

CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS: UMA APLICAÇÃO EM CARACTERÍSTICAS SENSORIAIS

Elisa Henning¹

Andrea Cristina Konrath²

Isadora Mezari Zoldan³

Viviane Leite Dias de Mattos⁴

Ismael Batista Maidana Silvestre⁵

RESUMO: Atualmente há um senso comum de que produtos, processos e serviços de qualidade podem oferecer a uma empresa considerável vantagem competitiva. Isso porque a qualidade é vista pelos consumidores como fator de escolha entre produtos e serviços. No que tange a alimentos, o controle de qualidade assume também um papel importante, pois as características sensoriais influenciam na qualidade do produto e, principalmente, em como esse alimento é percebido pelos consumidores. Neste contexto os métodos estatísticos podem ser amplamente utilizados, entre os quais cabe destacar o controle estatístico de processo (CEP). O presente artigo tem por objetivo associar ferramentas estatísticas de controle univariados e multivariados à avaliação das características sensoriais (aroma e sabor), de modo que estas sirvam como definidoras da qualidade do produto. Os resultados obtidos mostram que os gráficos de controle univariados fornecem mais detalhes sobre as variáveis, configurando-se como mais adequados para esse tipo de processo e avaliação, em relação a utilização de gráficos de controle multivariados.

Palavras-chave: Iogurte. CEP. Gráficos de controle. Características sensoriais.

¹ Doutora, Departamento de Matemática, Universidade do Estado de Santa Catarina, UDESC, Florianópolis/SC, Brasil. E-mail: elisa.henning@udesc.br

² Doutora, Departamento de Informática e Estatística, Universidade Federal de Santa Catarina, UFSC, Florianópolis/SC, Brasil. E-mail: andrea.ck@ufsc.br

³ Acadêmica do Curso de Engenharia de Produção e Sistemas, Universidade do Estado de Santa Catarina, UFSC, Florianópolis/SC, Brasil. E-mail: isazoldan@gmail.com

⁴ Doutora, Instituto de Matemática, Estatística e Física, Universidade Federal do Rio Grande, UFRGS, Porto Alegre/RS, Brasil. E-mail: vivianemattos@furg.br

⁵ Mestre, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Farroupilha, Campus Alegrete, Alegrete/RS, Brasil. E-mail: silvestreismaelj@yaho.com.br

1 INTRODUÇÃO

Os consumidores estão se tornando cada vez mais exigentes, com visões apuradas em relação à qualidade dos produtos e serviços, razão pela qual o aperfeiçoamento de processos é de fundamental importância para qualquer organização que pretenda permanecer nesse mercado tão exigente e competitivo.

De acordo com Moller (1999), investimentos na área da qualidade permitem não apenas a melhoria do produto, mas também da imagem da empresa, de sua posição financeira, do ambiente de trabalho e da satisfação dos clientes, entre outros. A obtenção de melhoria na qualidade de produtos, processos e serviços vêm sendo auxiliada por técnicas estatísticas, entre as quais se pode destacar o controle estatístico de processo (CEP).

Essa ferramenta, que pode ser utilizada para caracterizar ou monitorar processos produtivos, fornece ótimos resultados, pois faz uso do método estatístico em todos os estágios de desenvolvimento de um projeto e/ou da produção.

Inicialmente foram propostos os tradicionais gráficos de controle de *Shewhart* que, de acordo com Michel e Fogliatto (2002), podem ser utilizados para melhorar a qualidade intrínseca, a produtividade, a confiabilidade e o custo do que está sendo produzido.

Entretanto, a prática mostrou que esses gráficos não apresentam desempenho satisfatório para detectar pequenas mudanças na média e, para Follador et al. (2012), em controle de processos, é essencial ter mecanismos simples que indiquem rapidamente a ocorrência de eventos que mostram que o processo não está sob controle.

Em tais situações um gráfico CUSUM (Gráfico de Controle de Somas Acumuladas) ou um gráfico EWMA (Gráfico de Média Móvel Exponencialmente Ponderada) são especialmente indicados. Do mesmo modo, em processos que envolvam mais de uma variável, se as mesmas estiverem correlacionadas, é importante avaliar a aplicação de um gráfico de controle multivariado.

A utilização de CEP na indústria de alimentos é bastante pertinente, pois conforme Lim, Antony e Albliwi (2014), o controle de qualidade assume um papel importante na indústria alimentícia para reduzir as variações no processo, aumentar a produtividade e, principalmente, fornecer melhoria na área de segurança alimentar, estando diretamente relacionado com as tecnologias envolvidas no processo.

As técnicas de Controle de Qualidade podem ser aplicadas, por exemplo, para analisar características sensoriais, tais como: cor, textura, aroma, sabor e *flavor*, esta última

relacionada a uma sensação fisiológica resultante da interação do paladar e do olfato (EDITH; OCHUBIOJO, 2012; LIM; ANTONY; ALBLIWI, 2014).

Assim, esse artigo, além de apresentar uma síntese dos principais conceitos relacionados aos gráficos CUSUM, EWMA, MCUSUM e T^2 de *Hotelling*, têm o objetivo de avaliar a possibilidade de utilizá-los no controle de duas características sensoriais definidoras da qualidade de um produto em uma indústria de alimentos. Nesse setor, a análise sensorial é considerada essencial para avaliar a aceitabilidade mercadológica e a qualidade de um produto, sendo parte inerente ao plano de controle de qualidade (TEIXEIRA, 2009).

Para Lawless (2013), avaliações resultantes de opiniões de especialistas, como em análises sensoriais, necessitam de técnicas estatísticas para garantir maior confiabilidade nos julgamentos, o que justifica o desenvolvimento de aplicações nesse contexto.

Além disso, para Lim et al. (2015), apesar do CEP ser uma das técnicas de controle de qualidade de maior popularidade na indústria de maneira geral, especificamente no ramo de alimentos, a falta de diretrizes específicas resulta no menor uso destas ferramentas, quando comparadas a outras áreas. Diante deste cenário, este artigo ainda tem o objetivo específico de contribuir para uma inserção mais efetiva do CEP na indústria de alimentos.

Alguns estudos já foram desenvolvidos e encorajam a sua utilização nesse ramo da indústria. Miller e Balch (1991), por exemplo, desenvolveram estudo em que aplicam com sucesso gráficos de controle para equalizar a variação de cores de nozes.

Outro estudo, realizado por Turcato et al. (2008), teve como objetivo avaliar o processo de defumação utilizando a técnica de CEP para verificar a Capabilidade do Processo. Neste panorama, tem-se também o estudo realizado por Souza (2003), com o objetivo de avaliar a qualidade do processo de envase de azeitonas.

Este artigo está assim estruturado: na seção 2, é apresentada a fundamentação teórica sobre o Controle Estatístico de Processo; na seção 3, a metodologia utilizada para o desenvolvimento deste artigo; na seção 4 estão os resultados e sua discussão; e na seção 5, as considerações finais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Esta seção traz a visão geral de um gráfico de controle, priorizando aqueles utilizados no desenvolvimento deste estudo. Inicialmente são abordados os gráficos CUSUM e EWMA. Também são descritos os gráficos de controle multivariados, mais especificamente, T^2 *Hotelling* e MCUSUM.

2.1 Visão geral de um gráfico de controle

O modo de atuação básico dos gráficos de controle está na melhoria dos processos por meio do entendimento e do aprendizado das variações atribuídas a ele. Através dos gráficos de controle, as variações casuais de um processo podem ser diferenciadas daquelas denominadas especiais.

Dessa forma, pode-se detectar quando um processo sai de uma condição de previsibilidade (sob controle estatístico) e passa a se comportar de forma não previsível (fora de controle de estatístico). Quando uma variação provocada por uma causa especial é encontrada, surge uma oportunidade singular para a melhoria do processo.

Os gráficos de controle possibilitam a análise das amostras coletadas numa etapa do processo com observações individuais ou com a formação de subgrupos. Para identificar a presença de variações atípicas, fora dos limites de controle, os gráficos de *Shewhart* possuem limites de controle estabelecidos a uma distância de três erros-padrão da média ou alvo do processo ($\mu \pm 3\sigma$) (SAMOHYL, 2009).

O desenvolvimento de um gráfico de controle ocorre em duas fases. A primeira, denominada de Fase 1, consiste em se obter uma amostra representativa dos dados com o objetivo de determinar os limites de controle, sendo em geral um estudo retrospectivo.

Esta fase, que corresponde à estimação de parâmetros do processo, só deve ser encerrada quando se tem a certeza que o processo se encontra estável e ajustado. Na Fase 2, as informações obtidas na Fase 1 são utilizadas no desenvolvimento de gráficos de controle para testar se o processo permanece sob controle quando as observações futuras são monitoradas (PEDRINI, 2009; COSTA, EPPRECHT; CARPINETTI, 2005).

Os gráficos de controle podem ser classificados em gráficos para variáveis ou para atributos. Os utilizados para atributos se referem às características de qualidade que correspondem a contagens ou classificações, enquanto que os gráficos de controle para variáveis baseiam-se na medida das características de qualidade em uma escala contínua.

Os mais utilizados para variáveis são aqueles para monitorar conjuntamente a média e a amplitude ou a média e o desvio padrão, (MONTGOMERY, 2009). Os gráficos para médias e os gráficos para desvios padrões operam de forma muito similar, existindo outras alternativas para controlar a posição e a dispersão do processo. Em adição aos dois tipos de gráficos supramencionados, inserem-se também o gráfico para controlar as observações individuais e o de amplitudes móveis.

Existe também um gráfico para o monitoramento da variabilidade do processo, mas que

na prática é pouco utilizado, que é o gráfico de variabilidade S , baseado diretamente no erro padrão dos subgrupos. É mais apropriado quando os subgrupos têm, por exemplo, tamanho $n > 10$, o que é raro acontecer na prática.

Entretanto, a acurácia do gráfico S é melhor do que o gráfico R , aparecendo menos alarmes falsos, e a sua utilização deve ser considerada como opção em fábricas onde a cultura dos métodos quantitativos é mais evoluída e apreciada (SAMOHYL, 2009).

Ao localizar um ponto além dos limites de controle (acima do LCS ou abaixo do LCD) ou um comportamento não aleatório dos pontos no gráfico, deve-se investigar o processo para descobrir se realmente está fora de controle estatístico. Em caso positivo, as causas devem ser identificadas e removidas.

O desempenho de um gráfico de controle é medido pela rapidez com que este dispositivo detecta alterações no processo. Uma das medidas de desempenho estatístico de um gráfico de controle é o *Average Run Length* (ARL) que corresponde ao valor esperado de amostras até a sinalização de uma mudança.

Para um bom gráfico, espera-se que tenha um valor alto para o ARL sob controle (ARL_0), ou seja, a probabilidade de emissão de um alarme falso, e que sinalize rapidamente quando uma mudança realmente ocorreu.

A aplicação dos gráficos de controle clássicos (para variáveis mensuráveis) supõe que os dados da característica da qualidade do processo sejam independentes e normalmente distribuídos. Se estas suposições não forem satisfeitas, o desempenho do gráfico de controle pode ser insuficiente, o que pode gerar um elevado número de alarmes falsos.

A suposição mais importante relativa aos gráficos de controle é a independência das observações de um processo produtivo. Se a suposição de normalidade for violada num grau moderado, os gráficos de controle ainda funcionam razoavelmente, o que não acontece com a suposição de independência (MONTGOMERY, 2009).

Os gráficos de *Shewhart* para variáveis e atributos alcançaram sucesso devido a sua simplicidade, onde a facilidade da regra de decisão se baseia principalmente no exame do último ponto analisado: estando ele além dos limites de controle do gráfico, deve-se pensar em intervir no processo.

Esta é também uma grande desvantagem, pois ignora qualquer informação passada dada pela sequência anterior de pontos. Isto torna o gráfico de *Shewhart* relativamente insensível a pequenas mudanças no processo (MONTGOMERY, 2009). Como alternativa, tem-se o gráfico de controle das Somas Acumuladas (CUSUM) e o gráfico de controle da Média

Móvel Ponderada Exponencialmente (EWMA) que são indicados para o monitoramento de processos sujeitos a pequenas e persistentes alterações.

2.2 Gráficos de Controle de Soma Acumulada (CUSUM)

O gráfico de controle CUSUM é considerado uma ferramenta indicada para detecção de pequenas e persistentes mudanças (MONTGOMERY, 2009). Nesse gráfico se observa o valor acumulado dos desvios da variável de interesse em relação a um valor estabelecido *a priori*. Esse valor pode ser escolhido de acordo com as especificações que o processo deva ser capaz de atender ou pode ser estimado a partir de um número grande de amostras coletadas previamente (LOUZADA *et al.*, 2013). A estatística do CUSUM é descrita pela Equação (1):

$$C_i = \sum_{j=1}^i (\bar{X}_j - \mu_0) = C_{i-1} + (\bar{X}_i - \mu_0), \quad (1)$$

onde amostras de tamanho n são coletadas; \bar{X}_i é a média de i -ésima amostra; μ é o valor desejado para a média do processo e C_i é a soma acumulada incluindo a j -ésima amostra, pois combina informações de diversas amostras.

Se a média do processo apresentar desvios significativos em relação à especificação, dada por μ_0 , esse gráfico deve apresentar, para um determinado conjunto de observações consecutivas, valores muito superiores ou muito inferiores a zero (LOUZADA *et al.*, 2013).

Porém, se a média muda para algum valor acima, $\mu_1 > \mu_0$, então a tendência ascendente se desenvolverá na soma acumulada C_i . Reciprocamente, se a média muda para algum valor abaixo, $\mu_1 < \mu_0$, a soma acumulada C_i terá uma direção negativa. Por esta razão, se nos pontos demarcados aparecer uma tendência para cima ou para baixo, deve-se considerar isto como uma evidência de que a média do processo mudou e uma busca por causas assinaláveis deve ser realizada.

O procedimento CUSUM tem a propriedade de armazenar os valores das somas unilaterais acumuladas do processo analisado. A tomada de decisão, seguindo um sinal fora de controle em gráficos CUSUM, é idêntica a qualquer procedimento dos gráfico de controle do tipo Shewhart. Esses gráficos são particularmente úteis em determinar quando uma causa assinalável ocorreu, o que pode ser feito pela contagem dos períodos fora de controle, desde o momento em que o processo sofreu uma modificação.

Deste modo, uma das vantagens de aplicar um gráfico CUSUM é que o mesmo pode dar informações sobre a tendência da característica da qualidade a ser monitorada, o que auxilia a verificar se o processo está melhorando ou piorando.

Assim, em um gráfico CUSUM padronizado para subgrupos, as estatísticas C_i^+ e C_i^- são denominadas CUSUM superior e CUSUM inferior unilaterais, conforme Equações (2) e (3), com os valores iniciais $C_0^+ = C_0^- = 0$.

$$C_i^+ = \max[0, y_i - k + C_{i-1}^+] \quad (2)$$

$$C_i^- = \max[0, -k - y_i + C_{i-1}^-] \quad (3)$$

Onde $y_i = \frac{(\bar{X}_i - \mu_0)}{\sigma}$, como a variável padronizada de \bar{X}_i . Quando este está sob controle, \bar{X}_i tem uma distribuição normal com média μ_0 e desvio padrão σ . Se um destes coeficientes excede o limite de controle H , o processo é considerado fora de controle estatístico. Nas Equações (2) e (3), k é denominado de valor de referência.

2.3 Gráficos de Controle de Média Móvel Exponencialmente Ponderada (EWMA)

O desempenho do gráfico de Média Móvel Exponencialmente Ponderada (EWMA) é muito semelhante ao CUSUM. Uma das principais diferenças entre o EWMA e o CUSUM, é que o primeiro é mais fácil de estabelecer e operar. Além disso, o EWMA estabelece "peso" maior para informações mais atualizadas e peso menor para informações mais antigas (MONTGOMERY, 2009). Assim, o gráfico de controle EWMA é desenvolvido pela plotagem de z_i versus o número de amostras i (ou tempo), definido pela Equação (4).

$$Z_i = \lambda \bar{X}_i + (1 - \lambda)Z_{i-1} \quad (4)$$

onde \bar{X}_i é a média de i -ésima amostra; λ é o parâmetro que pondera a combinação com $0 < \lambda < 1$. Quanto menor for o λ mais fácil será para detectar pequenas mudanças no processo. Usualmente é utilizado $\lambda = 0,05$, $\lambda = 0,1$ ou $\lambda = 0,2$.

O valor inicial é o valor alvo do p. Processo com $Z_0 = \mu_0$, e μ_0 também é empregado como valor de referência (ou linha central) no gráfico. Quando não se dispõe o valor alvo, pode-se substituir μ_0 pela média de um número grande de observações passadas sob controle.

Supondo que as observações x_i são variáveis aleatórias independentes com variância σ^2 , então a variância de z_i é dada pela Equação (5).

$$\sigma_{z_i}^2 = \sigma^2 \left(\frac{\lambda}{2-\lambda} \right) (1 - (1-\lambda)^{2i}) \quad (5)$$

Para o cálculo dos limites de controle são usadas as Equações (6), (7) e (8):

$$LSC = \mu_0 + L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda} (1 - (1-\lambda)^{2i})} \quad (6)$$

$$LIC = \mu_0 - L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda} (1 - (1-\lambda)^{2i})} \quad (7)$$

$$LC = \mu_0 \quad (8)$$

onde L é a amplitude dos limites de controle. Para o parâmetro L é frequente ser considerado o valor de três (os limites 3σ usuais) (MONTGOMERY, 2009).

Uma vez que os limites de controle assintóticos exigem cálculos mais simples, é comum que sejam utilizados em substituição aos exatos. Contudo, muitas vezes é preferível que, para as primeiras oito ou dez amostras, se utilizem os limites exatos. Isso se deve ao fato de que os limites assintóticos, para as primeiras amostras observadas, possuem elevada probabilidade de erro tipo II, isto é, de identificar como sob controle uma amostra que se encontra fora de controle estatístico (LOUZADA et al., 2013).

Do mesmo modo que o gráfico CUSUM, o gráfico EWMA também permite visualizar o comportamento do processo, quanto à tendência de aumento ou redução do valor esperado da característica da qualidade monitorada.

2.4 Gráficos de controle multivariados

Há muitas situações nas quais é necessário o monitoramento simultâneo de duas ou mais características da qualidade relacionadas e monitorá-las independentemente pode não ser recomendado (MONTGOMERY, 2009). Para estas situações, técnicas específicas podem ser utilizadas com a finalidade de detectar, identificar e analisar as causas significativas de variabilidade de um processo.

Os gráficos de controle estatístico de processos multivariados são técnicas que podem ser aplicadas para monitorar simultaneamente várias características correlacionadas que indicam a qualidade de um único processo produtivo (HENNING et al., 2012).

As características a serem monitoradas pelos gráficos de controle multivariados assumem uma distribuição normal multivariada p -dimensional com vetor de médias $\mu_i = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p)$ e matriz de covariâncias Σ , onde μ_i é a média da i -ésima característica.

2.5 Gráfico de controle T^2 de *Hotelling*

O procedimento mais familiar de monitoramento e controle de um processo multivariado é o gráfico de controle T^2 de *Hotelling*, para monitoramento do vetor média do processo. Ele é um análogo ao do gráfico \bar{X} de *Shewhart* univariado (MONTGOMERY, 2009).

Sua aplicabilidade é mais recomendada para processos que apresentam várias características de qualidade fortemente correlacionadas e que precisam ser monitoradas conjuntamente. Além disso, o gráfico de controle T^2 de *Hotelling* apresenta mais sensibilidade do que os gráficos univariados, permitindo ao operador detectar mais rapidamente os possíveis problemas existentes no processo e, com isso, corrigi-los com mais agilidade (MONTGOMERY, 2009). A estatística do teste T^2 se baseia na Equação (9),

$$T^2 = n(\bar{X} - \bar{\bar{X}})' S^{-1} (\bar{X} - \bar{\bar{X}}) \quad (9)$$

onde $\bar{\bar{X}}$ corresponde ao vetor das médias, e S representa a matriz de covariâncias do processo. A aplicação do gráfico multivariado T^2 de *Hotelling* se dá também em duas etapas. Para a fase I, os limites são calculados utilizando a Equação (10),

$$LSC = \frac{p(m-1)(n-1)}{mn-m-p+1} F_{\alpha, p, mn-m-p+1} \quad (10)$$

onde: p é o número de variáveis, m o número de amostras, n o tamanho da amostra, e F equivale a estatística da distribuição F de *Snedecor-Fischer* com grau de liberdade do numerador igual a α (equivalente a taxa de alarmes falsos), e do denominador igual a $p, mn-m-p+1$.

Para a fase II da aplicação deste gráfico multivariado, a equação do limite de controle superior é dada pela Equação (11):

$$LSC = \frac{p(m+1)(n-1)}{mn-m-p+1} F_{\alpha, p, mn-m-p+1} \quad (11)$$

O limite inferior de controle (LIC) para as duas fases é igual a zero. Também se faz necessário a verificação das suposições de normalidade e autocorrelação entre os dados.

2.6 Gráfico de controle Multivariado de Soma Acumulada (MCUSUM)

O gráfico de controle MCUSUM foi desenvolvido por Crosier (1988) e se constitui numa extensão multivariada do gráfico de controle CUSUM univariado, onde as quantidades escalares são substituídas por vetores. O CUSUM aplica a matriz de covariâncias das variáveis para obter uma aproximação do gráfico CUSUM em processos multivariados, para analisar diretamente as múltiplas observações (CROSIER, 1988). Define-se a estatística CUSUM C_i pela Equação (12):

$$C_i = \sqrt{[(S_{i-1} + \bar{X}_i - \mu_0)' \Sigma^{-1} (S_{i-1} + \bar{X}_i - \mu_0)]} \quad (12)$$

onde S_i são as somas acumuladas expressas de acordo com a Equação (13):

$$S_i = \begin{cases} 0, & \text{se } C_i \leq k \\ (S_{i-1} + \bar{X}_i) \left(1 - \frac{k}{C_i}\right), & \text{se } C_i > k \end{cases} \quad (13)$$

Nesse caso, $S_0 = 0$ corresponde ao valor de referência $k > 0$, relacionado à magnitude de mudança. A estatística de controle a ser plotada no gráfico de controle MCUSUM é dada pela Equação (14):

$$Y_i = \sqrt{S_i' \Sigma^{-1} S_i} \quad (14)$$

O método sinaliza uma situação fora de controle estatístico se $Y_i > H$, onde h é o intervalo de decisão.

3 MATERIAL E MÉTODOS

Depois da realização de uma ampla pesquisa bibliográfica, é desenvolvida uma pesquisa de campo junto ao processo produtivo de uma bebida fermentada. Entre as características definidoras de sua qualidade são elencadas algumas características sensoriais, entre as quais, aroma e sabor. São realizadas 19 coletas de quatro unidades amostrais, onde cinco juízes,

individualmente, atribuem uma nota entre zero (péssimo) e dez (excelente) a cada característica sensorial de cada uma as 76 unidades amostrais avaliadas.

Inicialmente as notas atribuídas pelos cinco juízes a cada característica de cada unidade amostral são substituídas pela média aritmética. Essas informações passam por uma análise exploratória, em que são utilizadas técnicas gráficas e analíticas, uni e bivariadas, para avaliar algumas propriedades de suas distribuições, o que permite verificar as suposições dos modelos teóricos utilizados. Dentre as características analisadas, as que apresentam maior coeficiente de correlação são ‘aroma’ e ‘sabor’ ($r = 0,6779$; $p\text{-valor} = 0,001423$), razão pela qual são selecionadas para as análises subsequentes.

São construídos os tradicionais gráficos de controle *Shewhart* para a média e para a amplitude. Paralelamente, também são construídos os gráficos de controle do tipo CUSUM e EWMA e, para complementar, os gráficos de controle multivariados do tipo T^2 de *Hotteling* e MCUSUM.

A análise estatística é realizada por meio do software R (R CORE TEAM, 2015), com auxílio dos *softwares* qcc (SCRUCCA, 2004) e MSQC (FERNANDEZ, 2013), desenvolvidos especificamente para aplicações de controle estatístico de processo.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Depois de selecionar as variáveis ‘Aroma’ e ‘Sabor’, os resultados da análise exploratória são utilizados para verificação das suposições de autocorrelação (Figura 1) e normalidade, o que é feito para cada variável individualmente. Como pode ser visualizado nos correlogramas apresentados na Figura 1, os dados não apresentam autocorrelação.

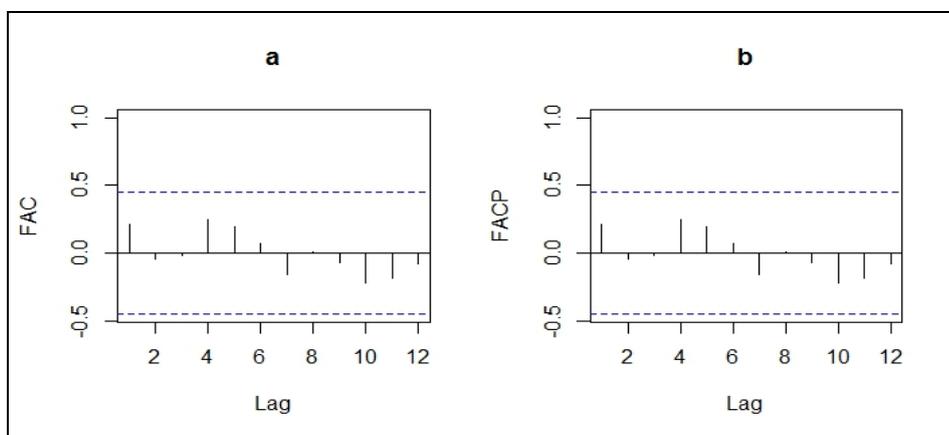


Figura 1 – Gráficos da função de autocorrelação amostral (a) e da função de autocorrelação amostral parcial (b)

Fonte: Elaborado pelos autores.

No que tange à suposição de normalidade, são construídos gráficos de probabilidade normal (Figura 2) e, para complementar, é aplicado o teste *Shapiro Wilk*. Os gráficos (Figura 2) sugerem que a distribuição das variáveis não se afasta muito de uma distribuição normal. Para a variável aroma, os dados menores e os maiores se afastam um pouco mais da linha de normalidade, enquanto os centrais ficam quase sobre a esta. Já para a variável ‘sabor’, os dados parecem se afastar um pouco dessa linha em toda a sua extensão, embora de maneira menos acentuada.

O teste *Shapiro-Wilk* não encontra evidências de não normalidade para a variável ‘aroma’, razão pela qual sua distribuição pode ser considerada aproximada a uma distribuição normal (p -valor = 0,5451). Para a variável ‘sabor’, entretanto, essa suposição de normalidade só pode ser aceita ao nível de significância $\alpha = 1\%$ (p -valor = 0,0421).

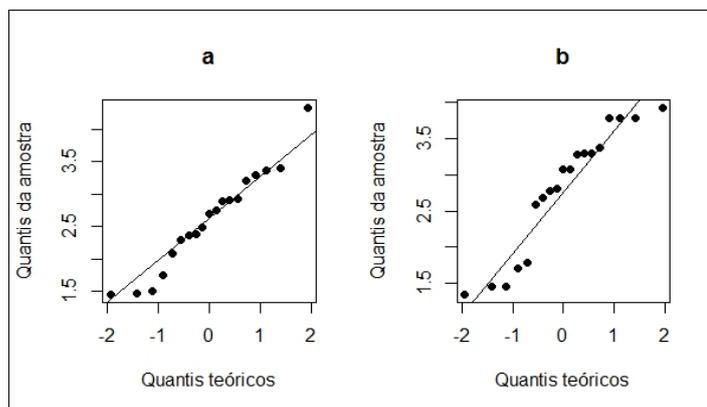


Figura 2 – Gráfico de probabilidade normal para as variáveis ‘Aroma’ (a) e ‘Sabor’ (b)
Fonte: Elaborado pelos autores.

Para aplicar os gráficos multivariados também é necessário avaliar a normalidade multivariada. São aplicados os testes de *Mardia* e de *Royston*. O primeiro é considerado um dos mais poderosos para provar a multinormalidade, por ser um teste de simetria e curtose generalizada (PONTES,2005), enquanto o segundo é uma extensão multivariada do teste de *Shapiro-Wilk* (SILVA, 2009).

Os resultados encontrados pelo teste de *Mardia* (p -valor = 0,85831 e p -valor = 0,08709) e *Royston* (p -valor = 0,10496) não encontram evidências de não normalidade acentuada, razão pela qual é possível considerar que os dados seguem uma distribuição normal multivariada.

Os gráficos de controle de *Shewhart* do tipo \bar{X} (Figuras 3 e 5) e R (Figuras 4 e 6) para as variáveis ‘aroma’ e ‘sabor’ são construídos, separadamente, sendo detectadas várias amostras além dos limites de controle.

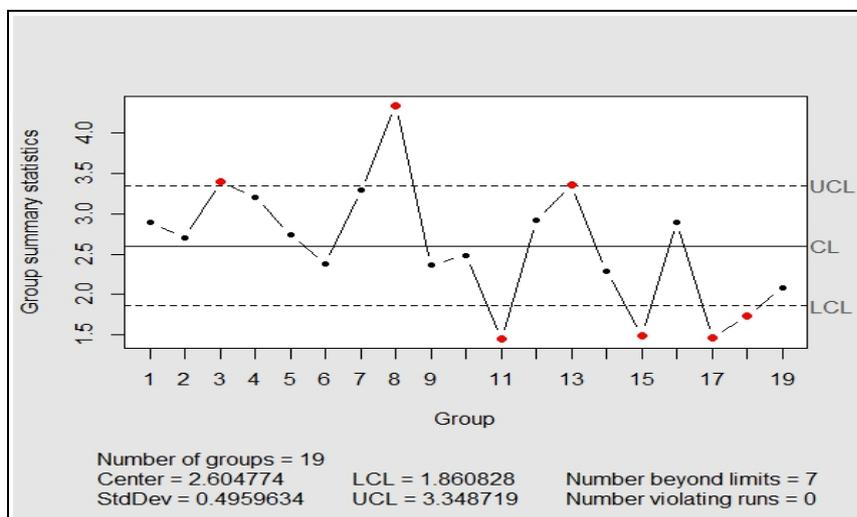


Figura 3 – Gráfico \bar{X} para a variável ‘Aroma’
Fonte: Elaborado pelos autores.

De acordo com o gráfico \bar{X} apresentado na Figura 3, as amostras 3, 8 e 13 estão além do limite superior de controle, enquanto amostras 11, 15, 17 e 18 aparecem além do limite inferior de controle, indicando que o processo não pode ser considerado sob controle estatístico sob o ponto de vista de tendência central.

Chama-se atenção para o fato de que amostras que ultrapassam o limite superior não são prejudiciais, pois implicam em avaliações positivas para o aroma do alimento. Já as amostras que ficam abaixo de limite inferior necessitam uma atenção maior, pois são relativas a notas ruins para a característica analisada.

No gráfico R apresentado na Figura 4, a variável aroma não apresenta pontos além dos limites de controle, portanto, a variabilidade das notas para esta característica está sob controle estatístico.

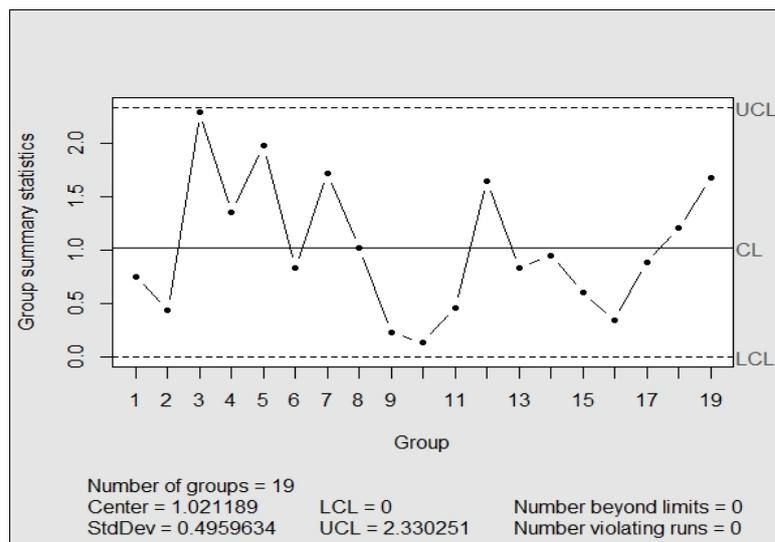


Figura 4 – Gráfico R para a variável ‘Aroma’
Fonte: Elaborado pelos autores.

De acordo com o gráfico \bar{X} apresentado na Figura 5, construído para os dados da variável ‘Sabor’, mostra também que várias amostras estão além dos limites de controle. As amostras 6, 11, 14, 15 e 18 aparecem além do limite inferior de controle, indicando notas negativas para a característica avaliada, enquanto que as amostras 5, 8, 9 e 13, que aparecem além do limite superior de controle, indicando que a tendência central não está sob controle estatístico.

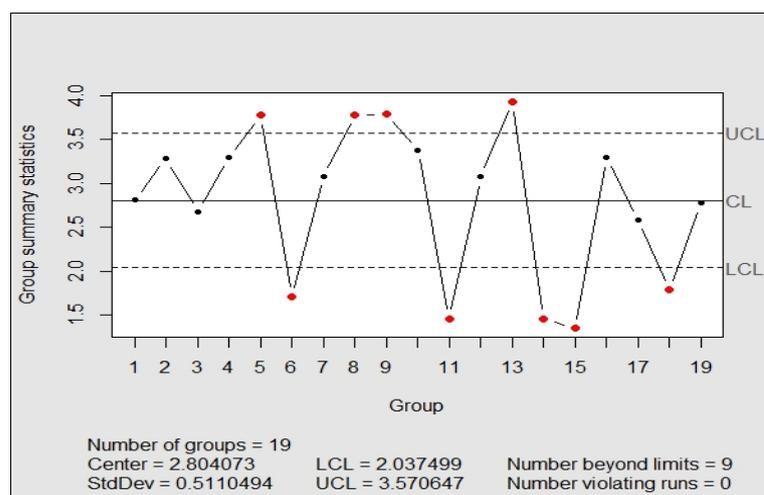


Figura 5 – Gráfico \bar{X} para a variável ‘Sabor’
Fonte: Elaborado pelos autores.

Já no gráfico R apresentado na Figura 6, a variável ‘Sabor’ não apresenta pontos além dos limites de controle, portanto, a variabilidade das notas para esta característica também pode ser considerada sob controle estatístico.

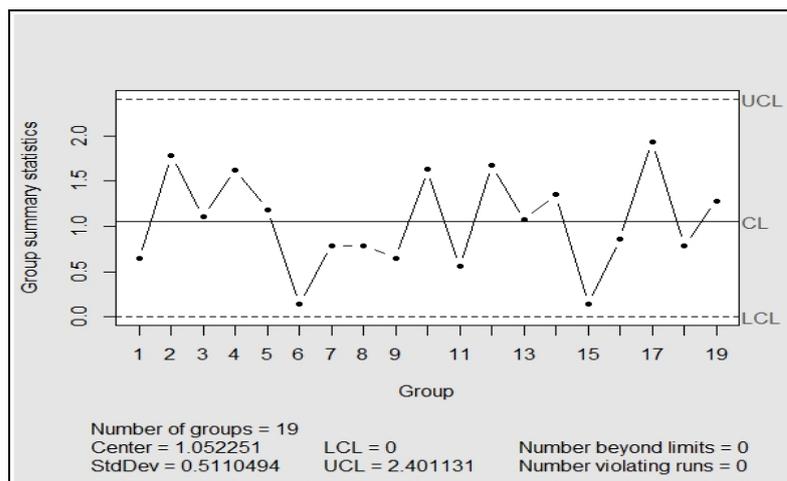


Figura 6 – Gráfico R para a variável ‘Sabor’
 Fonte: Elaborado pelos autores.

Assim, para os juízes as amostras 11, 15 e 18 têm notas médias negativas, tanto no que tange ao aroma, quanto ao ‘Sabor’, enquanto que a variabilidade das notas atribuídas está sob controle estatístico.

Em sequência são apresentados os gráficos de controle CUSUM. Na Figura 7, para a variável ‘Aroma’, verifica-se uma tendência decrescente a partir da amostra 14, com diminuição das notas, que poderia implicar numa perda de qualidade, uma vez que na opinião dos juízes, o aroma tem piorado.

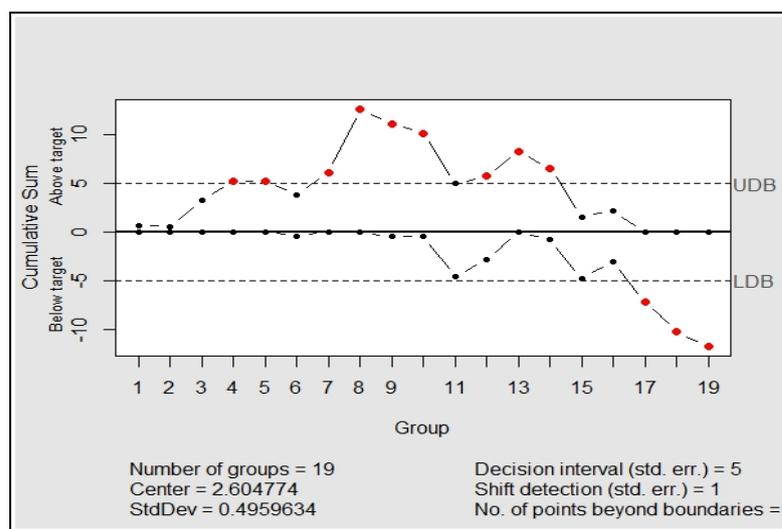


Figura 7 – Gráfico CUSUM para a variável ‘Aroma’
 Fonte: Elaborado pelos autores.

Ao analisar o gráfico CUSUM apresentado na Figura 8, construído com os dados da variável ‘Sabor’, verifica-se o mesmo comportamento da variável ‘Aroma’. Ou seja, uma

tendência decrescente nas notas atribuídas pelos juízes a partir da amostra 14, com diminuição das notas, que pode reforçar a suspeita de perda de qualidade, uma vez que na opinião dos juízes o aroma também tem piorado.

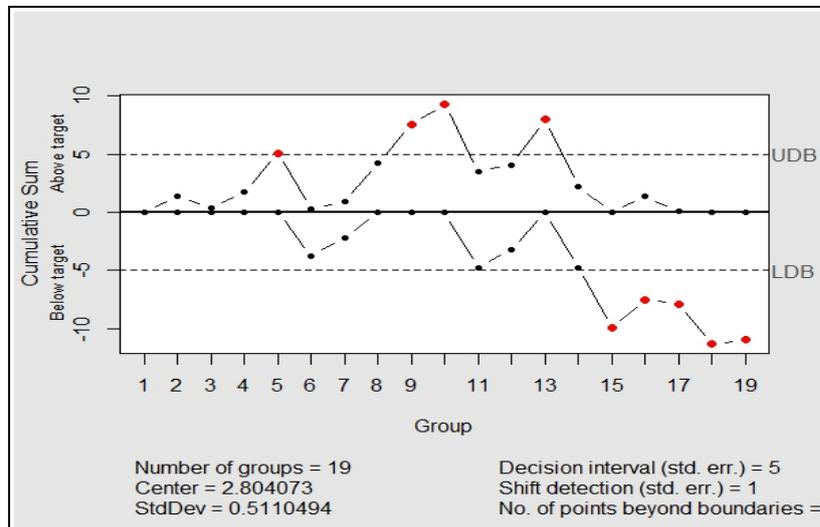


Figura 8 – Gráfico CUSUM para a variável ‘Sabor’
 Fonte: Elaborado pelos autores.

Os gráficos EWMA apresentados nas Figura 9 e 10, respectivamente para as variáveis ‘Aroma’ e ‘Sabor’, evidenciam um decréscimo nas notas das avaliações para as duas variáveis a partir da amostra 13.

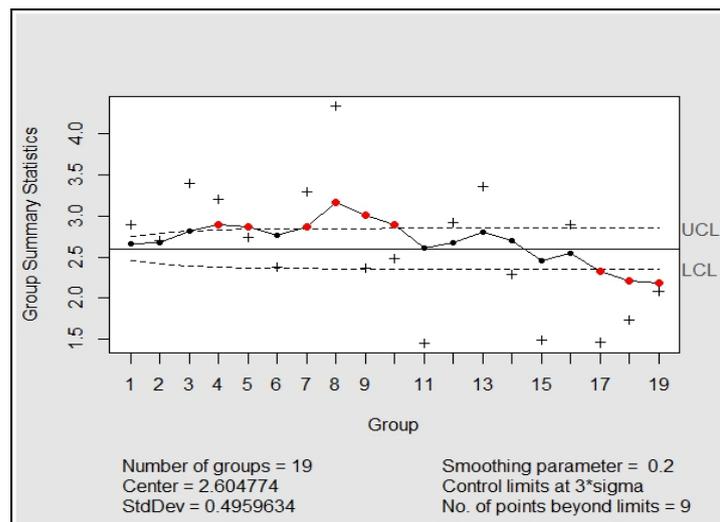


Figura 9 – Gráfico EWMA para a variável ‘Aroma’
 Fonte: Elaborado pelos autores.

Essa interpretação concorda com os gráficos CUSUM, sugerindo uma piora na qualidade do produto. Nota-se, entretanto, que os gráficos CUSUM têm mais pontos além dos limites de controle do que os construídos com os procedimentos de EWMA.

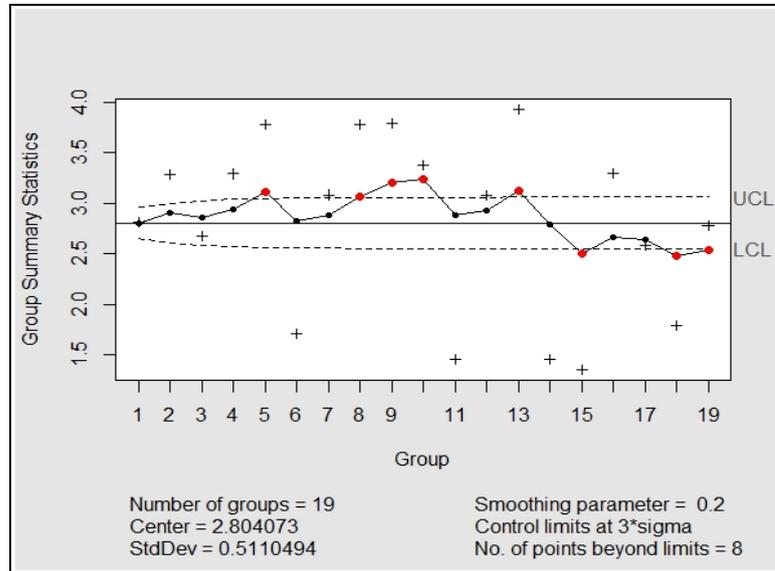


Figura 10 – Gráfico EWMA para a variável ‘Sabor’
 Fonte: Elaborado pelos autores.

A seguir são apresentados os gráficos multivariados construídos simultaneamente para ‘Aroma’ e ‘Sabor’. Na Figura 11 é apresentado o gráfico T^2 de *Hotteling*. Como este gráfico apresenta apenas um limite (o superior), verifica-se que as amostras 8, 11, 13, 14, 15 e 18 aparecem como pontos fora de controle estatístico.

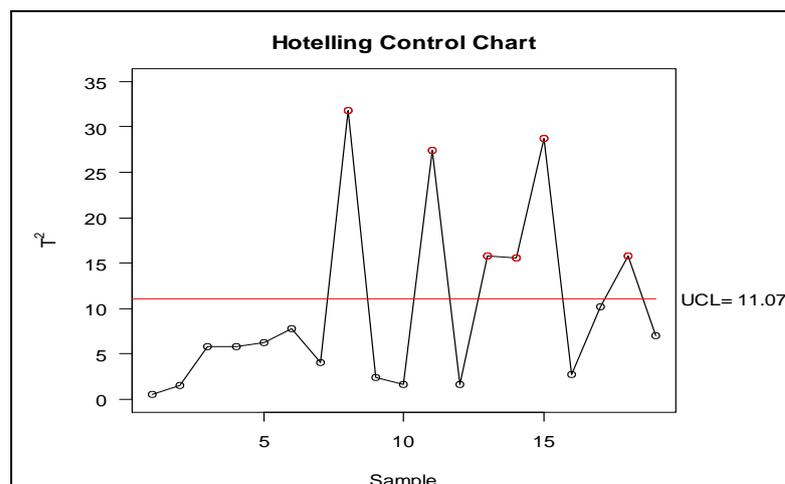


Figura 11 – Gráfico T^2 de *Hotteling*
 Fonte: Elaborado pelos autores.

A Figura 12 apresenta o gráfico de controle multivariado MCUSUM, construído a partir dos dados de ambas as variáveis: ‘Aroma’ e ‘Sabor’.

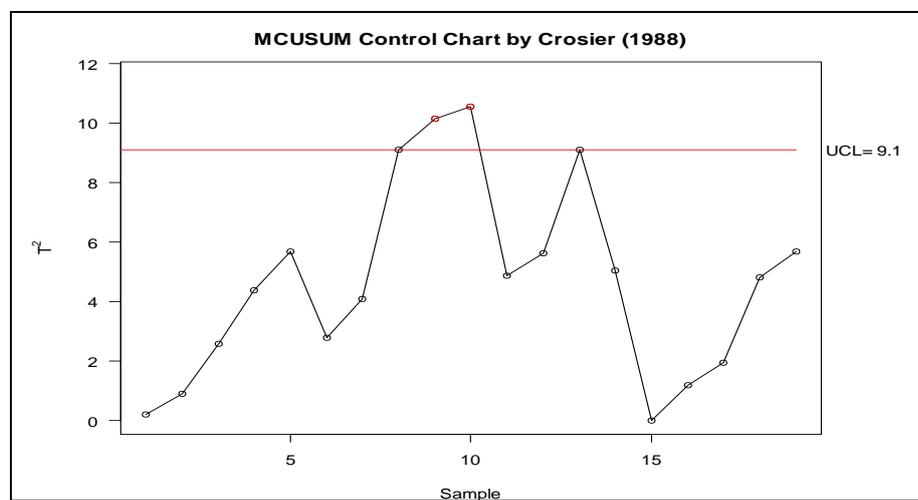


Figura 12 – Gráfico de controle MCUSUM para as variáveis ‘Aroma’ e ‘Sabor’
Fonte: Elaborado pelos autores.

Verifica-se que as amostras 08, 09, 10 e 13 sinalizam para um processo fora de controle estatístico, pois se situam além do limite superior de controle. As notas altas, dadas pelos juízes, ficam evidentes nos gráficos multivariados. Entretanto, o decréscimo nas notas, que poderia denotar que a qualidade do alimento no que tange ao ‘Aroma’ e ‘Sabor’ piorou, que aparece por volta da amostra 14 nos gráficos univariados, não fica claro nos gráficos multivariados.

Apesar das variáveis aroma e ‘sabor’ estarem correlacionadas, sinalizando para a aplicação de gráficos multivariados, constata-se que os gráficos univariados apresentam melhor desempenho ou, pelo menos, possibilitam a obtenção de mais informações sobre o processo. Por meio dos gráficos univariados é possível avaliar a média das notas, sua variabilidade e também a tendência (aumento ou diminuição) da característica de qualidade.

Os gráficos multivariados concordam com os univariados quanto às amostras fora de controle estatístico que apresentam “notas altas”, mas pouco contribuem para a situação inversa, ou seja, relacionadas a notas mais baixas, mais importantes no contexto analisado.

Para o presente processo, os gráficos univariados mostram-se mais adequados. Uma opção ainda a ser avaliada seria um gráfico univariado combinado, onde tanto as mudanças de grande magnitude quanto pequenas e persistentes podem ser avaliadas. Para complementar, ressalta-se que é fundamental monitorar a variabilidade das notas.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O conceito de qualidade na indústria alimentícia é um tema de suma importância e desta forma, torna-se indispensável a sua avaliação. Do ponto de vista do consumidor, a qualidade de um alimento nada mais é que a satisfação propiciada por características, tais como: sabor, aroma, aparência, embalagem e preço, dentre outras.

Entretanto, nesta indústria, a qualidade está fortemente relacionada à questão da segurança do consumidor e dos riscos de comprometimento com a salubridade dos produtos, que são determinados por meio de normas. Assim, a utilização de técnicas estatísticas no que tange a questão da indústria alimentícia, como CEP, é uma área que pode ser amplamente explorada.

O presente artigo tem como objetivo avaliar a possibilidade de utilização de ferramentas estatísticas, mais especificamente, gráficos de controle, na caracterização e controle de algumas características sensoriais definidoras da qualidade de um produto em uma indústria de alimentos. Pelas propriedades técnicas dos dados, dentre as características sensoriais mensuradas, são analisadas as características ‘Aroma’ e ‘Sabor’.

Inicialmente são aplicados individualmente os gráficos de controle de *Shewhart* para média e amplitude. Constatou-se que para ambas as variáveis são detectados pontos fora dos limites de controle em relação a tendência central, o mesmo não acontecendo em relação à variabilidade.

Em seguida são aplicados os gráficos de controle EWMA e CUSUM, recomendados no monitoramento de processos sujeitos a pequenas e persistentes alterações, encontrando-se uma tendência decrescente para ambas as variáveis. Desta forma, pode ter ocorrido uma diminuição na qualidade do alimento, pois de acordo com a avaliação dos juízes, o ‘Aroma’ e o ‘Sabor’ têm piorado.

Os gráficos multivariados, entretanto, não detectam essa possível piora na qualidade. Eles concordam com os gráficos univariados em alguns pontos, mas se mostram limitados para a aplicação proposta. Deste modo, embora eles se mostrassem candidatos naturais para caracterização e controle dessas variáveis, pois elas se apresentam correlacionadas, os gráficos univariados se mostram mais apropriados, indicando que um grau de correlação alto é condição necessária, mas não suficiente para a sua utilização. Finalizando, chama-se a atenção para o fato de que é muito importante conhecer o processo e o que se deseja monitorar e, principalmente, aprimorar.

Para trabalhos futuros, seria interessante aprimorar o gráfico de controle de Soma Acumulada (CUSUM), procurando estabelecer valores de K e H específicos para cada processo analisado. Também poderia ser interessante avaliar o desempenho de gráficos de controle combinados: *Shewhart-CUSUM* e *Shewhart-EWMA*, que permitem a sinalização de alterações com pequenas e grandes magnitudes.

STATISTICAL PROCESS CONTROL: AN APPLICATION IN SENSORY CHARACTERISTICS

ABSTRACT: Nowadays, it is common sense that products, processes and quality services can provide a considerable competitive advantage. Consumers see quality as a major factor for products and services. Regarding foods, quality control is also very important because sensory characteristics influence the quality of the product, and especially how consumers perceive it. In this context, statistical methods can be widely used, especially statistical process control (SPC). This paper associates univariate and multivariate statistical control tools with the analysis of sensory characteristics (smell and taste) so that they serve to define the product's quality. The results show that univariate control charts provide more detail about the variables. They are more suitable for this type of process and evaluation compared to multivariate control charts.

Keywords: Yogurt. SPC. Control charts. Sensorial characteristics.

REFERÊNCIAS

COSTA, A.F.B.; EPPRECHT, E.K.; CARPINETTI, L.C.R. **Controle Estatístico de Qualidade**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2009.

CROSIER, R.B. Multivariate generalizations of cumulative sum quality-control schemes. **Technometrics**, v. 30, n. 3, p. 291-303, 1988.

EDITH, I.N.; OCHUBIOJO, E.M. Foodquality control: history, present and future. In: Valdez. (Ed). **Scientific, health and social aspects of the food industry**. In Tech. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.572/33151>>. Acesso em 03/04/2015.

FERNANDEZ, E.S. **Multivariate Statistical Quality Control Using R**. Springer, New York: 2013 14. em: 22/03/2015.

FOLLADOR, F. A. C. et al. Tabular Cusum control charts of chemical variables applied to the control of surface water quality. **Engenharia Agrícola**, v. 32, n. 5, p. 951-960, 2012.

HENNING, E.; ARAUJO, N.G.A.; ALVES, C. C.; ZVIRTES, L. Aplicação de gráficos de controle multivariados baseados na projeção de dados via Análise de Componentes Principais. **Revista Eletrônica Produção em Foco**, v. 1, p. 41-66, 2011.

LAWLESS, H.T. **Quantitative sensory analysis: psychophysics, models and intelligent design**. John Wiley & Sons, 2013.

LIM, S.A.H.; ANTONY, J. and ALBLIWI, S. Statistical Process Control (SPC) in the food industry: a systematic review and future research agenda. **Trends in Food Science & Technology**, v. 37, p. 137-151, 2014.

LIM, S.A.H.; ANTONY, J.; GARZA-REYES, J.A.; ARSHED, N. Towards a conceptual roadmap for Statistical Process Control implementation in the food industry, **Trends in Food Science & Technology**, v. 44, n. 1, p. 117-129, 2015.

LOUZADA, F.; DINIZ, C.A.R.; SILVA, P.H.F; FERREIRA, E. **Controle estatístico de processos: uma abordagem prática para cursos de Engenharia e Administração**. São Paulo: GEN, 2013, 286p.

MICHEL, R.; FOGLIATTO, F. S. Projeto econômico de cartas adaptativas para monitoramento de processos. **Gestão & Produção**, v. 9, n. 1, p. 17-31, 2002.

MILLER, T.; BALCH, B. Statistical process control in food processing, **ISA Transactions**, v. 30, n. 1, p. 35-37, 1991.

MOLLER, C. O lado humano da qualidade: maximizando a qualidade de produtos e serviços através do desenvolvimento das pessoas. 12. ed. São Paulo: **Pioneira**, 1999.

MONTGOMERY, D.C. **Introduction to statistical quality control**. 6th ed. John Wiley & Sons Inc., Hoboken: New Jersey, 2009.

PEDRINI, D.C. **Proposta de um método para a aplicação do gráfico de controle de regressão no monitoramento de processos**. 122f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

PONTES, A. **Análise de variância multivariada com a utilização de testes não-paramétricos e componentes principais baseados em matrizes de posto**. 2005. 106 p. Tese (Doutorado em estatística e experimentação agrônômica). Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Piracicaba, 2005

R CORE TEAM, 2015. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. Disponível em: <<http://www.R-project.org/>>. Acesso em 08 de Abril de 2015.

SAMOHYL, R. W. **Controle estatístico de qualidade**. Elsevier: Rio de Janeiro, 2009.

SCRUCCA, L. QCC: an R package for quality control chart in statistical process control. **R News**, v. 4, n. 1, 11-17, 2004.

SILVA, R.B.V. **Extensão do teste de normalidade de Shapiro-Francia para o caso multivariado.** 2009. 59 p. Tese (Doutorado em estatística e experimentação agropecuária). Universidade Federal de Lavras. Lavras, 2009.

SOUZA, R. A. **Análise da qualidade do processo de envase de azeitonas verdes através de algumas ferramentas do controle estatístico de processo.** 2003, 104f. Dissertação (Mestrado em engenharia de produção), Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção. Universidade Federal Santa Catarina. Florianópolis, 2003.

TEIXEIRA, L.V. Análise Sensorial na Indústria de Alimentos. **Revista do Instituto de Laticínios. “Cândido Tostes”**, vol. 64, n. 366, p. 12-21, 2009.

TURCATO, C.R.S.; KLIDZIO, R. ANTONELLO, N.R.B. Aplicação do Controle Estatístico De Processo (CEP) para avaliar o Processo de Defumação do Salame. **In: XXVIII Encontro Nacional De Engenharia De Produção**, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 13 a 16 de outubro de 2008.