

EFEITO DA INCERTEZA DE MEDIÇÃO NO CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS

Andréa Cristina Konrath

Labmetro, Universidade Federal de Santa Catarina, Caixa Postal 5053, 88040-970, Florianópolis, SC-Brasil, ack@labmetro.ufsc.br

Prof. Gustavo Daniel Donatelli, Dr.

Labmetro, Universidade Federal de Santa Catarina, Caixa Postal 5053, 88040-970, Florianópolis, SC-Brasil, donatelli@labmetro.ufsc.br

***Resumo:** As técnicas de controle estatístico de processo (CEP) têm sido amplamente usadas para alcançar o estado de previsibilidade dos processos, minimizando a fração não conforme e aumentando a confiabilidade de fornecimento através da redução contínua da variabilidade. No escopo de um sistema de garantia da qualidade maduro, os dados gerados pelo CEP são aproveitados também a níveis mais altos de tomada de decisão, viabilizando investimentos em manutenção e melhoria dos meios de fabricação. O CEP é mais efetivo quando baseado em dados obtidos por medição, ricos em informação sobre a qualidade. Em processos de medição reais, o valor obtido por medição se afasta do valor verdadeiro da quantidade medida num valor que nunca é conhecido exatamente, denominado erro de medição. Erros de medição excessivos podem resultar em processos posicionados fora de alvo, aumento da taxa de alarmes falsos e capacidade reduzida para detectar sinais de mudança no processo, afetando adversamente os objetivos do CEP. Em consequência, é necessário propor critérios que permitam selecionar e confirmar sistemas de medição considerando os efeitos da sua incerteza sobre a qualidade e economia dos processos que operam sob CEP. Neste trabalho utilizou-se simulação computacional para avaliar o efeito de algumas componentes da incerteza de medição no desempenho do gráfico de controle de valores individuais.*

***Palavras-chave:** CEP, Incerteza de Medição, Simulação.*

1. INTRODUÇÃO

A qualidade funcional e os custos dos produtos de engenharia estão fortemente determinados pela eficiência do sistema de garantia da qualidade utilizado para suportar o desenvolvimento do produto, desde sua concepção até a disposição final. Um sistema de garantia da qualidade eficiente é caracterizado pelo uso maduro dos dados gerados pelas operações de inspeção em diferentes ciclos de realimentação dentro da empresa⁽¹⁾. O mais interno destes ciclos, denominado ciclo de realimentação na máquina usa os dados de inspeção para produzir ajustes que mantém o processo de fabricação trabalhando no alvo com variância mínima. O ciclo de realimentação intermédio utiliza os dados para dar suporte no planejamento da fabricação e da inspeção. Finalmente, o ciclo de realimentação mais amplo leva a informação coletada pela inspeção até o próprio processo de projeto de produto, mediante a utilização das ferramentas preventivas da qualidade.

Em todos esses ciclos de realimentação, a informação é obtida aplicando diversos métodos estatísticos aos dados brutos, gerados pela inspeção. Entre esses métodos destaca-se especialmente o controle estatístico de processo (CEP), ferramenta que pode ser aplicada tanto aos processos de fabricação como aos de medição e gestão. O CEP é baseado na utilização de gráficos de controle, com o objetivo principal de pôr e manter os processos no denominado estado de controle ou

previsibilidade. Este estado é caracterizado por uma distribuição da variável de interesse que é consistente no tempo e apresenta variância mínima. Assim, esses processos conseguem maximizar a fração conforme que pode ser obtida com um dado nível de investimento, reduzindo ao mesmo tempo o número de intervenções do operador.

O CEP pode ser realizado usando dados tipo atributo, obtidos pela comparação da característica da qualidade a avaliar com padrões (e.g. calibradores, padrões tácteis ou visuais), ou dados tipo variável, obtidos por medição. O CEP por variáveis permite controlar processos que operam quase exclusivamente na região de conformidade, aproveitando melhor o elevado conteúdo de informação das medições.

Os resultados da medição se afastam do valor verdadeiro da quantidade medida por uma quantidade não conhecida denominada erro de medição. Em primeira instância, os erros de medição podem ser classificados em erros grosseiros, que não podem ser caracterizados estatisticamente, e erros “bem comportados”, que podem ser estudados com auxílio dos métodos estatísticos. Uma segunda e tradicional classificação separa, estes últimos em erros sistemáticos (i.e. constantes no tempo) e aleatórios ou randômicos. Erros sistemáticos e aleatórios são geralmente representados, respectivamente, pela média e o desvio-padrão de uma distribuição normal.

Pela sua própria natureza, os erros de medição não podem ser conhecidos com exatidão. Nos últimos anos, o reconhecimento desse fato, somado à constatação de que componentes sistemáticas e aleatórias não são facilmente diferenciáveis entre si, levou à comunidade metrológica internacional a formular e difundir o conceito de incerteza de medição⁽²⁾, intimamente ligado ao conceito moderno de rastreabilidade⁽³⁾. A incerteza define uma faixa, centrada no resultado corrigido da medição, dentro da qual se pode achar o erro de medição, com certa probabilidade. A incerteza não é uma expressão da variabilidade dos resultados de medição, mas uma declaração de ignorância física⁽⁴⁾.

A incerteza de medição nunca é desprezível em medições industriais, obtidas com instrumentos sujeitos a restrições econômicas, em um ambiente que se afasta da condição de referência e em tempos limitados pelas necessidades do processo produtivo. De fato, não são incomuns casos em que o valor da incerteza padrão é da mesma ordem que o desvio-padrão do processo. Em aplicações de CEP, a incerteza resulta em potenciais distorções dos gráficos de controle, produzindo bases pouco confiáveis para atuar no processo. Em geral, uma incerteza de medição excessiva pode resultar em processos fora de alvo, num aumento da taxa de alarmes falsos e numa capacidade reduzida para detectar sinais de instabilidade. Para diminuir a componente da perda associada à medição, torna-se necessário reduzir a incerteza usando instrumentos mais precisos, ambientes mais controlados e procedimentos mais demorados, aumentando, desta forma, o custo de avaliação. Assim, a seleção de sistemas de medição para aplicações industriais pode ser vista como um compromisso que se resolve no âmbito dos custos da qualidade.

O presente trabalho tem como objetivo avaliar os efeitos de algumas componentes da incerteza de medição, i.e. os erros aleatórios e a resolução, no comportamento do gráfico de controle de valores individuais. Como indicador de desempenho foi usado o comprimento médio de corrida (*average run length – ARL*). O estudo foi realizado por simulação computacional, o qual permitiu superar alguma das limitações dos estudos disponíveis na bibliografia. Assim, além de estudar o efeito dos erros aleatórios e da resolução, foi possível analisar a interação entre esses fatores e o número de amostras usadas para estimar os limites de controle. O trabalho está estruturado em cinco seções. Na segunda é apresentada uma noção do gráfico de controle de valores individuais, a terceira relata o modelo e algoritmo de simulação utilizado e na quarta seção apresentam-se os resultados obtidos. Finalmente, na quinta seção encontram-se as considerações finais.

2. O GRÁFICO DE CONTROLE DE VALORES INDIVIDUAIS

O gráfico de controle de valores individuais (GVI) tem por objetivo detectar mudanças na média do processo. Substitui os gráficos de controle tradicionais da média e mediana quando não é

possível formar subgrupos. Embora apresente relativamente baixa sensibilidade para detectar mudanças no processo, sua operacionalização é muito simples, facilitando assim a construção e interpretação por operadores que carecem das habilidades necessárias para trabalhar com gráficos de controle mais complexos. Também é adequado no caso de medições caras, demoradas ou que transformam a amostra em forma irreversível, assim como no escopo de processos operados em lotes pequenos de produção.

Para a construção do GVI é necessário estimar o desvio-padrão do processo. Isso é feito durante a chamada Fase 1 do CEP, caracterizada pelo uso de gráficos de controle como ferramenta de análise exploratória⁽⁵⁾. Nesta fase, é coletada uma série de dados que são analisados a posteriori para determinar se o processo estava sob controle durante o intervalo correspondente. Dados obtidos de um processo que se mostra sob controle podem ser usados para estimar o desvio-padrão do processo e, conseqüentemente, os limites de controle do gráfico de controle de valores individuais. Segundo recomendações de praxe são necessários mais de 100 valores individuais para estimar em forma confiável o desvio-padrão do processo⁽⁶⁾. No entanto, este número pode ser inviável em muitos dos casos de aplicação do GVI. De fato, na produção em lotes pequenos pode ser necessário iniciar produção depois de corridas iniciais de somente 10 ou 20 indivíduos.

Os valores individuais não conduzem naturalmente a estimativas da variabilidade de curto prazo do processo. Por isso, é comum estimar o desvio-padrão a partir da média das amplitudes móveis obtidas da diferença entre os valores de indivíduos extraídos na seqüência. Assim, uma corrida inicial de n valores individuais gera $(i-1)$ valores de amplitude móvel:

$$mR_i = |x_i - x_{i-1}| \quad \forall i = 2 \dots n \quad (1)$$

A amplitude móvel média e o desvio-padrão estimado são expressadas pelas equações a seguir:

$$\overline{mR} = \frac{1}{n-1} \cdot \sum_{i=2}^n mR_i \quad (2)$$

$$\hat{\sigma}_x = \frac{\overline{mR}}{1,128} \quad (3)$$

Assumindo que o gráfico é centralizado na média estimada do processo, podem-se calcular os limites de controle a partir das equações a seguir:

$$LSC_x = \bar{y} + 3 \cdot \hat{\sigma}_x = \bar{x} + 2,66 \cdot \overline{mR} \quad (4)$$

$$LIC_x = \bar{y} - 3 \cdot \hat{\sigma}_x = \bar{x} - 2,66 \cdot \overline{mR}$$

Onde:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i \quad (5)$$

A sensibilidade do GVI com referência às mudanças do processo pode ser quantificada pela probabilidade de intervenção ou pelo seu inverso, comprimento médio de corrida *ARL* (*Average Run Length*). O *ARL* é o número médio de amostras que devem ser extraídas até que o gráfico forneça um sinal fora dos limites de controle. Seu valor decresce com o aumento do valor relativo da mudança na média do processo δ/σ_x , segundo mostra o gráfico da figura 1. O comportamento

teórico do GVI está dado pela linha azul no gráfico. Quando $\delta/\sigma_x = 0$, tem-se o comportamento para processos estáveis, associado com a probabilidade de gerar um alarme falso α . Nesse caso:

$$ARL_0 = \frac{1}{\alpha} = \frac{1}{0,0027} \cong 370 \quad (6)$$

Isto significa que, estando o processo sob controle, espera-se retirar em média 370 amostras sucessivas antes que o gráfico gere um alarme falso. Quando a média do processo desvia-se do valor nominal em um desvio-padrão, $\delta/\sigma_x = 1$, tem-se:

$$ARL_1 = \frac{1}{1-\beta(\delta/\sigma_x = 1)} = \frac{1}{1-0,9772} \cong 44 \quad (7)$$

Onde $\beta(\delta/\sigma_x = 1)$ é a probabilidade de que o gráfico forneça um sinal de fora de controle quando a média do processo se desloca um valor do desvio-padrão.

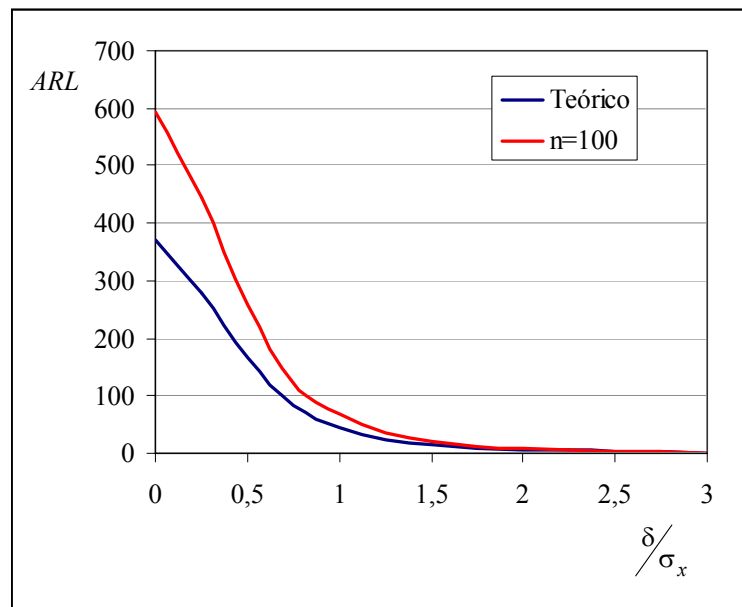


Figura 1: Valores de ARL em função do deslocamento relativo da média, parametrizados segundo o tamanho da amostra inicial.

O comportamento teórico do GVI não pode ser alcançado em condições reais de aplicação. A linha vermelha da figura 1 mostra o comportamento esperado do ARL quando os limites de controle são estimados usando uma amostra de 100 indivíduos. Apesar do tamanho relativamente grande da amostra, pode-se observar um aumento expressivo dos valores de ARL . Isso é devido à tendência a sobreestimar o desvio-padrão, produzindo um aumento da amplitude da região entre os limites de controle. Essa tendência é progressivamente mais notória na medida em que corridas iniciais cada vez menores são usadas.

3. O MODELO DE SIMULAÇÃO

Um modelo de simulação foi elaborado para estimar os valores de *ARL* correspondentes à aplicação do GVI em presença de erros de medição, com limites calculados usando diferente número de valores oriundos da corrida inicial. O modelo se baseia nas premissas a seguir:

- A característica da qualidade sob estudo apresenta distribuição normal $x \sim N(\mu_x; \sigma_x)$;
- O desvio-padrão do processo de fabricação se mantém constante no tempo;
- A média do processo de fabricação permanece constante quando o processo está sob controle estatístico, mas pode variar abruptamente para simular a ação de causas especiais de variação, de forma tal que o processo perturbado apresente uma distribuição $x_1 \sim N(\mu_{x1}; \sigma_x)$, onde $\mu_{x1} = \mu_x + \delta$;
- Considera-se que o erro de medição é composto pelo erro de repetitividade e o erro devido à ação da resolução; na qual é a menor diferença entre indicações de um dispositivo mostrador que pode ser significativamente percebida;
- O erro de repetitividade (i.e. erro aleatório de medição) apresenta distribuição normal $e_{rep} \sim N(0; \sigma_{rep})$;
- O efeito da resolução pode ser interpretado como um arredondamento dos valores da variável;
- O erro de medição é estável e atua desde o início da corrida inicial.

Desta forma, o resultado de medição pode ser expresso pela seguinte função do valor verdadeiro x , da resolução R e do erro de repetitividade e_{rep} :

$$y = R \cdot \text{Int} \left(\frac{x + e_{rep}}{R} + \frac{1}{2} \right) \quad (8)$$

Onde $\text{Int}()$ é uma função que devolve o inteiro do argumento entre parênteses. A decisão de desconsiderar componentes sistemáticas do erro de medição se baseia nos resultados obtidos por Silva⁽⁷⁾, quem provou que erros sistemáticos linearmente dependentes do valor do mensurando possuem pouca influência nos valores de *ARL*.

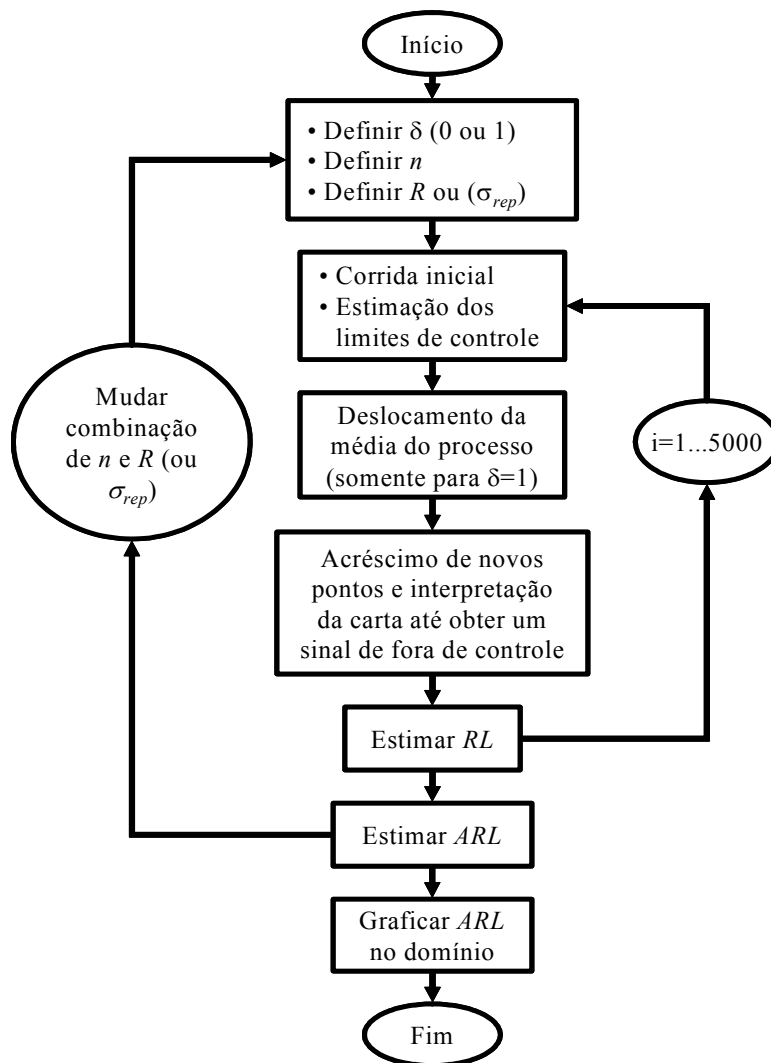


Figura 2: Fluxograma do algoritmo de simulação.

Por limitações na capacidade de cálculo, decidiu-se analisar somente o valor de ARL_0 e ARL_1 . O efeito do erro aleatório e o da resolução foram analisados, em primeira instância, separadamente. Desta forma, o algoritmo explora um domínio bi-dimensional, sendo uma das variáveis mapeadas o tamanho de amostra usado para estimar o desvio-padrão do processo e o outro, alternativamente, a resolução ou o desvio-padrão do erro aleatório. Foi realizada uma varredura de tamanhos de amostra inicial $20 \leq n \leq 1000$. O problema foi adimensionalizado, definindo $\mu_x = 0$ e $\sigma_x = 1$. O domínio de simulação foi definido pelos intervalos $0 \leq R/\sigma_x \leq 1$ e $0 \leq \sigma_e/\sigma_x \leq 1$.

Na figura 2 pode ser observado o fluxograma do algoritmo de simulação. Para obter uma boa estimativa do ARL , foram simulados 5000 gráficos de controle para cada combinação das variáveis no domínio de simulação. A construção e interpretação do gráfico de controle são realizadas utilizando os valores medidos, obtidos a partir dos valores do mensurando por contaminação com os erros de medição. Cada vez que uma iteração no laço interno acontece, um novo gráfico de controle é construído, com novos valores do mensurando, novos erros e novos limites de controle. De tal modo, os valores de RL são portadores de informação sobre a variação amostral, bem como sobre a variação atribuível à incerteza de medição. A linguagem de programação utilizada neste trabalho foi MATLAB[®], o qual possui recursos suficientes para o desenvolvimento de algoritmos que englobam a modelagem, simulação e a construção de protótipos.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A figura 3 mostra o comportamento do ARL para processos estáveis, no domínio definido pela resolução do sistema de medição e o tamanho de amostra inicial. O ARL , neste caso, é igual ao inverso da probabilidade do gráfico de controle gerar um alarme falso. O valor de ARL cresce com a diminuição do tamanho da amostra inicial e com o valor da resolução, mostrando a existência de interação entre as duas variáveis.

O aumento do ARL com a diminuição da amostra inicial deve-se à sub-estimação do desvio-padrão que se produz quando o número de subgrupos usados para calcular a amplitude média do gráfico é pequeno. Especialmente interessante é o comportamento da superfície de resposta para valores altos de resolução. Nessa região, o ARL apresenta valores mínimos quando o tamanho de amostra é aproximadamente 100.

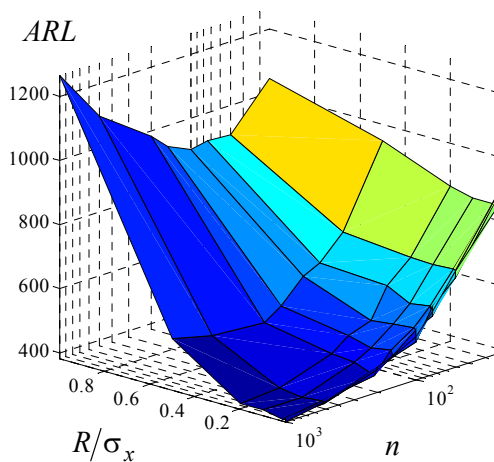


Figura 3: Influência da resolução num processo estável ($\delta/\sigma_x = 0$).

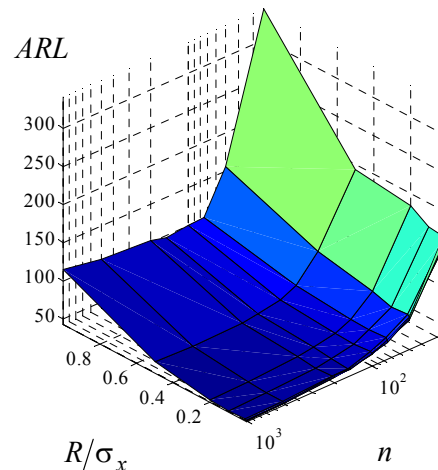


Figura 4: Influência da resolução quando ocorre mudança na média do processo ($\delta/\sigma_x = 1$).

Na figura 4, pode-se observar o efeito das mesmas variáveis sobre o ARL , para processos que sofreram um deslocamento da média igual a um desvio-padrão. Pode-se observar que a capacidade do gráfico para detectar mudanças da média piora na medida em que o tamanho da amostra inicial diminui e quando a resolução se torna mais grosseira. Especialmente perigosa é a combinação de dados obtidos com resolução grosseira e tamanho de amostra inicial pequena. Para que essa condição não se produza, o tamanho da amostra deve ser 100 indivíduos como mínimo.

Analisando os dois gráficos em conjunto, pode-se perceber que quando é necessário definir os limites de controle a partir de corridas iniciais curtas ($n \leq 50$), a resolução deve ser mantida em valores baixos ($R/\sigma_x \leq 0,4$) para que não se produzam aumentos significativos da probabilidade de alarmes falsos, nem uma perda significativa da capacidade de detecção de mudanças da média do processo.

As figuras 5 e 6 mostram o efeito do erro de repetitividade e do tamanho da amostra inicial sobre o ARL , para processos estáveis e instáveis respectivamente. Observa-se que, para processos estáveis, a probabilidade de alarme falso é independente do desvio-padrão do erro de repetitividade. Essa constatação concorda com os resultados obtidos por Mittag para o gráfico de controle da média⁽⁸⁾. Por outro lado, o erro aleatório influencia o valor de ARL , diminuindo a sensibilidade do gráfico para detectar mudanças na posição do processo. Essa diminuição de sensibilidade é especialmente drástica quando os limites de controle são obtidos a partir de amostras pequenas.

A partir destes resultados, pode-se estabelecer que erros de repetitividade devem atender a condição $\sigma_e/\sigma_x \leq 0,5$ para que os gráficos de controle, cujos limites foram definidos com amostras

pequenas ($n \leq 50$) não sofram excessiva perda na capacidade de detecção de mudanças na média do processo.

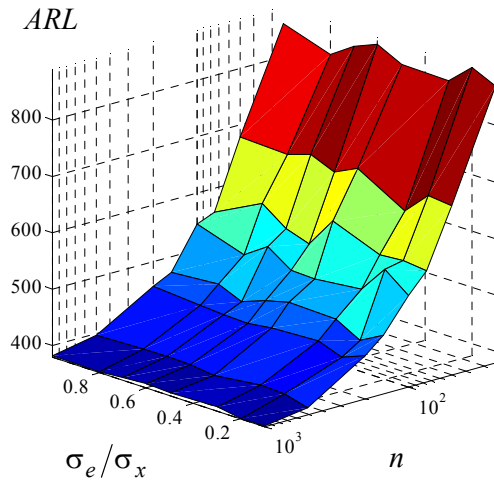


Figura 5: Influência do erro de repetitividade num processo estável ($\delta/\sigma_x = 0$).

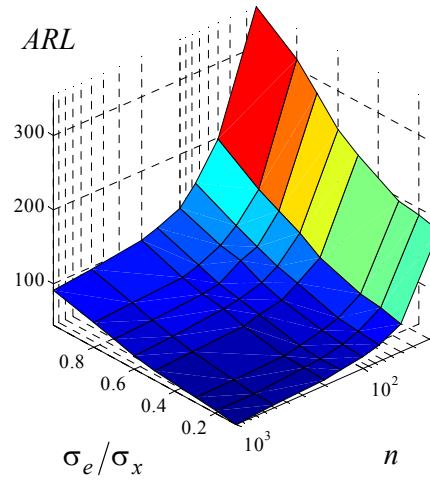


Figura 6: Influência do erro de repetitividade quando ocorre mudança na média do processo ($\delta/\sigma_x = 1$).

A partir desta evidência, decidiu-se explorar o efeito simultâneo do erro de repetitividade e a resolução, para diferentes tamanhos da amostra inicial entre 20 e 200. Os resultados dessas simulações são informados nas figuras 7 e 8, respectivamente para processos estáveis e instáveis. Verifica-se que no caso do processo permanecer estável, a variável de maior influência no *ARL* é a resolução. No entanto, a capacidade de detectar mudanças na média do processo se vê afetada mais fortemente pelo erro de repetitividade. Na figura 8 pode-se observar também que o efeito do tamanho da amostra inicial se compara ao das variáveis associadas ao sistema de medição. Assim, pode-se afirmar que para a detecção de pequenas mudanças na média do processo, torna-se muito mais importante trabalhar com instrumentos que apresentem uma resolução pequena, que trabalhar com instrumentos de alta repetitividade.

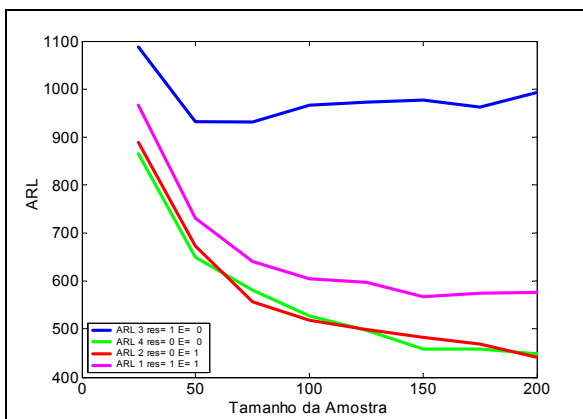


Figura 7: Resolução e erro de repetitividade ($\delta=0$).

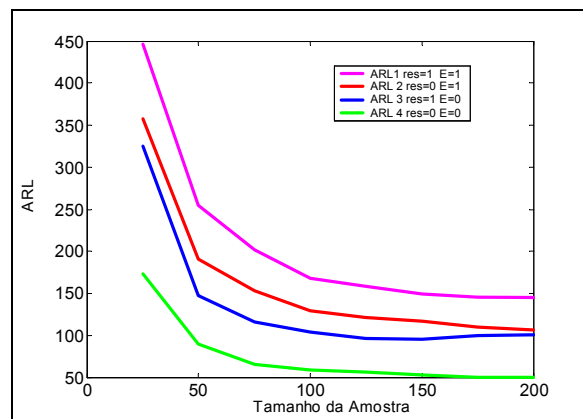


Figura 8: Resolução e erro de repetitividade ($\delta=1$).

Um resultado importante desta pesquisa é a verificação de que o efeito da resolução sobre o desempenho dos gráficos de controle depende da relação existente entre o valor da resolução e o

desvio-padrão do processo. Isso é normalmente desconsiderado nos documentos de referência sobre seleção e confirmação metrológica de sistemas de medição, que estabelecem limites para a relação entre a resolução do dispositivo mostrador e a tolerância de produto. Por exemplo, o manual de referência para análise dos sistemas de medição MSA⁽⁶⁾ estabelece $R \leq 0,1 \cdot Tol$. Outros documentos^(9, 10) estabelecem um valor limite $R \leq 0,05 \cdot Tol$. Quando estas recomendações são atendidas, o efeito da resolução sobre o gráfico de controle não está delimitado, pois depende da capacidade de processo, i.e. da relação existente entre a tolerância e o desvio padrão do processo de fabricação. Por exemplo, quando $Cp = Tol/6 \cdot \sigma_x = 1,67$, a relação entre a resolução e a tolerância seria $R = 0,1 \cdot Tol$, o qual é claramente aceitável segundo o critério do MSA. A relação entre a resolução e o desvio-padrão do processo resulta, neste caso $R/\sigma_x = 1$. Como se pode observar nas figuras 3 e 4, o desempenho da GVI operada nesta condição é completamente diferente de aquele que seria obtido com dados menos arredondados.

5. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi analisada a influência que diferentes componentes da incerteza de medição têm sobre a sensibilidade do gráfico de controle de valores individuais, quando ele é interpretado usando a regra de um ponto fora dos limites de controle, conhecida como Regra 1 ou de Shewhart. Como indicador de desempenho do gráfico foi utilizado o comprimento médio de corrida (*ARL*) que, em termos práticos, representa a efetividade do gráfico de controle para detectar sinais de mudança no processo. O modelo do processo de medição foi construído para considerar o erro de repetitividade e a resolução do dispositivo mostrador, únicas componentes de incerteza com comprovado efeito sobre o *ARL*. Erros sistemáticos constantes e linearmente dependentes do valor do mensurando não foram considerados no modelo, uma vez que os primeiros afetam somente a posição do processo e os segundos provocam uma mudança simultânea da distancia entre os limites de controle e a dispersão dos dados, que não afeta significativamente o *ARL*.

Através da simulação computacional, comprovou-se que a resolução e o tamanho de amostra inicial influenciam de forma combinada a probabilidade do gráfico de controle gerar um alarme falso. O mesmo acontece com a capacidade do gráfico para detectar mudanças na média do processo. Os efeitos das duas variáveis mencionadas são de intensidade comparável. Isso permite concluir que gráficos que, por necessidades do processo de fabricação, tenham limites de controle estimados usando amostras pequenas, necessitam de dados obtidos com uma resolução menor, para não apresentar perdas drásticas na sua efetividade.

Entretanto, o erro de repetitividade ou aleatório apresentou um comportamento diferenciado. Seu desvio-padrão não tem influência na probabilidade de alarme falso, mas sim na capacidade de detectar uma mudança da média do processo de certa importância. Neste último caso, ficou evidenciado um comportamento combinado do erro de repetitividade com o tamanho da amostra inicial. Mostrou-se que gráficos de controle cujos limites foram estimados com amostras pequenas, tornaram-se altamente sensíveis à magnitude do erro aleatório.

Numa forma geral, pode-se concluir que a decisão de quê instrumento deve ser usado para operar um gráfico de valores individuais não pode ser tomada a menos que exista previsão sobre o volume de dados disponíveis para estimar o desvio-padrão do processo e, conseqüentemente, os limites de controle. Infelizmente, como foi demonstrado na seção anterior, as recomendações industriais de praxe são insuficientes para garantir a aptidão de um dado sistema de medição para certa aplicação de controle estatístico de processo.

Cabe destacar que os resultados obtidos para o gráfico de valores individuais podem ser estendidos para a análise do gráfico das médias, substituindo simplesmente o valor do desvio-padrão do processo pelo desvio-padrão da média.

6. AGRADECIMENTOS

Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico-CNPq-Brasil
Laboratório de Metrologia e Automatização – Labmetro-UFSC.

7. REFERÊNCIAS

1. PFEIFER Tilo; Torres Fernando. **Manual de gestión e ingeniería de la calidad**, Zaragoza: Mira Eds, 1999.
2. BIPM; IEC; IFCC; ISO; IUPAC; IUPAP; OIML. **Guide to the expression of uncertainty in measurement**, Geneva: International Organization for Standardization, 1993.
3. BELANGER B.; RASBERRY S. *et al.* Traceability: an evolving concept. In: a century of excellence in measurements, Standards and Technology – A Chronicle on Selected NBS/NIST Publications 1901-2000, Ed.: D.R. Lide, Gaithersburg, **NIST SP 958**, p.167-171, 2000.
4. KESSEL W. Uncertainty of measurement: Statement of Physical Ignorance Proceedings Advanced School of Metrology - Uncertainty of Measurement, **INMETRO**, 1997.
5. WOODALL W.H. Controversies and contradictions in statistical process control, **Journal of Quality Technology**, v. 32, pp. 341-350, 2000.
6. AIAG; ASQC. Measurement system analysis - Reference Manual, 3^a Ed., Troy: **Automotive Industries Action Group**, 2002.
7. SILVA, J. C. da . **A influência da incerteza de medição na carta de controle de valores individuais**. Dissertação de Mestrado em Metrologia Científica e Industrial. Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2003.
8. MITTAG, H. J.; STEMANN, D. Gage imprecision effect on the performance of \bar{X} -S control chart. **Journal Applied Statistics**, 25, nº 3, 307 – 317, march 1998.
9. BOSCH. **Quality assurance in the bosch group technical statistics** – 10. Capability of Measurement and Test Processes. ed. 01.2003. Robert Bosch GmbH Global
10. MANUFACTURING ENGINEERING ORGANIZATIONS OF GM POWERTRAIN AND FIAT-GM Powertrain Global Machinery and Equipment Specification Document - Evaluation of Measurement Systems Specification – Version 10.6, **Fiat-GM Powertrain** 2004.

Measurement Uncertainty Effect on the Statistical Processes Control

Statistical process control (SPC) techniques have been widely used to reach the state of control in the manufacturing processes, to reduce the non-conformity ratio, and to increase the reliability of supplying through the continuous reduction of variation. In a well-established quality assurance system, the information provided by SPC is also applied to feed most of decision-making activities, resulting in investments and improvements in the manufacturing and measurement processes. Since a sound SPC relies on accurate measurements, the user should bear in mind that measurement errors can result in off-target processes, increase the risk of false alarm when interpreting the control charts, and reduce the capability of detecting process changes. Thus, these problems could mask the potential benefits of the SPC implementation. As such, it is of prime importance to propose criteria of selecting and confirming measuring systems, which should take into consideration the effects of the measurement uncertainty on both manufacturing and measurement processes. In this work, computational simulation was utilized to evaluate the effect of some components of measurement uncertainty on the performance of the individual values control chart.

Key-words: SPC, Measurement Uncertainty, Simulation.