

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Curso de Especialização em Estatística

**A DIMINUIÇÃO DA GERAÇÃO DE FINOS NA GRANULAÇÃO:
UMA APLICAÇÃO DA ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA
COMO FERRAMENTA DE APOIO
PARA A SOLUÇÃO DE PROBLEMAS NÃO ESTRUTURADOS
NA INDÚSTRIA**

Jaqueline Medeiros Farah

Belo Horizonte
2014

Jaqueline Medeiros Farah

**A diminuição da geração de finos na granulação:
uma aplicação da Análise de Regressão Linear Múltipla
como ferramenta de apoio
para a solução de problemas não estruturados
na indústria**

Monografia apresentada
ao Curso de Especialização em Estatística
como requisito parcial para obtenção de título
de Especialista em Estatística

Orientador: Marcelo Azevedo Costa

**Belo Horizonte
2014**

RESUMO

No contexto de pesquisa-ação realizada na área do refino de uma planta industrial produtora de ferroníquel, esta monografia apresenta a análise de regressão linear múltipla como ferramenta de apoio na solução de um problema não estruturado na indústria, a saber, “a diminuição da geração de finos na granulação”. O metal comercializado precisa atender a especificação de tamanho da partícula granulado, entre 5 e 50 mm. Em média, 7% do total de metal granulado encontra-se abaixo dessa faixa, são os chamados “finos”, que retornam para o processo de fusão, acarretando em maior gasto de insumos, energia e mão de obra. O objetivo posto pela equipe foi o de esclarecer as causas da geração de finos, para o posterior ajuste dos parâmetros do processo, e consequente redução do percentual de finos gerados na granulação. Para tanto, buscou-se capitalizar a experiência operacional das equipes na formulação de hipóteses acerca do problema, seleção de variáveis preditoras, para o ajuste de modelos de regressão linear múltipla.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	10
1. O PROBLEMA DA PESQUISA	12
2. OBJETIVOS.....	13
3. O PROCESSO PRODUTIVO	14
3.1. O PROCESSO DO REFINO	14
3.1.1. Principais equipamentos da refinaria	14
3.1.2. Etapas do processo do refino	17
3.1.2.1. Oxidação do metal	18
3.1.2.2. Dessulfuração do metal.....	20
3.2. O PROCESSO DA GRANULAÇÃO.....	21
3.2.1. Principais equipamentos da Estação de Granulação	22
3.2.2. Etapas do processo de granulação.....	24
3.2.2.1. Granulação.....	25
4. METODOLOGIA.....	27
4.1. TÉCNICAS ESTATÍSTICAS	28
4.1.1. Análise de regressão linear múltipla	28
4.1.1.1. Estimação de β_0 e $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j$	29
4.1.1.2. Estimação da σ^2	34
4.1.1.3. Propriedades dos estimadores de mínimos quadrados	34
4.1.1.4. Testes de hipótese para a regressão linear múltipla	38
4.1.1.4.1. Testes para a significância	38
4.1.1.5. Mensuração da adequação do modelo	39
4.1.1.5.1. Coeficiente de determinação múltipla.....	39
4.1.1.5.2. Análise gráfica dos resíduos.....	40
4.1.1.6. Seleção de variáveis e construção de modelos.....	42
4.1.1.6.1. Critérios para seleção de variáveis	42
4.1.1.7. Método para construção do modelo	43
4.1.2. Coeficiente de correlação linear	45
4.1.3. Diagrama de Dispersão.....	47
4.2. BASE DE DADOS	47
4.2.1. Variáveis preditoras	47
5. RESULTADOS.....	52
5.1. ANÁLISES UNIVARIADAS	52
5.2. AJUSTES DOS MODELOS DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA	61
5.2.1. Ajuste do modelo para o primeiro conjunto de preditoras	62
5.2.2. Ajuste do modelo para o segundo conjunto de preditoras	63
5.2.3. Escolha do modelo e análise da adequação	64

6. CONCLUSÕES	67
ANEXO I.....	68
ANEXO II.....	70
BIBLIOGRAFIA	75

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Estatísticas descritivas das variáveis regressoras – Jan. a jun. de 2012	51
Tabela 1. Correlações para Finos (%) vs. variáveis preditoras- Jan. a jun. de 2012	59
Tabela 2. Correlações para Finos (%) vs. interações.....	60
Tabela 3. Regressão em etapas: Finos (%) <i>versus</i> primeiro conjunto de variáveis preditoras	70
Tabela 4. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) <i>versus</i> primeiro conjunto de preditoras (1ª versão).....	70
Tabela 5. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) <i>versus</i> primeiro conjunto de preditoras (2ª versão).....	71
Tabela 6. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) <i>versus</i> primeiro conjunto de preditoras (3ª versão).....	71
Tabela 7. Regressão em etapas: Finos (%) <i>versus</i> segundo conjunto de variáveis preditoras	72
Tabela 8. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) <i>versus</i> segundo conjunto de preditoras (1ª versão).....	72
Tabela 9. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) <i>versus</i> segundo conjunto de preditoras (2ª versão).....	73
Tabela 10. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) <i>versus</i> segundo conjunto de preditoras (3ª versão).....	73
Tabela 11. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) Log base 10 <i>versus</i> primeiro conjunto de preditoras (2ª versão adequada)	74

LISTA DE QUADROS

Quadro 1. Reações químicas da estação de sopro (oxidação)	19
Quadro 2. Reações químicas do forno panela (desoxidação e dessulfuração)	21
Quadro 3. Variáveis preditoras utilizadas no ajuste dos modelos de regressão linear múltipla.....	61
Quadro 4. Compostos e elementos químicos dos insumos utilizados no refino.....	68

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Representação esquemática e vista externa de uma panela montada.....	15
Figura 2. Estação de sopro móvel e acessórios	16
Figura 3. Abóboda do forno panela	17
Figura 4. Fluxograma simplificado do processo de refino	18
Figura 5. Processo de granulação	22
Figura 6. Tanque de granulação e instrumentos	23
Figura 7. Distribuidor	23
Figura 8. Distribuidor	24
Figura 9. Fluxograma simplificado do processo de granulação	25
Figura 10. Fluxo do metal líquido no processo da granulação	26
Figura 11. Gráfico de dispersão de Finos (%) vs. Tempo total de refino (hh:mm) – Jan. a jun. de 2012	53
Figura 12. Gráficos de dispersão para Finos (%) vs. Nitrogênio (nm ³) e Tempo total de refino (hh:mm) – Jan. a jun. de 2012.....	53
Figura 13. Gráficos de dispersão para Finos (%) vs. Oxigênio (nm ³)– Jan. a jun. de 2012	54
Figura 14. Gráficos de dispersão para Finos (%) vs. Liga de alumínio (kg), Liga de Ferro silício (kg), Cálcio silício (kg), Fluorita (kg), Cal calcítica (kg) e Cal caldolomítica (kg) – Jan. a jun. de 2012.....	55
Figura 15. Gráficos de dispersão para Finos (%) vs. Si (kg), Ca (kg), F (kg) e MgO (Kg) – Jan. a jun. de 2012	56
Figura 16. Gráficos de dispersão para Finos (%) vs. Vazão média do metal (t./min.) – Jan. a jun. de 2012	57
Figura 17. Gráficos de dispersão para Finos (%) vs. Temperatura final de ajuste (°c) e Temperatura média do metal no distribuidor (°c) – Jan. a jun. de 2012	57

Figura 18. Gráficos dos resíduos para o modelo ajustado para o primeiro conjunto de preditoras: probabilidade normal dos resíduos; resíduos vs. a reta; histograma; e resíduos em ordem de observação – Jan. a jun. de 2012 65

Figura 19. Gráficos dos resíduos para o modelo ajustado para o primeiro conjunto de preditoras (log base 10): probabilidade normal dos resíduos; resíduos vs. a reta; histograma; e resíduos em ordem de observação – Jan. a jun. de 2012 66

INTRODUÇÃO

A presente monografia se insere no escopo do Projeto “Gestão do Conhecimento Tácito: Capitalização da Experiência e Otimização de Resultados em Plantas Industriais”.¹ Em desenvolvimento no Departamento de Engenharia de Produção da Universidade Federal de Minas Gerais (DEP/UFMG), o projeto responde à demanda de solução de problemas operacionais observados em áreas específicas de uma planta industrial produtora de ferroníquel.

Acerca deste estudo, realizado na área do refino, a análise de regressão linear múltipla (ARLM) é apresentada como ferramenta de apoio para a resolução de um problema não estruturado na indústria, a saber, “a diminuição da geração de finos na granulação”. Em linhas gerais, os problemas não estruturados se caracterizam pela complexidade: contemplam um número potencialmente ilimitado de fatos e aspectos possivelmente relevantes, e a forma como interagem e determinam outros eventos não é clara. Problemas desse tipo não podem ser claramente definidos, pois apresentam uma ou mais variáveis desconhecidas ou que não podem ser determinadas com algum grau de confiança.

Diante do tipo de problema abordado, situada no campo da pesquisa-ação, a metodologia empregada, além da estatística, utilizou técnicas de observação etnográficas e participativa.² O intuito foi estabelecer uma combinação de métodos quantitativos e qualitativos.

Para tanto, foi realizado um trabalho prévio na área do refino que contemplou duas etapas:

- 1ª – Mapeamento da área, com o propósito de apreender os processos envolvidos na produção de ferroníquel e suas interfaces com demais áreas da planta;
- 2ª – Definição com a equipe do refino acerca do objeto de análise deste estudo, um problema não estruturado, vivenciado no seu cotidiano e com impacto sobre a variabilidade da planta, a saber, a “diminuição da geração de finos na granulação”.

¹ O projeto é realizado com o apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) e da Vale S.A (Edital FAPEMIG/FAPESP/FAPESPA/VALE S.A. – Processo número: TEC-RDP-00045-10).

² A pesquisa-ação refere-se a um tipo de pesquisa de base empírica, com concepção e execução atreladas a uma ação ou problema, cuja resolução pressupõe a atuação do grupo envolvido (especificamente, em relação ao refino, operadores, supervisores e engenheiro metalúrgico responsável) e dos pesquisadores (que não se restringe à observação) (THIOLLENT, 1997).

Uma vez definido o problema, buscou-se capitalizar a experiência operacional heterogeneamente distribuída entre as equipes de trabalho. Profissionais (com diferentes trajetórias) participaram da elaboração de hipóteses acerca do problema e seleção de variáveis preditoras para o ajuste de modelos de regressão linear múltipla.

Dessa maneira, este trabalho contempla a seguinte estrutura: (i) definição do problema; (ii) definição dos objetivos; (iii) descrição do processo da área do refino; (iv) considerações acerca da metodologia empregada e apresentação das técnicas estatísticas empregadas; (v) apresentação dos resultados; e (vii) conclusão.

1. O PROBLEMA DA PESQUISA

A produção de ferroníquel precisa atender a especificações previamente negociadas entre a área comercial e os clientes. Essas especificações contemplam características químicas e físicas. A principal característica física a ser atendida refere-se ao tamanho da partícula de granulado, a granulometria (CONTÃO, 2011b). O metal comercializado precisa estar entre 5 e 50 milímetros. As demais frações retornam ao processo de fusão acarretando maior consumo de insumos, energia e mão de obra (CONTÃO, 2011b).

Durante os últimos 6 meses de produção em 2012 (antes da interrupção das operações da planta), verificou-se que os finos correspondiam em média a 7,1% do total de ferroníquel granulado.

Dessa forma, o objetivo posto pela equipe foi o de esclarecer as causas da geração de finos, o que posteriormente possibilitará o ajuste dos parâmetros para melhoria do processo, e consequente alcance da redução do percentual de finos gerados na granulação.

2. OBJETIVOS

Este trabalho teve como objetivo geral identificar as variáveis preditoras mais significativas relativas ao problema vivenciado pela equipe da área do refino, “a diminuição de finos gerados na granulação”.

Para tanto, os objetivos específicos foram:

- Verificar a plausibilidade de hipóteses da equipe acerca do problema;
- Ajustar modelo de regressão linear múltipla envolvendo a variável resposta Finos (%) e as variáveis preditoras;
- Identificar as variáveis preditoras mais significativas para a posterior realização de testes em campo e ajuste dos parâmetros do processo.

3. O PROCESSO PRODUTIVO

Na unidade industrial analisada, a área do refino é a responsável pela última etapa da produção do ferroníquel, antes de sua estocagem para comercialização. O processo produtivo da área tem início a partir do vazamento do metal cru pela bica de metal do forno de redução, e finaliza com sua solidificação em grânulos.

A área do refino se divide em duas subáreas: a refinaria, composta por duas linhas de produção; e a estação de granulação, alimentada pelas duas linhas. Na refinaria, é realizada a preparação do banho de metal, antes de sua solidificação na forma de grânulos, o que ocorre na estação de granulação.

A seguir, são apresentados os dois processos realizados na área do refino. As informações aqui apresentadas foram coletadas a partir de conversas junto à equipe do refino e a partir da compilação de material institucional produzido na unidade.³

3.1. O PROCESSO DO REFINO

A refinaria recebe o ferroníquel cru da área da redução com pequenos teores de substâncias – silício (Si), carbono (C), fósforo (P) e enxofre (S) – que devem ser parcialmente retiradas do banho antes do processo de granulação, ou seja, sua solidificação. Esse processo é denominado refino.

Nesta subseção, o processo do refino é apresentado, com ênfase nas reações químicas que ocorrem entre o metal e os insumos químicos nele adicionados.

Contudo, antes, faz-se necessária a descrição sumária dos principais equipamentos que compõem cada uma das linhas de operação da refinaria.

3.1.1. Principais equipamentos da refinaria

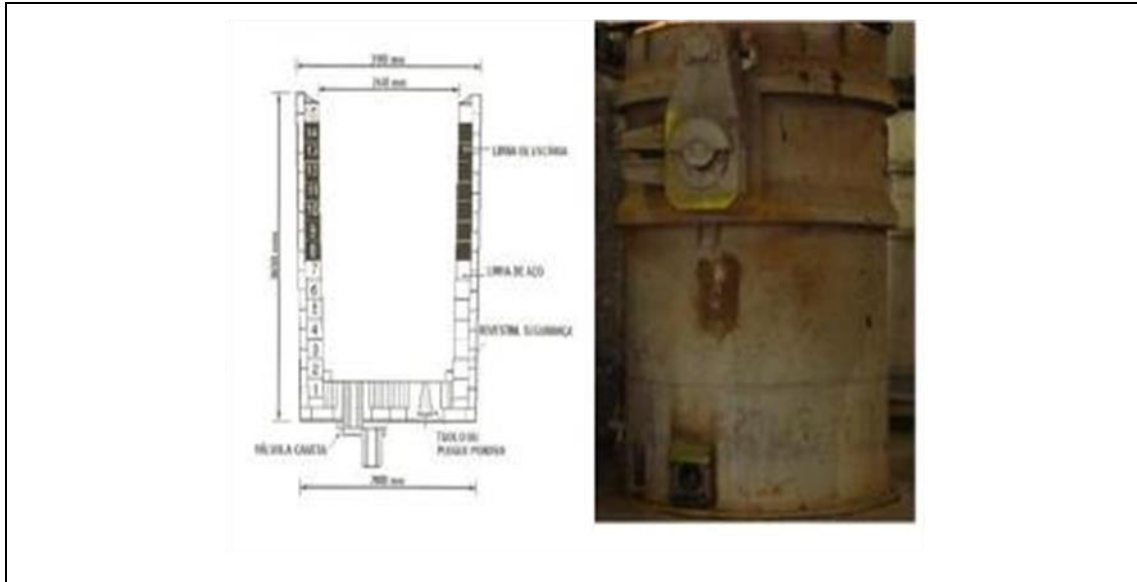
Cada uma das linhas da refinaria comporta os seguintes equipamentos, essenciais para entendimento do processo:

- 1.) **Panela:** Recipiente utilizado para receber o metal líquido do forno elétrico de redução, realizar seu refino e envio para a granulação. A panela, revestida por

³ A listagem do material institucional utilizada para a construção deste estudo pode ser consultada na seção Bibliografia ao final do mesmo.

tijolos refratários, possui um “plug poroso” pelo qual é injetado nitrogênio para fazer a homogeneização do metal (sistema de rinsagem), e uma válvula gaveta para o escoamento de metal pelo fundo durante a granulação. A panela possui a capacidade para tratamento de 65 toneladas de metal líquido.

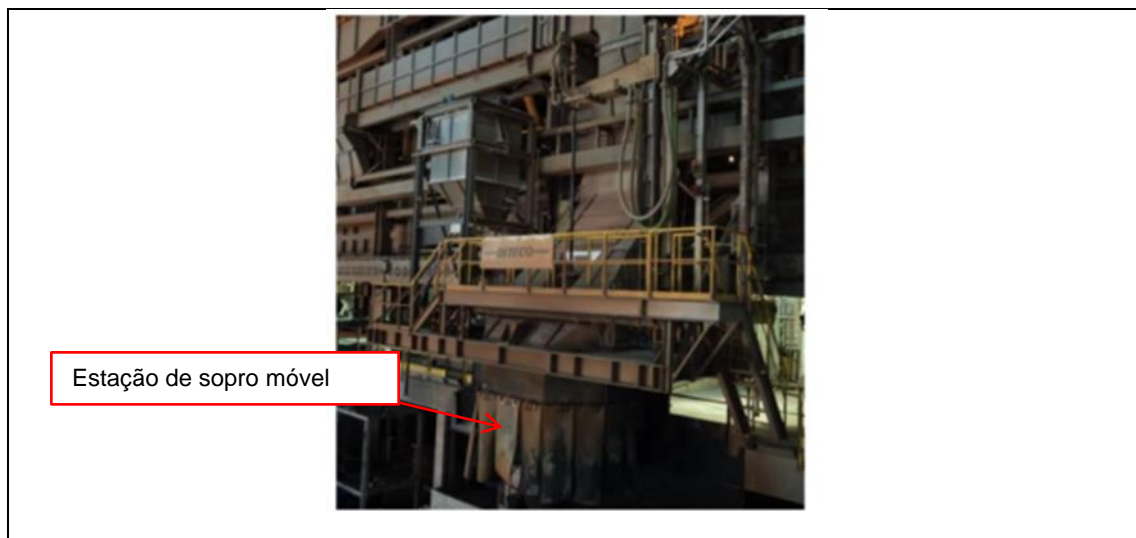
Figura 1. Representação esquemática e vista externa de uma panela montada



Fonte: CONTÃO, NETO e SILVA, s.d.a.

2.) Estação de sopro móvel: Além de uma lança refrigerada para sopro de oxigênio, a estação possui um silo para adição de insumo através de um alimentador vibratório, um funil para adição de areia de cromita e uma coifa conectada a um sistema de despoiramento que transladam juntamente com a estação. O sopro inicia-se após o vazamento do metal da bica do Forno Redutor (nível aproximado de 65 toneladas).

Figura 2. Estação de sopro móvel e acessórios



Fonte: CONTÃO, 2011 a.

3.) Forno panela: É onde ocorre o refino secundário do metal, ou seja, onde é realizado o ajuste da composição química final e de temperatura para envio para a granulação. O forno possui uma abóboda refrigerada que posicionada sobre a panela minimiza as perdas térmicas e oxidação do metal. A abóboda é composta por: tubulações soldadas, por onde circula a água que realiza a sua refrigeração; por uma camada de concreto refratário projetado; e por três suportes hidráulicos para sua sustentação e movimentação. Em sua parte superior central há um delta refratário que possui três furos para a passagem de eletrodos de grafite. A abóboda também possui um tubo de carga para adição de insumos, três portas de visita para observação, medições de temperatura e amostragem (CONTÃO, 2011 a).

Figura 3. Abóboda do forno panela



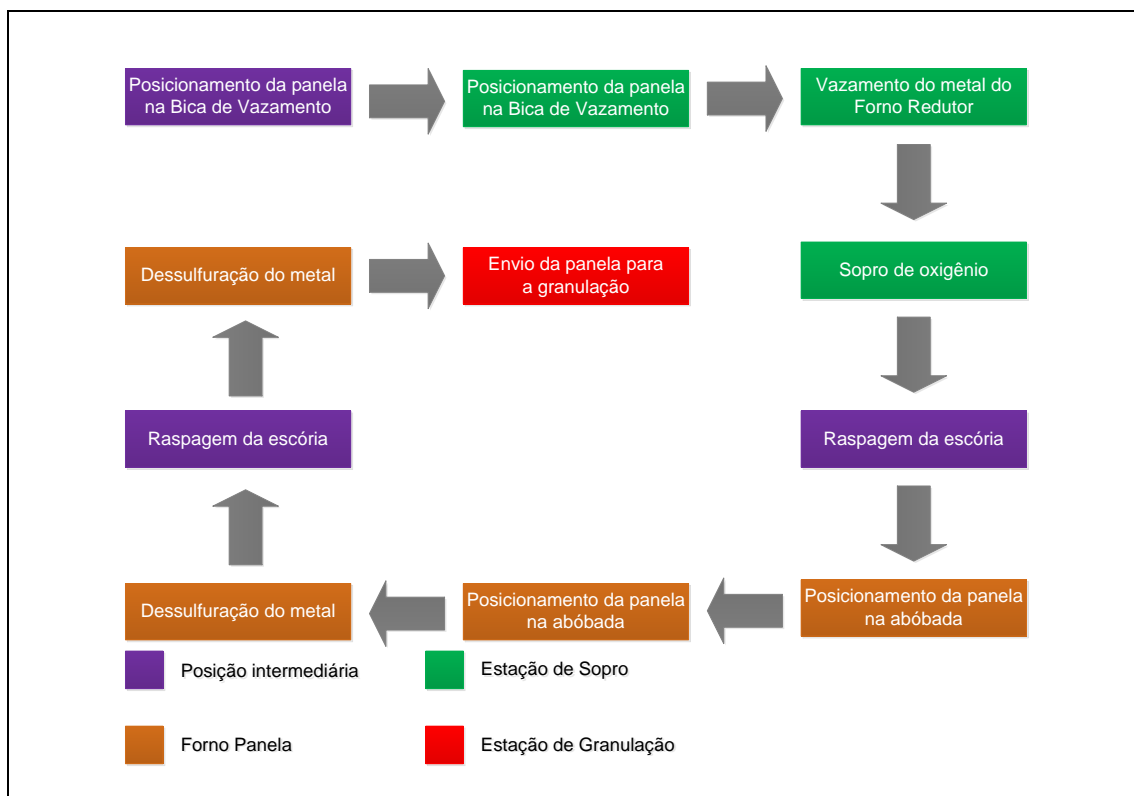
Fonte: CONTÃO, NETO e SILVA, s.d. a.

3.1.2. Etapas do processo do refino

Para fins analíticos, o processo do refino pode ser dividido nas seguintes etapas: preparação e posicionamento da panela na bica de vazamento; vazamento do metal do Forno de Redução; sopro de oxigênio (reações de oxidação); raspagem da escória de óxidos; redução do metal (reações de desoxidação e dessulfuração); raspagem da escória dessulfurante; e envio da panela para a estação de granulação.

Neste trabalho, interessa conhecer as relações químicas relacionadas ao processo de oxidação do metal, que ocorrem na Estação de sopro, e bem como aquelas relativas ao processo de dessulfuração do banho, que ocorrem no forno panela.

Figura 4. Fluxograma simplificado do processo de refino



Fonte: Elaborada pela autora.

3.1.2.1. Oxidação do metal

A oxidação consiste no processo de eliminação das impurezas do metal – silício, carbono e do fósforo – através da afinidade dessas substâncias pelo oxigênio. Em contato com o oxigênio essas substâncias formam óxidos que junto com a Cal (CaO) formam escória que será removida.

Durante o vazamento uma amostra do metal é coletada e enviada ao laboratório. A partir do resultado de sua análise química, que aponta os teores das substâncias a serem parcialmente reduzidas, é feito o cálculo da quantidade de insumos a serem adicionados ao banho de metal (oxigênio e cal).

A partir do momento que a panela é preenchida até um nível consistente de metal (aproximadamente 65 toneladas), inicia-se o sopro de oxigênio através de lança localizada na estação móvel.

A afinidade do Si e P pelo oxigênio permite que, através de sopro de oxigênio, essas impurezas oxidem e formem substâncias que passam a compor uma escória de óxidos (formada pela Cal) que sobrenada o metal, proporcionando a separação do metal e

impurezas por diferença de densidade. Abaixo é apresentado um quadro das reações químicas envolvidas nesse processo.

A oxidação do carbono gera os gases CO e CO₂, captados pelo sistema de exaustão da estação de sopro de oxigênio.

Quadro 1. Reações químicas da estação de sopro (oxidação)

Reações químicas	Detalhamento
$\text{Si} + \text{O}_2 = \text{SiO}_2$	Reação de oxidação do silício contido no metal cru. O silício se oxida com facilidade e o produto resultante é a sílica (SiO ₂), um óxido muito ácido que pode atacar o refratário da panela.
$2\text{P} + 5/2\text{O}_2 = \text{P}_2\text{O}_5$	Reação de oxidação do fósforo contido no metal cru. O fósforo se oxida também com facilidade, porém, o P ₂ O ₅ é muito instável, exceto na presença de FeO e CaO em excesso. Este óxido também apresenta caráter ácido.
$\text{P}_2\text{O}_5 + \text{CaO} = 3\text{CaO} \cdot \text{P}_2\text{O}_5$	Para formar a escória ideal para a desfosforação e para neutralização da sílica que é corrosiva ao refratário é adicionado cal ao metal. A molécula CaO forma junto com a molécula P ₂ O ₅ um composto estável a temperaturas inferiores a 1580°C.
$\text{C} + \text{O} = \text{CO} \text{ e } \text{CO}_2$	Reação de oxidação do carbono contido no metal cru. A oxidação do carbono gera os gases CO e CO ₂ , captados pelo sistema de exaustão da estação de sopro de oxigênio.
$\text{Fe} + \text{O} = \text{FeO}$	Reação de oxidação do ferro contido no metal cru. A grande disponibilidade de ferro e oxigênio no banho de metal formam grandes quantidades de FeO na escória durante e após o sopro de oxigênio. A escória rica em FeO, ou seja, suficientemente oxidada, fornece oxigênio para a formação e estabilização do P ₂ O ₅ na escória. Isso acontece porque o oxigênio apresenta maior afinidade pelo fósforo do que pelo ferro.
$2\text{Al} + 3/2\text{O}_2 = \text{Al}_2\text{O}_3$ $\text{FeSi} + \text{O}_2 = \text{SiO}_2$ + Fe (Líquido)	Nesta fase do processo podem ser adicionados à panela alumínio e ferrosilício como fonte de energia para aquecimento do metal, caso seja necessário aumento de temperatura para início da operação. O alumínio se oxida com facilidade e o produto resultante é a alumina (Al ₂ O ₃), um óxido anfótero que pode se comportar como ácido ou básico dependendo das características do meio.

Fonte: CONTÃO, NETO e SILVA, s.d. b.

3.1.2.2. Dessulfuração do metal

O processo de dessulfuração tem como objetivo reduzir o teor de enxofre (S) do metal. Nesta etapa, também realiza-se o ajuste do teor de silício (Si) e da temperatura do metal para o envio à granulação. A especificação exigida em relação a esses parâmetros é $S < 0,03\%$, $Si > 0,4\%$ e a temperatura aproximada em 1630°C (CONTÃO, 2011 a).

Assim que a panela é posicionada sob a abóbada do forno panela, uma segunda amostra é retirada do metal. De acordo com os resultados verificados da análise química, é calculada a quantidade de insumos adicionada ao banho durante esse processo.

Cal e fluorita são adicionadas ao banho de metal para a formação da primeira escória, e o forno panela é ligado. A fluorita promove a dissolução da cal e baixa o seu ponto de fusão, além de estimular a fluidificação da escória.

À medida que os reagentes são adicionados à panela, os eletrodos do forno são inseridos e a alimentação de energia é ligada (a aproximadamente 10 MW). O forno fornece energia para fundir os reagentes e aquecer o metal (e escória) para a temperatura requerida pela dessulfuração (até 1600°C).

Devido ao sopro, o excesso de oxigênio no metal e na escória, na forma de óxido de ferro (FeO), desloca a reação química de dessulfuração no sentido contrário e impedem a estabilização do CaS na escória. Com isso, torna-se necessário a realização da desoxidação antes da formação de escória dessulfurante. Os agentes desoxidantes utilizados neste processo são o alumínio e silício. Estes são utilizados na forma de ferrosilício e alumínio, nos formatos granulado, barra e fio. O Ferro silício e Alumínio em contato com o oxigênio forma, respectivamente, sílica (SiO_2) e alumina (Al_2O_3).

Após a desoxidação do metal, estando o Si em conformidade, conforme a massa fundida é aquecida (e agitada pelo nitrogênio soprado pelo “plug poroso”), o enxofre é transferido do metal para a escória. Uma vez que a escória está saturada com enxofre, a panela é movida de volta para a estação de remoção de escória. A etapa de dessulfuração é repetida quantas vezes forem necessárias para reduzir o teor de enxofre no metal para menos de $0,03\%$. O quadro a seguir apresenta as reações estequiométricas que ocorrem no forno panela.

Quadro 2. Reações químicas do forno panela (desoxidação e dessulfuração)

Reações químicas	Detalhamento
$\text{Si} + \text{O}_2 = \text{SiO}_2$ $2\text{Al} + 3/2\text{O}_2 = \text{Al}_2\text{O}_3$	Desoxidação do metal. Os agentes desoxidantes utilizados neste processo são o alumínio e silício. Estes são utilizados na forma de ferrosilício e alumínio em forma de granulado, barra e fio.
$\text{CaO} + \text{S} = \text{CaS} + \text{O}$	Dessulfuração do metal. Reação entre o S (enxofre) em contato com o CaO (presente na cal adicionada no banho), que forma CaS, que passa a compor a escória.
$\text{Fe} + \text{O} = \text{FeO}$	Na reação química acima, verifica-se que o oxigênio presente no CaO é liberado para a escória. Este reage quimicamente com Fe presente no metal e forma FeO na escória.

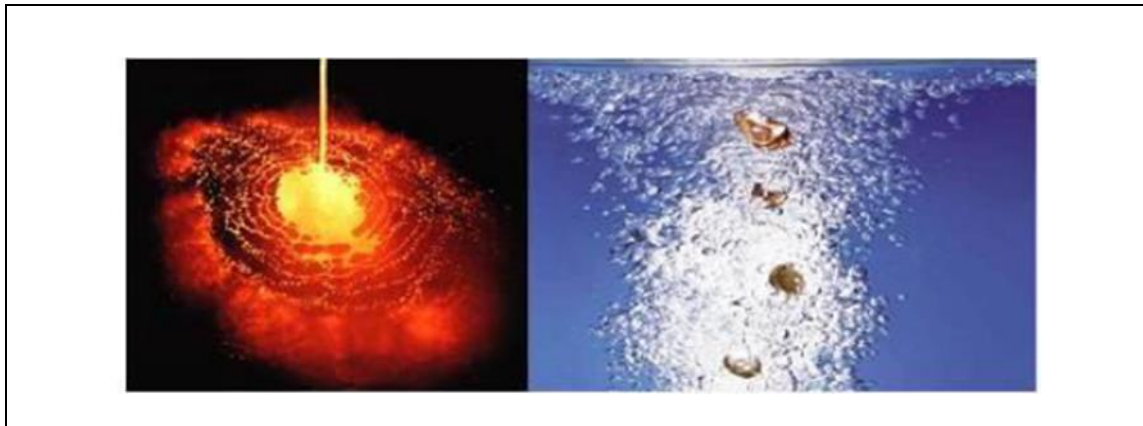
Fontes: CONTÃO, 2011 a.
 CONTÃO, NETO e SILVA, s.d. b.

Após a dessulfuração final, o metal é aquecido a aproximadamente 1630°C, antes de sua transferência para a Estação de Granulação.

3.2. O PROCESSO DA GRANULAÇÃO

O processo de granulação, em suma, consiste em despejar o metal no estado líquido em um tanque de água corrente para a sua solidificação. O contato do metal com a água promove a formação instantânea de grãos que tendem a submergir e acumular no fundo tanque (CONTÃO, 2011 b.). A Fig. 5 ilustra o momento em que o metal líquido entra em contato com a água e o metal após a granulação.

Figura 5. Processo de granulação



Fonte: CONTÃO, 2011, b.

Nesta subseção, é apresentado o processo de granulação. Para tanto, antes, faz-se necessária a descrição sumária dos principais equipamentos que compõem a estação de granulação.

3.2.1. Principais equipamentos da Estação de Granulação

Os equipamentos que compõem o sistema de granulação, considerados essenciais para o entendimento do processo de granulação, são:

- 1.) **Tanque de granulação e instrumentos:** Consiste no recipiente onde ocorre o contato entre o metal líquido e a água. Apresenta uma entrada de água em sua parte intermediária, uma saída de água em sua parte superior e uma saída de mistura de água e ferroníquel no fundo. Instrumentos medidores de temperatura, vazão e pressão estão posicionados no tanque para o controle da qualidade da água de entrada e saída do tanque (CONTÃO, 2011b).

Figura 6. Tanque de granulação e instrumentos



Fonte: CONTÃO, 2011 b.

- 2.) **Distribuidor:** Consiste em um tanque de aço revestido de refratário que possui uma válvula no fundo, permitindo a passagem do ferroníquel. O distribuidor é posicionado entre a panela e o disco da granulação.

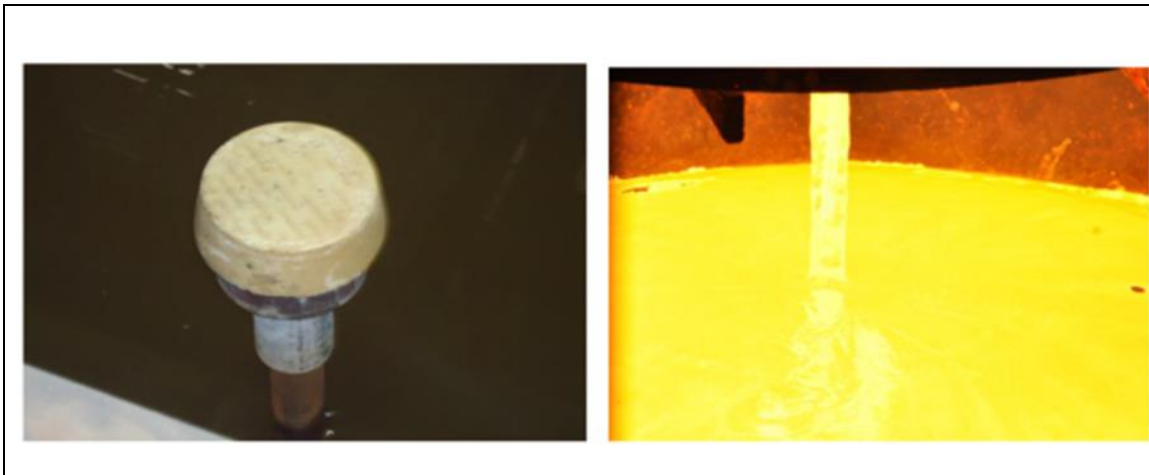
Figura 7. Distribuidor



Fonte: CONTÃO, 2011 b.

- 3.) **Disco refratário:** O disco refratário é posicionado abaixo da válvula do distribuidor, sobre uma haste centralizada no tanque de granulação. O disco refratário recebe o jato de metal que com o impacto, teoricamente, toma a forma de um guarda-chuva e, por isso, recebe o nome de “*umbrela*”. A “*umbrela*” gera gotas de metal, que ao entrarem em contato com a água se solidificam formando grânulos. A Fig. 8 ilustra a situação descrita.

Figura 8. Distribuidor

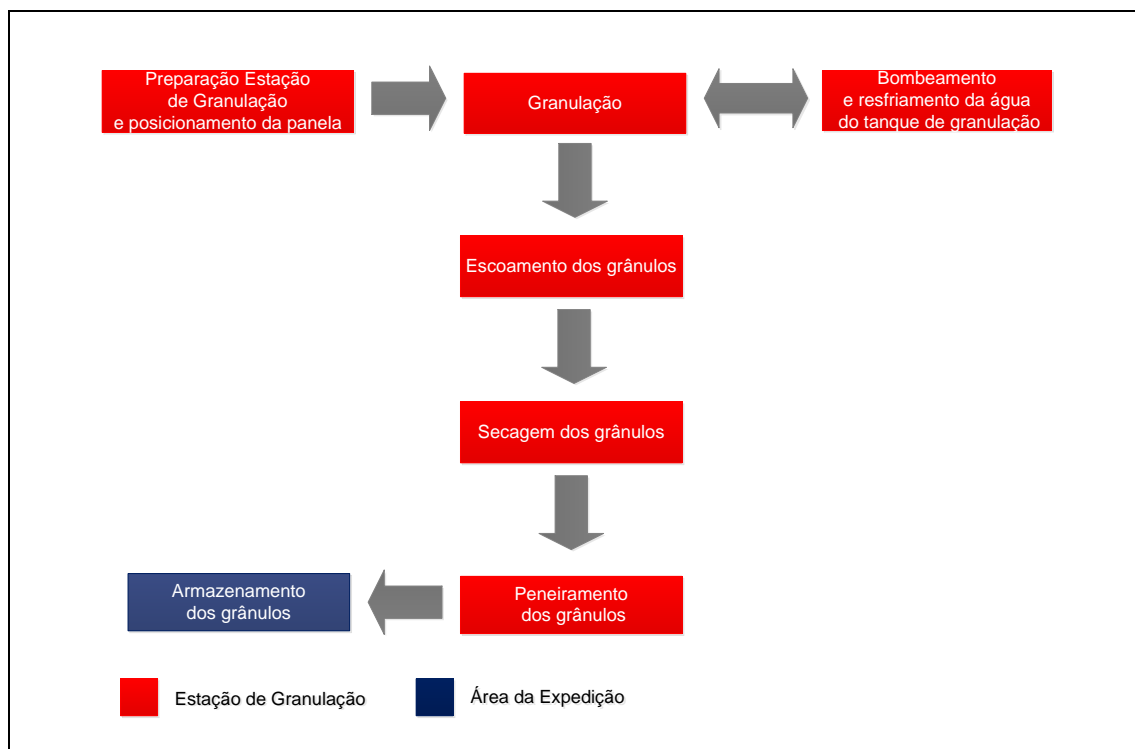


Fonte: CONTÃO, 2011 b.

3.2.2. Etapas do processo de granulação

Para fins analíticos, pode-se dividir o processo da granulação nas seguintes etapas: preparação da estação de granulação e posicionamento da panela; solidificação dos grânulos; escoamento dos grânulos do tanque de granulação; bombeamento e resfriamento da água do tanque de granulação; secagem, peneiramento, transporte e armazenamento dos grânulos. Para o trabalho apresentado é relevante a etapa de solidificação dos grânulos, a granulação em si.

Figura 9. Fluxograma simplificado do processo de granulação



Fonte: Elaborada pela autora.

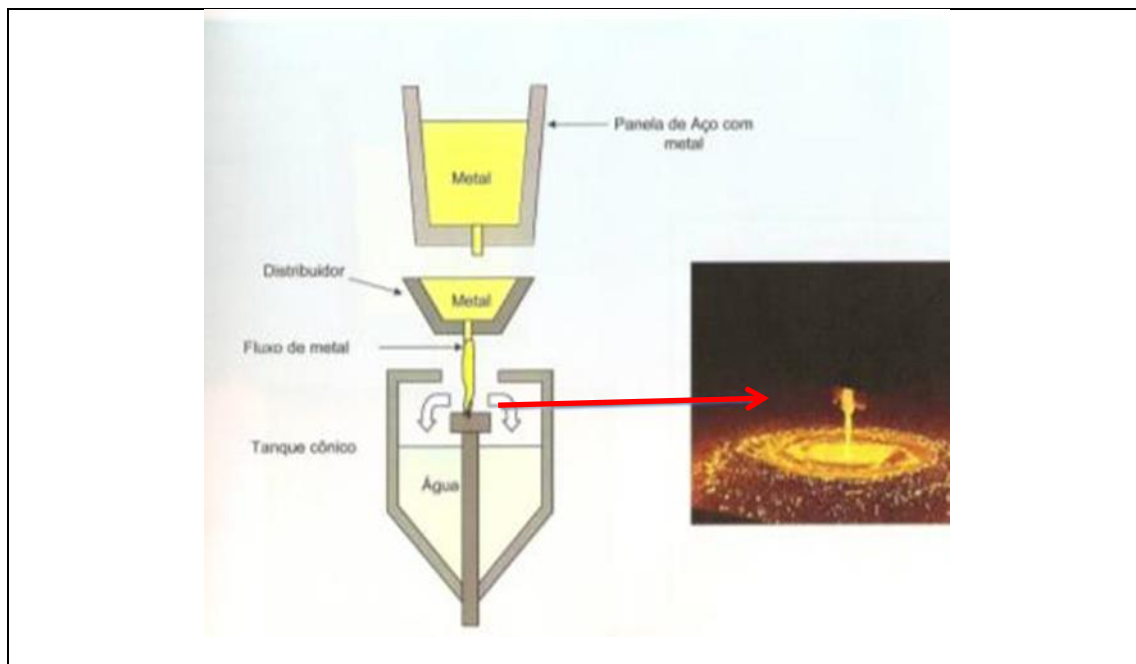
3.2.2.1. Granulação

Por uma das pontes rolantes, a panela cheia de ferroníquel refinado é trazida para o sistema de granulação e posicionada acima do tanque (onde permanece durante todo o ciclo). Um operador conecta o pacote hidráulico da válvula gaveta (guilhotina) localizada no fundo da panela. Através de uma botoeira, o operador pode então controlar remotamente a posição da válvula para iniciar e regular o fluxo de metal.

A granulação tem início quando a válvula gaveta é aberta. O metal flui do fundo da panela para o distribuidor pré-aquecido. A vazão de metal (nominalmente de 1.8 t/min) é monitorada pelo operador na estação de granulação. O metal coletado pelo distribuidor flui através do seu bocal. O contato do metal líquido com o disco faz com que o fluxo seja quebrado em gotas em forma de guarda-chuva e caia no banho de água. A parte exterior das gotas se solidifica em contato com ar, e dentro da água as gotas são totalmente solidificadas.

A granulação ocorre por aproximadamente 35 minutos, até que todo o metal esteja fora da panela.

Figura 10. Fluxo do metal líquido no processo da granulação



Fonte: VALE. CONTÃO, NETO e SILVA, s.d.c.

4. METODOLOGIA

De caráter exploratório, este estudo apresenta a Análise de Regressão Linear Múltipla como ferramenta de apoio para resolução de um problema não estruturado observado na área do refino de uma planta produtora de ferroníquel.

Acerca do problema colocado, a “diminuição da geração de finos na granulação”, é importante salientar o fato de ser observado em uma planta industrial recente. Suas operações tiveram início em 2011 – seu processo produtivo ainda não alcançou a produção nominal (prevista), encontrando-se na fase de *ramp-up* (crescimento). Soma-se a isso a pouca ou nenhuma experiência operacional em determinados procedimentos como a granulação, tecnologia pouco difundida na metalurgia e desconhecida da siderurgia de onde vários trabalhadores procedem.

Assim, o problema não dispõe de um quadro conceitual bem estruturado, ou literatura pertinente; suas causas não são claramente conhecidas ou socialmente acordadas entre todos os envolvidos; existe multiplicidade de possíveis soluções; e suas variáveis envolvem grande grau de incerteza. E como se pretende demonstrar, sua solução requer o emprego de duas metodologias comumente consideradas como parte de estratégias de pesquisa incompatíveis, a metodologia quantitativa e técnicas qualitativas de investigação.

Em decorrência do tipo de problema em análise e de sua relação com as decisões e estratégias da empresa para lidar com a variabilidade operacional, a postura investigativa adotada foi a colaborativa, pela qual o pesquisador é considerado como responsável por trazer os resultados da análise do trabalho e como facilitador para a construção de uma solução pelos atores da situação (FALZON, 2007).⁴

Para tanto, buscou-se capitalizar a experiência operacional heterogeneamente distribuída entre as equipes de trabalho e profissionais (com diferentes trajetórias). Hipóteses acerca do problema, elaboradas por eles, foram testadas por meio de técnicas estatísticas: 1.) análises univariadas: coeficiente de correlação linear e diagramas de dispersão; e 2.) ajuste de modelos de regressão linear múltipla.

Para a realização das análises foi empregado o *software* estatístico Minitab 16.

⁴ Essa postura o diferencia do consultor, para quem o problema é definido desde o início e para o qual ele detém os conhecimentos para sua solução, normalmente não disponíveis internamente nas equipes, e que, portanto, deve vir de fora.

4.1. TÉCNICAS ESTATÍSTICAS

Nesta subseção são apresentadas, de forma sucinta, as técnicas estatísticas empregadas nas análises.

4.1.1. Análise de regressão linear múltipla

A análise de regressão linear é uma técnica estatística de investigação e modelagem das relações entre duas variáveis ou mais. Essencialmente, consiste na determinação de uma equação matemática (modelo) capaz de descrever (quantificar) de maneira eficiente o efeito de uma variável X (preditora ou regressora) sobre outra Y (resposta ou de interesse) (MONTGOMERY & PECK, 1992).

Parte-se do pressuposto de que o valor esperado de uma variável (γ) é uma função linear de outra variável (x). Essa relação entre duas variáveis pode ser generalizada pela equação

$$\gamma = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad (4.1)$$

Onde β_0 é o intercepto e β_1 é a inclinação. O erro (ε) corresponde à parcela da variação dos dados que não pode ser explicada pela equação (MONTGOMERY & PECK, 1992).

Modelos que envolvem apenas uma variável preditora são denominados modelos de regressão linear simples. Modelos que envolvem k regressores, x_1, x_2, \dots, x_k , são chamados de modelos de regressão linear múltiplos (MONTGOMERY & PECK, 1992).

De acordo com Montgomery e Peck (1992), os modelos de regressão linear múltipla são expressos da seguinte forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \varepsilon \quad (4.2)$$

Algumas vezes, β_1 e β_2 são chamados de coeficientes parciais da regressão. Isso, porque β_1 mede a variação esperada em Y , por unidade de variação em x_1 , quando x_2 é

mantido constante; e β_2 mede a variação esperada em Y , por unidade de variação em x_2 , quando x_1 é mantido constante (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

Ainda de acordo com esses autores, modelos que incluem interação podem ser analisados pelos métodos de regressão linear múltipla. Uma interação entre duas regressoras pode ser representada por um termo de produto cruzado no modelo, como

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \varepsilon \quad (4.3)$$

Se $x_3 = x_1 x_2$ e $\beta_3 = \beta_{12}$, então a Equação 4.3 pode ser escrita da seguinte forma

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \varepsilon$$

Comumente, a interação implica que o efeito produzido pela variação de uma variável (x_1 , por exemplo) depende do nível de outra variável (x_2) (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

É importante atentar para o fato de que o adjetivo linear é empregado para indicar que o modelo é linear quanto aos parâmetros, $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$, não porque Y é uma função linear do conjunto de x observado (MONTGOMERY & PECK, 1992).

4.1.1.1. Estimação de β_0 e $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j$

O método dos mínimos quadrados pode ser aplicado para estimar os coeficientes de regressão no modelo de regressão múltipla. Suponha que $n > k$ observações estejam disponíveis e seja x_{ij} a i -ésima observação ou nível da variável x_j . Segundo Montgomery e Peck (1992), assume-se que o termo do erro ε no modelo tem $E(\varepsilon) = 0$ e $V(\varepsilon) = \sigma^2$, e que os erros são não correlacionados. Pode-se escrever o modelo da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
Y &= \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \\
&= \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n
\end{aligned} \tag{4.4}$$

De acordo com esses autores, a função dos mínimos quadrados é a seguinte:

$$\begin{aligned}
S(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k) &= \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 \\
&= \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij})^2
\end{aligned} \tag{4.5}$$

Sendo que as estimativas precisam satisfazer

$$\frac{\partial S}{\partial \beta_0} | \hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij}) = 0 \tag{4.6}$$

e

$$\frac{\partial S}{\partial \beta_j} | \hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij}) x_{ij} = 0, \quad j = 1, 2, \dots, k \tag{4.7}$$

De acordo com Montgomery e Peck (1992), é mais conveniente lidar com modelos de regressão múltipla se forem expressos em notação de matriz:

$$y = X\beta + \varepsilon$$

Onde

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ y_3 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} \\ \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \beta_k \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\epsilon} = \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \epsilon_n \end{bmatrix}$$

Em geral, \mathbf{y} é um vetor ($n \times 1$) das observações, \mathbf{X} é uma matriz ($n \times p$) dos níveis das variáveis independentes, $\boldsymbol{\beta}$ é um vetor ($p \times 1$) dos coeficientes de regressão e $\boldsymbol{\epsilon}$ é um vetor ($n \times 1$) dos erros aleatórios (MONTGOMERY & PECK, 1992).

Conforme Montgomery e Peck (1992), deseja-se encontrar o vetor de estimadores de mínimos quadrados que minimiza

$$S(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \boldsymbol{\epsilon}'\boldsymbol{\epsilon} = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})' (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})$$

Nota-se que $S(\boldsymbol{\beta})$ pode ser expresso como

$$\begin{aligned} S(\boldsymbol{\beta}) &= \mathbf{y}'\mathbf{y} - \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{y} - \mathbf{y}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\ &= \mathbf{y}'\mathbf{y} - 2\boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{y} - \mathbf{y}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \end{aligned} \quad (4.8)$$

De acordo com Montgomery e Peck (1992), os estimadores mínimos precisam satisfazer

$$\frac{\partial S}{\partial \beta} |_{\hat{\beta}} = -2X'y + 2X'X\hat{\beta} = 0$$

Que simplifica

$$X'X\hat{\beta} = X'y \quad (4.9)$$

Segundo os autores, a Equação 4.9 refere-se a uma equação normal de mínimos quadrados. Para solucionar esta equação é necessário multiplicar seus dois lados pelo inverso de $X'X$. Dessa maneira, a estimativa dos mínimos quadrados de β é

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'y \quad (4.10)$$

Fornecida por $(X'X)^{-1}$ existente. A matriz $(X'X)^{-1}$ sempre existe se os regressores são linearmente independente, isso é, se na coluna da matriz X' é uma combinação linear das outras colunas (MONTGOMERY & PECK, 1992). Escrevendo em detalhes, tem-se:

$$\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_{i1} & \sum_{i=1}^n x_{i2} & \dots & \sum_{i=1}^n x_{ik} \\ \sum_{i=1}^n x_{i1} & \sum_{i=1}^n x_{i1}^2 & \sum_{i=1}^n x_{i1}x_{i2} & \dots & \sum_{i=1}^n x_{i1}x_{ik} \\ \sum_{i=1}^n x_{i2} & \sum_{i=1}^n x_{i2}x_{i1} & \sum_{i=1}^n x_{i2}^2 & \dots & \sum_{i=1}^n x_{i2}x_{ik} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_{ik} & \sum_{i=1}^n x_{ik}x_{i1} & \sum_{i=1}^n x_{ik}x_{i2} & \dots & \sum_{i=1}^n x_{ik}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \vdots \\ \hat{\beta}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n y_i \\ \sum_{i=1}^n x_{i1}y_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_{ik}y_i \end{bmatrix}$$

Se a multiplicação matricial indicada for realizada, resultará na forma escalar das equações normais. Nessa forma, é fácil ver que $X'X$ é uma matriz simétrica ($p \times p$) e

$\mathbf{X}'\mathbf{y}$ é um vetor coluna ($p \times 1$). Nota-se que na estrutura especial da matriz $\mathbf{X}'\mathbf{X}$: os elementos da diagonal são as soma dos quadrados dos elementos nas colunas de \mathbf{X} ; e os elementos fora da diagonal são as somas dos produtos cruzados dos elementos nas colunas de \mathbf{X} . Além disso, os elementos de $\mathbf{X}'\mathbf{y}$ são as somas dos produtos cruzados das colunas de \mathbf{X} e das observações $\{\mathbf{y}_1\}$ (MONTGOMERY & PECK, 1992).

De acordo com Montgomery e Peck (1992), a reta ajustada do modelo de regressão corresponde aos níveis das variáveis regressoras $\mathbf{x}' = [1, x_1, x_2, \dots, x_k]$ é

$$\begin{aligned}\hat{y} &= \mathbf{x}'\hat{\boldsymbol{\beta}} \\ &= \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_j\end{aligned}$$

O vetor da reta de valores $\hat{\mathbf{y}}_j$ correspondente aos valores observados de \mathbf{y}_i é

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{y}} &= \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} \\ &= \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y} \\ &= \mathbf{H}\mathbf{y}\end{aligned}\tag{4.11}$$

A matriz ($p \times p$) $\mathbf{H} = \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'$ é comumente chamada de matriz “chapéu” porque mapeia o vetor dos valores observados entre o vetor da reta de valores. A matriz chapéu e suas propriedades determinam a regra central na análise de regressão (MONTGOMERY & PECK, 1992).

A diferença entre os valores y_i e o valor correspondente da reta \hat{y}_i é o residual $e_i = y_i - \hat{y}_i$. Os n resíduos podem ser convenientemente escritos na notação como

$$e = y - \hat{y} \quad (4.12)$$

4.1.1.2. Estimação da σ^2

Em um modelo de regressão linear múltipla é importante estimar σ^2 , a variância do termo do erro ϵ . Um estimador não tendencioso de σ^2 é

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n-p} = \frac{SQ_E}{n-p} \quad (4.13)$$

O numerador é chamado de erro ou de soma dos resíduos, e o denominador, $n - p$, de graus de liberdade do erro ou do resíduo (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

Pode-se, de acordo com Montgomery e Runger (2009), utilizar uma fórmula para calcular o SQ_E , como a seguir

$$SQ_E = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \mathbf{e}'\mathbf{e}$$

4.1.1.3. Propriedades dos estimadores de mínimos quadrados

Montgomery e Runger (2009) relembram que os estimadores de mínimos quadrados dos coeficientes de regressão podem ser vistos como variáveis aleatórias, dessa forma pode-se usar as propriedades de esperança estatística para mostrar que o seu valor esperado seja

$$E(\hat{\beta}_1) = \beta_1 \quad (4.14)$$

Segundo Montgomery e Peck (1992), de maneira similar, para a interseção, $\hat{\beta}_0$, pode-se mostrar que

$$E(\hat{\beta}_0) = \beta_0 \quad (4.15)$$

Considerando, agora, a variância de $\hat{\beta}_1$, para cada termo na soma é $c_i^2 V(y_i)$, assume-se que $V(Y_i) = \sigma^2$, conseqüentemente,

$$\begin{aligned} V(\hat{\beta}_1) &= \sigma^2 \sum_{i=1}^n c_i^2 = \frac{\sigma^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{S_{xx}^2} \\ &= \frac{\sigma^2}{S_{xx}} \end{aligned} \quad (4.16)$$

A variância de $\hat{\beta}_0$ é calculada da seguinte forma

$$\begin{aligned} V(\hat{\beta}_0) &= V(\bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}) \\ &= V(\bar{y}) + \bar{x}^2 V(\hat{\beta}_1) - 2\bar{x} \text{Cov}(\bar{y}, \hat{\beta}_1) \end{aligned}$$

Já que a variância de \bar{y} é $V(\bar{y}) = \sigma^2/n$ e a covariância entre \bar{y} e $\hat{\beta}_1$ pode ser diferente de zero, temos:

$$\begin{aligned} V(\hat{\beta}_0) &= V(\bar{y}) + \bar{x}^2 V(\hat{\beta}_1) \\ &= \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{S_{xx}} \right] \end{aligned} \quad (4.17)$$

Um aspecto importante acerca da qualidade dos estimadores de mínimos quadrados é que são não tendenciosos, e apresentam variância mínima quando comparados com todos os outros estimadores não tendenciosos que são combinações lineares de y_i . Frequentemente se diz que os estimadores de mínimos quadrados são os melhores

estimadores lineares não tendenciosos, quando o melhor significa variância mínima (MONTGOMERY & PECK, 1992).

Montgomery e Peck (1992) apresentam outras importantes propriedades para os estimadores de mínimos quadrados:

- 1.) A soma dos resíduos em qualquer modelo de regressão, que contém um intercepto $\hat{\beta}_0$ é sempre zero, isso é:

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) = \sum_{i=1}^n e_i = 0$$

- 2.) A soma das observações dos valores y_i é igual a soma dos valores da reta \hat{y}_i

$$\sum_{i=1}^n y_i = \sum_{i=1}^n \hat{y}_i$$

- 3.) A linha da regressão de mínimos quadrados sempre passa pelo centroide, o ponto (\bar{y}, \bar{x}) dos dados.
- 4.) A soma dos resíduos ponderada por correspondente valor da variável regressora sempre é igual a zero.

$$\sum_{i=1}^n x_i e_i = 0$$

- 5.) A soma dos resíduos ponderada pelo correspondente valor da reta sempre é igual a zero.

$$\sum_{i=1}^n \hat{y}_i e_i = 0$$

De acordo com Montgomery & Peck (1992), paralelamente, as propriedades dos estimadores de mínimos quadrados de regressão múltipla podem ser facilmente demonstradas, primeiramente, considerando:

$$\begin{aligned}
E(\hat{\beta}) &= E[(X'X)^{-1}X'y] \\
&= E[(X'X)^{-1}X'(X\beta + \epsilon)] \\
&= E[(X'X)^{-1}X'X'\beta + (X'X)^{-1}X'\epsilon] \\
&= E[(X'X)^{-1}X'X'\beta + (X'X)^{-1}X'\epsilon] \\
&= \beta
\end{aligned}$$

sendo $E(\epsilon) = 0$ e $(X'X)^{-1}X'X = \mathbf{1}$. Assim, $\hat{\beta}$ é um estimador não-tendencioso de β .

A propriedade da variância de $\hat{\beta}$ é expressa pela covariância da matrix

$$Cov(\hat{\beta}) = E\{[\hat{\beta} - E(\hat{\beta})][\hat{\beta} - E(\hat{\beta})]'\}$$

De acordo com Montgomery e Runger (2009), as variâncias dos $\hat{\beta}$'s são expressas em termos dos elementos da matriz inversa de $X'X$. A inversa de $X'X$ multiplicada pela constante σ^2 representa a matriz de covariância dos coeficientes de regressão $\hat{\beta}$. Os elementos da diagonal de $\sigma^2(X'X)^{-1}$ consistem nas variâncias de $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j$, enquanto os elementos fora da diagonal dessa matriz são as covariâncias. Geralmente, a matriz de covariância de $\hat{\beta}$ é uma matriz simétrica ($p \times p$), cujo enésimo elemento é a variância de $\hat{\beta}_j$, cujo enésimo elemento é a covariância entre $\hat{\beta}_i$ e $\hat{\beta}_j$, ou seja,

$$Cov(\hat{\beta}) = \sigma^2 (\mathbf{X}' \mathbf{X})^{-1} = \sigma^2 \mathbf{C}$$

As estimativas das variâncias desses coeficientes de regressão são obtidas trocando σ^2 por uma estimativa. Quando σ^2 é trocado por uma estimativa $\hat{\sigma}^2$, a raiz quadrada da variância estimada do j-ésimo coeficiente de regressão é chamado de erro padrão estimado de $\hat{\beta}_j$ ou $ep(\hat{\beta}_j) = \sqrt{\hat{\sigma}^2 C_{jj}}$. Esses erros padrão são uma medida útil da precisão de estimação para os coeficientes de regressão; erros padrão pequenos implicam boa precisão (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

4.1.1.4. Testes de hipótese para a regressão linear múltipla

Em problemas de regressão linear múltipla alguns testes de hipótese acerca dos parâmetros do modelo são usados na mensuração da adequação do modelo, bem como para seleção das variáveis regressoras.

4.1.1.4.1. Testes para a significância

O teste para a significância da regressão é um teste para determinar a existência de uma relação linear entre a variável de resposta y e um conjunto de regressores x_1, x_2, \dots, x_k . As hipóteses relativas ao teste são

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0 \text{ para no mínimo um } j \quad (4.18)$$

A rejeição de H_0 implica que no mínimo uma das variáveis regressoras x_1, x_2, \dots, x_k contribui significativamente para o modelo.

A estatística de teste utilizada para $H_0 = \beta_1 = \beta_2 = \beta_k = 0$ é o Teste ANOVA

$$F_0 = \frac{SQ_R/k}{SQ_E/(n-p)} = \frac{MQ_R}{MQ_E} \quad (4.19)$$

Deve-se rejeitar a hipótese H_0 se o valor calculado para a estatística de teste da for maior que $f_{\alpha,k,n-p}$.

4.1.1.5. Mensuração da adequação do modelo

Após o ajuste do modelo de regressão é necessário verificar sua adequação aos dados, para tanto, neste estudo empregou-se o coeficiente de determinação múltipla e a análise gráfica de resíduos.

4.1.1.5.1. Coeficiente de determinação múltipla

O coeficiente de determinação consiste em uma grandeza para medir a proporção da variabilidade total da variável resposta considerado pelo modelo de regressão ajustado. Segundo Montgomery e Peck (1992) R^2 é definido como

$$R^2 = \frac{SS_R}{SS_T} = 1 - \frac{SS_E}{SS_T} \quad (4.20)$$

O valor de R^2 precisa $0 \leq R^2 \leq 1$. Não obstante, um valor alto de R^2 não implica necessariamente que o modelo de regressão é bom. Ao adicionar um regressor ao modelo sempre haverá um incremento em R^2 , isso independentemente do regressor contribuir efetivamente ou não para a explicação da variabilidade da variável resposta. Assim, é possível para um modelo ter um valor alto para R^2 e ao mesmo tempo ser pobre em predição ou estimação (MONTGOMERY & PECK, 1992).

Diante disso, alguns analistas preferem usar a estatística do R^2 ajustado porque o comum sempre aumenta quando uma nova variável é adicionada ao modelo de regressão. Consequentemente, isso frequentemente contribui para que sejam adicionados termos desnecessários ao modelo. Já o R^2 ajustado penaliza o analista que inclui desnecessariamente variáveis no modelo (MONTGOMERY & PECK, 1992).

Define-se o R^2 , \bar{R}^2 , através da substituição de SS_E e SS_T na Equação 4.19 pelas médias quadradas correspondentes, isto é

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{\frac{SS_E}{n-p}}{\frac{SS_T}{n-1}} = 1 - \frac{n-1}{n-p} (1 - R^2) \quad (4.21)$$

4.1.1.5.2. Análise gráfica dos resíduos

Montgomery e Peck (1992) consideram que os resíduos do modelo de regressão múltipla desempenham um importante papel no julgamento da adequação do modelo de regressão linear

Os principais pressupostos estabelecidos na análise de regressão que devem ser respeitados são:

1. A relação entre Y e X é linear, ou no mínimo bem próxima da reta estimada;
2. O termo do erro ε tem média zero;
3. O termo do erro ε tem variância constante;
4. Os erros são não correlacionados;
5. Os erros são normalmente distribuídos.

Deve-se sempre considerar a validade desses pressupostos na condução da análise na adequação dos modelos aos dados.

A análise gráfica é considerada instrutiva para detectar desvios de normalidade, verificar a variância, bem como a necessidade de inclusão de termos adicionais no modelo. Especificamente, neste estudo são usados os seguintes tipos de gráficos:

1. **Histograma**
Através deste gráfico, que apresenta a disposição dos resíduos de forma univariada, é possível perceber características como variabilidade e forma.
2. **Probabilidade normal dos resíduos**
Este gráfico é projetado para que a distribuição normal cumulativa seja traçada como uma linha reta. Seja $e_{[1]} < e_{[2]} < \dots < e_{[n]}$ os resíduos ranqueados em ordem crescente. Plotando-se $e_{[1]}$ contra a probabilidade cumulativa $P_i = (i - \frac{1}{2})/n$, $i = 1, 2, \dots, n$, da distribuição normal, os pontos resultantes devem estar próximos a uma linha reta. A linha reta é

geralmente determinada visualmente, com destaque para os valores centrais. Quebras substanciais da linha reta indicam que a distribuição não é normal (MONTGOMERY & PECK, 1992).

3. Resíduos *versus* a reta \hat{y}_i , $i = 1, 2, \dots, k$.

O gráfico de resíduos versus os valores correspondentes da reta é usado para detectar padrões recorrentes de inadequação dos modelos de regressão, alguns deles são: (a) resíduos distribuídos em uma faixa horizontal, o que indica que o modelo ajustado não apresenta defeitos óbvios; (b) resíduos em forma de funil, que implica que a variância é uma função crescente ou decrescente de y ; nesses casos, transformações na resposta são frequentemente utilizadas para eliminação do problema. As transformações amplamente usadas para estabilizar a variância incluem o uso de \sqrt{y} , $\ln y$ ou $1/y$ como resposta; (c) resíduos em forma de arco duplo geralmente ocorrem quando y é uma proporção entre zero e 1, também indica problemas de variância; (d) a forma de arco único é observada em caso de não linearidade, ou seja, inadequação do modelo, neste caso, existe a presença de termos de ordens maiores (x^2 , x^3 , ..., x^n), e deve ser considerada uma transformação sobre a variável x ou a variável y (ou em ambas), bem como a inclusão de outros regressores (MONTGOMERY & PECK, 1992; MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

4. Resíduos em ordem de observação

A plotagem dos resíduos em ordem de observação pode indicar que a variância muda com o tempo ou a necessidade de inclusão de termos lineares ou quadráticos no modelo. O gráfico sequencial no tempo dos resíduos pode demonstrar ainda que os erros de um determinado período são correlacionados com aqueles de períodos anteriores. A correlação entre os erros de diferentes períodos de tempo é chamada de autocorrelação (MONTGOMERY & PECK, 1992).

4.1.1.6. Seleção de variáveis e construção de modelos

A experiência prévia ou considerações teóricas pertinentes ao problema analisado, algumas vezes, podem auxiliar a especificar o conjunto de variáveis a serem usadas no modelo. Para alguns problemas, no entanto, a solução envolve a seleção das regressoras a partir de um conjunto que inclui, provavelmente, todas as variáveis relevantes para a variável resposta. Nessas situações, deseja-se dois objetivos conflitantes: selecionar variáveis regressoras suficientes para que o modelo desempenhe adequadamente sua função; e que apresente o menor número de variáveis possíveis, de modo a torná-lo de fácil assimilação e uso (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

A seguir são apresentados os critérios de seleção utilizados neste trabalho, bem como o método de construção dos modelos adotados.

4.1.1.6.1. Critérios para seleção de variáveis

Neste trabalho, optou-se por utilizar como critério de seleção do modelo o R^2 ajustado e o fator de inflação da variância (*VIF*).

1. R^2 ou R^2 ajustado

Um critério comumente usado para avaliar modelos de regressão baseia-se no valor de R^2 ou de R^2 ajustado. Basicamente, o analista continua a aumentar o número de variáveis possíveis no modelo até que o incremento verificado com a inclusão de uma variável seja pequeno. Frequentemente, em certo ponto o valor de R^2 se estabiliza e começa a diminuir quando variáveis são acrescentadas ao modelo. O modelo que maximiza o R^2 ajustado é considerado a melhor equação de regressão.

2. Fator de inflação da variância (*VIF*)

Na maioria dos problemas de regressão múltipla, podem ocorrer dependências também entre as variáveis regressoras. Em situações nas quais essas dependências são fortes, se diz que existe multicolineariedade. Isso pode acarretar vários efeitos sobre as estimativas dos coeficientes de regressão e na aplicabilidade do modelo (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

De acordo com Montgomery e Runger (2009), sendo R_j^2 o coeficiente de determinação múltipla, resultante da regressão de x_j nas outras $K - 1$ variáveis regressoras, quanto mais forte for a dependência linear de x_j nos regressores restantes e, por conseguinte, mais forte a multicolinearidade, maior será o valor de R_j^2 . O Fator de Inflação da Variância para $\hat{\beta}_j$ é definido como

$$VIF(\beta_j) = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (4.22)$$

Quanto maior é o fator de inflação de variância, mais severo é seu impacto. Alguns autores sugerem que a multicolinearidade é um problema se qualquer fator de inflação de variância exceder a 10. Já outros sugerem que esse valor não deve exceder a 4 ou 5. Outra forma de identificar a presença de multicolinearidade é se o teste F for significativo, e os testes para os coeficientes individuais não forem (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

4.1.1.7. Método para construção do modelo

Segundo Montgomery e Peck (1992), pelo fato de que avaliar todas as possíveis regressões pode ser enfadonho, vários métodos computacionais foram criados para que caiba ao pesquisador avaliar apenas um pequeno número de modelos de regressão.

O método de regressão em etapas (*stepwise*) é provavelmente a técnica mais largamente utilizada de seleção de variáveis. O procedimento constrói iterativamente uma sequência de modelos de regressão pela adição ou remoção de variáveis em cada etapa (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

O critério para adicionar ou remover uma variável em qualquer etapa é, geralmente, expresso em termos de um teste parcial F . Seja f_{entra} o valor da variável aleatória F para adicioná-la ao modelo, e seja f_{sai} o valor para remover uma variável do modelo. A regressão *Stepwise* requer dois valores corte para f_{entra} e f_{sai} . Algumas análises preferem utilizar $F_{entra} = F_{sai}$, apesar disto não ser necessário. Frequentemente utiliza-

se $F_{entra} > F_{sai}$, tornando relativamente mais difícil adicionar uma regressora do que deletar uma (MONTGOMERY & PECK, 1992; MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

A regressão em etapas inicia-se formando um modelo com a variável regressora que apresente a mais alta correlação com a variável resposta Y . Essa variável também será o regressor que tiver produzido a maior estatística F

$$F_j = \frac{SQ_R(\beta_j | \beta_1, \beta_0)}{MQ_E(x_j, x_1)} \quad (4.23)$$

Supondo-se que na primeira etapa, x_1 seja selecionada. Na segunda etapa, as $K - 1$ variáveis candidatas resultantes são examinadas e a variável para qual a estatística parcial F é um máximo, é adicionada à equação, desde que $f_j > f_{entra}$ (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

Conforme Montgomery e Runger (2009), na Equação 4.23, $MQ_E(x_j, x_1)$ denota a média quadrática do erro para o modelo contendo x_1, x_j . Suponha que esse procedimento indique que x_2 deve ser adicionada ao modelo. Agora, o algoritmo de regressão em etapas determina se a variável x_1 adicionada na primeira etapa deverá ser removida. Isso é feito através do cálculo da estatística F

$$F_1 = \frac{SQ_R(\beta_1 | \beta_2, \beta_0)}{MQ_E(x_1, x_2)} \quad (4.24)$$

Se o valor calculado $f_1 < f_{sai}$, a variável x_1 , será removida; caso contrário, ela será retida e haverá a tentativa de se adicionar outro regressor ao modelo contendo x_1 e x_2 (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

Em cada etapa, geralmente, examina-se o conjunto dos regressores candidatos restantes e o regressor com a maior estatística parcial F entra, desde que o valor observado de f exceda f_{entra} . Então, a estatística parcial F para cada regressor é calculada e o regressor com o menor valor observado de F será removido se o f observado $< f_{sai}$. O procedimento continua até que nenhum outro regressor possa ser adicionado ou removido do modelo (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

A regressão em etapas é quase sempre feita usando um programa de computador. O analista exerce controle sobre o procedimento através da escolha de f_{entra} e f_{sai} . (MONTGOMERY & RUNGER, 2009). Neste estudo, o α tanto para o f_{entra} quanto para f_{sai} é 0,1.

4.1.2. Coeficiente de correlação linear

O coeficiente de correlação linear consiste em uma medida adimensional da associação linear entre duas variáveis, X e Y . Para tanto, considera-se que a distribuição conjunta de X_i, Y_i seja uma distribuição normal bidimensional e que $\mu_Y \sigma_Y^2$ sejam a média e a variância de Y , e que $\mu_X \sigma_X^2$ sejam a média e a variância de X , o coeficiente de correlação ρ é definido como

$$\rho = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (4.25)$$

Onde σ_{XY} é a covariância entre X e Y (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

Conforme Montgomery e Runger (2009), a distribuição condicional de Y para um dado valor de X é

$$f_{Y|x}(Y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{Y|x}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{y - \beta_0 - \beta_1 x}{\sigma_{Y|x}} \right)^2 \right] \quad (4.26)$$

Em que

$$\beta_0 = \mu_Y - \mu_X \rho \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} \quad (4.27)$$

$$\beta_1 = \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} \rho \quad (4.28)$$

A variância da distribuição condicional de Y dado um valor de X é

$$\sigma_{Y|x}^2 = \sigma_Y^2(1 - \rho^2) \quad (4.29)$$

Ou seja, a distribuição condicional de Y dado um valor de X é normal, com média

$$E(Y|x) = \beta_0 + \beta_1 x \quad (4.30)$$

Sua variância é dada por $\sigma_{Y|x}^2$.

Desse modo, a média da distribuição condicional de Y dado um valor de X é um modelo de regressão linear simples. Além disso, existe uma relação entre o coeficiente de correlação ρ e a inclinação β_1 (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

É útil, segundo os mesmos autores, testar as hipóteses para as correlações

$$H_0 : \rho = 0 \quad H_1 : \rho \neq 0 \quad (4.31)$$

A estatística de teste apropriada é

$$T_0 = \frac{R\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-R^2}} \quad (4.32)$$

onde R é o Coeficiente de Correlação Linear da amostra, e tem uma distribuição t com $n - 2$ graus de liberdade se H_0 for verdadeira. Por conseguinte, rejeita-se a hipótese nula se $|t_o| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-2}$ (MONTGOMERY & RUNGER, 2009). Neste estudo, o valor adotado para α é 0,1.

4.1.3. Diagrama de Dispersão

A associação linear entre linear entre duas variáveis, X e Y pode ser representada em um diagrama de dispersão, onde cada par (x_1, y_1) é representado como um ponto plotado em um sistema bidimensional de coordenadas. A partir da sua inspeção, é possível perceber, em caso de existência de associação linear significativa, a indicação de que pontos repousam aleatoriamente dispersos em torno de uma linha reta (MONTGOMERY & RUNGER, 2009).

4.2. BASE DE DADOS

As análises estatísticas foram realizadas a partir de base de dados da sala de controle do refino, relativa aos meses de janeiro a junho de 2012 (até a interrupção da operação), na qual constam 280 corridas realizadas na área do refino.

Desses registros foram considerados apenas 251 que apresentavam informações completas acerca do peso do metal granulado e o peso de finos gerados, necessárias para o cálculo do percentual de finos gerados por corrida, a variável resposta.

4.2.1. Variáveis preditoras

Hipóteses acerca do problema analisado foram coletadas entre os membros da equipe da área do refino. Os critérios dessa seleção foram a relevância das variáveis preditoras e a disponibilidade de dados para a realização das análises.⁵

1ª Hipótese: A adição de sucata no banho influencia a geração de finos na granulação

A adição de sucata ao banho de metal é realizada quando o nível do metal vazado pela redução necessário para a realização do refino (65 toneladas) não é atingido. Assim podem ser adicionados três tipos de sucata no banho, conforme a disponibilidade: sobra de corrida (acarretada pela determinação da área comercial de não misturar produtos de corridas diferentes), sucata de finos, e sucata de metal da redução (conhecida como “bode”).

⁵ Para algumas variáveis, especialmente em relação à granulação, não é feito registro sistemático eletrônico ou manual, ou mesmo as informações registradas não são consideradas confiáveis pelos operadores, o que inviabiliza a realização de testes.

Quando a sucata é adicionada ao banho, a temperatura do metal diminui, sendo necessário reaquecê-lo para iniciar o tratamento. Isso tem impacto direto sobre o tempo total de tratamento e, por conseguinte, na injeção de nitrogênio no banho, o que poderia levar a geração de um maior percentual de finos na granulação.

Por sua vez, a adição de sucata de finos no banho pode alterar a composição química do metal, diluindo algumas impurezas, e acarretar na geração de um percentual menor de finos.

É importante reiterar que não se tem o registro adequado para a especificação do tipo de sucata adicionada, apenas para a quantidade total.

2ª Hipótese: Corridas nitretadas apresentam maior percentual de finos gerados na granulação

Acredita-se que devido à injeção de nitrogênio no banho de metal (na estação de sopro e no forno panela) nitratos presentes na liga metálica podem trazer maior fragilidade, acarretando uma maior formação de finos na granulação.

É importante salientar que ainda não há como realizar a medição do nitrogênio absorvido pelo banho de metal, pois não há na área de produção um aparelho como o BMK que mede a absorção do oxigênio pelo metal.

Dessa forma, além do nitrogênio injetado no metal, o tempo total de tratamento do metal na refinaria ou de refino foi utilizado como *proxy* (aproximação) do nitrogênio absorvido pelo banho de metal. Isso se justifica pelo fato de que o nitrogênio é injetado no banho de metal durante todo o processo de refino. Se o nitrogênio em contato com metal realmente conduz à formação de mais finos, quanto maior o tempo do processo de refino maior é a geração de grânulos abaixo da especificação (5 a 50 mm).

3ª Hipótese: A adição de alumínio no banho de metal aumenta o percentual de finos na granulação

O oxigênio presente no metal ou na escória, na forma de óxido de ferro (FeO), reage quimicamente com o alumínio e com o silício adicionados ao banho. Ao final do processo, tem-se o metal desoxidado e a escória livre de FeO e rica em alumina (Al₂O₃) sílica (SiO₂).

A prática na operação e estudos conduzidos pela equipe demonstrou que o alumínio dissolvido no ferroníquel e o seu composto com o oxigênio (que não é completamente eliminada na escória) impactam na viscosidade e vazão do metal, acarretando na geração de um maior percentual de finos na granulação.

Para averiguar essa hipótese, além do alumínio, é necessário considerar os demais insumos adicionados ao banho durante o processo (ferro silício, cal dolomítica e calcítica, e fluorita), bem como a interação entre eles.

É importante ressaltar que substâncias relevantes ao processo são encontradas em insumos (ou em mais de um), compostos por duas ou mais substâncias, sendo necessário também testar seu efeito sob a variável resposta.

As substâncias são cálcio (Ca), flúor (F), óxido de magnésio (MgO) e silício (Si).

- O cálcio é encontrado nas cales, na fluorita e no cálcio silício
- O silício está presente no ferro silício e na liga de cálcio silício.
- O óxido de magnésio nas cales, calcítica e dolomítica.

Assim, para estimar o percentual dessas substâncias nos insumos, foi necessário calcular os pesos desses elementos em relação ao peso total dos compostos (peso teórico, a partir do peso grama/mol de seus elementos químicos). Feito esse cálculo, os resultados obtidos foram ponderados pelo percentual de concentração dos compostos em cada insumo. Os cálculos realizados são apresentados no ANEXO I.

4ª Hipótese: Quanto maior a vazão no distribuidor menor é a geração de finos na granulação

A vazão do metal na válvula do distribuidor para exercer influência sobre a variável resposta. Quanto maior a vazão menor é o percentual de finos verificados na granulação.

Esta variável não pode ser controlada, uma vez que a válvula do distribuidor não pode ser regulada durante a operação. Porém, um controle parcial do fluxo é feito pelo operador da botoeira de acionamento da válvula gaveta, pela qual é possível ajustar a vazão. Mas uma vez que o metal se deposita e acumula no distribuidor a velocidade do seu escoamento para o tanque depende unicamente de seu nível no tanque, da sua viscosidade e temperatura.

5ª Hipótese: Quanto maior a temperatura do metal no distribuidor menor é a geração de finos na granulação

Quanto maior a temperatura do metal no distribuidor maior é sua fluidez e escoamento do metal pela válvula. Dessa maneira, se a hipótese anterior é confirmada – quanto maior a vazão do metal no distribuidor menor é a geração de finos – a temperatura mais elevada do metal também colabora para um resultado mais favorável no processo.

Para testar essa hipótese são consideradas duas variáveis: temperatura final de ajuste, que consiste na temperatura que o metal é enviado para a granulação; e temperatura média do metal no distribuidor, que consiste na média entre os valores obtidos das medições de temperatura do metal no distribuidor durante a granulação.

Tabela 1. Estatísticas descritivas das variáveis regressoras – Jan. a jun. de 2012

Variável	Unidade de medida	N	Missing	Média	Desvio padrão	Mínimo	1º quartil	Mediana	1º quartil	Máximo
Sucata	kg	251	0	5.109,00	6.460,00	0	0	2.050,00	9.850,00	29.750,00
Tempo total de refino	hh:mm	251	0	0,21	0,08	0,08	0,15	0,19	0,25	0,54
Nitrogênio	nm³	250	1	68.786,00	57.879,00	11.743,00	41.961,00	55.253,00	77.233,00	599.583,00
Alumínio	kg	251	0	52,16	87,1	0	0	0	81	644
Ferro silício	kg	251	0	860,6	224,1	340	714	828	970	1.745,00
Cal calcítica	kg	251	0	2.229,30	876,8	325	1.567,00	2.119,00	2.743,00	4.859,00
Cal dolomítica	Kg	251	0	1.513,90	570,6	0	1.119,00	1.518,00	1.873,00	3.141,00
Liga de Cálcio silício	Kg	251	0	89,37	55,28	0	58	99	120	306
Fluorita	Kg	251	0	329,24	136,82	77	229	312	400	893
Oxigênio	nm³	251	0	572	205,6	198	465	551	643	1.477,00
Oxigênio	ppm	234	17	10,5	7,14	0	5,01	7,99	14,06	38,91
Ca	kg	251	0	2.102,50	524,10	668,50	1.735,70	2.004,40	2.336,50	3.993,50
F	kg	251	0	125,11	51,99	29,26	87,02	118,56	152,00	339,34
MgO	kg	251	0	195,97	56,56	58,00	157,86	190,14	230,36	369,58
Si	kg	251	0	320,65	77,84	154,84	268,80	309,79	361,02	636,85
Temperatura final de ajuste	°c	249	2	1.620,90	9,42	1.600,00	1.615,00	1.620,00	1.627,00	1.679,00
Temperatura média no distribuidor	°c	217	34	1.578,40	12,30	1.543,00	1.569,80	1.577,70	1.587,00	1.620,00
Vazão média	toneladas/min.	251	0	1,32	0,23	0,85	1,16	1,28	1,49	1,96

Fonte: Base de dados da empresa.

5. RESULTADOS

Inicialmente, foram realizadas análises univariadas, que tiveram como objetivo verificar a plausibilidade das hipóteses elencadas pela equipe, bem como selecionar variáveis (nos casos em que havia mais de uma) para mensurar informações necessárias para o ajuste dos futuros modelos.

Uma vez verificadas individualmente as hipóteses e selecionadas as variáveis, foram definidos dois conjuntos de variáveis preditoras, a partir dos quais foram ajustados 2 modelos de regressão linear múltipla. O primeiro conjunto contemplou todas as variáveis regressoras originais, bem como as interações entre os insumos. No segundo conjunto, os insumos sólidos compostos (ferro silício, liga de cálcio silício, fluorita, cal calcítica e cal dolomítica) foram substituídos pelas substâncias neles presentes, relevantes para o processo.

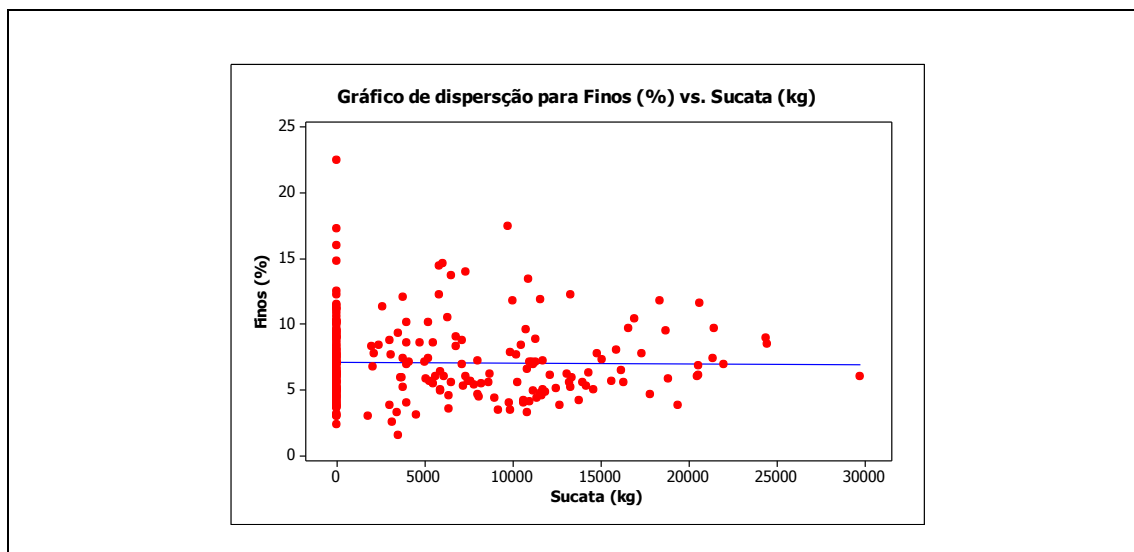
Ajustados tais modelos procedeu-se a análise de adequação dos mesmos, e a escolha do melhor modelo.

5.1. ANÁLISES UNIVARIADAS

Com o propósito de avaliar a pertinência das hipóteses elencadas, foram gerados gráficos de dispersão entre a variável resposta, Finos (%), e as variáveis regressoras elencadas em cada hipótese. Uma vez analisados os gráficos de dispersão, para avaliar a significância estatística das associações, foram calculados coeficientes de correlação linear.

Através do gráfico de dispersão não foi possível, visualmente, perceber a associação linear entre o percentual de finos das corridas e a quantidade de sucata adicionada.

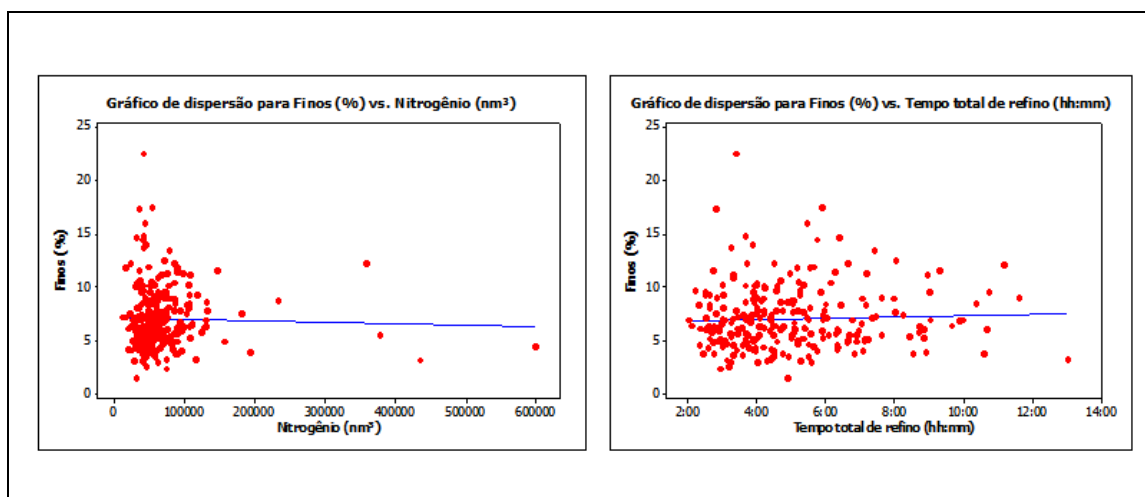
Figura 11. Gráfico de dispersão de Finos (%) vs. Tempo total de refino (hh:mm) – Jan. a jun. de 2012



Fonte: Base de dados da empresa.

Ao visualizar os gráficos de dispersão entre a variável Finos (%) e as variáveis predictoras Nitrogênio e Tempo total de refino, não foi possível perceber a existência de associação linear entre elas.

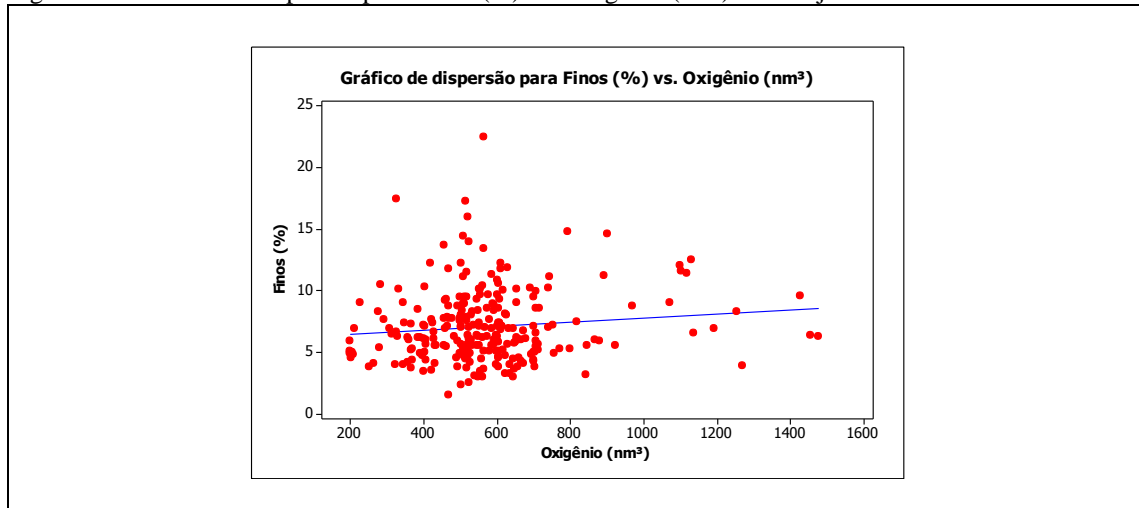
Figura 12. Gráficos de dispersão para Finos (%) vs. Nitrogênio (nm³) e Tempo total de refino (hh:mm) – Jan. a jun. de 2012



Fonte: Base de dados da empresa.

Analisando graficamente a relação entre a variável resposta e o oxigênio utilizado no processo, verifica-se que pode existir uma associação linear positiva entre essas variáveis.

Figura 13. Gráficos de dispersão para Finos (%) vs. Oxigênio (nm³)– Jan. a jun. de 2012

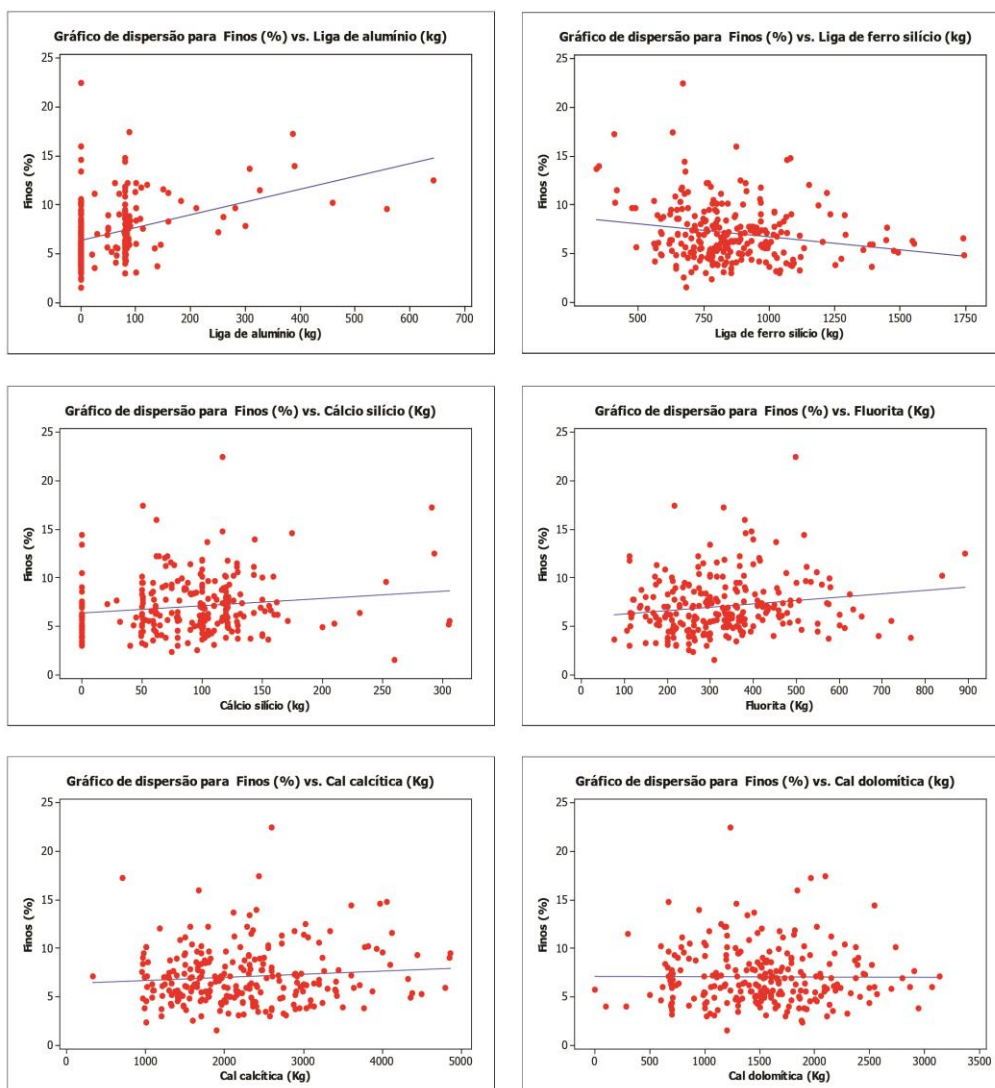


Fonte: Base de dados da empresa.

Acerca dos insumos sólidos adicionados ao banho, foi possível perceber claramente uma associação linear positiva entre a variável resposta Finos (%) e o alumínio adicionado ao banho. Por sua vez, o ferro silício, visualmente, apresentou associação negativa com a variável resposta.

Também foi possível notar a existência de associação linear positiva fraca entre Finos (%) e as variáveis preditoras Fluorita, Cal calcítica, e Cálcio silício. Enquanto que a variável Cal dolomítica não apresentou qualquer associação com o percentual de finos verificados nas corridas.

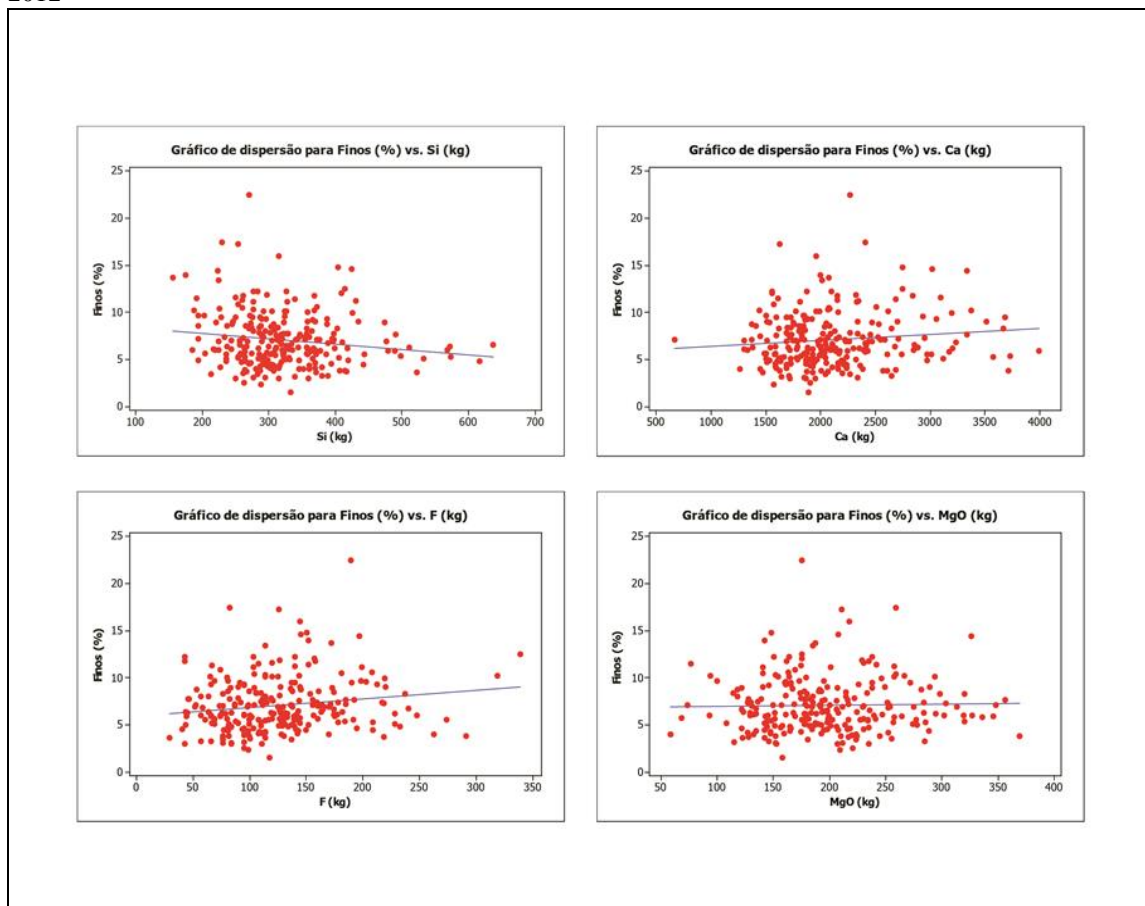
Figura 14. Gráficos de dispersão para Finos (%) vs. Liga de alumínio (kg), Liga de Ferro silício (kg), Cálcio silício (kg), Fluorita (kg), Cal calcítica (kg) e Cal caldolomítica (kg) – Jan. a jun. de 2012



Fonte: Base de dados da empresa.

Em relação às substâncias que compõem os insumos sólidos compostos, verificou-se visualmente a existência de associação linear positiva entre a variável resposta e as preditoras Ca e F. Já o gráfico de dispersão entre Finos (%) e Si indica a possibilidade de associação linear negativa. Por fim, visualmente, não é possível identificar qualquer tipo de associação linear entre Finos (%) e MgO.

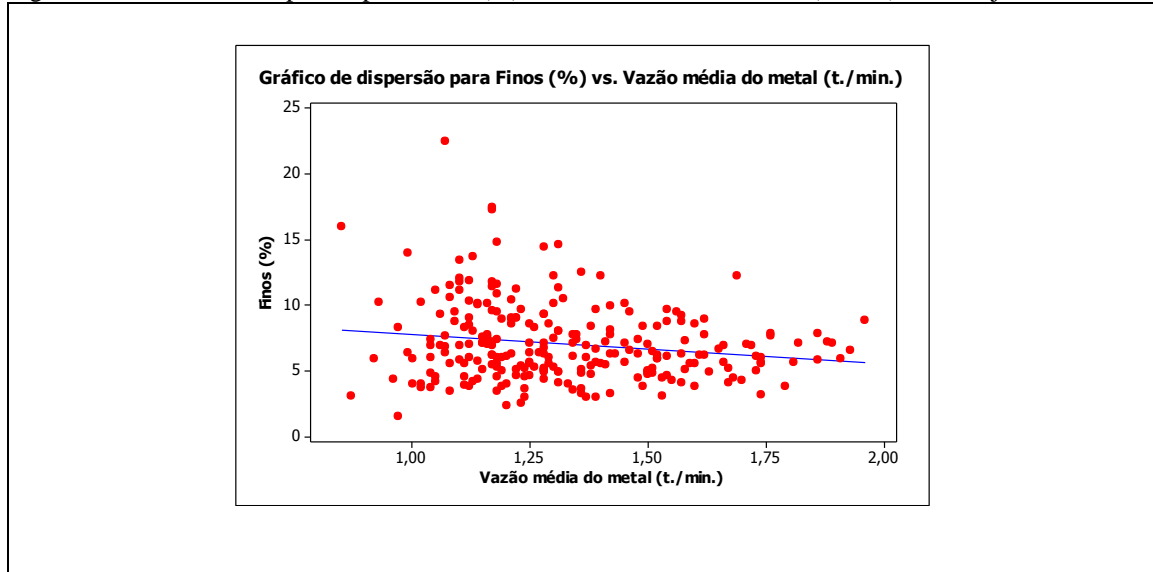
Figura 15. Gráficos de dispersão para Finos (%) vs. Si (kg), Ca (kg), F (kg) e MgO (kg) – Jan. a jun. de 2012



Fonte: Base de dados da empresa.

Através do gráfico de dispersão entre a variável resposta e a Vazão média do metal, foi possível perceber visualmente uma associação negativa entre as variáveis.

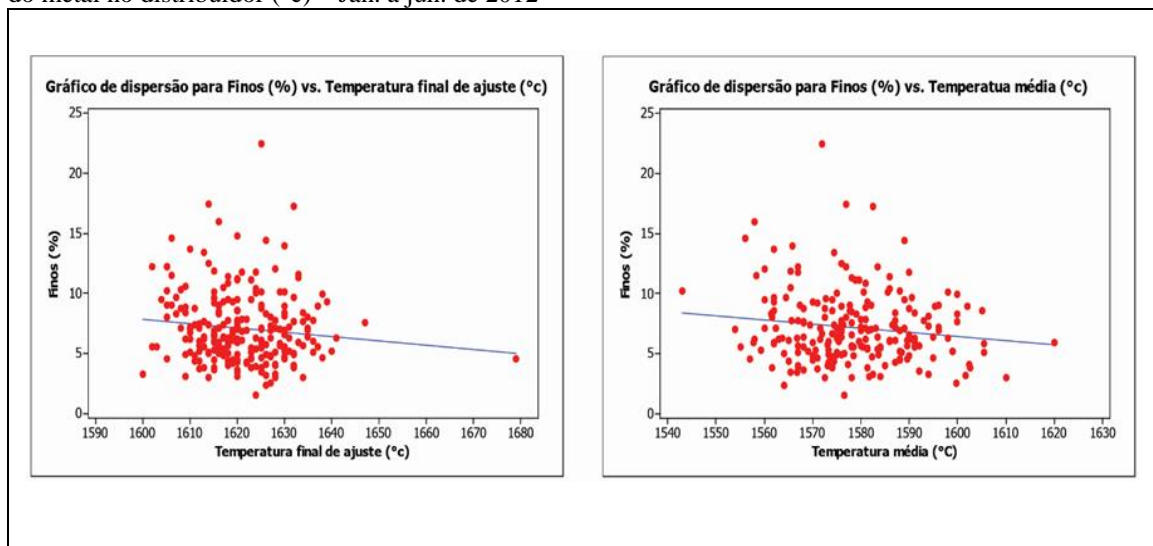
Figura 16. Gráficos de dispersão para Finos (%) vs. Vazão média do metal (t./min.) – Jan. a jun. de 2012



Fonte: Base de dados da empresa.

Através da análise gráfica, foi possível perceber a existência de associação negativa entre Finos (%) e as variáveis Temperatura final de ajuste e Temperatura média do metal no distribuidor.

Figura 17. Gráficos de dispersão para Finos (%) vs. Temperatura final de ajuste (°C) e Temperatura média do metal no distribuidor (°C) – Jan. a jun. de 2012



Fonte: Base de dados da empresa.

Uma vez confeccionados os gráficos de dispersão, procedeu-se ao cálculo dos coeficientes de correlação linear.

As variáveis Sucata e Finos (%) não apresentaram coeficiente de correlação linear significativo, o que confirma a impressão em relação ao gráfico de dispersão. Ambos os resultados refutam as percepções da equipe, expressa na 1ª Hipótese, de que a adição de sucata exerce algum impacto (negativo ou positivo) para a geração de finos na granulação (1ª Hipótese).

Os coeficientes de correlação linear calculados para a variável resposta e as variáveis Nitrogênio e Tempo total de refino confirmam análise preliminar dos gráficos de dispersão: nenhuma das duas variáveis apresenta correlação significativa com a variável resposta. Esse resultado contraria a expectativa da equipe do refino (2ª Hipótese) que acreditava na existência de uma associação positiva entre o nitrogênio injetado no metal e os finos gerados nas corridas. Nas análises subsequentes, optou-se por utilizar a variável tempo total de refino, que apresentou coeficiente de correlação linear ligeiramente maior, ainda que não significativo.

Acerca da 3ª Hipótese, de acordo com a expectativa da equipe, e corroborando com a análise visual, o alumínio apresentou correlação linear positiva (0,386) e significativa (0,000) com o percentual de finos das corridas. Enquanto o ferro silício apresentou correlação linear negativa (-0,202) e significativa (0,001) com a variável resposta.

Sobre a relação entre Finos (%) e Oxigênio verificou-se correlação linear positiva (0,115) e significativa (0,069) entre as duas variáveis. Considerando as interações entre Oxigênio e os dois insumos anteriores, apenas a interação Oxigênio*Alumínio apresentou correlação positiva (0,304) e significativa (0,00) com a variável resposta.

Para os demais insumos sólidos, verificou-se correlação linear positiva significativa entre a variável resposta e as variáveis Fluorita e Cálcio silício. Já entre a variável resposta e as cales, calcítica e dolomítica, os resultados apontam a inexistência de correlação linear significativa. Isso ainda que a análise do gráfico de dispersão entre Finos (%) e Calcálcica, visualmente, indicasse a ocorrência de associação linear entre as duas variáveis.

Em relação às substâncias cujo comportamento é de interesse deste estudo, o resultado dos cálculos dos coeficientes de correlação linear apontam: a existência de correlação linear positiva entre a variável resposta e as variáveis Ca e F. As variáveis Finos (%) e

Si apresentaram correlação linear negativa (-0,151) e significativa (0,017). Enquanto que o MgO não apresentou qualquer associação com os Finos (%).

A propósito da 4ª Hipótese, a percepção da equipe é confirmada tanto através da análise gráfica quanto pelo cálculo do coeficiente de correlação linear. Existe uma associação linear negativa (-0,176) e significativa (0,005) entre a variável resposta e vazão média do metal.

Por fim, em relação às variáveis de temperatura, Temperatura final de ajuste e a Temperatura média do metal no distribuidor, os valores obtidos a partir do cálculo dos coeficientes de correlação linear confirmaram a impressão obtida através dos gráficos, ambas apresentaram correlação linear negativa e significativa com a variável resposta. Esses resultados comprovam a pertinência da 5ª Hipótese. Nas análises subsequentes optou-se por utilizar a temperatura média do distribuidor, que apresentou valor de correlação (-0,142) ligeiramente maior e mais significativa (0,036).

Tabela 1. Correlações para Finos (%) vs. variáveis preditoras- Jan. a jun. de 2012

Variável	Unidade de medida	Coeficiente de Correlação Linear	
		Grandeza	Significância
Sucata	kg	-0,012	0,852
Tempo total de refino	hh:mm	0,044	0,489
Nitrogênio	nm ³	-0,028	0,654
Alumínio	kg	0,386	0,000
Ferro silício	kg	-0,202	0,001
Cal calcítica	kg	0,100	0,116
Cal dolomítica	kg	-0,006	0,931
Casi	kg	0,140	0,027
Fluorita	kg	0,159	0,012
Ca	kg	0,115	0,069
CaO	kg	0,091	0,149
CaF ₂	kg	0,159	0,012
F	kg	0,159	0,012
MgO	kg	0,025	0,69
Si	kg	-0,151	0,017
Oxigênio (nm ³)	nm ³	0,115	0,069
Vazão	t./min.	-0,176	0,005
Temperatura final de ajuste	°C	-0,142	-116
Temperatura média no distribuidor	°C	36	69

Fonte: Base de dados da empresa.

Tabela 2. Correlações para Finos (%) vs. interações

Variável	Unidade de medida	Coeficiente de Correlação Linear		Variável	Unidade de medida	Coeficiente de Correlação Linear	
		Grandeza	Significância			Grandeza	Significância
Oxigênio (nm³) * Alumínio (kg)	-	0,304	0,000	Ferro silício (kg) * Cálcio silício (kg)	-	0,023	0,718
Oxigênio (nm³) * Ferro silício (kg)	-	-0,011	0,858	Ferro silício (kg) * Fluorita (kg)	-	0,015	0,814
Oxigênio (nm³) * Cálcio silício (kg)	-	0,172	0,006	Ferro silício (kg) * Cal calcítica (kg)	-	-0,029	0,646
Oxigênio (nm³)*Fluorita	-	0,187	0,003	Ferro silício (kg) * Cal dolomítica (kg)	-	-0,093	0,142
Oxigênio (nm³) * Cal calcítica (kg)	-	0,142	0,024	Cálcio silício (kg) * Fluorita (kg)	-	0,175	0,006
Oxigênio (nm³) * Cal dolomítica (kg)	-	0,055	0,381	Cálcio silício (kg) * Cal calcítica (kg)	-	0,145	0,022
Alumínio (kg) * Ferro silício (kg)	-	0,324	0,000	Cálcio silício (kg) * Cal dolomítica (kg)	-	0,112	0,076
Alumínio (kg) * Cálcio silício (kg)	-	0,319	0,000	Fluorita (kg) * Cal calcítica (kg)	-	0,165	0,009
Alumínio (kg) * Fluorita (kg)	-	0,312	0,000	Fluorita (kg) * Cal dolomítica (kg)	-	0,079	0,215
Alumínio (kg) * Cal calcítica (kg)	-	0,326	0,000	Oxigênio (nm³) * Si (kg)	-	0,022	0,732
Alumínio (kg) * Cal dolomítica (kg)	-	0,374	0,000	Oxigênio (nm³) * Ca (kg)	-	0,142	0,025
Ferro silício (kg) * Cálcio silício (kg)	-	0,023	0,718	Oxigênio (nm³) * F (kg)	-	0,187	0,003
Ferro silício (kg) * Fluorita (kg)	-	0,015	0,814	Oxigênio (nm³) * MgO (kg)	-	0,087	0,167
Oxigênio (nm³) * Alumínio (kg)	-	0,304	0,000	Alumínio (kg) * Si (kg)	-	0,333	0,000
Oxigênio (nm³) * Ferro silício (kg)	-	-0,011	0,858	Alumínio (kg) * Ca(kg)	-	0,357	0,000
Oxigênio (nm³) * Cálcio silício (kg)	-	0,172	0,006	Alumínio (kg) * F (kg)	-	0,312	0,000
Oxigênio (nm³)*Fluorita	-	0,187	0,003	Alumínio (kg) * MgO (kg)	-	0,38	0,000
Oxigênio (nm³) * Cal calcítica (kg)	-	0,142	0,024	Si (kg) * Ca (kg)	-	-0,019	0,759
Oxigênio (nm³) * Cal dolomítica (kg)	-	0,055	0,381	Si (kg) * F (kg)	-	0,047	0,455
Alumínio (kg) * Ferro silício (kg)	-	0,324	0,000	Si (kg) * MgO (kg)	-	-0,06	0,340
Alumínio (kg) * Cálcio silício (kg)	-	0,319	0,000	Ca (kg) * F (kg)	-	0,157	0,013
Alumínio (kg) * Fluorita (kg)	-	0,312	0,000	Ca (kg) * MgO (kg)	-	0,062	0,328
Alumínio (kg) * Cal calcítica (kg)	-	0,326	0,000	F (kg) * MgO (kg)	-	0,11	0,082
Alumínio (kg) * Cal dolomítica (kg)	-	0,374	0,000				

Fonte: Base de dados da empresa.

5.2. AJUSTES DOS MODELOS DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

Abaixo são apresentados os 2 conjuntos iniciais de variáveis preditoras a partir dos quais foram ajustados os modelos de regressão linear múltipla.

Inicialmente, foi utilizada a ferramenta *Stepwise* do software Minitab 16, através da qual foram selecionados dois modelos preliminares. O critério utilizado para seleção do melhor modelo foi o coeficiente de determinação múltipla R^2 ajustado.

Posteriormente, os modelos selecionados foram ajustados através da seleção manual de variáveis, para tanto foi empregado o teste de significância individual dos estimadores. Além do R^2 ajustado, outro critério de seleção do modelo foi o Fator de Inflação da Variância (VIF).

Quadro 3. Variáveis preditoras utilizadas no ajuste dos modelos de regressão linear múltipla

1º Conjunto	2º Conjunto
Sucata (kg)	Sucata (kg)
Tempo total de refino (hh:mm)	Tempo total de refino (hh:mm)
Oxigênio (nm³)	Oxigênio (nm³)
Alumínio (kg)	Alumínio (kg)
Ferro silício (kg)	Si (kg)
Liga de cálcio silício (kg)	Ca (kg)
Fluorita (kg)	F (kg)
Cal calcítica (kg)	MgO (kg)
Cal dolomítica (kg)	Temperatura média no distribuidor (°C)
Liga de cálcio silício (kg)	Vazão média (tonelas/min.)
Temperatura média no distribuidor (°C)	Oxigênio (nm³) * Alumínio (kg)
Vazão média (tonelas/min.)	Oxigênio (nm³) * Si (kg)
Oxigênio (nm³) * Alumínio (kg)	Oxigênio (nm³) * Ca (kg)
Oxigênio (nm³) * Ferro silício (kg)	Oxigênio (nm³) * F (kg)
Oxigênio (nm³) * Cálcio silício (kg)	Oxigênio (nm³) * MgO (kg)
Oxigênio (nm³)*Fluorita	Alumínio (kg) * Si (kg)
Oxigênio (nm³) * Cal calcítica (kg)	Alumínio (kg) * Ca (kg)
Oxigênio (nm³) * Cal dolomítica (kg)	Alumínio (kg) * F (kg)
Alumínio (kg) * Ferro silício (kg)	Alumínio (kg) * MgO (kg)
Alumínio (kg) * Cálcio silício (kg)	Si (kg) * Ca (kg)
Alumínio (kg) * Fluorita (kg)	Si (kg) * F (kg)
Alumínio (kg) * Cal calcítica (kg)	Si (kg) * MgO (kg)
Alumínio (kg) * Cal dolomítica (kg)	Ca (kg) * F (kg)
Ferro silício (kg) * Cálcio silício (kg)	Ca (kg) * MgO (kg)
Ferro silício (kg) * Fluorita (kg)	F (kg) * MgO (kg)
Ferro silício (kg) * Cal calcítica (kg)	
Ferro silício (kg) * Cal dolomítica (kg)	
Cálcio silício (kg) * Fluorita (kg)	
Cálcio silício (kg) * Cal calcítica (kg)	
Cálcio silício (kg) * Cal dolomítica (kg)	
Fluorita (kg) * Cal calcítica (kg)	
Fluorita (kg) * Cal dolomítica (kg)	
Cal calcítica (kg) * Cal dolomítica (kg)	

5.2.1. Ajuste do modelo para o primeiro conjunto de preditoras

Foram sugeridos pela ferramenta *stepwise* modelos de regressão linear múltipla para a variável resposta Finos (%) e as preditoras do primeiro conjunto. Dentre eles, optou-se pelo modelo 5 que apresentou maior $R^2_{ajustado}$ (21,47%) (ver Tab.3, Anexo II).

As variáveis consideradas no modelo selecionado foram Alumínio; Vazão média; Ferro silício, e as interações entre Oxigênio*Alumínio e Cal calcítica* Fluorita.

Analisando o resultado do teste de variância e considerando o nível de significância, α 0,1, verifica-se que o modelo apresentou valor significativo para estatística de F , indicando que é válido (ver Tab.4, Anexo II).

No entanto, algumas variáveis regressoras não apresentaram estimadores significativos para os coeficientes (considerando o valor de $\alpha = 0,1$), são elas: Oxigênio; Cal calcítica; Fluorita; e a interação Fluorita*Cal calcítica.

Além disso, apresentaram as seguintes variáveis apresentaram fator de inflação de variância (VIF) superior a 5: Alumínio; Cal calcítica; Fluorita.

Além disso, o termo interativo entre Oxigênio*Alumínio que apresentou correlação linear positiva significativa com a variável resposta, no modelo ajustado passou a apresentar coeficiente negativo.

Foi necessário, portanto, realizar o ajuste do modelo, considerando a significância do valor de T apresentado individualmente para cada estimador.

O primeiro termo deletado do modelo foi a interação Cal calcítica*Fluorita, com a sua exclusão, o $R^2_{ajustado}$ manteve-se no patamar dos 21% (Tab.5, Anexo II).

As variáveis Cal calcítica e Fluorita tornaram-se significativas e o coeficiente de seus estimadores passaram a apresentar sinal positivo na equação.

O oxigênio continuou apresentando estimador de coeficiente não significativo, porém sua interação com alumínio apresentou estimador de coeficiente significativo, mantendo-o no modelo.

Entretanto, tanto a interação Oxigênio*Alumínio, bem como a próprio alumínio, apresentavam fator de inflação de variância superior a 5. E o termo interativo continuou apresentando sinal negativo. Desse modo, optou-se por sua exclusão para avaliar o resultado obtido.

Ao deletar o termo interativo Oxigênio*Alumínio, não só o estimador para o coeficiente da variável Oxigênio continuou não significativo como o da Fluorita perdeu significância.

A variável Oxigênio e, posteriormente, Fluorita (kg) foram removidas chegando a modelo, cujo $R^2_{ajustado}$, de 18,9% (Tab.6, Anexo II).

Assim, para o primeiro conjunto de variáveis preditoras, foi necessário optar entre as duas últimas versões de modelo.

Embora a 2ª versão (Tab.5, Anexo II). apresente o $R^2_{ajustado}$ ligeiramente maior (21,9%), alguns dos seus estimadores de coeficiente individuais sofrem o impacto do fator de inflação de variância, superiores a 5, o que pode impactar no poder de predição da equação. Além disso, o fato de o termo interativo entre oxigênio e alumínio exercer impacto negativo sobre o percentual de finos gerados, contraria conhecimentos técnicos metalúrgicos da equipe, bem como o resultado do coeficiente de correlação linear.

No entanto, ao excluirmos o termo interativo entre oxigênio e alumínio, por conseguinte, é necessário excluir também as variáveis Oxigênio e Fluorita (Tab.6, Anexo II). Na medida em que esse modelo não tem o objetivo de prever valores, e num primeiro momento o interesse é conhecer todas as variáveis cujo impacto é significativo para a variável resposta, para a realização de novos testes em campo, opta-se pela 2ª versão.

5.2.2. Ajuste do modelo para o segundo conjunto de preditoras

Foram sugeridos pela ferramenta *stepwise* modelos de regressão linear múltipla para a variável resposta Finos (%) e as preditoras do segundo conjunto. Dentre eles, optou-se pelo modelo 5 que apresentou maior $R^2_{ajustado}$ (20,82%) (ver Tab. 7, Anexo II).

As variáveis consideradas no modelo selecionado foram Alumínio (kg); Vazão média (t./min.); e as interações Oxigênio*Alumínio, Ca*F e Si*F.

Analisando o resultado do teste de variância, para o nível de significância α de 0,1, verifica-se que o modelo apresentou valor de F significativo, indicando que o modelo é válido (ver Tab. 8, Anexo II).

No entanto, algumas variáveis regressoras não apresentaram estimadores de coeficientes significativos ($\alpha = 0,1$), são elas: Oxigênio; Ca; F; Si, e as interações Ca*F e Si*F.

Além disso, foram verificados fatores de inflação de variância bastante altos, superiores a 20,0 para alguns termos.

O primeiro termo a ser deletado do modelo foi a interação Si*F, as variáveis Ca e F, bem como o termo interativo entre elas, continuaram apresentando coeficiente estimado não significativo.

Desse modo, o próximo termo deletado foi a interação Ca*F, com sua exclusão, apenas Oxigênio e F mantiveram estimadores de coeficientes não significativos. Como a variável Oxigênio, mantém interação significativa com Alumínio, foi mantida, e F deletada.

Após a exclusão de F (kg), obteve-se um modelo de regressão linear com R^2 ajustado ligeiramente maior (20,2%) do que o observado na 1ª versão (19,8%) (ver Tab. 9, Anexo II)

A variável Oxigênio continuou apresentando o estimador de coeficiente não significativo, porém seu termo interativo com a variável Alumínio apresentava estimador significativo, mantendo-o no modelo.

Entretanto, assim como ocorreu com o modelo ajustado para o primeiro conjunto de preditoras, tanto o termo interativo Oxigênio*Alumínio, bem como a próprio alumínio, apresentavam fator de inflação de variância superior a 5.

Dessa maneira, também optou-se pela remoção do termo interativo para avaliar o resultado obtido. Com a exclusão da interação entre oxigênio e alumínio, a variável Oxigênio tornou-se ainda menos significativa, sendo necessário apagá-la do modelo. Obteve-se, então, um modelo com R^2 ajustado menor do que o verificado para a versão anterior (18,9%) (ver Tab. 10, Anexo II)

Do mesmo modo que no modelo do ajustado para o primeiro conjunto de preditoras, optou-se por manter o oxigênio e seu termo interativo com o alumínio (ver Tab. 9, Anexo II)

5.2.3. Escolha do modelo e análise da adequação

O modelo ajustado para o primeiro conjunto de preditoras (na 2ª versão) (Tab.5, Anexo II) apresentou R^2 ajustado superior ao observado para o modelo ajustado para o segundo conjunto de preditoras (na 2ª versão) (Tab. 9, Anexo II), respectivamente 21,3% e 20,2%. Além disso, o modelo ajustado para o segundo conjunto de preditoras

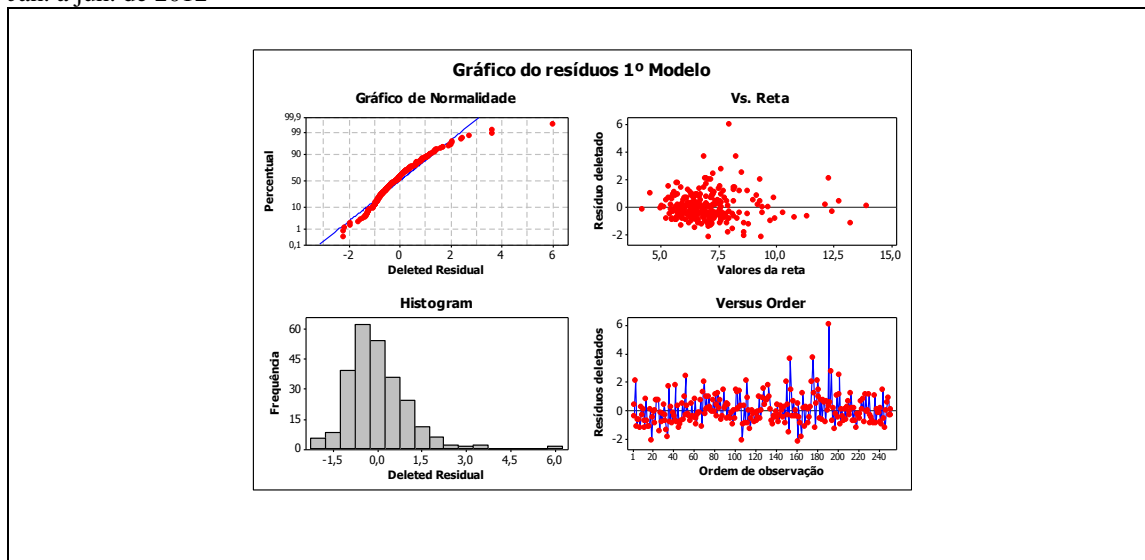
utiliza como variáveis as substâncias que fazem parte dos insumos compostos, sendo necessário estimar o percentual dessas substâncias.

Assim, por apresentar maior $R^2_{ajustado}$ e ser de mais fácil compreensão e aplicação, optou-se pelo modelo ajustado para o segundo conjunto de preditoras.

A partir da análise gráfica dos resíduos, foi possível notar:

- no histograma, os resíduos apresentam forma assimétrica para a esquerda;
- no gráfico de probabilidade normal, verifica-se o não ajuste dos resíduos nas caudas superior e inferior;
- no gráfico dos resíduos *versus* a reta, verifica-se o padrão de cone nos dados, indicativo de problema na variabilidade e, portanto, da necessidade de transformação na variável resposta.
- no gráfico dos resíduos em ordem de observação, verifica-se problema quanto a variância dos dados, que não é constante.

Figura 18. Gráficos dos resíduos para o modelo ajustado para o primeiro conjunto de preditoras: probabilidade normal dos resíduos; resíduos vs. a reta; histograma; e resíduos em ordem de observação – Jan. a jun. de 2012



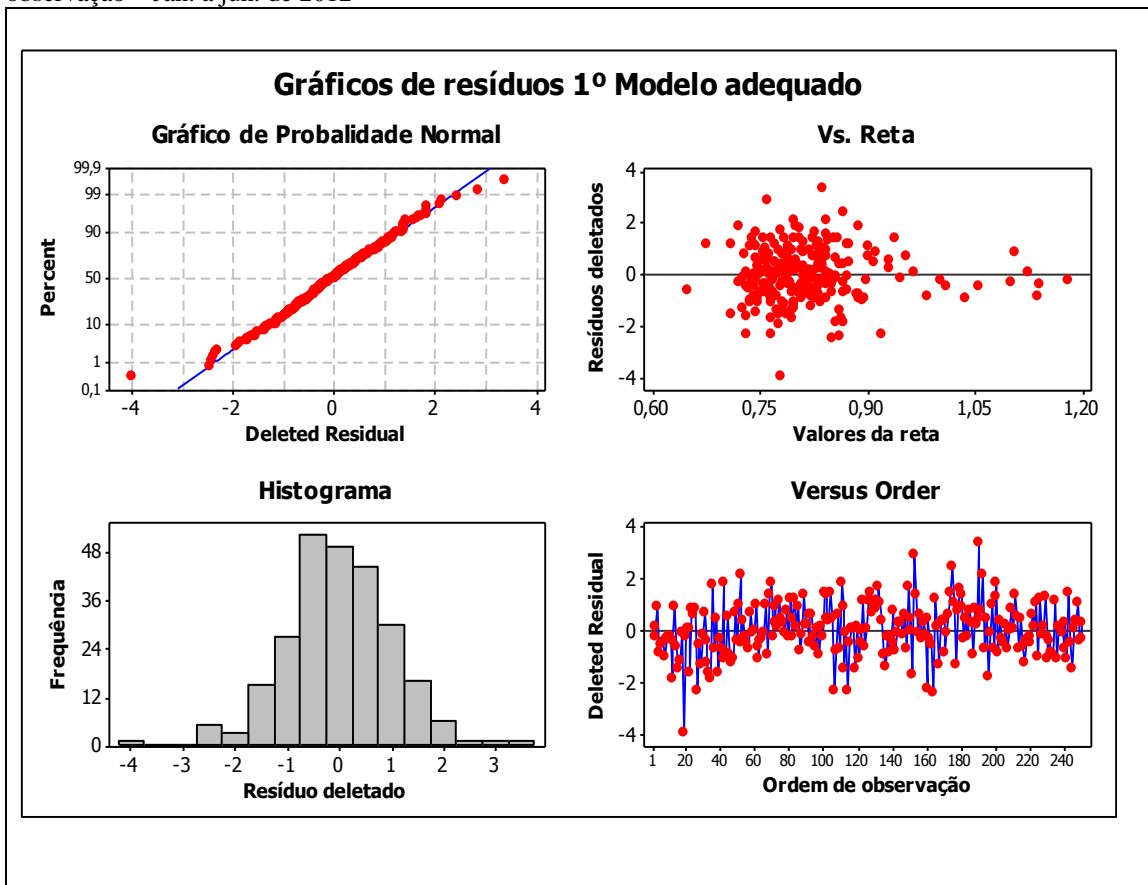
Fonte: Base de dados da empresa.

Inicialmente, optou-se por aplicar uma transformação logarítmica de base 10 na variável resposta Finos (%) e um novo modelo foi ajustado. O $R^2_{ajustado}$ apresentou valor menor (18,2%) e a variável vazão média deixou de ser significativa, sendo necessário excluí-la. Assim outro novo modelo foi ajustado, obtendo-se um $R^2_{ajustado}$ de 18,1% (ver Tab.11, Anexo II).

Mediante a análise gráfica dos resíduos, é possível notar:

- no histograma, os resíduos apresentam forma aproximadamente simétrica;
- no gráfico de probabilidade normal, verifica-se o ajuste dos resíduos à distribuição de probabilidade normal;
- no gráfico dos resíduos *versus* a reta, verifica-se que os dados se comportam de forma aproximadamente aleatória.
- no gráfico dos resíduos em ordem de observação, verifica-se variância constante.

Figura 19. Gráficos dos resíduos para o modelo ajustado para o primeiro conjunto de preditoras (log base 10): probabilidade normal dos resíduos; resíduos vs. a reta; histograma; e resíduos em ordem de observação – Jan. a jun. de 2012



Fonte: Base de dados da empresa.

6. CONCLUSÕES

O estudo ora apresentado teve como objetivo identificar as variáveis preditoras mais significativas relativas “a diminuição de finos gerados na granulação”. Para tanto, foram ajustados modelos envolvendo a variável resposta Finos (%) e variáveis preditoras, definidas a partir de hipóteses formuladas pelos membros das equipe da área do refino.

O modelo escolhido, ajustado para o primeiro conjunto de preditoras (2ª versão), contemplou as seguintes variáveis: Alumínio, Oxigênio, Cal, Fluorita, Ferro silício, Vazão e a interação entre Oxigênio e Alumínio. O R^2 ajustado verificado para esse modelo foi de 21,3%.

Ao realizar a análise gráfica dos resíduos verificou-se que apresentavam problema de heterocedasticidade. Dessa forma, um novo modelo foi ajustado, agora, com a variável resposta transformada Finos (Log base 10). Com a mudança da variável resposta, o estimador da variável Vazão deixou de ser significativo e houve uma diminuição do R^2 ajustado para 18,1%.

Se o primeiro modelo possui a vantagem da interpretação (pois utiliza a variável resposta sem transformação) o segundo corrige a heterocedasticidade dos resíduos. Na medida em que o modelo foi ajustado para subsidiar a realização de testes em campo pela equipe, opta-se por manter o original.

ANEXO I

Quadro 4. Compostos e elementos químicos dos insumos utilizados no refino

Insumo	Compostos				Substâncias			
	Nome	Fórmula	Concentração no insumo*	Massa total	Massa em relação ao total (%)			
			(%)	grama/mol	Si	Ca	F	MgO
Liga de ferro silício	Ferro silício	FeSi	100	83,93	33,46	-	-	-
Cal calcítica	Hidróxido de cálcio	$\text{Ca(OH)}_2 = \text{CaO} + \text{H}_2\text{O}$	95	74,08	-	54	-	-
	Hidróxido de magnésio	$\text{Mg(OH)}_2 = \text{MgO} + \text{H}_2\text{O}$	3	58,3	-	-	-	69,13
	Carbonato de cálcio	$\text{CaCO}_3 = \text{CaO} + \text{CO}_2$	1,5	100,09	-	39,97	-	-
	Óxido de cálcio	CaO	1,5	56,08	-	71,33	-	-
Cal dolomítica	Hidróxido de cálcio	$\text{Ca(OH)}_2 = \text{CaO} + \text{H}_2\text{O}$	65	74,08	-	54	-	-
	Hidróxido de magnésio	$\text{Mg(OH)}_2 = \text{MgO} + \text{H}_2\text{O}$	15	58,3	-	-	-	69,13
	Carbonato de cálcio	$\text{CaCO}_3 = \text{CaO} + \text{CO}_2$	10	100,09	-	39,97	-	-
	Óxido de cálcio	CaO = CaO	10	56,08	-	71,33	-	-
Liga de cálcio silício	Cálcio silício	$\text{CaSi} = \text{Ca} + \text{Si}$	100	68,16	41,21	58,69	-	-
Fluorita	Fluoreto de cálcio	CaF ₂	85	78,07		51,24	44,71	

* Valores aproximados, baseados nas informações repassadas pelos profissionais da equipe do refino.

Dessa forma, temos:

$$\begin{aligned}
 Si &= [1 * 0,33 * \text{Liga de ferro silício (kg)}] \\
 &+ [1 * 0,41 * \text{Liga de cálcio silício}] \\
 &= [0,33 * \text{Liga de ferro silício (kg)}] + [0,41 * \text{Liga de cálcio silício}](A1.1)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 Ca &= [0,95 * 0,54 * \text{Cal calcítica (kg)}] + [0,02 * 0,40 * \text{Cal calcítica (kg)}] \\
 &+ [0,02 * 0,71 * \text{Cal calcítica (kg)}] + [0,65 * 0,54 * \text{Cal dolomítica (kg)}] \\
 &+ [0,10 * 0,40 * \text{Cal dolomítica (kg)}] + [0,10 * 0,71 * \text{Cal dolomítica (kg)}] \\
 &+ [1,00 * 0,68 * \text{Cálcio silício (kg)}] + [0,85 * 0,51 \text{Fluorita (kg)}] \\
 &= [0,513 * \text{Cal calcítica (kg)}] + [0,008 * \text{Cal calcítica (kg)}] \\
 &+ [0,014 * \text{Cal calcítica (kg)}] + [0,351 * \text{Cal dolomítica (kg)}] \\
 &+ [0,04 * \text{Cal dolomítica (kg)}] + [0,071 * \text{Cal dolomítica (kg)}] \\
 &+ [0,68 * \text{Cálcio silício}] + [0,43 * \text{Fluorita (kg)}] \\
 &= [0,54 * \text{Cal calcítica (kg)}] + [0,46 * \text{Cal dolomítica (kg)}] + [0,68 * \text{Cálcio silício}] + [0,43 * \text{Fluorita (kg)}](A1.2)
 \end{aligned}$$

$$F = [0,85 * 0,45 * \text{Fluorita (kg)}] = [0,38 * \text{Fluorita (kg)}](A1.3)$$

$$\begin{aligned}
 MgO &= [0,03 * 0,69 * \text{Cal calcítica (Kg)}] \\
 &+ [0,15 * 0,69 * \text{Cal dolomítica (Kg)}] \\
 &= [0,02 * \text{Cal calcítica (Kg)}] + [0,10 * \text{Cal dolomítica (Kg)}] \\
 &(A1.4)
 \end{aligned}$$

ANEXO II

Tabela 3. Regressão em etapas: Finos (%) versus primeiro conjunto de variáveis preditoras

Alfa de Entrada: 0,1 Alfa de saída: 0,1

Variável resposta é Finos (%) e 32 preditores, com N = 217

N(casos com observações perdidas) = 34 N(total de casos) = 251

Etapa	1	2	3	4	5
Constante	6,432	9,277	9,115	8,182	9,871
Al	0,0123	0,0118	0,0208	0,0241	0,0201
T Valor	5,99	5,77	4,33	4,91	3,92
P Valor	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Vazão		-2,10	-2,06	-1,89	-1,74
T Valor		-2,65	-2,62	-2,43	-2,26
P Valor		0,009	0,010	0,016	0,025
Oxigênio*Al			-0,00001	-0,00002	-0,00001
T Valor			-2,07	-2,83	-2,43
P Valor			0,039	0,005	0,016
Fluorita*Cal calcítica				0,00000	0,00000
T Valor				2,59	3,40
P Valor				0,010	0,001
Ferro silício					-0,00239
T Valor					-2,42
P Valor					0,016
S	2,762,72		2,70	2,66	2,63
R ²	14,2917,02		18,66	21,16	23,29
R ² (ajustado)	13,89	16,24	17,51	19,67	21,47

Fonte: Base de dados da empresa.

Tabela 4. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) versus primeiro conjunto de preditoras (1ª versão)

A regressão da equação é

Finos(%) = 9,50 + 0,0226 Al + 0,00144 Oxigênio - 0,000016 Oxigênio*Al
- 1,61 Vazão - 0,000075 Cal calcítica + 0,000002 Cal calcítica*Fluorita
- 0,00243 Fluorita - 0,00263 Ferrosilício

Preditores	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constante	9,505	1,817	5,23	0,000	
Al	0,022616	0,004983	4,54	0,000	6,946
Oxigênio	0,0014355	0,0009682	1,48	0,139	1,461
Oxigênio*Al	-0,00001605	0,00000561	-2,86	0,005	7,309
Vazão	-1,6067	0,7300	-2,20	0,029	1,041
Cal calcítica	-0,0000755	0,0005437	-0,14	0,890	8,382
Fluorita*Cal calcítica	0,00000191	0,00000141	1,35	0,177	22,468
Fluorita	-0,002428	0,003799	-0,64	0,523	9,965
Ferro silício	-0,0026275	0,0009527	-2,76	0,006	1,681

S = 2,60377 R² = 24,1% R² (ajustado) = 21,5%

Análise de Variância

Fonte	GL	SS	MS	F	P
Regressão	8	9,546	64,943	9,58	0,000
Erro	242	1640,668	6,780		
Total	250	2160,214			

Fonte: Base de dados da empresa.

Tabela 5. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) versus primeiro conjunto de preditoras (2ª versão)

A equação de regressão é

$$\text{Finos (\%)} = 7,74 + 0,0217 \text{ Al} + 0,00153 \text{ Oxigênio} - 0,000015 \text{ Oxigênio*Al} - 1,55 \text{ Vazão} + 0,000596 \text{ Cal calcítica} + 0,00240 \text{ Fluorita} - 0,00258 \text{ Ferro silício}$$

Preditores	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constante	7,741	1,268	6,11	0,000	
Al	0,021725	0,004948	4,39	0,000	6,824
Oxigênio	0,0015272	0,0009674	1,58	0,116	1,453
Oxigênio*Al	-0,00001495	0,00000556	-2,69	0,008	7,158
Vazão	-1,5530	0,7302	-2,13	0,034	1,038
Cal calcítica	0,0005958	0,0002234	2,67	0,008	1,410
Fluorita	0,002399	0,001313	1,83	0,069	1,186
Ferro silício	-0,0025839	0,0009538	-2,71	0,007	1,679

S = 2,60823 R² = 23,5% R² (ajustado) = 21,3%

Análise de Variância

Fonte	GL	SS	MS	F	P
Regressão	7	507,123	72,446	10,65	0,000
Erro	243	1653,091	6,803		
Total	250	2160,214			

Fonte: Base de dados da empresa.

Tabela 6. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) versus primeiro conjunto de preditoras (3ª versão)

A equação da regressão é

$$\text{Finos (\%)} = 9,12 + 0,0112 \text{ Al} - 1,55 \text{ Vazão} + 0,000604 \text{ Cal calcítica} - 0,00226 \text{ Ferro silício}$$

Preditores	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constante	9,119	1,210	7,53	0,000	
Al	0,011212	0,002036	5,51	0,000	1,122
Vazão	-1,5470	0,7394	-2,09	0,037	1,033
Cal calcítica	0,0006045	0,0002191	2,76	0,006	1,317
Ferro silício	-0,0022566	0,0008974	-2,51	0,013	1,444

S = 2,64672 R² = 20,2% R² (ajustado) = 18,9%

Análise de Variância

Fonte	DF	SS	MS	F	P
Regressão	4	436,95	109,24	15,59	0,000
Erro	246	1723,26	7,01		
Total	250	2160,21			

Fonte: Base de dados da empresa.

Tabela 7. Regressão em etapas: Finos (%) versus segundo conjunto de variáveis preditoras

Alfa de Entrada: 0,1 Alfa de saída: 0,1

Variável resposta é Finos (%) e 25 preditores, com N = 217

N(casos com observações perdidas) = 34 N(total de casos) = 251

Etapa	1	2	3	4	5
Constante	6,432	9,277	9,115	8,126	8,180
Al	0,0123	0,0118	0,0208	0,0235	0,0218
T Valor	5,99	5,77	4,33	4,84	4,44
P Valor	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Vazão		-2,10	-2,06	-1,91	-1,74
T Valor		-2,65	-2,62	-2,45	-2,24
P Valor		0,009	0,010	0,015	0,026
Oxigênio*Al			-0,00001	-0,00001	-0,00001
T Valor			-2,07	-2,76	-2,50
P Valor			0,039	0,006	0,013
Ca*F				0,00000	0,00001
T Valor				2,56	3,04
P Valor				0,011	0,003
Si*F					-0,00003
T Valor					-2,06
P Valor					0,041
S	2,76	2,72	2,70	2,67	2,65
R ²	14,291	7,02	18,66	21,09	22,65
R ² (ajustado)	13,89	16,24	17,51	19,60	20,82

Fonte: Base de dados da empresa.

Tabela 8. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) versus segundo conjunto de preditoras (1ª versão)

The regression equation is

Finos(%) = 7,63 + 0,0223 Al - 1,67 Vazão + 0,00121 Oxigênio
- 0,000014 O2*Al + 0,000411 Ca + 0,0027 F - 0,00364 Si - 0,000017 Si*F +
0,000003 Ca*F

Preditores	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constante	7,626	2,675	2,85	0,005	
Al	0,022255	0,004974	4,47	0,000	6,775
Vazão	-1,6718	0,7370	-2,27	0,024	1,038
Oxigênio	0,0012064	0,0009775	1,23	0,218	1,457
O2*Al	-0,00001418	0,00000563	-2,52	0,012	7,202
Ca	0,0004106	0,0009470	0,43	0,665	8,890
F	0,00267	0,01588	0,17	0,866	24,610
Si	-0,003644	0,006523	-0,56	0,577	9,305
Si*F	-0,00001687	0,00004150	-0,41	0,685	36,038
Ca*F	0,00000347	0,00000594	0,58	0,559	38,270

S = 2,63195 R² = 22,7% R² (ajustado) = 19,8%

Análise de Variância

Fonte	DF	SS	MS	F	P
Regressão	9	490,774	54,530	7,87	0,000
Erro	241	1669,440	6,927		
Total	250	2160,214			

Fonte: Base de dados da empresa.

Tabela 9. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) versus segundo conjunto de preditoras (2ª versão)

A equação da regressão é

$$\text{Finos (\%)} = 7,41 + 0,0218 \text{ Al} - 1,65 \text{ Vazão} + 0,00118 \text{ Oxigênio} - 0,000013 \text{ O}_2\text{Al} + 0,00112 \text{ Ca} - 0,00582 \text{ Si}$$

Preditores	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	7,408	1,344	5,51	0,000	
Al	0,021837	0,004933	4,43	0,000	6,691
Vazão	-1,6497	0,7332	-2,25	0,025	1,032
Oxigênio	0,0011846	0,0009740	1,22	0,225	1,453
Oxigênio*Al	-0,00001309	0,00000555	-2,36	0,019	7,033
Ca	0,0011155	0,0003673	3,04	0,003	1,343
Si	-0,005819	0,002659	-2,19	0,030	1,553

$$S = 2,62638 \quad R^2 = 22,1\% \quad R^2(\text{ajustado}) = 20,2\%$$

Análise de Variância

Fonte	GL	SS	MS	F	P
Regressão	6	477,132	79,522	11,53	0,000
Erro	244	1683,081	6,898		
Total	250	2160,214			

Fonte: Base de dados da empresa.

Tabela 10. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) versus segundo conjunto de preditoras (3ª versão)

A equação da regressão é

$$\text{Finos (\%)} = 8,30 + 0,0118 \text{ Al} - 1,60 \text{ Vazão} + 0,00104 \text{ Ca} - 0,00601 \text{ Si}$$

Preditores	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	8,295	1,303	6,36	0,000	
Al	0,01177	0,001974	5,96	0,000	1,055
Vazão	-1,6001	0,7368	-2,17	0,031	1,026
Ca	0,0010446	0,0003672	2,84	0,005	1,321
Si	-0,006007	0,002517	-2,39	0,018	1,370

$$S = 2,64689 \quad R^2 = 20,2\% \quad R^2(\text{ajustado}) = 18,9\%$$

Análise de Variância

Source	GL	SS	MS	F	P
Regressão	4	436,73	109,18	15,58	0,000
Erro	246	1723,48	7,01		
Total	250	2160,21			

Fonte: Base de dados da empresa.

Tabela 11. Modelo de regressão múltipla: Finos (%) Log base 10 versus primeiro conjunto de preditoras (2ª versão adequada)

A equação da regressão é

Finos (log base 10) = 0,719 + 0,00128 Al + 0,000074 Oxigênio - 0,000001

Oxigênio*Al- 0,000125 Ferro silício + 0,000150 Fluorita + 0,000033 Cal calcítica

Preditores	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	0,71886	0,051281	4,02	0,000	
Al	0,0012751	0,0002973	4,29	0,000	6,823
Oxigênio	0,00007378	0,00005804	1,27	0,205	1,449
Oxigênio*Al	-0,00000083	0,00000033	-2,49	0,013	7,158
Ferro silício	-0,00012473	0,00005701	-2,19	0,030	1,661
Fluorita	0,00015043	0,00007886	1,91	0,058	1,185
Cal	0,00003328	0,00001329	2,50	0,013	1,382

S = 0,156730 R² = 20,1% R² (ajustado) = 18,1%

Análise de Variância

Fonte	GL	SS	MS	F	P
Regressão	6	1,50744	0,25124	10,23	0,000
Residual	244	5,99372	0,02456		
Total	250	7,50116			

BIBLIOGRAFIA

- CONTÃO, Andrey Werneck CONTÃO; NETO, Ranulfo de Oliveira; SILVA, Jarson Ribeiro da. Apresentação “Treinamento Básico do Forno Panela”. Unidade Operacional de Onça Puma – DION, s.d. a.
- CONTÃO, Andrey Werneck CONTÃO; NETO, Ranulfo de Oliveira; SILVA, Jarson Ribeiro da. Apostila “Processo de Refino e Granulação de FeNi. Unidade Operacional de Onça Puma – DION, s.d. b.
- CONTÃO, Andrey Werneck CONTÃO; NETO, Ranulfo de Oliveira; SILVA, Jarson Ribeiro da. Apostila “Apresentação sobre o processo de Granulação do FeNi na Mineração de Onça Puma”. Unidade Operacional de Onça Puma – DION, s.d. c.
- CONTÃO, Andrey Werneck. Descritivo Operacional Refino de FeNi. Unidade Operacional de Onça Puma – DION, 2011 a.
- CONTÃO, Andrey Werneck. Descritivo Operacional Granulação de FeNi. Unidade Operacional de Onça Puma – DION, 2011 b.
- CONTÃO, Andrey Werneck. Geração de Finos. Investigação: Corridas com Si entre 0,5% e 0,6%. Unidade Operacional de Onça Puma – DION, 2011 c.
- CONTÃO, Andrey Werneck. Geração de Finos. Investigação: Corridas sem alumínio. Unidade Operacional de Onça Puma – DION, 2012.
- FERNANDES, Eugénia M.; MAIA., Ângela. In FERNANDES, Eugénia M. ; ALMEIDA Leandro S., ed. lit. - Métodos e técnicas de avaliação : contributos para a prática e investigação psicológicas. Braga : Universidade do Minho. Centro de Estudos em Educação e Psicologia, 2001. ISBN 972-8098-98-7. p. 49-76.
- MONTGOMERY& RUNGER. Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros. Rio de Janeiro: LTC. Editora, 2003.
- THIOLLENT, M. *Pesquisa-Ação nas Organizações*. Ed. Atlas. São Paulo, 1997.
- TRIOLA, Mário. F.*Introdução à Estatística*. 7ª ed. Rio de Janeiro: LTC, 1999.
- VALE. Fluxograma Geral de Processo – Manual FeNi. Unidade Operacional de Onça Puma – DION, s.d. c.
- MONTGOMERY, D.C. & PECK, E.A..*Introduction to Linear Regression Analysis*. Nova York: John Wiley, 2º ed., 1992.
- MONTGOMERY& RUNGER. Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros. Rio de Janeiro: LTC. Editora, 2009.