



Efeito da Autocorrelação na Criação de Subgrupos Racionais em um Processo de Usinagem de Virabrequins

Contribuições da Engenharia de Produção para a Gestão de Operações Energéticas Sustentáveis

Felipe Alexandre Malheiros de Medeiros (FEG/UNESP)

faw.k@hotmail.com

Marcela Aparecida Guerreiro Machado (FEG/UNESP)

marcela.freitas@unesp.br

Fabricio Maciel Gomes (EEL/USP)

fmgomes@usp.br

Os gráficos de controle geralmente são implementados com a suposição de que as amostras obtidas do processo são independentes e identicamente distribuídas. Entretanto, com a crescente automatização na manufatura, a maioria dos processos apresenta algum nível de autocorrelação, o que leva as amostras a demonstrarem dependência entre si. Mesmo em um processo sob controle, a existência de autocorrelação aumenta a probabilidade de uma observação cair fora dos limites do gráfico, comprometendo a sua credibilidade devido ocorrência elevada de alarmes falsos. Por esse motivo, esse estudo busca avaliar o efeito da autocorrelação na formação de subgrupos racionais em uma linha de usinagem de virabrequins, convertendo medições individuais em subgrupos com tamanho 3 e 5, de forma que seja possível determinar se a criação de tais grupos é capaz de mitigar o efeito da autocorrelação e viabilizar a utilização de gráficos de controle no processo, minimizando a geração de alarmes falsos.

Palavras-chave: Gráfico de controle, Subgrupos racionais, Autocorrelação, Controle Estatístico do Processo.

1. Introdução

Controlar e melhorar a qualidade tornou-se uma importante estratégia de negócios para muitas organizações: fabricantes, distribuidores, empresas de transporte, organizações de serviços financeiros, prestadores de cuidados de saúde e agências governamentais. Manter um alto nível de qualidade de produto ou serviço oferece uma vantagem competitiva. Uma empresa pode encantar seus clientes através da qualidade e com isso dominar seus concorrentes (MONTGOMERY, 2012).

Com relação a processos produtivos, pode-se dizer que o foco na prevenção de defeitos leva empresas a apresentar os melhores indicadores de produtividade e qualidade. Utilizar técnicas estatísticas para identificar e aplicar medidas de redução de variabilidade no processo é a base fundamental do esforço de prevenção (OAKLAND; OAKLAND, 2018).

Para isso existe o gráfico de controle, uma ferramenta criada em 1924 por W. Shewhart que tornou-se um importante instrumento do Controle Estatístico do Processo. É utilizado para avaliar a variabilidade de um processo ao longo do tempo e indicar se o processo está sob controle ou não (FÁVERO; BELFIORE, 2019).

Neste estudo, serão avaliadas amostras coletadas de um processo de usinagem, utilizando como característica de qualidade os diâmetros de mancais de virabrequins. Nesse processo as amostras são coletadas de forma individual e monitoradas utilizando um Gráfico de Controle para Valores Individuais e Gráfico para Amplitude Móvel. Será testada a conversão das amostras individuais em subgrupos racionais, com o objetivo de avaliar o efeito da autocorrelação no desempenho do gráfico e a quantidade de alarmes falsos em cada cenário.

2. Objetivos

- Demonstrar o nível de autocorrelação capaz de afetar o desempenho dos gráficos de controle das médias “ \bar{X} ” e amplitude amostral “R”;
- Avaliar o desempenho de Gráficos de Controle para Valores Individuais e Amplitude Móvel versus Gráfico de Controle da Média e Amplitude Amostral no processo de usinagem de virabrequins.

3. Referencial teórico

O Controle Estatístico de Processos (CEP) é um tema que tem sido cada vez mais explorado e estudado, principalmente por conta da demanda por eficiência no controle de processos. Através

de um conjunto de ferramentas, é utilizado no controle da estabilidade do processo e, conseqüentemente, na redução de sua variabilidade (KEATS, 2020).

A definição do CEP pode ser realizada através da junção dos significados de cada uma das palavras:

- Controle – manter algo dentro dos limites (padrões) ou fazer algo se comportar de forma adequada;
- Estatística – obter conclusões com base em dados e números que trazem informações;
- Controle Estatístico – fazer com que os resultados se mantenham conforme o previsto pelos padrões com a ajuda de dados numéricos;
- Processo – é a combinação necessária entre o homem, os materiais, as máquinas, os equipamentos e o meio ambiente para fabricar um produto qualquer. Mais especificamente, um processo é qualquer conjunto de condições ou conjunto de causas (sistema de causas) que trabalham simultaneamente para produzir um determinado resultado.

O controle estatístico de qualidade é implementado utilizando gráficos de controle, ferramentas utilizadas para monitorar a performance de um processo, definindo uma área de controle através de limites. Os gráficos de controle são utilizados para analisar tendências e detectar padrões que venham a se repetir em um período de tempo, tendo como objetivo principal fazer distinções, verificando se o processo de qualidade está sob controle (MAGNAY, 2020).

Segundo Ross (2020), quase todos os sistemas industriais — quer envolvam a fabricação de produtos ou o atendimento a clientes — possuem alguma variabilidade. Não importa o quão rigoroso seja o controle, sempre haverá alguma variação nos itens processados. Quando a única variação presente é aleatória, dizemos que o processo está sob controle. Por outro lado, se houver alguma causa especial afetando a variabilidade, dizemos que o processo está fora de controle; o problema chave no controle de qualidade é determinar quando um processo está sob controle e quando está fora de controle.

3.1 Gráficos de controle

Para Fávero e Belfiore (2019), os gráficos de controle são utilizados para avaliar a variabilidade de um processo ao longo do tempo e indicar se está sob controle ou não.

Gráficos de controle para variáveis, também conhecidos como gráficos de controle de Shewhart, são usados quando a característica de qualidade do produto é medida em valores contínuos, como temperatura, comprimento ou largura, peso, volume, concentração, etc.

Nesse caso, é necessário monitorar o valor médio e também a variabilidade na característica de qualidade. Para controlar a média do processo, gráficos de controle para a média \bar{X} são usados. Para monitorar a variação do processo, temos os gráficos de controle para a amplitude “R” e os gráficos de controle para o desvio padrão “S”. (MONTGOMERY, 2012).

Gráficos de controle para variáveis foram desenvolvidos por Shewhart com o objetivo de detectar a presença de causas especiais na variação de determinado processo. Assim, se o processo está sob controle estatístico, observações futuras podem ser baseadas em observações anteriores. A representação gráfica de uma série de dados é traçada e os pontos são comparados com os limites de controle calculados anteriormente. Se um desses pontos estiver fora dos limites de controle, isso pode indicar que o processo não está sob controle estatístico (FÁVERO; BELFIORE, 2019).

3.1.1 Gráficos para valores individuais e amplitude móvel

Em muitas situações, o tamanho da amostra para controle de processo é igual a 1; ou seja, a amostra consiste em uma unidade individual. Em tais situações, é possível utilizar o gráfico de controle para valores individuais. Quanto à variabilidade do processo, utilizamos a amplitude móvel de duas observações sucessivas. A amplitude móvel (AM) é definida como em (1):

$$AM_i = |X_i - X_{i-1}| \quad (1)$$

onde AM_i é a amplitude móvel correspondente a i ésima amostra, X_i é o valor da i ésima amostra e X_{i-1} é o valor anterior a i ésima amostra (para $i \geq 1$).

O desvio padrão pode ser estimado por meio de (2):

$$\sigma = \frac{\overline{AM}}{d_2} = \frac{\overline{AM}}{1,128} \quad (2)$$

onde σ é o desvio padrão estimado, \overline{AM} é a média das amplitudes móveis e d_2 é o valor tabelado corresponde a $n = 2$, porque cada faixa de amplitude móvel é a faixa entre duas observações consecutivas (MONTGOMERY; RUNGER, 2021)

3.1.2 Gráficos \bar{X} e R

Para Montgomery e Runger (2021), os gráficos de controle da média \bar{X} e da amplitude R são utilizados no monitoramento de processos cuja característica de qualidade é uma grandeza mensurável, onde se avalia sua localização e variabilidade através da análise periódica de amostras a um intervalo de tempo h .

Para os cálculos dos limites superior e inferior do gráfico de controle, calcula-se a média e a amplitude de cada subgrupo, e posteriormente calcula-se a média das médias amostrais e a média das amplitudes.

Os limites de controle para o gráfico das médias podem ser calculados utilizando (3 – 5):

$$LSC_{\bar{X}} = \bar{\bar{X}} + A_2 \cdot \bar{R} \quad (3)$$

$$LM_{\bar{X}} = \bar{\bar{X}} \quad (4)$$

$$LIC_{\bar{X}} = \bar{\bar{X}} - A_2 \cdot \bar{R} \quad (5)$$

Os limites de controle para o gráfico das amplitudes podem ser calculados utilizando (6 – 8):

$$LSC_R = \bar{R} \cdot D_4 \quad (6)$$

$$LM_R = \bar{R} \quad (7)$$

$$LIC_R = \bar{R} \cdot D_3 \quad (8)$$

onde LSC é o limite superior de controle, LM é a linha média, LIC é o limite inferior de controle, $\bar{\bar{X}}$ é a média das médias de cada subgrupo, \bar{R} é a média das amplitudes de cada subgrupo e os valores A_2 , D_4 e D_3 são valores tabelados em função do tamanho do subgrupo.

3.2 Subgrupos racionais

Uma ideia fundamental no uso de gráficos de controle é coletar amostras de acordo com o que Shewhart chamou de subgrupo racional. Geralmente, isso significa que amostras devem ser agregadas em grupos, de modo que, na medida do possível, a variabilidade das observações dentro um subgrupo inclua toda a variabilidade natural e exclua a variabilidade por causas especiais.

Os limites de controle representam limites para toda a variabilidade inerente ao processo, não a causas especiais. As causas especiais tendem a gerar pontos que estão fora dos limites de controle e a variabilidade natural tende a gerar pontos que estão dentro dos limites de controle. Quando os gráficos de controle são aplicados em processos de produção, a ordem temporal de produção é uma base lógica para o subgrupo racional.

Na abordagem mais comum para subgrupos racionais, cada subgrupo consiste em unidades que foram produzidas ao mesmo tempo (ou tão próximas quanto possível). Esta abordagem é usada quando o objetivo principal do gráfico de controle é detectar mudanças no processo. Dessa forma, minimiza a variabilidade dentro de uma amostra e maximiza a variabilidade entre as amostras, caso causas especiais estejam presentes. Esta abordagem para o subgrupo racional fornece essencialmente uma “foto” do processo em cada ponto no tempo quando uma amostra é coletada (MONTGOMERY; RUNGER, 2021).

O conceito de subgrupo racional é muito importante. A seleção adequada de amostras requer consideração cuidadosa do processo com o objetivo de obter o máximo de informações úteis quanto possível a partir da análise do gráfico de controle.

3.3 Autocorrelação

A maioria das contribuições acadêmicas que tratam da questão do projeto de gráficos de controle estatístico presume que as medidas do processo são independentes. Na verdade, muitos processos industriais são caracterizados pela presença de autocorrelação nos dados medidos, característica que anula a independência entre amostras e afeta o desempenho estatístico dos gráficos de controle. A autocorrelação pode disparar uma série de alarmes falsos, de modo que a confiabilidade de qualquer gráfico de controle pode ser anulada (COSTA; FICHERA, 2017). A autocorrelação é um coeficiente de correlação. No entanto, em vez de avaliar a correlação entre duas variáveis diferentes, a correlação é calculada entre dois valores da mesma variável nos momentos X_i e X_{i+k} . A função de autocorrelação mede o grau de correlação de uma

variável, em um dado instante consigo mesma, em um instante de tempo posterior. Ela permite que se analise o grau de irregularidade de um sinal (OLIVEIRA, 2013).

De acordo com Box and Jenkins(1976), dadas as medições, Y_1, Y_2, \dots, Y_n , a função de autocorrelação de lag k é definida por meio de (9):

$$rk = \frac{\sum_{i=1}^{N-k} (Y_i - \bar{Y})(Y_{i+k} - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (9)$$

Onde rk representa o coeficiente de autocorrelação para k , N é a quantidade de medições, Y_i é a i ésima amostra, \bar{Y} é a média amostral e k é a defasagem temporal.

Existem trabalhos que propõem maneiras de viabilizar a utilização de gráficos de controle em dados autocorrelacionados, ver: Claro, Costa e Machado (2007), Costa (2008), Machado (2009), Leoni, Machado e Costa (2014), Takamori (2015), Machado (2016).

3.4 Desempenho de gráficos de controle

Quanto ao desempenho, um dos indicadores chave do gráfico de controle é o NMA (Número Médio de Amostras até o alarme), que representa o número esperado de amostras até que o gráfico de controle tenha um ponto fora dos limites de controle (AL-NASSER; ASLAM, 2019). O NMA pode ser denominado de maneiras diferentes dependendo do estado do processo. Durante o período em controle, é denominado NMA_0 e calculado por meio de (10), sendo α a probabilidade de Erro do Tipo I. Quando um processo está sob controle, é desejável que o NMA_0 seja grande, de modo a garantir poucos alarmes falsos. Por outro lado, quando o processo está fora de controle, é denominado NMA_1 e é calculado por meio de (11), sendo β a probabilidade de Erro do tipo II. É desejável que o NMA_1 seja pequeno, de modo a garantir uma rápida detecção de alterações no processo (MACHADO; COSTA, 2008.)

$$NMA_0 = \frac{1}{\alpha} \quad (10)$$

$$NMA_1 = \frac{1}{1-\beta} \quad (11)$$

4. Material e método

O estudo de caso, conforme Yin (2018), representa um caso no teste de uma teoria bem formulada, seja para confirmá-la, seja para contestá-la, seja para estender a teoria a outras situações de pesquisa, satisfazendo a todas as condições para testar a teoria. De acordo com Pereira e Shitsuka (2018), um caso, para ser chamado de “caso”, tem que ter alguma particularidade que o diferencie, tem que ser especial. Em geral, faz-se o estudo de um caso, e não de vários casos. O caso tem que ser descrito e analisado do modo mais detalhado e completo possível, sendo trabalhado por meios de métodos qualitativos e quantitativos. Dessa forma, esta pesquisa é um estudo de caso realizado em uma linha de usinagem de virabrequins, com o objetivo de avaliar quantitativamente o conceito de subgrupos racionais para o monitoramento da média e variabilidade dos diâmetros dos mancais. Nesta seção será detalhado o método aplicado.

4.1. Definição da unidade de estudo

A linha de usinagem de virabrequins no centro deste estudo pertence a uma empresa do ramo automobilístico de grande porte, com capacidade de 315.000 virabrequins/ano. A linha de usinagem se divide em dois segmentos, sendo o primeiro para desbaste e o segundo para acabamento. A operação de usinagem sob análise está situada no segmento de desbaste, sendo responsável pela usinagem dos diâmetros dos mancais fixos do virabrequim.

4.2. Instrumentos para a coleta de dados

Para a coleta de dados foi utilizado o dispositivo de medição de bancada do processo, um medidor com resolução de 0.0001. Os dados registrados por esse dispositivo são registrados na base de dados da fábrica. Utilizou-se *software* próprio da empresa para extração dos dados para o estudo.

4.3. Procedimentos para o estudo

Inicialmente foi realizada uma pesquisa bibliográfica sobre os assuntos relacionados ao estudo, que segundo Prodanov e Freitas (2013) é elaborada a partir de material já publicado, constituído principalmente de: livros, revistas, publicações em periódicos e artigos científicos, jornais, boletins, monografias, dissertações, teses, material cartográfico, *internet*, com o objetivo de colocar o pesquisador em contato direto com todo material já escrito sobre o assunto da pesquisa. Em seguida, foi feita visita técnica à empresa, na qual observou-se que havia

possibilidade de melhoria com relação à técnica de gráfico de controle implementada na linha de usinagem de virabrequins, principalmente por conta da alta incidência de alarmes falsos no monitoramento do processo.

Foram coletados dados históricos de medição da operação e, através do auxílio de *software* Minitab, plotados os gráficos da função de autocorrelação, valores individuais e média móvel. As equações usadas para os cálculos dos limites foram apresentadas na seção 3.

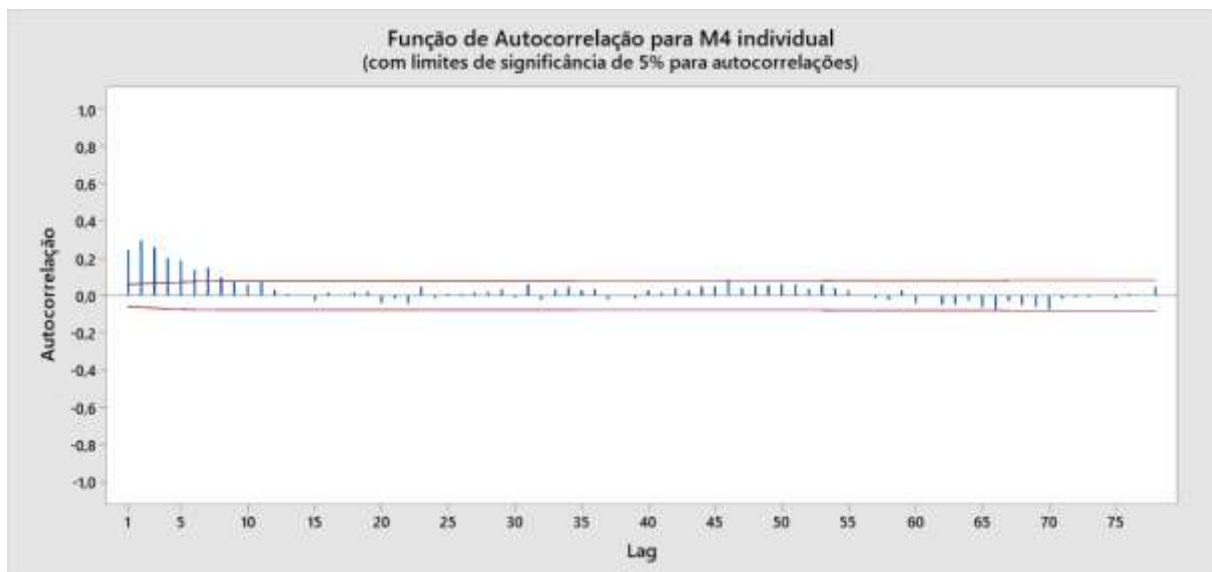
Com os gráficos prontos, foi executada primeiramente a análise da autocorrelação, e em seguida foram criados subgrupos a partir de medições individuais, sempre para amostras de um mesmo dia. Dessa forma, foram convertidas medições individuais com intervalos de 1 hora para medições em subgrupos com intervalos de 3 e 5 horas, sem agregar medições de dias diferentes. Com esses dados foram criados os gráficos de controle \bar{X} e amplitude amostral conforme descrito na seção 3.

Concluídos os três cenários, os valores de NMA_0 foram calculados e sumarizados em uma tabela.

5. Resultados e discussão

A função de autocorrelação dos dados, demonstrada pela Figura 1, evidencia a existência de autocorrelação significativa de 1 até 8 *lags*.

Figura 1 – Função de autocorrelação dos dados nos valores individuais

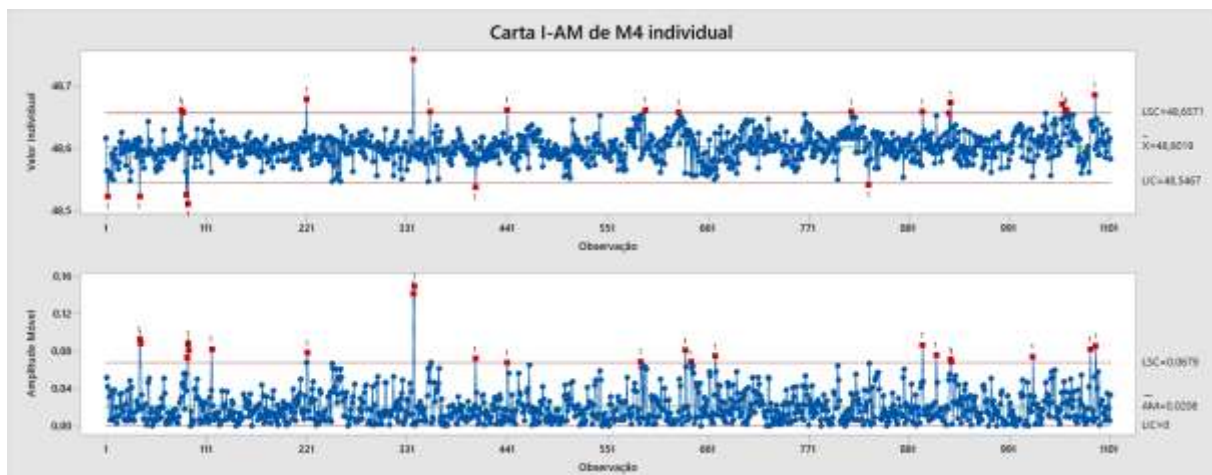


Fonte: Autores 2021

A função de autocorrelação sugere que haverá efeito da autocorrelação na formação de subgrupos com 3 a 5 amostras, gerando impacto não apenas dentro dos subgrupos como entre eles.

Os gráficos para valores individuais e amplitude móvel são exibidos na Figura 2. Nesse cenário temos 1102 amostras, com 22 alarmes tanto para os gráficos da média quanto da amplitude.

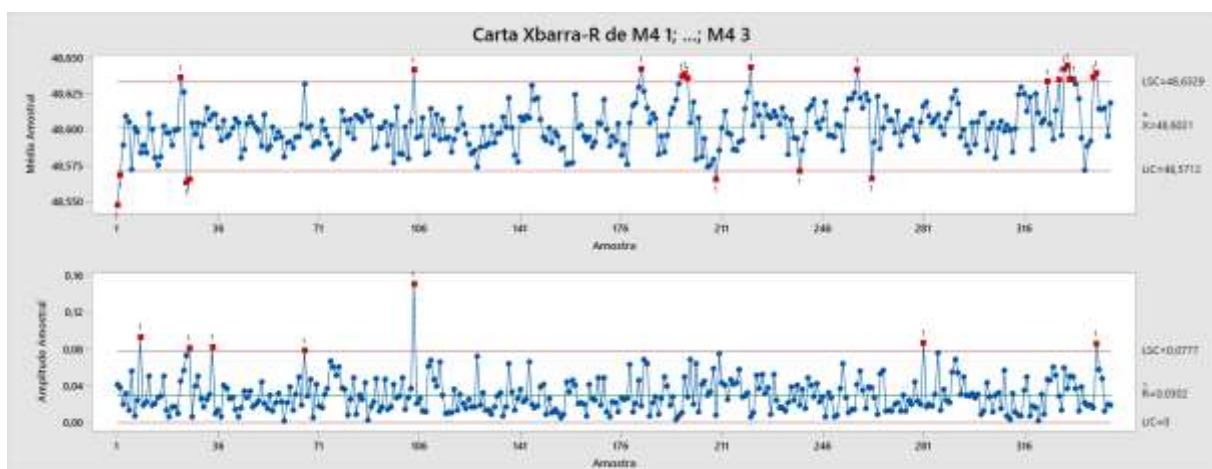
Figura 2 – Gráfico de I-AM para valores individuais



Fonte: Autores 2021

Na Figura 3 temos os gráficos das médias “ \bar{X} ” e amplitude amostral “R” no cenário com subgrupo com tamanho 3. São 346 amostras, com 23 alarmes para o gráfico da média e 7 alarmes para o gráfico da amplitude.

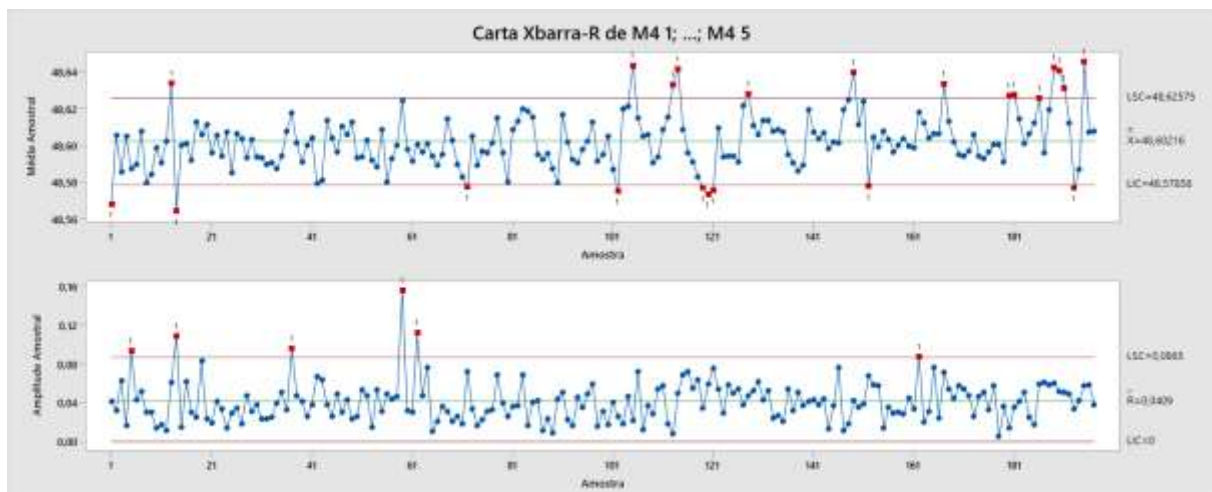
Figura 3 – Gráfico de \bar{X} -R com tamanho de subgrupo = 3



Fonte: Autores 2021

Na Figura 4 são demonstrados os gráficos das médias “ \bar{X} ” e amplitude amostral “R” para subgrupo com 5 amostras. Temos 197 amostras, com 22 alarmes para o gráfico da média e 7 alarmes para o gráfico da amplitude.

Figura 4 – Gráfico de \bar{X} -R com tamanho de subgrupo = 5



Fonte: Autores 2021

Na Tabela 1 foram sumarizados os resultados de NMA_0 para os gráficos da média e da amplitude, nos cenários com subgrupo de tamanho 1, 3 e 5.

Tabela 1 – Sumário n=1, n=3 e n=5

| Item | n=1 | n=3 | n=5 |
|------------------------------------|------|------|------|
| Amostras | 1102 | 346 | 197 |
| Qtde Alarmes: Gráfico da Média | 22 | 23 | 22 |
| Qtde Alarmes: Gráfico da Amplitude | 22 | 7 | 7 |
| NMA_0 : Gráfico da Média | 50.1 | 15.0 | 9.0 |
| NMA_0 : Gráfico da Amplitude | 50.1 | 49.4 | 28.1 |

Fonte: Autores 2021

Percebe-se que a quantidade de alarmes no gráfico da média praticamente não se altera quando são criados subgrupos de tamanhos diferentes. Esse resultado pode ser assimilado de forma racional, partindo do pressuposto que a autocorrelação afeta a aleatoriedade das amostras dentro dos subgrupos. Dessa forma, integrantes do subgrupo terão valores próximos, reduzindo o efeito do achatamento no cálculo da média e exibindo comportamento mais extremo. No caso das amplitudes, os integrantes também exibem valores mais próximos, gerando amplitudes

menores e a consequente queda na quantidade de alarmes. Entretanto, o que esse estudo busca demonstrar é o impacto do fator de autocorrelação de forma quantitativa na criação de subgrupos racionais. No caso da linha de usinagem de virabrequins, um nível de autocorrelação de 0,25 para *lags* de 1 a 5 invalidou a formação de subgrupos com tamanhos 3 e 5 amostras, pois não apresentou ganho quanto à redução de alarmes, causando também aumento no intervalo de detecção por conta do atraso para formação dos subgrupos.

5. Conclusão

Neste trabalho foi estudada a criação de subgrupos racionais em um processo de usinagem de virabrequins, com o objetivo de reduzir o impacto da autocorrelação nos gráficos de controle. Inicialmente, foi analisado o nível de autocorrelação das amostras individuais, sendo este em torno de 0,25 para *lags* de 1 a 5.

Os dados originais foram registrados na forma de medição individual, e para viabilizar a formação de subgrupos, amostras retiradas com horários próximos e no mesmo dia de produção foram agregadas em grupos de 3 e 5, utilizando os conceitos de subgrupo racional. Ao gerar os gráficos para Valores Individuais e Amplitude Móvel e compará-los com os gráficos de “ \bar{X} ” e Amplitude Amostral, observou-se que, quando utilizado o NMA_0 como métrica de desempenho, não houve ganho de desempenho. Nos gráficos das médias, a quantidade de alarmes se manteve para todos os cenários, enquanto nos gráficos das amplitudes o NMA_0 caiu de 22 para 7 com a criação de subgrupos. Esse resultado pode ser explicado assumindo que o processo seja autocorrelacionado, pois, no caso das médias, a autocorrelação gera pontos mais próximos do que a realidade, anulando parte da aleatoriedade dos membros de cada subgrupo e gerando valores mais extremos ao calcular a média. No caso da amplitude, a autocorrelação gera valores menores, pois aproxima as dimensões dos membros do subgrupo e consequentemente reduz a quantidade de alarmes. Esse pode ser um problema, pois a autocorrelação de certa forma oculta as dispersões de variabilidade, reduzindo a confiabilidade do gráfico de controle.

Dessa forma, conclui-se que para esse processo de usinagem de virabrequins, o efeito da autocorrelação não é mitigado através da criação de subgrupos racionais com 3 e 5 amostras.

REFERÊNCIAS

AL-NASSER, Amjad D.; ASLAM, Muhammad. **Development of a new control chart based on ranked repetitive sampling**. In: Ranked Set Sampling. Academic Press, 2019. p. 9-24.

BOX, George Edward Pelham, JENKINS, Gwilym, **Time Series Analysis: Forecasting and Control**, Holden-Day, 1976.

CARRÉ, Roberto Augusto.; MACHADO, Marcela Aparecida Guerreiro. **Gráficos de X univariados para o monitoramento do vetor de médias de processos bivariados autocorrelacionados**. In: Congresso de Iniciação Científica, 21, São José do Rio Preto. Publicação dos trabalhos apresentados no XXI CIC. São José do Rio Preto: Universidade Estadual Paulista, 2009

COSTA, A.; FICHERA S., **Economic statistical design of ARMA control chart through a Modified Fitness-based Self-Adaptive Differential Evolution**, Computers & Industrial Engineering, Volume 105, 2017, ISSN 0360-8352

COSTA, Antônio Fernando Branco; CLARO, Fernando A.E. **Double sampling X control chart for a first-order autoregressive and moving average process model**, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 39, p.521-542, 2008.

COSTA, Antônio Fernando Branco; MACHADO, Marcela Aparecida Guerreiro. **A new chart based on the sample variances for monitoring the covariance matrix of multivariate processes**, International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 41, p.770-779, 2009.

FÁVERO, Luiz Paulo; BELFIORE, Patrícia. **Data Science For Business And Decision Making**. Academic Press, 2019.

KEATS, Bert. **Statistical Process Control In Automated Manufacturing**. CRC Press, 2020.

MACHADO, Marcela Aparecida Guerreiro; MAGALHÃES, Maysa Sacramento; COSTA, Antônio Fernando Branco. **Gráfico de controle de VMAX para o monitoramento da matriz de covariâncias**. Produção, v. 18, n. 2, p. 222-239, 2008.

MACHADO, Marcela Aparecida Guerreiro; COSTA, Antônio Fernando Branco. **The double sampling and the EWMA charts based on the sample variances**, International Journal of Production Economics, 114, p.134-148, 2008.

MACHADO, Marcela Aparecida Guerreiro; COSTA, Antônio Fernando Branco.; CLARO, Fernando A.E. **Monitoring Bivariate Processes**. Artigo premiado como melhor trabalho na área de Gestão. In: Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 40, João Pessoa. CD ROOM. Rio de Janeiro: SOBRAPO, 2008, 9 p.

MAGNAY, Julia L. et al. **Pictorial methods to assess heavy menstrual bleeding in research and clinical practice: a systematic literature review.** BMC women's health, v. 20, n. 1, p. 24, 2020.

MONTGOMERY, Douglas. **Statistical Quality Control.** Wiley Global Education, 2012. ISBN: 978-1-118-14681-1

MONTGOMERY, Douglas; RUNGER, George. **Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros.** Ed. LTC, 2021. ISBN: 9788521637332

OAKLAND, R. J.; OAKLAND, J. S. **Statistical Process Control.** 7. ed. New York, NY: Routledge, 2018. ISBN 978-1-138-06425-6.

OLIVEIRA, Daniel Salvatte de; MACHADO, Marcela Aparecida Guerreiro. **Gráficos de T2 para o monitoramento do vetor de médias de processos bivariados autocorrelacionados com uma nova composição das amostras.** In: Congresso de Iniciação Científica, 21, São José do Rio Preto. Publicação dos trabalhos apresentados no XXI CIC. São José do Rio Preto: Universidade Estadual Paulista, 2009, p

OLIVEIRA, Samuel. **Efeito Taylor: Uma Análise Além De Séries Economicas.** Dissertação de Mestrado, UFLA – MG, 2013

PEREIRA, Adriana; SHITSUKA, Dorlivete; PARREIRA, Fábio; Shitsuka, Ricardo. **Metodologia da Pesquisa Científica.** 1 ed. Universidade Federal de Santa Maria, RS, 2018. ISBN 978-85-8341-204-5.

PRODANOV, C. C.; FREITAS, E. C. de. **Metodologia do trabalho científico: métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho acadêmico** -2ª Edição. 2. ed. Novo Hamburgo: Editora Feevale, 2013.

ROSS, Sheldon M. **Introduction to Probability and Statistics for Engineers and Scientists.** 6 ed. Academic Press, 2020. ISBN: 978-0-12-824346-6

YIN, Robert K., **Case Study Research and Applications: Design And Methods,** 6 ed. SAGE, 2018. ISBN 9781506336169