ÍNDICES DE CAPACIDADE DO PROCESSO: PROPOSTA BASEADA EM MODELOS DE REGRESSÃO E UM FLUXOGRAMA ORIENTATIVO

Fernanda Siqueira Souza
Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Av. Osvaldo Aranha, 99, Porto Alegre-RS CEP 90.035-190
fe_ssouza@producao.ufrgs.br

Danilo Cuzzuol Pedrini
Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Av. Osvaldo Aranha, 99, Porto Alegre-RS CEP 90.035-190
danilo@producao.ufrgs.br

Carla Schwengber ten Caten
Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Av. Osvaldo Aranha, 99, Porto Alegre-RS CEP 90.035-190
tencaten@producao.ufrgs.br

RESUMO

A análise de capacidade do processo é de extrema importância para a otimização e melhoria da qualidade, visto que verifica se o processo está atendendo tanto às especificações de engenharia/projeto quanto às especificações dos clientes. Índices de capacidade mal empregados geram conclusões errôneas, comprometendo o estudo e análise do processo, prejudicando o atendimento de exigências gerenciais ou de clientes externos. Assim, visando preencher uma lacuna observada na literatura, as principais contribuições do presente trabalho são: (i) proposta de índices baseados em modelos de regressão (C_{pR}, C_{pkR}, C_{pmR} e C_{pmkR}), supondo limites de especificação que variem de acordo com os valores das variáveis de controle do processo; (ii) proposta de um fluxograma orientativo com a finalidade de direcionar a escolha dos índices de capacidade adequados para processos não correlacionados, correlacionados dependentes da variável de controle e autocorrelacionados com a variável tempo.

PALAVRAS-CHAVE: Controle de processos. Modelos de regressão. Índices de capacidade. Estatística.

ABSTRACT

The analysis of process capability is extremely important for optimization and quality improvement, since it verifies that the process is addressing both the specifications / engineering design as customer specifications. Capability indices misused generate erroneous conclusions, compromising the study and analysis of the process, jeopardizing the fulfillment of the requirements management or external customers. Thus, aiming to fill a gap observed in the literature, the main contributions of this work are: (i) proposed indices based on regression models (C_{pR}, C_{pkR}, C_{pmR} and C_{pmkR}), assuming specification limits that vary according to the values of variables of process control, (ii) propose a flowchart for guidance in order to direct the choice of appropriate levels of capacity for uncorrelated processes, correlated dependent control variable and autocorrelated with the time variable.

KEYWORDS: Process control. Regression models. Capability indices. Statistics.

1. Introdução

A concorrência e a competitividade entre as empresas exigem a melhoria contínua dos processos e, consequentemente, o aumento da qualidade dos produtos e serviços. Neste contexto, a utilização do Controle Estatístico do Processo (CEP) é uma técnica eficiente que consiste em métodos de compreensão, de acompanhamento e de melhoria do desempenho do processo ao longo do tempo (WOODALL, 2000). Em outras palavras, o CEP tem por objetivo detectar e facilitar a identificação de problemas para redução da variabilidade, sendo essencial para contribuir com a melhoria da qualidade e confiabilidade, além de reduzir os custos associados com a má produção. O conhecimento do processo, através dos gráficos de controle e dos índices de capacidade, é essencial para a garantia da qualidade da empresa.

O estudo da capacidade do processo é uma técnica do CEP que tem por objetivo verificar se o processo consegue atender tanto às especificações de engenharia/projeto quanto às especificações dos clientes. Na literatura, os índices de capacidade tradicionais, ou seja, os índices aplicados aos gráficos de controle propostos por Shewhart são os mais difundidos, se destacando pela facilidade de elaboração. Entretanto, a aplicação dos gráficos tradicionais de Shewhart assume que os dados são independentes e identicamente distribuídos em torno de uma média constante.

De acordo com Pedrini (2009), estas suposições podem não ser satisfeitas quando há alterações frequentes no ajuste das variáveis de controle (variáveis independentes) do processo, pois nesse caso, ocorre uma alteração na média e variabilidade dos dados, sendo necessário um gráfico de controle para cada novo ajuste da máquina. Este fato dificulta a implantação do gráfico tradicional em função do baixo número de amostras de cada lote fabricado em determinado ajuste. Nesses casos, a variável de resposta (variável dependente) de um produto ou processo é melhor representada por uma equação matemática que modele seu relacionamento com as variáveis de controle do processo (JACOBI *et al.*, 2002; SHU *et al.*, 2004).

Mandel (1969) propôs o gráfico de controle de regressão, que consiste na combinação das técnicas de gráfico de controle e modelos de regressão linear. Este gráfico é utilizado em processos em que o efeito de uma variável de resposta é uma função de uma variável de controle, de forma a gerar um modelo que representa a relação existente entre as variáveis de interesse em um processo, uma vez que os gráficos de controle tradicionais não são capazes de realizar uma análise quando se tem um conjunto de variáveis correlacionadas ou dependentes entre si.

Uma lacuna observada na literatura é a falta de índices de capacidade para avaliar os processos monitorados por gráficos de controle baseados em modelos de regressão. O objetivo deste artigo é preencher esta lacuna, sendo que as principais contribuições são: (i) proposta de índices de capacidade para gráficos de controle baseados em modelos de regressão (C_{pR}, C_{pkR}, C_{pmR} e C_{pmkR}), delimitados para tolerâncias simétricas; (ii) proposta de um fluxograma orientativo com a finalidade de direcionar a escolha dos índices de capacidade adequados para processos não correlacionados, correlacionados dependentes da variável de controle e autocorrelacionados com a variável tempo.

O presente artigo está dividido em cinco seções. Além desta introdução, a segunda seção apresenta um referencial teórico abordando índices de capacidade do processo e gráficos de controle de regressão. A seção três apresenta a proposta de cálculo dos índices de capacidade para gráficos de controle baseados em modelos de regressão e a seção quatro apresenta a proposta do fluxograma orientativo. A seção cinco resume as principais conclusões deste estudo, com sugestões para trabalhos futuros.

2. Referencial Teórico

2.1. Índices de capacidade

O principal objetivo do estudo dos índices de capacidade é servir de base para tomadas de decisões na empresa, tanto nas questões gerenciais, quanto operacionais. Com isso, promove um guia estratégico, alavancando e refletindo a qualidade do processo (SPIRING, 1995; DELERYD, 1999; JEANG E CHUNG, 2009). Os índices são medidas adimensionais usadas para quantificar a relação entre o desempenho do processo e os limites de especificação, sendo que esta quantificação é essencial para o sucesso de melhorias (WU *et al*., 2009).

Os quatro índices básicos mais conhecidos e difundidos são: C_p, C_{pk}, C_{pm}, C_{pmk}, representados pelas equações (1), (2), (3) e (4), respectivamente (KOTZ E JONHSON, 2002). Estes índices são utilizados para os casos em que o valor alvo (T) é igual à metade do comprimento do intervalo de especificação (M) e para dados normalmente distribuídos.

$$C_p = \frac{LSE - LIE}{6\sigma} \tag{1}$$

$$C_{pk} = \min\left(\frac{\mu - LIE}{3\sigma}, \frac{LSE - \mu}{3\sigma}\right) \tag{2}$$

$$C_{pm} = \frac{LSE - LIE}{6\sqrt{\sigma^2 + (\mu - T)^2}} \tag{3}$$

$$C_{pmk} = \min\left(\frac{\mu - LIE}{3\sqrt{\sigma^2 + (\mu - T)^2}}, \frac{LSE - \mu}{3\sqrt{\sigma^2 + (\mu - T)^2}}\right) \tag{4}$$

Onde o limite superior de especificação e o limite inferior de especificação são representados, respectivamente, por LSE e LIE. O desvio padrão, a média e o valor alvo do processo são representados, respectivamente, por σ, μ e T.

O índice C_p (índice de capacidade potencial), por considerar a variabilidade do processo sem considerar a localização da média, muitas vezes não é aplicado, já que este não reflete o impacto que as alterações da média apresentam sobre a capacidade (PEARN E KOTZ, 2006). Visando solucionar este problema, Kane (1986) introduziu o índice C_{pk} (índice de capacidade efetivo), que avalia a localização da média em relação aos limites de especificação. A aplicação destes dois índices em paralelo proporciona uma boa indicação da capacidade do processo em relação à média e variabilidade, entretanto, não consideram o valor alvo do processo (T). Baseados na função quadrática de perda de Taguchi, Chan *et al.* (1988) e Pearn *et al.* (1992) introduziram os índices C_{pm} e C_{pmk}, respectivamente, que consideram o desvio da média do processo em relação ao seu valor alvo.

Vännman (1995) observou que, se μ = T = M, sendo M o ponto médio entre os limites de especificação, então todos os índices terão seu valor máximo igual ao índice C_p, concluindo que o processo está centrado e próximo de seu valor alvo.

O uso dos índices C_p, C_{pk}, C_{pm}, C_{pmk} em processos não-normais geram conclusões errôneas. Devido a isso, é necessário buscar por alternativas que utilizem as distribuições adequadas (GONÇALEZ E WERNER, 2009). Existem na literatura transformações de Box-Cox ou de Johnson que convertem dados não normais em dados normalmente distribuídos, podendo fazer uso dos índices apresentados. Outra alternativa é utilizar métodos para analisar a capacidade de dados não-normais. O primeiro método foi desenvolvido por Clements (1989), seguido dos métodos de Pearn e Chen (1997) e de Chen e Ding (2001).

Os métodos propostos por Clements (1989) e Pearn e Chen (1997) baseiam-se em medidas de percentil para obter os índices de capacidade. A proposta destes dois métodos é

semelhante, sendo que a única diferença está no cálculo dos índices C'_{pk} e C'_{pmk}. No método de Clements (1989), o denominador destes índices avalia a distância entre a mediana e o percentil (superior ou inferior), já no método de Pearn e Chen (1997), considera-se a metade da distância entre os percentis superior e inferior. O terceiro método foi proposto por Chen e Ding (2001) que elaboraram o índice S_{pmk} que atende qualquer distribuição de dados, além de considerar a variabilidade do processo, a distância entre a média e o valor nominal e a proporção de itens não-conformes. Com isso, este índice reflete o número de não-conformes do processo, sendo superior aos outros dois métodos anteriores (CHEN E DING, 2001). Uma comparação destes índices de capacidade para dados não-normais pode ser encontrado em Gonçalez e Werner (2009).

2.2. Gráficos de controle de regressão

Os gráficos de controle baseados em modelos são utilizados quando a variável de resposta varia em função de frequentes alterações das variáveis de controle, não permitindo a aplicação de um gráfico de controle tradicional, que pressupõe que os dados sejam independentes e identicamente distribuídos em torno de uma média constante. O gráfico de regressão deve ser utilizado em processos em que o efeito de uma variável dependente é uma função linear de uma variável independente, dada por uma equação linear (JACOBI *et al.*, 2002; SHU *et al.*,2004), já que as variáveis envolvidas no processo são correlacionadas e o controle individual dessas variáveis não é o mais indicado.

Para isso, é necessário analisar a relação entre as características mensuradas com o objetivo de encontrar uma expressão quantitativa que indique estas relações. O modelo adequado pode propiciar a possibilidade de interpretar a situação, obter estimativas e realizar previsões. A aplicação da técnica de modelagem por regressão linear a um grupo de dados resulta na determinação de coeficientes lineares, ponderando o efeito de variáveis independentes sobre as variáveis dependentes (FOGLIATTO, 2000). A equação (5) indica o modelo de regressão múltipla (MONTGOMERY *et al.*, 2001).

$$Y = \beta_o + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \ldots + \beta_k x_k + \varepsilon \tag{5}$$

Onde *k* representa o número de variáveis e j o número de amostras. O coeficiente β_0 é chamado de coeficiente de intercepto e os coeficientes $\beta_1, \ldots, \beta_k$ são chamados de coeficientes de regressão parcial. O termo ε é chamado de erro aleatório, assumido como independentemente distribuído, com média zero e variância constante σ^2. Estas suposições são importantes para validação do modelo estimado (NETER *et al.*, 2005). Quando o número de observações (n) for maior que o número de variáveis controladas (*k*), o método utilizado para estimar a equação de regressão é o método de mínimos quadrados ordinários, que tem por objetivo, minimizar as somas quadráticas dos resíduos da regressão (WEISBERG, 2005).

Uma vez estimado o modelo, deve-se construir o gráfico de controle de regressão. Um dos objetivos destes gráficos é controlar a variação média da variável de resposta de acordo com as variáveis de controle, ao contrário dos gráficos de controle tradicionais, que monitoram a média. Para a construção do gráfico, o limite de controle superior, a linha central e o limite de controle inferior são dados pelas equações (6), (7) e (8), respectivamente (JACOBI *et al.*, 2002; PEDRINI, 2009).

$$LSC_i = \hat{Y}_i + k\hat{\sigma}_e \tag{6}$$

$$LC_i = \hat{Y}_i \tag{7}$$

$$LIC_i = \hat{Y}_i - k\hat{\sigma}_e \tag{8}$$

A Figura 1 mostra a evolução dos principais trabalhos sobre gráficos de controle de regressão. De acordo com Pedrini e Caten (2008), os gráficos de controle propostos por Haworth

(1996), Loredo *et al.* (2002) e Shu *et al.* (2004) apresentam a vantagem adicional de preservar a ordem temporal dos dados, o que facilita a aplicação destes procedimentos e a interpretação dos resultados, em relação ao método apresentado por Mandel (1969). Uma revisão sobre gráfico de controle de regressão pode ser encontrada em Shu *et al.* (2007).

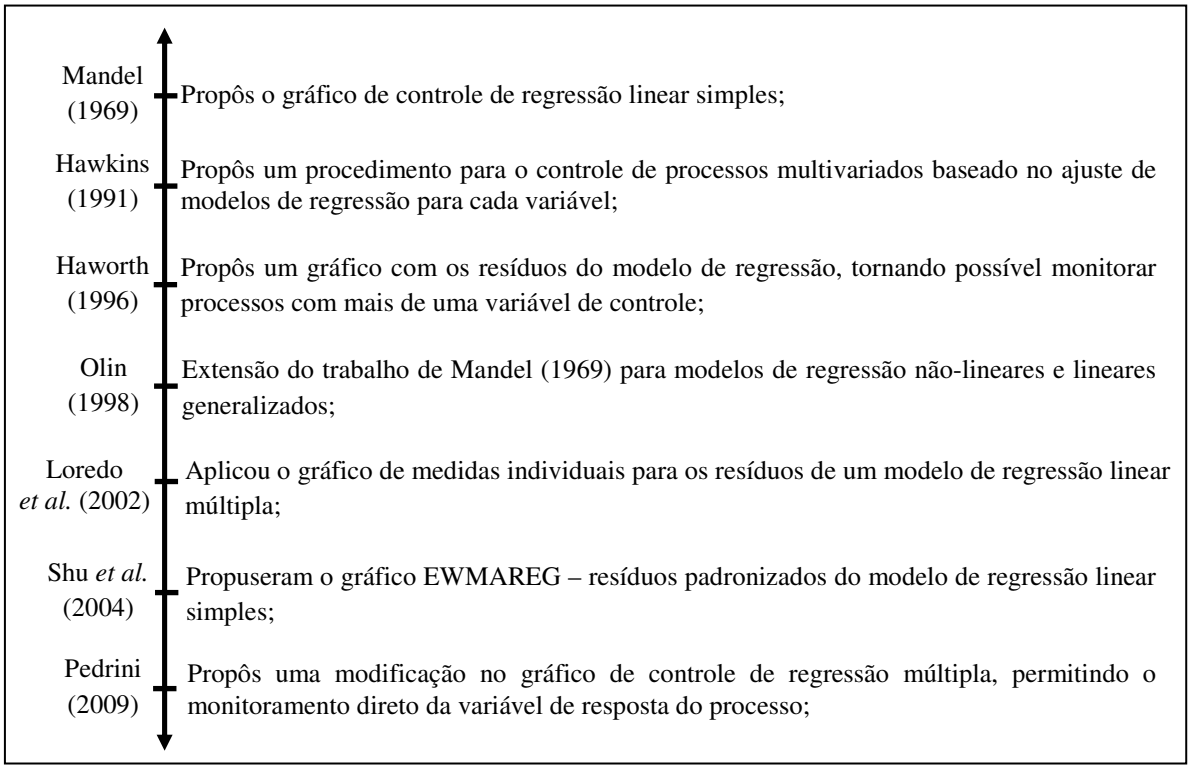

Figura 1 – Evolução dos estudos referentes aos gráficos de controle de regressão.

3. Proposta de índices de capacidade para gráficos de controle baseado em modelos de regressão

Para o desenvolvimento dos índices de capacidade aplicados aos gráficos de controle baseados em modelos de regressão, foi necessária a identificação de algumas premissas. O valor alvo do processo (T) nos gráficos de controle de regressão, não é mais um valor constante como nos gráficos de controle tradicionais, mas sim, um valor definido de acordo com os valores das variáveis de controle, conforme equação (9). Similarmente para o limite superior de especificação (LSE) e para o limite inferior de especificação (LIE), que são dadas pelas equações (10) e (11).

$$T_j = b_{0T} + b_{1T}x_{1j} + b_{2T}x_{2j} + \cdots + b_{kT}x_{kj} \quad (9)$$

$$LSE_j = b_{0S} + b_{1S}x_{1j} + b_{2S}x_{2j} + \cdots + b_{kS}x_{kj} \quad (10)$$

$$LIE_j = b_{0I} + b_{1I}x_{1j} + b_{2I}x_{2j} + \cdots + b_{kI}x_{kj} \quad (11)$$

Onde *k* representa o número de variáveis e j o número de amostras. As constantes de intercepto do alvo, do limite superior e do limite inferior são representadas por b_{0T}, b_{0S} e b_{0I}, respectivamente. Na maioria dos casos, admite-se que o T, LSE e LIE são paralelos, logo, $b_{kT} = b_{kI} = b_{kS} = b_k$. A única diferença corresponde às constantes de intercepto, onde: $b_{oI} < b_{oT} < b_{oS}$, conforme mostra a Figura 2.

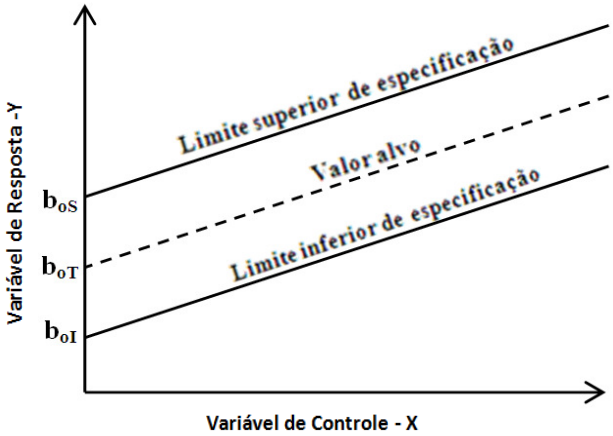

Figura 2 – Identificação dos limites de especificações e constantes de intercepto.

Outra estimativa essencial para a proposta é o cálculo do desvio padrão do processo. Para o gráfico de controle de regressão, utiliza-se o desvio padrão representado por s_e, ou seja, o desvio padrão dos resíduos da fase I (fase de ajuste do modelo de regressão e construção do gráfico de controle). Para a fase de monitoramento do processo, fase onde se aplica os índices, utiliza-se uma forma adaptada, representada pela equação (12). Esta equação será utilizada para a substituição nas equações dos índices tradicionais.

$$s_e = \sqrt{\frac{\sum\left(Y_j - \hat{Y}_j\right)^2}{n}} \tag{12}$$

Onde Y_j representa o valor de resposta para a amostra j e $\hat{Y}_j$ representa o valor previsto pelo modelo de regressão estimado. O número de amostras é dado por n. Com estas informações, foram propostos os índices de capacidade baseados em modelos de regressão: C_{pR}, C_{pkR}, C_{pmR} e C_{pmkR}.

Considerando que os limites de especificação variem de acordo com o valor das variáveis de controle e admitindo que LSE_j e LIE_j podem ser representados pelas equações (10) e (11), o numerador da equação do índice C_p tradicional é reescrito, como mostra a equação (13).

$$LSE - LIE = \sum_{j=1}^{n} \frac{LSE_j - LIE_j}{n} \tag{13}$$

Para simplificação, assume-se que estes limites de especificação são paralelos, logo, $LSE_j - LIE_j$ é igual a $b_{0S} - b_{0I}$. Assim, de acordo com esta igualdade, a diferença entre LSE_j e LIE_j é sempre um valor constante. Utilizando este resultado e a propriedade de somatório de constantes, obtem-se a equação (14).

$$\sum_{j=1}^{n} \frac{LSE_j - LIE_j}{n} = \frac{n(b_{0s} - b_{0I})}{n} = b_{0s} - b_{0I} \tag{14}$$

O índice de capacidade potencial C_{pR} para os gráficos de controle de regressão é apresentado na equação (15), obtido de acordo com a substituição das equações (12) e (14) na equação (1).

$$\hat{C}_{pR} = \frac{b_{0s} - b_{0I}}{6.\sqrt{\frac{\sum\left(Y_j - \hat{Y}_j\right)^2}{n}}} \tag{15}$$

Similarmente, a adaptação do índice C_{pk} para os gráficos de controle de regressão é

elaborada através da modificação do numerador do índice de capacidade inferior (C_{pki}) e o numerador do índice de capacidade superior (C_{pks}), conforme equações (16) e (17).

$$\bar{Y} - LIE = \frac{\sum Y_j}{n} - \frac{\sum LIE_j}{n} = \frac{\sum(Y - LIE_j)}{n} \tag{16}$$

$$LSE - \bar{Y} = \frac{\sum LSE_j}{n} - \frac{\sum Y_j}{n} = \frac{\sum(LSE_j - Y_j)}{n} \tag{17}$$

A substituição das equações (12), (16) e (17) na equação do índice C_{pk} tradicional (2) resulta no índice de capacidade efetiva C_{pkR} para os gráficos de regressão, como mostra a equação (18).

$$C_{pkR} = min\left(\frac{\sum(Y_j - LIE_j)}{3n\sqrt{\frac{\sum(Y_j - \hat{Y}_j)^2}{n}}}, \frac{\sum(LSE_j - Y_j)}{3n\sqrt{\frac{\sum(Y_j - \hat{Y}_j)^2}{n}}}\right) \tag{18}$$

Como já mencionado anteriormente, os índices C_{pm} e C_{pmk} tradicionais levam em consideração o valor alvo do processo. Os denominadores destes índices, representados pelas equações (3) e (4) respectivamente, são obtidos a partir da função perda quadrática de Tagushi, onde o valor alvo do processo é constante. Entretanto, para os processos monitorados via gráficos de controle de regressão, o alvo varia em função das variáveis de controle. A variância é calculada conforme equação (19).

$$\sigma'^2 = E(Y_j - T_j)^2 = \frac{\sum(Y_j - T_j)^2}{n} \tag{19}$$

Com a substituição das equações (9), (12) e (19) nas equações dos índices C_{pm} e C_{pmk}, obtém-se, respectivamente, os índices C_{pmR} e C_{pmkR} para gráficos de regressão, como pode-se visualizar nas equações (20) e (21). O desenvolvimento do índice C_{pmkR} é similar ao índice C_{pkR}, modificando somente o denominador.

$$C_{pm} = \frac{b_{0s} - b_{0I}}{6\sqrt{\frac{\sum(Y_j - T_j)^2}{n}}} \tag{20}$$

$$C_{pmk} = min\left(\frac{\sum(Y_j - LIE_j)}{3n\sqrt{\frac{\sum(Y_j - T_j)^2}{n}}}, \frac{\sum(LSE_j - Y_j)}{3n\sqrt{\frac{\sum(Y_j - T_j)^2}{n}}}\right) \tag{21}$$

4. Fluxograma orientativo

Um índice de capacidade mal empregado no processo, gera conclusões errôneas, mascarando possíveis e importantes melhorias para a otimização na produção (SOUZA *et al.*, 2009). Assim, visando direcionar o uso correto dos índices de capacidade, este artigo propõe um fluxograma orientativo, conforme Figura 3.

Este fluxograma engloba os índices de capacidade para processos monitorados com gráficos de controle tradicionais, os índices de capacidade autocorrelacionados utilizados para dados correlacionados com a variável tempo e os índices de capacidade propostos na seção 3 para processos monitorados com gráficos de controle baseados em modelos de regressão.

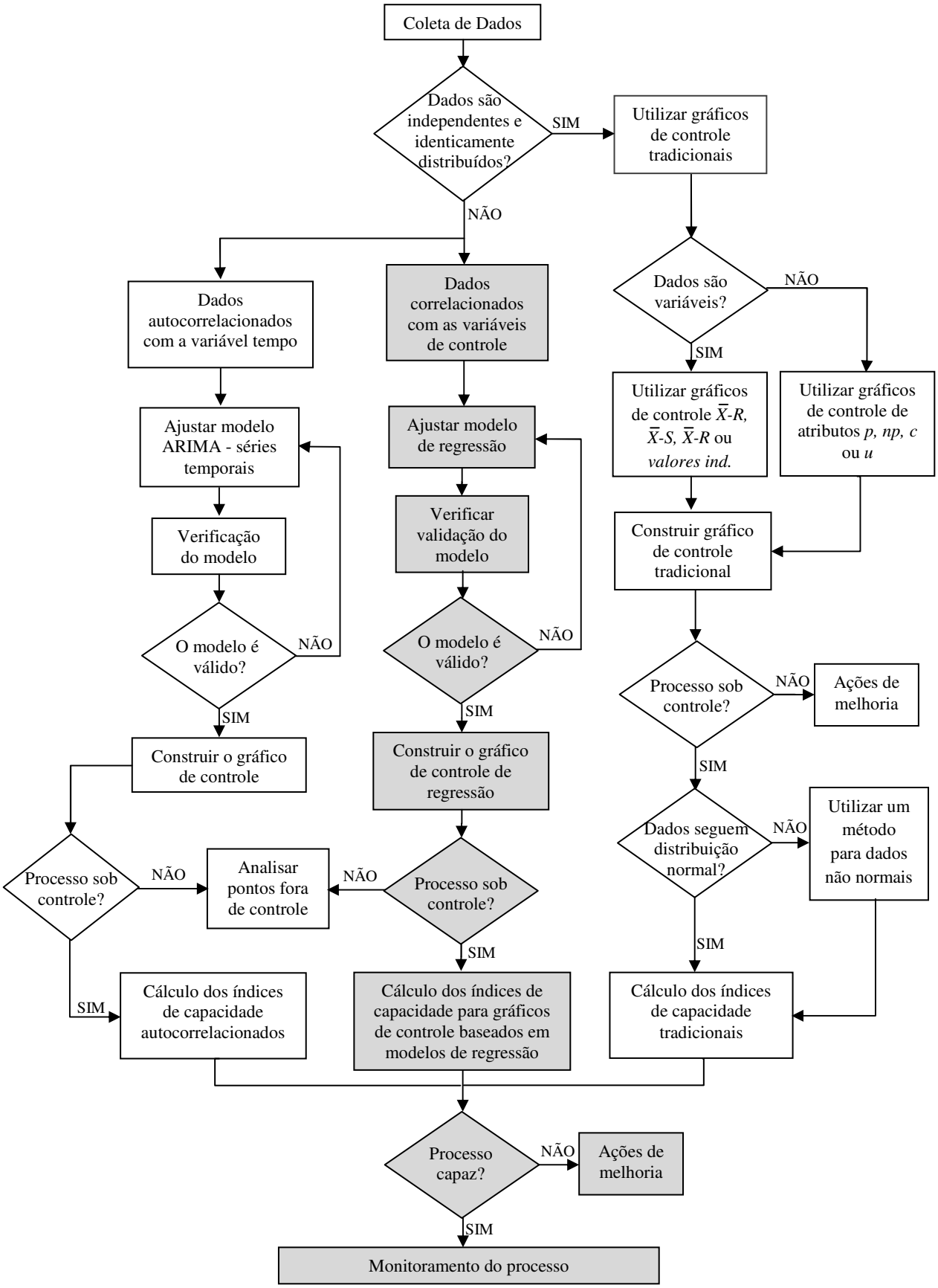

Figura 3 – Fluxograma orientativo para escolha dos índices de capacidade.

Após a coleta, deve-se verificar se os dados da variável de resposta monitorada são independentes e identicamente distribuídos. Caso positivo, pode-se utilizar os gráficos de controle tradicionais por atributos ou variáveis que apresentam essas suposições. Enquanto os gráficos de controle por variáveis monitoram características mensuráveis, os gráficos por atributos são classificações com relação a produtos não conformes ou produtos com não conformidades.

Caso os dados não sejam independentes e identicamente distribuídos, deve-se verificar a existência de correlação da variável de resposta, sendo ela (i) autocorrelacionada com a variável tempo; ou (ii) dependente das variáveis de controle. Caso os dados sejam autocorrelacionados, estes não são independentes e, neste caso, deve-se utilizar um modelo Autoregressivo Integrado de Média Móvel (ARIMA) a fim de eliminar a autocorrelação dos dados. Através de uma identificação de modelos potenciais, seleção do melhor modelo usando os critérios adequados e validação do modelo escolhido, realiza-se previsões e constrói-se um gráfico de controle para os resíduos do modelo (MAKRIDAKIS *et al.*, 1998).

Caso os dados sejam dependentes das variáveis de controle do processo, os dados não serão identicamente distribuídos em torno de uma média constante. Neste caso deve-se ajustar um modelo de regressão que monitore a variável de resposta em função da variação frequente das variáveis de controle. São realizados uma série de testes para verificar a validação do modelo estimado, como: teste F da significância do modelo, teste de multicolinearidade através do fator de inflação da variância (FIV), teste t para os coeficientes individuais, análise dos pontos influentes através da Distância de Cook (D_i) e teste da normalidade dos resíduos. Com o modelo validado, constrói-se o gráfico de controle para a fase I e verifica-se as causas especiais. Esta etapa não está inserida na Figura 2 devido a uma melhor visualização do fluxograma. Caso existam causas especiais, o processo é considerado fora de controle e após a detecção das mesmas, a equação de regressão deve ser recalculada. Caso o processo estiver sob controle, os coeficientes de regressão do modelo serão utilizados para cálculo dos limites de controle da Fase II referente ao monitoramento do processo.(PEDRINI, 2009).

Após a construção dos gráficos de controle, a interpretação da estabilidade do processo é a mesma, ou seja, se existirem pontos fora dos limites de controle, o processo não é estável e apresenta causas especiais, necessitando de uma análise a fim de identificá-las e eliminá-las. Se o processo estiver sob controle estatístico, pode-se calcular a capacidade através dos índices de capacidade do processo.

Para os gráficos tradicionais, utiliza-se os índices tradicionais, levando em conta a normalidade dos dados. Caso os dados não seguirem uma distribuição normal, usa-se os métodos existentes na literatura, como Clements (1989), Pearn e Chen (1997) e Chen e Ding (2001). Para os modelos baseados em séries temporais, utiliza-se os índices de capacidade autocorrelacionados. Os estudos de Noorossana (2002), Vännman e Kulahci (2008) e Lovelace *et al.* (2009) consideraram a análise da capacidade através de dados autocorrelacionados. Os índices de capacidade para gráficos de controle baseados em modelos de regressão propostos (C_{pR}, C_{pkR}, C_{pmR} e C_{pmkR}) aplicam-se quando se utiliza os modelos de regressão, ou seja, quando os dados são dependentes das variáveis de controle.

A capacidade deve ser comparada com as expectativas e metas gerenciais. Caso ela não seja satisfatória, a gerência deve agir sobre o sistema (causas comuns de variação) através de: treinamento, melhoria da matéria-prima, troca de fornecedores, aquisição de novas tecnologias, aquisição de novos equipamentos, etc. Caso o processo seja capaz, realiza-se o monitoramento do processo com o objetivo de garantir a estabilidade e a capacidade.

6. Conclusões

O presente trabalho teve como objetivos propor índices de capacidade para gráficos de controle baseados em modelos de regressão e propor um fluxograma orientativo com a finalidade de direcionar a escolha dos índices de capacidade adequados para cada processo.

Supondo limites de especificação que variem de acordo com os valores das variáveis de controle do processo, adaptou-se os índices de capacidade C_p, C_{pk}, C_{pm} e C_{pmk} para serem aplicados em processos monitorados por gráficos de controle de regressão, representados por C_{pR}, C_{pkR}, C_{pmR} e C_{pmkR}.

O entendimento e a análise da capacidade do processo é de extrema importância para a otimização do mesmo, pois visa a ação de melhorias para que os produtos atendam às especificações e estejam o mais próximo do valor alvo com a menor variabilidade possível em torno do mesmo. A utilização de índices mal empregados gera conclusões errôneas, comprometendo o estudo e análise do processo, prejudicando o atendimento de exigências gerenciais ou de clientes externos.

O fluxograma orientativo proposto teve como objetivo servir de guia para a utilização correta dos índices, contemplando dados não correlacionados, autocorrelacionados dependentes da variável tempo e correlacionados dependentes das variáveis de controle do processo.

Como sugestão para trabalhos futuros recomenda-se a ampliação dos índices de capacidade contemplados no fluxograma, incluindo, por exemplo, os índices de capacidade multivariados.

Referências

Chan, L.K., Cheng, S.W. e Spiring, F.A. (1988), A new measure of process capability: C_{pm}. *Journal of Quality Technology*, v. 20, n. 3, 162-175.

Chen, J.P. e Ding, C.G. (2001), A new process capability index for non-normal distributions. *International Journal of Quality & Reliability Management*, v. 18, n. 7, 762-770.

Clements, J. A. (1989), Process capability calculations for non-normal distributions. *Quality Progress*, v. 22 n. 9, 95-100.

Deleryd, M. (1999), A pragmatic view on process capability studies. *International Journal of Production Economics*, v. 58, 319-330.

Fogliatto, F.S. (2000), Estratégias para modelagem de dados multivariados na presença de correlação. *Gestão & Produção*, v. 7, n. 1, 17-28.

Gonçalez, P.U.. e Werner, L. (2009), Comparação dos índices de capacidade do processo para distribuições não-normais. *Gestão & Produção*, v. 16, n. 1, 121-132.

Hawkins, D.M. (1991), Multivariate Quality Control Based on Regression-Adjusted Variables. *Technometrics*, v. 33, n. 1, 61-75.

Haworth, D.A. (1996), Regression control charts to manage software maintenance. *Software Maintenance: Research and Practice*, v. 8, n. 1, 35-48.

Jacobi, L.F., Souza, A.M. e Pereira, J.E.S. (2002), Gráfico de Controle de Regressão Aplicado na Monitoração de Processos. *Revista Produção*, v. 12, n. 1, 46-59.

Jeang, A. e Chung, C.P. (2009), Process capability analysis based on minimum production cost and quality loss. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 43, 710-719.

Kane, V.E. (1986), Process Capability Indices. *Journal of Quality Technology*, v. 18, n. 1, 41-52.

Kotz, S. e Johnson, N.L. (2002), Process capability indices – a review, 1992-2000. *Journal of Quality Technology*, v. 34, n. 1, 2-19.

Loredo, E.N., Jerkpaporn, D. e Borror, C.M. (2002), Model-based Control Chart for Autoregressive and Correlated Data. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 18, n. 6, 489-496.

Lovelace, C.R., Swain, J.J., Zeinelabdin, H., Gupta, J.N.D. (2009), Lower confidence limits for process capability indices C_p and C_{pk} when data are autocorrelated. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 25, 663-700.

Makridakis, S., Wheelwright, S. e Hyndman, R. (1998), *Forecasting. Methods and Applications.* Third Edition. John Wiley & Sons. New York.

Mandel, B.J. (1969), The Regression Control Chart. *Journal of Quality Technology*. v.1, n.1, 1-9.

Montgomery, D.C., Vining, G.G. e Peck, E.A. (2001), *Introduction to linear regression analysis*. 3. Ed., New York: John Wiley & Sons, 641 p.
Neter, J., Kutner, M.H., Nachtsheim, C.J. e Li, W. (2005), *Applied Linear Statistical Models.* 5. Ed. New York: Mc Graw-Hill/Irwin, 1396 p.
Noorossana, R. (2002), Short communication process capability analysis in the presence of autocorrelation. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 18, 75-77.
Olin, B.D. (1998), Regression Control Charts Revisited: Methodology and Cases Studies. In: *Annual Fall Technical Conference, 42°,* New York: American Society for Quality, 17 p.
Pearn, W.L. e Chen, K.S. (1997), Capability indices for non-normal distributions with an application in electrolytic capacitor manufacturing. *Microelectronics Reliability*, v. 37, n. 12, 1853-1858.
Pearn, W.L. e Kotz, S. (2006), Encyclopedia And Handbook of Process Capability Indices: A Comprehensive Exposition of Quality Control Measures. *Series on Quality, Reliability and Engineering Statistics,* v.12.
Pearn, W.L., Kotz, S. e Johnson, N.L. (1992), Distributional and inferential properties of process control indices. *Journal of Quality Technology*, v. 24, n. 4, 216-231.
Pedrini, D.C. (2009), *Proposta de um Método para Aplicação de Gráficos de Controle de Regressão no Monitoramento de Processos.* Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção. Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS).
Pedrini, D.C. e Caten, C.S. (2008), Comparação entre gráficos de controle para residuos de modelos. *GEPROS, Gestão da Produção, Operações e Sistemas*, ano 3, n. 4, 123-140.
Shu, L., Tsui, K. L. e Tsung, F. (2007), A review of regression control charts. In: Ruggeri, F.; Faltin, F.; Kenett, R. *Encyclopedia of Statistics in Quality and Reliability* New York: John Wiley & Sons, 1569-1573.
Shu, L., Tsung, F., Tsui, K.L. (2004), Run-length Perfomance of Regression Control Charts with Estimated Parameters. *Journal of Quality Technology*, v. 36, n. 3, 280-292.
Souza, F.S., Pedrini, D.C. e Caten, C.S. (2009), *Índices de capacidade do processo: comparação entre índices tradicionais e índices para gráficos de controle de regressão*. XVI Simpósio de Engenharia de Produção (SIMPEP), Bauro, São Paulo – SP.
Spiring, F.A. (1995), Process capability a total quality management tool. *Total Quality Management*, v. 6, n. 1, 21-33.
Vännman, K. (1995), A Unified Approach to Capability Indices. *Statistica Sinica 5*, 805-820.
Vännman, K. e Kulahci, M. (2008), A Model-free approach to eliminate autocorrelation when testing for process capability. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 24, 213-228.
Weisberg, S. (2005), *Applied Linear Regression.* 3. Ed. Nova Iorque: John Wiley & Sons, 310 p.
Woodall, W.H. (2000), Controversies and Contradictions in Statistical Process Control. *Journal of Quality Technology*, v. 32, n. 4, 341-350.
Wu, C.W., Pearn, W.L. e Kotz, S. (2009), An overview of theory and practice on process capability indices for quality assurance. *International Journal of Production Economics*, v. 117, 338-359.