

OTIMIZAÇÃO DE FUSÃO E REFINO PRIMÁRIO ATRAVÉS DE ANÁLISES ESTATÍSTICAS DE PARÂMETROS ELÉTRICOS E DE PROCESSOS EM FORNO ELÉTRICO A ARCO *

Rodrigo Alves Ramos¹
Jamil Nobre de Castro²
Soraia Karolinne Castro Silva³
Marcelo José Gomes da Silva⁴

Resumo

Tendo conhecimento que o processo do FEA demanda grande quantidade de energia elétrica, as otimizações a partir de balanços de massa e de energia são feitas com frequência elevada. Em geral, esses cálculos não são simples e em algumas empresas há *softwares* propriamente desenvolvidos para esse fim, consequência de uma evolução tecnológica que tem permitido captar e armazenar muitas variáveis em bancos de dados. Visando obter o maior número de respostas possíveis a partir dos dados, foram realizadas abordagem estatísticas aplicando os métodos de regressão linear múltipla (MLR) e dos mínimos quadrados parciais (PLS) correlacionando parâmetros de mix de sucatas, de processo e de elétrica do FEA com a quantidade necessária de energia elétrica para fundir a carga sólida. Os modelos foram avaliados com os valores reais de períodos diferentes e, adicionalmente, com valores obtidos pelo *software* oficial da empresa para balanço de massa e energia., demonstrando um bom ajuste com erros percentuais inferiores a 5% para todas as regressões. O modelo estatístico demonstrou, portanto, uma boa acurácia para a prática industrial de otimização energética e a vantagem da obtenção de resultados a partir de equações lineares.

Palavras-chave: Aciaria; Forno elétrico; Otimização; Energia, análise estatística, PLS, MLR.

ELECTRIC ARC FURNACE FUSION AND PRIMARY REFINING OPTIMIZATION BASED IN STATISTICAL ANALYSIS OF ELECTRIC AND PROCESS PARAMETERS Abstract

Knowing that the EAF process requires a large amount of electricity, optimizations of mass and energy balances are done with high frequency. In general, these calculations are not simple and in some companies there are software developed specifically for this purpose, a consequence of a technological evolution that has allowed to capture and store many variables in databases. Aiming to obtain the greatest number of possible responses from the data, it was applied a statistical approach using the multiple linear regression (MLR) and partial least squares (PLS) methods correlating scrap mix, process and electrical parameters of the EAF with the required amount of electrical energy to melt the solid load - one of the largest installments in the production cost of electric steelmaking. The models were evaluated with the actual data of different periods and, in addition, with data obtained by the company's official software for mass and energy balance, showing a good fit with mean errors of less than 5% for all regressions. The statistical model demonstrated a good accuracy for the industrial practice of energy optimization and the advantage of obtaining results from linear equations.

Keywords: Meltshop; Electric Arc Furnace; Optimization; Energy; Statistical Analysis; PLS; MLR.

¹ Engenheiro Metalurgista e mestre em Engenharia e Ciência dos Materiais na Universidade Federal do Ceará. Engenheiro especialista na usina Gerdau Cearense.

² Engenheiro Metalurgista e mestrando em Engenharia e Ciência dos Materiais na Universidade Federal do Ceará.

³ Estudante de graduação em Engenharia Metalúrgica na Universidade Federal do Ceará.

⁴ Professor do departamento de Engenharia Metalúrgica e de Materiais na Universidade Federal do Ceará.

1 INTRODUÇÃO

Uma das maiores dificuldades que as indústrias siderúrgicas enfrentam nos últimos anos consiste em aliar a máxima produtividade com um menor custo. Para que isso possa ser alcançado, o conhecimento da metalurgia do processo é de suma importância.

O processo de produção de aço através do Forno Elétrico a Arco (FEA), que representa 28% da produção mundial [1], consome uma quantidade muito grande de recursos, tais como energia elétrica, energia química (oxigênio, gás natural, materiais carbonosos e óleos) e altos volumes de água de refrigeração para fundir a carga metálica e aquecê-la até a temperatura ideal. Sendo um processo que demanda grande consumo de energia, um dos maiores desafios dentro de aciarias elétricas é o estudo de características deste processo a fim de que, dentro de determinadas condições, consiga-se um equacionamento de alta produtividade e baixo custo utilizando a menor quantidade possível de recursos.

De acordo com Opfermann [2], é possível atingir a máxima produtividade utilizando a parcela total disponível de energia (elétrica e química) tendo em vista que a potência de um forno está diretamente relacionada com a velocidade de fusão do metal. No entanto, essa equação não é trivial na prática, tendo em vista que há muitas variáveis envolvidas com a energia a ser fornecida ao aço no forno: composição química da carga metálica a ser fundida, perdas energéticas, potência do sistema elétrico, fontes de energias químicas (lanças, injetores, queimadores), perdas metálicas de ferro para escória e de processo, dentre outras tantas.

É notória a evolução na operação dos fornos elétricos ao longo do último século, que a partir de desenvolvimento de diversas tecnologias, permitiu grandes avanços em produtividade. Entretanto, ainda há oportunidades a serem estudadas e implantadas, levando em conta que a eficiência energética média de um Forno Elétrico a Arco normalmente está entre 55 a 65% [3].

No mundo atual, onde o armazenamento de dados de processos torna-se uma ferramenta cada vez mais poderosa, é possível afirmar que o conhecimento da metalurgia do processo tem um alicerce reforçado com o uso de análises estatísticas de dados para alavancar resultados de eficiências. O objetivo central do presente trabalho é propor modelos de predição com função de otimização da energia elétrica consumida no processo de fusão e refino primário de um FEA através de análises estatísticas de parâmetros elétricos e de processos.

2 DESENVOLVIMENTO

2.1 Equipamentos utilizados

As principais informações do Forno Elétrico a Arco utilizado para obtenção de dados para análises são apresentadas na **Erro! Fonte de referência não encontrada.**

Tabela 1. Informações do FEA utilizado

DESCRIÇÃO	VALOR
Peso médio de vazamento	21 t
Volume bruto	26 m ³
Potência do transformador	21,6MVA/26MW
Diâmetro dos eletrodos	355mm
Dimensões da porta de escória	3
Diâmetro da carcaça	4135 mm
Diâmetro dos painéis refrigerados	3800 mm
Pureza do oxigênio injetado	91%
Número de queimadores	3
Vazão máxima de gás natural dos queimadores	530 Nm ³ /h
Número de injetores (Porta de escória)	1 lança de oxigênio 1 lança de coque
Vazão de operação (oxigênio)	500 – 1500 Nm ³ /h
Vazão de operação (coque)	5 – 12 kg/min

Fonte: Autor.

2.2 Coleta de Dados

Foram coletadas e monitoradas 85 variáveis distintas de dados do processo de 870 corridas ao longo de quase três meses (14/01/2019 a 31/03/2019) de operação do FEA em estudo. Para aumentar a confiabilidade nos dados coletados, eles passaram por um primeiro filtro, que levou em consideração as variáveis que são relevantes do ponto de vista energético para as condições finais do que o modelo se propõe a analisar e otimizar. Isso exige conhecimento técnico do processo para evitar de tornar o modelo com muitas variáveis que aumentem as variabilidades dos resultados e que não possuem um bom ajuste aos valores reais.

2.3 Disponibilidade e qualidade dos dados

Dependendo dos processos e dos sistemas de registro dos dados, os parâmetros monitorados podem conter erros ou vazios em algumas corridas. De maneira geral, devido o número alto de variáveis monitoradas e captadas para bancos de dados por programas diferentes, ao cruzar todos os dados necessários, o número de corridas com disponibilidade simultânea e completa de todos os parâmetros listados reduz – representando um segundo filtro para a análise e o desenvolvimento dos modelos de predição.

2.4 Processamento de dados

Um bom processamento de dados começa com a identificação de dados ruins e *outliers* – ou valor atípico, uma observação que apresenta um grande afastamento

das demais da série [4]. Tendo isso sob a ótica dos dados, não foram contabilizadas corridas que apresentaram algum desvio ou problema de processo atípico, tais como:

- Corridas com Power off maior que 22 minutos por corrida (média anual 2018), independentemente do motivo;
- Corridas que apresentaram qualquer tipo de perda metálica não comum no forno-panela e/ou lingotamento contínuo (ex: perfuração de veio, perda de sequenciamento, fechamento não programado de veios do lingotamento).
- Corridas sem apontamentos de consumos de sucatas;
- Corridas após grandes períodos de paradas;
- Primeiras corridas de forno após trocas de refratários.

O segundo passo é o cálculo de variáveis secundárias. No caso do estudo, foi realizado transformações das variáveis absolutas para variáveis específicas, que irão aumentar a acurácia do ajuste da modelo de predição. Dessa maneira, a concepção de um modelo de predição do consumo específico de energia elétrica em KWh do FEA por tonelada de sucata carregada no forno foi realizado através do cálculo de variáveis secundárias, exceções feitas ao número de cestões carregados, as grandezas elétricas e a potência elétrica, como pode ser observado na *Tabela 2* abaixo.

Tabela 2. Variáveis secundárias para modelo de predição do consumo específico de energia elétrica do FEA

VARIÁVEL	NOME	UNIDADE	FÓRMULA
Consumo específico de energia	kWh/t	kWh/t	Energia Elétrica/Massa do Aço líquido
Consumo específico de energia por tonelada de sucata	kWh/ts	kWh/t	Energia Elétrica/Massa de sucata carregada
Porcentual da Sucata1	%SC1	%	Massa da Sucata1/Massa total das Sucatas Carregadas
Porcentual da Sucata2	%SC2	%	Massa da Sucata2/Massa total das Sucatas Carregadas
Porcentual da Sucata3	%SC3	%	Massa da Sucata3/Massa total das Sucatas Carregadas
Porcentual da Sucata4	%SC4	%	Massa da Sucata4/Massa total das Sucatas Carregadas
Porcentual das demais Sucatas	%OthersScraps	%	Massa das demais Sucatas/Massa total das Sucatas Carregadas
Consumo específico de gás natural do queimador	GNb/t	Nm ³ /t	Consumo de Gás Natural/Massa do Aço líquido
Consumo específico de oxigênio do queimador	Oxyb/t	Nm ³ /t	Consumo de Oxigênio do Queimador/Massa do Aço líquido
Consumo específico de oxigênio do queimador	Oxy/t	Nm ³ /t	Consumo de Oxigênio da lança/Massa do Aço líquido

Consumo específico de coque injetado	kgC/t	kg/t	Consumo de Coque da lança/Massa do Aço líquido
Consumo de sucata por corrida	tScrap/corr	t	Consumo de Sucata/Massa do Aço líquido
Potência Elétrica	MW	MW	Média da Potência Elétrica do FEA
Número de cestões carregados	Baskets	-	-
Power off	Power Off	min/corr	Somatório dos minutos parados durante o processo da corrida
Distorção harmônica total da fusão	THD Melt	-	-
Distorção harmônica total do refino	THD Ref	-	-

Fonte: Autor.

2.5 Desenvolvimento dos modelos de predição

No presente trabalho, propõe-se modelar estatisticamente a partir da aplicação dos métodos de Regressão Linear Múltipla (MLR) e de Mínimos Quadrados Parciais (PLS) as variáveis para obter modelos capazes de estimar a quantidade de energia necessária para fundir uma quantidade específica de sucata (kWh/ts) com função de otimizar o processo quanto a atuação nos parâmetros. Os modelos foram implementados a partir do uso do software comercial *Minitab 16*. Cada método foi realizado pelo menos duas vezes para obtenção de quatro modelamentos diferentes tendo como resultados regressões de ajustes diferentes aos resultados reais.

2.5.1 Método MLR

Utilizando o método MLR, foram obtidos dois modelos para estimar a energia específica por tonelada de sucata (kWh/ts):

- Modelo 1:

Realizou-se a aplicação do método sem restrições (Modelo 1), usando como as variáveis preditoras todas disponíveis. Neste modelo de predição (Modelo 1), que resultou da observação de 377 corridas, para energia específica por tonelada de sucata por corrida (kWh/ts) chegou-se numa equação (1) linear dependente de 14 variáveis de processo monitoradas conforme descrito na equação abaixo.

$$\frac{kWh}{ts} = 829,16 + 12,8 \%SC1 + 61,3 \%SC2 - 73,8 \%SC3 - 56,3 \%SC4 - 10,4 \frac{GNb}{t} + 1,04 \frac{Oxyb}{t} - 2,13 \frac{Oxy}{t} + 4,14 \frac{kgC}{t} - 17,8 ScrapTons + 0,05 MW + 28,7 Baskets + 1,22 Pwr Off - 0,494 THD Melt + 3,12 THD Ref \quad (1)$$

Na própria aplicação do método, o programa usado que implementou o modelo excluiu uma das variáveis de entrada (%OthersScraps) por concluir que ela estava fortemente correlacionada com outras variáveis já incluídas no resultado da predição. O conjunto de gráficos na *Figura 1* abaixo mostram que apesar do valor de R² adequado a prática industrial, há ainda oportunidades, visto que foram identificados *outliers* que podem estar poluindo o modelo.

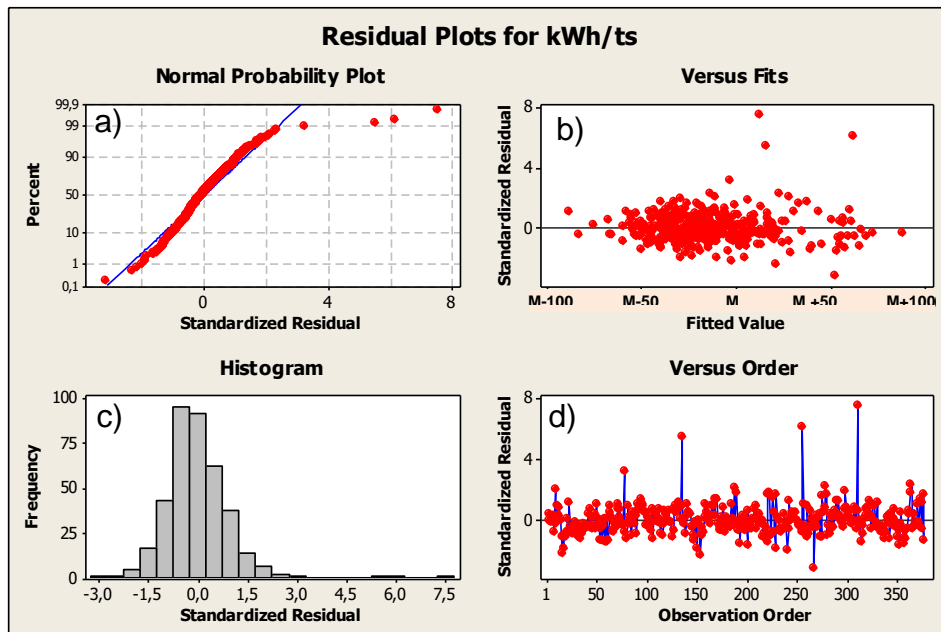


Figura 1 – Conjunto de gráficos do Modelo 1: a) Resíduos padronizados x Probabilidade normal; b) Resíduos padronizados x Resultados previstos; c) Histograma da distribuição dos resíduos padronizados; d) Resíduos x Ordem dos dados. Fonte: Autor.

- Modelo 2:

Após análise dos resultados do primeiro modelo, aplicou-se uma segunda vez o método estatístico excluindo as variáveis predictoras que possuam um valor-p calculado menor que 0,05 (probabilidade de rejeitar a hipótese nula quando ela é verdadeira). Foi aplicado o método e repetido a análise até chegar-se em uma regressão onde 100% dos valores-p calculados fossem menores que 0,05, conforme Arsham [5] explicou em seu estudo.

Assim, chegou-se a uma nova regressão e estabeleceu-se o Modelo 2 conforme equação (2) de regressão multivariável abaixo.

$$\frac{kWh}{ts} = 824,55 + 64,1 \%SC2 - 8,99 \frac{GNb}{t} - 2,08 \frac{Oxy}{t} + 4,38 \frac{kgC}{t} - 17,6 ScrapTons + 27,1 Baskets + 1,37 Pwr Off + 3,14 THD Ref \quad (2)$$

Na análise qualitativa do modelo de predição, podemos afirmar que os coeficientes são coerentes com o que é esperado no processo metalúrgico assim como no Modelo 1. Os resíduos padronizados, são mostrados no conjunto de gráficos da Figura 2 abaixo possuem enorme semelhança, e, há apenas pequenos distanciamentos de outlier.

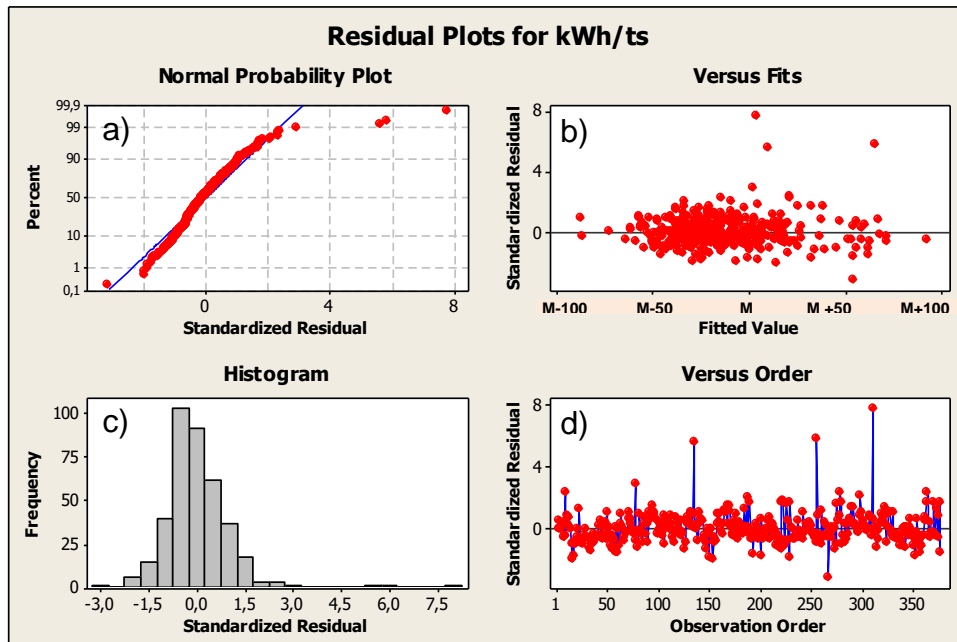


Figura 2 - Conjunto de gráficos Modelo 2: a) Resíduos padronizados x Probabilidade Normal; b) Resíduos padronizados x Resultados previstos; c) Histograma da distribuição dos resíduos padronizados; d) Resíduos x Ordem dos dados. Fonte: Autor.

2.5.2 Método PLS

De maneira similar ao aplicado para o método MLR, aplicou-se o procedimento de modelagem estatística para obter a energia específica por tonelada de sucata (kWh/ts) usando o método PLS. Nesse processo, é um passo crítico estabelecer o número correto de componentes principais a serem utilizados nos modelos de calibração, já que os valores preditos a partir desses modelos, dependem diretamente do número de componentes principais utilizados [6]. Poucos fatores podem não ser suficientes para modelar adequadamente o sistema, enquanto muitos fatores podem introduzir ruído à calibração, o que resulta num baixo poder de predição para amostras fora do conjunto calibração [7].

- Modelo 3:

No Modelo 3 não há aplicação de validação cruzada, e, portanto, utiliza-se o método conjunto, em que o programa *Minitab* calcula e avalia os 10 componentes principais envolvidos. Os coeficientes calculados são usados com os termos para calcular o valor ajustado das variáveis de resposta. No PLS, os coeficientes padronizados indicam a importância de cada termo no modelo e correspondem às variáveis “x” e “y” padronizadas. São esses valores usados para construir a equação de regressão do modelo e que pode ser vista na equação 3 abaixo. Logo abaixo, podemos avaliar graficamente a capacidade de predição do modelo e os resíduos padronizados.

$$\begin{aligned}
 \frac{kWh}{ts} = & 854,28 - 12,3 \%SC1 + 36,2 \%SC2 - 98,9 \%SC3 - 81,5 \%SC4 \\
 & - 25,1\%OthersScraps - 10,4 \frac{GNb}{t} + 1,04 \frac{Oxyb}{t} - 2,13 \frac{Oxy}{t} + 4,14 \frac{kgC}{t} \\
 & - 17,8 ScrapTons + 0,05 MW + 28,7 Baskets + 1,22 Pwr Off \\
 & - 0,494 THD Melt + 3,12 THD Ref
 \end{aligned}$$

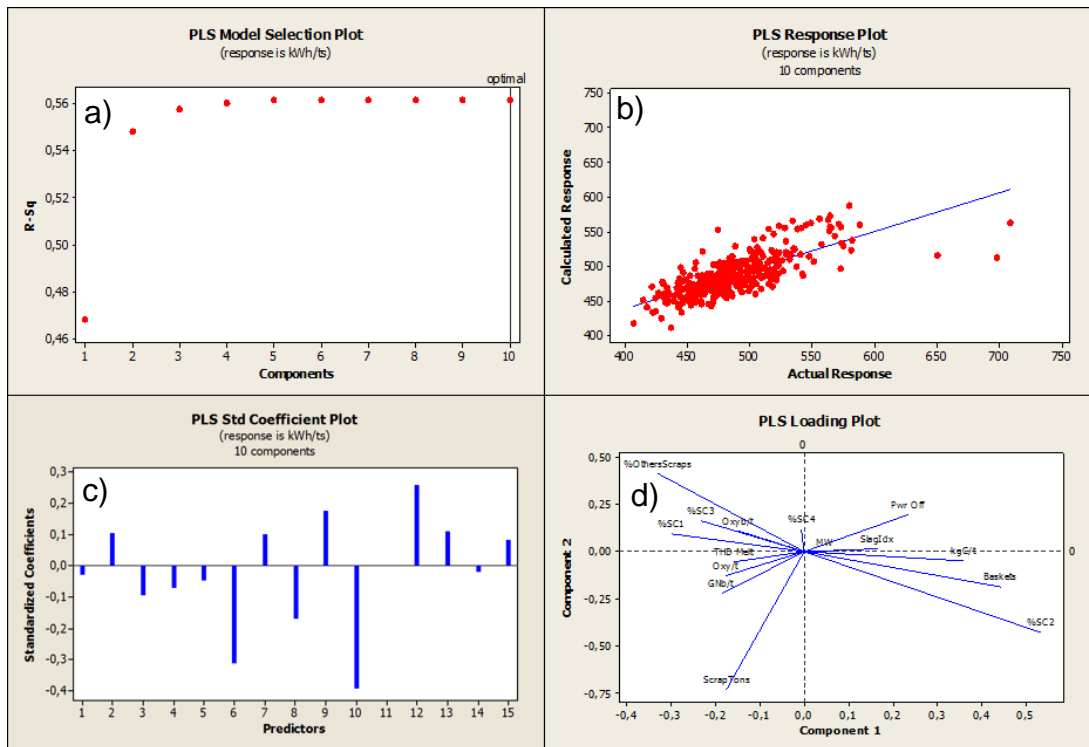


Figura 3 - Conjunto de gráficos *Modelo 3*: a) Gráfico de seleção de modelo; b) Gráfico de dispersão das respostas ajustadas; c) Gráfico de dispersão projetado dos coeficientes de regressão padronizados; d) Gráfico de dispersão conectado dos carregamentos x do primeiro e segundo componente. Fonte: Autor.

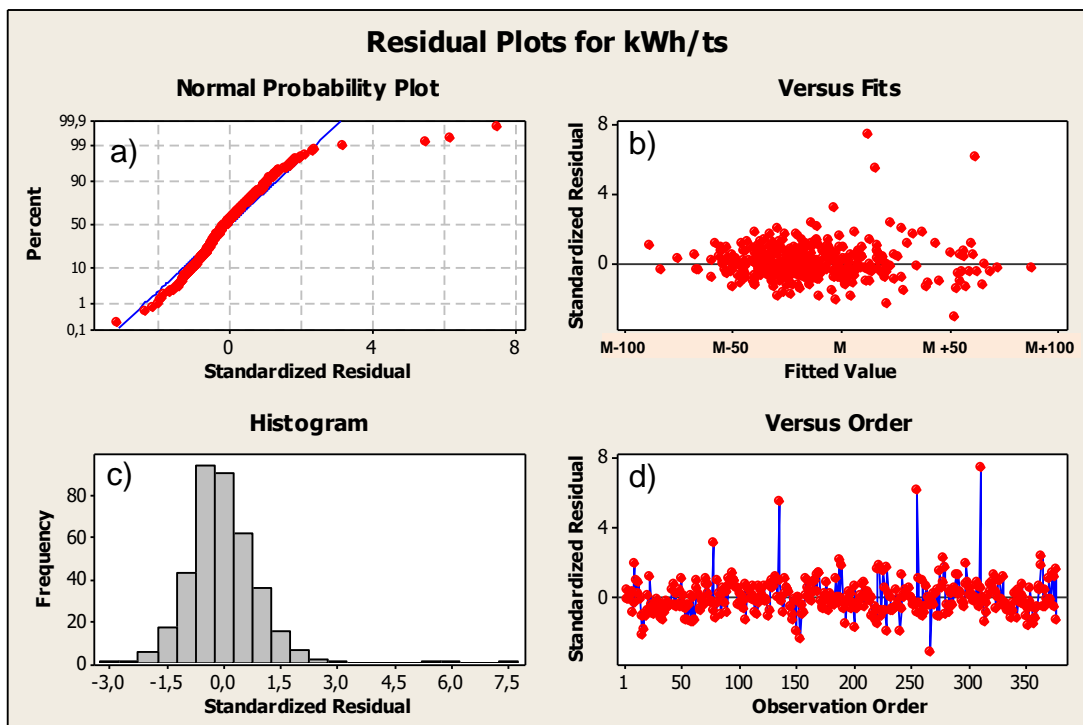


Figura 4 - Conjunto de gráficos *Modelo 3*: a) Resíduos padronizados x Probabilidade Normal; b) Resíduos padronizados x Resultados previstos; c) Histograma da distribuição dos resíduos padronizados; d) Resíduos x Ordem dos dados. Fonte: Autor.

• Modelo 4:

O Modelo 4 é obtido a partir do método estatístico PLS e assim como no Modelo 3 não há exclusão de variáveis pelo próprio programa na implementação do modelo. Diferentemente do outro modelo aqui discutido e obtido a partir do mesmo método, no Modelo 4 há aplicação de validação cruzada, onde o programa calcula a capacidade preditiva dos modelos potenciais para determinar o número apropriado de componentes a reter no modelo. Os coeficientes são usados para construir o modelo de regressão do modelo estão descritas na *equação 4*. Em seguida, os gráficos gerados diretamente pelo software são apresentados, demonstrando o ajuste do modelo preditor aos valores reais.

$$\begin{aligned} \frac{kWh}{ts} = & 869,94 - 9,7 \%SC1 + 35,2 \%SC2 - 106,3 \%SC3 - 88,2 \%SC4 \\ & - 23,9\%OthersScraps - 9,4 \frac{GNb}{t} + 0,62 \frac{Oxyb}{t} - 2,2 \frac{Oxy}{t} + 4,3 \frac{kgC}{t} \quad (4) \\ & - 18,3 ScrapTons + 0,16 MW + 27,5 Baskets + 1,2 Pwr Off \\ & - 0,466 THD Melt + 3,38 THD Ref \end{aligned}$$

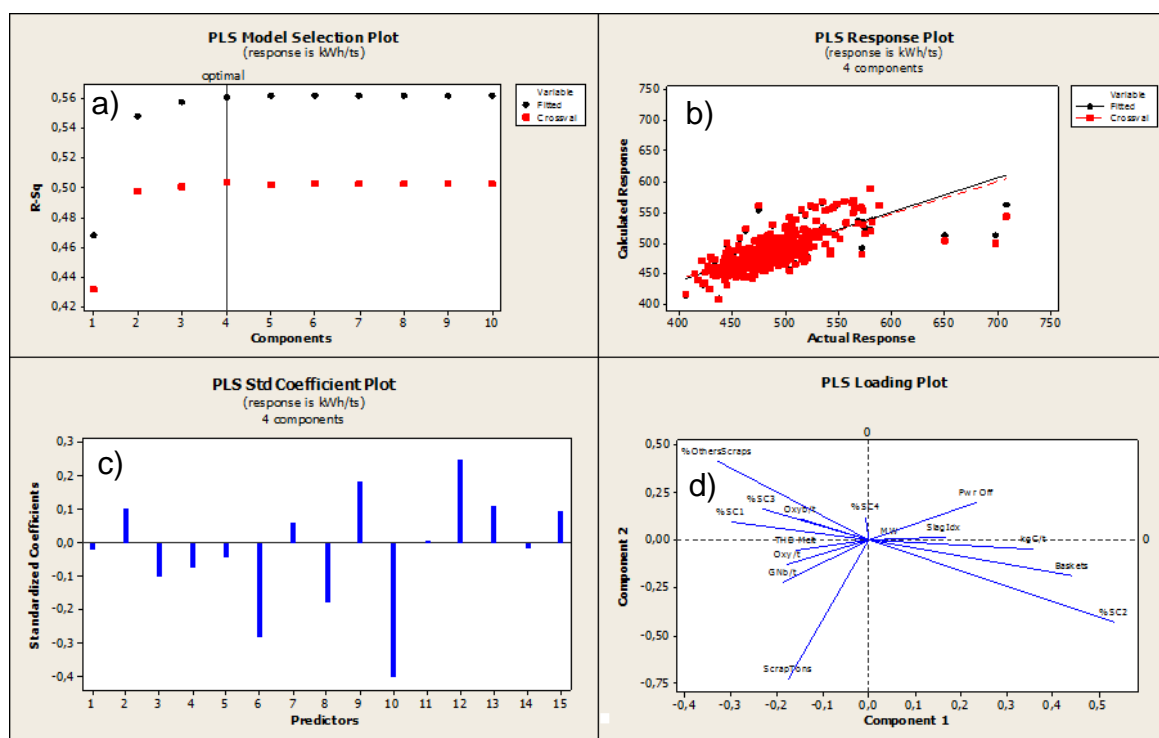


Figura 5 - Conjunto de gráficos Modelo 4: a) Gráfico de seleção de modelo; b) Gráfico de dispersão das respostas ajustadas; c) Gráfico de dispersão projetado dos coeficientes de regressão padronizados; d) Gráfico de dispersão conectado dos carregamentos x do primeiro e segundo componente. Fonte: Autor.

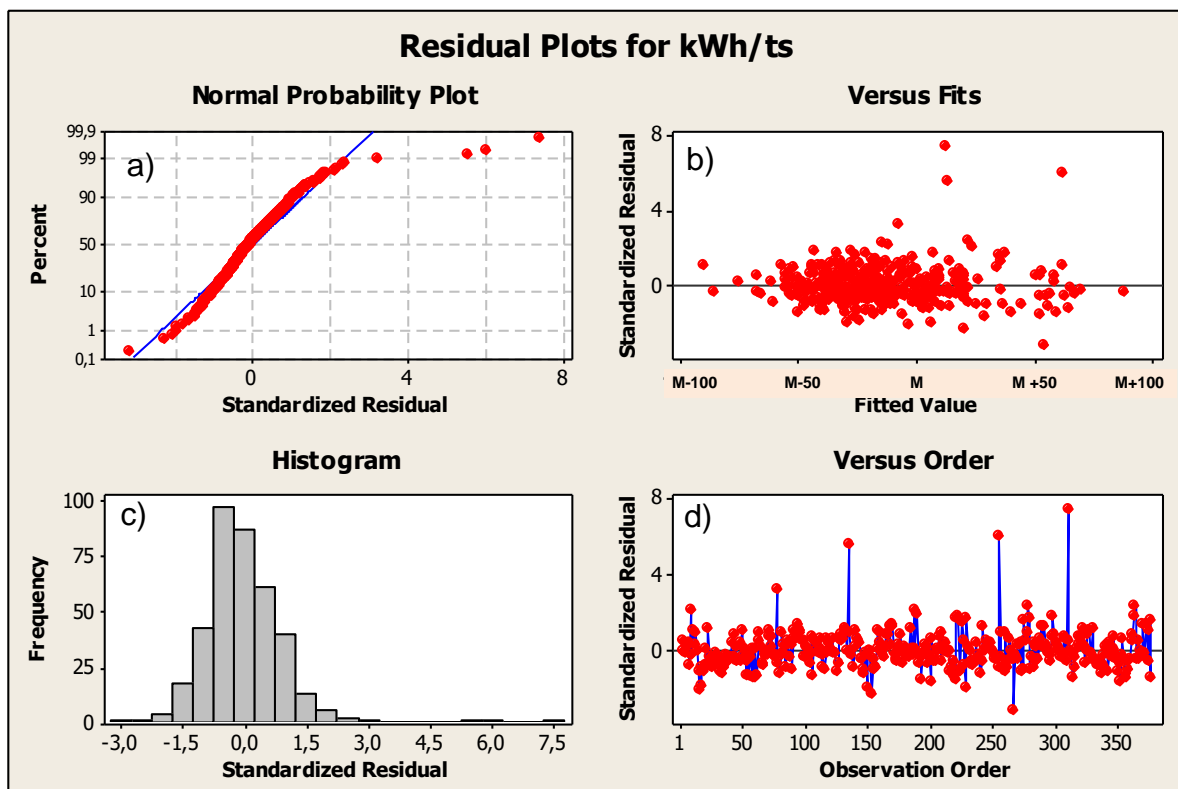


Figura 6 - Conjunto de gráficos *Modelo 4*: a) Resíduos padronizados x Probabilidade Normal; b) Resíduos padronizados x Resultados previstos; c) Histograma da distribuição dos resíduos padronizados; d) Resíduos x Ordem dos dados. Fonte: Autor.

2.6 Avaliação dos Modelos como otimizadores

A partir dos modelos, atuou-se especialmente em 3 frentes: reestabeleceu-se as condições dos queimadores a gás natural (variável GNb/t), ajustou-se o consumo das sucatas SC2 (reduzindo) e SC3 (aumentando), mantendo a quantidade de sucata por corrida e mantendo uma média de no máximo 3 cestões carregados.

Aplicou-se os quatro modelos ao período pós-ações – diferente ao usado nas observações para obtenção deles. Foram analisadas 53 corridas, seguindo as exclusões feitas aos moldes da obtenção do modelo. A partir dos resultados estimados que chegamos, foi avaliado do ponto de vista de erros percentuais (EP) e raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE). Ambos também foram comparados com o resultado obtido no software oficial da empresa, que foi calibrado para a média do período correspondente. A *Tabela 3* abaixo resume os resultados.

Tabela 3. Resumo da avaliação dos resultados reais x estimados pelos modelos

Avaliação	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Software oficial
R ² (%)	56,2 %	55,0 %	56,2 %	56,0 %	NÃO APLICÁVEL
EP (%)	2,62 %	3,02 %	2,62 %	2,66 %	2,59 %
RMSE (kWh/t)	13,82	16,57	13,82	14,14	12,04
RMSE/MÉDIA (%)	2,96%	3,55%	2,96 %	3,03	2,59 %

Fonte: autor.

3 CONCLUSÃO

A aplicação dos modelos com dados reais mostrou-se uma excelente alternativa para otimização do processo de fusão e refino em FEA, uma vez que as modelagens atingiram ótimos ajustes. Assim, com base na avaliação qualitativa e quantitativa da magnitude e do sinal dos coeficientes é possível redefinir balanços de massa e de energia considerando seus efeitos em parâmetros elétricos. Dessa maneira, também é possível definir a quantidade de energia necessária para fundir e refinar completamente a corrida, reduzindo perdas como as causadas por excesso de fusão da carga entre carregamentos desnecessariamente por falta de conhecimento operacional. Podemos afirmar diretamente sobre os modelos:

- Os modelos estatísticos 1 e 3 são os que mais se ajustam ao processo;
- Os modelos estatísticos propostos para uso na otimização do processo possuem vantagem em relação ao software por serem de fácil aplicação – por substituição direta em equações de regressões lineares;
- Os modelos estatísticos não invalidam o uso do software, muito pelo contrário, uma vez que seus resultados estão orientados apenas para otimizar a variável energia, enquanto o software é capaz de fornecer resultado para o balanço de massa e energia completo;
- Para a prática industrial, os modelos representam um complemento prático dos balanços de massa e energia feitos, especialmente porque incluem variáveis de parâmetros elétricos como as distorções harmônicas totais de fusão e refino.

REFERÊNCIAS

- 1 WORLD STEEL ASSOCIATION. **World Steel in Figures 2018**. Economics Committee. Brussels : s.n., 2018.
- 2 OPFERMANN, A.; RIEDINGER, D. **Energy Efficiency of Electric Arc Furnaces**. 9th European Electric Steelmaking Conference, EEC 2008, Conference Papers, PL, May 19-21. Pages 1-10. Krakow, 2008.
- 3 FRUEHAN, R.J; **The Making Shaping and Treating of Steel - Steelmaking and Refining**. United States Steel Corp; Edição: 11 Volume. Pittsburgh, PA: AISE, 1998.
- 4 HAIR, J, F., Jr. ANDERSON, R, E., TATHAM, R, L., BLACK W, C. **Multivariate Data Analysis** - with readings (fourth edition). Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1995. 745 pp.
- 5 ARSHAM, H. **Kuiper's P-value as a Measuring Tool and Decision Procedure for the Goodness-of-fit Test**. Journal of Applied Statistics, Vol. 15, No.3, 131-135, 1988.
- 6 GELADI, K. **Partial Least Squares Regression: A tutorial**. Analytica Chimia Acta, No 185, pp. 1-17. 1986
- 7 LUZ, E. R. **Predição de propriedades de gasolinas usando espectroscopia FTIR e regressão por mínimos quadrados parciais**. Dissertação de mestrado. Pontifícia Universidade Católica (PUC) do Rio de Janeiro, Departamento de Química. Rio de Janeiro, 2003
- 8 SANDBERG, E. **Energy and scrap optimisation of electric arc furnaces by statistical analysis of process data**. Tese de Doutorado. Department of Chemical Engineering and Geosciences, Division of Process Metallurgy of Luleå Univesity of Technology. 2005.