



# Proposta de fluxograma orientativo para aplicação de índices de capacidade

## Proposal flowchart for the application of capability indices

Fernanda Siqueira Souza<sup>1</sup>  
Danilo Cuzzuol Pedrini<sup>1</sup>  
Carla Schwengber ten Caten<sup>1</sup>

**Resumo:** Um gráfico de controle detecta se o processo está ou não sob controle estatístico, distinguindo entre causas comuns e causas especiais. Após o processo estar sob controle, é utilizada outra importante técnica: os índices de capacidade do processo, que verificam se ele atende às especificações de engenharia/projeto. A aplicação correta do tipo de gráfico de controle e índice de capacidade é essencial para a correta análise dos dados. Assim, o presente estudo apresenta um fluxograma orientativo para direcionar a escolha dessas ferramentas para processos com variáveis de resposta: (i) não correlacionadas, (ii) correlacionadas dependentes das variáveis de controle e (iii) autocorrelacionadas. O uso do fluxograma foi ilustrado através da sua aplicação em um processo de torneamento de uma empresa do ramo de equipamentos agrícolas. O processo foi monitorado por gráficos de controle de regressão múltipla, sendo sua capacidade avaliada utilizando-se os índices de capacidade para gráficos de controle baseados em modelos de regressão. Os resultados desses índices foram comparados com os índices de capacidade tradicionais.

**Palavras-chave:** Controle estatístico de processo. Gráfico de controle de regressão. Índices de capacidade do processo.

**Abstract:** This study presents a flowchart to direct the choice of control chart and capability indices for processes with response variables: (i) uncorrelated, (ii) correlated dependent control variables, and (iii) autocorrelated. The use of the flowchart was illustrated by applying it to the hard turning process of an agricultural machinery company. The process was monitored by control charts for multiple regression, and its capability was assessed using capability indices to control charts based on regression models. The results of these indices were compared with the traditional capability indices.

**Keywords:** Statistical process control. Regression control chart. Process capability indices.

## 1 Introdução

Aprimorar o sistema de controle de processos é uma das principais formas de redução dos custos na produção de itens não conformes, sendo parte fundamental do sistema geral de negócios para melhoria da qualidade e confiabilidade. A melhoria da qualidade é a redução da variabilidade nos processos e, conseqüentemente, dos produtos (MONTGOMERY, 2004; COSTA; EPPRECHT; CARPINETTI, 2005). Essa variabilidade excessiva no desempenho de um processo resulta, normalmente, em desperdício. O Controle Estatístico de Processo (CEP) é uma coleção de técnicas que apresentam como objetivo detectar e facilitar a identificação de problemas para reduzir a variabilidade dos processos.

Os gráficos de controle constituem uma técnica do CEP fundamental para monitoramento (MONTGOMERY; VINING; PECK, 2001). A função principal de um gráfico de controle é

detectar se o processo está ou não sob controle estatístico, distinguindo entre causas comuns e causas especiais. Se o processo estiver sob controle estatístico, utilizam-se os índices de capacidade, que são medidas de desempenho para avaliar se o processo atende às especificações de engenharia/projeto. Com essa informação, os gerentes podem reduzir a variabilidade, diminuir custos de produção e aumentar a satisfação dos clientes (DELERYD, 1999).

Na literatura, os índices de capacidade tradicionais, ou seja, os índices aplicados aos gráficos de controle tradicionais propostos por Shewhart, são os mais difundidos e utilizados. Entretanto, esses gráficos assumem que os dados são independentes (não correlacionados) e identicamente distribuídos em torno de uma média constante, situação que não é observada em muitas aplicações. Por exemplo, quando os dados

<sup>1</sup> Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS, CEP 90035-190, Porto Alegre, RS, Brasil, e-mail: fe\_ssouza@producao.ufrgs.br; danilo@producao.ufrgs.br; tencaten@producao.ufrgs.br

são autocorrelacionados com a variável tempo, a literatura sugere o uso de gráficos de controle baseados em modelos autorregressivos (COSTA; EPPRECHT; CARPINETTI, 2005).

Quando há alterações frequentes no ajuste das variáveis de controle do processo, as suposições podem não ser satisfeitas, ocorrendo uma alteração na média e na variabilidade dos dados, sendo necessário um gráfico de controle para cada novo ajuste da máquina (PEDRINI; CATEN, 2011). Nesses casos, a variável de resposta (variável dependente) não varia em torno de uma média constante, sendo melhor representada por uma equação matemática que modele seu relacionamento em função do ajuste das variáveis de controle do processo (SHU; TSUNG; TSUI, 2004). Essa combinação de modelos de regressão com gráficos de controle é chamada de gráfico de controle de regressão, proposto por Mandel (1969). Woodall e Montgomery (1999) e Woodall (2000) apontam os gráficos de controle baseados em modelos de regressão como uma das técnicas desenvolvidas na teoria com maior potencial de aplicação prática.

Considerando essa situação, Souza, Pedrini e Caten (2011) propuseram índices de capacidade para gráficos de regressão (GR). Esses autores propuseram índices de capacidade para processos com limites de especificação simétricos, ou seja, quando o alvo é a média entre os limites de especificação, fazendo com que eles sejam equidistantes do alvo e assimétricos, quando os limites de especificação não são equidistantes do alvo.

O presente estudo propõe um fluxograma orientativo para direcionar a escolha do tipo de gráfico de controle e índices de capacidade, englobando processos com variáveis de resposta não correlacionadas, dependentes das variáveis de controle ou autocorrelacionadas. O uso do fluxograma é ilustrado através do monitoramento e avaliação da capacidade do processo de torneamento de uma empresa do ramo de equipamentos agrícolas. A capacidade do processo é avaliada de acordo com os índices de capacidade GR, que são comparados com os índices tradicionais.

O trabalho está estruturado em seis seções. Além desta introdução, a seção 2 apresenta um referencial teórico sobre gráficos de controle de regressão e índices de capacidade GR. A seção 3 descreve os procedimentos metodológicos adotados para o desenvolvimento do trabalho. A proposta de um fluxograma orientativo está apresentada na seção 4. Os resultados da aplicação são apresentados na seção 5 e a seção 6 resume as principais conclusões deste estudo.

## 2 Referencial teórico

### 2.1 Gráficos de controle de regressão

A análise de regressão é uma técnica estatística para modelar e investigar a relação entre duas ou mais variáveis, desde que exista uma relação de causa e efeito entre uma variável de resposta e as variáveis de controle do processo. A relação entre as variáveis pode ser descrita por um modelo matemático, que sumariza ou descreve um conjunto de dados.

O modelo de regressão linear é apresentado na Equação 1, representando a relação entre a variável dependente  $y$  e as  $k$  variáveis independentes (MONTGOMERY; VINING; PECK, 2001).

$$y = \mathbf{X}\hat{\mathbf{a}} + \hat{\mathbf{a}} \quad (1)$$

onde:

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix} \quad \hat{\mathbf{a}} = \begin{bmatrix} \hat{a}_0 \\ \hat{a}_1 \\ \vdots \\ \hat{a}_k \end{bmatrix} \quad \hat{\mathbf{a}} = \begin{bmatrix} \hat{a}_1 \\ \hat{a}_2 \\ \vdots \\ \hat{a}_n \end{bmatrix}$$

em que:  $\mathbf{y}$  é o vetor dos valores da variável de resposta;  $\mathbf{X}$  é a matriz dos valores das  $n$  observações das  $k$  variáveis de controle;  $\beta$  é o vetor dos coeficientes de regressão. O vetor  $\varepsilon$  é estimado pelo vetor dos resíduos  $\mathbf{e}$ , definido como a diferença entre os valores observados e os valores estimados pelo modelo ( $\hat{y}$ ).

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 (MONTGOMERY; VINING; PECK, 2001).

O gráfico de controle baseado em modelos de regressão, inicialmente proposto por Mandel (1969), é utilizado para modelar e monitorar a relação entre a variável de resposta e uma ou mais variáveis de controle.

Haworth (1996) modificou o gráfico de controle de regressão proposto por Mandel (1969) plotando um gráfico com os resíduos do modelo de regressão ao invés do monitoramento da variável de resposta diretamente, tornando possível monitorar processos com mais de uma variável de controle. Lored, Jerkpaom e Borrer (2002) utilizaram a amplitude móvel dos resíduos para estimar o desvio padrão do gráfico de controle baseado em modelos de regressão. Shu, Tsung e Tsui (2004) propôs o gráfico EWMAREG, que consiste no monitoramento dos resíduos padronizados do modelo de regressão com um gráfico de controle EWMA. De acordo com Pedrini e Caten (2011), os gráficos de controle propostos por Haworth (1996), Lored, Jerkpaom

e Borror (2002) e Shu, Tsung e Tsui (2004) apresentam a vantagem adicional de preservar a ordem temporal dos dados, o que facilita a aplicação desses procedimentos e a interpretação dos resultados em relação ao método apresentado por Mandel (1969).

Segundo Woodal e Montgomery (1999), um método de aplicação dos gráficos de controle pode ser dividido em duas fases: (i) Fase I (análise retrospectiva), que contempla a estimação dos parâmetros; e (ii) Fase II, que contempla o monitoramento do processo. O método proposto por Pedrini e Caten (2011) apresenta uma modificação do gráfico de controle de regressão proposto por Haworth (1996), permitindo o monitoramento direto dos valores de uma variável de resposta em ordem temporal ao invés do monitoramento dos resíduos da regressão. As três suposições necessárias para a aplicação desse método são: (i) A variável de resposta deve ser variável contínua e sua relação com as variáveis de controle deve ser ajustável por um modelo de regressão linear; (ii) Os resíduos da regressão devem ser normal e independentemente distribuídos, com média zero e desvio padrão constante; (iii) Os dados utilizados para o ajuste do modelo na Fase I devem ter o mesmo comportamento dos dados monitorados na Fase II.

Para a Fase I, após a validação do modelo de regressão, utiliza-se o limite de controle superior (LSC<sub>i</sub>), limite central (LC<sub>i</sub>) e limite de controle inferior (LCI<sub>i</sub>) apresentados nas Equações 2, 3 e 4, respectivamente, para a construção do gráfico de controle para a Fase I (PEDRINI; CATEN, 2011).

$$LSC_i = \hat{y}_i + 3\sqrt{QMR} \quad (2)$$

$$LC_i = \hat{y}_i \quad (3)$$

$$LCI_i = \hat{y}_i - 3\sqrt{QMR} \quad (4)$$

em que  $\hat{y}_i$  representa o valor previsto pelo modelo e QMR representa o quadrado médio dos resíduos.

O desvio padrão utilizado é obtido através da raiz quadrada do quadrado médio dos resíduos (QMR), calculado através da Equação 5 (MANDEL, 1969):

$$QMR = \frac{\mathbf{e}'\mathbf{e}}{n-p} = \frac{SQR}{n-p} \quad (5)$$

em que:  $\mathbf{e} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}$  e  $p$  é o número de parâmetros do modelo.

Caso o gráfico de controle aponte pontos fora de controle, é necessário analisar se estão sob a ação de causas especiais. Em caso positivo é necessário estimar novamente a equação de regressão e os limites de controle novamente, desconsiderando esses dados. Com o processo sob controle, prossegue-se para a Fase II do gráfico de controle de regressão.

Segundo Pedrini e Caten (2011), o primeiro passo da Fase II é verificar se os valores das variáveis de controle extrapolam a região original de dados utilizados para estimar o modelo de regressão. Para isso, os autores desenvolveram o gráfico de controle de extrapolação. A variável monitorada pelo gráfico de controle de extrapolação é  $h_{ii}$  das novas observações da Fase II, onde  $h_{ii} = \mathbf{x}'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{x}$ , tendo o valor máximo dos  $h_{ij}$  da Fase I como Limite Superior de Controle.

Calcula-se o  $h_{ii}$  para cada amostra coletada da Fase II comparando-se com o limite superior de controle do gráfico de controle de extrapolação. Caso  $h_{ii}$  seja menor que o  $h_{max}$ , o valor coletado pode ser monitorado pelo gráfico de controle de regressão, pois está contido no intervalo de investigação das variáveis de controle utilizados na Fase I. Se  $h_{ii}$  for maior que o  $h_{max}$ , o valor coletado não pode ser monitorado pelo gráfico de controle de regressão proposto, devendo ser eliminado. Caso ocorram muitos pontos de extrapolação da região original dos dados, recomenda-se retornar à Fase I e alterar o intervalo de variação das variáveis de controle (PEDRINI; CATEN, 2011). Caso contrário desenvolve-se o gráfico de controle de regressão da Fase II.

Para a construção do gráfico da Fase II é preciso corrigir os limites de controle da Fase I, adotando-se para isso o desvio-padrão para a previsão de uma nova observação, conforme descrito por Montgomery, Vining e Peck (2001). Assim, os limites de controle e a linha central do gráfico de controle de regressão são apresentados nas Equações 6, 7, 8 (PEDRINI; CATEN, 2011).

$$LSC_i = \hat{y}_i + 3\sqrt{QMR(1+h_{ii})} \quad (6)$$

$$LC_i = \hat{y}_i \quad (7)$$

$$LCI_i = \hat{y}_i - 3\sqrt{QMR(1+h_{ii})} \quad (8)$$

## 2.2 Índices de capacidade para gráficos de regressão (GR)

Os índices de capacidade são medidas adimensionais usadas para quantificar o desempenho do processo em relação aos limites de especificação, refletindo, assim, a qualidade desse processo (JEANG; CHUNG, 2009). Um processo pode estar sob controle estatístico, mas caso apresente variabilidade maior do que a amplitude das especificações, será considerado não capaz, exigindo ações corretivas sobre o sistema. Assim, os índices de capacidade servem como um guia estratégico da empresa para a melhoria contínua da qualidade, reduzindo a variabilidade do processo e servindo de base para as tomadas de decisão

(SPIRING, 1995; DELERYD, 1999). A avaliação da capacidade do processo normalmente é realizada diante da comparação dos resultados dos índices de capacidade com os valores mínimos estipulados em normas ou os fixados pelos clientes (RAMOS; HO, 2003).

Para os processos com limites de especificação simétricos, o valor alvo do processo representado por  $T$  equivale à metade do intervalo dos limites de especificação, representado por  $M$ . Diante de processos com  $T = M$ , dados normalmente distribuídos e processo sob controle estatístico, os índices básicos mais conhecidos são  $C_p$ ,  $C_{pk}$ ,  $C_{pm}$  e  $C_{pmk}$  (KOTZ; JOHNSON, 2002).

Os índices  $C_p$  e  $C_{pk}$  representam a capacidade potencial e efetiva do processo, respectivamente. O índice  $C_p$  considera apenas a variabilidade do processo, não levando em consideração a média, ou seja, a localização dos dados, que é considerada no índice  $C_{pk}$ . Dessa maneira, quando usados em conjunto, esses índices proporcionam uma boa indicação da capacidade, tanto em relação à média quanto à variabilidade (PALMER; TSUI, 1999).

Observou-se que não basta somente produzir peças dentro dos limites, também é preciso que o processo esteja o mais próximo possível do valor alvo. Dessa forma, Chan, Cheng e Spiring (1988) e Pearn, Kotz e Johnson (1992) propuseram os índices  $C_{pm}$  e  $C_{pmk}$ , respectivamente, que penalizam o afastamento do alvo especificado. O índice  $C_{pm}$  considera apenas a variabilidade permitida ao processo, enquanto que o índice  $C_{pmk}$  considera a menor distância entre a média do processo em

relação aos limites de especificação (GONÇALEZ; WERNER, 2009).

Alguns processos industriais podem apresentar limites de especificação assimétricos ( $T \neq M$ ). Nesses casos são necessárias modificações no cálculo dos índices que propiciam uma interpretação mais próxima à realidade, evitando conclusões equivocadas em relação à capacidade do processo. Os índices de capacidade para limites assimétricos são representados por  $C_p^*$ ,  $C_{pk}^*$ ,  $C_{pm}^*$  e  $C_{pmk}^*$ .

Os índices de capacidade para limites simétricos e assimétricos estão apresentados na Tabela 1. Os trabalhos de Kotz e Johnson (2002), Spiring et al. (2003) e Wu, Pearn e Kotz (2009) apresentam uma revisão sobre índices de capacidade do processo.

Na Tabela 1, os cálculos para  $A$ ,  $A^*$ ,  $d^*$  para o índice  $C_{pmk}^*$  são representados pelas Equações 9, 10 e 11; o limite superior de especificação, o limite inferior de especificação e o valor alvo do processo são representados por LSE, LIE e  $T$ , respectivamente. A média é representada por  $\bar{y}$  e  $\hat{\sigma}$  é o estimador do desvio padrão.

$$A = \max \left[ d \left( \frac{\bar{y} - T}{D_S} \right); d \left( \frac{T - \bar{y}}{D_I} \right) \right] \quad (9)$$

$$A^* = \max \left[ d^* \left( \frac{\bar{y} - T}{D_S} \right); d^* \left( \frac{T - \bar{y}}{D_I} \right) \right] \quad (10)$$

$$d^* = \min(D_S; D_I) \quad (11)$$

em que:

$$d = (LSE - LIE) / 2;$$

$$D_S = LSE - T; \text{ e}$$

$$D_I = T - LIE.$$

**Tabela 1.** Índices de capacidade tradicionais para limites simétricos e assimétricos.

<i>Índices de capacidade tradicionais para limites de especificação simétricos</i>	<i>Índices de capacidade tradicionais para limites de especificação assimétricos</i>
$\hat{C}_p = \frac{LSE - LIE}{6\hat{\sigma}}$	$\hat{C}_p^* = \frac{\min(LSE - T; T - LIE)}{3\hat{\sigma}}$
$\hat{C}_{pl} = \frac{\bar{y} - LIE}{3\hat{\sigma}}$	$\hat{C}_{pl}^* = \frac{T - LIE}{3\hat{\sigma}} \left( 1 - \frac{ T - \bar{y} }{T - LIE} \right)$
$\hat{C}_{ps} = \frac{LSE - \bar{y}}{3\hat{\sigma}}$	$\hat{C}_{ps}^* = \frac{LSE - T}{3\hat{\sigma}} \left( 1 - \frac{ T - \bar{y} }{LSE - T} \right)$
$\hat{C}_{pk} = \min(\hat{C}_{pl}, \hat{C}_{ps})$	$\hat{C}_{pk}^* = \min(\hat{C}_{pl}^*, \hat{C}_{ps}^*)$
$\hat{C}_{pm} = \frac{LSE - LIE}{6\sqrt{\hat{\sigma}^2 + (\bar{y} - T)^2}}$	$\hat{C}_{pm}^* = \frac{\min(LSE - T; T - LIE)}{3\sqrt{\hat{\sigma}^2 + (\bar{y} - T)^2}}$
$\hat{C}_{pmk} = \min \left( \frac{\bar{y} - LIE}{3\sqrt{\hat{\sigma}^2 + (\bar{y} - T)^2}}, \frac{LSE - \bar{y}}{3\sqrt{\hat{\sigma}^2 + (\bar{y} - T)^2}} \right)$	$\hat{C}_{pmk}^* = \frac{d^* - A^*}{3\sqrt{\hat{\sigma}^2 + A^2}}$

De acordo com os índices apresentados na Tabela 1, observa-se que cada um acrescenta uma característica importante a partir do índice  $C_p$  proposto originalmente. Estudos sobre índices de capacidade continuam sendo realizados, sendo um dos principais motivos a importância desse assunto nos processos, analisando e direcionando ações de melhoria para um aumento na qualidade (KOTZ; JOHNSON, 2002).

Ressalta-se a importância de se aplicar corretamente os índices de capacidade, de acordo com o tipo de gráfico de controle utilizado para monitorá-lo. Alguns processos produtivos podem ser monitorados por gráficos de controle baseados em modelos de regressão e a aplicação dos índices tradicionais nesses processos pode induzir a conclusões errôneas, comprometendo o estudo e a análise, prejudicando o atendimento de exigências gerenciais ou de clientes externos.

Diante disto, supondo limites de especificação que variem de acordo com o ajuste das variáveis de controle do processo, o trabalho de Souza, Pedrini e Caten (2011) propôs os índices de capacidade GR para serem aplicados em processos monitorados por gráficos de controle baseados em modelos de regressão, representados por  $C_{pR}$ ,  $C_{pkR}$ ,  $C_{pmR}$  e  $C_{pmkR}$ , considerando limites de especificação simétricos, e  $C_{pR}^*$ ,  $C_{pkR}^*$ ,  $C_{pmR}^*$  e  $C_{pmkR}^*$ , considerando limites de especificação assimétricos. As fórmulas desses índices estão apresentadas na Tabela 2.

Na Tabela 2, os cálculos para  $A_R, A_R^*, d_R^*$  para o índice  $C_{pmkR}^*$  são representados pelas Equações 12, 13 e 14.

$$A_R = \max \left[ d_R \left( \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - T_i)}{nD_{SR}} \right); d_R \left( \frac{\sum_{i=1}^n (T_i - y_i)}{nD_{IR}} \right) \right] \tag{12}$$

$$A_R^* = \max \left[ d_R^* \left( \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - T_i)}{nD_{SR}} \right); d_R^* \left( \frac{\sum_{i=1}^n (T_i - y_i)}{nD_{IR}} \right) \right] \tag{13}$$

$$d_R^* = \min(D_{SR}; D_{IR}) \tag{14}$$

em que:

$$\begin{aligned} d_R &= (b_{0S} - b_{0I})/2; \\ D_{SR} &= b_{0S} - b_{0T}; \\ D_{IR} &= b_{0T} - b_{0I}. \end{aligned}$$

Os índices GR são aplicados após a Fase II de monitoramento do processo e se os dados estiverem sob controle estatístico. Assim, como não ocorre a estimação de um modelo de regressão na Fase II e o cálculo dos índices aplica-se no conjunto de dados dessa fase, não é necessário descontar os graus de liberdade  $p$  no denominador para o cálculo dos índices de capacidade (SOUZA; PEDRINI; CATEN, 2011). Com isso, o desvio padrão utilizado nas equações da Tabela 2 é calculado a partir da Equação 15, onde  $n$  representa o número de amostras. A estimativa é feita com base no desvio padrão instantâneo, ou seja, dentro de cada subgrupo.

**Tabela 2.** Índices de capacidade GR para limites simétricos e assimétricos.

<i>Índices de capacidade GR para limites simétricos</i>	<i>Índices de capacidade GR para limites assimétricos</i>
$\hat{C}_{pR} = \frac{b_{0S} - b_{0I}}{6\hat{\sigma}_R}$	$\hat{C}_{pR}^* = \frac{\min(b_{0S} - b_{0T}; b_{0T} - b_{0I})}{3\hat{\sigma}_R}$
$\hat{C}_{pIR} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - LIE_i)}{3n\hat{\sigma}_R}$	$\hat{C}_{pIR}^* = \frac{b_{0T} - b_{0I}}{3\hat{\sigma}_R} \left( 1 - \frac{ \sum_{i=1}^n (T_i - y_i) }{n(b_{0T} - b_{0I})} \right)$
$\hat{C}_{pSR} = \frac{\sum_{i=1}^n (LSE_i - y_i)}{3n\hat{\sigma}_R}$	$\hat{C}_{pSR}^* = \frac{b_{0S} - b_{0T}}{3\hat{\sigma}_R} \left( 1 - \frac{ \sum_{i=1}^n (T_i - y_i) }{n(b_{0S} - b_{0T})} \right)$
$\hat{C}_{pkR} = \min(\hat{C}_{pIR}, \hat{C}_{pSR})$	$\hat{C}_{pkR}^* = \min(\hat{C}_{pIR}^*, \hat{C}_{pSR}^*)$
$\hat{C}_{pmR} = \frac{b_{0S} - b_{0I}}{6\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - T_i)^2}{n}}}$	$\hat{C}_{pmR}^* = \frac{\min(b_{0S} - b_{0T}; b_{0T} - b_{0I})}{3\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - T_i)^2}{n}}}$
$\hat{C}_{pmkR} = \min \left( \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - LIE_i)}{3n\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - T_i)^2}{n}}}, \frac{\sum_{i=1}^n (LSE_i - y_i)}{3n\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - T_i)^2}{n}}} \right)$	$\hat{C}_{pmkR}^* = \frac{d_R^* - A_R^*}{3\sqrt{\hat{\sigma}_R^2 + A_R^2}}$

Fonte: Souza, Pedrini e Caten (2011).

$$\hat{\sigma}_R = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (15)$$

### 3 Procedimentos metodológicos

O presente artigo contemplou cinco etapas: (i) desenvolvimento de um fluxograma orientativo; (ii) coleta de dados; (iii) desenvolvimento do gráfico de controle baseado em modelos de regressão de acordo com o método proposto por Pedrini e Caten (2011); (iv) aplicação dos índices de capacidade para gráficos de controle de regressão (GR); e (v) comparação dos índices tradicionais com os índices GR.

A primeira etapa envolveu a construção de um fluxograma orientativo, com o objetivo de guiar a escolha adequada do tipo de gráfico de controle e índices de capacidade para processos com variáveis de respostas: (i) não correlacionadas; (ii) correlacionadas dependentes da variável de controle; e (iii) autocorrelacionadas.

A segunda etapa envolveu a coleta de dados históricos para o processo de torneamento realizado em um torno em perfeitas condições de conservação e funcionamento, sem problemas de folgas ou vibrações. Essa máquina é dedicada à usinagem dos itens utilizados na transmissão dos tratores, sendo responsável pela produção de nove produtos com a mesma matéria-prima e fornecedor. Do total de produtos produzidos pelo torno foram analisados cinco produtos, devido à importância desses em relação às taxas de produção. Foram coletadas 10 amostras por dia, em um período de um mês. A variável de resposta a ser monitorada no processo estudado é a deformação na circularidade, que corresponde à diferença entre o diâmetro interno e externo do produto. As variáveis de controle desse processo são: torque ( $x_1$ ) e altura da castanha ( $x_2$ ). A altura da castanha corresponde à altura necessária para a colocação da peça no torno.

A terceira etapa envolveu o desenvolvimento do gráfico de controle baseado em modelos de regressão, conforme os procedimentos metodológicos propostos por Pedrini e Caten (2011). Se durante a aplicação da Fase II do gráfico de controle de regressão não forem apontadas situações fora de controle, prossegue-se para aplicação dos índices de capacidade.

A quarta etapa envolveu o cálculo dos índices de capacidade GR para cada produto individualmente e para o processo de torneamento estudado. Calcularam-se também, os índices de capacidade tradicionais, com o objetivo de comparar os resultados. Portanto, na quinta etapa ocorre a comparação dos índices tradicionais com os índices GR.

Os trabalhos de Vännman e Deleryd (1999), Chen, Huang e Li (2001) e Huang e Chen (2003) estudaram índices de capacidade com produtos com múltiplas características. Entretanto, esses não abordam os índices de capacidade para processos que produzem diferentes produtos (YU; SHEU; CHEN, 2007). Com o objetivo de calcular o índice de capacidade para o processo de torneamento, utilizou-se uma média geométrica dos índices calculados para cada um dos cinco produtos analisados no estudo, de acordo com o trabalho de Yu, Sheu e Chen (2007). Assim, a capacidade do torno de produzir peças dentro dos limites de especificação depende da capacidade de cada produto. O trabalho de Yu, Sheu e Chen (2007) estipula pesos para cada produto de acordo com a sua importância ou taxa de produção; entretanto, no presente estudo, considera-se que os produtos apresentam pesos iguais, já que foram selecionados apenas produtos com as maiores taxas de produção. Os índices de capacidade tradicionais e os índices de capacidade GR para o processo de torneamento, considerando os diferentes produtos, estão apresentados na Tabela 3.

**Tabela 3.** Índices tradicionais e GR para limites simétricos e assimétricos para o processo, considerando os diferentes produtos.

<i>Índices de capacidade tradicionais</i>		<i>Índices de capacidade GR</i>	
<i>Limites simétricos</i>	<i>Limites assimétricos</i>	<i>Limites simétricos</i>	<i>Limites assimétricos</i>
$C_p^T = \left( \prod_{i=1}^n C_{p_i} \right)^{1/n}$	$C_p^{*T} = \left( \prod_{i=1}^n C_{p_i}^* \right)^{1/n}$	$C_{pR}^T = \left( \prod_{i=1}^n C_{pR_i} \right)^{1/n}$	$C_{pR}^{*T} = \left( \prod_{i=1}^n C_{pR_i}^* \right)^{1/n}$
$C_{pk}^T = \left( \prod_{i=1}^n C_{pk_i} \right)^{1/n}$	$C_{pk}^{*T} = \left( \prod_{i=1}^n C_{pk_i}^* \right)^{1/n}$	$C_{pkR}^T = \left( \prod_{i=1}^n C_{pkR_i} \right)^{1/n}$	$C_{pkR}^{*T} = \left( \prod_{i=1}^n C_{pkR_i}^* \right)^{1/n}$
$C_{pm}^T = \left( \prod_{i=1}^n C_{pm_i} \right)^{1/n}$	$C_{pm}^{*T} = \left( \prod_{i=1}^n C_{pm_i}^* \right)^{1/n}$	$C_{pmR}^T = \left( \prod_{i=1}^n C_{pmR_i} \right)^{1/n}$	$C_{pmR}^{*T} = \left( \prod_{i=1}^n C_{pmR_i}^* \right)^{1/n}$
$C_{pmk}^T = \left( \prod_{i=1}^n C_{pmk_i} \right)^{1/n}$	$C_{pmk}^{*T} = \left( \prod_{i=1}^n C_{pmk_i}^* \right)^{1/n}$	$C_{pmkR}^T = \left( \prod_{i=1}^n C_{pmkR_i} \right)^{1/n}$	$C_{pmkR}^{*T} = \left( \prod_{i=1}^n C_{pmkR_i}^* \right)^{1/n}$

Fonte: Yu, Sheu e Chen (2007).

### 4 Fluxograma orientativo

Um índice de capacidade mal empregado no processo pode gerar conclusões errôneas, deixando de identificar possíveis e importantes melhorias para otimizar o processo. Assim, visando guiar a seleção do tipo de gráfico de controle, assim como

direcionar o uso correto dos índices de capacidade, este artigo propõe um fluxograma orientativo, conforme Figura 1, contemplando processos com variáveis de resposta não correlacionadas, correlacionadas dependentes da variável de controle e autocorrelacionadas.

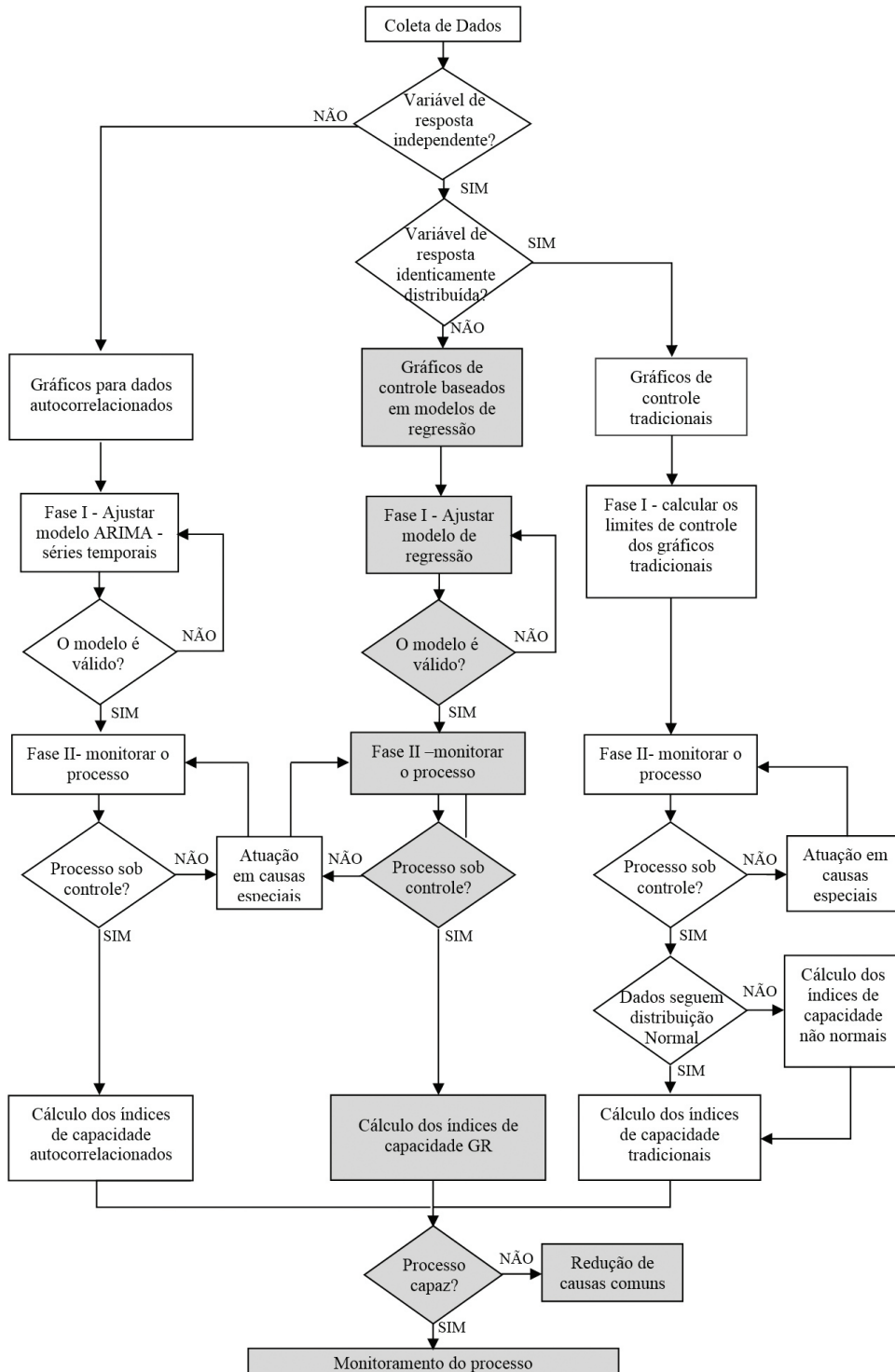


Figura 1. Fluxograma orientativo para escolha do tipo de gráfico de controle e índices de capacidade.

Para a utilização dos gráficos tradicionais de Shewhart é necessário que as observações sejam independentes e identicamente distribuídas (COSTA; EPPRECHT; CARPINETTI, 2005; MONTGOMERY, 2004). Caso essa hipótese seja violada, a eficiência da aplicação dos gráficos tradicionais se reduz. Portanto, é de extrema importância, antes de iniciar o monitoramento de um processo, identificar o comportamento dos dados, pois a escolha de gráficos de controle inadequados produz alarmes falsos em excesso (COSTA; EPPRECHT; CARPINETTI, 2005).

Após a coleta de dados, inicialmente deve-se verificar se a variável de resposta monitorada é independente. Caso não seja independente, essas estão autocorrelacionadas e, nesse caso deve-se utilizar um gráfico de controle baseado em séries temporais do tipo Autorregressivo Integrado de Média Móvel (ARIMA), a fim de eliminar a autocorrelação. Através de uma identificação de modelos potenciais, seleciona-se o melhor modelo usando os critérios adequados e valida-se o modelo escolhido. Assim, realizam-se previsões e constrói-se um gráfico de controle para os resíduos do modelo (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Posteriormente deve-se verificar se a variável de resposta é identicamente distribuída em torno de uma média constante. Caso negativo, a variável de resposta é dependente das variáveis de controle do processo e, nesse caso, deve-se ajustar um modelo de regressão. Realiza-se uma série de testes para verificar a validação do modelo estimado, como: (i) teste F da significância do modelo; (ii) teste de multicolinearidade através do fator de inflação da variância (FIV); (iii) teste t a fim de testar os coeficientes individuais de regressão; (iv) análise dos pontos influentes na estimativa do modelo através da Distância de Cook ( $D_i$ ); (v) elaboração do gráfico dos

resíduos versus os valores estimados pelo modelo para analisar se os resíduos apresentam desvio padrão aproximadamente constante; e (vi) teste de normalidade de Kolmogorov-Smirnov, adotando um nível de significância de 5%.

Com o modelo validado, constrói-se o gráfico de controle para a Fase I e verificam-se as causas especiais. Caso existam causas especiais, o processo é considerado fora de controle e após a detecção delas, a equação de regressão deve ser recalculada. Essa etapa não está inserida na Figura 2 devido a uma melhor visualização do fluxograma. Se o processo estiver sob controle, os coeficientes de regressão do modelo e a estimativa do QMR serão utilizados para cálculo dos limites de controle da Fase II referente ao monitoramento do processo (PEDRINI; CATEN, 2011).

Caso o processo apresente variável de resposta independente e identicamente distribuída em torno de uma média constante, podem-se utilizar os gráficos de controle tradicionais, propostos por Shewhart, verificando-se se os dados são variáveis ou atributos. Se a variável controlada é uma variável contínua, o usual é monitorar o processo com o gráfico  $\bar{X}$  e R. Caso a variável controlada seja uma fração de defeituosos, utilizam-se os gráficos de controle por atributos np ou p; e caso a variável seja do tipo taxa de defeitos, utilizam-se os gráficos c ou u (COSTA; EPPRECHT; CARPINETTI, 2005).

Na Fase II de monitoramento, a interpretação da estabilidade do processo é a mesma para todos os gráficos, 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.

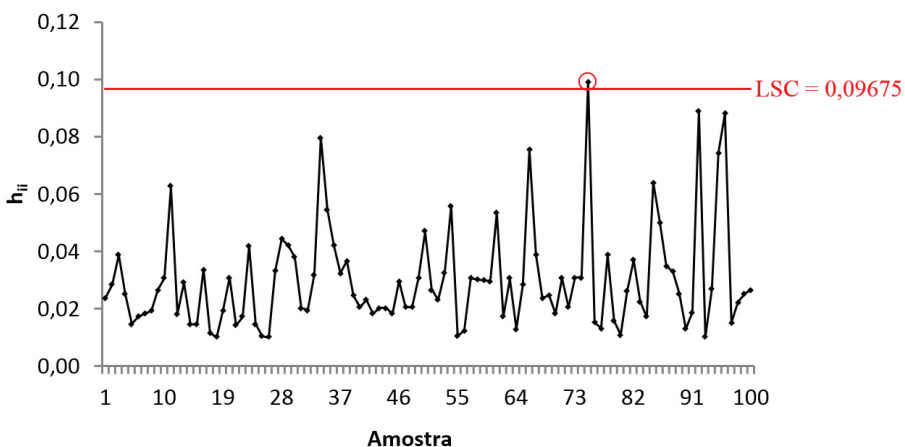


Figura 2. Gráfico de extrapolação da Fase II para o processo de torneamento.



Para os gráficos tradicionais utilizam-se os índices tradicionais, levando-se em conta a normalidade dos dados. Caso os dados sigam uma distribuição normal, usam-se os índices da Tabela 1. Se os dados não seguirem uma distribuição normal é necessário buscar por alternativas que utilizem as distribuições adequadas (GONÇALEZ; WERNER, 2009). Existem na literatura transformações de Box-Cox ou de Johnson, por exemplo, que podem converter 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 pelo de Chen e Ding (2001). Uma comparação desses índices de capacidade para dados não normais pode ser encontrada em Gonçalves e Werner (2009).

Para os modelos baseados em séries temporais, utilizam-se os índices de capacidade autocorrelacionados propostos por Vännman e Kulahci (2008) e Lovelace et al. (2009). Os índices de capacidade GR apresentados na Tabela 2 aplicam-se quando se utilizam os modelos de regressão, ou seja, quando os dados da variável de resposta 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 para a redução de 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 sua estabilidade e a sua capacidade.

## 5 Aplicação

O desenvolvimento do trabalho ocorreu em uma indústria do ramo de equipamentos agrícolas situada no estado do Rio Grande do Sul. A atividade principal da planta na qual o trabalho será desenvolvido é a fabricação de tratores. O estudo será desenvolvido no setor de usinagem da fábrica devido a sua alta taxa de produção e por ser a maior responsável por problemas de produtos não conformes no setor.

Inicialmente foi utilizado o fluxograma para direcionar a escolha do tipo de gráfico. Como a variável de resposta é independente, ou seja, não está autocorrelacionada com a variável tempo, não é necessário aplicar os gráficos de controle baseados em modelos ARIMA. Como a variável de resposta não é identicamente distribuída em torno de uma média constante, o fluxograma direciona para o uso de gráficos de controle baseados em modelos de regressão, que monitoram a variável de resposta em função do ajuste das variáveis de controle.

Na sequência foi realizada a coleta de dados históricos do processo contemplando as variáveis de controle torque ( $x_1$ ) e altura da castanha ( $x_2$ ) e a variável de resposta deformação da circularidade ( $y$ ). Foram coletados 100 dados para a Fase I. Uma vez coletados os dados, estimou-se o modelo de regressão da Fase I, conforme apresentado na Equação 16.

$$\hat{y}_i = 0,042 - 0,0013x_1 + 0,0035x_2 \quad (16)$$

Esse modelo apresenta um coeficiente de determinação de aproximadamente 88,0%, um coeficiente de determinação ajustado de 87,7% e  $QMR = 1,73 \times 10^{-6}$ . Ressalta-se que todas as variáveis de controle inseridas no modelo foram apontadas como estatisticamente significativas nos testes  $t$  individuais, considerando o intervalo de investigação das variáveis de controle. O modelo foi validado de acordo com os testes apresentados na seção 4. De acordo com Pedrini e Caten (2011), utiliza-se o gráfico de controle da Fase I para verificação da estabilidade dos dados utilizados para estimar-se o modelo de regressão linear. Como não houve pontos fora de controle, o modelo é válido e os coeficientes do modelo apresentados na Equação 16 podem ser utilizados para monitorar o processo de torneamento na Fase II. Portanto, com as suposições atendidas, desenvolveu-se o gráfico de controle baseado em modelos de regressão da Fase II.

Na Fase II, foram coletadas 100 novas amostras do processo. Com o objetivo de verificar se as novas variáveis de controle da Fase II estavam dentro do intervalo de investigação utilizado para estimar o modelo de regressão na Fase I, foi construído o gráfico de extrapolação. Primeiramente foram calculados os  $h_{ii}$  da Fase I e filtrado o maior valor ( $h_{m\acute{a}x}$ ) que será utilizado como LSC. Foram calculados os valores do  $h_{ii}$  para os 100 novos valores da Fase II. O gráfico de extrapolação é apresentado na Figura 2.

A amostra 75 apresentou um  $h_{ii} > LSC$ ; logo foi retirada do processo, uma vez que extrapola a região formada pelo intervalo de investigação das variáveis de controle utilizadas para estimar o modelo de regressão. O gráfico de controle baseado em modelo de regressão para a Fase II é apresentado na Figura 3. Observa-se que o processo está sob controle estatístico, uma vez que não apresenta pontos fora dos limites de controle.

Seguindo o fluxograma orientativo, com o processo sob controle calculam-se os índices de capacidade GR. Com o objetivo de comparar os resultados, também foram calculados os índices de capacidade tradicionais. Como os cinco produtos analisados apresentam limites de especificação simétricos, o cálculo dos índices será baseado nos índices GR simétricos e índices tradicionais simétricos.

Foram estudados cinco produtos no processo de torneamento; assim, o cálculo dos índices ocorre, inicialmente, para cada produto separadamente. A Tabela 4 apresenta a média, o desvio padrão para cálculo dos índices de capacidade tradicionais e o desvio padrão para cálculo dos índices de capacidade GR de cada produto.

Na Tabela 4 observa-se que o desvio padrão para cada produto é menor quando se utiliza o gráfico de controle de regressão que quando se utiliza os gráficos de controle tradicionais, fato que indica que as variáveis de controle são uma fonte de variabilidade considerável.

Para o cálculo dos índices tradicionais, os limites de especificação e o valor alvo não variam em função

dos ajustes das variáveis de controle, sendo utilizados os valores apresentados na Tabela 5. Já para o cálculo dos índices GR, os limites de especificação e o valor alvo seguiram os modelos especificados para cada produto, portanto foram considerados os modelos da Tabela 6.

Utilizando as equações dos índices tradicionais simétricos apresentadas na Tabela 1 e as equações dos índices GR simétricos apresentadas na Tabela 2 é possível realizar os cálculos para cada produto analisado e obter uma comparação dos resultados, apresentado na Figura 4. Como a capacidade de o torno produzir peças dentro dos limites de especificação depende da capacidade de cada

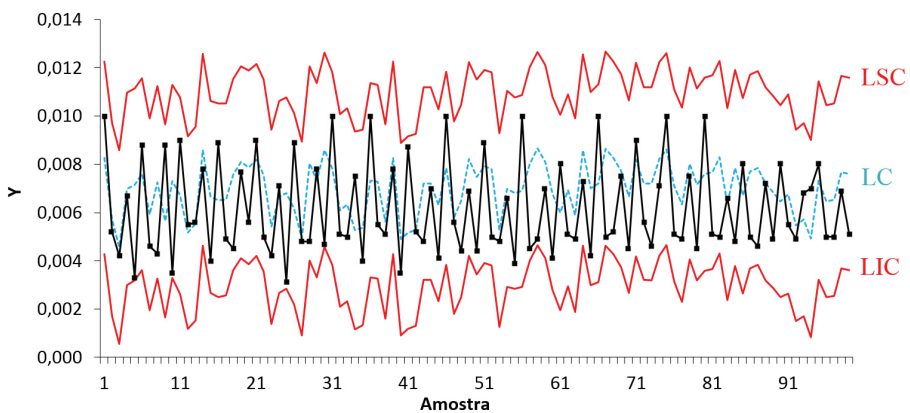


Figura 3. Gráfico de controle de regressão do processo.

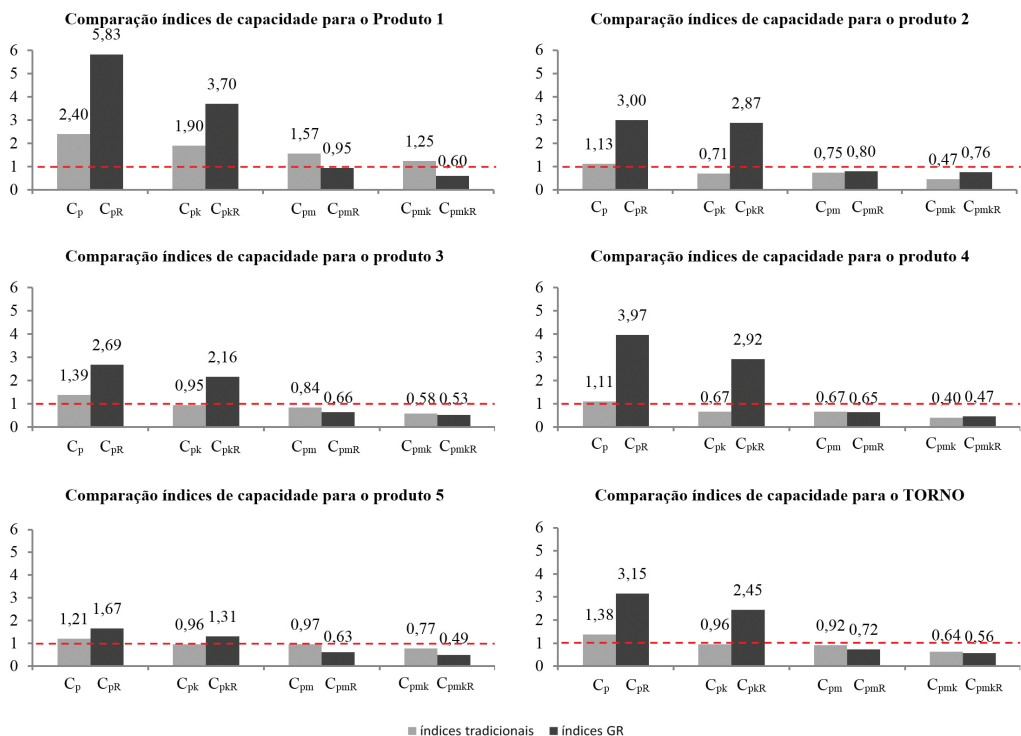


Figura 4. Comparação dos índices de capacidade tradicionais e GR para os cinco produtos e para o processo de torneamento.

produto, utilizaram-se as equações da Tabela 3 para o cálculo da capacidade do processo de torneamento.

Pela comparação apresentada na Tabela 7 e na Figura 4 pode-se notar interpretações errôneas em relação à capacidade de determinados produtos. Os índices GR  $C_{pR}$  e  $C_{pkR}$  apresentaram resultados superiores aos índices tradicionais  $C_p$  e  $C_{pk}$ , sendo que para os produtos 3, 4 e 5 a interpretação foi diferenciada. Para esses produtos, os índices tradicionais  $C_{pk}$  indicaram a não capacidade efetiva, apresentando valores menores que 1. Entretanto, os índices  $C_{pkR}$  apresentaram valores superiores a 1, indicando assim que o processo não é capaz de atender às especificações para esses produtos. Os índices  $C_{pm}$  e  $C_{pmk}$  apresentaram resultados inferiores a 1 na maioria dos índices estudados, concluindo que os produtos não estão atingindo o valor alvo especificado.

Com os resultados dos índices de capacidade GR e tradicionais de cada produto foi possível calcular os índices de capacidade para o processo de torneamento através da média geométrica dos índices dos produtos. Observa-se pela Tabela 7 que, pelos índices GR, o processo apresentou uma capacidade potencial e efetiva alta, indicando um processo com pouca variabilidade. Considerando os índices tradicionais, o processo também apresentou

boa capacidade, porém com valores próximos a 1 e inferiores aos índices GR. O processo de torneamento apresentou os índices  $C_{pm}$ ,  $C_{pmk}$ ,  $C_{pmR}$  e  $C_{pmkR}$  baixos (<1), indicando a descentralização do processo em relação ao valor alvo.

Com isso, os resultados mostraram que o processo necessita de melhorias em relação à centralização do processo no valor alvo especificado. Evidencia-se que, em relação aos índices  $C_{pR}$  e  $C_{pkR}$ , todos os produtos foram considerados potencial e efetivamente capazes. Entretanto, como  $C_{pkR}$  apresenta valores diferentes de  $C_{pR}$ , o processo necessita de centralização.

## 6 Conclusão

O presente estudo propôs um fluxograma orientativo para direcionar a escolha do tipo de gráfico de controle e índices de capacidade para processos com variáveis de resposta não correlacionadas, correlacionadas dependentes das variáveis de controle e autocorrelacionadas. O uso desse fluxograma foi ilustrado através do monitoramento e avaliação da capacidade do processo de torneamento de uma empresa do ramo de equipamentos agrícolas.

O tipo de gráfico de controle e índice de capacidade utilizados na aplicação prática foi direcionado pelo fluxograma orientativo proposto no presente trabalho. Com a aplicação do gráfico de controle de regressão foi possível demonstrar a efetividade do controle simultâneo da variável de resposta dependente das variações frequentes das variáveis de controle, assim como a facilidade de operacionalização do gráfico.

Visando comparar os índices de capacidade, foram aplicados os índices de capacidade GR para processos monitorados com gráficos de controle baseados em modelos de regressão, assim como os índices de capacidade tradicionais. Os resultados diferentes evidenciaram que, dependendo do índice utilizado, as conclusões sobre a capacidade do processo podem ser diferenciadas, demonstrando a importância da escolha dos índices de capacidade adequados para cada comportamento do processo.

Como a aplicação foi realizada em um processo de torneamento, foram monitorados cinco produtos fabricados na máquina. Assim, a capacidade de o torno produzir peças conforme as especificações

Tabela 4. Produtos analisados.

	Média	Desvio padrão tradicional	Desvio padrão GR
Produto 1	0,0085	0,00073	0,00030
Produto 2	0,0059	0,00081	0,00033
Produto 3	0,0049	0,00060	0,00031
Produto 4	0,0076	0,00075	0,00021
Produto 5	0,0041	0,00070	0,00050

Tabela 5. Limites de especificação e alvo para cálculo dos índices tradicionais.

	LSE	LIE	T
Produto 1	0,0155	0,0050	0,0102
Produto 2	0,0076	0,0022	0,0049
Produto 3	0,0065	0,0015	0,0040
Produto 4	0,0095	0,0045	0,0070
Produto 5	0,0060	0,0010	0,0035

Tabela 6. Limites de especificação e alvo para cálculo dos índices GR.

	$LSE_i$	$LIE_i$	$T_i$
Produto 1	$0,0513-0,00135x_1+0,00350x_2$	$0,0408-0,00135x_1+0,00350x_2$	$0,0458-0,00135x_1+0,00350x_2$
Produto 2	$0,0434-0,00135x_1+0,00350x_2$	$0,038-0,00135x_1+0,00350x_2$	$0,0408-0,00135x_1+0,00350x_2$
Produto 3	$0,0423-0,00135x_1+0,00350x_2$	$0,0373-0,00135x_1+0,00350x_2$	$0,0398-0,00135x_1+0,00350x_2$
Produto 4	$0,0453-0,00135x_1+0,00350x_2$	$0,0403-0,00135x_1+0,00350x_2$	$0,0428-0,00135x_1+0,00350x_2$
Produto 5	$0,0418-0,00135x_1+0,00350x_2$	$0,0368-0,00135x_1+0,00350x_2$	$0,0393-0,00135x_1+0,00350x_2$

**Tabela 7.** Comparação dos índices GR com os índices tradicionais para cada produto e para o torno.

	Produto 1		Produto 2		Produto 3		Produto 4		Produto 5		TORNO	
	Trad.	GR	Trad.	GR	Trad.	GR	Trad.	GR	Trad.	GR	Trad.	GR
Cp	2,40	5,83	1,13	3,00	1,39	2,69	1,11	3,97	1,21	1,67	1,38	3,15
CpI	1,90	3,70	1,21	3,13	1,83	3,22	1,24	5,02	1,45	1,86	1,50	3,22
Cps	2,89	7,96	1,04	2,87	0,95	2,16	0,99	2,92	0,96	1,31	1,22	2,85
Cpk	1,90	3,70	1,04	2,87	0,95	2,16	0,99	2,92	0,96	1,31	1,12	2,45
Cpm	1,57	0,95	1,12	0,80	0,84	0,66	1,04	0,65	0,97	0,63	1,08	0,72
CpmI	1,25	0,60	1,20	0,83	1,11	0,79	1,16	0,82	1,17	0,70	1,18	0,74
CpmS	1,90	1,29	1,03	0,76	0,58	0,53	0,92	0,47	0,77	0,49	0,96	0,65
Cpmk	1,25	0,60	1,03	0,76	0,58	0,53	0,92	0,47	0,77	0,49	0,88	0,56

dependem da capacidade de cada produto separadamente. Os resultados mostraram alta capacidade potencial e efetiva, demonstrando um processo com baixa variabilidade, entretanto não alcançando o valor alvo especificado, necessitando de melhorias em relação à centralização do processo.

Portanto, as principais contribuições do presente trabalho foram a proposta de um fluxograma orientativo, assim como a comparação dos índices GR com os índices tradicionais em um caso prático e o cálculo dos índices de capacidade para processos de uma mesma máquina, os quais produzem mais de um produto com especificações distintas.

## Referências

- CHAN, L. K.; CHENG, S. W.; SPIRING, F. A. A new measure of process capability: Cpm. **Journal of Quality Technology**, v. 20, n. 3, p. 162-175, 1988.
- CHEN, J. P.; DING, C. G. A new process capability index for non-normal distributions. **International Journal of Quality & Reliability Management**, v. 18, n. 7, p. 762-770, 2001. <http://dx.doi.org/10.1108/02656710110396076>
- CHEN, K. S.; HUANG, M. L.; LI, R. K. Process capability analysis for an entire product. **International Journal of Production Economics Research**, v. 39, p. 4077-4087, 2001. <http://dx.doi.org/10.1080/00207540110073082>
- CLEMENTS, J. A. Process capability calculations for non-normal distributions. **Quality Progress**, v. 22, n. 9, p. 95-100, 1989.
- COSTA, A. F. B.; EPPRECHT, E. K.; CARPINETTI, L. C. R. **Controle estatístico de qualidade**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2005. 334 p.
- DELERYD, M. A pragmatic view on process capability studies. **International Journal of Production Economics**, v. 58, n. 3, p. 319-330, 1999. [http://dx.doi.org/10.1016/S0925-5273\(98\)00214-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0925-5273(98)00214-X)
- GONÇALEZ, P. U.; WERNER, L. Comparação dos índices de capacidade do processo para distribuições não-normais. **Gestão & Produção**, v. 16, n. 1, p. 121-132, 2009. <http://dx.doi.org/10.1590/S0104-530X2009000100012>
- HAWORTH, D. A. Regression control charts to manage software maintenance. **Software Maintenance: Research and Practice**, v. 8, n. 1, p. 35-48, 1996. [http://dx.doi.org/10.1002/\(SICI\)1096-908X\(199601\)8:1<35::AID-SMR124>3.0.CO;2-#](http://dx.doi.org/10.1002/(SICI)1096-908X(199601)8:1<35::AID-SMR124>3.0.CO;2-#)
- HUANG, M. L.; CHEN, K. S. Capability analysis for a multiprocess product with bilateral specifications. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 21, n. 10-11, p. 801-806, 2003. <http://dx.doi.org/10.1007/s00170-002-1396-x>
- JEANG, A.; CHUNG, C. P. Process capability analysis based on minimum production cost and quality loss. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 43, n. 7, p. 710-719, 2009. <http://dx.doi.org/10.1007/s00170-008-1741-9>
- KANE, V. E. Process capability indices. **Journal of Quality Technology**, v. 18, n. 1, p. 41-52, 1986.
- KOTZ, S.; JOHNSON, N. L. Process capability indices: a review, 1992-2000. **Journal of Quality Technology**, v. 34, n. 1, p. 2-19, 2002.
- LOREDO, E. N.; JERKPAPOM, D.; BORROR, C. M. Model-based control chart for autoregressive and correlated data. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 18, p. 489-496, 2002. <http://dx.doi.org/10.1002/qre.497>
- LOVELACE, C. R. et al. Lower confidence limits for process capability indices Cp and Cpk when data are autocorrelated. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 25, n. 6, p. 663-700, 2009. <http://dx.doi.org/10.1002/qre.990>
- MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. **Forecasting, methods and applications**. 3rd ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.
- MANDEL, B. J. The regression control chart. **Journal of Quality Technology**, v. 1, n. 1, p. 1-9, 1969.
- MONTGOMERY, D. C. **Introdução ao controle estatístico da qualidade**. 4. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2004. 513 p.
- MONTGOMERY, D. C.; VINING, G. G.; PECK, E. A. **Introduction to linear regression analysis**. 3rd ed. New York: John Wiley & Sons, 2001. 641 p.
- PALMER, K.; TSUI, K. L. A review and interpretations of process capability indices. **Annals of Operations Research**, v. 87, p. 31-47, 1999. <http://dx.doi.org/10.1023/A:1018993221702>
- PEARN, W. L.; CHEN, K. S. Capability indices for non-normal distributions with an application in electrolytic capacitor manufacturing. **Microelectronics**

- Reliability**, v. 37, n. 12, p. 1853-1858, 1997. [http://dx.doi.org/10.1016/S0026-2714\(97\)00023-1](http://dx.doi.org/10.1016/S0026-2714(97)00023-1)
- PEARN, W. L.; CHEN, K. S.; LIN, P. C. On the generalizations of the capability index Cpmk for asymmetric tolerances. **Far East Journal of Theoretical Statistics**, v. 3, n. 1, p. 47-66, 1999.
- PEARN, W. L.; KOTZ, S.; JOHNSON, N. L. Distributional and inferential properties of process control indices. **Journal of Quality Technology**, v. 24, n. 4, p. 216-231, 1992.
- PEDRINI, D. C.; CATEN, C. S. Método para a aplicação de gráficos de controle de regressão no monitoramento de processos. **Produção**, v. 21, n. 1, p. 106-117, 2011. <http://dx.doi.org/10.1590/S0103-65132011005000001>
- RAMOS, A. W.; HO, L. L. Procedimentos inferenciais em índices de capacidade para dados autocorrelacionados via bootstrap. **Produção**, v. 13, n. 3, p. 50-62, 2003. <http://dx.doi.org/10.1590/S0103-65132003000300005>
- SHU, L.; TSUNG, F.; TSUI, K. L. Run-length performance of regression control charts with estimated parameters. **Journal of Quality Technology**, v. 36, n. 3, p. 280-292, 2004.
- SOUZA, F. S.; PEDRINI, D. C.; CATEN, C. S. Proposta de índices de capacidade para gráficos de controle baseados em modelos de regressão. **Produção**, 2011.
- SPIRING, F. et al. A bibliography of process capability papers, **Quality and Reliability Engineering International**, v. 19, n. 5, p. 445-460, 2003. <http://dx.doi.org/10.1002/qre.538>
- SPIRING, F. A. Process capability a total quality management tool. **Total Quality Management**, v. 6, n. 1, p. 21-34, 1995. <http://dx.doi.org/10.1080/09544129550035558>
- VÄNNMAN, K.; DELERYD, M. Process capability plots: a quality improvement tool. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 15, n. 3, p. 213-217, 1999. [http://dx.doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1638\(199905/06\)15:3<213::AID-QRE245>3.0.CO;2-O](http://dx.doi.org/10.1002/(SICI)1099-1638(199905/06)15:3<213::AID-QRE245>3.0.CO;2-O)
- VÄNNMAN, K.; KULAHCI, M. A model-free approach to eliminate autocorrelation when testing for process capability. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 24, n. 2, p. 213-228, 2008. <http://dx.doi.org/10.1002/qre.887>
- WOODALL, W. H. Controversies and contradictions in statistical process control. **Journal of Quality Technology**, v. 32, n. 4, p. 341-350, 2000.
- WOODALL, W. H.; MONTGOMERY, D. C. Research issues and ideas in statistical process control. **Journal of Quality Technology**, v. 31, n. 4, p. 376-386, 1999.
- WU, C. W.; PEARN, W. L.; KOTZ, S. An overview of theory and practice on process capability indices for quality assurance. **International Journal of Production Economics**, v. 117, n. 2, p. 338-359, 2009. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2008.11.008>
- YU, K.T.; SHEU, S. H.; CHEN, K. S. The evaluation of process capability for a machining center, **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 33, n. 5-6, p. 505-510, 2007. <http://dx.doi.org/10.1007/s00170-006-0481-y>