

MODELOS DE PREVISÃO APLICADOS AO CONTROLE DE QUALIDADE COM DADOS AUTOCORRELACIONADOS

Regiane Klidzio

UFSM

Avenida Roraima, 1000, Bairro Camobi, Santa Maria/RS – CEP: 97105-900

regianek@gmail.com

Adriano Mendonça Souza¹

UFSM

Avenida Roraima, 1000, Bairro Camobi, Santa Maria/RS – CEP: 97105-900

adrianosm@gmail.com

RESUMO

Essa pesquisa aborda os modelos de previsão, aplicados a processos produtivos industriais, com o objetivo de verificar a estabilidade do processo por meio de gráficos de controle, aplicado aos resíduos oriundos de modelagem linear. Os dados utilizados para análise referem-se ao teor de umidade, permeabilidade e resistência de compressão à verde (rcv), pertencentes ao processo de fundição de moldagem em areia verde da Empresa A, que atua no setor de fundição e usinagem, para os quais ajustou-se um modelo de regressão dinâmica multivariada. Como as observações eram autocorrelacionadas, foi necessário buscar um modelo matemático com resíduos *iid*². Os modelos matemáticos encontrados possibilitaram compreender o comportamento das variáveis, auxiliando na realização das previsões e na monitoração do referido processo. Assim, pode-se afirmar que o teor de umidade é muito instável em relação às outras variáveis.

PALAVRAS-CHAVE: Séries temporais. Modelos lineares. Autocorrelação. Área principal: Pesquisa Operacional.

ABSTRACT

This research approaches the prediction models applied to industrial processes, in order to check the stability of the process via control charts, applied to residues from linear modeling. The data used for analysis refers to the moisture content, permeability and compression resistance to the green (rcv), belonging to the casting process of green sand molding in Company A, which operates in the casting and machining, for which set a dynamic multivariate regression model. As the observations were auto-correlated, it was necessary to seek a mathematical model with *iid* residues. The mathematical models found possible to understand the behavior of the variables, assisting in the achievement of the forecasts and monitoring of referred process. Thus, it can be argued that the moisture content is very unstable comparing to the others variables.

KEYWORDS: Time Series. Linear Models. Auto-correlation. Main area: Operational Research.

¹ Bolsista CAPES – Estágio Sênior – Proc. n. BEX 1784/09-9

² Refere-se a resíduos independentes e normalmente distribuídos

1. Introdução

Em alguns processos produtivos, a suposição de observações não-correlacionadas ou independentes nem sempre é satisfeita, daí a necessidade de se buscar novas metodologias que englobem uma classe maior de situações práticas. Uma das abordagens utilizadas para tratar dados autocorrelacionados consiste em modelar diretamente a estrutura correlacional utilizando um modelo matemático apropriado de série temporal para remover a autocorrelação serial dos dados e aplicar gráficos de controle aos resíduos desse modelo.

Segundo Montgomery (2004), as suposições geralmente necessárias para a utilização dos gráficos de controle são que os dados gerados pelo processo, quando sob controle, são distribuídos normal e independentemente com média μ e desvio padrão σ .

Muitos artigos têm sido publicados na literatura com o objetivo de avaliar e tratar os efeitos da autocorrelação serial nos gráficos de controle. Para maiores detalhes, ver, por exemplo, Mingoti e Yassukawa (2008), Silva, Fontanini e Del Corso (2007), Claro, Costa e Machado (2007), Moreira Junior e Ten Caten (2004) e Ramos e Ho (2003).

Quando há um conjunto de séries temporais com mais de três variáveis envolvidas num determinado processo produtivo, a análise univariada nem sempre é apropriada. Se existir correlação entre os erros das equações analisadas individualmente, é aconselhável realizar uma estimação conjunta a partir de um modelo de regressão multivariado como o estimador SUR³. Esse método possibilita que cada equação tenha sua própria forma funcional, levando em consideração apenas a correlação existente entre os resíduos dessas equações. Esse método é discutido pelos autores Hamilton (1994), Hill, Griffiths e Judge (1999), Maddala (1992), Souza, Samohyl e Malavé (2004a).

O objetivo dessa pesquisa é modelar um processo produtivo industrial autocorrelacionado com o fim de analisar a estabilidade do processo, por meio de gráficos de controle aplicado aos resíduos. Para atingir esse objetivo maior, será necessário realizar a modelagem linear para tratar a autocorrelação serial e comparar os efeitos da correlação utilizando gráficos de controle nos dados originais e nos resíduos sem a presença de autocorrelação serial.

2. Revisão de Literatura

Modelos de regressão dinâmica podem ser usados quando existe uma estrutura de dependência entre a variável de interesse e possíveis variáveis exógenas e, ao mesmo tempo, quando a estrutura de correlação da série dependente indicar que não se pode supor a independência dos erros. Inicialmente, estimam-se equações separadas, se os resíduos de cada equação são correlacionados, então, a aplicação de modelos de regressão dinâmica é aceitável.

A metodologia de vetor autorregressivo (VAR) possibilita uma estimação conjunta dos parâmetros, em que as inter-relações são consideradas, e o comportamento dinâmico dos dados é capturado, fornecendo uma estrutura entre as variáveis de entrada e de saída do sistema. Dessa maneira, torna-se possível aumentar a acurácia das estimativas do modelo, utilizando-se informações adicionais fornecidas pelas inter-relações.

Define-se VAR como um sistema de equações lineares dinâmicas, em que cada variável é escrita em função de um erro não-correlacionado, e todas as variáveis que pertencem ao sistema possuem o mesmo número de defasagens. Esses modelos de previsão multivariados são bastante discutidos pelos autores Lütkepohl (1991), Maddala (1992), Charemza e Deadman (1997), Reinsel (1993), Hamilton (1994) e Souza, Samohyl e Malavé (2004b).

³Que em inglês denomina-se *Seegmingly Unrelated Regression (SUR)*, e, traduzindo, o termo quer dizer método de estimação de equações de regressões aparentemente não-correlacionadas, proposto por Zellner (1962).

Um vetor autorregressivo é um sistema de equações lineares dinâmicas, em que cada variável endógena é escrita como uma combinação linear de suas defasagens e também defasagens das variáveis endógenas de outras equações. Quando todas as variáveis, que pertencem ao sistema, possuem o mesmo número de defasagens, representadas por p , estas determinam a ordem do modelo, que, genericamente, é representado por VAR(p), conforme a equação (1).

$$Z_t = v + \varphi_1 Z_{t-1} + \dots + \varphi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

onde Z_t é um vetor aleatório, φ_i é a matriz dos coeficientes, v é o vetor dos interceptos, o qual permite que a média do processo seja diferente de zero e ε_t é o vetor ruído branco. Este processo ruído branco garante que os erros sejam independentes e identicamente distribuídos, indicando a ausência de qualquer correlação serial entre os erros, quer dizer, que os resíduos serão homoscedásticos.

Segundo Enders (1995) se algumas das equações possuem regressores não incluídos nas outras, ou seja, variáveis diferentes do lado direito de cada equação, ou, quando as variáveis possuem defasagens diferentes, o modelo é denominado de *quase VAR*, que vem do termo original em inglês “near VAR”.

Em modelos *quase VAR*, se há correlação serial nos erros contemporâneos das diferentes equações do sistema, é necessário a utilização do estimador de regressões aparentemente não correlacionadas, no qual chamaremos de estimador SUR, que vem do termo inglês *Seegmingly Unrelated Regression* (SUR).

De acordo com Salles (2006), o método de estimação SUR, bem difundido na literatura de métodos econométricos, possibilita que cada equação tenha sua própria forma funcional, levando em consideração apenas a correlação existente entre os resíduos das equações.

Existem vários métodos para estimar um modelo através do SUR, descreve-se a seguir o método de Mínimos Quadrados Ordinários de Três Estágios (MQO3E), empregado nessa pesquisa.

O procedimento de estimação do método MQO3E considera todas as equações em conjunto, e não separadamente. Os três estágios do procedimento são os seguintes:

- a) estimar as equações separadamente utilizando mínimos quadrados;
- b) utilizar os resíduos de mínimos quadrados, do passo anterior, para estimar as variâncias e covariância dos erros;
- c) utilizar as estimativas das variâncias dos erros para estimar as equações conjuntamente.

Segundo Hill, Griffiths e Judge (1999), o emprego do método de três estágios usa a matriz dos momentos dos erros para estimar todos os coeficientes envolvendo todo o sistema simultaneamente. Sendo assim, o método possui todas as informações, de modo que, se a estrutura de covariância dos erros não for zero, a estimação dos coeficientes de qualquer equação ganha em eficiência tão logo outras equações sejam identificadas. Além disso, o método leva em consideração as restrições impostas nas diferentes estruturas de equações.

O sistema multivariado deve apresentar um processo ruído branco de forma que os resíduos sejam independentes e identicamente distribuídos, garantindo a ausência de autocorrelação nos resíduos, que os resíduos sejam homoscedásticos, apresentando uma variância constante e seguindo a distribuição normal. Então, realizada a análise dos resíduos, todas estas hipóteses são satisfeitas a um bom nível de significância, e opta-se por utilizar o modelo encontrado para fazer as previsões (HILL, GIFFITHS e JUDGE, 1999; GUJARATI, 2000).

3. Metodologia

Nesta pesquisa ex-post-facto, foi realizado um estudo de controle de qualidade utilizando-se um modelo de regressão dinâmica multivariada, tendo em vista que as variáveis sob estudo são inter-relacionadas. Ao encontrar um modelo matemático para cada uma das variáveis

envolvidas, construíram-se os respectivos gráficos de controle utilizando-se os resíduos do modelo estimado com o objetivo de verificar a estabilidade do processo, identificando as possíveis variáveis causadoras dessa instabilidade.

Para avaliar as previsões do modelo estimado, deixou-se uma porção de observações fora da amostra. Assim, as seis últimas observações foram utilizadas para validar o modelo estimado, ficando fora da amostra, e, o modelo de regressão dinâmica multivariada foi estimado com as observações restantes. As previsões foram avaliadas pelos critérios MAPE e U de Theil.

Os softwares utilizados foram: Statistica versão 7.0, EViews versão 6.0 e planilha eletrônica. Ressalta-se que, para interpretação dos resultados dos testes estatísticos aplicados, adotou-se um nível de significância de 5%.

4. Análise dos Resultados

Essa seção apresenta a análise dos resultados mediante a aplicação da metodologia proposta em conjuntos de dados reais referentes ao processo produtivo industrial da Empresa A, especializada na fundição de ferro fundido cinzento e nodular e usinagem, que por questões éticas o nome da empresa não será revelado. O processo de fundição utilizado na empresa é a moldagem em areia verde, também conhecido como areia sintética.

Basicamente, o processo de fundição pode ser resumido nas seguintes operações: fabricação do molde, elaboração do metal e vazamento do metal. Um molde é construído para cada peça a ser fundida e, subseqüentemente, ele é rompido para que a peça fundida possa ser removida.

Analisando os defeitos que podem ocorrer na peça fundida juntamente com um engenheiro mecânico, verificou-se que muitos deles são causados pelas variações nas especificações das características da areia verde. Por este motivo, justifica-se fazer uma estimação multivariada somente das três variáveis consideradas geradoras de maiores instabilidades, entre elas: teor de umidade (%), permeabilidade (AFS) e resistência de compressão a verde (L/POL²). Essas variáveis estão intimamente relacionadas, e, possuem especificações determinadas pela Engenharia de Produção e Engenharia Técnica.

Assim, esse estudo refere-se a dados reais do teor de umidade, permeabilidade e resistência de compressão a verde (rcv), abrangendo o período de 29 de abril de 2008 a 30 de junho de 2009, totalizando 319 observações.

A Tabela 1 apresenta algumas estatísticas descritivas do teor de umidade, permeabilidade e rcv. Com a análise descritiva dessas variáveis, verificou-se, pelo coeficiente de variação, que as médias das variáveis são representativas.

Estatísticas	teor de umidade	permeabilidade	rcv
Média	3,490	155,893	18,737
Mediana	3,500	160,000	19,000
Desvio Padrão	0,242	11,239	1,757
Coefficiente de variação (%)	6,930	7,210	9,378
Assimetria	-0,148	0,009	0,960
Curtose	-0,222	-0,159	2,554
Mínimo	2,900	130,000	15,000
Máximo	4,200	190,000	27,000

Tabela 1 – Estatísticas descritivas da variável índice de acidez da Empresa A no período de 29/04/2008 a 30/06/2009

Inicialmente, estimaram-se as equações independentemente por meio do método de mínimos quadrados ordinários, analisando as variáveis individualmente. Com os resíduos oriundos das equações, calculou-se a matriz de correlação, a qual revelou que existe correlação

significativa ao nível de significância, indicando ligação entre as variáveis por meio de seus resíduos.

Como existe correlação, é aconselhável fazer uma análise conjunta, a qual poderá fornecer informações relevantes sobre a relação existente a partir do comportamento multivariado, se comparada com a análise individual. Esse pressuposto comprova a estimação de um modelo matemático utilizando equações aparentemente não-correlacionadas.

O estimador SUR foi empregado para encontrar um modelo de regressão dinâmica multivariada que representasse as variáveis. Com os resíduos desse modelo constroem-se os gráficos de controle para verificar a estabilidade das variáveis: teor de umidade, permeabilidade e rcv, medidas e controladas no processo de fundição de moldagem em areia verde.

A Tabela 2 apresenta as equações estimadas para o conjunto de variáveis, levando em consideração uma defasagem inicial de ordem três, as quais foram ajustadas por meio do método de mínimos quadrados ordinários de três estágios, que considera um nível de ajuste para todo o conjunto de variáveis.

Modelagem da variável - teor de umidade				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
teor de umidade _{t-1}	0,329728	0,05489	6,010	0,000
teor de umidade _{t-2}	0,285004	0,05587	5,100	0,000
teor de umidade _{t-3}	0,178503	0,05457	3,270	0,001
permeabilidade _{t-1}	0,002515	0,00069	3,670	0,000
rcv _{t-2}	0,017489	0,00590	2,960	0,003
Modelagem da variável – permeabilidade				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
permeabilidade _{t-1}	0,308247	0,05348	5,760	0,000
permeabilidade _{t-2}	0,337874	0,05314	6,360	0,000
permeabilidade _{t-3}	0,239161	0,05271	4,540	0,000
rcv _{t-3}	0,945208	0,27600	3,430	0,001
Modelagem da variável – rcv				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
teor de umidade _{t-2}	0,158920	0,33490	3,460	0,001
permeabilidade _{t-3}	0,020881	0,00574	3,640	0,000
rcv _{t-1}	0,198212	0,05352	3,700	0,000
rcv _{t-2}	0,201790	0,05303	3,810	0,000
rcv _{t-3}	0,210247	0,05225	4,020	0,000

Tabela 2 – Estimação dos coeficientes, erro padrão, t-calc e *p-valor* do modelo de regressão dinâmica multivariada para as variáveis teor de umidade, permeabilidade e rcv

As equações estimadas apresentaram características de *ruído branco*, o que possibilita a utilização dos resíduos para futuras análises.

Para comprovar que o modelo matemático de equação dinâmica multivariada é adequado, apresenta-se, na Tabela 3, um diagnóstico dos resíduos do modelo estimado.

Testes	Resultado	Interpretação
Teste de normalidade	Chi ² (6)= 1,814 [0,404]*	Aceita Ho
Teste de White sem os produtos cruzados	F(108,1623)= 0,772 [0,959]*	Aceita Ho
Teste de White com os produtos cruzados	F(324,1477)= 1,127 [0,079]*	Aceita Ho

Tabela 3 – Diagnóstico dos resíduos multivariados

Analisando o *p-valor* para cada teste, constatou-se que os resultados dos testes caem na região de aceitação da hipótese nula. Sendo assim, o teste de normalidade apontou evidências que os resíduos do modelo matemático são normais, e, os testes de heterocedasticidade assinalaram que os mesmos são homocedásticos. Os testes apresentados na Tabela 4, que levam em conta as variáveis individualmente, confirmaram os resultados obtidos na Tabela 3.

Testes	Variáveis	Resultado	Interpretação
Teste ARCH-LM	teor de umidade	F(1,304)= 0,108 [0,742]*	Aceita Ho
	permeabilidade	F(1,304)= 0,173 [0,678]*	Aceita Ho
	rcv	F(1,304)= 2,226 [0,137]*	Aceita Ho
Teste de White sem os produtos cruzados	teor de umidade	F(18,287)= 0,480 [0,965]*	Aceita Ho
	permeabilidade	F(18,287)= 1,279 [0,201]*	Aceita Ho
	rcv	F(18,287)= 0,511 [0,952]*	Aceita Ho
Teste de White com os produtos cruzados	teor de umidade	F(54,251)= 0,666 [0,963]*	Aceita Ho
	permeabilidade	F(54,251)= 1,433 [0,052]*	Aceita Ho
	rcv	F(54,251)= 1,059 [0,376]*	Aceita Ho

Tabela 4 – Diagnóstico dos resíduos individuais

Observando-se os *p-valores* dos testes apresentados na Tabela 4, constatou-se que o modelo de regressão dinâmica multivariada não apresenta heterocedasticidade condicional em nível de significância de 5%, ou seja, há evidências que os resíduos apresentam variância constante, conhecida por homocedasticidade.

Mediante os resultados obtidos pelo diagnóstico dos resíduos constatou-se que os mesmos atendem os pressupostos básicos para aplicação dos gráficos de controle. Antes de verificar a estabilidade do processo através desses gráficos, apresenta-se, na Tabela 5, os valores originais e previstos.

Conforme mencionado anteriormente, o modelo estimado foi elaborado com 313 observações. As últimas seis ficaram de fora da amostra com o objetivo de avaliar o modelo matemático. Sendo assim, a previsão ocorre da observação 314 à observação 319.

Período	Previsão para o teor de umidade		Previsão para a permeabilidade		Previsão para a rcv	
	Originais	Previstos	Originais	Previstos	Originais	Previstos
24/6/2009	3,500	3,286	140,000	156,070	19,000	18,012
25/6/2009	3,400	3,331	155,000	155,265	19,000	18,574
26/6/2009	3,600	3,347	165,000	154,425	18,000	18,251
27/6/2009	3,500	3,353	145,000	154,412	20,000	18,271
28/6/2009	3,400	3,361	150,000	154,463	20,000	18,331
30/6/2009	3,400	3,369	155,000	153,968	17,000	18,267

Tabela 5 – Período, valores originais e valores previstos para as variáveis teor de umidade, permeabilidade e rcv da Empresa A

Os critérios de avaliação MAPE e U de Theil comprovaram estatisticamente que o modelo estimado apresenta uma previsão melhor que a previsão ingênua ou trivial.

A análise da estabilidade do processo foi realizada utilizando os gráficos de controle \bar{x} e \overline{MR} , pois as amostras das variáveis sob estudo são de tamanho unitário.

Apresentam-se a seguir, os gráficos de controle \bar{x} e \overline{MR} nas Figuras 1, 2, 3, 4, 5 e 6, usando os dados originais para mostrar como está o comportamento das variáveis: teor de umidade, permeabilidade e rcv com base nas amostras coletadas. Nos gráficos de controle, foram adicionados os *runs tests*, os quais revelam a existência de algum tipo de padrão nos dados.

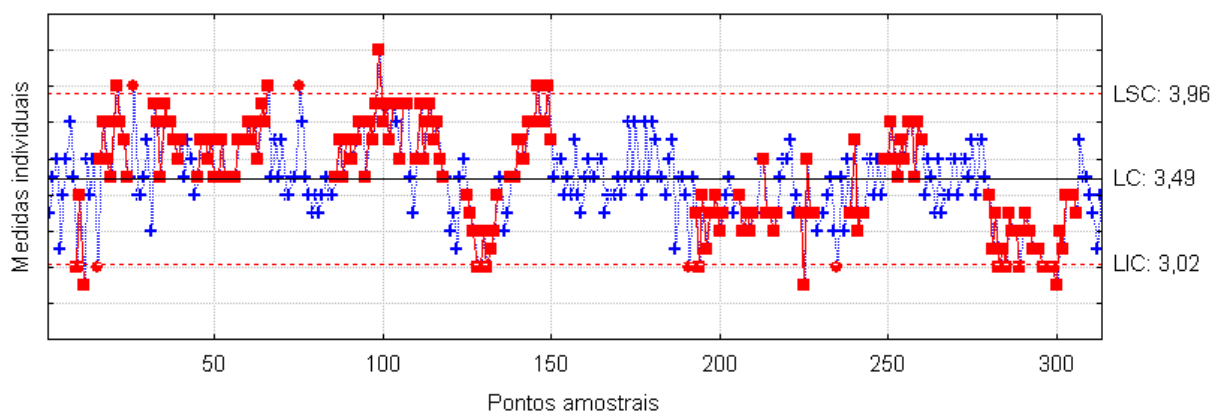


Figura 1 – Gráfico \bar{x} do teor de umidade, considerando os dados originais

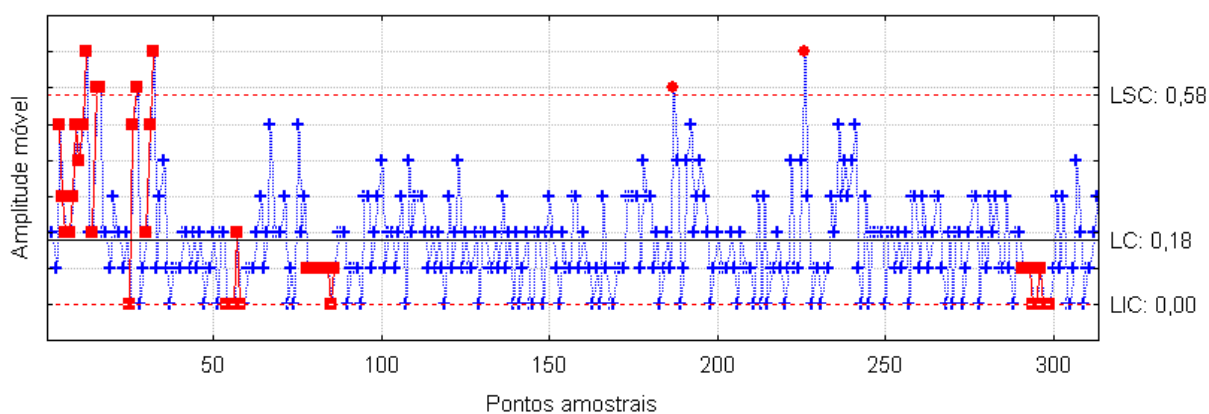


Figura 2 – Gráfico \overline{MR} do teor de umidade, considerando os dados originais

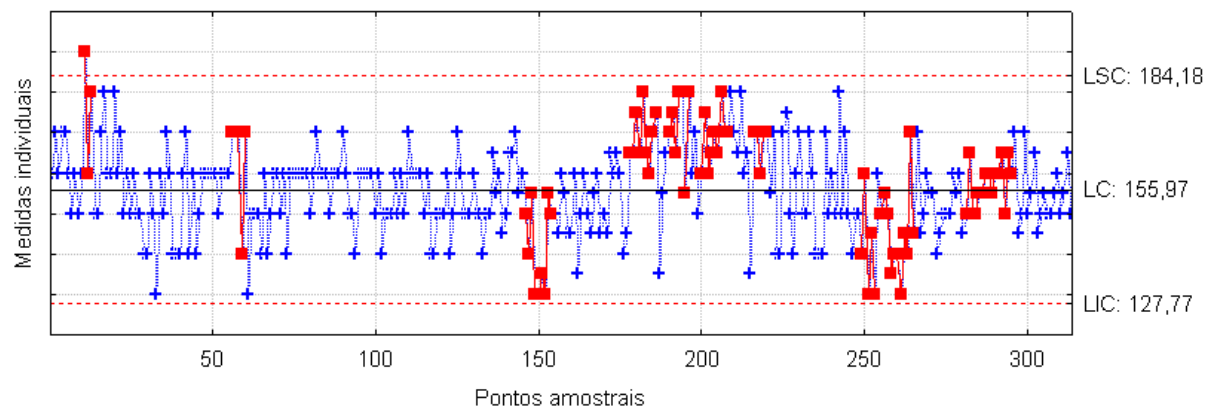


Figura 3 – Gráfico \bar{x} da permeabilidade, considerando os dados originais

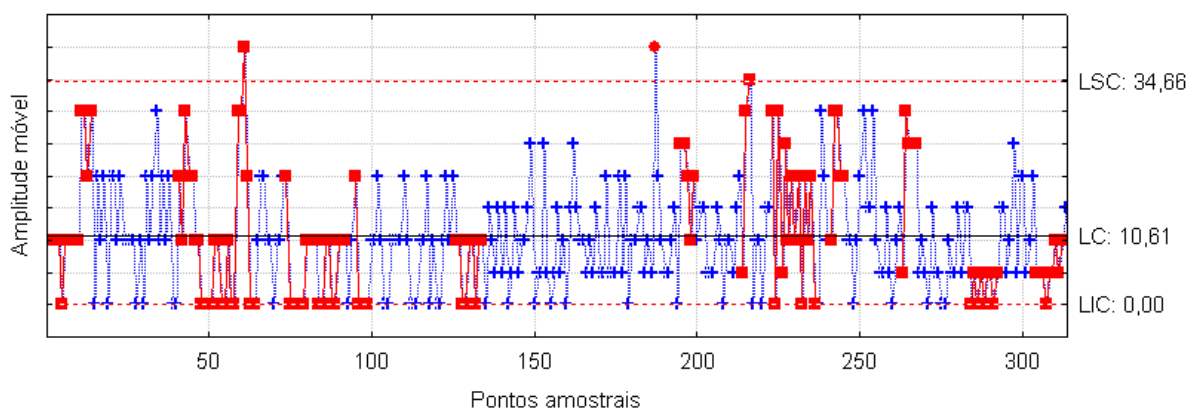


Figura 4 – Gráfico \overline{MR} da permeabilidade, considerando os dados originais

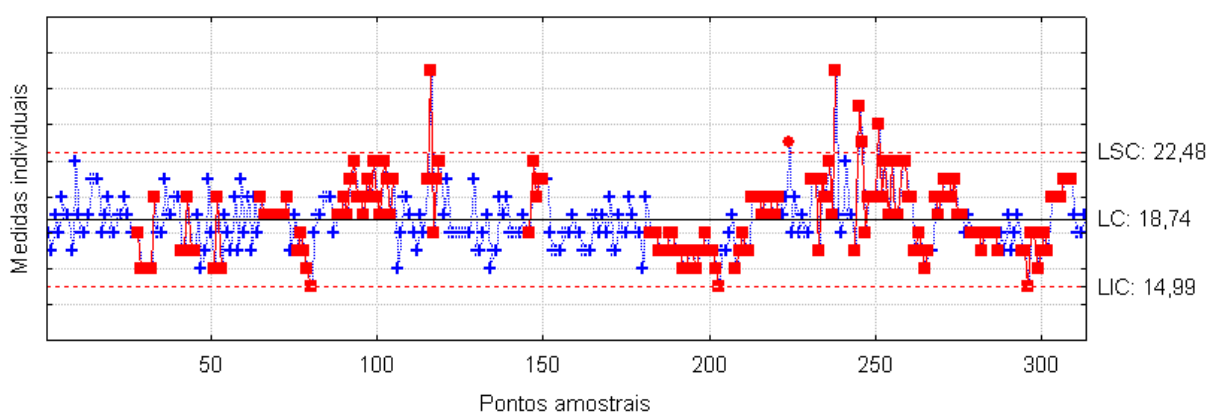


Figura 5 – Gráfico \bar{x} da rcv, considerando os dados originais

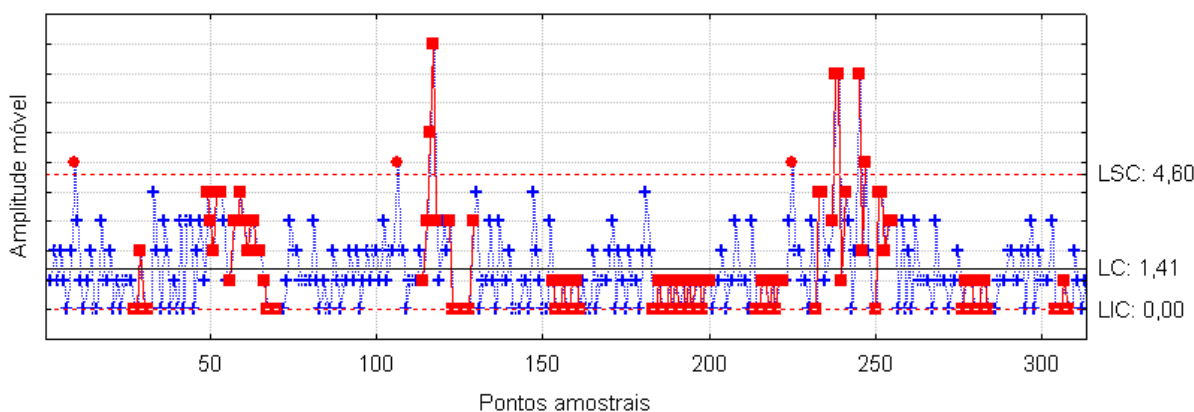


Figura 6 – Gráfico \overline{MR} da rcv, considerando os dados originais

Ao realizar outra análise, simulando a exclusão dos pontos amostrais fora de controle, tem-se outra visão da instabilidade que está ocorrendo no processo.

A partir dos resultados obtidos, justifica-se que as técnicas convencionais do CEP não podem ser utilizadas diretamente nos dados originais, ou seja, é necessário um tratamento na variável de interesse para remover a autocorrelação serial, pois a mesma pode inserir pontos amostrais fora de controle, quando na verdade o processo pode estar sob controle.

Para sanar o efeito de autocorrelação serial e a correlação entre as variáveis, estimou-se um modelo de regressão dinâmica multivariada, atendendo perfeitamente os pressupostos para a

aplicação de gráficos de controle. Sendo assim, foram utilizados os resíduos do modelo estimado para traçar os gráficos \bar{x} e \overline{MR} , tendo como auxílio na decisão a aplicação dos *runs tests*.

Pelas Figuras 7, 8, 9, 10, 11 e 12 é possível identificar a ocorrência de padrões especiais, caracterizando o comportamento do processo de fundição de moldagem em areia verde quanto a sua estabilidade e/ou instabilidade de modo que seja feito ou não um ajuste.

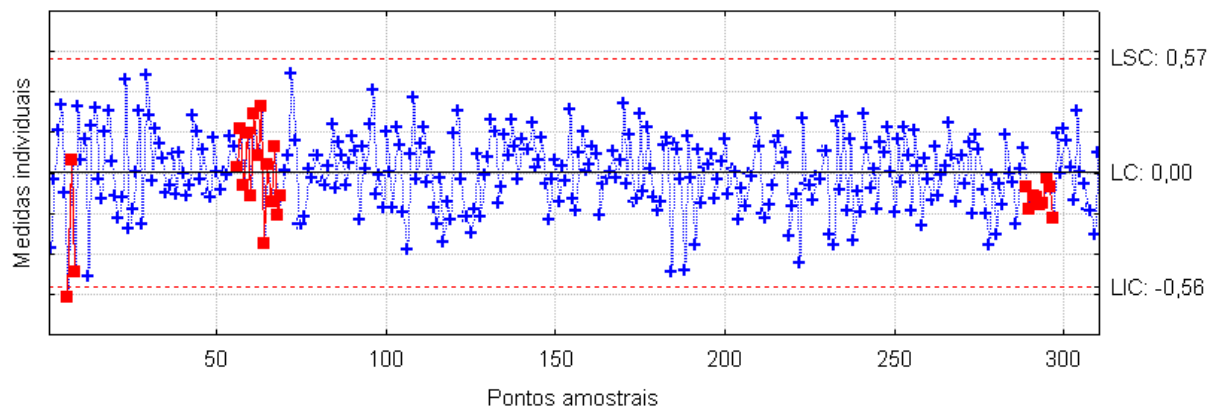


Figura 7 – Gráfico \bar{x} aplicado ao resíduo do teor de umidade

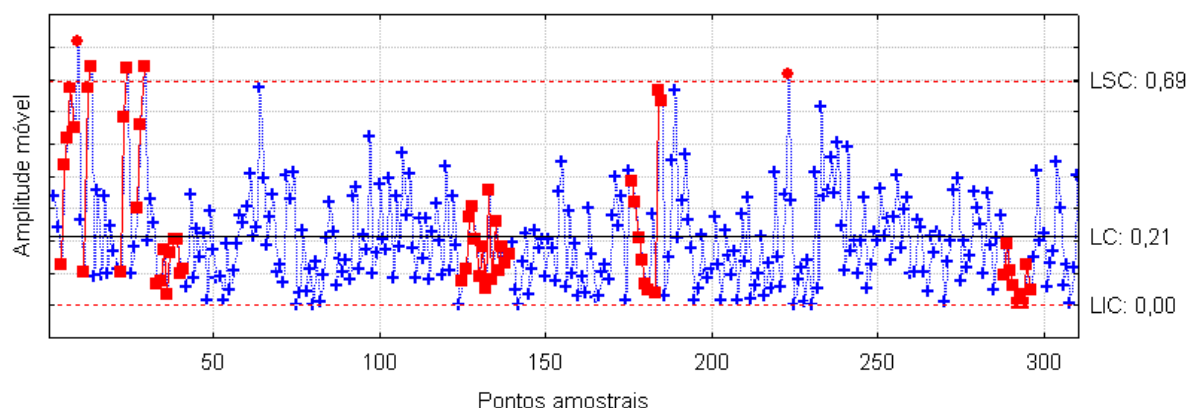


Figura 8 – Gráfico \overline{MR} aplicado ao resíduo do teor de umidade

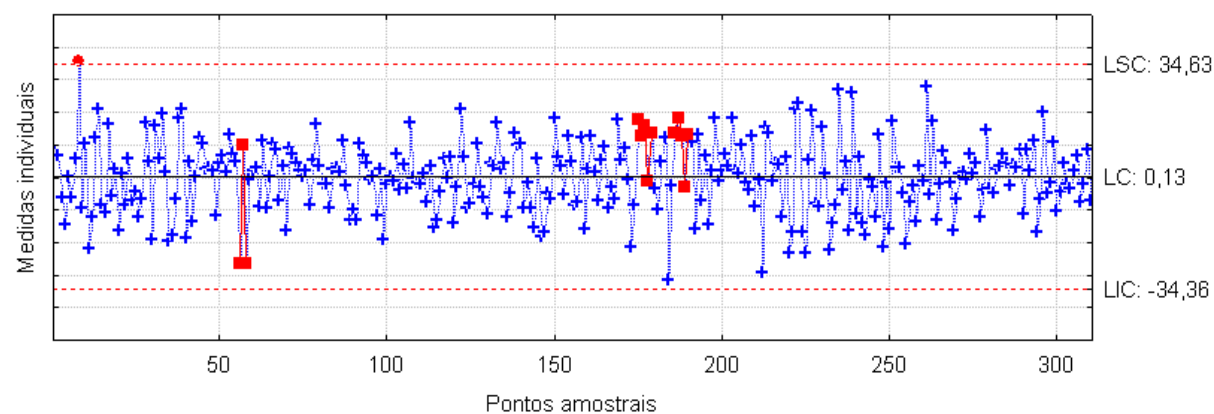


Figura 9 – Gráfico \bar{x} aplicado ao resíduo da permeabilidade

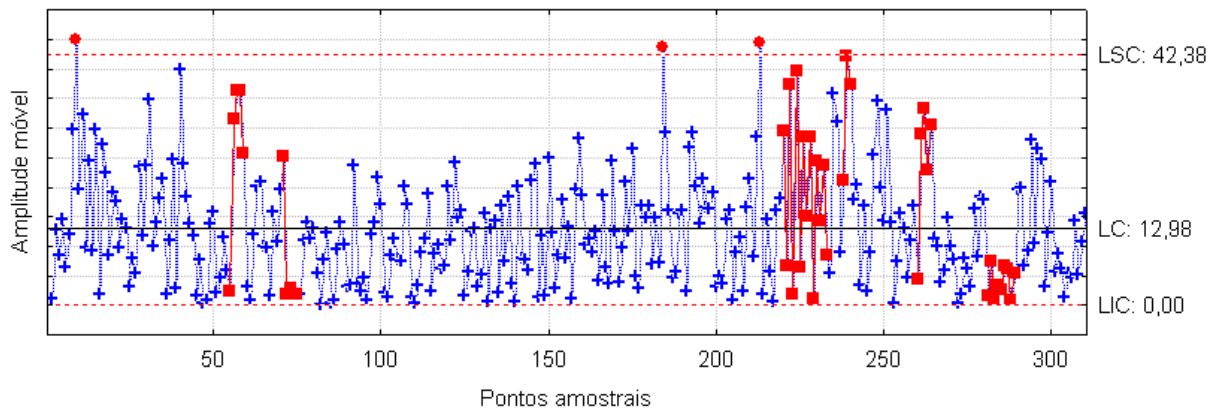


Figura 10 – Gráfico \overline{MR} aplicado ao resíduo da permeabilidade

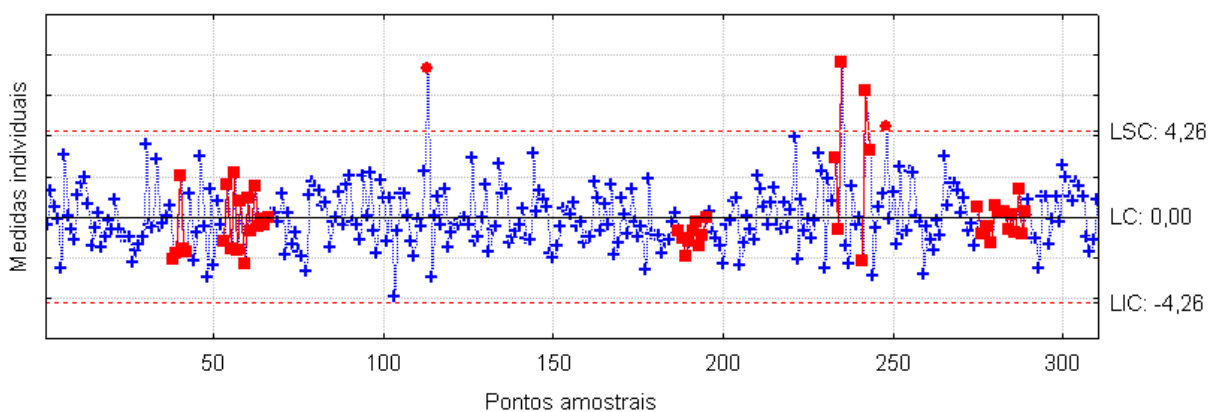


Figura 11 – Gráfico \bar{x} aplicado ao resíduo da rcv

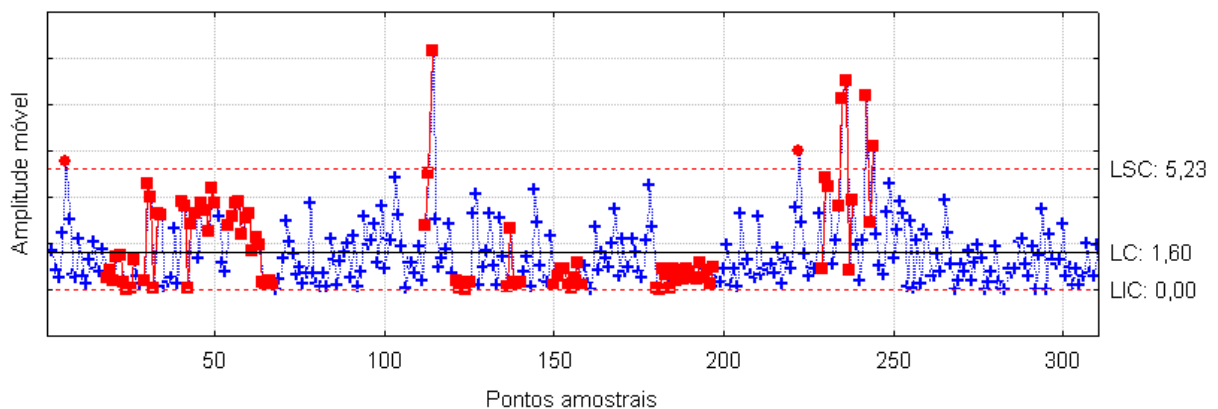


Figura 12 – Gráfico \overline{MR} aplicado ao resíduo da rcv

Analisando o gráfico \bar{x} das Figuras 7, 9 e 11, constatou-se a existência de poucos pontos amostrais fora de controle se comparado ao gráfico \bar{x} das séries originais. Isso indica que o modelo de regressão dinâmica multivariada foi capaz de captar as variações que havia nas séries: teor de umidade, permeabilidade e rcv, e também foi eficiente em modelar o processo da Empresa A, em que o efeito da autocorrelação serial foi tratado.

Mediante a metodologia empregada, foi possível monitorar o comportamento do processo de fundição de moldagem em areia verde, utilizando o modelo de regressão dinâmica multivariada, que possibilita uma estimação conjunta das variáveis que compõem uma das etapas críticas de tal processo.

A modelagem realizada não teve apenas o objetivo de apresentar o valor futuro para cada uma das variáveis analisadas, mas também propiciou a detecção de pontos amostrais fora dos limites de controle, definindo se esses pontos são alarmes falsos ou não.

Com relação aos resultados obtidos após a aplicação dos gráficos de controle \bar{x} , apresentam-se as seguintes considerações para cada uma das variáveis:

- Nos dados originais da variável teor de umidade havia vinte e seis pontos amostrais fora dos limites de controle; após o ajuste do modelo de regressão dinâmica multivariada, constataram-se apenas dois pontos amostrais fora dos limites de controle.

- Nos dados originais da variável permeabilidade havia catorze pontos amostrais fora dos limites de controle; após o ajuste do modelo de regressão dinâmica multivariada, constatou-se a existência de dois pontos amostrais fora dos limites de controle.

- Nos dados originais da variável rcv havia vinte pontos amostrais fora dos limites de controle; após o ajuste do modelo de regressão dinâmica multivariada, constatou-se a existência de quatro pontos amostrais fora dos limites de controle.

Investigações revelam que, após o ajuste dos dados por meio do modelo de regressão dinâmica multivariada, o efeito da autocorrelação foi tratado e que os pontos amostrais que existiam nos gráficos de controle referentes aos dados originais realmente são alarmes falsos. Desse modo, o modelo evidenciou uma melhora significativa na detecção de pontos amostrais fora de controle, apontando que existem alarmes falsos no processo.

Com os resultados obtidos, pode-se afirmar que a variável teor de umidade é a mais instável em relação às outras variáveis estudadas, pois apresentou mais pontos amostrais fora dos limites de controle. Assim, pretende-se alertar a equipe de produção a fazer os ajustes necessários para obter um processo o mais próximo possível da especificação previamente estabelecida.

5. Considerações Finais

A presente pesquisa possui caráter relevante no setor industrial por apresentar uma metodologia alternativa às técnicas tradicionais de Controle Estatístico de Qualidade.

Após a execução das etapas metodológicas conclui-se que, o procedimento proposto, de primeiro retirar a autocorrelação serial dos dados para depois ajustá-los, pois todos os processos produtivos avaliados apresentavam-se autocorrelacionados, mostrou-se adequado estatisticamente.

Os resultados apontam que o objetivo geral proposto de modelar processos produtivos industriais autocorrelacionados com o fim de analisar a estabilidade desses processos foi alcançado, sendo de fundamental importância para as pessoas envolvidas diretamente no processo como forma de fornecer informações gerenciais quanto à ação de medidas corretivas, possibilitando alcançar a melhoria contínua.

No caso específico desta pesquisa, optou-se por ajustar um modelo de regressão dinâmica por meio do estimador SUR para as variáveis referentes ao processo de fundição de moldagem em areia verde. Sob o qual foi possível detectar a presença de alarmes falsos nos dados originais das variáveis estudadas.

Buscou-se, através do estudo proposto, evidenciar possibilidades de redução de custos associados ao produto de má qualidade relacionado a falhas internas. Portanto, se as variáveis, em análise, estiverem fora de controle, ocasionarão um dispêndio ainda mais elevado de recursos financeiros, os quais deixarão de ser empregados em outros setores da empresa e em outras melhorias, seja de tecnologia ou de recursos humanos.

6. Agradecimentos

Ao suporte financeiro, à CAPES – Processo BEX- 1784/09-9 - CAPES Foundation, Ministry of Education of Brazil – Brasília.

Referências Bibliográficas

- Charemza, W. W.; Deadman, D.** *New directions in econometric practice general to specific modelling, cointegration and vector autoregression*, 2.ed, Cheltenham: Edward Elgar Publisher Limited, 1997.
- Claro, F. A. E.; Costa, A. F. B.; Machado, M. A. G.** (2007), Gráficos de controle de EWMA e de X-barra para monitoramento de processos autocorrelacionados, *Revista Produção*, v. 17, n. 3, 536-546.
- Enders, W.** *Applied econometric time series*, New York: John Wiley and Sons, Inc., 1995.
- Gujarati, D. N.** *Econometria básica*, São Paulo: Makron Books, 2000.
- Hamilton, J.** *Time series analysis*, New Jersey: Princeton University Press, 1994.
- Hill, C.; Griffiths, W.; Judge, G.** *Econometria*, São Paulo: Saraiva, 1999.
- Lütkepohl, H.** *Introduction to multiple time series analysis*, 2.ed, Berlin: Springer-Verlag, 1991.
- Maddala, G. S.** *Introduction to econometrics*, 2.ed, New Jersey: Prentice Hall, 1992.
- Mingoti, S. A.; Yassukawa, F. R. S.** (2008), Uma comparação de gráficos de controle para a média de processos autocorrelacionados. *Revista Eletrônica Sistemas & Gestão*, v.3, n. 1, 55-73.
- Montgomery, D. C.** *Introdução ao controle estatístico da qualidade*, 4.ed, Rio de Janeiro: LTC, 2004.
- Moreira Junior, F. J.; Ten Caten, C. S.** (2004), Estudo sobre o efeito da autocorrelação de modelos AR(1) no controle estatístico de processo. *Anais do XXIV ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO*, Florianópolis: Associação Brasileira de Engenharia de Produção, 1705-1712.
- Ramos, A. W.; Ho, L. L.** (2003), Procedimentos inferenciais em índices de capacidade para dados autocorrelacionados via bootstrap. *Revista Produção*, v. 13, n. 3, 50-62.
- Reinsel, G. C.** *Elements of multivariate time series analysis*, New York: Springer-Verlag, 1993.
- Salles, A. A.** (2006), Análise multivariada do risco sistemático dos principais mercados de ações da América Latina: um enfoque bayesiano. *Anais do XXVI ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO*, Fortaleza: Associação Brasileira de Engenharia de Produção, 1-9.
- Silva, W. V.; Fontanini, C. A. C.; Del Corso, J. M.** (2007), Garantia da qualidade do café solúvel com o uso do gráfico de controle de somas acumuladas. *Revista Produção on-line*, v. 7, n. 2, 43-63.
- Souza, A. M.; Samohyl, R. W.; Malavé, C. O.** (2004a), Multivariate feedback control: an application in a productive process. *Computers & Industrial Engineering*, v. 46, 837-850.
- _____, (2004b), Aplicação de um modelo paramétrico multivariado para o controle da temperatura de fornos de túnel. *Revista Produção*, v. 14, n. 2, 82-94.