

MONITORAMENTO DA TEMPERATURA DO MOLDE PARA A FABRICAÇÃO DE LINGOTES DE AÇO USANDO RESÍDUOS DA REGRESSÃO ATRAVÉS DE GRÁFICOS DE CONTROLE

MONITORING THE TEMPERATURE OF THE MOLD FOR THE MANUFACTURE OF STEEL INGOTS USING REGRESSION RESIDUALS THROUGH CONTROL CHARTS

Vanusa Andrea Casarin¹; Regiane Klidzio²; Adriano Mendonça Souza³; Jaime Alvares Spim⁴ (*in memoriam*)

¹Universidade Regional Integrada do Alto Uruguai e das Missões - URI – Santo Ângelo/RS - Brasil
Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS – Porto Alegre/RS – Brasil

vanusa.casarin@gmail.com

²Universidade Regional Integrada do Alto Uruguai e das Missões - URI – Santo Ângelo/RS - Brasil
regianek@gmail.com

³Universidade Federal de Santa Maria – UFSM – Santa Maria/RS – Brasil
amsouza.sm@gmail.com

⁴Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS – Porto Alegre/RS – Brasil
spim@ct.ufrgs.br

Resumo

O estudo tem por objetivo, monitorar 230 observações da temperatura do molde para a fabricação de lingotes de aço através dos resíduos provenientes da análise de regressão por meio dos gráficos de controle X-barra e R. Com os valores da temperatura do molde, 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 adotado. Como os dados em análise apresentam-se inter-relacionados, não é possível a utilização direta destes valores nos gráficos de controle então, determinou-se um modelo matemático que possibilitasse uma estimação conjunta, considerando as relações existentes entre as variáveis e as relações dinâmicas que ocorrem entre elas, obtendo-se uma equação para cada variável para, em seguida, aplicar os gráficos de controle nos resíduos desse modelo. O modelo matemático foi ajustado utilizando o modelo de regressão dinâmica simples, sob o qual se obteve parâmetros estatisticamente significativos e a análise dos resíduos mostrou que o modelo ajustado foi adequado. Na etapa de verificação da estabilidade do processo detectou-se que todos os pontos estão dentro dos limites de controle.

Palavras-chave: análise de regressão; gráficos de controle; resíduos.

Abstract

The study aims, monitor 230 observations in the temperature of the mold for the manufacture of steel billets through the waste from the regression analysis by means of the control chart X-bar and R. With the values of mold temperature, initially estimated the equations independently by the method of ordinary least squares, analyzing the individual variable. With waste from the equations, we calculated the correlation matrix, which showed that significant correlation exists at the level of significance. As the data analysis are presented interrelated, it is not possible to directly use these values in the control charts then determined a mathematical model that enabled a joint estimation, considering the relationship between the variables and relationships that occur between them, obtaining an equation for each variable to then apply the control charts in the waste that model. The mathematical model waste fitted using the simple dynamic regression model, under which the parameters were obtained statistically significant, and waste analysis showed that the fitted model was appropriate. In the verification step of the process stability was found that all points are within the control limits.

Key-words: regression analysis; control charts; residues.

1. INTRODUÇÃO

Em virtude da extrema competitividade a que as empresas são submetidas, tomaram consciência de que vender produtos de baixa qualidade, com defeitos ou confiabilidade reduzida, diminui a sua capacidade de se manter e conquistar mercados onde, a busca pela melhoria da qualidade pode eliminar desperdícios, reduzir o número de produtos com defeitos, diminuir a necessidade de inspeção e retrabalho e, sobretudo, aumentar a satisfação dos clientes.

Essa busca constante pela melhoria ocorre em todos os setores econômicos e, no setor metalúrgico onde a produção é em grande escala, a produtividade deve prevalecer fazendo-se uso do lingotamento contínuo na produção de aço. Para tanto, o metal líquido é transformado, passando por várias zonas de resfriamento, sendo a primeira em um molde de cobre, a segunda em conjunto de *sprays* e a terceira por radiação livre, em lingotes de aço solidificado em produtos semiacabados como tarugos, placas, pré-formas, entre outros (BOUHOUCHE, LAURECHE e BAST, 2008; BARCELLOS, 2010).

Para que itens defeituosos não sejam produzidos, detectados apenas após o produto ser processado, uma das possibilidades existentes é interferir no sistema e realizar a previsão das variáveis. Para tanto, pode-se utilizar de técnicas estatísticas como os gráficos de controle, centralizando-se na prevenção de defeitos e, objetivando, entre outros, a redução de custos e a consequente satisfação dos clientes (MONTGOMERY, 2004; SOUZA, SAMOHYL e MALAVÉ, 2004; KANO e NAKAGAWA, 2008).

Para que os gráficos de controle sejam aplicados, inicialmente, deve-se verificar a independência das observações do processo, bem como serem normalmente distribuídas, com média zero e variância constante (MONTGOMERY, 2004). Se as observações do processo forem dependentes ou autocorrelacionadas pode-se ajustar um modelo de séries temporais para os dados do processo em estudo e, então, usar os resíduos do modelo matemático para desenvolver os gráficos de controle (HARRIS e ROSS, 1991; MONTGOMERY e RUNGER, 2009).

Para tanto, o objetivo principal deste estudo é monitorar a temperatura do molde para a fabricação de lingotes de aço através dos resíduos provenientes da análise de regressão por meio dos gráficos de controle X-barra e R. A solidificação do aço no processo é obtida através da extração de calor do aço líquido onde, nesse estudo, será priorizado a etapa do resfriamento primário ou região do molde onde, a temperatura é medida nas três faces do molde de cobre resfriado a água. Para que se consiga monitorar a variável, primeiramente é necessário fazer a previsão da mesma, sendo importante porque o aço é usado na fabricação de lingotes por uma indústria de fundição de grande porte do RS. Faz-se uso dos resíduos de um modelo de previsão oriundos da análise de regressão, plotados nos gráficos de controle X-barra e R, para a média e amplitude, respectivamente.

2. MATERIAL E MÉTODO

A metodologia utilizada para a realização desta pesquisa aborda a análise de regressão a fim de encontrar um modelo matemático para a série temperatura do molde encontrada no processo de lingotamento contínuo através da instalação de termopares ao longo do molde nas faces: lateral, inferior e superior. Como os dados apresentam-se autocorrelacionados foi preciso encontrar o melhor modelo representativo para a série, encontrando-se os respectivos resíduos, sob os quais os dados apresentam-se não correlacionados, com média zero e variância constante, possibilitando a aplicação dos gráficos de controle X-barra e R para o monitoramento da temperatura do molde, com base em amostras periodicamente coletadas do processo. Investiga-se a estabilidade do mesmo por meio dos gráficos de controle, os quais vão caracterizá-lo como estando sob controle, ou fora de controle.

Os dados coletados para a temperatura do molde na empresa sob estudo abrangem o período de agosto de 2004 a janeiro de 2006, totalizando 230 observações. Essa temperatura pode ser dividida em três partes que são as faces do molde, perfazendo 30 temperaturas no total:

- temperatura 1 (T1) à temperatura 10 (T10): refere-se a face lateral de onde o termopar está posto dentro do molde para medir a temperatura;

- temperatura 11 (T11) à temperatura 20 (T20): refere-se à face inferior;
- temperatura 21 (T21) à temperatura 30 (T30): refere-se à face superior.

Os softwares utilizados para analisar os dados são: *Statistica* versão 7.0, *EViews* versão 6.0 e planilha eletrônica.

2.1. Modelo de Regressão Dinâmica

Os modelos de regressão dinâmica combinam a dinâmica de séries temporais e o efeito de variáveis explicativas. Atenta-se que o termo “regressão dinâmica” não indica que os parâmetros do modelo evoluem no tempo, que é o caso dos modelos de espaço de estados que usam o Filtro de *Kalman*. Nessa metodologia, a palavra “dinâmica” significa um modelo de regressão no qual se inclui a estrutura de dependência de uma série temporal (HAMILTON, 1994).

Nos modelos de regressão dinâmica, a variável dependente é explicada por seus valores defasados e pelos valores atuais e passados de variáveis exógenas (ZANINI, SOUZA e PEDREIRA, 2000). Entretanto, a estimação nesse tipo de modelo envolve um procedimento iterativo com vários estágios. Assim, a elaboração de um modelo de regressão dinâmica é, muitas vezes, um procedimento difícil, pois é preciso não apenas escolher as variáveis a serem incluídas no modelo, mas também as defasagens destas variáveis. Essa metodologia é conhecida por regressões aparentemente não correlacionadas, também denominadas de vetores autorregressivos (VAR).

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 branco¹ 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.

¹ Um processo ruído branco caracteriza-se com média μ , variância σ^2 , não autocorrelacionado e segue uma distribuição normal (BUENO, 2008).

Na estimação das equações do modelo VAR, o sistema apresenta uma estrutura fixa, com as mesmas variáveis em todas as equações e com o mesmo número de defasagens, sendo conhecido como “VAR puro”. 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*”.

2.2. Gráficos de Controle X-Barra (\bar{X}) e R

Para monitorar o processo produtivo, pode-se fazer uso dos gráficos de controle, os quais fornecem informações sobre um dado processo, com base em amostras periodicamente coletadas. Dentre os gráficos de controle, tem-se o X-barra, usado para controlar a média do processo e o R, para controlar a variabilidade de uma variável ao longo do tempo (MONTGOMERY, 2004).

Coletando-se os dados da variável em estudo, determina-se o valor central para a média e para a amplitude respectivamente, conforme as expressões (2) e (3) (MONTGOMERY, 2004; MITRA, 1998).

$$\bar{x} = \frac{\bar{x}_1 + \bar{x}_2 + \dots + \bar{x}_m}{m} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \bar{x}_i, \quad (2)$$

com $i = 1, 2, \dots, m$, que é a média da i -ésima amostra:

$$\bar{x}_i = \frac{x_{i1} + x_{i2} + \dots + x_{in}}{n},$$

$$\bar{R} = \frac{R_1 + R_2 + \dots + R_m}{m} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m R_i, \quad (3)$$

com $i = 1, 2, \dots, m$ que é a amplitude da i -ésima amostra.

De posse dos valores de \bar{x} e \bar{R} , pode-se calcular o limite superior de controle (LSC), o limite inferior de controle (LIC) e o limite médio (LM) para a variável em estudo, onde o gráfico para a média do processo é representado pelas expressões (4), (5) e (6) e para a amplitude do processo pelas expressões (7), (8) e (9).

$$LSC_{\bar{x}} = \bar{x} + A_2 \bar{R}, \quad (4)$$

$$LM_{\bar{x}} = \bar{x}, \quad (5)$$

$$LIC_{\bar{x}} = \bar{x} - A_2 \bar{R}, \quad (6)$$

$$LSCR = D_4 \bar{R}, \quad (7)$$

$$LMR = \bar{R}, \quad (8)$$

$$LICR = D_3 \bar{R}. \quad (9)$$

Nas expressões (4), (5), (6), (7), (8), (9), são representados os limites de controle dos gráficos. As constantes A_2 , D_4 e D_3 são fatores que variam em função do tamanho do subgrupo.

Para avaliar se um processo está sob controle, representa-se as observações \bar{x}_i e R_i , $i = 1, 2, \dots, m$ nos gráficos correspondentes e analisa-se a disposição dos pontos nestes gráficos. Se todos os pontos estiverem dentro dos limites de controle, e nenhuma causa especial estiver evidente, conclui-se que o processo está sob controle, quando as amostras preliminares foram extraídas. Sendo assim, os limites de controle experimentais são apropriados para controlar a produção atual e futura, podendo ser adotados pela equipe de produção responsável pelo controle do processo, desde que o estado de controle alcançado seja adequado ao processo, levando em consideração as especificações técnicas e econômicas (MONTGOMERY, 2004).

2.3. Lingotamento contínuo de aços

O processo de lingotamento contínuo pode ser considerado como um processo de transferência de calor, onde o metal líquido é transformado por meio da solidificação em um produto sólido semi-acabado (GARCIA *et al.*, 2006).

Esses produtos semi-acabados são fabricados pela máquina de lingotamento contínuo consistindo na solidificação contínua do metal líquido. A máquina é alimentada por uma panela por meio de uma válvula submersa onde, um forte fluxo de calor é imposto no veio do lingotamento formando uma camada sólida dentro do molde de cobre resfriado a água, no chamado resfriamento primário ou região do molde. Após o resfriamento primário, ocorre o resfriamento a água utilizando o borrifamento, numa mistura de água e ar sobre a superfície do lingote por meio de *sprays*, no chamado resfriamento secundário ou região dos chuveiros, sendo aplicado até ser cortado e despejado na mesa rolante, etapa que se realiza diretamente pelo ar, no chamado resfriamento terciário ou região de radiação livre.

No lingotamento contínuo a quantidade de variáveis de processo envolvidas e que, interagem para a produção de placas, tarugos, blocos, entre outros, são em número expressivo, como composição química, transferência de calor no molde, velocidade de produção, etc. O conhecimento dessas variáveis e de seus respectivos valores ao longo do processo produtivo é essencial para que se consiga um produto de qualidade. Com relação às temperaturas na parede do

molde, as mesmas são monitoradas para analisar o comportamento térmico no molde e sua correlação com diferentes parâmetros do processo e qualidades de aço lingotado.

Tem-se o recurso de mapear as temperaturas em determinados pontos dentro do molde e/ou do metal ao longo da solidificação através de termopares como forma indireta de estimar o fluxo de calor pela interface metal/molde. Posteriormente a isso, é possível confrontar os perfis de temperatura ou curvas de resfriamento experimentais com as curvas teóricas simuladas através de um modelo numérico de solidificação aferido (GARCIA, 2007). Para tanto, as ferramentas numéricas e computacionais vem auxiliar e facilitar esse monitoramento das temperaturas (QUARESMA, 1997).

De acordo com Garcia *et al.* (2006), o controle da qualidade dos produtos obtidos por meio do processo de lingotamento contínuo é importante para minimizar os custos, o tempo de processo e a obtenção da reprodutibilidade nas corridas. Tudo isso, aliado a boa produtividade, advinda de boa matéria-prima, boas condições de equipamento, conhecimento do processo, condições operacionais, etc. Através desse conjunto de fatores, a empresa tem condições de trabalhar para que a quantidade de tarugos produzidos com defeitos sejam eles de forma, dimensionais, superficiais ou internos, seja reduzida por meio das técnicas estatísticas disponíveis a serviço das indústrias.

3. APLICAÇÃO

3.1. Análise Descritiva

Após a aquisição dos dados, é preciso conhecer o comportamento da temperatura do molde no decorrer do período analisado.

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 matriz de correlação revelou que existe correlação significativa ao nível de significância adotado, 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, que em inglês denomina-se *Seegmingly Unrelated Regression* (SUR), para estimar um modelo de regressão dinâmica multivariado.

Para comprovar estatisticamente a presença ou ausência de estacionariedade da série, aplicou-se o teste de raiz unitária *Phillips-Perron* (PP). O teste PP tem as seguintes hipóteses: H_0 : a série possui raiz unitária e H_1 : a série não possui raiz unitária.

Considerando o nível de significância de 5%, todas as variáveis de T1 a T30, com exceção da temperatura 13 (T13) e da temperatura 29 (T29), são estacionárias. O teste PP prova que, se a estatística calculada é menor que o valor crítico, rejeita-se a hipótese nula, concluindo-se pela estacionariedade da série.

3.2. Estimação do Modelo de Regressão

Para estimar o modelo matemático, foram construídas, a partir dos dados coletados, séries temporais correspondentes às variáveis sob estudo. Como os dados em análise apresentam-se inter-relacionados, não é possível a utilização direta destes valores nos gráficos de controle, pois os pressupostos de normalidade, homocedasticidade e independência são violados. Então, foi necessário estimar um modelo matemático que possibilitasse uma estimação conjunta, considerando as relações existentes entre as variáveis e as relações dinâmicas que ocorrem entre elas, obtendo-se após a estimação uma equação para cada variável, para, em seguida, aplicar os gráficos de controle nos resíduos desse modelo.

A metodologia empregada para este estudo foi utilizar o método de estimação SUR para encontrar um modelo de regressão dinâmica multivariada que representasse as variáveis. Com os resíduos desse modelo constroem-se os gráficos de controle a fim de verificar a estabilidade das variáveis: T1 a T30, medidas e controladas no processo de fundição, solidificando o aço líquido num produto sólido semi-acabado sob a forma de blocos, tarugos, placas, entre outros. Esses produtos semi-acabados são fabricados pela máquina de lingotamento.

Na Tabela 1, apresentam-se 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. Salienta-se que durante a estimação do modelo de regressão algumas variáveis acabaram sendo excluídas, assim, elas não farão parte do modelo de regressão.

Tabela 1 - Estimação dos coeficientes, erro padrão, t-calc e *p-valor* do modelo de regressão dinâmica multivariada para as temperaturas do molde.

Modelagem da variável – T1				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	<i>p-valor</i>
temperatura _{t-1}	0,254131	0,04866	5,22	0,000

temperatura _{t-3}	0,041339	0,01843	2,24	0,026
Modelagem da variável – T4				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura _{t-2}	0,045673	0,01788	2,55	0,011
Modelagem da variável – T5				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura	0,275113	0,08670	3,17	0,002
temperatura _{t-3}	-0,079697	0,03659	-2,18	0,031
Modelagem da variável – T6				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura	-0,221958	0,08813	-2,52	0,013
temperatura _{t-3}	0,323038	0,07315	4,42	0,000
Modelagem da variável – T7				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura _{t-3}	-0,082589	0,03666	-2,25	0,025
Modelagem da variável – T8				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura	0,227666	0,05165	4,41	0,000
Modelagem da variável – T9				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura _{t-1}	0,045596	0,01389	3,28	0,001
temperatura _{t-2}	-0,042648	0,01465	-2,91	0,004
Modelagem da variável – T11				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura	0,375176	0,04713	7,96	0,000
temperatura _{t-1}	-0,268015	0,04900	-5,47	0,000
temperatura _{t-3}	-0,044062	0,01821	-2,42	0,016
Modelagem da variável – T12				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura	-0,030982	0,01850	-1,67	0,096
temperatura _{t-1}	0,217297	0,06807	3,19	0,002
Modelagem da variável – T14				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura	0,308955	0,04943	6,25	0,000
temperatura _{t-1}	-0,206155	0,05098	-4,04	0,000
temperatura _{t-2}	-0,047100	0,01758	-2,68	0,008
Modelagem da variável – T15				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura	-0,299767	0,09293	-3,23	0,001
temperatura _{t-1}	0,429687	0,1094	3,93	0,000
Modelagem da variável – T18				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura _{t-1}	0,025341	0,01275	1,99	0,048
Modelagem da variável – T20				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura	-0,095585	0,04036	-2,37	0,019
Modelagem da variável – T21				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura	0,658892	0,04851	13,6	0,000
Modelagem da variável – T22				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura _{t-1}	-0,224568	0,06940	-3,24	0,001
Modelagem da variável – T24				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura	-0,295708	0,05269	-5,61	0,000
temperatura _{t-1}	0,220382	0,06376	3,46	0,001
Modelagem da variável – T25				

Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura _{t-1}	-0,435266	0,1087	-4,00	0,000
Modelagem da variável – T26				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura	0,374230	0,09008	4,15	0,000
temperatura _{t-3}	-0,167130	0,05292	-3,16	0,002
Modelagem da variável – T27				
Variáveis	Coefficientes	Erro padrão	t-calc	p-valor
temperatura	-0,331694	0,04184	-7,93	0,000

Fonte: Autoria própria (2006)

A Figura 1 exibe a função de autocorrelação (FAC) para a variável temperatura do molde e a Figura 2 apresenta, graficamente, os valores originais (linha azul) e estimados (linha vermelha) dessa variável.

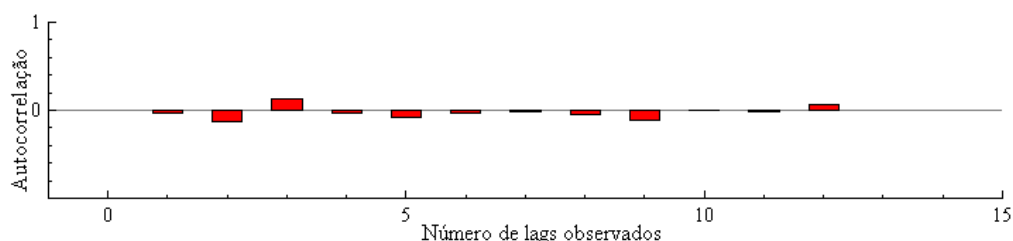


Figura 1 - Função de autocorrelação para a variável temperatura do molde

Fonte: Autoria própria (2006)

A FAC da Figura 1 revela que os resíduos das variáveis são independentes. Sendo assim, o processo é um ruído branco.

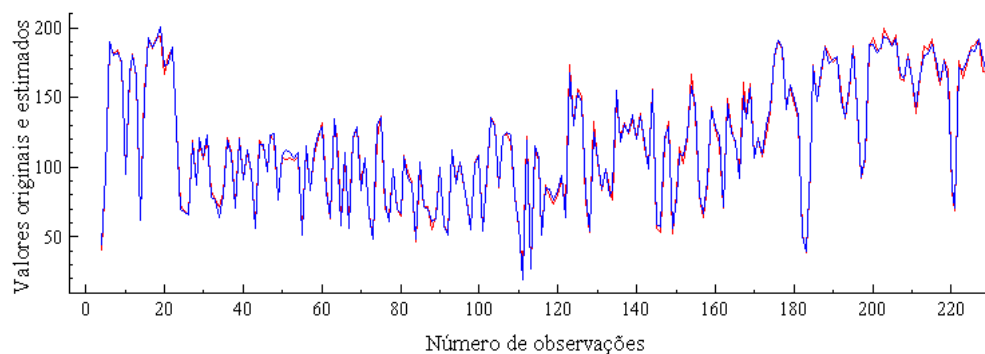


Figura 2 - Valores originais e estimados para a variável temperatura do molde

Fonte: Autoria própria (2006)

Pela análise gráfica do modelo estimado, conforme a Figura 2 percebe-se o bom ajuste do modelo de regressão dinâmica multivariada, sob o qual é realizada uma previsão para cinco

períodos à frente, os quais serão comparados aos dados originais com a finalidade de avaliar a eficiência do modelo.

Para comprovar que o modelo matemático de equação dinâmica multivariada é adequado, mostra-se a seguir um diagnóstico dos resíduos do modelo estimado.

3.3. Diagnóstico dos Resíduos

Além de o modelo matemático eliminar a autocorrelação das variáveis em estudo, é importante analisar a normalidade e a homocedasticidade dos resíduos com o intuito de avaliar se os pressupostos básicos dos gráficos de controle são atendidos.

A Tabela 2 apresenta os resultados dos testes de normalidade e dos testes de heterocedasticidade, considerando o conjunto de variáveis.

As hipóteses testadas são as seguintes:

H_0 : Homocedasticidade dos resíduos;

H_1 : Heterocedasticidade dos resíduos.

Para o teste de normalidade, utilizou-se a estatística χ^2 e, para os testes de heterocedasticidade, empregou-se a estatística F , que é a estatística calculada. Se o valor de F for significativo, então, há heterocedasticidade condicional na série.

A Tabela 2 mostra o diagnóstico dos resíduos multivariados.

Tabela 2 - Diagnóstico dos resíduos multivariados

Teste	Resultado	Interpretação
Teste de normalidade	$\chi^2(2) = 1,720 [0,423]^*$	Aceita H_0
AR 1-2 test:	$F(2,194) = 2,143 [0,120]^*$	Aceita H_0
ARCH 1-1 test:	$F(1,194) = 0,182 [0,670]^*$	Aceita H_0
Hetero test:	$F(62,133) = 0,769 [0,876]^*$	Aceita H_0

* Os valores entre colchetes representam os *p-valores* associados a cada teste
 Fonte: Autoria própria (2006)

Analisando o *p-valor* para cada teste, constatou-se que os resultados dos testes caem na região de aceitação da hipótese nula em nível de significância de 5%. Sendo assim, o teste de normalidade apontou que os resíduos do modelo matemático são normais, o teste de autocorrelação (*AR 1-2 test*) aponta que os resíduos não são autocorrelacionados e, os testes de heterocedasticidade (*ARCH 1-1 test e Hetero test*) assinalaram que os mesmos são homocedásticos.

Mediante os resultados obtidos pelo diagnóstico dos resíduos constatou-se que os mesmos atendem os pressupostos básicos para aplicação dos gráficos de controle.

3.4. Análise da Estabilidade do Processo

Ao tratar o efeito da autocorrelação existente nos dados originais, construíram-se os gráficos X-barra e R utilizando os resíduos do modelo de equação dinâmica conforme as Figuras 3 e 4.

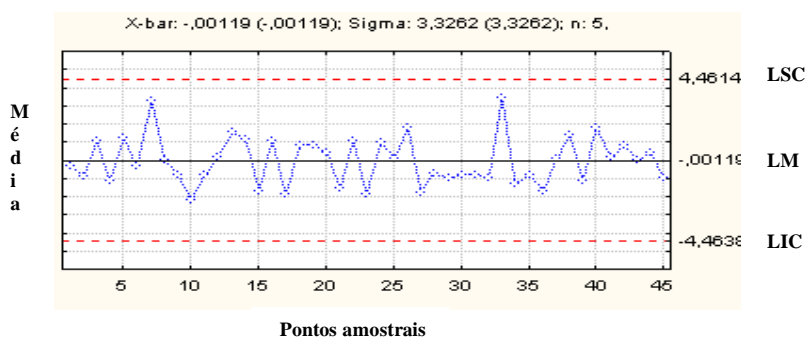


Figura 3 - Gráfico X-barra dos resíduos da temperatura obtidos pela Análise de Regressão
Fonte: Autoria própria (2006)

De acordo com os resíduos encontrados por meio da Análise de Regressão, observa-se que todos os pontos do gráfico estão dentro dos limites de controle.

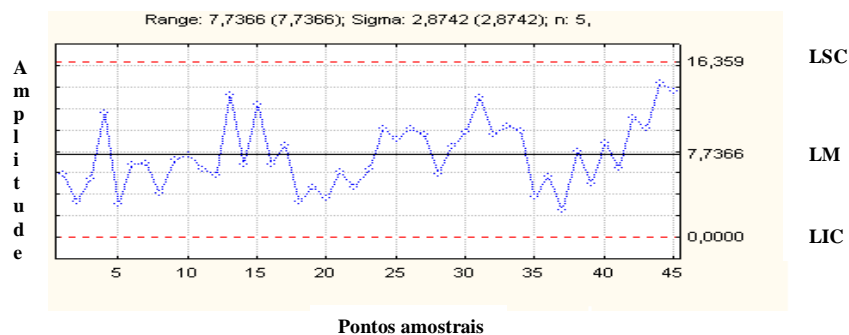


Figura 4. Gráfico R dos resíduos da temperatura do molde obtidos pela Análise de Regressão
Fonte: Autoria própria (2006)

Para o gráfico R dos resíduos encontrados por meio da Análise de Regressão observa-se que, assim como o gráfico X-barra, todos os pontos estão sob controle, demonstrando que o processo está sendo corretamente trabalhado e, que, as variáveis e/ou fatores influenciadores no

processo de fabricação não estão prejudicando o desempenho da produção e, conseqüentemente, os resultados da empresa.

3.5 Previsão

Apresenta-se, na Figura 5, a previsão dinâmica para a temperatura do molde. Como o modelo matemático foi elaborado com 225 observações, as cinco últimas observações ficaram fora de amostra com o objetivo de avaliar o modelo estimado. Sendo assim, a previsão ocorre da observação 226 à 230.

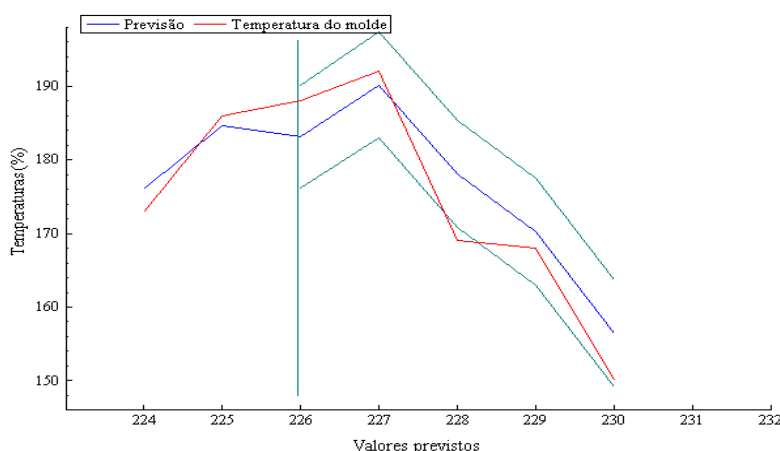


Figura 5. Previsão dinâmica para a variável temperatura do molde

Fonte: Autoria própria (2006)

A linha vermelha representa o valor real da temperatura do molde; a linha azul representa a previsão e as linhas verdes referem-se, respectivamente, ao intervalo de confiança, inferior e superior, determinado para a previsão. Observando esses intervalos de confiança representados na Figura 5 pode-se afirmar que os valores previstos estão dentro desse intervalo com exceção do terceiro passo a frente que foi inferior ao intervalo de confiança estabelecido pelo modelo de regressão encontrado.

4. CONCLUSÃO

Para monitorar a temperatura do molde usado na fabricação do aço lingotado foi necessário, primeiramente, utilizar a Análise de Regressão a fim de realizar a previsão dos dados coletados. Como o objetivo proposto era utilizar gráficos de controle e, como os pressupostos

foram violados, pois os dados originais da série apresentavam autocorrelação, foi necessário obter os resíduos do modelo. Assim, procedendo a sua análise, verificou-se que o modelo ajustado era adequado, permitindo a verificação da estabilidade do processo por meio dos gráficos de controle X-barra e R. Logo, utilizaram-se os resíduos do modelo estimado com a finalidade de realizar o monitoramento do processo, pois se utilizando os dados originais seria impossível obter uma interpretação correta. Pode-se observar que o processo, nessa variável, por meio dos gráficos de controle X-barra e R, encontra-se sob controle. Verificou-se assim, que no processo de lingotamento contínuo da empresa estudada, considerando o nível de significância de 5%, todas as variáveis de T1 a T30, com exceção da temperatura 13 (T13) e da temperatura 29 (T29), são estacionárias, o que demonstra que mesmo que o monitoramento deve ser constante e com destaque especial a essas variáveis nesse momento, salientando que existem outras variáveis envolvidas no processo de fabricação de lingotes de aço, objeto de trabalhos futuros. Assim, torna-se necessário realizar um diagnóstico do processo a fim de verificar a sua estabilidade através dos gráficos de controle.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq.

REFERÊNCIAS

- BARCELLOS, V. K.; GSCHWENTER, L. S.; KYTÖNEN, H.; SANTOS, C. A.; SPIM, J. A.; LOUHENKILPI, S.; MIETTINEN, J. Modelling of Heat Transfer, Dendrite Microstructure and Grain Size in Continuous Casting of Steels. **Steel Research International**, v. 81, p. 461-471, 2010.
- BOUHOUCHE, S., LAHRECHE, M., BAST, J. Control of Heat Transfer in Continuous Casting Process Using Neural Networks. *Acta Automatica Sinica*, **Science Direct**, Vol. 34, No. 6, pp.701-706, 2008.
- BUENO, R. L. S. **Econometria de séries temporais**. São Paulo: Cengage Learning, 2008.
- ENDERS, W. **Applied econometric time series**. Wiley series in probability and mathematical statistics. New York: John Wiley and Sons Inc., 1995.
- GARCIA, A., SPIM, J.A., SANTOS, C.A., CHEUNG, N. **Lingotamento Contínuo de Aços**. São Paulo: Associação Brasileira de Metalurgia, 2006.
- GARCIA, A. **Solidificação: fundamentos e aplicações**. Campinas, SP. Editora da UNICAMP, 2007.
- HAMILTON, J. **Time series analysis**. New Jersey: Princeton University Press, 1994.

- HARRIS, T.J., ROSS, W.H. **Statistical process control procedures for correlated observations**. The Canadian Journal of Chemical Engineering, Vol. 69, pp. 48-57, 1994.
- KANO, M.; NAKAGAWA, Y. Data-based process monitoring, process control, and quality improvement: Recent developments and applications in steel industry. **Computers and Chemical Engineering**, v.32, n.1-2, p.12-24, 2008.
- MITRA, A. **Fundamentals of quality control and improvement**. 2 ed. Prentice-Hall, 1998.
- MONTGOMERY, D. C. **Introdução ao controle estatístico da qualidade**. 4 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2004.
- MONTGOMERY, D. C; RUNGER, G. C. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros**. 4 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2009.
- QUARESMA J. M. V., SANTOS, C.A., SPIM, J.A., GARCIA, A. Influência do material e da espessura da parede do molde nos coeficientes de transferência de calor nas interfaces metal/molde e molde/ambiente. **Anais do II Congresso Internacional de Tecnologia Metalúrgica e de Materiais** – ABM, São Paulo, CD-ROM, 1997.
- SOUZA, A. M., SAMOBYL, R. W., MALAVÉ, C. O. Multivariate feedback control: an application in a productive process. **Computers & Industrial Engineering**, Vol. 46, pp. 837-850, 2004.
- ZANINI, A., SOUZA, R. C., PEDREIRA, C. E. Redes neurais e regressão dinâmica: um modelo híbrido para previsão de curto prazo da demanda de gasolina automotiva no Brasil. In: **XXXII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**, 2000, Viçosa, Anais... Viçosa: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, pp. 1928-1946, 2000.