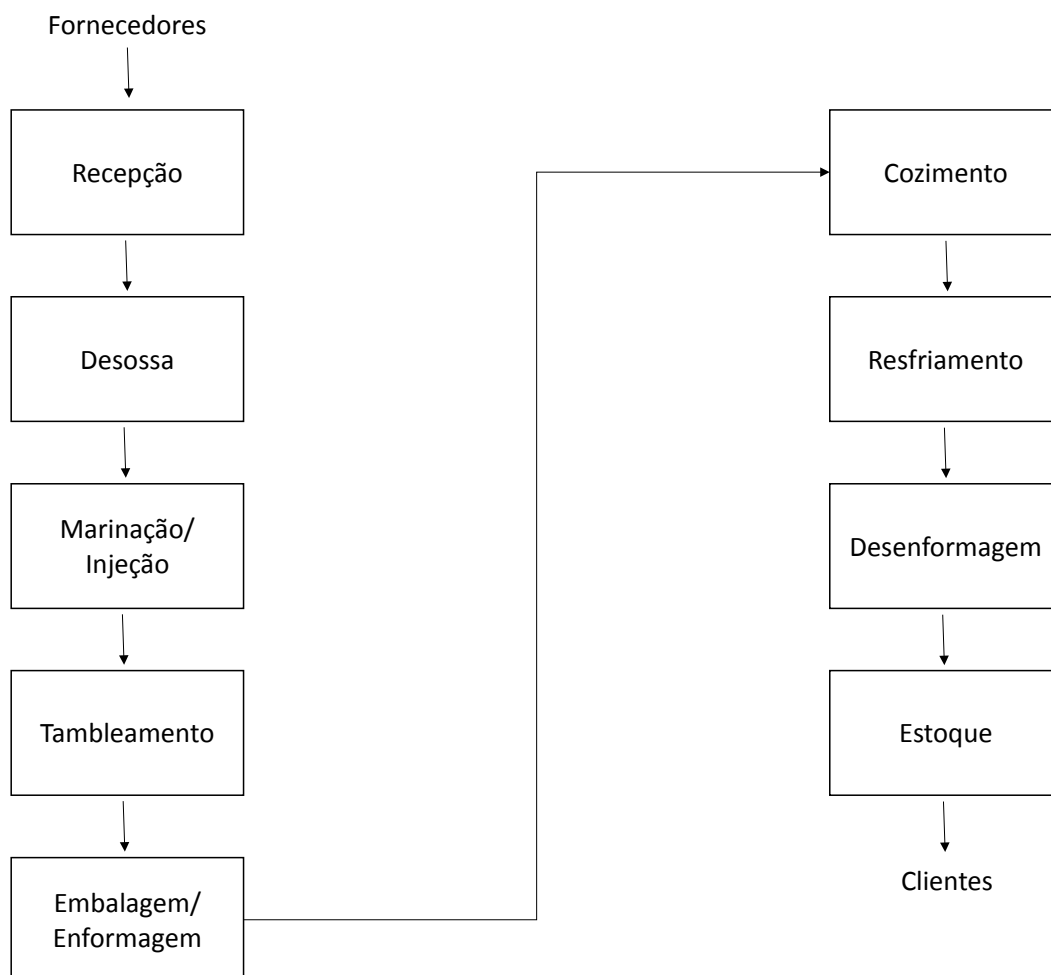


Figura 3: Fluxograma do processo produtivo de presunto cozido.

O nitrito pode ser utilizado industrialmente na cura em duas formas: (i) na forma de nitrito de sódio puro, e (ii) em misturas com cloreto de sódio comerciais padronizadas (sais de cura). Quando são utilizados sais de cura comerciais, o risco de intoxicação aguda por nitritos pode ser considerado baixo, entretanto, as legislações sanitárias geralmente impõem limites para o teor de nitrito residual em produtos cárneos. A Instrução Normativa nº 51/06 do MAPA impõe o limite de 150 ppm de nitrito residual (BRASIL, 2006).

Do ponto de vista da análise de perigos, a adição excessiva ou insuficiente de nitrito pode resultar em risco a saúde do consumidor. Embora a legislação

não estabeleça limites mínimos para nitrito, o teor mínimo recomendável para produtos carneos curados mantidos sob refrigeração é de 120 ppm de nitrito (USDA, 1995).

O controle do teor de nitrito pode ser obtido por meio do controle estatístico do processo de adição dos sais de cura. A condição necessária para se cumprir esse objetivo consiste em se atingir o estado de controle estatístico por meio da padronização das operações de injeção/marinamento e tambeamento (Figura 3). Nesse trabalho, os dados levantados por Ferreira et al. (1999) da variabilidade do teor de nitrito em presunto cozido em uma unidade industrial foram utilizados (Tabela 5).

Tabela 5: Teores estimados de nitrato em presunto cozido imediatamente após o processamento (FERREIRA et al, 1999).

Componente	Teor residual (mg/kg)
Nitrito	36,03 ± 1,36*
Nitrato	93,39 ± 3,21*
Nitrito residual	99,81 ± 2,45**

* Ferreira et al. (1999)

** Estimado conforme exigido pela legislação brasileira (MAPA, 2009).

Considerando-se as especificações assumidas nesse trabalho (120-150 ppm), o processo descrito por Ferreira et al. (1999) não se encontra centralizado (Tabela 5). A partir dessa observação, será assumido um ajuste no processo para a centralização nas especificações, mantendo-se, entretanto, a mesma variabilidade, conforme os dados dispostos na Tabela 6.

Tabela 6: Parâmetros estatísticos assumidos para a operação de adição de nitrito.

Parâmetro	Valor
Nitrito residual médio	135 mg/kg
Desvio padrão	2,45
Capacidade de processo (Cp)	2,04

O objetivo do sistema de controle é impedir que sejam enviados para o consumidor produtos fora de especificação. Conforme observou-se anteriormente a partir dos resultados dispostos na tabela 1, o número de

amostras necessário para que o sistema seja sensível para detectar pequenos desvios da média é elevado. Em contrapartida, a capacidade do processo ($C_p = 2,04$) permite que pequenos desvios na média do processo não elevem o risco ao consumidor significativamente, como pode ser observado na Tabela 2.

Se adotarmos a probabilidade de defeito máxima equivalente a 1 ppm (um produto não-conforme por milhão de produtos defeituosos), a partir das estimativas da tabela 2 pode-se determinar que o desvio na média do processo de 1,4 desvios-padrão (equivalente a uma média de 138,4 mg/kg de nitrito nos produtos) resulta em aproximadamente 1 ppm de produtos fora de especificação. O sistema de controle deve ser capaz de detectar desvios dessa ordem de grandeza dentro do tempo de segurança (T_s) estabelecido para o processo.

Para efeito de simulação, foi considerado o tempo de segurança equivalente a seis lotes de produção ($T_s = 6$), sem que haja qualquer informação que suporte essa consideração. Dessa forma, se assumirmos como critério o risco de falha na detecção pelo sistema de controle de 0,27%, estima-se serem necessárias amostras com pelo menos cinco elementos ($n = 5$) para assegurar que a probabilidade de a empresa enviar lotes de produção com defeitos acima de 1 ppm seja igual ou menor que 0,27% (Tabela 4).

Um procedimento de simulação foi desenvolvido para avaliar-se o sistema de controle proposto, conforme o algoritmo representado na Figura 4. O simulador representa um processo fictício que produz lotes de 1000 unidades (peças de presunto cozido), com distribuição de probabilidade normal nos teores de nitrito definida a partir dos parâmetros do processo dispostos na Tabela 6. Amostras aleatórias são retiradas a cada lote produzido, e o processo é avaliado automaticamente por meio de uma carta de controle de Shewhart. Se o processo for julgado sob controle, o lote é enviado para o almoxarifado e fica em estoque até ser despachado para o cliente.

O almoxarifado pode conter até seis (6) lotes, de modo que sempre que um novo lote chega para armazenamento, o lote mais antigo é despachado. No momento de despachar o lote, a contagem cumulativa dos produtos fora de especificação (defeituosos) é conduzida. Se o processo for julgado fora de controle, todo o conteúdo do almoxarifado é revisado e os produtos defeituosos

são corrigidos. Nesse caso, os lotes somarão zero à contagem cumulativa de defeitos.

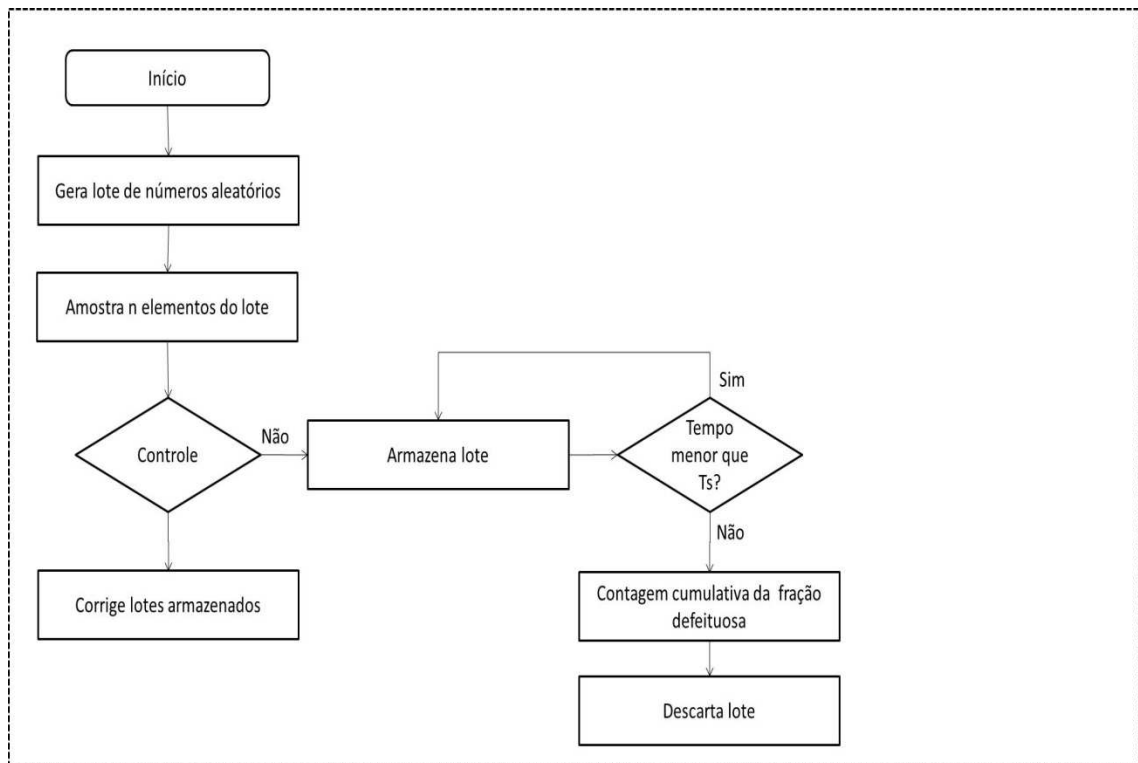


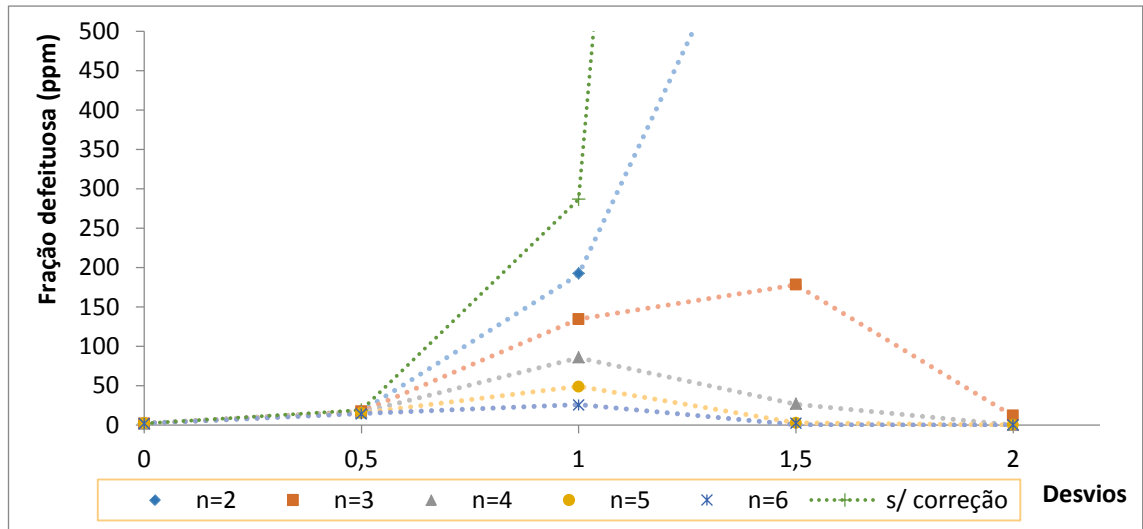
Figura 4: Algoritmo utilizado na simulação do sistema de controle estatístico do teor de nitrito, conforme código disposto no Anexo 1. As simulações foram executadas utilizando-se o software R (R Core Team, 2013).

O procedimento foi repetido em 10^7 iterações para as estimativas das frações defeituosas. Após o término de todas as repetições, a contagem cumulativa de produtos defeituosos foi dividida pelo total de produtos produzidos para a estimativa da probabilidade de falha (P_f). Subsequentemente, transformou-se a probabilidade de falha em fração defeituosa, expressa como o número de produtos defeituosos por milhão (ppm).

Os resultados da simulação encontram-se sumarizados na Figura 5. As probabilidades de falha teóricas (linhas pontilhadas) foram estimadas pela equação 11 e comparadas com os resultados simulados estimados pelo simulador (marcadores).

A comparação dos resultados esperados do processo sem o sistema de controle (linha pontilhada vermelha) e do sistema operando com medidas corretivas permite visualizar-se o impacto do sistema de controle estatístico na

qualidade. Os resultados dessas simulações podem ser explorados para o desenvolvimento de métodos para o ensino e promoção do pensamento estatístico.



* As linhas pontilhadas correspondem aos valores teóricos (equação 11) e os marcadores correspondem aos valores estimados por simulação.

Figura 5: Desempenho do sistema de controle estatístico do teor de nitrito (expresso em produtos defeituosos por milhão) estimados a partir de simulações de Monte Carlo.

As simulações permitiram avaliar a sensibilidade do sistema frente a distúrbios na média do processo, e determinarem-se os limites máximos de defeito que diferentes parâmetros de projeto permitem assegurar. A mesma abordagem pode ser conduzida considerando-se distúrbios na variabilidade (desvio padrão), sendo os procedimentos semelhantes aos propostos nesse trabalho. Ainda, o procedimento de modelagem adotado nesse trabalho assumiu considerações ideais, tais como: (i) o conhecimento perfeito dos parâmetros do processo (média e desvio padrão); (ii) a inexistência de erros metrológicos; e (iii) a perfeita aderência ao modelo de distribuição normal de probabilidade. O efeito de divergências dessas condições ideais pode ser considerado em aplicações reais do método.

2.4. Conclusão

Um método para o projeto e avaliação do desempenho de um sistema de controle estatístico de processos a partir de critérios de risco foi desenvolvido e a sua aplicação no monitoramento de um ponto crítico de controle foi demonstrada. Simulações computacionais foram desenvolvidas para avaliar-se o método proposto, e os resultados sugerem que o método proposto pode ser aplicado na indústria de alimentos, e permite que os riscos intrínsecos ao monitoramento de variáveis de processo sejam estimados e comunicados efetivamente. As simulações desenvolvidas nesse trabalho são ferramentas importantes para o estudo desses sistemas, e podem ser utilizadas na construção de instrumentos para o ensino e promoção do pensamento estatístico no contexto da indústria de alimentos.

2.5. Referencias

- ALLI, I. Food quality assurance: process control. **Canadian Institute of Food Science and Technology Journal**, v. 23, n. 4/5, 1990.
- ALWAN, L. C.; ROBERTS, H. V. The problem of misplaced control limits. **Applied Statistics**, v. 44, n. 3, 1995.
- ANTHONY, J.; TANER, T. A conceptual framework for the effective implementation of statistical process control. **Business Process Management Journal**, v. 9, n.4, 2003.
- BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Instrução Normativa nº 51, de 29 de dezembro de 2006. Adota o Regulamento Técnico de Atribuição de Aditivos, e seus Limites das Categorias de Alimentos que especifica. **Diário Oficial da República Federativa do Brasil**, 2006.
- CAULLCUTT, R. The rights and wrongs of control charts. **Applied Statistics**, v. 44, n. 3, 1995.
- CHAMP, C. W.; JONES, L. A. Designing phase 1 \bar{X} charts with small samples sizes. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 20, 2004.
- CHEN, S. The view of scientific inquiry conveyed by simulation-based virtual laboratories. **Computers and Education**, v. 55, 2010.
- DEMING, W. E. **Out of the crisis**. Cambridge:Massachusetts Institute of Technology, 1986 apud WOODALL, W. H. Controversies and contradictions

- in statistical process control. **Journal of Quality Tehnology**, n. 4, 2000.
- DOMÉNECH, E.; ESCRICHE, I.; MARTORELL, S. Assessing the effectiveness of critical control points to guarantee food safety. **Food control**, v. 19, 2008.
- GRIGG, N. Statistical process control in UK food production: an overview. **International Journal of Quality and Reliability Management**, v. 15, 1998.
- GRIGG, N.; WALLS, L. Developing statistical thinking for performance improvement in the food industry. **International Journal of Quality and Reliability Manegement**, v. 24, 2007.
- JENSEN, W. A.; JONES-FARMER, L. A.; CHAMP, C. W.; WOODALL, W. H. Effects of parameter estimation on control charts properties: a literature review. **Journal of Quality Technology**, v. 38, n. 4, 2006.
- JURAN, J. M. Early SQC: a historical supplement. **Quality progress**, 1997 apud WOODALL, W. H. Controversies and contradictions in statistical process control. **Journal of Quality Tehnology**, n. 4, 2000 apud WOODALL, W. H. Controversies and contradictions in statistical process control. **Journal of Quality Tehnology**, n. 4, 2000.
- LIM, S. A. H.; ANTONY, J.; ALBLIWI, S. Statistical process control (SPC) in the food industry – A systematic review and future research agenda. **Tends in Food Science and Technology**, v. 37, 2014.
- LOREDO, E. N.; JEARKPAPORN, D.; BORROR, C. M. Model-based control chart for autoregressive and correlated data. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 18, 2002.
- MARAGAH, H. D.; WOODALL, W. H. The effect of autocorrelation on the retrospective X-chart. **Journal of Statistical Computation and Simulation**, v. 22, 1992.
- MARAVELAKIS, P. E.; PANARETOS, J.; PSARAKIS, S. Effect of estimation of the process parameters on the control limits of the univariate control charts for process dispersion. **Communications in statistics – simulation and computation**, v. 31, 2002.
- MONTGOMERY, D. C. **Introduction to Statistical Quality Control**. Danvers:Wiley, 2009.

- DUNCAN, A. J. The Economic Design of x-Charts Used to Maintain Current Control of a Process. **Journal of the American Statistical Association**, v. 51, n. 274, 1956.
- QUENSENBERRY, C. The effect of sample size on estimated limits for \bar{X} and X control charts. **Journal of Quality Technology**, v. 25, 1993.
- REYNOLDS JR., M. R.; LU C. W. Control charts for monitoring processes with autocorrelated data. **Nonlinear analysis: theory, methods and applications**, v. 30, n. 7, 1997.
- SANTOS, A. B.; ANTONELLI, S. C. Aplicação da abordagem estatística no contexto da gestão da qualidade: um survey com indústrias de alimentos de São Paulo. **Gestão e Produção**, v. 18, n. 3, 2011.
- SNEE, R. D. Statistical thinking and its contribution to total quality. **ASQ Statistics Division Newsletter: summer**, 1991.
- SNEE, R. D. Discussion: development and use of statistical thinking: a new era. **International Statistical Review**, v. 67, 1999.
- TOKATLI, F.; CINAR, A.; SCHLESSER, J. S. HACCP with multivariate process monitoring and fault diagnosis techniques: application to a food pasteurization process. **Food Control**, v. 16, 2005.
- USDA - United States Department of Agriculture. Processing inspector's calculations handbook (FSIS Directive 7620.3), 1995. Disponível em: <http://www.aamp.com/foodsafety/documents/Directive7620-3.pdf>
- WHEELER, D. J. **Advanced topics in statistical process control**. Knoxville:SPC press, 2004.
- WOODALL, W. H. Controversies and contradictions in statistical process control. **Journal of Quality Technology**, n. 4, 2000.
- WOODALL, W. H.; MONTGOMERY, D. C. Research issues and ideas in statistical process control. **Journal of quality technology**, v. 31, 1999.
- YAMAN, M.; NERDEL, C.; BAYRHUBER, H. The effects of instructional support and learner interests when learning using computer simulations. **Computers and Education**, v. 51, 2008.

3. CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS CONTÍNUOS AUTOCORRELACIONADOS: UMA ABORDAGEM FUNDAMENTADA NA ANÁLISE DE RISCO

3.1. Introdução

No processamento de alimentos são comumente utilizados processos de operação contínua e multivariados. Do ponto de vista do controle estatístico de processos, as operações contínuas resultam em variáveis de processo fortemente autocorrelacionadas, o que significa que os valores atuais assumidos por essas variáveis são determinados pelos valores anteriores. Essa condição é intrínseca aos sistemas contínuos, e fortemente ampliada nos sistemas submetidos a controle por feedback. Em contrapartida, o método tradicional de Shewhart para o controle estatístico pressupõe que as variáveis sejam independentemente distribuídas, ou seja, os valores atuais sejam independentes dos anteriores. Para solucionar essa dificuldade, pode-se utilizar métodos fundamentados na análise dos resíduos de um modelo de regressão (AREEPONG, 2013; LOREDO et al. , 2002; ALWAN e ROBERTS, 1988; NEGIZ et al.,1998).

Os processos multivariados exigem o controle simultâneo de mais de uma variável de processo para assegurar-se a qualidade final do produto. Nesse sentido, a abordagem univariada para o controle desses processos exige a construção de gráficos de controle para cada variável, o que pode resultar em quantidade excessiva de informações. Ainda, a abordagem univariada não permite considerarem-se o efeito de interações entre as variáveis no objetivo final de controle da qualidade (NEGIZ, et al., 1998).

Na pasteurização de leite o tratamento térmico é função de diferentes variáveis de processo, tais como: (i) a temperatura do leite; (ii) a temperatura do líquido de aquecimento no pasteurizador; (iii) a vazão do leite; e (iv) a vazão do líquido de aquecimento no pasteurizador. Essas variáveis podem ser monitoradas independentemente, ou por um método multivariado de controle.

Do ponto de vista da segurança, o controle estatístico da operação de pasteurização é considerado insuficiente. O regulamento técnico de identidade e qualidade de leite pasteurizado brasileiro impõe o controle em tempo real do binômio de tempo e temperatura, acoplado a um sistema de desvio de fluxo

que retorna os produtos que não tenham atingido o tratamento térmico mínimo de segurança para reprocesso (BRASIL, 2002). Entretanto, o controle estatístico permite que ações preventivas sejam tomadas e melhorias na produtividade e na qualidade do produto sejam promovidas, no sentido de se minimizar o tratamento térmico e o reprocesso de produto, permitir correções preventivas de eventuais distúrbios no processo e controlar variáveis operacionais economicamente (NEGIZ et al, 1998).

Estudos da aplicação de métodos multivariados no controle estatístico da operação de pasteurização sugerem que esses métodos são adequados, entretanto, não são consideradas as implicações práticas da taxa de alarmes falsos desses sistemas de controle (TOKATLI, 2005; NEGIZ, 1998). Assumindo-se como referência as estimativas dos comprimentos médios de corrida desses sistemas obtidas por Moraes et al.(2015), Areepong et al. (2013) e Loredó et al. (2002), pode-se observar que a taxa de alarmes falsos esperada em um sistema de pasteurização seria da ordem de grandeza de minutos, o que torna esses procedimentos pouco atrativos na prática.

Nesse trabalho, propõe-se estudar um método para o controle estatístico de variáveis de processo fortemente autocorrelacionadas que assegure menores taxas de alarmes falsos, e conduzir um estudo da aplicação desse método no controle da operação de pasteurização de leite por meio de simulações de Monte Carlo.

3.2. Modelo para o controle estatístico de processos contínuos autocorrelacionados

As variáveis de processo autocorrelacionadas não atendem à pressuposição do método tradicional de Shewhart de controle estatístico da qualidade, em que as observações devem ser independentes e identicamente distribuídas. O principal efeito da autocorrelação no desempenho dos gráficos de controle é o aumento da taxa de alarmes falsos (AREEPONG, 2013; ALWAN, 1992).

O método de controle estatístico baseado em um modelo autoregressivo pressupõe que a autocorrelação dos dados pode ser explicada por um modelo linear, conforme a equação 1 Em situações nas quais as condições

instantâneas das variáveis de processo são dependentes do estado do processo no passado, gráficos de controle para resíduos de um modelo de regressão podem ser utilizados (AREEPONG, 2013; LOREDO et al. , 2002).

$$X_t = \alpha_1 X_{t-1} + \alpha_2 X_{t-2} + \dots + \alpha_p X_{t-p} + e_t \quad (1)$$

Os resíduos (e_t) são definidos como a diferença entre o valor da variável X em um instante t e o valor predito pelo modelo. Tem-se, portanto, que:

$$e_t = X_t - \hat{X}_{predito} \quad (2).$$

Assumindo-se que os resíduos resultam independentes e normalmente distribuídos, estes podem ser monitorados pelo método tradicional de Shewhart. Dessa forma, o desempenho dos gráficos de controle para resíduos de um modelo autoregressivo aproxima-se ao obtido em gráficos de controle de Shewhart (AREEPONG, 2013; LOREDO, 2002).

O principal objetivo de um sistema de controle estatístico de processos, no contexto de um processo contínuo, é alertar a presença de distúrbios antes que o processo extrapole os limites de especificação. No contexto da pasteurização, o objetivo é minimizar o reprocesso de leite. Nesse sentido, o sistema de controle deve ter como parâmetro de projeto um limite máximo admissível de probabilidade de o sistema de controle falhar na detecção de um distúrbio antes que o sistema de desvio do fluxo seja ativado.

Os indicadores de desempenho dos gráficos de controle são necessários para o projeto e para a avaliação comparativa do desempenho de diferentes sistemas de controle (JENSEN et al., 2006). Se uma determinada variável aleatória pode ser considerada independente e homocedástica, pode-se definir a probabilidade de alerta (P_a) como a probabilidade de o valor de uma determinada estatística (ex. média) exceder os limites de controle (equação 3).

$$P_a = P(\bar{X}_l < LIC \text{ ou } \bar{X}_l > LSC \mid \mu_X = \mu_0 + \delta\sigma) \quad (3)$$

em que δ representa a magnitude do desvio na estatística \bar{X} .

Esse indicador estima a probabilidade de obter-se um alarme falso na primeira amostra coletada, quando não há distúrbios no estado de controle de um processo, ou um alarme genuíno, quando há um distúrbio permanente no processo.

O comprimento médio de corrida (ARL) é o indicador mais comumente utilizado na avaliação do desempenho de sistemas de controle estatístico de processos, principalmente porque a sua interpretação é simples e direta, e estima um parâmetro de processo indispensável para o projeto e avaliação do desempenho desses sistemas, o tempo necessário para que o sistema detecte um dado distúrbio, e a taxa de alarmes falsos esperada desse sistema (JENSEN et al., 2006).

Na maioria das aplicações do controle estatístico de processos, pode-se assumir que a distribuição das médias amostrais se aproxima da distribuição normal ($\bar{X}_i \sim N(\mu, \sigma)$), e os comprimentos médios de corrida podem ser estimados a partir de soluções analíticas, conforme a equação 4.

$$ARL = \frac{1}{P(\bar{X}_i < LIC \text{ ou } \bar{X}_i > LSC \mid \mu = \mu_0 + \delta\sigma)} = \frac{1}{\int_{-\infty}^{LIC} N(\mu_0 + \delta\sigma, \sigma^2) + \int_{LSC}^{\infty} N(\mu_0 + \delta\sigma, \sigma^2)} \quad (4)$$

A partir da equação 4, pode-se estimar os comprimentos de corrida para diferentes tamanhos de amostra, conforme exemplificado na tabela 1. Em muitos processos contínuos, a exemplo da operação de pasteurização, as variáveis de processo são monitoradas em tempo real, ou muito rapidamente, de modo que as taxas de alarmes falsos (erro tipo 1) dos gráficos de controle representam um impedimento para a sua aplicação prática. Se, por exemplo, uma determinada variável de processo for monitorada a cada segundo, e essa variável for controlada por um gráfico de controle com desempenho equivalente ao desempenho teórico esperado para os gráficos de controle de Shewhart (Tabela 1), espera-se que a taxa de alarmes falsos nesse sistema de controle seja de cerca de um alarme falso a cada 370 segundos (Tabela 1).

Tabela 1: Comprimentos médios de corrida de um sistema de controle estatístico de processos de Shewhart (expresso como o número de subgrupos racionais amostrados).

Desvio(δ)	Comprimentos médios de corrida				
	n=3	n=9	n=15	n=30	n=50
0	370,398	370,398	370,398	370,398	370,398
0,2	227,720	119,665	76,294	35,162	17,731
0,4	94,044	27,821	13,620	4,780	2,315
0,6	40,032	8,690	4,009	1,632	1,120
0,8	18,786	3,646	1,855	1,091	1,004
1	9,765	2,000	1,237	1,007	1,000
1,5	2,908	1,072	1,002	1,000	1,000
2	1,473	1,001	1,000	1,000	1,000
2,5	1,101	1,000	1,000	1,000	1,000
3	1,014	1,000	1,000	1,000	1,000

* Resultados estimados utilizando-se as funções de distribuição de probabilidade cumulativa do Excel®.

Em acréscimo, esse desempenho teórico é afetado pelas condições não ideais da realidade prática. Nesses casos, os parâmetros estatísticos utilizados (média, desvio padrão e coeficientes do modelo de regressão) são estimados e sujeitos a erros.

Para avaliar o desempenho de um sistema de controle estatístico dos resíduos de um modelo autorregressivo, utilizou-se o método de simulação de Monte Carlo para se estimar os comprimentos médios de corrida (ARL) desses sistemas de controle, conforme descrito em seguida. O sistema de controle da operação de pasteurização contínua (HTST) proposto por Negiz et al. (1998) foi utilizado como modelo para a simulação.

Os autores desenvolveram um sistema fundamentado no monitoramento da letalidade (L_t) da operação de pasteurização, capaz de manter a letalidade em um nível desejado por meio do controle em tempo real por feedback das temperaturas e vazões do pasteurizador. A partir do sistema de controle por feedback, Negiz et al.(1998) estimaram um modelo autoregressivo de quinta ordem para representar o comportamento do sistema de controle da letalidade (equação 5). O desvio padrão dos resíduos da regressão foi estimado em 0,31 segundos em uma planta piloto de pasteurização.

$$L_t = 0,28L_{t-1} + 0,27L_{t-2} + 0,23L_{t-3} + 0,021L_{t-3} + 0,15L_{t-5} \quad (5)$$

O modelo de Negiz et al. (1998) foi utilizado nesse trabalho para a geração de séries temporais aleatórias em estudos de simulação de Monte Carlo, assumindo-as como uma representação suficientemente adequada de uma operação de pasteurização contínua. Os simuladores foram programados utilizando-se a linguagem de programação R, conforme os códigos dispostos em anexo.

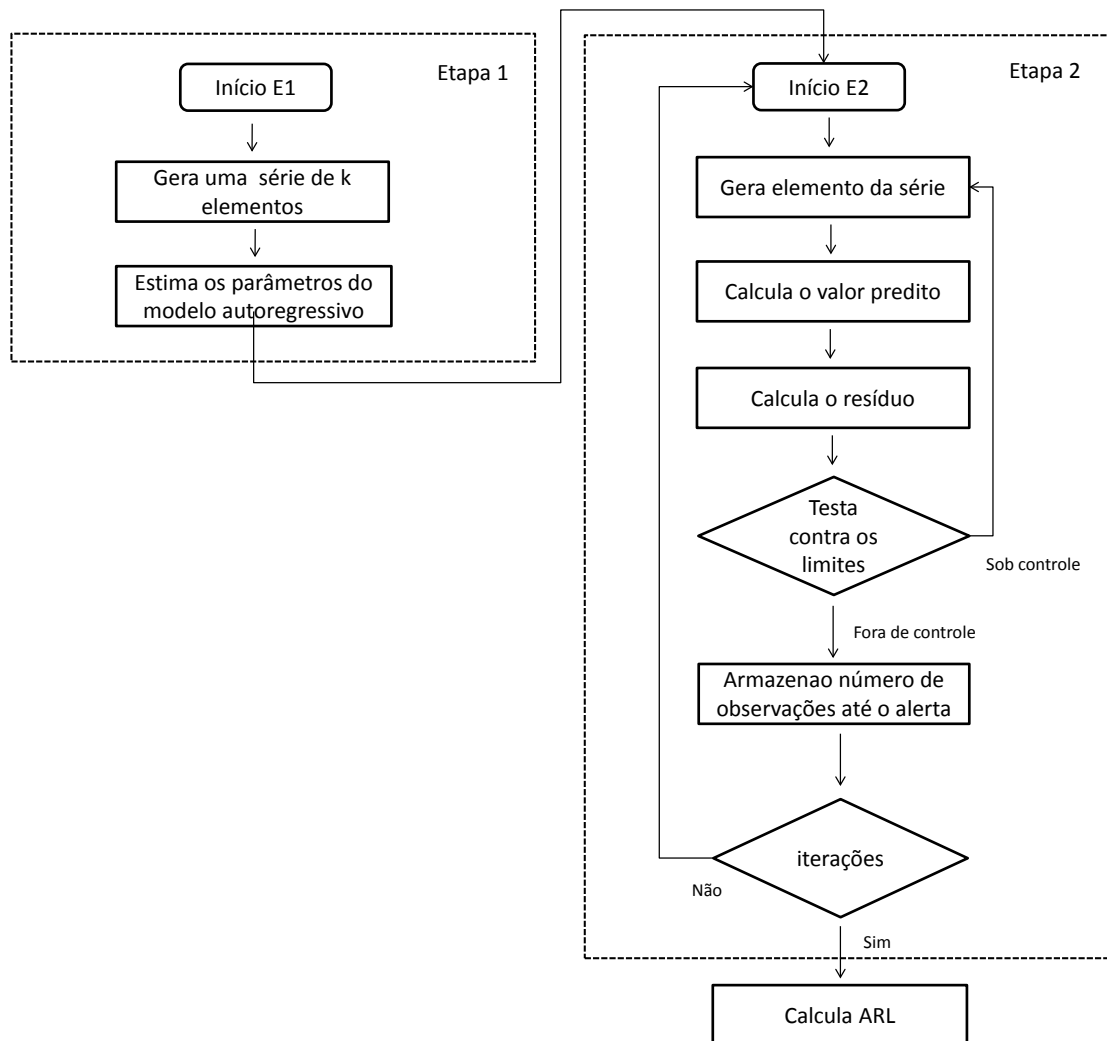


Figura 2: Algoritmo para a estimativa do comprimento médio de corrida (ARL). As simulações foram executadas utilizando-se o software R (R Core Team, 2013).

Para avaliar o desempenho do sistema de controle proposto por Negiz et al. (1998), um estudo por simulações de Monte Carlo foi conduzido, a partir do

algoritmo representado na Figura 2. As simulações foram executadas utilizando-se o software R (R Core Team, 2013).

Na primeira etapa da simulação, os parâmetros do modelo autoregressivo foram estimados a partir de uma amostra, e armazenados para serem utilizados como parâmetros na etapa seguinte. Na segunda etapa, um procedimento iterativo foi utilizado para estimar-se o comprimento médio de corrida do sistema de controle estatístico. Em cada iteração da simulação, a série temporal foi gerada, elemento por elemento, até o sistema emitir o primeiro sinal alerta e o comprimento da corrida ser determinado. O comprimento médio de corrida (ARL) foi estimado por meio de 5000 realizações desse procedimento iterativo.

Utilizando-se o algoritmo supramencionado, foram conduzidos experimentos para se estimar o efeito do tamanho da amostra utilizada na estimativa do modelo autoregressivo (n), e o efeito de distúrbios na média do processo (desvios), conforme os resultados dispostos nas Tabelas 2 e 3.

Tabela 2: Comprimentos médios de corrida (ARL) de um sistema de controle estatístico de resíduos de um modelo autoregressivo estimado a partir de diferentes tamanhos de amostragem (expresso como o número de subgrupos racionais amostrados).

Desvios	Tamanho da amostra na Fase 1					
	n = 25	n = 50	n = 100	n = 500	n = 1000	n = 10000
0	159,2	291,1	375,0	390,1	376,9	377,1
0,4	17,4	27,9	40,8	62,3	68,6	70,6
0,8	6,5	8,9	10,7	12,1	12,4	12,3
1,2	3,2	3,7	3,8	3,7	3,8	3,7
1,6	1,8	1,9	1,8	1,8	1,8	1,7
2	1,3	1,3	1,2	1,2	1,2	1,2
2,4	1,1	1,1	1,0	1,0	1,0	1,0
2,8	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0

* n representa a quantidade de observações tomadas para a estimativa do modelo autoregressivo.

** Resultados estimados utilizando-se as funções de distribuição de probabilidade cumulativa do Excel®.

Conforme se pode observar, a precisão e a acurácia das estimativas dos coeficientes do modelo autoregressivo (Tabelas 2 e 3), que depende do tamanho da amostra utilizada em sua estimação, exerce influencia significativa

no desempenho dos gráficos de controle, sendo importante considerar-se essa fonte de variabilidade na aplicação prática desse método.

Tabela 3: Desvio padrão das estimativas dos comprimentos médios de corrida (ARL) de um sistema de controle estatístico de resíduos de um modelo autoregressivo estimado a partir de diferentes tamanhos de amostragem.

Desvios	Tamanho da amostra na Fase 1					
	n = 25	n = 50	n = 100	n = 500	n = 1000	n = 10000
0	1152,8	1087,9	811,4	441,1	390,2	384,8
0,4	19,3	41,3	49,7	69,4	69,2	70,0
0,8	5,5	8,5	11,6	11,5	11,8	11,9
1,2	2,7	3,3	3,4	3,2	3,3	3,0
1,6	1,4	1,5	1,3	1,2	1,2	1,1
2	0,7	0,6	0,6	0,5	0,5	0,5
2,4	0,3	0,3	0,2	0,2	0,2	0,2
2,8	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1

* n representa a quantidade de observações tomadas para a estimativa do modelo autoregressivo.

** Resultados estimados utilizando-se as funções de distribuição de probabilidade cumulativa do Excel®.

Os resultados dessas simulações evidenciam que esse método é impraticável no controle estatístico da pasteurização. Conforme esperado, pode-se observar que a taxa de alarmes falsos nesse sistema é da ordem de minutos, se o intervalo de tempo entre as observações assumido for da ordem de grandeza dos segundos.

Para solucionar essa limitação, foram levantadas três modificações possíveis no procedimento de controle que resultam na diminuição da taxa de alarmes falsos: (i) aumento do tempo entre as amostragens; (ii) aumento dos limites de controle; e (iii) a adoção de um procedimento de controle de duplo estágio. Em seguida, procederam-se experimentos de simulação para se avaliar o efeito de cada uma dessas modificações no desempenho dos gráficos de controle.

3.2.1. Efeito do aumento do intervalo entre as amostragens no desempenho dos gráficos de controle para resíduos

Para avaliar o efeito do aumento do intervalo entre as amostragens, o algoritmo representado na Figura 2 foi adaptado para que fossem avaliados intervalos entre as amostragens superiores a 1. Nesse procedimento de

simulação, o modelo autoregressivo foi estimado de acordo com o intervalo entre as amostragens utilizado.

Tabela 4: Comprimentos médios de corrida (ARL) de um sistemas de controle estatístico de resíduos de um modelo autoregressivo operando com diferentes tempos entre as amostragens (expresso como o número de subgrupos racionais amostrados).

Desvios	Média	Intervalo de amostragem			
		i=1	i=2	i=3	i=4
0	18	354,7	1384,3	2801,1	9923,3
0,4	17,8	173,2	377,0	496,1	851,6
0,8	17,7	65,3	110,3	118,0	154,0
1,2	17,6	27,4	50,6	58,6	63,8
1,6	17,5	11,1	29,0	34,8	40,5
2	17,3	5,4	18,0	22,3	27,9
2,4	17,2	2,5	10,2	15,2	20,4
2,8	17,1	1,5	6,3	9,6	15,3
3	17,0	1,0	4,7	8,1	13,5

* i representa o intervalo entre as observações, expresso em segundos.

** Resultados estimados a partir de simulações no software R®.

Como se pode observar na Tabela 4, o aumento do tempo entre as amostragens resultou em significativa redução da frequência de alarmes falsos. Entretanto, a menor taxa de alarmes falsos observada nas simulações (i=4) ainda resulta em uma expectativa de alarmes falsos na ordem de grandeza de horas (ARL = 9923,3 s \approx 2,76 h). Do ponto de vista do controle da pasteurização, uma frequência de alarmes falsos dessa magnitude não permite aplicação adequada desse método de controle estatístico.

3.2.2. Avaliação do desempenho de um procedimento de controle estatístico de duplo estágio

Um procedimento de controle estatístico em duplo estágio foi considerado, em que um segundo alarme confirmatório é requerido antes de um sinal de alarme ser emitido. Uma grande variedade de métodos pode ser desenvolvida a partir do princípio do duplo estágio. Nesse estudo, o procedimento de monitoramento assumido considerou como sinal de alarme a detecção de duas observações consecutivas fora dos limites de controle, dentro de um limite máximo de tempo entre essas observações, conforme

representado na Figura 3. Quando não há a incidência de um segundo sinal, o primeiro é considerado falso, e o monitoramento prossegue sem a emissão de um alarme.

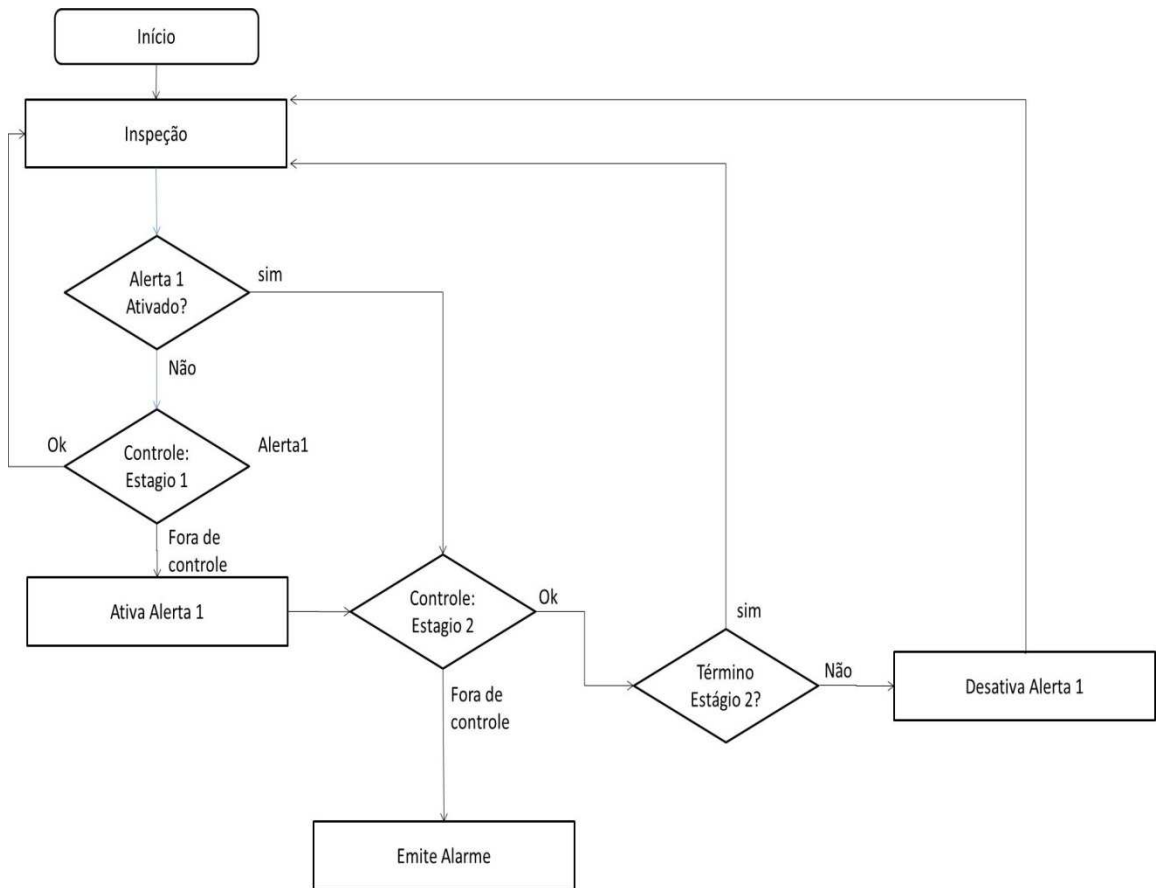


Figura 3: Fluxograma do sistema de controle estatístico de duplo estágio.

A probabilidade de alarme do procedimento de duplo estágio (P_{alarme}) pode ser estimada pelo produto da probabilidade de ocorrência do primeiro alerta (P_a , equação 3) pela probabilidade da ocorrência de um segundo alarme em até k observações (P_a^K). Por conseguinte, o comprimento médio de corrida desse sistema de controle pode ser estimado conforme a equação 6.

$$ARL = \frac{1}{P_{alarme}} = \frac{1}{P_a P_a^K} \quad (6)$$

O controle estatístico de processos resulta em uma decisão binomial a respeito do estado de controle do processo, de maneira que o número de observações necessárias para que o primeiro alarme seja emitido (o

comprimento de corrida) distribui-se de acordo com uma distribuição geométrica de probabilidade. Dessa forma, a probabilidade do sistema de controle estatístico emitir um alerta em até k observações (P_a^K) pode ser estimada pela função de distribuição de probabilidade geométrica cumulativa, conforme a equação 7.

$$P_a^K = 1 - (1 - P_a)^k \quad (7)$$

Os comprimentos médios de corrida para o sistema de duplo estágio foram estimados por meio das equações 6 e 7, conforme os resultados dispostos na Tabela 5. Como se pode observar, o comprimento médio de corrida esperado para o processo sob controle (taxa de alarmes falsos) é muito superior ao observado em outros métodos de controle estatístico, enquanto o poder (probabilidade de detecção) do método não difere muito do observado nos gráficos de controle tradicionais quando o desvio é suficientemente grande (Tabela 1).

Os resultados das simulações sugerem que o procedimento de controle estatístico de duplo estágio pode ser utilizado no controle de processos contínuos com taxas mínimas de alarmes falsos, contanto que não seja preciso que o sistema de controle estatístico tenha sensibilidade para a detecção de desvios pequenos (relativamente ao desvio padrão) nas aplicações práticas desse método.

Tabela 5: Comprimentos médios de corrida (expresso como o número de subgrupos racionais amostrados) estimados para um sistema de controle de duplo estágio (equação 6).

Desvio	K=2	K=5	K=10	K=12	K=20
0	68690,19	27587,55	13887,00	11603,67	7037,35
0,4	20065,21	8086,46	4093,87	3428,54	2098,21
0,8	2577,88	1052,97	545,00	460,44	291,65
1,2	394,10	166,34	90,76	78,26	53,59
1,6	79,89	36,03	21,76	19,47	15,20
2	21,58	10,90	7,67	7,21	6,51
2,4	7,70	4,57	3,80	3,73	3,65
2,8	3,58	2,54	2,39	2,38	2,38
3,2	2,10	1,75	1,73	1,73	1,73

* k equivale ao número máximo de observações para o segundo sinal de alerta.

** Resultados estimados utilizando-se as funções de distribuição de probabilidade cumulativa do Excel®.

Considerando-se a aplicação desse modelo na operação de pasteurização, a letalidade média do processo pode ser ajustada para que o sistema possa operar com um critério de falha definido. Para que seja possível definir-se esse critério de falha, deve-se encontrar um método para se estimar a probabilidade de o processo extrapolar o limite de especificação, o que permite determinar-se a capacidade do processo.

É uma propriedade dos processos autoregressivos AR(p) de qualquer ordem, que os mesmos possam ser representados como um modelo de média móvel de ordem infinita, conforme a equação 8 (SHUMWAY e STOFFER, 2011).

$$X_i = \mu + \sum_{j=1}^{\infty} \varphi_j e_{i-j} + e_i \quad (8)$$

Uma aproximação da equação 8 pode ser obtida pela transformação do modelo autoregressivo em estudo em um modelo de média móvel de ordem finita mas suficientemente grande, utilizando-se recursos computacionais. A variância esperada de um modelo autoregressivo pode, portanto, ser estimada teoricamente pela variância do modelo de média móvel de ordem finita conforme a equação 9:

$$\sigma_{processo} = \sqrt{Var(X_i)} = \sqrt{\sigma^2_{erro} \sum_{j=1}^{\infty} \varphi_j^2} \quad (9)$$

em que σ^2_{erro} representa a variância dos resíduos do modelo, e $\sum_{j=1}^{\infty} \varphi_j^2$ representa o somatório dos coeficientes do modelo de média móvel de ordem j .

Um procedimento de simulação foi desenvolvido para se avaliar esse método para a estimativa do desvio-padrão, conforme o algoritmo representado na Figura 4. A função ARMAtoMA, disponível no pacote Stats do software R, foi utilizada para a conversão do modelo autoregressivo de quinta ordem (equação 1) proposto por Negiz et al. (1998), em um modelo de média móvel de ordem igual a 1000.

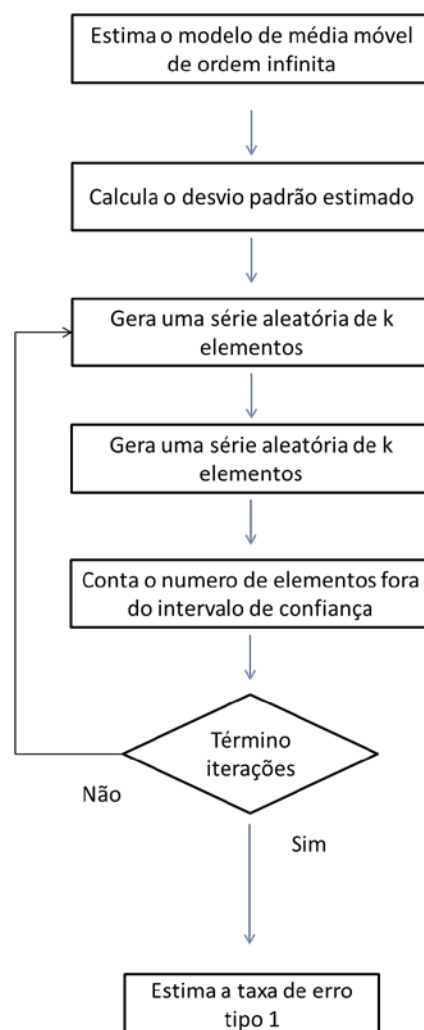


Figura 4: Algoritmo para a estimativa do nível de significância a partir de simulações de um processo autoregressivo. As simulações foram executadas utilizando-se o software R (R Core Team, 2013).

Em seguida, foram construídos intervalos de confiança a partir do desvio padrão do modelo de Negiz et al. (1998), estimados pela equação 9. A taxa de erro tipo 1 de testes de hipóteses conduzidos a partir desses intervalos de confiança foi estimada a partir de 5000 iterações da simulação. Os resultados das simulações encontram-se sumarizados na Tabela 6.

Como se pode observar pela Tabela 6, os intervalos de confiança estabelecidos pelo método da série de média móvel infinita alcançaram a cobertura esperada com erros mínimos em relação ao nível de significância programado para os testes de hipótese.

Tabela 6: Estimativa do nível de significância de testes de hipóteses conduzidos a partir da estimativa do desvio-padrão do modelo de Negiz et al. (1998).

Desvio padrão	Nível de significância (α)				
	$\alpha = 0.00001$	$\alpha = 0.0001$	$\alpha = 0.001$	$\alpha = 0.01$	$\alpha = 0.1$
0,1	0,000010078	0,0000998	0,00099686	0,0100134	0,100013
0,3	0,000010069	0,0000986	0,00100370	0,0100242	0,099993
0,5	0,000010207	0,0000992	0,00100630	0,0100137	0,100024

* Resultados estimados a partir de simulações no software R®.

Dessa forma, a confirmação da validade dos intervalos de confiança estabelecidos assegura que a capacidade do processo possa ser estimada adequadamente, conforme a equação 10.

$$\hat{C}_p = \frac{LSE-LIE}{6 \sigma_{processo}} = \frac{LSE-LIE}{6 \sqrt{\sigma^2_{erro} \sum_{j=1}^{\infty} \varphi_j^2}} \quad (10)$$

Assumindo-se o método de controle estatístico de duplo estágio proposto, desenvolveu-se um modelo matemático para a avaliação do risco de falha desse sistema de controle. Considerou-se o objetivo de minimizar-se a probabilidade de o processo extrapolar os limites de especificação sem que o sistema de controle emita um alarme preventivo.

Inicialmente, definiu-se a probabilidade de defeito (P_d) como a probabilidade de o processo extrapolar aleatoriamente o limite de especificação. Dessa forma, pode-se estimar a probabilidade de defeito (P_d) em função da capacidade de processo e da magnitude de desvios na média, conforme disposto na Tabela 7, e quantificar o impacto de distúrbios na letalidade média do processo no risco de se extrapolar o limite inferior de segurança. No contexto da operação de pasteurização, a probabilidade (P_d) pode ser determinada pelo ajuste da letalidade media do processo, se esse processo for controlado unilateralmente.

Tabela 7: Probabilidade de defeito, expressa em produtos defeituosos por milhão (ppm).

Desvios	Cp=1	Cp=1,3	Cp=1,5	Cp=1,67	Cp=2
0,0	2699,8	96,2	6,8	0,5	0,00197
0,2	3242,3	128,5	9,8	0,8	0,00359
0,4	4998,1	241,2	21,1	2,0	0,0108
0,6	8356,6	486,8	48,3	5,2	0,0333
0,8	13975,8	968,9	107,9	12,8	0,099
1,0	22781,8	1866,3	232,6	30,4	0,287
1,5	66810,6	8197,6	1349,9	224,1	3,39
2,0	158655,5	28716,6	6209,7	1306,2	31,7
2,5	308537,6	80756,7	22750,1	6036,6	232,6
3,0	500000,0	184060,1	66807,2	22215,6	1349,9

* Resultados estimados utilizando-se as funções de distribuição de probabilidade cumulativa do Excel®.

Utilizando-se da função inversa da distribuição normal cumulativa, temos que:

$$LSE - \mu = \phi^{-1}\left(1 - \frac{P_d}{2}\right) \quad (12)$$

Assumindo-se a distribuição normal padronizada ($\mu = 0, \sigma = 1$), a capacidade de processo pode ser estimada a partir da probabilidade de defeito (P_d), pela substituição de (12) em (10).

$$C_p = \frac{\phi^{-1}\left(1 - \frac{P_d}{2}\right)}{3} \quad (13)$$

Nos casos em que um determinado processo tem especificações bilaterais, pode-se utilizar a equação 14 para se determinar a capacidade de processo mínima para atender a um dado critério de probabilidade de defeito (P_d), ou pode-se estimar qual a probabilidade de defeito assegurada em um processo, dada a sua capacidade de processo (C_p).

Nos casos em que a especificação do processo é unilateral, o rearranjo da equação 14 permite derivarem-se expressões para determinar-se a localização da média do processo que assegure uma dada probabilidade de defeito (P_d), considerando-se o limite de especificação apropriado, conforme as equações 15 e 16.

$$\mu_0 = LSE - \sigma_p \phi^{-1} \left(\frac{P_d}{2} \right) \quad (15)$$

$$\mu_0 = LIE + \sigma_p \phi^{-1} \left(\frac{P_d}{2} \right) \quad (16)$$

Para possibilitar o projeto do sistema de controle estatístico, um critério de risco deve ser assumido. Define-se como critério de risco nesse trabalho a probabilidade de o sistema de controle estatístico falhar em detectar um desvio na média da letalidade do processo, e o processo extrapolar o limite de especificação, que será denominado doravante como a Probabilidade de Falha do sistema de controle (P_f). A probabilidade de falha (P_f) é determinada pelo produto da probabilidade de defeito (P_d) e a probabilidade de o sistema de controle falhar em detectar o distúrbio no processo (P_{erro2}), conforme a equação 17.

$$P_f = P_d P_{erro2} \quad (17)$$

As variáveis autocorrelacionadas diferem das variáveis independentes ao apresentarem comportamento inercial, o que implica que distúrbios no processo são sentidos progressivamente no tempo, e não abruptamente. A probabilidade de erro tipo 2 (P_{erro2}), quando a média do processo sofre um determinado desvio, é função da velocidade de propagação desse desvio, e não somente da sua magnitude. Dessa forma, as soluções da equação 17 foram aproximadas por meio de simulações de Monte Carlo (Anexo 2), conforme o algoritmo representado na Figura 5.

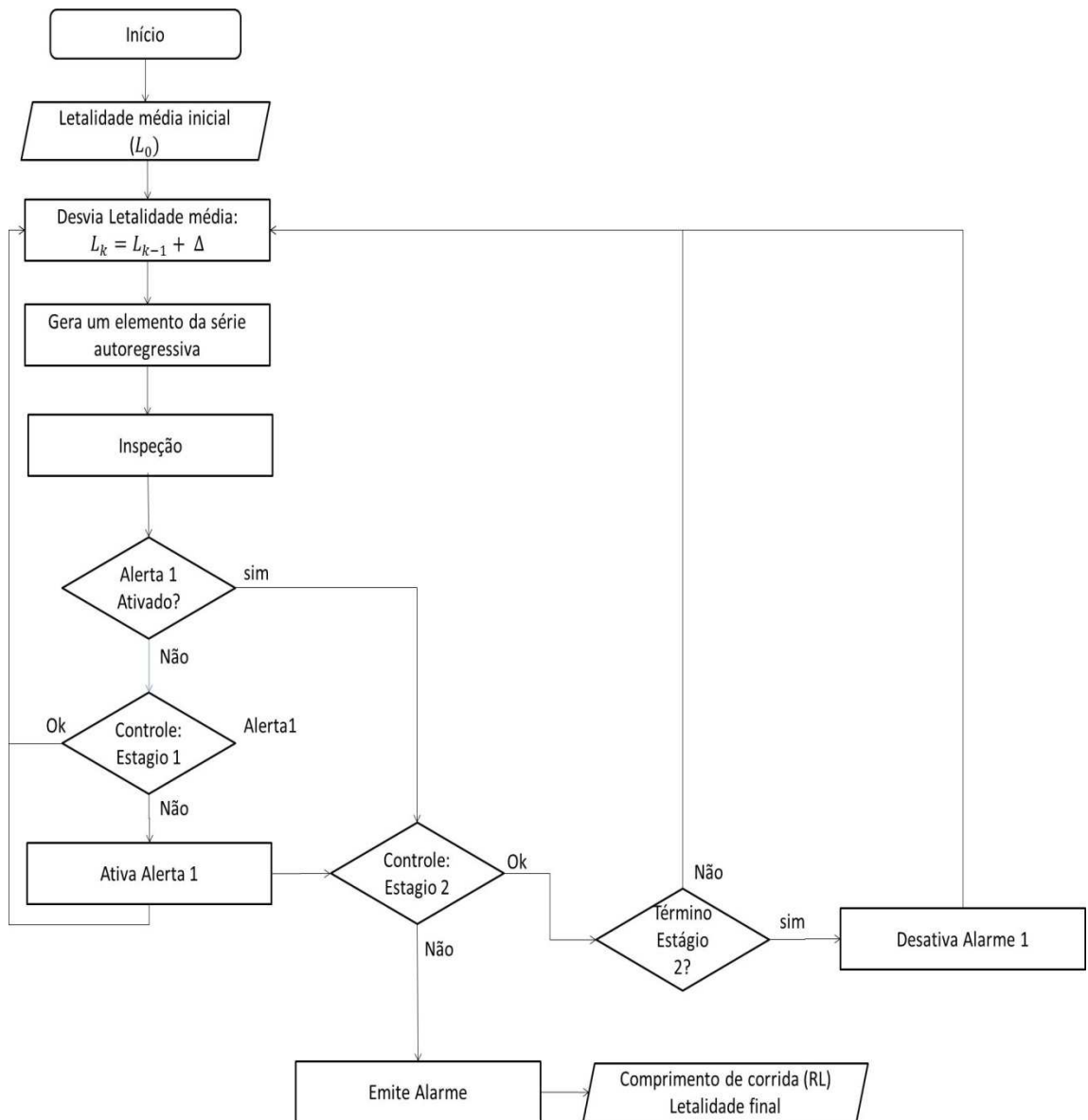


Figura 5: Algoritmo para a estimativa da probabilidade de falha do sistema de controle estatístico de duplo estágio. As simulações foram executadas utilizando-se o software R (R Core Team, 2013).

Considerou-se nas simulações o modelo de Negiz et al. (1998) para a letalidade de uma operação de pasteurização HTST. O procedimento de geração da série aleatória foi programado para que a letalidade média do processo sofresse um desvio gradual, a uma determinada taxa de decaimento, programada no início das simulações. Dessa forma, em cada iteração da simulação uma série temporal de letalidades foi gerada até que o sistema de controle estatístico dos resíduos do modelo autoregressivo emitisse o primeiro sinal de alerta. Nesse momento, o comprimento de corrida e a letalidade final

do processo foram registrados. O comprimento médio de corrida (ARL) e probabilidade de a letalidade final extrapolar o limite inferior (P_f) foram estimados a partir de 10^7 iterações, conforme os resultados dispostos na Tabela 8.

Tabela 8: Probabilidades de falha do sistema de controle estatístico de duplo estágio, expressas como frações defeituosas (ppm).

Razão de decaimento	Cp = 1	Cp = 1.3	Cp = 1.5	Cp = 1.7	Cp = 2.0
0,001	74910	7902,8	1124,9	60,2	1,8
0,01	60920	6027,1	867,1	41,9	1,3
0,1	111430	15383,2	2811,5	212,6	7,5
0,5	389820	123676,1	44051,6	8021,6	972,8
1	719120	450947,1	278826,1	121140,4	37528,5

* expresso em segundos

* Resultados estimados a partir de simulações no software R®.

Os resultados das simulações sugerem que a probabilidade de falha do sistema de controle estatístico de duplo estágio é uma função não linear da razão de decaimento da letalidade. Pode-se observar que esse sistema é eficaz em alertar distúrbios que progridam relativamente lentos no tempo, mas ineficaz na prevenção de distúrbios abruptos no sistema. Ora, espera-se que distúrbios muito intensos nessas operações resultem de falhas severas no processo, e sejam efetivamente controlados pelo sistema de retorno de fluxo. Em contrapartida, os distúrbios que progridem lentamente no tempo são exatamente aqueles para os quais um alerta antecipado pode permitir ações preventivas.

Com o objetivo de se complementar a avaliação do desempenho do sistema de controle de duplo estágio, o tempo necessário para que a letalidade do processo extrapole o limite de especificação inferior foi calculado, considerando-se as taxas de decaimento simuladas nesse trabalho e a capacidade de processo. A subtração do tempo requerido para a letalidade atingir o limite de especificação inferior e o tempo requerido para o sistema de controle emitir um alarme (ARL) fornece uma estimativa do tempo hábil disponível para que medidas corretivas possam ser tomadas antes de o processo extrapolar o limite de especificação, conforme disposto na Tabela 9.

Tabela 9: Estimativas do tempo hábil disponível para medidas preventivas.

Razão de decaimento	Cp = 1	Cp = 1.3	Cp = 1.5	Cp = 1.7	Cp = 2.0
0,001	1543,9	2123,9	2503,9	2983,9	3463,9
0,01	132,1	190,1	228,1	276,1	324,1
0,1	8,4	14,2	18	22,8	27,6
0,5	-0,46	0,7	1,46	2,42	3,38
1	-1,48	-0,9	-0,52	-0,04	0,44

* expresso em segundos

** Resultados estimados a partir de simulações no software R®.

As simulações permitiram avaliar-se a sensibilidade do sistema frente a distúrbios na média do processo, e determinarem-se os limites máximos de falha esperados do sistema de controle. As estimativas do tempo hábil disponível para medidas preventivas possibilita compreender claramente o comportamento desse sistema de controle e sugerem que a utilização desse método pode ser vantajosa no monitoramento de operações de pasteurização.

O modelo adotado nesse trabalho assumiu considerações ideais, tais como: (i) o conhecimento perfeito dos parâmetros do processo (média e desvio padrão); (ii) a inexistência de erros metrológicos; e (iii) a perfeita aderência ao modelo de distribuição normal de probabilidade. O efeito de divergências dessas condições ideais deve ser considerado em aplicações reais do método e será considerado em estudos posteriores.

3.3. Conclusão

Um método para o controle estatístico de processos autocorrelacionados foi desenvolvido, e o desempenho desse método foi avaliado por meio de procedimentos de simulação. Um procedimento para a avaliação do risco de falha desse sistema de controle foi conduzido e os resultados sugerem que processos contínuos e autocorrelacionados podem ser controlados por métodos do controle estatístico de processos com vantagens.

Os parâmetros de projeto para o desempenho ideal desses sistemas de controle podem ser determinados eficazmente, com base em critérios de risco de falha, a partir de procedimentos de simulação, e os riscos esperados desses

sistemas de controle podem ser efetivamente comunicados. Esses procedimentos de simulação podem ser utilizados no desenvolvimento de métodos para o ensino do controle estatístico de processos e a promoção do pensamento estatístico.

As simulações sugerem que a operação de pasteurização pode ser controlada pelo sistema de controle estatístico de duplo estágio proposto nesse trabalho com significativa redução da taxa de alarmes falsos, em comparação com outros métodos de controle estatístico, e atender aos critérios de risco inerentes à indústria de alimentos.

3.4. Referências

- AREEPONG, Y. A comparison of performance of residual control charts for trend stationary $Ar(p)$ processes. **International Journal of Pure and Applied Mathematics**, v. 85, n. 3, 2013.
- ALWAN, L. C. Effects of autocorrelation on control chart performance. **Communications in Statistics - Theory and Methods**, v. 21, n. 4, 1992.
- ALWAN, L. C.; ROBERTS, H. V. Time-series modeling for statistical process control. **Journal of Business and Economic Statistics**, v.6, n. 1, 1988.
- BRASIL. Instrução Normativa n. 51, de 20 de setembro de 2002. Aprova os regulamentos técnicos de produção, identidade e qualidade do leite tipo A, do Leite tipo B, do Leite tipo C, do Leite Pasteurizado e do Leite Cru Refrigerado e o Regulamento Técnico da Coleta de Leite Cru Refrigerado e seu Transporte a Granel. **Diário Oficial da União**, 2002.
- DAVIES, R; COOLE, T.; OSIPYW, D. The Application of Time Series Modelling and Monte Carlo Simulation: Forecasting Volatile Inventory Requirements. **Applied Mathematics**, n.5, 2014.
- DUNCAN, A. J. The economic design of X-charts used to maintain current control of a process. **Journal of the American Statistical Association**, v. 51, 1956.
- JENSEN, W. A.; JONES-FARMER, L. A.; CHAMP, C. W.; WOODALL, W. H. Effects of parameter estimation on control charts properties: a literature review. **Journal of Quality Technology**, v. 38, n. 4, 2006.

- LOREDO, E. M.; JEARKPAPORN, D.; BORROR, C. M. Model-based control chart for autoregressive and correlated data. **Quality And Reliability Engineering International**, v. 18, 2002.
- MORAES, D. A. O.; OLIVEIRA, F. L. P.; DUCZMAL, L. H. On the Hotelling's T, MCUSUM and MEWMA control charts performance with different variability sources: a simulation study. **Brazilian Journal of Operations & Production Management**, v. 12, n. 2, 2015.
- NEGIZ, A.; RAMANAUSKAS, P.; QNAR, A.; SCHLESSER, J. E.; ARMSTRONG, D. J. Modeling, monitoring and control strategies for high temperature short time pasteurization systems - 3. Statistical monitoring of product lethality and process sensor reliability. **Food Control**, v. 9, n. 1, 1998.
- SHUMWAY, R. H.; STOFFER, D. S. **Time Series Analysis and Its Applications**. New York: Springer, 2011.
- TOKATLI, F.; CINAR, A.; SCHLESSER, J. S. HACCP with multivariate process monitoring and fault diagnosis techniques: application to a food pasteurization process. **Food Control**, v. 16, 2005.

4. SIMULADORES COMPUTACIONAIS NO ENSINO DE CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS: UMA ABORDAGEM HÍBRIDA DO ENSINO TRADICIONAL COM O ENSINO BASEADO EM PROBLEMAS

4.1. Introdução

O debate a respeito do ensino de engenharia tem ressaltado a importância de se preparar os futuros engenheiros para os desafios do mercado de trabalho contemporâneo. A educação do engenheiro deve, simultaneamente, promover a aquisição de conhecimentos técnicos e científicos de sua área de atuação e preparar esses profissionais para a solução de problemas, para o pensamento crítico e ético, para o trabalho em grupo e para a liderança. Essa preocupação é refletida nos esforços da iniciativa CDIO™, que desenvolveu um modelo educacional para a formação de engenheiros fundamentado nas atividades de concepção, design, implantação e operação (CRAWLEY et al., 2011); reconhecida por diversos autores (EDSTRÖM e KOLMOS, 2012; ALLENBY, 2011; MILLER, 2010; GILLET et al, 2005; RUGARCIA et al.,2000) e por organizações como o Comitê de Acreditação de Cursos de Engenharia e Tecnologia dos Estados Unidos (ABET, 2014) e a Agência para a Garantia da Qualidade do Ensino Superior do Reino Unido (QAA, 2015).

O método de ensino tradicional, centrado no professor e na aquisição passiva de conhecimento pelo estudante, tem sido apontado como ineficiente em promover o pensamento crítico, a multidisciplinaridade, o pensamento sistêmico, e habilidades para a solução de problemas (ALLENBY, 2011; MILLER, 2010; FELDER et al., 2000,). Diversos métodos e recursos tecnológicos podem ser utilizados para essa finalidade e têm sido objeto de pesquisa em ensino de engenharia (VELEGOL et al., 2015; PRINCE, 2004): Destacam-se: (i) o método da aprendizagem baseada em problemas ou projetos (MAWDESLEY et al., 2011); e (ii) a educação a distância, que em sua forma mais desenvolvida pode oferecer experiências que não poderiam ser substituídas pelo ensino expositivo ou pela leitura, o que inclui simulações de processos e sistemas de engenharia (GOODHEW, 2010).

Na literatura, está bem estabelecido que os conceitos, abordagens e métodos da educação devem ser transpostos para o ensino de engenharia (FELDER et al., 2000). Essa transposição requer pesquisas para se identificar as melhores abordagens e os melhores métodos de ensino para cada caso, validar metodologias educacionais e promover a extensão desses conhecimentos para a capacitação de professores (ALLENBY, 2011; ROGERS, 2000).

Até o presente momento, são escassas as publicações científicas envolvendo o desenvolvimento de simuladores e ambientes virtuais para o ensino do controle estatístico de processos. Destacam-se os trabalhos de Reis (2001) e de Westgard e Groth (1981). Não foram identificados trabalhos científicos que tenham desenvolvido e validado métodos, procedimentos ou instrumentos didáticos para o ensino do controle estatístico de processos.

O problema central deste trabalho de pesquisa consiste no desenvolvimento de abordagens e métodos educacionais para o ensino do controle estatístico de processos que sejam eficazes em: (i) desenvolver o pensamento estatístico; (ii) desenvolver habilidades para o design e a implantação de cartas de controle no contexto da indústria de alimentos; e (iii) aproximar o ensino teórico do controle estatístico de processos das suas aplicações práticas. Assumiu-se que o uso de simuladores computacionais pode prover suporte para a aprendizagem significativa da teoria do controle estatístico de processos, em conformidade a teoria do aprendizado de Ausubel (GOODHEW, 2010).

Tendo em vista os problemas e hipóteses supramencionados, desenvolveu-se um conjunto de simuladores computacionais para o estudo de alternativas de design de sistemas de controle estatístico de processos, e um método ensino assistido pelo laboratório virtual foi desenvolvido e avaliado.

4.2. Material e métodos

4.2.1. Princípios metodológicos

O trabalho de pesquisa relatado neste documento foi conduzido no Instituto de Ciência, Engenharia e Tecnologia (ICET) da Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e do Mucuri (UFVJM). Utilizou-se o método da

pesquisa-ação para o desenvolvimento e a avaliação de práticas educacionais assistidas por simuladores computacionais para o ensino do controle estatístico de processos.

A pesquisa-ação em educação consiste em um processo de exame e melhoria sistemática das práticas do educador, em uma abordagem metodológica cíclica, dinâmica e colaborativa em sua natureza (HINE, 2013). Dessa forma, este trabalho foi empreendido em dois semestres letivos sucessivos, em cada qual um procedimento cíclico de reflexão, intervenção e avaliação dos resultados foi empreendido. O número de participantes em cada semestre de curso encontra-se disposto na Tabela 1.

Tabela 1: Distribuição de estudantes nas turmas.

Turmas	Número de participantes	Desistentes
Primeiro semestre	37	4
Segundo semestre	18	3

Inicialmente, os simuladores foram desenvolvidos, conforme descrito em seguida (item 4.2.3), e o conjunto de atividades didáticas assistidas por esses simuladores foi implantado em uma primeira turma. A partir da experiência com o método de ensino na primeira etapa de implantação, procedimentos de tutoria e de avaliação foram adaptados para uma segunda aplicação do método. O impacto dessas atividades na aprendizagem foi avaliado por meio do método da triangulação concorrente (CREDE e BOREGO, 2010), no sentido de envolver simultaneamente dados qualitativos e quantitativos na avaliação (BORREGO et al., 2009).

No primeiro semestre, as atividades de simulação foram conduzidas no período de cinco semanas letivas, nas quais o conteúdo programático foi lecionado em quatro horas semanais de aula expositiva, e os trabalhos com os simuladores foram conduzidos na forma de trabalhos extraclasse. Nesse semestre, os estudantes desenvolveram os trabalhos sem o suporte de tutoria.

No segundo semestre, foi estabelecido um procedimento de tutoria em cada etapa das atividades de simulação, no qual foram conduzidas reuniões individuais do instrutor com os grupos de trabalho para auxiliar no entendimento e na execução das simulações, e direcionar a análise dos resultados. Foram levantadas anotações em todas as reuniões para assegurar

o acompanhamento da evolução dos estudantes nessas atividades. Adicionalmente, as atividades do segundo semestre foram conduzidas em sete semanas letivas para reduzir a carga de trabalho semanal imposta pelos exercícios.

Uma abordagem híbrida do ensino disciplinar com o ensino baseado em problemas foi proposta e avaliada nesse trabalho. As atividades de ensino foram planejadas de acordo com os objetivos instrucionais dispostos na Tabela 2. A componente disciplinar do ensino foi ministrada em sala de aula por meio do ensino expositivo e resolução de exercícios didáticos. A componente do ensino baseada em problema foi ministrada extraclasse e em grupo, em atividades que podem ser divididas em duas etapas.

A primeira etapa consistiu na execução de um conjunto experimentos de simulação. Utilizou-se de problemas com soluções guiadas, formulados a partir do princípio construtivista da aprendizagem (WINDSCHITL e ANDRE, 1998). Nesse sentido, foram fornecidos aos estudantes todos os passos a serem desenvolvidos, sendo-lhe exigida a interpretação desses resultados para a construção de um relatório técnico. A segunda etapa desse processo de ensino e aprendizagem foi conduzida a partir de um problema de projeto de um sistema de controle estatístico de processos.

Tabela 2: Objetivos instrucionais propostos para a o ensino de gráficos de controle.

ITEM	OBJETIVO INSTRUCIONAL
1	Construir gráficos de controle apropriadamente
2	Interpretar os resultados dos gráficos de controle
3	Diferenciar as fases da implantação do CEP
4	Entender os erros tipo I e II, e a relação destes com o ARL
5	Entender o efeito de Regras de Interpretação nos erros I e II
6	Diferenciar limites de controle e limites de especificação
7	Projetar um sistema de controle
8	Entender o conceito de Capacidade de Processo
9	Julgar a capacidade de um processo

Os problemas levantados com relação ao design e à análise de risco dos sistemas de controle estatístico de processos são: (i) identificar o sistema de controle adequado para cada situação; (ii) definir as regras de interpretação

adequadas para os gráficos de controle; (iii) determinar o plano de amostragem adequado ao sistema de controle; (iv) fazer a análise de risco do sistema de controle e interpretá-la.

4.2.2. Descrição do curso

Inicialmente, foram estudados os fundamentos conceituais da engenharia da qualidade, dos sistemas de gestão e garantia da qualidade, e da melhoria contínua. A partir dessa primeira etapa do curso, os estudantes assistiram a um documentário no qual um processo industrial é descrito detalhadamente, e analisaram o processo com o objetivo de identificar e criticar o sistema de qualidade da empresa, a partir de um conjunto de perguntas oferecidas pelo instrutor. Os resultados foram entregues por escrito.

A segunda etapa do curso introduziu os fundamentos da estatística descritiva. Após a apresentação em sala de aula do conteúdo e a resolução de exercícios, os estudantes praticaram a estratificação de dados, uma importante ferramenta da qualidade, utilizando os resultados do trabalho de Chang e Lu (1996). Um procedimento de estratificação para a melhoria da qualidade em um processo de produção de aço laminado foi desenvolvido, a partir do qual os estudantes conseguiram identificar fontes de variabilidade que poderiam ser escopo de melhoria, e compararam dados do desempenho do processo antes e depois da implantação dessas melhorias. A partir dos dados disponibilizados pelos referidos autores (sem conhecimento do artigo original), os estudantes construíram histogramas, calcularam as estatísticas descritivas e propuseram soluções para a melhoria do processo. Os resultados foram entregues na forma de um relatório técnico e discutidos posteriormente em conjunto com a apreciação do artigo original.

A terceira etapa do curso introduziu os fundamentos da estatística inferencial. Os procedimentos de inferência estatística para uma única população foram praticados em sala de aula com o auxílio de computadores, entretanto, os procedimentos de inferência estatística para duas ou mais populações não foram praticados, mas somente apresentados conceitualmente pelo instrutor. Maior ênfase foi dispendida no tratamento dos erros inerentes ao método da inferência estatística. Nesse sentido, os cálculos dos erros do tipo 1 e do tipo 2 de testes de média para uma única população foram praticados em

sala de aula com o auxílio de planilhas eletrônicas. Em seguida, a primeira atividade de simulação foi ministrada aos estudantes, na qual os erros tipo 1 e 2 foram estimados a partir de um conjunto de simulações de Monte Carlo, conforme descrito no item 4.2.1. Após a conclusão dos exercícios, os estudantes construíram um relatório discutindo os fatores que interferem na taxa desses erros.

A quarta etapa do curso introduziu os gráficos de controle de Shewhart. Em primeiro lugar, discutiu-se a teoria subjacente ao método de Shewhart, o significado do estado de controle de um processo, as fases de implantação dos gráficos de controle e as suas limitações. Praticou-se a construção dos principais tipos de gráficos de controle com o auxílio de planilhas eletrônicas.

Uma atividade em sala de aula foi desenvolvida para o ensino do método de estimação do desvio-padrão utilizado na construção de gráficos de controle e demonstrar a natureza dos fatores de correção (denominados c_4 e d_2) utilizados no método de Shewhart de controle estatístico. Os seguintes procedimentos foram utilizados nas simulações computacionais.

Inicialmente, um conjunto de amostras aleatórias foi gerado a partir de definições do usuário (Figura 1). As médias e os desvios padrão das amostras foram calculados e dispostos na planilha eletrônica do simulador (Figura 1). A partir do desvio padrão médio, e considerando-se o desvio padrão programado pelo usuário, o simulador calculou o fator de correção (c_4 ou d_2) pela razão entre o desvio padrão médio e o desvio padrão verdadeiro. Essa estimativa do fator de correção é apresentada em destaque no simulador (Figura 1). Duas planilhas foram programadas com o mesmo procedimento, diferindo-se somente pelo método de estimativa do desvio-padrão a partir das amplitudes (R) ou dos desvios padrão amostrais (S).



Figura 1: Interface com o usuário do simulador *QCsim* – *Estimativa do desvio-padrão*.

A partir dos resultados das simulações, os estudantes puderam observar que as simulações forneciam aproximações satisfatórias dos valores exatos dos fatores de correção, conforme dispostos em tabelas disponíveis na literatura (MONTGOMERY, 2009).

Em seguida, estudou-se a teoria e a construção das curvas operacionais de operação de gráficos de controle, que foram praticadas com o auxílio de planilhas eletrônicas, e os indicadores de desempenho dos gráficos de controle foram discutidos. O efeito da utilização de regras de interpretação foi discutido a partir desses indicadores.

Depois de concluída a apresentação do conteúdo teórico dessa etapa do curso, a segunda atividade de simulação foi ministrada aos estudantes, conforme descrito detalhadamente no item 4.2.2. Nessa atividade, os estudantes estimaram o comprimento médio de corrida (ARL) de gráficos de controle para a média por meio de simulações de Monte Carlo, e compararam os resultados com as previsões teóricas. O efeito do tamanho das amostras, da magnitude da perturbação na média do processo, e do uso de diferentes arranjos de regras de interpretação foi investigado. Os resultados foram apresentados na forma de um relatório técnico.

A quinta etapa do curso introduziu os indicadores de capacidade de processo. O conteúdo teórico foi apresentado em sala de aula e os cálculos desses indicadores foram praticados em exercícios teóricos. Em seguida, discutiu-se a relação entre esses indicadores e o controle estatístico do processo, e a terceira atividade de simulação foi ministrada, conforme descrito no item 4.2.3.

Nessa atividade de simulação, os estudantes foram orientados no design de um procedimento de controle estatístico de processo, a partir de um conjunto de considerações e informações. O desempenho do sistema de controle projetado foi avaliado, assim como a sensibilidade desse sistema frente a alterações no tamanho das amostras e na capacidade do processo (índice C_p), por meio de simulações de Monte Carlo. Os resultados foram apresentados na forma de um relatório técnico.

4.2.3. Descrição das atividades de simulação computacional

Os simuladores foram desenvolvidos em planilhas eletrônicas do Excel utilizando-se o Visual Basic for Applications (VBA). Foram desenvolvidos três simuladores computacionais para os seguintes tópicos do curso: (i) estatística inferencial (testes Z e T); (ii) design e avaliação do desempenho de gráficos de controle; e (iii) capacidade de processos.

a) Simulador *QCsim* - testes de hipótese

O primeiro simulador permite aos estudantes estimar os erros tipo 1 e 2 associado ao teste Z e ao teste T de Student. A simulação ocorre em duas fases, conforme descrito em seguida.

Na primeira fase da simulação, os parâmetros do processo são estimados a partir de um número k de amostras. O número de amostras (k) e o tamanho das amostras (n) são determinados pelo usuário no campo *k.Fase1* e *n.Fase1*, conforme ilustrado na Figura 2. Nessa etapa da simulação, a média e o desvio padrão do processo é fixa e exatamente igual às especificações informadas no enunciado do exercício ($\mu = 100$, $\sigma = 1$), independentemente da média ou desvio-padrão que o usuário insira nos campos *media* e *dp* (Figura 2) no simulador.

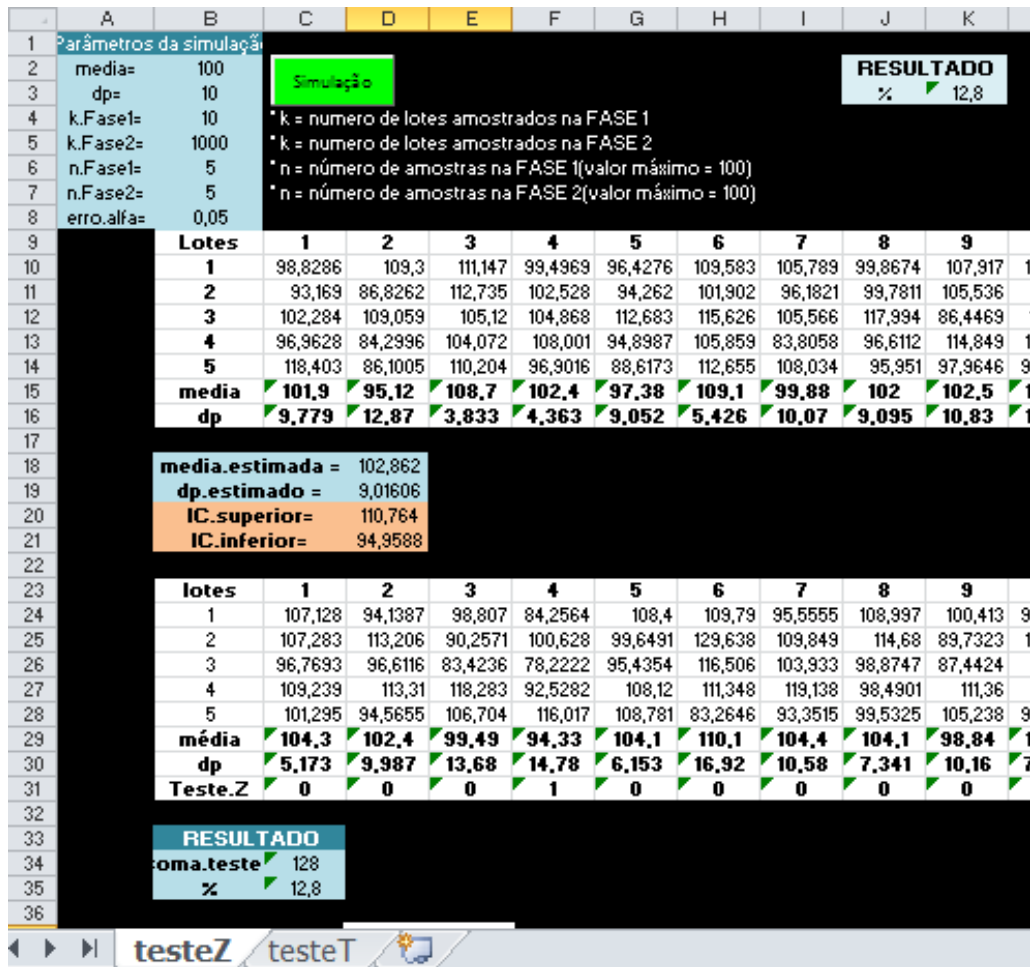


Figura 2: Interface com o usuário do simulador QCsim – Testes de Hipótese.

A partir dessas *k* amostras, são obtidas as estimativas da média e do desvio-padrão da população, e o simulador calcula automaticamente os limites de confiança a partir do nível de significância informado no campo *erro.alfa* (Figura 2).

A partir do intervalo de confiança estabelecido na primeira etapa da simulação, são simulados uma sucessão de testes Z, ou testes T, para a hipótese de que a média do processo permanece igual à especificação. O número de amostras coletadas deve ser definido pelo usuário no campo *k.Fase2*, e o tamanho das amostras deve ser definido no campo *n.Fase2*. Na segunda fase da simulação, a média e o desvio padrão do processo são definidos nos campos *media* e *dp*, conforme ilustrado na Figura 2. Dessa forma, se o usuário escolher simular a segunda fase com a média e o desvio padrão iguais à especificação, essa simulação equivale a uma situação

hipotética na qual o teste de hipóteses deveria sempre aceitar a hipótese nula de que a média permanece igual à especificação.

Quando a média inserida pelo usuário é diferente da especificação, simulam-se situações nas quais o teste de hipóteses deveria recusar a hipótese nula de que a média permanece igual à especificação. O simulador permite, portanto, determinar quantas vezes o teste emitiu alarmes falsos ou genuínos, a partir de um grande número de simulações.

Os objetivos estabelecidos para a atividade de simulação foram: (i) entender e explicar as origens dos erros tipo 1 e 2 nos procedimentos de inferência estatística; (ii) entender o que representa o poder de um teste de média; (iii) explicar os fatores que determinam a magnitude desses erros; (iv) comparar o desempenho dos testes Z e T, em situações nas quais os intervalos de confiança são obtidos a partir de diferentes quantidades de informação. Os estudantes foram direcionados a construir um relatório da atividade, elucidando as implicações práticas destas observações.

Após a conclusão dos exercícios com o primeiro simulador, os estudantes puderam observar que o modelo de Z não permite previsões adequadas dos intervalos de confiança quando os parâmetros da população são desconhecidos. Os resultados permitiram observar que o modelo de Z resulta em intervalos de confiança melhores na medida em que o tamanho das amostras utilizado para se estimar os parâmetros da população aumenta (Figura 3).

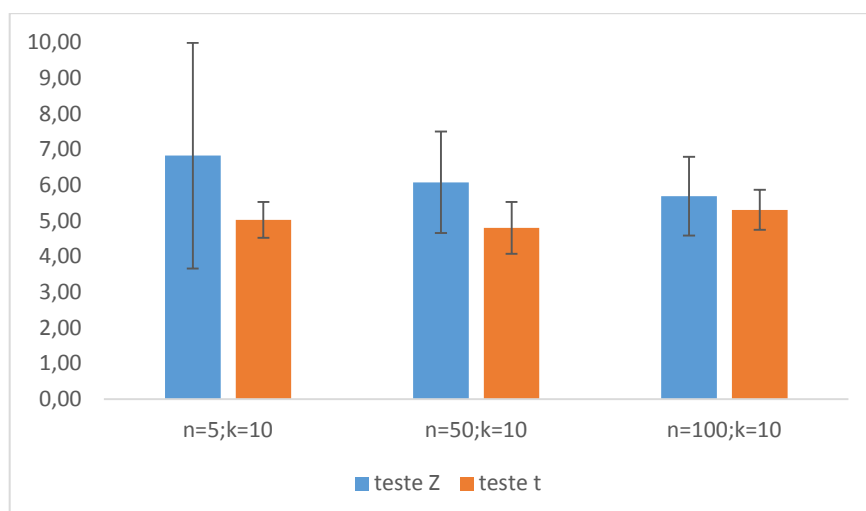


Figura 3: Quantidade percentual de testes de hipótese em que a hipótese nula foi rejeitada quando a mesma é verdadeira ($\alpha = 0,05$), a partir das simulações no simulador *QCsim – Testes de Hipótese*.

Em complementação, os estudantes observaram que o teste T possibilitou a construção de intervalos de confiança com boa precisão e acurácia a partir de um número limitado de amostras (Figura 3), conforme esperado.

Os resultados deste exercício foram revistos posteriormente em sala de aula. No momento em que se discutia a respeito da primeira fase da implantação dos gráficos de controle, contrastou-se os resultados dessa atividade prática com a recomendação da literatura de um número mínimo de 30 lotes necessários para que as estimativas dos parâmetros de um processo sejam assumidas como suficientes (MONTGOMERY, 2009).

Adicionalmente, os estudantes foram orientados a utilizarem o simulador para avaliar o poder dos testes de hipótese estudados em relação ao tamanho das amostras e da magnitude do desvio da média.

b) *QCsim 2 - gráfico de controle*

O segundo simulador foi desenvolvido para o estudo do desempenho de gráficos de controle. O simulador representa um processo fictício controlado por meio de gráficos de controle do tipo X/S. Nesse sentido, assume-se que a primeira fase da implantação do controle estatístico da qualidade foi devidamente concluída e os parâmetros do processo são precisamente conhecidos.

Os parâmetros do processo (a média e o desvio-padrão) são definidos pelo usuário no formulário *Especificação* (Figura 4) e são utilizados na simulação para se determinar os limites dos gráficos de controle.

O formulário *Simulação* permite ao usuário definir quantas amostras serão simuladas, qual o número de elementos dessas amostras, e a condição real do processo (média e desvio-padrão reais), que serão utilizados pelo simulador na geração das amostras aleatórias (Figura 4). Dessa maneira, o simulador permite que sejam geradas amostras aleatórias provenientes do processo: (i) sob controle, quando a média e o desvio padrão reais do processo

são iguais àqueles definidos no formulário *Especificação*, e (ii) fora de controle, quando a média e o desvio padrão reais do processo diferem da especificação.

O formulário *Controle* permite que sejam selecionadas as regras de interpretação da Western Electric Handbook (MONTGOMERY, 2009) que serão utilizadas nas simulações. Os sinais de alerta emitidos quando a regra 1 é violada são marcados em vermelho, e as demais regras de interpretação são sinalizadas em pontos amarelos (Figura 4).



** Os círculos verdes não são integrantes do software.

Figura 4: Interface com o usuário do simulador *QCsim* - gráfico de controle.

Após a conclusão de uma simulação, o número de alertas em cada gráfico de controle é monitorado automaticamente e disposto no formulário *Controle*. O lote em que o primeiro sinal de alerta ocorreu é informado no canto superior direito de cada gráfico de controle (círculo verde, Figura 4).

O simulador foi utilizado em uma atividade prática com o objetivo de se estudar o desempenho das cartas de controle de Shewhart, considerando diferentes combinações de regras de interpretação dos resultados. Os estudantes foram orientados a planejarem um procedimento experimental para estimarem o comprimento médio das corridas (ARL) e a probabilidade de alerta dos gráficos de controle operando com diferentes composições de regras de

interpretação. A probabilidade de alerta foi calculada pelo quociente entre a quantidade de alertas e o total de lotes amostrados, e representa a chance de se emitir um alerta no primeiro lote amostrado a partir do momento em que uma perturbação ocorreu no processo.

O comprimento médio das corridas (ARL) foi estimado por dois métodos: (i) obtendo-se a média dos comprimentos de corrida (RL, Figura 4) de uma série de repetições da simulação; e (ii) calculando-se a probabilidade de alerta média (P_A). Considerando que os comprimentos de corrida (RL) têm distribuição de probabilidade geométrica, o ARL pode ser estimado pelo inverso da Probabilidade de Alerta. Dessa forma, os estudantes puderam comparar as estimativas do ARL obtidas pelos dois métodos com os valores teóricos.

Discutiu-se na apresentação do exercício que o método de estimação do ARL a partir da probabilidade de alerta (P_A) utiliza uma quantidade maior de informações do que o método do RL médio, e resulta em melhores aproximações quando a quantidade de repetições é pequena. Nesse caso, em razão das simulações serem executadas manualmente pelos estudantes, o método da probabilidade de alerta é vantajoso.

A partir dos experimentos, avaliou-se o efeito do tamanho das amostras no desempenho dos gráficos de controle e comparou-se os resultados com as previsões teóricas construídas em sala de aula. Subsequentemente, os estudantes foram direcionados a discutirem as diferenças observadas entre os sistemas de controle com diferentes arranjos de regras de interpretação e a sugerirem em seus relatórios as condições nas quais os diferentes arranjos de regras de interpretação poderiam ser úteis.

Após a execução das simulações, conforme descrito acima, foi apresentada uma segunda versão do simulador, projetada para executar um número maior de simulações iterativamente (Figura 5). A segunda versão do simulador permite determinarem-se simultaneamente as combinações de tamanhos de amostra e de desvios na média a serem executadas iterativamente pelo simulador nos cálculos dos comprimentos médios de corrida. Uma tabela sumarizando os comprimentos médios de corrida obtidos nas simulações é apresentada, o gráfico de dispersão do comprimento médio de corrida em função do desvio da média, e um histograma representando a distribuição de probabilidade dos comprimentos de corrida.



Figura 5 - Interface com o usuário do protótipo QCsim – Comprimento de corrida.

Discutiu-se em sala de aula a respeito do funcionamento do simulador, das suas vantagens em relação à precisão das estimativas e da importância do conhecimento da distribuição de probabilidade dos comprimentos de corrida. As mesmas simulações que haviam sido feitas no sistema anterior, mais laborioso e limitado, foram executadas novamente no sistema automático com melhor precisão.

Os estudantes obtiveram tabelas com melhores estimativas dos comprimentos médios de corrida e foram orientados a utilizarem estas tabelas na resolução da segunda parte do exercício (Tabela 3). Os resultados foram comparados com os valores teóricos disponíveis na literatura (MONTGOMERY, 2009; CHAMP e WOOLDALL, 1987; SHMUELI e COHEN, 2003).

A partir das simulações foi possível estabelecer as diferenças entre os sistemas de controle operando com diferentes regras de interpretação. Os estudantes foram solicitados a sugerirem condições nas quais cada conjunto de regras de interpretação poderia ser utilizado (se existente). Solicitou-se aos

estudantes que o efeito do tamanho das amostras no desempenho dos gráficos de controle fosse discutido em seus relatórios.

Tabela 3: Comprimento médio das corridas (ARL) estimados considerando-se as regras de interpretação da Western Electric.

Regra 1 + Regra 2						Regra 1 + Regra 3					
Desvios	n= 3	n= 6	n= 9	n= 12	n= 15	Desvios	n= 3	n= 6	n= 9	n= 12	n= 15
0	222,26	214,03	223,51	212,97	217,48	0	103,85	105,31	104,72	105,84	106,29
0,2	135,99	93,25	69,04	54,13	43,97	0,2	72,98	54,34	43,21	34,28	29,5
0,4	53,61	25,79	15,31	9,83	7,2	0,4	34,93	18,31	11,63	8,45	6,51
0,6	21,81	8,34	4,68	3,08	2,37	0,6	15,87	7,42	4,6	3,42	2,8
0,8	9,74	3,69	2,2	1,57	1,32	0,8	8,3	3,88	2,65	2,03	1,69
1	5,27	2,09	1,39	1,15	1,06	1	4,97	2,54	1,78	1,42	1,23
1,2	3,12	1,47	1,11	1,03	1,01	1,2	3,43	1,85	1,35	1,14	1,05
1,4	2,16	1,16	1,02	1	1	1,4	2,57	1,45	1,13	1,03	1,01
1,8	1,32	1,01	1	1	1	1,8	1,68	1,09	1,01	1	1
2	1,17	1	1	1	1	2	1,42	1,03	1	1	1
2,5	1,01	1	1	1	1	2,5	1,11	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1	3	1,01	1	1	1	1
Regra 1 + Regra 4						Todas as regras					
Desvios	n= 3	n= 6	n= 9	n= 12	n= 15	Desvios	n= 3	n= 6	n= 9	n= 12	n= 15
0	152,8	153,61	154,85	155,06	149,91	0	67,98	67,59	69,9	68,97	67,92
0,2	70,54	45,35	32,65	26,97	22,13	0,2	40,61	28,35	22,14	17,3	14,63
0,4	26,55	14,73	10,61	8,41	7,01	0,4	17,49	10,39	7,04	5,47	4,4
0,6	13,61	7,76	5,52	4,33	3,52	0,6	9,26	4,96	3,4	2,58	2,06
0,8	8,5	4,85	3,34	2,4	1,84	0,8	5,43	2,89	1,93	1,52	1,31
1	5,95	3,15	1,96	1,47	1,23	1	3,66	1,89	1,38	1,15	1,06
1,2	4,41	2,07	1,38	1,15	1,05	1,2	2,58	1,41	1,12	1,03	1,01
1,4	3,23	1,49	1,14	1,03	1,01	1,4	1,92	1,16	1,02	1	1
1,8	1,8	1,09	1,01	1	1	1,8	1,28	1,01	1	1	1
2	1,48	1,03	1	1	1	2	1,16	1	1	1	1
2,5	1,1	1	1	1	1	2,5	1,01	1	1	1	1
3	1,01	1	1	1	1	3	1	1	1	1	1

* A regra 1 corresponde a detecção de um ponto fora dos limites de controle.

** A regra 2 corresponde à detecção de dois pontos em três fora do limite de 2σ do gráfico de controle.

*** A regra 3 corresponde à detecção de três pontos em quatro fora do limite de 1σ no gráfico de controle.

c) QCsim 3 - Controle de processo

O terceiro simulador foi desenvolvido para o ensino do projeto e da avaliação do desempenho de gráficos de controle, e da relação entre o desempenho do sistema de controle e a capacidade do processo. Desenvolveu-se para essa finalidade um procedimento padronizado para o projeto de gráficos de controle, que considera como parâmetro de projeto o

risco de o sistema de controle permitir que um dado limite de produtos defeituosos seja superado, conforme descrito em seguida.

O simulador foi desenvolvido para representar um processo fictício que produz lotes de 1000 unidades (produtos), com distribuição de probabilidade normal e parâmetros definidos pelo usuário. Amostras aleatórias são retiradas de cada lote e o processo é avaliado automaticamente de acordo com as regras de interpretação selecionadas. Se o processo for julgado sob controle (nenhuma regra violada), o lote é enviado para o almoxarifado e fica em estoque até ser despachado para o cliente.

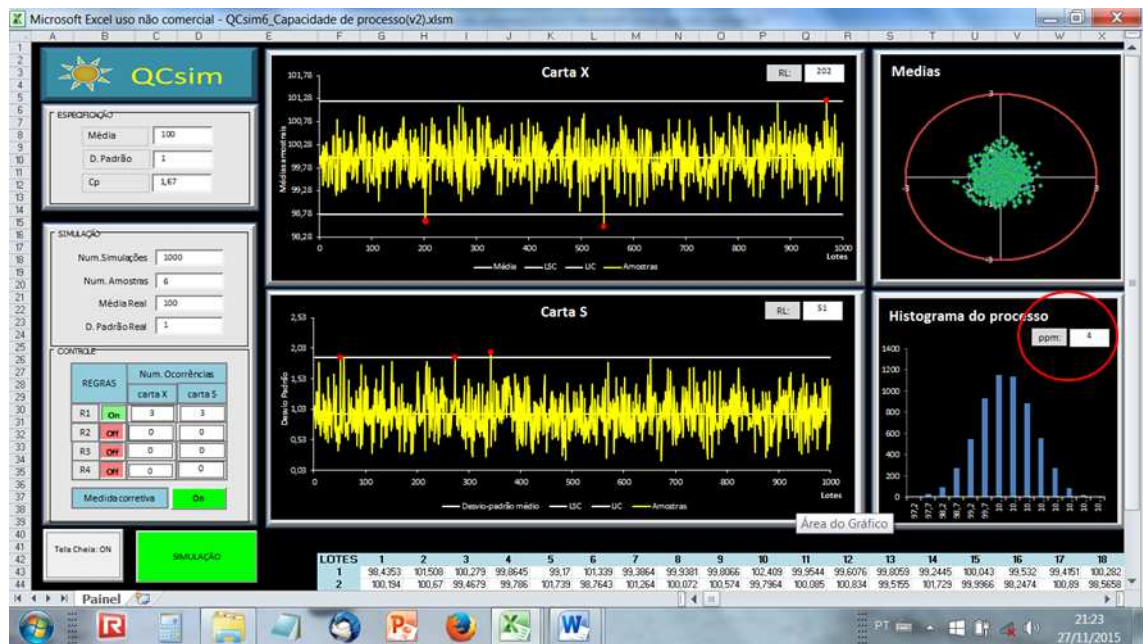
O almoxarifado pode conter até seis (6) lotes, de modo que sempre que um novo lote chega para armazenamento, o lote mais antigo é despachado. No momento de despachar o lote, são contados os produtos que estão fora de especificação (defeituosos). Essa contagem é cumulativa.

Se o processo for julgado fora de controle (uma das regras foi violada), todo o conteúdo do lote é revisado e os produtos defeituosos são corrigidos. Nesse caso, o lote somará zero à contagem cumulativa de defeitos. O simulador permite ao usuário escolher se o sistema de correção dos lotes será utilizado, ou se os lotes serão despachados intactos independentemente dos sinais de alerta do sistema. Essa escolha é feita pelo item Medida Corretiva (Figura 6).

O procedimento é repetido iterativamente pelo número de vezes definido pelo usuário. Após o término de todas as repetições, a contagem cumulativa de produtos defeituosos é dividida pelo total de produtos produzidos. Esse quociente estima a probabilidade de defeito (P_d), que representa a probabilidade de o processo produzir um item defeituoso. O simulador converte a estimativa da probabilidade de defeito na estimativa do número de itens defeituosos por milhão de produtos (ppm) do processo nas condições de controle simuladas. Esse resultado é disposto no item *ppm*, conforme ilustrado na figura 6 (círculo vermelho).

O simulador permite que sejam definidas diferentes condições de capacidade de processo (C_p , Figura 6). Os limites de especificação e de

controle são calculados automaticamente a partir da média, do desvio-padrão e do Cp especificados para o processo.



** círculos vermelho não é integrantes do software.

Figura 6: Interface com o usuário do simulador QCsim – Controle de processo.

A partir dessas condições, um critério foi definido aleatoriamente para representar o risco admissível ao sistema de controle, sendo definido que a quantidade máxima de produtos defeituosos admissível como 30 ppm. Para completar um critério transponível para a atividade prática, assumiu-se como contexto do exercício que estudos preliminares na empresa indicaram que o tempo de segurança máximo para alertar um distúrbio no processo igual ou superior a 30 ppm de produtos defeituosos é dois dias de produção, considerando-se que são produzidos 3 lotes de produção por dia.

Dessa forma, os estudantes foram orientados a projetar um sistema de controle estatístico capaz de atender aos critérios supramencionados. Inicialmente, construiu-se em sala de aula uma tabela das estimativas da quantidade de produtos defeituosos por milhão (ppm) esperadas nesse processo em função dos desvios na média do processo (Tabela 4). Para esses cálculos, utilizou-se as funções de distribuição de probabilidade normal do excel.

A partir destes dados, os estudantes foram orientados na procura de um critério para a sensibilidade do sistema de controle. Nesse sentido, os estudantes determinaram a capacidade do processo em estudo ($C_p = 1.5$), e observaram que o sistema de controle deveria ser responsivo a desvios na média iguais ou superiores a 0.5 desvios-padrão, que resultam aproximadamente em 30 ppm de produtos defeituosos ou mais (Tabela 4).

Tabela 4: Probabilidade de produtos defeituosos em função do desvio do processo em relação à especificação, expressa como a fração de produtos defeituosos por milhão de produtos produzidos (ppm).

Desvios	ppm(cp=1)	ppm(cp=1,3)	ppm(cp=1,5)	ppm(cp=1,67)	ppm(cp=2)
0	2699,80	96,19	6,80	0,54	26,69
0,3	3950,40	172,45	14,14	1,29	51,49
0,5	6442,29	342,34	31,96	3,26	109,10
0,9	17912,52	1350,69	159,14	19,78	483,59
1,2	35943,66	3467,14	483,43	69,48	1349,93
1,5	66810,60	8197,57	1349,90	224,05	3466,98
2	158655,54	28716,56	6209,67	1306,24	13903,45

A partir dessa observação, os estudantes foram orientados a determinarem qual o arranjo de regras de interpretação e o tamanho mínimo das amostras coletadas que assegure que o sistema de controle seja capaz de impedir que a empresa supere a quantidade de 30 ppm de produtos defeituosos. Essa análise foi conduzida utilizando-se as tabelas de comprimento médio de corrida (Tabela 3). Identificou-se nas tabelas construídas o tamanho das amostras necessário para que o comprimento médio de corrida (ARL) seja igual ou menor que 6 observações, de modo que o sistema fosse capaz, em média, de alertar um desvio de 0.5 sigmas no intervalo de 6 lotes de produção. Considerou-se, para efeito do exercício proposto, que a partir dessas definições o sistema de controle estava projetado.

O terceiro simulador foi desenvolvido para validar o design do sistema de controle da empresa fictícia. Os estudantes foram orientados a planejarem um experimento, utilizando esse simulador, para verificar se o sistema projetado teoricamente seria capaz de atender aos critérios de risco definidos anteriormente.

Inicialmente, o simulador foi validado pelos estudantes por meio da comparação das estimativas das quantidades de produtos defeituosos previstas na Tabela 4 e os resultados de simulações sem o sistema de correção. Solicitou-se aos estudantes um experimento com repetições para que a variabilidade das predições pudesse ser estimada.

Após a confirmação da validade das simulações, os estudantes foram orientados a planejarem um procedimento experimental para avaliar a eficácia do sistema de controle estatístico projetado anteriormente e a sensibilidade desse sistema a mudanças no tamanho das amostras. Sugeriu-se que fossem construídos gráficos de dispersão correlacionando o tamanho das amostras coletadas com a fração defeituosa (ppm) enviada para o consumidor quando o sistema de medida corretiva estivesse operando. Os gráficos foram construídos considerando-se diferentes condições de desvio da média do processo, conforme ilustrado na Figura 7.

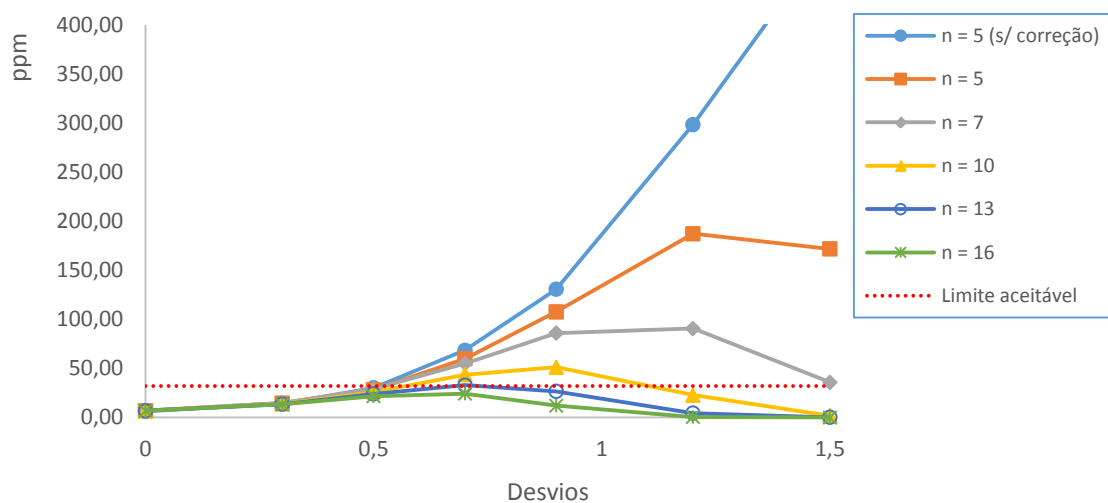


Figura 7: Estimativas do desempenho do sistema de controle, obtidas a partir das simulações ($n = 20$, $C_p = 1,5$). Expresso como a quantidade de produtos defeituosos por milhão de produtos (ppm).

A partir dos resultados, os estudantes puderam observar que o sistema de controle operando nas conduções projetadas foi capaz de manter o processo abaixo do limite aceitável de produtos defeituosos por milhão,

independentemente da magnitude dos desvios da média (Figura 7). No momento de apresentação da atividade em sala de aula, discutiu-se o significado dos resultados dessa simulação, elucidando que os resultados não representam a realidade do processo, uma vez que em nenhuma situação real um processo iria operar fora de controle e sem correção indefinidamente. Nesse sentido, as quantidades de produtos defeituosos por milhão produtos (ppm) estimadas nas simulações representam a média esperada estritamente no intervalo de tempo entre o momento no qual o processo perde o controle e o momento no qual esse distúrbio é detectado (alerta) e corrigido. Em um processo real, o desempenho seria superior, pois se espera que o processo opere mais tempo sob controle do que o contrário.

Adicionalmente, solicitou-se aos estudantes a avaliação do impacto no sistema de controle estatístico de alterações na capacidade do processo (C_p). Sugeriu-se que as investigações fossem concentradas em simulações em que a capacidade do processo fosse melhorada, e que somente uma condição inferior de capacidade de processo fosse avaliada. A partir das simulações, os estudantes puderam verificar que a capacidade do processo impacta significativamente no sistema de controle simulado. Comparando os resultados desse trabalho com recomendações da literatura (MONTGOMERY, 2009), pode-se observar que a capacidade de processo recomendada pelo autor para processos já estabelecidos ($C_p = 1,5$) somente permite assegurar a quantidade de produtos defeituosos na ordem de centenas de produtos defeituosos por milhão quando amostras pequenas são utilizadas no controle do processo (Figura 7).

Um aumento da capacidade do processo para 1.6 torna possível assegurar-se a quantidade de produtos defeituosos por milhão (ppm) na ordem de dezenas de produtos defeituosos a partir de um tamanho pequeno de amostras (Figura 8). Em contrapartida, nas condições propostas neste trabalho, reduções na capacidade do processo não permitiriam garantir que o processo operaria abaixo dos limites especificados (30 ppm), sendo a capacidade de processo limite ($C_p = 1,4$), a condição na qual a quantidade de produtos defeituosos por milhão aproximadamente é igual a 30 ppm, quando o processo está sob controle (Figura 9).

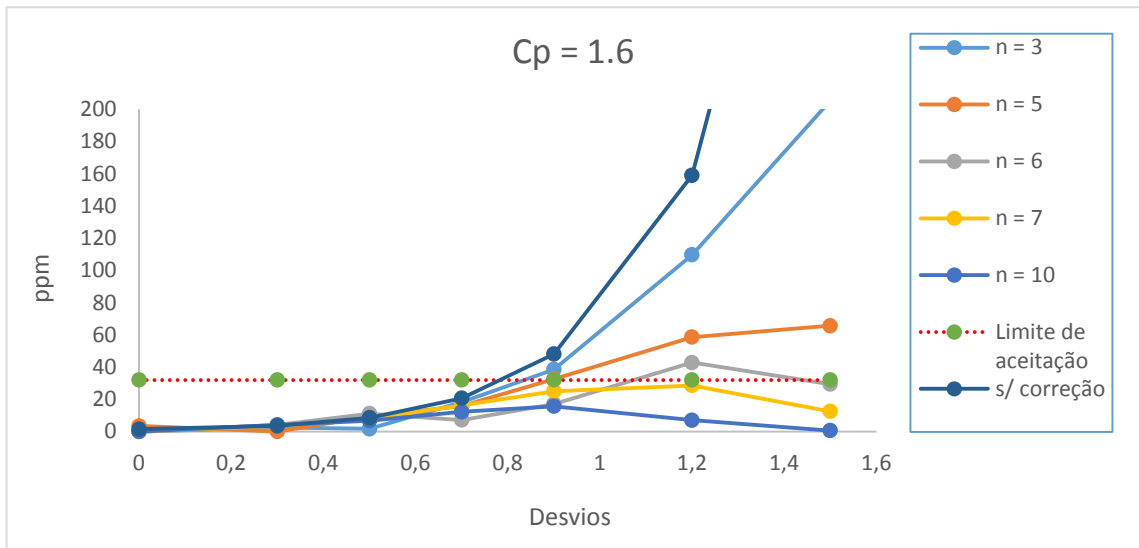


Figura 8: Estimativas do desempenho do sistema de controle, obtidas a partir das simulações ($n = 20$, $C_p = 1,6$). Expresso como a quantidade de produtos defeituosos por milhão de produtos (ppm).

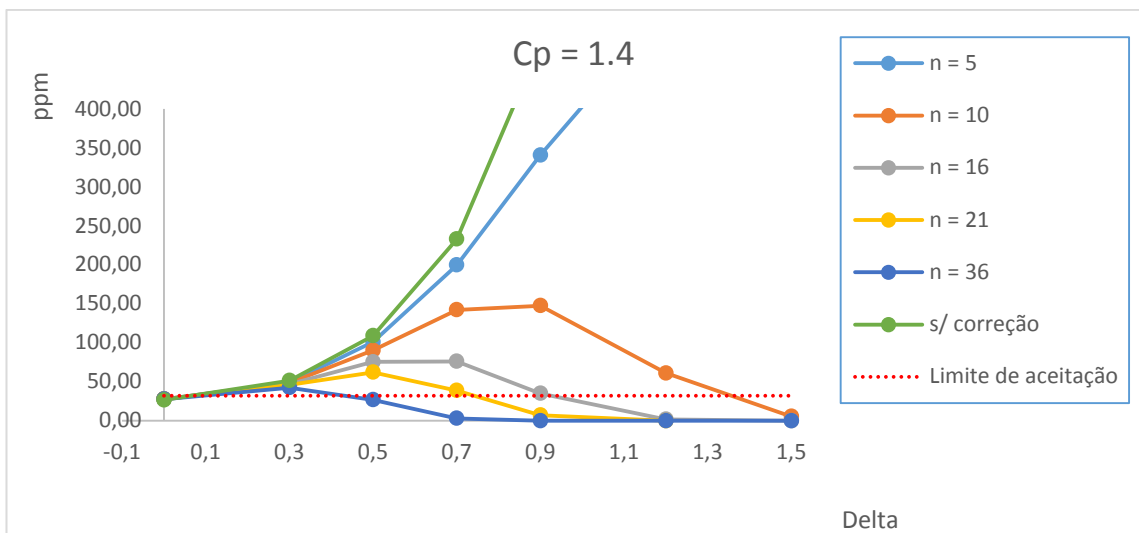


Figura 9: Estimativas das quantidades de produtos defeituosos por milhão de produtos (ppm) obtidas a partir das simulações ($n = 20$, $C_p = 1,4$).

4.2.4. Procedimentos avaliativos

As avaliações do aprendizado dos participantes do curso, do impacto do método de ensino e dos simuladores foram conduzidas por meio de uma abordagem híbrida de métodos quantitativos e qualitativos de análise, considerando-se as dimensões cognitiva e afetiva do aprendizado (CASE e LIGHT, 2011; BOREGO et al., 2009).

A dimensão afetiva foi avaliada por meio de questionário aplicado ao término do curso (Anexo 1), baseando-se no método descrito por Lim et al. (2014). O questionário de avaliação afetiva foi desenvolvido com o objetivo de se mensurar a percepção do estudante: (i) do tempo gasto na execução das atividades; (ii) da eficácia do aprendizado; (iii) da dificuldade das tarefas; (iv) da percepção da importância do conteúdo no contexto de sua formação profissional; (v) da eficácia do simulador em atingir os objetivos instrucionais propostos.

A dimensão cognitiva do aprendizado foi avaliada por meio da avaliação formal do aprendizado em testes de múltipla escolha associados com a exigência de justificativas apropriadas para as respostas (Anexo 2).

Os testes foram formulados a partir dos objetivos instrucionais definidos para o tópico em estudo (Tabela 2). Para a avaliação da primeira turma, utilizou-se de uma avaliação escrita após a conclusão das atividades. Essa abordagem não permitiu discriminar o efeito das atividades de simulação na aprendizagem, mas somente uma análise descritiva da aprendizagem dos estudantes dessa turma depois de concluídas todas as aulas e atividades.

Na segunda turma, o método do pré-teste/pós-teste foi escolhido para que o impacto das atividades de simulação na aprendizagem formal pudesse ser quantificado. O procedimento seguinte foi utilizado para esse fim.

Inicialmente, foi apresentado todo o conteúdo teórico para o estudo dos gráficos de controle de Shewhart e os índices de capacidade de processo. Nesse momento, uma avaliação foi ministrada aos estudantes sem que os mesmos fossem informados que a mesma avaliação seria aplicada novamente (Anexo 3). Em seguida, procederam-se as atividades com os simuladores conforme descrito anteriormente. Após a conclusão das atividades, a mesma avaliação foi ministrada novamente.

A avaliação foi elaborada com catorze questões objetivas do tipo falso ou verdadeiro, com a exigência da devida justificativa por escrito da resposta, e uma questão aberta com a exigência da construção e do julgamento dos resultados de um gráfico de controle. Atribuiu-se graduação binária a todas as questões (certo ou errado).

O questionário de avaliação dos estilos de aprendizagem de Soloman e Felder (1988) foi utilizado posteriormente para avaliar o perfil de aprendizagem

dos estudantes. O questionário foi disponibilizado em formulário eletrônico online ao término da disciplina.

4.3. Resultados e discussões

4.3.1. Avaliação do tempo dispendido nas atividades

As estimativas dos tempos dispendidos pelos participantes da primeira turma nas atividades do curso encontram-se sumarizadas na Figura 10. As etapas necessárias para a execução destas atividades foram discriminadas em três classes: (i) estudo; (ii) simulações; e (iii) relatório. A etapa de estudo refere-se ao tempo dispendido preparando-se para compreender e organizar as atividades nos simuladores, a etapa de simulação refere-se ao tempo dispendido executando as rotinas nos simuladores, e a etapa de construção do relatório compreende o tempo dispendido na interpretação dos resultados e escrita do relatório. O tempo total estimado para as atividades foi calculado somando-se as estimativas do tempo dispendido em cada etapa da atividade proposta para cada simulador.

As diversas dificuldades no processo de estimativa do tempo gasto nas atividades, especialmente por que os estudantes não foram orientados a manter a atenção no tempo ao executarem os simuladores, não permite afirmar que essas estimativas representem com precisão suficiente o tempo real gasto com as simulações.

Dessa forma, procurou-se representar a percepção do tempo dispendido em quatro níveis (Figura 10): (i) execução rápida, se o tempo estimado foi menor que 3 horas; (ii) execução moderadamente rápida, se o tempo estimado foi maior que 3 horas e menor que 6 horas; (iii) execução demorada, se o tempo estimado foi superior a 6 horas e inferior a 9 horas; (iv) execução extremamente demorada, se o tempo estimado foi superior a 9 horas.

Em relação ao tempo total dispendido nas atividades, a maior parte dos estudantes dispendeu mais de 9 horas de trabalho em cada simulador. Nesse sentido, os resultados sugerem que as atividades preencheram significativamente o tempo extraclasse dos estudantes, de maneira que o intervalo de cinco semanas, disponível para a execução desse trabalho, impactou nos resultados obtidos.

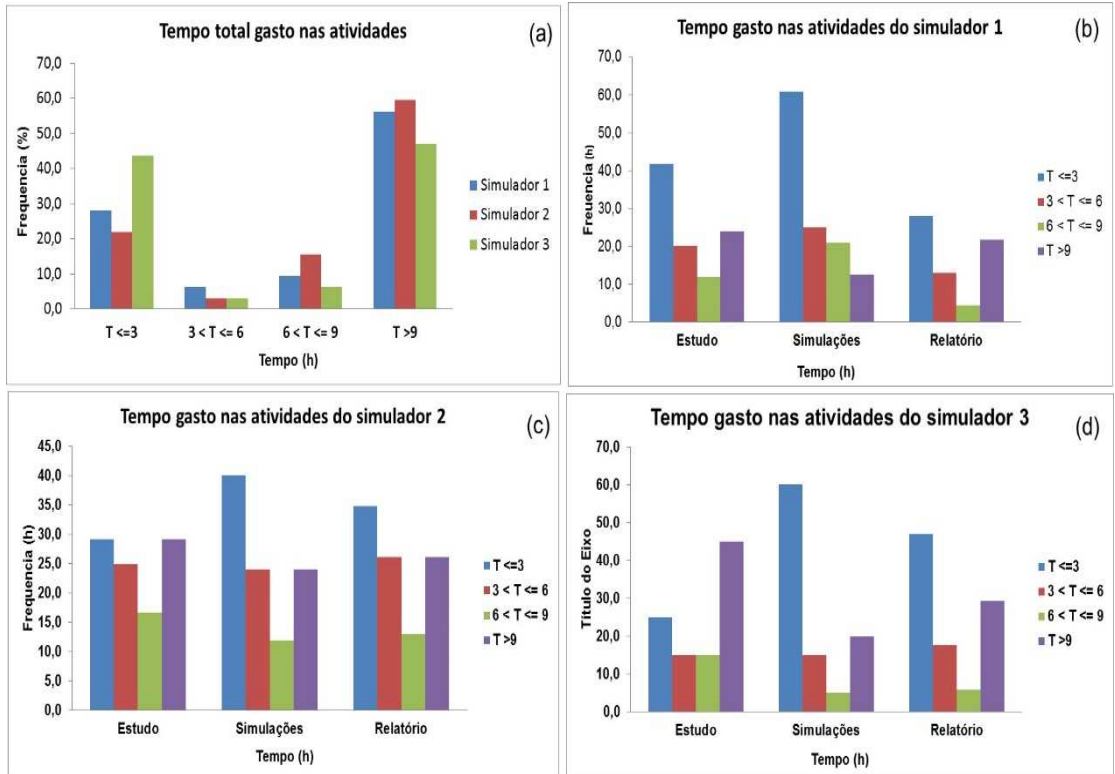


Figura 10: Tempo dispendido pela primeira turma nas atividades propostas.

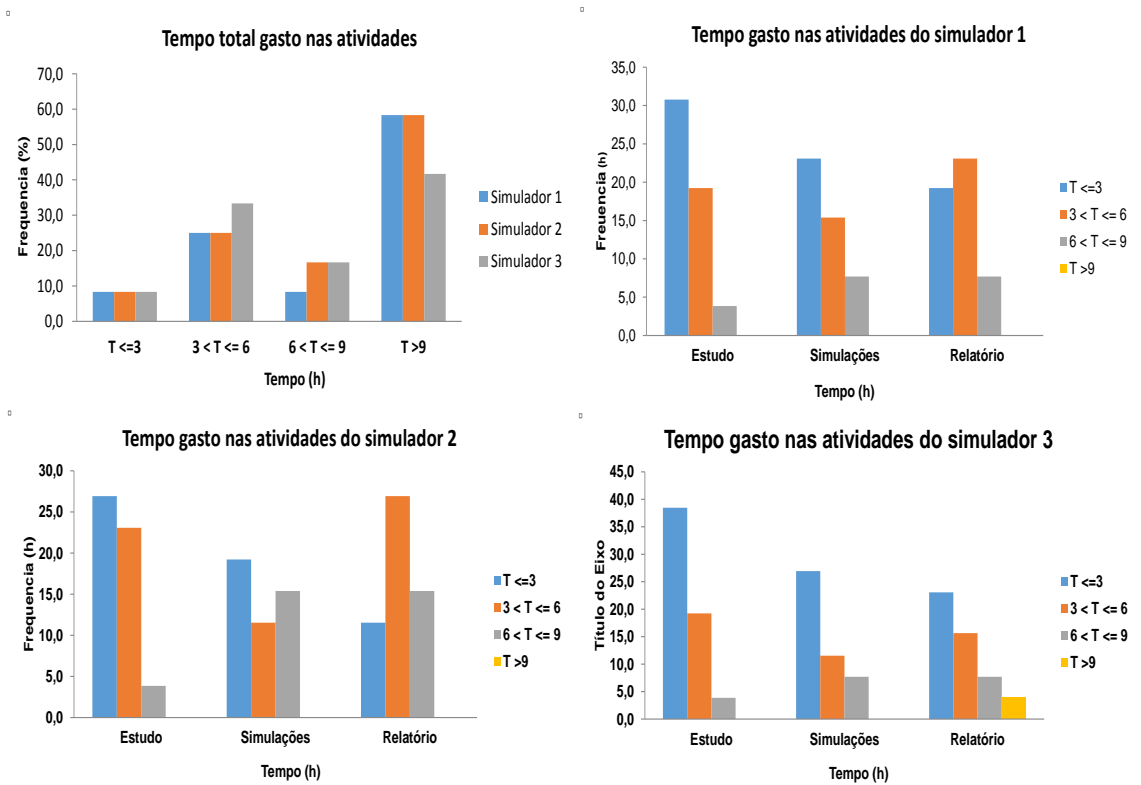


Figura 11: Tempo dispendido pela segunda turma nas atividades propostas.

Pode-se observar pelos resultados que o tempo dispendido em estudo foi significativamente grande em relação ao tempo total dispendido. Essa observação sugere que as atividades foram desafiadoras e exigiram esforço dos estudantes para transpor os conhecimentos discutidos em sala de aula para a atividade prática.

As estimativas do tempo gasto nas atividades pela segunda turma encontram-se dispostas na Figura 11. Pode-se observar que a distribuição dos tempos nas etapas de simulação e de construção dos relatórios reduziu nessa turma em relação ao observado na primeira turma (Figura 10).

A comparação dos tempos de execução das atividades entre as turmas (Figura 12) demonstra que as turmas diferiram em relação ao tempo médio de execução das atividades, e também em relação à variabilidade nos tempos de execução entre os estudantes. Esse resultado sugere que a tutoria provida no segundo semestre pelo instrutor facilitou significativamente a conclusão dos mesmos pelos estudantes.

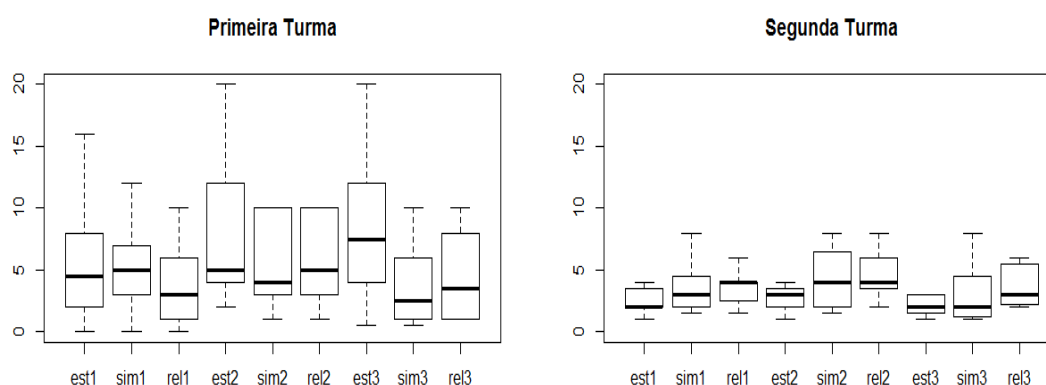


Figura 12: Distribuição dos tempos dispendidos nas atividades propostas para os simuladores.

4.3.2. Avaliação da dimensão afetiva do aprendizado

A primeira dimensão considerada na avaliação das atividades com os simuladores considerou o impacto percebido pelos estudantes dessas atividades em seu aprendizado (Anexo 3). Os resultados sugerem que os estudantes, em sua maioria, consideraram-se satisfeitos com o impacto das atividades em seu aprendizado (Figura 13). Diversos trabalhos sugerem a

predominância da preferência pela aprendizagem ativa, sensorial e visual nos estudantes de engenharia brasileiros (SIQUEIRA et al., 2013; BARRETO e SANDRI, 2011; ROSARIO, 2006). Nesse sentido, entende-se que as atividades com os simuladores proporcionaram um ambiente suficientemente interativo, que exigiu do estudante envolvimento com o levantamento de dados e sua interpretação a partir de um contexto prático, e rico em elementos visuais.

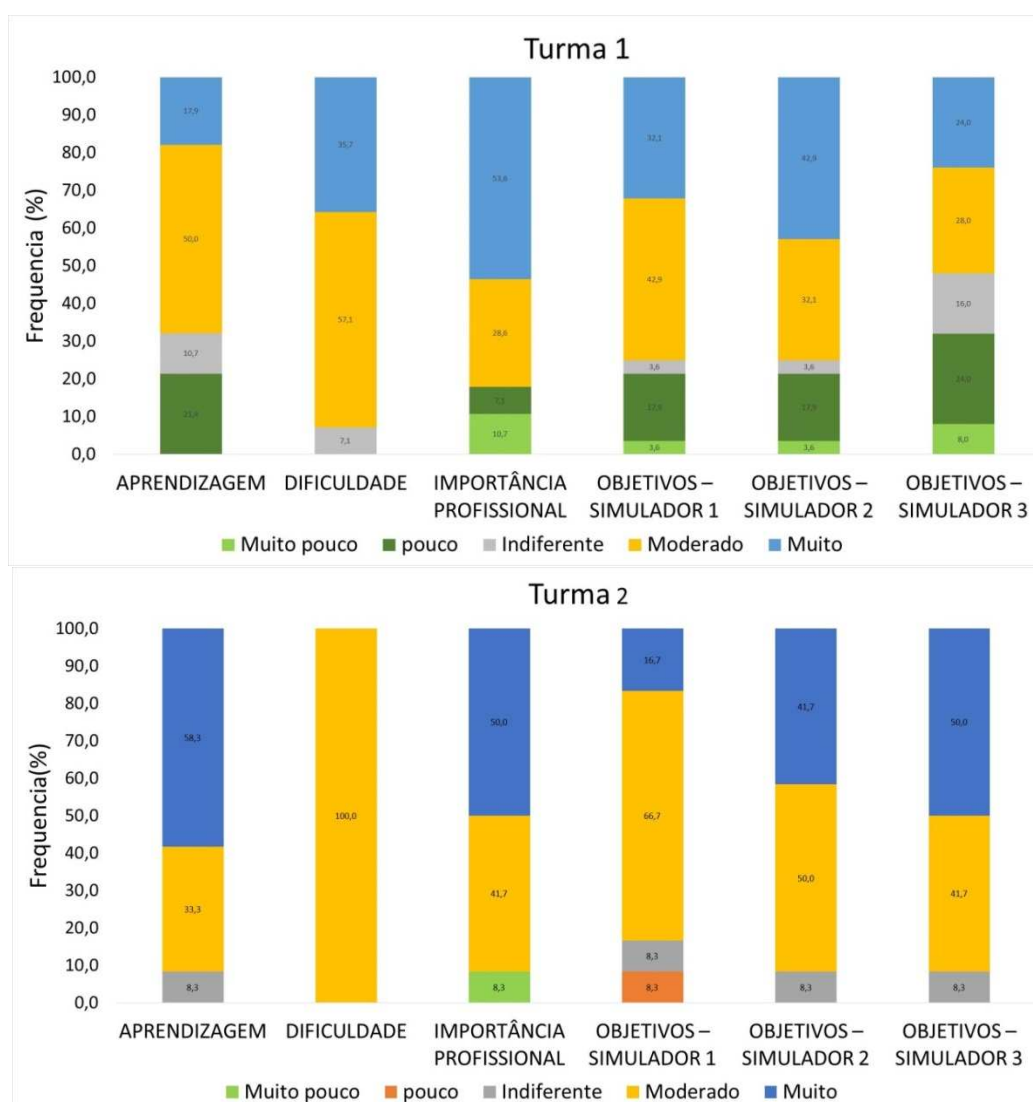


Figura 13: Avaliação do impacto na aprendizagem, da dificuldade e da eficácia em atingir os objetivos instrucionais das atividades com os simuladores.

A segunda dimensão avaliada considerou a percepção dos estudantes da dificuldade das atividades propostas (Figura 13). Os resultados demonstram que as atividades foram consideradas como moderadamente difíceis pela maioria dos estudantes, embora uma parcela significativa dos indivíduos tenha considerado os exercícios muito difíceis (34%) na primeira turma. Nesse caso,

os relatos pessoais dos participantes ao instrutor e as observações por escrito deixadas nos formulários de avaliação demonstraram que a dificuldade encontrada na solução dos exercícios derivou de dois fatores principais, o tempo disponível para a resolução e o caráter semiestruturado das atividades.

Tabela 5: Comparação das avaliações afetivas das turmas pelo teste t de Student.

Item	Média (Turma1)	Média (Turma2)	t	p	Cohen's D
Aprendizagem	3,36 _b	4,40 _a	2,8651	0,009	1,1045
Dificuldade	4,36 _a	4,00 _b	-2,6874	0,0186	0,9343
Importância profissional	3,79 _a	4,20 _a	0,7615	0,4548	0,3074
Simulador 1	4,00 _a	3,80 _a	-0,5361	0,5973	0,2118
Simulador 2	4,07 _a	4,30 _a	0,63993	0,5289	0,2457
Simulador 3	3,29 _b	4,50 _a	3,496	0,002	1,367

* Médias seguidas da mesma letra em uma mesma linha não diferem entre si ($p \leq 0,05$);

Como se pode observar na Tabela 5, os estudantes da segunda turma consideraram as atividades mais fáceis, embora a diferença entre as médias das turmas não seja muito grande. A partir das orientações requeridas pelos grupos de trabalho ao instrutor, foi possível observar que os estudantes não estavam acostumados com a resolução de problemas fracamente estruturados, e frequentemente procuraram auxílio do instrutor por não saberem qual estratégia deveriam tomar para a solução dos exercícios. Os resultados sugerem que, mesmo com o auxílio da tutoria, os estudantes consideraram as atividades difíceis e desafiadoras.

A terceira dimensão avaliada considerou a percepção dos estudantes da importância do objeto de estudo para a sua formação profissional (Figura 13). Nesse sentido, a maior parte dos estudantes declarou reconhecer a disciplina como importante para a sua formação profissional. A percepção do estudante da importância profissional é uma maneira indireta de se avaliar a motivação do estudante frente ao objeto de estudo.

Os resultados da avaliação da dimensão afetiva do aprendizado sugerem que, em sua maioria, os estudantes envolveram-se afetivamente com as atividades propostas e perceberam benefícios em seu aprendizado.

Entretanto, a partir das avaliações das atividades de simulação individualmente (Figura 13) pode-se observar que a primeira turma considerou, em média, que os objetivos propostos para a terceira atividade de simulação foram moderadamente atingidos. Um número maior de participantes nessa turma julgou que essa atividade não facilitou, ou dificultou, o aprendizado. A diferença da avaliação dessa atividade pelas turmas é significativa ($p = 0,02$) e a magnitude dessa diferença é grande (Cohen's $D = 1,367$, Tabela 5).

Essa diferença foi também observada ao comparar-se o desempenho das turmas a partir dos relatórios dessa atividade. A partir de uma abordagem qualitativa, foi possível observar que a terceira atividade foi mais desafiadora aos estudantes, considerando que todos os grupos conseguiram finalizar os relatórios das demais atividades, mas nem todos os grupos terminaram o terceiro relatório apropriadamente, e os relatos pessoais dos grupos de trabalho nas reuniões de orientação ressaltaram essa dificuldade.

Os resultados sugerem que a ausência de suporte de tutoria imposta à primeira turma resultou em maior dificuldade na resolução e compreensão dessas atividades, e permitiu que um número maior de estudantes não conseguisse completar toda a atividade.

4.3.3. Avaliação da dimensão cognitiva do aprendizado

A avaliação cognitiva do aprendizado foi conduzida a partir do questionário avaliativo disposto no Anexo 3, e os resultados dessa avaliação encontram-se dispostos na Tabela 6.

Para a avaliação do primeiro objetivo instrucional, solicitou-se aos estudantes a construção de gráficos de controle, a partir de especificações de um processo fictício informadas no enunciado, e o julgamento do estado de controle desse processo a partir de um conjunto de amostras disponibilizadas em uma tabela. A partir do exame qualitativo das respostas desse problema, observou-se que a maioria dos estudantes foi capaz de aplicar as equações adequadamente na construção dos limites de controle, entretanto uma parcela significativa desses estudantes falhou na interpretação do enunciado do exercício e construíram os limites a partir da tabela de amostras em lugar de

utilizarem as especificações dispostas no enunciado. Essa falha reduziu a fração de estudantes que acertaram esse item avaliativo.

Na avaliação do segundo objetivo instrucional solicitou-se que os estudantes identificassem a provável fonte de variabilidade em um processo a partir de condições propostas pelo enunciado do problema (Questão 1, Anexo 3). Para a solução do problema, os estudantes deveriam ser capazes de diferenciar claramente as condições nas quais perturbações em um processo resultam em alarme no gráfico de controle para a variabilidade, daquelas em que os alarmes serão produzidos no gráfico de controle para a média.

A partir dos testes estatísticos, os resultados não permitem afirmar que houve diferença significativa entre as turmas nesse objetivo ($p = 0,1639$). A correta resolução dos primeiros dois itens avaliativos pode ser considerada um indicador adequado do desenvolvimento de habilidades cognitivas do terceiro nível (aplicação), conforme a classificação de Bloom (FELDER et al., 2000).

Tabela 6: Frequência de acertos na avaliação quantitativa da aprendizagem.

ITEM	OBJETIVO INSTRUCIONAL	Turma1	Turma2	p-value*
1	Calcular os limites de controle	68,8	58,3	0,7206
2	Diferenciar o efeito de variações intralote e interlote nos gráficos de controle	59,4	33,3	0,1639
3	Diferenciar as fases da implantação do CEP	87,5	91,7	0,9999
4	Entender os erros tipo I e II, e a relação destes com o ARL	65,6	100,0	0,0490
5	Entender que o erro I independe do tamanho da amostra	18,8	25,0	0,6897
6	Entender o efeito do uso de Regras de Interpretação nos erros I e II	56,3	66,7	0,7271
7	Utilizar o ARL para projetar um sistema de controle	31,3	58,3	0,1544
8	Entender o conceito de Capacidade de Processo	75,0	100,0	0,0910
9	Utilizar o Cp para julgar a capacidade de um processo	53,1	83,3	0,1029

* Teste do qui-quadrado de Fischer para proporções.

O terceiro objetivo instrucional foi avaliado a partir da capacidade dos estudantes em diferenciar apropriadamente as fases da implantação dos gráficos de controle (Anexo 3, Questões 1 e 2). Como se pode observar na Tabela 6, a maioria dos estudantes foi capaz de estabelecer essa diferenciação

e desenvolver corretamente a solução do exercício. Essa observação é coerente com o fato de terem sido resolvidos exercícios em sala de aula que permitiram a prática dessas habilidades.

O quarto objetivo instrucional foi avaliado a partir do julgamento pelos estudantes da afirmativa de que a melhor alternativa para se reduzir o erro do tipo 2 nos gráficos de controle consiste em reduzir-se os limites de controle. Para a solução dessa questão, os estudantes deveriam contrapor a proposição de se reduzir os limites de controle com a alternativa de se aumentar o tamanho das amostras sem interferir nos limites (mantendo-se fixo a taxa de erro tipo 1). Considera-se nesse estudo que a correta solução desse problema indica que o estudante atingiu o conhecimento analítico dos fatores que determinam o desempenho dos gráficos de controle, dessa forma sendo um indicador do cumprimento do quarto objetivo instrucional e da aquisição de habilidades cognitivas do quarto nível (análise), conforme a classificação de Bloom (FELDER et al., 2000).

A maior parte dos estudantes foi capaz de solucionar a questão apropriadamente, oferecendo justificativas adequadas para o seu julgamento (Tabela 6). Essa observação demonstra que essa parcela dos estudantes foi capaz de entender a natureza dos erros intrínsecos ao método estatístico, e aplicar esses conhecimentos na solução de um problema estruturado. Os resultados sugerem que esse objetivo foi mais bem atingido na segunda turma ($p = 0,049$).

O quinto objetivo instrucional foi avaliado a partir do julgamento pelos estudantes da afirmativa de que a taxa de erro tipo 1 (alarmes falsos) é função do tamanho das amostras. Esse objetivo foi discriminado a partir da observação pelo instrutor de que geralmente os estudantes têm dificuldades em consolidar a percepção da independência da taxa de alarmes falsos com o tamanho das amostras em um gráfico de controle. Essa dificuldade pôde ser observada nos resultados, uma vez a minoria dos estudantes julgou corretamente a afirmativa, a despeito do fato de terem observado essa independência na solução das atividades com os simuladores.

O sexto objetivo instrucional foi avaliado a partir do julgamento pelos estudantes da afirmativa de que a utilização de regras de interpretação na análise de gráficos de controle resulta em aumento da taxa de erro tipo 1 e na

redução da taxa de erro tipo 2 destes gráficos. O efeito das regras de interpretação nas taxas de erro tipo 1 e 2 foram investigados exhaustivamente nas atividades com os simuladores. No entanto, uma fração significativa dos estudantes não foi capaz de julgar a proposição e justificar o seu julgamento apropriadamente.

O sétimo objetivo instrucional foi avaliado ao solicitar-se aos estudantes a interpretação de uma tabela de comprimentos médios de corrida (ARL), semelhante às tabelas construídas nas atividades de simulação, e projetar o tamanho mínimo das amostras necessário para que a sensibilidade solicitada do sistema de controle seja atingida, em semelhança às análises conduzidas na terceira atividade de simulação (Questão 4, Anexo 3). Nesse caso, somente cerca de 30 por cento dos estudantes foram capazes de reproduzir o procedimento exercitado no terceiro simulador para resolver o problema em questão.

Considera-se que a correta resolução desse item pode ser considerada um indicador adequado do desenvolvimento de habilidades cognitivas do sexto nível (Avaliação), conforme a classificação de Bloom (FELDER et al., 2000), uma vez que exige do estudante a habilidade e analisar apropriadamente o problema proposto, sintetizar as informações e emitir uma avaliação com fundamentação em um conjunto de premissas assumidas a partir de um problema menos estruturado. Observa-se, a partir desses resultados, que as atividades com os simuladores não foram suficientes para assegurar que a maior parte dos estudantes desenvolvessem as habilidades cognitivas mais elevadas necessárias para a solução desse problema.

O oitavo objetivo instrucional foi avaliado a partir do julgamento dos estudantes da afirmativa de que a redução da variabilidade de um processo resulta no aumento da capacidade do processo (C_p) e em menor quantidade de produtos defeituosos (Questão 4, Anexo 3). Pode-se observar que a maior parte dos estudantes compreendeu conceitualmente o significado da capacidade de um processo e respondeu corretamente o problema (Tabela 6).

O nono objetivo instrucional foi avaliado ao solicitar-se aos estudantes o cálculo e a apropriada interpretação do índice de capacidade de um processo, de acordo com condições estabelecidas no enunciado. Embora a maior parte dos estudantes tenha sido capaz de entender conceitualmente esse índice, de

acordo com os resultados supramencionados, observou-se que uma fração menor dos estudantes foi capaz de utilizar esse indicador para julgar se um determinado processo atende a uma especificação, a partir de informações dispostas no enunciado da questão (Questão 4, Anexo 1). Essa observação demonstra a diferença entre a aquisição de conceito e a capacidade de transpor esses conceitos para a tomada de decisão.

Os resultados da avaliação cognitiva da aprendizagem sugerem algumas diferenças na aprendizagem entre as turmas, embora de maneira geral o desempenho tenha sido semelhante. Testes de hipótese para as proporções foram conduzidos para essa comparação e os seus resultados encontram-se dispostos na Tabela 6 (p-valores). Como se pode observar, os resultados sugerem uma diferença significativa na aprendizagem do quarto objetivo instrucional.

Há indícios de que, na segunda turma, uma maior proporção de estudantes foi capaz de projetar um sistema de controle estatístico (sétimo objetivo instrucional), de acordo com o método de avaliação proposto. Entretanto, deve-se destacar que essa evidência é mais fraca do que a verificada no quarto objetivo. De maneira análoga, a prevalência de estudantes capazes de entender e utilizar o índice de capacidade de processo (C_p) para avaliar o desempenho de um processo (oitavo e nono objetivos instrucionais) também aumentou na segunda turma, mas não há evidência estatística suficiente pelo teste de t. Entretanto, se considerarmos os resultados integralmente, pode-se inferir que o ensino foi mais eficaz na segunda turma, o que evidencia a importância da tutoria e de um melhor controle do tempo dispendido em atividades didáticas.

Tabela 7: Resultados da avaliação do impacto das atividades de simulação na aprendizagem pelo método do pré-teste/pós-teste.

Pré-teste		Pós-teste		t	p-valor	Cohen's D
Média (%)	DP	Média (%)	DP			
29,23	54,72	64,10	28,65	11,25	2,25E-08	1,67

Para uma melhor quantificação do impacto das atividades de simulação na aprendizagem, utilizou-se o método do pré-teste/pós-teste de avaliação da aprendizagem na segunda turma, conforme descrito no item 4.4. Os resultados desse exame foram analisados pelo teste T de Student para amostras pareadas, conforme disposto na Tabela 7. A análise estatística sugere uma diferença significativa no desempenho dos estudantes após a conclusão das atividades de simulação. Como se pode verificar, o índice D de Cohen (Tabela 7) indica que a magnitude dessa diferença é bastante significativa.

4.3.4. Perfil dos estilos de aprendizagem

No processo de desenvolvimento do método de ensino descrito anteriormente, procurou-se balancear as atividades pedagógicas com elementos que atendam às necessidades de estudantes com diferentes perfis de aprendizagem. O perfil dos estilos de aprendizagem das turmas foi levantado e encontra-se disposto nas figuras 14 e 15. A análise dos estilos de aprendizagem de Soloman e Felder (1988) considera quatro dimensões da aprendizagem: (i) processamento; (ii) percepção; (iii) tipo de informação (input); e (iv) organização.

A dimensão do processamento representa a maneira pela qual as informações obtidas pelo indivíduo são convertidas em aprendizagem, que pode ser por experimentação ativa ou por observação reflexiva (FELDER e SILVERMAN, 1988).

Como se pode observar, a preferência pelo aprendizado por observação reflexiva é predominante entre os estudantes que participaram da primeira turma (Figura 14), e a preferência pela aprendizagem ativa foi predominante na segunda turma (Figura 15).

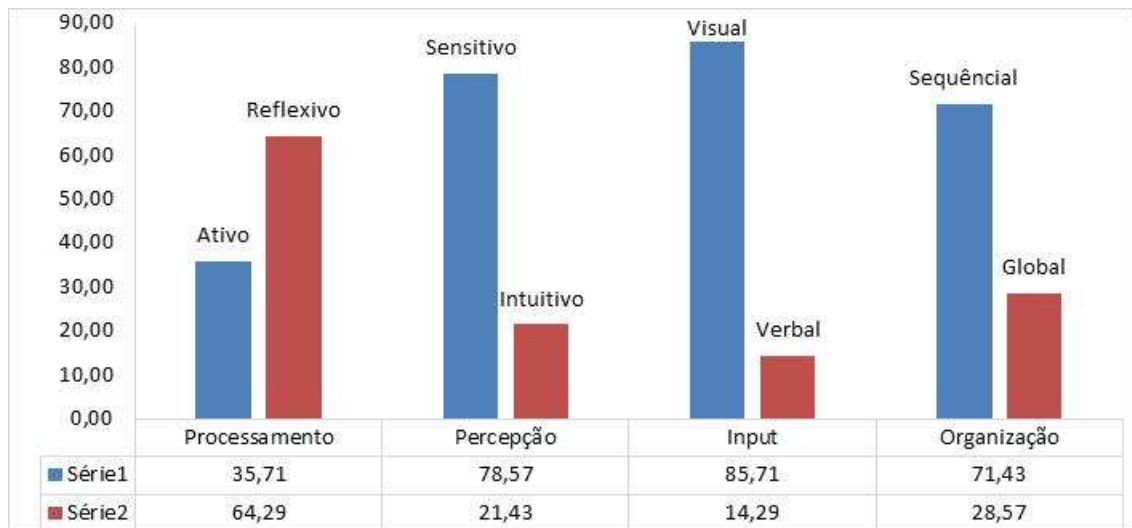


Figura 14: Perfil dos estilos de aprendizagem da primeira turma.

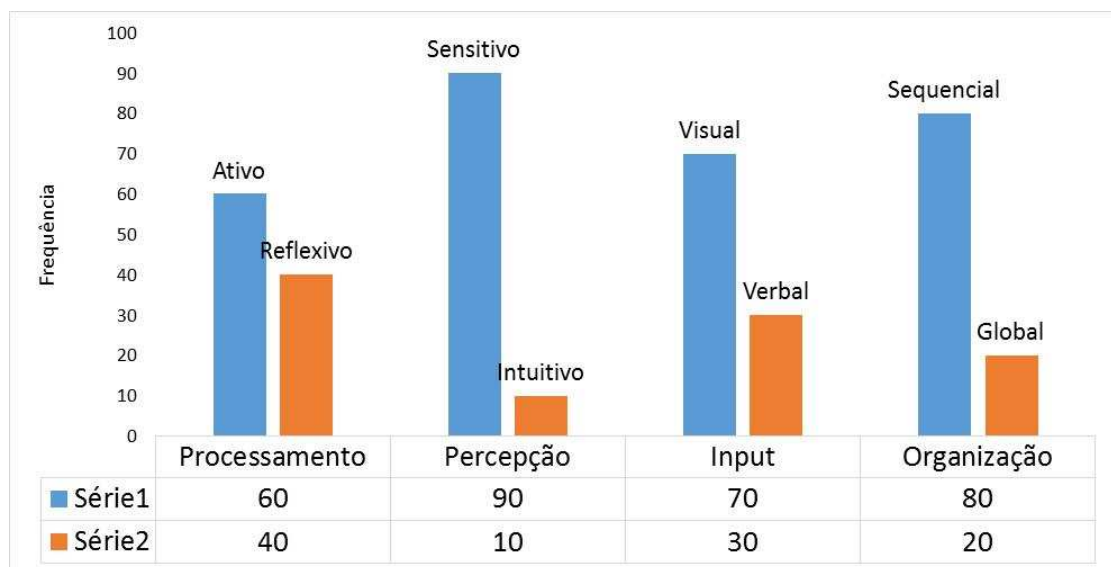


Figura 15: Perfil dos estilos de aprendizagem da segunda turma.

Pode-se considerar que o estudo do controle estatístico de processos é, em sua essência, um estudo reflexivo, considerando-se o tratamento estatístico subjacente ao método. Os simuladores computacionais foram desenvolvidos para promover um estudo interativo do método estatístico, e induzir o estudante em perceber a conexão dessas atividades com a prática profissional. Nesse sentido, espera-se que essas atividades tenham favorecido os estudantes com perfil ativo de aprendizagem em lidar com os conteúdos que demandam uma abordagem reflexiva.

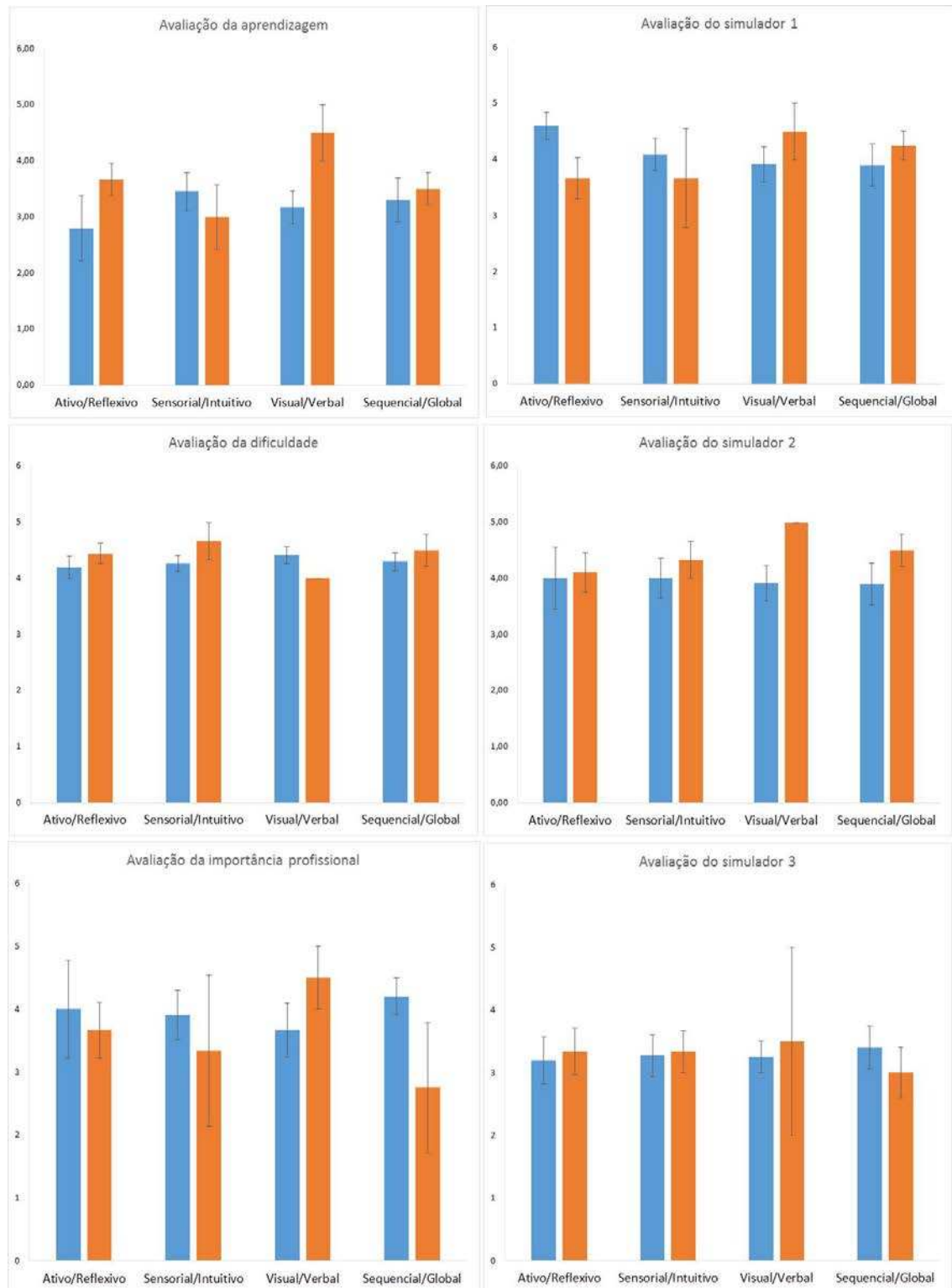


FIGURA 16: Avaliação afetiva da aprendizagem da primeira turma estratificada em função dos estilos de aprendizagem.

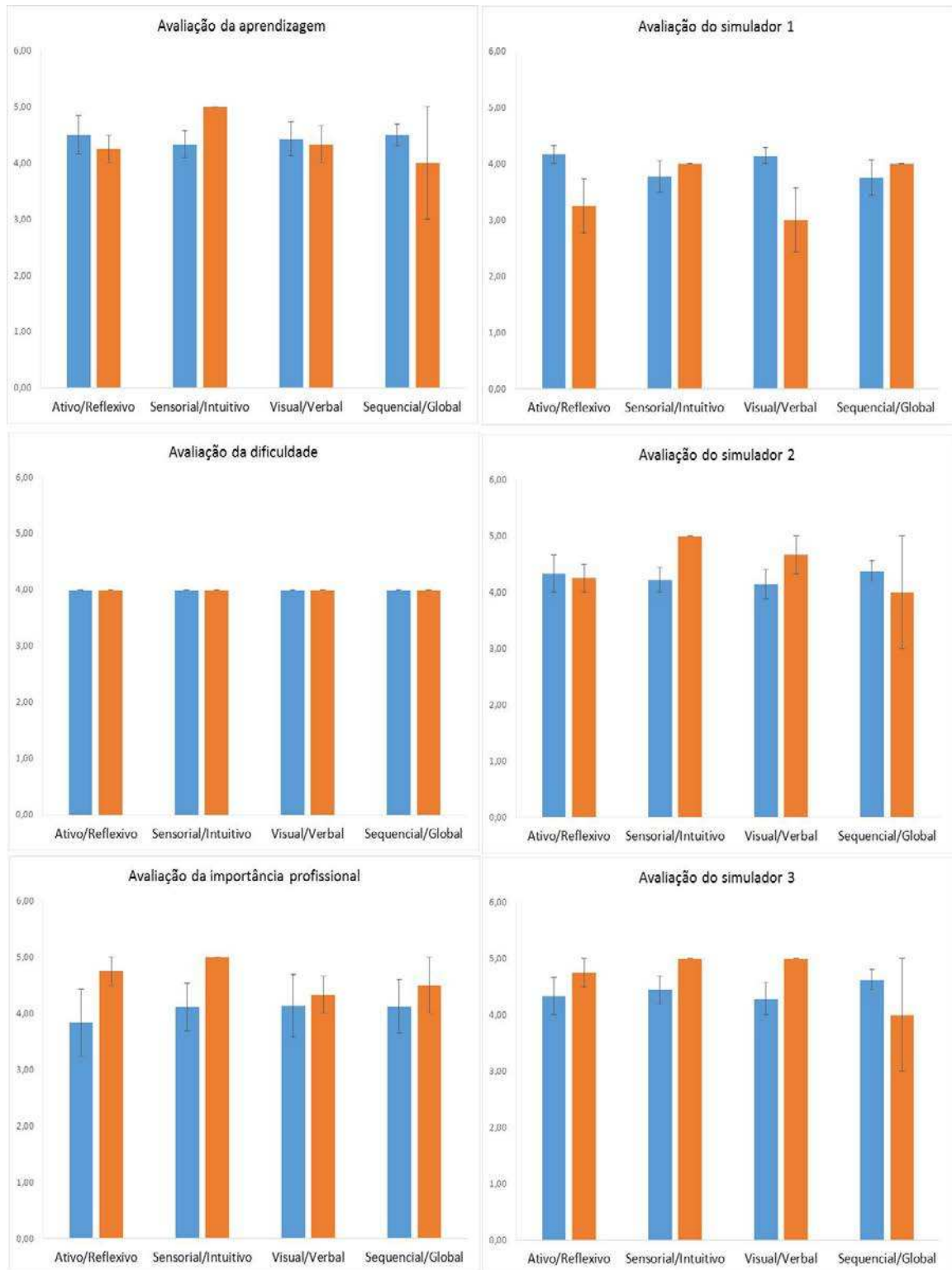


FIGURA 17: Avaliação afetiva da aprendizagem da segunda turma estratificada em função dos estilos de aprendizagem.

Os resultados das avaliações afetivas foram estratificados em função do perfil de aprendizagem, conforme disposto nas Figuras 16 e 17. De acordo com os resultados, na primeira turma os estudantes com perfil reflexivo consideraram o impacto das simulações no aprendizado superior aos estudantes com perfil ativo. Entretanto, não há evidência suficiente de que essa diferença seja significativa pelo teste t ($p = 0.2311$).

De acordo com Felder e Silverman (1988), a dimensão da percepção refere-se à preferência do indivíduo em aprender por meio da percepção direta de fatos e dados (sensorial), ou por meio da investigação teórica, imaginativa ou especulativa (intuitiva). O levantamento sugere que perfil de aprendizagem sensitivo foi prevalente entre os participantes.

Os procedimentos de simulação utilizados nesse curso foram desenvolvidos para possibilitar a observação direta dos procedimentos estatísticos utilizados no controle de processos por meio de simulações, e promoverem a componente sensorial do aprendizado. Em complementação, a integração das informações obtidas por simulação em um procedimento de tomada de decisão exigiu dos estudantes uma abordagem intuitiva, tanto para formular um planejamento experimental antes de executar as simulações, quanto para projetar e validar o sistema de controle ao final da prática.

Não se observou diferença significativa entre estudantes com perfil sensorial e os de perfil intuitivo em nenhum dos critérios de avaliação afetiva, entretanto, deve-se observar que a quantidade de estudantes com perfil intuitivo foi muito pequena.

A dimensão do aprendizado denominada de *input* (tipo de informação) pressupõe duas categorias de indivíduos, que aprendem melhor a partir de informações visuais ou verbais. Os indivíduos visuais preferem recursos esquemáticos, gráficos e outras maneiras de simbolização. Em contrapartida, os indivíduos verbais aprendem melhor a partir de aulas expositivas e materiais escritos (FELDER e SILVERMAN, 1988).

Os resultados do levantamento sugerem que a grande maioria dos estudantes do curso tem preferência por informações visuais. Embora tenham sido utilizados diversos recursos visuais no desenvolvimento desse método de ensino, os resultados da primeira turma sugerem que os indivíduos com perfil de aprendizagem verbal consideraram que as atividades desenvolvidas

impactaram mais em seu aprendizado do que os indivíduos com perfil visual ($p = 0,14$), entretanto essa observação não se repetiu na segunda turma ($p = 0,42$).

A dimensão do aprendizado denominada de organização divide os indivíduos em sequenciais e globais. Os indivíduos sequenciais aprendem de maneira linear e ordenada, requerendo que o ensino seja organizado em passos sequenciais e bem estruturado. Os indivíduos globais aprendem de maneira imprevisível e não-linear, a partir de insights e conexões que muitas vezes o indivíduo não consegue rastrear. Dessa forma, esses indivíduos requerem que o ensino seja multidisciplinar e sistêmico (FELDER e SILVERMAN, 1988). Como se pode observar, os indivíduos com perfil de aprendizagem sequencial foram prevalentes nas turmas (Figuras 14 e 15).

A partir das avaliações afetivas da primeira turma (Figura 16), os resultados sugerem indícios de que os indivíduos com perfil sequencial atribuíram maior importância profissional ao controle estatístico de processos do que os indivíduos globais, a partir da experiência provida nesse curso, entretanto não há evidências de que essa diferença seja significativa pelo teste de t ($p = 0,26$). Essa observação não se repetiu na segunda turma ($p = 0,62$).

Considerando-se que o método de ensino proposto nesse trabalho utilizou múltiplos elementos pedagógicos, partindo da exposição teórica e resolução de exercícios estruturados e chegando a um processo ativo de experimentação e investigação, espera-se que ambos os indivíduos com perfil de aprendizagem sequencial e global tenham sido atendidos em suas necessidades equitativamente.

4.4. Conclusão

A partir dos resultados da avaliação cognitiva do aprendizado, pode-se observar que os objetivos instrucionais de categoria mais baixa na classificação de Bloom, representados pelas habilidades de conhecimento, compreensão e aplicação, foram melhor atingidos do que os objetivos instrucionais de classe mais elevada, representados pelas habilidades de análise, síntese e avaliação.

As atividades desenvolvidas nesse trabalho foram planejadas com o intuito de se estimular o desenvolvimento destas habilidades de categoria elevada, entretanto os resultados sugerem que essas atividades não foram

suficientes para assegurar que a maior parte dos estudantes desenvolvessem essas habilidades. Dois problemas podem ser levantados nesse sentido: (i) o método de avaliação do aprendizado utilizado nesse trabalho pode ter sido insensível ao desenvolvimento dos estudantes; e (ii) o método de ensino pode ter sido ineficaz em desenvolver estas habilidades cognitivas.

Considerando-se o problema do método de avaliação do aprendizado, pode-se argumentar que o método de avaliação por escrito utilizado nesse trabalho não representa satisfatoriamente a habilidade dos estudantes em aplicar conhecimentos e técnicas na solução de problemas reais, e não representa homoganeamente o aprendizado de indivíduos com diferentes estilos de aprendizagem/inteligência. Em contrapartida, a avaliação escrita é um método reconhecido para se avaliar o aprendizado de habilidades cognitivas de classe inferior, como o conhecimento, o entendimento conceitual e a habilidade de solucionar problemas estruturados. Nesse sentido, as avaliações escritas devem ser consideradas somente como uma componente da avaliação global do aprendizado.

Considerando-se o problema da eficiência do método de ensino, pode-se levantar como um importante fator a falta de experiência com a aprendizagem ativa tanto dos estudantes quanto do instrutor, uma vez que o método predominante em universidades nacionais é passivo e dedutivo. Em contrapartida, os resultados da avaliação afetiva demonstraram que os estudantes envolveram-se nas atividades e relataram em sua maioria terem percebido ganhos com essa experiência. Ainda, foi possível observar-se diferença significativa nas avaliações afetivas após a introdução da tutoria no processo de ensino e aprendizagem, o que releva a importância dessa ferramenta.

4.5. Referências

ABET – Accreditation Board for Engineering and Technology **Criteria for accrediting engineering programs**, Baltimore, MD:ABET, 2014,
ALLENBY, B, Rethinking Engineering Education, In: **Proceedings of the IEEE International Symposium on Sustainable Systems and Technology**, Chicago, Illinois, 2011.

- BORREGO, M.; DOUGLAS, E.; AMELINK, C, Quantitative, qualitative, and mixed research methods in engineering education, **Journal of Engineering Education**, v, 98, n, 1, 2009.
- CASE, J, M.; LIGHT, G, Emerging methodologies in engineering education research, **Journal of Engineering Education**, v, 100, n, 1, 2011.
- CHAMP, C, W.; WOODALL, W, H, Exact results for Shewhart control charts with supplementary run rules, **Technometrics**, v, 29, 1987.
- CRAWLEY, E, F.; MALMQVIST, J.; LUCAS, W, A.; BRODEUR, D, R, The CDIO Syllabus v2,0: An Updated Statement of Goals for Engineering Education, In: **Proceedings of the 7th International CDIO Conference**, Copenhagen, Denmark, 2011.
- CREDE, E; BORREGO, M. A content analysis of the use of mixed methods studies in engineering education. In: **Proceedings of the 117th ASEE Annual Conference and Exposition**, Louisville, Kentucky – US, 2011.
- EDSTRÖM, K.; KOLMOS, A, Comparing Two Approaches for Engineering Education Development, In: **Proceedings of the 8th International CDIO Conference**, Brisbane, Queensland, 2012.
- GILLET, D.; NGOC, A, V, N.; REKIK, Y, Collaborative web-based experimentation in flexible engineering education, **IEEE Transactions On Education**, v, 48, n, 4, 2005.
- MILLER, R, K, From the ground up: rethinking engineering education for the 21st century, In: **Proceedings of the Symposium on Engineering and Liberal Education**, Schenectady, New York, 2010.
- QAA – Quality Assurance Agency for Higher Education, **Quality Code for Higher Education: engineering**, Gloucester, UK: QAA, 2015.
- RUGARCIA, A.; FELDER, R, M.; WOODS, D, R.; STICE, J, E, The future of engineering education i, A vision for a new century, **Chemical Engineering Education**, v, 34, n, 1, 2000.
- FELDER, R,M.; FELDER, G, N.; DIETZ, E, J, The effects of personality type on engineering student performance and attitudes, **Journal of Engineering Education**, v, 91, n, 1, 2002.
- FELDER, R, M.; WOODS, D, R.; STICE, J, E.; RUGARCIA, A, The future of engineering education ii, Teaching methods that work, **Chemical Engineering Education**, v, 34, n, 1, 2000.

- GIBBINGS, P.; BRODIE, L, Team-based learning communities in virtual space, **International Journal of Engineering Education**, 2008.
- GOODHEW, P. **Teaching Engineering**. Liverpool: UK Centre for Materials Education, University of Liverpool, 2010.
- HINE, G. S. C. The importance of action research in teacher education programs. **Issues in Educational Research**, v. 23, n. 2, 2013.
- LIM, D, H.; MORRIS, M, L.; KUPRITZ, V, W, Online vs, Blended Learning: Differences in Instructional Outcomes and Learner Satisfaction, **Journal of Asynchronous Learning Networks**, v, 11, 2014.
- MAWDESLEY, M.; LONG, G.; AL-JIBOURI, A.; SCOTT, D. The enhancement of simulation based learning exercises through formalized reflection, focus groups and group presentation. **Computers and Education**, v. 56, 2011.
- MONTGOMERY, D, C, **Introduction to Statistical Quality Control**, Danvers:Wiley, 2009.
- PIEMOLINI-BARRETO, L. T.; SANDRI, I. G. Análise do perfil de aprendizagem dos alunos de engenharia de alimentos da universidade de Caxias do Sul. **XXXIX Congresso Brasileiro de educação em engenharia**, Blumenau, Santa Catarina, 2011.
- PRINCE, M. J.; FELDER, R. M. Inductive teaching and learning methods: definitions, comparisons and research bases. **Journal of Engineering Education**, v. 95, n. 2, 2006.
- REIS, M. M. Um modelo para o ensino do controle estatístico da qualidade. 2001. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção). Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis - SC.
- ROGERS, D. E. A paradigm shift: Technology integration for higher education in the new millennium. **Educational Technology Review**, Spring/Summer, 2000.
- ROSARIO, J. A. **Estilos de aprendizagem de alunos de engenharia química e engenharia de alimentos da ufsc: o caso da disciplina de análise e simulação de processos**. Dissertação (Mestrado em engenharia química). Universidade Federal De Santa Catarina, 2006.

- SIQUEIRA, A. M. O.; FEIJÓ, A. L. M. F.; PRATES, L. H. F.; PEREIRA, G. M. C. Estilos de Aprendizagem e Estratégias de Ensino em Engenharia Química. **Eleventh LACCEI Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology (LACCEI'2013)**, Cancun, Mexico. 2013.
- SHMUELI, G.; COHEN, A, Run length distribution for control charts with runs and scans rules, **Communications in statistics**, v, 32, n, 2, 2003.
- VELEGOL, S. B.; ZAPPE, S. E; MAHONEY, E. The Evolution of a Flipped Classroom: Evidence-Based Recommendations. **Advances in Engineering Education**, winter, 2015.
- WESTGARD, J. O.; GROTH, T. Design and evaluation of statistical control procedures: applications of a computer "quality control simulator" program. **Clinical Chemistry**, v. 27, n. 9, 1981.
- WHEELER, D, J, **Advanced topics in statistical process control**, Knoxville:SPC press, 2004.
- WINDSCHITL, M.; ANDRE, T. Using computer simulations to enhance conceptual change: the roles of constructivist instruction and student epistemological beliefs. **Journal of Research in Science Teaching**, v. 35, n. 2, 1998.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Nesse trabalho foi desenvolvido um método para a aplicação do controle estatístico de processos na indústria de alimentos, fundamentado na análise do risco de falha do sistema de controle, que permite a associação desses sistemas de controle aos critérios de segurança frequentemente impostos às variáveis de processo dessas indústrias.

Estudou-se, por meio de simulações de Monte Carlo, o desempenho desse método no controle estatístico de processos que operam em regime de batelada e em regime contínuo. Adicionalmente, procedimentos inovadores para o controle estatístico de processos em batelada, que considera um tempo de segurança na avaliação do risco de falha do processo, e para o controle de processos contínuos, que considera o controle em dois estágios, foram desenvolvidos e avaliados por meio de simulações. Os resultados sugerem que os procedimentos propostos podem ser aplicados no controle estatístico de processos da indústria de alimentos, e associados ao sistema de gerenciamento de riscos ao permitirem a comunicação efetiva dos riscos de falha associados ao sistema de controle. Estudos da implantação desses sistemas de controle devem ser empreendidos posteriormente.

O método de ensino desenvolvidos a partir dos procedimentos de projeto de sistemas de controle estatísticos elaborados nessa tese resultou em uma melhoria significativa na aprendizagem e na relação afetiva dos estudantes com o processo de ensino e aprendizagem. Em continuidade desse trabalho, os simuladores devem ser inseridos em um ambiente virtual melhor elaborado, o que permitirá uma melhor interface do usuário com as atividades, e redução do tempo dispendido em atividades repetitivas.

ANEXOS

ANEXO 1 - Algoritmo utilizado na simulação do sistema de controle estatístico do teor de nitrito

```
#####  
nSim <- 100000  
media <- 100  
dp <- 1  
desv <- seq(0,2, by = 0.1)  
m.desv <- media + desv*dp  
n.amostra <- 5  
t.lote <- 1000  
t.almoxarife <- 6  
Cp <- 1.7  
  
LIE <- media + 3*Cp  
LSE <- media - 3*Cp  
LSC <- media + 3*dp/(sqrt(n.amostra))  
LIC <- media - 3*dp/(sqrt(n.amostra))  
  
#####  
library(compiler)  
simSPC <- function(sim, tamostra, tlote, talmoxarife, mdesv, dp, lei, les) {  
  almoxarife <- matrix(0, nrow = t.lote, ncol = t.almoxarife)  
  contadorDefeitos <- 0  
  cont.lote.def <- 0  
  cont.temp <- 0  
  for (i in 1:sim) {  
    lote <- rnorm(tlote, mdesv, dp)  
    amostra <- mean(sample(lote, tamostra))  
  
    if (amostra <= LIC | amostra >= LSC) {  
      almoxarife <- matrix(0, nrow = tlote, ncol = t.almoxarife)  
      cont.temp <- 0  
    }  
  
    else {  
      contadorDefeitos <- contadorDefeitos + sum(almoxarife[, talmoxarife])  
      cont.temp <- cont.temp + 1  
      if (cont.temp > 6) {  
        cont.lote.def <- cont.lote.def + 1  
      }  
      # Distribui produtos no almoxarifado  
      for (iter in ncol(almoxarife):2) {  
        almoxarife[, iter] <-almoxarife[, iter-1]  
      }  
      almoxarife[, 1] <- lote < lei | lote > les  
    }  
  }  
  return(c(contadorDefeitos, cont.lote.def))  
}
```

```

}
simSPC.comp <- cmpfun(simSPC)

#####

res <- matrix(nrow= length(m.desv), ncol=2)
for (iter.desv in 1:length(m.desv)) {
  res[iter.desv,] <- simSPC.comp(nSim, n.amostra, t.lote, t.almojarife,
m.desv[iter.desv], dp, LSE, LIE)
  res[iter.desv,1] <- res[iter.desv,1]/(t.lote*nSim)
  res[iter.desv,2] <- res[iter.desv,2]/nSim
}

#####

```

ANEXO 2 - Algoritmo para a estimativa da probabilidade de falha do sistema de controle estatístico de duplo estágio

```

#####
nSim <- 1000000
alfa.ar <- c(0.28,0.27,0.23,0.021,0.15)
q <- 5
media <- 17.88
desvios <- 0 #seq(0.4, 3.2, by = 0.4)
dp.erro <- 0.31
int.control <- 3
t.alerta2 <- 10
delta.m <- c(-0.005, -0.05, -0.2,-0.3,-0.4)
#####
library(compiler)
simPF <- function(n.sim, media, dp, modelo, q, delta) {
  # Calcula os limites de controle
  lsc <- 3*dp
  lic <- -3*dp

  tab.gen <- rep(media, 6)
  tab.gen2 <- media + tab.gen
  tab.pred <- tab.gen2
  rl <- rep(0, n.sim)
  teste.temp <- rep(0, n.sim)
  for (sim in 1:n.sim) {
    m <- media
    obs <- 5
    alerta1 <- FALSE
    alerta2 <- FALSE
    cont.alerta2 <- 0
    res<-0
    if (t.alerta2 > 1) {
      while (alerta2 == FALSE) {
        obs <- obs + 1

```

```

for (iter in 6:2) {
  tab.gen[iter] <- tab.gen[iter-1]
  tab.gen2[iter] <- tab.gen2[iter-1]
  tab.pred[iter] <- tab.pred[iter-1]
}
tab.gen[1] <- sum(modelo*tab.gen[(2):(q+1)]) + rnorm(n=1,mean = 0,
sd=dp)
tab.gen2[1] <- m + tab.gen[1]
tab.pred[1] <- media + sum(modelo*tab.gen[(2):(q+1)])
temp <- tab.gen2[1]
res <- tab.gen2[1] - tab.pred[1]
if (alerta1 == FALSE) {
  alerta1 <- ((res >= lsc) | (res <= lic))
}
if (alerta1 == TRUE) {
  cont.alerta2 <- cont.alerta2 + 1
  if (cont.alerta2 > 1) {
    alerta2 <- ((res >= lsc) | (res <= lic))
  }
  if (cont.alerta2 == t.alerta2) {
    alerta1 <- FALSE
    cont.alerta2 <- 0
  }
}
}
m <- m + delta
}
}
else {
  while (alerta1 == FALSE) {
    obs <- obs + 1
    for (iter in 6:2) {
      tab.gen[iter] <- tab.gen[iter-1]
      tab.gen2[iter] <- tab.gen2[iter-1]
      tab.pred[iter] <- tab.pred[iter-1]
    }
    tab.gen[1] <- sum(modelo*tab.gen[(2):(q+1)]) + rnorm(n=1,mean = 0,
sd=dp)
    tab.gen2[1] <- m + tab.gen[1]
    tab.pred[1] <- media + sum(modelo*tab.gen[(2):(q+1)])
    temp <- tab.gen2[1]
    res <- tab.gen2[1] - tab.pred[1]
    alerta1 <- (res >= lsc) | (res <= lic)
    m <- m + delta
  }
}
}
# Calcula RL
rl[sim] <- obs - 5
teste.temp[sim] <- temp <= 15
}

arl <- mean(rl)

```

```

pf <- mean(teste.temp)
return(c(arl, pf))
}

```

```

simPF.comp <- cmpfun(simPF)
#####
result <- matrix(nrow = length(delta.m), ncol = 2)
for (delta in 1:length(delta.m)) {
  result[delta, ] <- simPF.comp(nSim, media, dp.erro, alfa.ar, q, delta.m[delta])
}

```

ANEXO 3 – Instrumento de avaliação da dimensão cognitiva da aprendizagem

Questão 1

Você é engenheiro de qualidade de uma empresa fictícia. A empresa produz o produto X, deve ter 10 mm de comprimento, com variação máxima de 0,04 mm para mais ou para menos. Em estudos anteriores, os engenheiros do setor de produção identificaram duas (2) fontes de erro que ocorrem em seu processo quando o mesmo perde o controle:

- (i) A falta de manutenção na máquina A resulta em variações no comprimento do produto X dentro de um mesmo lote de produção.
- (ii) Algumas operações do processo são manuais e tornam o processo sujeito ao erro humano. Variações no comprimento médio do produto X entre diferentes lotes decorrem de diferenças na execução dessas atividades manuais, pois geralmente há troca de funcionários entre os lotes e os problemas ocorrem quando os mesmos não conseguem manter o mesmo padrão uniforme em seus trabalhos.

Você conduziu estudos para determinar se o processo está sob controle e verificou, a partir dos resultados, que o gráfico de controle para a variabilidade (Gráfico S) indicava pontos fora dos limites de controle. **Indique a causa provável dessa perda de controle (fonte de erro). Explique sua resposta!**

Questão 2

Um determinado processo é considerado estável (sob controle) a partir de resultados da Fase 1 da implantação de gráficos de controle. Considerando essa afirmativa, julgue as alternativas abaixo como verdadeiras (V) ou Falsas (F):

() Na Fase 1 as causas especiais (ou assinaláveis) foram identificadas e eliminadas do processo, o que assegura seu estado de controle. Sendo assim, teremos um processo sem nenhuma variabilidade enquanto o processo for mantido sob controle.

() Podemos estabelecer um limite de controle confiável e utilizá-lo para controlar o processo na Fase 2.

() Enquanto o processo estiver sob controle, temos confiança de que a probabilidade de produzirmos um produto defeituoso é 0,27% a partir desse momento.

() A Fase 2 da implantação do controle estatístico de processos equivale a um procedimento de teste de hipóteses; estamos testando a hipótese de que o processo não gera nenhum produto defeituoso.

Questão 3

Julgue as afirmativas abaixo como falsas (F) ou verdadeiras (V):

() A melhor alternativa para reduzirmos o erro tipo II dos gráficos de controle é reduzirmos os limites de controle para que o gráfico fique mais sensível a desvios na média.

() A utilização de regras de interpretação aumenta o erro tipo I e reduz o erro tipo II.

() Se aumentarmos o tamanho das amostras (n) em um procedimento de controle estatístico de processos, a probabilidade de alarmes falsos diminui.

() Se aumentarmos o tamanho das amostras (n) em um procedimento de controle estatístico de processos, o poder (probabilidade de detectar uma perturbação do estado de controle do processo) diminui.

Questão 4

Considere um processo de envase de um material líquido em frascos de 50 mL, que opera sob controle. O desvio padrão do processo é de 0,1 mL. Observe a Tabela abaixo com os comprimentos médios de corrida (ARL) teóricos para diferentes desvios da média do processo (desvios expressos na escala de Z). Julgue as alternativas abaixo como verdadeiras (V) ou falsas (F):

() O comprimento médio das corridas (ARL) é definido como o número médio de subgrupos racionais (lotes) que serão necessários até que o gráfico de controle emita um sinal de alerta.

() O comprimento médio das corridas (ARL) é 4,4953 quando o processo está sob controle e o tamanho das amostras (n) é 5.

() Se a média do processo desviar-se para 50,1 mL, precisaremos coletar amostras com pelo menos 3 elementos ($n \geq 3$) para que o gráfico de controle seja capaz de detectar que o processo está fora de controle em menos de 10 lotes de produção;

Questão 5

Considere o processo de envase da questão anterior e julgue as alternativas abaixo.

() Se reduzirmos a variabilidade do processo, o C_p aumenta e o processo produz menor quantidade de produtos defeituosos;

() O cliente determina limites de especificação de 50 mL \pm 0,35 mL para o produto envasado. Se a média do processo é igual a 50 mL, o processo deve ser considerado incapaz de atender a essa especificação;

() O cliente determina limites de especificação de 50 mL \pm 0,35 mL para o produto envasado. Se a média do processo é igual a 50,08 mL, o processo deve ser considerado incapaz de atender a essa especificação;

DESVIOS	Tamanho das amostras (n)									
	3	5	7	9	10	11	12	13	14	15
0	370,3983	370,3983	370,3983	370,3983	370,3983	370,3983	370,3983	370,3983	370,3983	370,3983
0,1	322,0974	295,7512	272,9904	253,1391	244,1382	235,6808	227,7202	220,2145	213,1268	206,4236
0,2	227,7202	177,7319	143,9249	119,6653	109,9668	101,4968	94,0442	87,4433	81,5619	76,2938
0,3	147,5335	99,5454	72,6924	55,8269	49,6097	44,4184	40,0324	36,2889	33,0651	30,2670
0,4	94,0442	56,5932	38,2974	27,8213	24,1706	21,2149	18,7862	16,7652	15,0649	13,6204
0,5	60,6879	33,4008	21,3827	14,9677	12,8251	11,1296	9,7648	8,6497	7,7272	6,9553
0,6	40,0324	20,5636	12,6748	8,6903	7,4023	6,4003	5,6059	4,9655	4,4420	4,0088
0,7	27,0740	13,2133	7,9687	5,4330	4,6336	4,0198	3,5385	3,1546	2,8436	2,5885
0,8	18,7862	8,8558	5,3047	3,6463	3,1337	2,7442	2,4417	2,2026	2,0107	1,8546
0,9	13,3738	6,1847	3,7311	2,6172	2,2788	2,0243	1,8287	1,6757	1,5543	1,4569
1	9,7648	4,4953	2,7657	2,0000	1,7716	1,6020	1,4734	1,3744	1,2973	1,2366

Justifique suas respostas no verso!

ANEXO 4 – Instrumento de avaliação da dimensão afetiva da aprendizagem

- 1) Por favor, estime o tempo gasto (em horas) na resolução dos exercícios com os simuladores computacionais, discriminando o tempo necessário para: (i) estudar o assunto abordado na atividade, (ii) executar as simulações, e (iii) escrever o relatório da prática:

Simulador 1	Simulador 2	Simulador 3
Estudo:	Estudo:	Estudo:
Simulações:	Simulações:	Simulações:
Relatório:	Relatório:	Relatório:

- 2) Por favor, selecione a opção que melhor representa a sua satisfação com os resultados das atividades com os simuladores, considerando o impacto destas atividades em sua APRENDIZAGEM:

(1) Totalmente insatisfeito

- (2) Parcialmente insatisfeito
 - (3) Não estou satisfeito ou insatisfeito (indiferente)
 - (4) Parcialmente satisfeito
 - (5) Totalmente satisfeito
- 3) Por favor, selecione a opção que melhor representa o nível de dificuldade dos exercícios com os simuladores, em conformidade com a escala apresentada em seguida:
- (1) Muito fácil
 - (2) Moderadamente fácil
 - (3) sou indiferente ao nível de dificuldade
 - (4) Moderadamente difícil
 - (5) Muito difícil
- 4) Por favor, selecione a opção que melhor representa a sua percepção da importância dos conhecimentos e habilidades promovidos pelas atividades com os simuladores para a sua formação como engenheiro:
- (1) Muito pouco importante
 - (2) Pouco importante
 - (3) sou indiferente a importância destes conhecimentos e habilidades
 - (4) Moderadamente importante
 - (5) Muito importante
- 5) O objetivo da primeira atividade com os simuladores foi demonstrar o significado dos intervalos de confiança, e como podemos utilizá-los para testar hipóteses, Por favor, selecione a opção que melhor representa a sua percepção do quanto esse objetivo foi alcançado:
- (1) A atividade dificultou muito a aprendizagem deste tópico
 - (2) A atividade dificultou moderadamente a aprendizagem deste tópico
 - (3) A atividade não resultou em nenhum efeito na aprendizagem
 - (4) A atividade facilitou moderadamente a aprendizagem deste tópico
 - (5) A atividade facilitou muito a aprendizagem deste tópico
- 6) O objetivo da segunda atividade com os simuladores foi demonstrar o significado do ARL (comprimento médio das corridas) e como utilizar esse indicador de desempenho para projetar cartas de controle, Por favor, selecione a opção que melhor representa a sua percepção do quanto esse objetivo foi alcançado:
- (1) A atividade dificultou muito a aprendizagem deste tópico
 - (2) A atividade dificultou moderadamente a aprendizagem deste tópico

- (3) A atividade não resultou em nenhum efeito na aprendizagem
 - (4) A atividade facilitou moderadamente a aprendizagem deste tópico
 - (5) A atividade facilitou muito a aprendizagem deste tópico
- 7) O objetivo da terceira atividade com os simuladores foi demonstrar a eficácia do sistema de controle estatístico projetado no exercício anterior e o impacto da capacidade do processo no desempenho do processo, Por favor, selecione a opção que melhor representa a sua percepção do quanto esse objetivo foi alcançado:
- (1) A atividade dificultou muito a aprendizagem deste tópico
 - (2) A atividade dificultou moderadamente a aprendizagem deste tópico
 - (3) A atividade não resultou em nenhum efeito na aprendizagem
 - (4) A atividade facilitou moderadamente a aprendizagem deste tópico
 - (5) A atividade facilitou muito a aprendizagem deste tópico

Comentários gerais: