

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Curso de Especialização em Estatística

**ESTUDO DO CONSUMO DE CAL DOS DADOS DE UMA INDÚSTRIA
SIDERÚRGICA UTILIZANDO ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA**

Fabiano Lima Monteiro

Belo Horizonte

2016

Fabiano Lima Monteiro

ESTUDO SOBRE A UTILIZAÇÃO DE ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA DOS DADOS DE UMA SIDERÚRGICA PARA CONSUMO DE CAL

Monografia apresentada ao curso de Especialização em Estatística do Instituto de Ciências Exatas da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial para obtenção do título de Especialista em Estatística.

Orientadora: Profa. Dra. Sueli Aparecida
Mingoti

Belo Horizonte
2016

Dedico este trabalho a minha mãe, meus irmãos, a minha esposa Simone, meus filhos Pedro Augusto e Maria Eduarda, que sempre apoiaram-me na busca de conhecimentos para meu crescimento profissional e pessoal, sendo possível a realização de mais este grande sonho.

AGRADECIMENTOS

A Deus, que torna tudo isso possível, presenteando a todos nós com a vida e o desejo de aprendizagem, facilitando a compreensão e aplicação dos conhecimentos para resolução dos problemas que nos afligem.

Aos meus pais, que sempre me orientaram a busca do conhecimento e formação dos meus valores que me nortearam ao longo da minha vida.

A minha esposa Simone, meus filhos Pedro Augusto e Maria Eduarda, pelo incentivo, apoio e compreensão durante todo o período acadêmico.

Aos professores super preparados e sempre dispostos a nos ajudar e garantir o sucesso deste curso.

A professora Dra. Sueli Aparecida Mingoti , pela excelente orientação prestada para o desenvolvimento deste trabalho.

A coordenadora do curso professora Ela Mercedes Medrano de Toscano que soube compreender minha dificuldade para dedicação neste projeto.

E aos meus amigos de mesma caminhada, que estiveram sempre dispostos a ajudar contribuindo para que eu pudesse alcançar os meus objetivos. Em especial ao amigo Marcelo Martins, que foi o grande responsável e motivador por este projeto do curso de estatística e que sempre apoiou-me incondicionalmente, desde os percursos das viagens sempre emocionantes, cheias de surpresas até as noites entrando a madrugada a dentro após a jornada de trabalho, para estudarmos e fazermos os trabalhos do curso.

“Ninguém ignora tudo. Ninguém sabe tudo. Todos nós sabemos alguma coisa. Todos nós ignoramos alguma coisa. Por isso aprendemos sempre. Se a educação sozinha não transforma a sociedade, sem ela, tampouco, a sociedade muda.”

Paulo Freire

RESUMO

O processo de sopro do refino primário numa siderúrgica que é a transformação das principais matérias primas (gusa líquido e sucata) em aço líquido, visando atender as especificações do produto para o cliente, sofre bastante interferências de variáveis das matérias primas, insumos, processos e equipamentos. Atualmente a competitividade das empresas está muito aguçada pelo efeito da globalização e a evolução de economias dos países emergentes, tendo que buscar sempre a melhoria de seus processos visando uma qualidade diferenciada, produtividade e redução de custos. O custo de cal representa um dos principais custos na fabricação do aço em uma aciaria a oxigênio, numa usina integrada. Todos os esforços aplicados para redução do consumo deste insumo corresponde assim um impacto considerável para redução do custo operacional de uma aciaria. O método em estudo é o “Método Comparativo Direto de Dados de Processo” que utiliza a regressão linear múltipla para a obtenção da função objetivo. Esta função que representa o comportamento das observações, sob o ponto de vista de estimação estatística, será o modelo matemático de explicação dos dados coletados. O objetivo deste método é inferir valores representativos para o consumo de cal a partir de variáveis de processo que estejam linearmente correlacionadas a ela, visando uma modelagem que possa ser utilizada mostrando que é possível utilizar um método científico moderno, para verificar a influência destas variáveis quando controladas e avaliar o efeito no processo, sem perder a confiabilidade dos resultados.

PALAVRAS-CHAVE: Consumo de cal, Redução de custos, Competitividade e Regressão linear múltipla.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – Fluxograma de uma aciaria LD típica.....	16
FIGURA 2 – Carregamento de sucata	17
FIGURA 3 – Carregamento de gusa líquido.....	17
FIGURA 4 – Esquematização do sopro de oxigênio em conversor LD.....	18
FIGURA 5 - Comportamento da composição química do aço e escória durante o sopro.....	18
FIGURA 6 - Esquema de formação da emulsão metal-gás-escória durante o sopro.....	19
FIGURA 7 - Projeção da emulsão metal-gás-escória durante o sopro.....	19
FIGURA 8 - Esquema dos dois mecanismo de dissolução da cal, no diagrama ternário, CaO-FeO-SiO ₂	22
FIGURA 9 - Mecanismo de dissolução da cal.....	22
FIGURA 10 - Diferenciação entre custo e despesa.....	26
FIGURA 11 - Efeitos de custos e despesas no resultado.....	28
FIGURA 12 - Composição de custo total do aço.....	30
FIGURA 13 - Composição de custo operacional do aço.....	30
FIGURA 14 - Composição de custo de materiais específicos.....	31
FIGURA 15 - Formas de correlação.....	33
FIGURA 16 - Distribuição no consumo de cales (kg).....	50
FIGURA 17 - Correlação e Box plot das variáveis do gusa em relação ao consumo de cales.....	55
FIGURA 18 - Correlação e Box plot das variáveis de matéria prima (a) e insumos (b) em relação ao consumo de cales.....	57
FIGURA 19 – Correlação e Box plot das variáveis de origem do modelo matemático e equipamento para refino.....	59
FIGURA 20 – Correlação e Box plot das variáveis de origem do aço primário.....	60
FIGURA 21 - Efeito da posição na lança na formação da escória.....	61
FIGURA 22 – Gráfico dos resíduos padronizados do modelo de regressão com todas as variáveis.....	64

FIGURA 23 – Gráfico dos resíduos padronizados de modelo de regressão com redução das variáveis.....	65
FIGURA 24 - Gráfico dos resíduos padronizados de modelo de regressão com as variáveis adotadas pelo método “ <i>stepwise</i> ”.....	69
FIGURA 25 - Gráfico dos resultados do consumo de cales (Y) e os valores calculados do modelo ajustado com 9 variáveis.....	70
FIGURA 26 - Gráfico dos resultados do consumo de cales (Y) e os valores calculados do modelo ajustado pelo método “ <i>stepwise</i> ”.....	70
FIGURA 27 - Gráfico dos resultados históricos do teor de silício do gusa.....	72
FIGURA 28 - Gráfico dos resultados históricos do consumo de cales.....	73

LISTA DE TABELAS

TABELA 1: Descrição das variáveis consideradas no projeto.....	45
TABELA 2 - Estatísticas descritivas das variáveis (X).....	51
TABELA 3 - Critério do grau de dispersão.....	52
TABELA 4 - Interpretação de ρ de Pearson.....	53
TABELA 5 - Correlação de Pearson da variável resposta (consumo de cales) com as variáveis de origem do gusa líquido.....	54
TABELA 6 - Correlação de Pearson da variável resposta (consumo de cales) com as variáveis de origem da matéria prima	56
TABELA 7 - Correlação de Pearson da variável resposta (consumo de cales) com as variáveis de origem modelo matemático e equipamento para refino.....	58
TABELA 8 - Correlação de Pearson da variável resposta (consumo de cales) com as variáveis de origem do aço primário.....	59
TABELA 9 - Análise de regressão modelo com todas as variáveis.....	63
TABELA 10 – Orientações para interpretação dos fatores de inflação de variância (VIF).....	63
TABELA 11 – Análise de regressão com redução das variáveis explicativas – Modelo I..	65
TABELA 12 - Regressão “ <i>stepwise</i> ” com 18 variáveis independentes.....	67
TABELA 13 - Análise de regressão modelo com as variáveis explicativas adotadas pelo método “ <i>stepwise</i> ” – Modelo II.....	68
TABELA 14 - Percentual de contribuição de cada variável explicativa nos modelos ajustados.....	71

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	11
1.1	Problema	12
1.2	Objetivos gerais.....	13
1.3	Objetivos Específicos.....	13
1.4	Justificativa	14
2	REFERENCIAL TEÓRICO	15
2.1	Descrição do processo de refino primário	15
2.2	Formação de escória no processo LD	20
2.3	Gestão de custos na indústria.....	23
2.4	Definições e conceitos	24
2.5	Diferenças entre custos e despesas	26
2.6	Custos, despesas, preços e Lucros	27
2.7	Impacto do consumo de cal no custo do aço	29
2.8	Análise de regressão	32
2.8.1	Coeficiente de Correlação Amostral de Pearson	32
2.8.2	Modelo de Regressão Linear Simples	33
2.8.3	Regressão linear múltipla	35
2.8.4	Análise Estatística de ajuste do Modelo	37
2.8.5	Coeficiente de determinação (R^2)	37
2.8.6	Análise de significância dos parâmetros (β_j)	39
2.8.7	Multicolinearidade	41
2.8.8	Análise dos resíduos do modelo de regressão ajustado.....	41

2.8.9	Validação dos Modelos Ajustados	42
2.8.10	Técnica de seleção de variáveis explicativas “ <i>stepwise</i> ”	42
3	METODOLOGIA	43
3.1	Tipo de pesquisa	44
3.2	Universo e amostra.....	45
4	ESTUDO DE CASO	48
4.1	Coleta e tratamento dos dados	48
4.2	Análise dos resultados	49
4.3	Análise descritiva da variável resposta (Y - consumo de cales).....	49
4.4	Análise descritiva das demais variáveis consideradas.....	50
4.5	Análise de Regressão Linear Múltipla para o consumo de cales	61
5	CONCLUSÃO	73
6	SUGESTÕES PARA TRABALHO FUTURO	75
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	76

1 INTRODUÇÃO

Para atender a crescente necessidade de redução de custos sem deixar de atender as composições químicas dos aços de baixos teores de fósforo a preços competitivos, as indústrias siderúrgicas estão buscando investir em melhorias de seus processos tecnológicos e científicos nas diversas etapas que compõem a fabricação do aço. Em particular, o processo de fabricação do aço tem enfrentado esses desafios, buscando o atendimento da qualidade no produto final e garantindo a produtividade do equipamento.

Atualmente, a indústria siderúrgica tem sofrido a exigência de redução dos teores residuais no aço, implicando na evolução e na adequação dos processos de fabricação. As cales representam o principal insumo responsável para redução dos teores de fósforo e enxofre, pois as indústrias consumidoras destes materiais necessitam de aços com baixos teores de fósforo e enxofre, visando elevação da resistência ao impacto do material, garantindo o desempenho do material na sua aplicação final.

Pode-se obter baixo teor de fósforo e enxofre no aço líquido utilizando matérias-primas, especialmente ferro-gusa, com baixos teores destes elementos. Isto implica na utilização de minério de ferro e de carvão-vegetal com baixos teores de fósforo e enxofre ou por meio do pré-tratamento das matérias-primas, com o uso de estações de desfosforação e dessulfuração de ferro-gusa.

Estes métodos demandam grandes disponibilidades de minério de ferro com baixos teores de fósforo ou alterações significativas no fluxo produtivo, ambos resultando em altos custos.

Hoje a grande maioria das indústrias siderúrgicas não possui nem a disponibilidade de minério de ferro e de carvão-vegetal com baixos teores de fósforos e enxofres, nem a estações de pré-tratamento de ferro-gusa, sendo o processo Convertedor LD mais conveniente para remoção, principalmente do fósforo do gusa. A redução destes elementos do aço resulta em aumento do tempo de processamento, redução do rendimento metálico do processo e, conseqüentemente, na elevação no custo do material produzido.

Tratando o aumento do custo e o atendimento da qualidade do produto final optou-se pelo estudo do elevado custo de cal no processo de desfosforação de aços em Convertedor LD, visando aperfeiçoar o processo de consumo de cal na fabricação de aço. Utilizando uma composição química adequada da escória no Convertedor LD é possível atingir teores de fósforo e enxofre para atender as especificações dos aços.

Neste trabalho, será proposto, então, o desenvolvimento de um método baseado na técnica de Regressão Linear Múltipla, como ferramenta auxiliar na determinação de um modelo, para analisar as variáveis que relacionam entre si e podem interferir no consumo de cal, utilizando basicamente, os dados de processo. Desta forma buscam-se melhorar a precisão na determinação destes valores, selecionando quais são as variáveis mais significativas, que irão compor o modelo final. A meta é utilizar este modelo para prever o consumo de cal, identificar as principais variáveis que afetam o consumo e disponibilizar estas informações para apoio nos trabalhos e iniciativas para tratamento da redução de consumo de cales no processo de aciaria, abrindo também as futuras possibilidades de aplicar este método em outros problemas dentro das indústrias.

1.1 Problema

Estudar o comportamento das principais variáveis do processo de refino primário do aço numa aciaria que afetam diretamente o custo operacional através do consumo de cales, que representam como um dos principais insumos do processo de fabricação do aço líquido, responsável pela formação de escória, subproduto do processo de refino e importante mecanismo de captação dos elementos de liga que afetam as propriedades mecânicas do aço (fósforo e enxofre), dos óxidos gerados no processo de oxidação dos elementos de ligas (carbono, silício, ferro e manganês), além de formar escórias com características para proteção do revestimento refratário do reator (convertedor LD), elevando a vida útil do refratário que também caracteriza como um dos principais custos no processo siderúrgico. O processo tem influências de diversas variáveis que interagem entre si e podem impactar negativamente e ou positivamente no consumo de cales, precisando assim, de conhecer estas influências, buscar composições de matérias primas, melhorias dos métodos, processos e insumos que ajudam no atendimento das

especificações do aço líquido com menor impacto no custo do aço através da possibilidade de redução do consumo de cales.

1.2 Objetivos gerais

O objetivo deste trabalho é propor um modelo baseado na técnica estatística de Regressão Linear Múltipla, como ferramenta auxiliar para consideração das variáveis que podem afetar o consumo de cal no processo de fabricação do aço, apresentando o desenvolvimento de uma metodologia para monitoramento do processo, incluindo a etapa relacionada à coleta e organização dos dados, bem como sua análise estatística e aplicação no processo siderúrgico.

1.3 Objetivos Específicos

- Desenvolver uma metodologia para monitoramento das variáveis determinantes no processo de consumo de cal utilizando como método a técnica de Análise de Regressão Linear Múltipla.
- Elaborar um estudo de caso constituindo-se na aplicação da metodologia proposta em um processo siderúrgico, utilizando dados levantados na etapa de refino primário da fabricação do aço líquido considerando o consumo de cal que é um dos principais custos de insumos no processo de fabricação do aço em uma aciaria.
- Aplicar ferramentas estatísticas disponíveis no *software* estatístico MINITAB for Windows versão 17 para análise de Regressão Linear Múltipla, para estudar um modelo que possa explicar o consumo de cal em um processo de fabricação do aço numa aciaria a oxigênio.
- Contribuir com possibilidades no controle das variáveis do processo de fabricação do aço em um convertedor LD, visando à redução do consumo de cal.
- Contribuir para redução da produção de escória de aciaria que tem limitação no seu uso, tornando atualmente um passivo ambiental das indústrias, em

função da dificuldade e alto custo para seu processamento, visando uma utilização no mercado.

1.4 Justificativa

Perceber a necessidade das mudanças é imprescindível nos dias de hoje para qualquer empresa que deseja manter-se competitiva no mercado global. Somando-se a isto a enorme quantidade de dados e informações que precisam ser consideradas no processo de fabricação do aço, os aciaristas precisam de ferramentas que os auxiliem a monitorar o sistema, detectar necessidades de mudanças e tomar decisões. As empresas precisam ter possibilidades de implantação de metodologias que pode servir de apoio à decisão, podendo fazer uso de ferramentas estatísticas, aplicadas especificamente no chão-de-fábrica, com a finalidade de gerir os dados resultantes do processo produtivo, transformando-o em informações que auxiliem a tomar decisões que resultarão em mudanças no processo, buscando garantir a competitividade da empresa e a redução de custos.

Tendo como pano de fundo a crescente importância que o componente custo passa a ter para as empresas em busca de competitividade, pode-se observar a necessidade de métodos apropriados para o mapeamento e análise de sistemas produtivos.

Dentro deste contexto, o presente trabalho se propõe a articular de forma sinérgica a aplicação de métodos estatísticos, mais especificamente a técnica de regressão linear múltipla, para mapear, analisar e nortear o desenvolvimento e implantação de melhorias no processo, com forte teor do componente custo a partir da redução do consumo de cal no processo de fabricação do aço líquido numa aciaria a oxigênio.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Descrição do processo de refino primário

O objetivo desta seção é descrever os princípios da operacionalização do conversor LD. A Figura 1 apresenta dentro de uma aciaria LD típica, a localização do conversor no processo de produção.

As principais matérias primas utilizadas na fabricação do aço são: gusa líquido, sucatas metálicas (aço, gusa), sucatas semi-metálicas, minério de ferro, fundentes (cal, dolomita calcinada) e oxigênio.

O ciclo de operações no refino LD envolve 6 etapas:

- Carregamento da carga sólida (Figura 2)
- Carregamento do gusa líquido (Figura 3)
- Sopros (Figura 4)
- Medição de temperatura e composição química do aço
- Vazamento do aço
- Vazamento da escória

O processo de refino consiste em soprar verticalmente o oxigênio de alta pureza (> 99,5%) sobre a superfície do banho metálico através de uma lança refrigerada a água, oxidando o carbono (C), manganês (Mn), silício (Si) e fósforo (P) contidos no gusa líquido, conforme mostra a Figura 5.

Na zona de impacto do jato de oxigênio, a reação com o banho líquido é violenta e imediata atingindo, localmente, temperaturas da ordem de 2500 °C a 3000 °C. Parte do óxido de ferro formado na zona de impacto, mais a cal e outros fundentes adicionados no início ou durante o transcurso do sopro, formam rapidamente uma escória básica.

Esta escória neutraliza os óxidos ácidos formados (SiO₂), protegendo o revestimento refratário, diminuindo a atividade de seus componentes, acelerando as reações de refino e estabilizando o enxofre e fósforo escorificados.

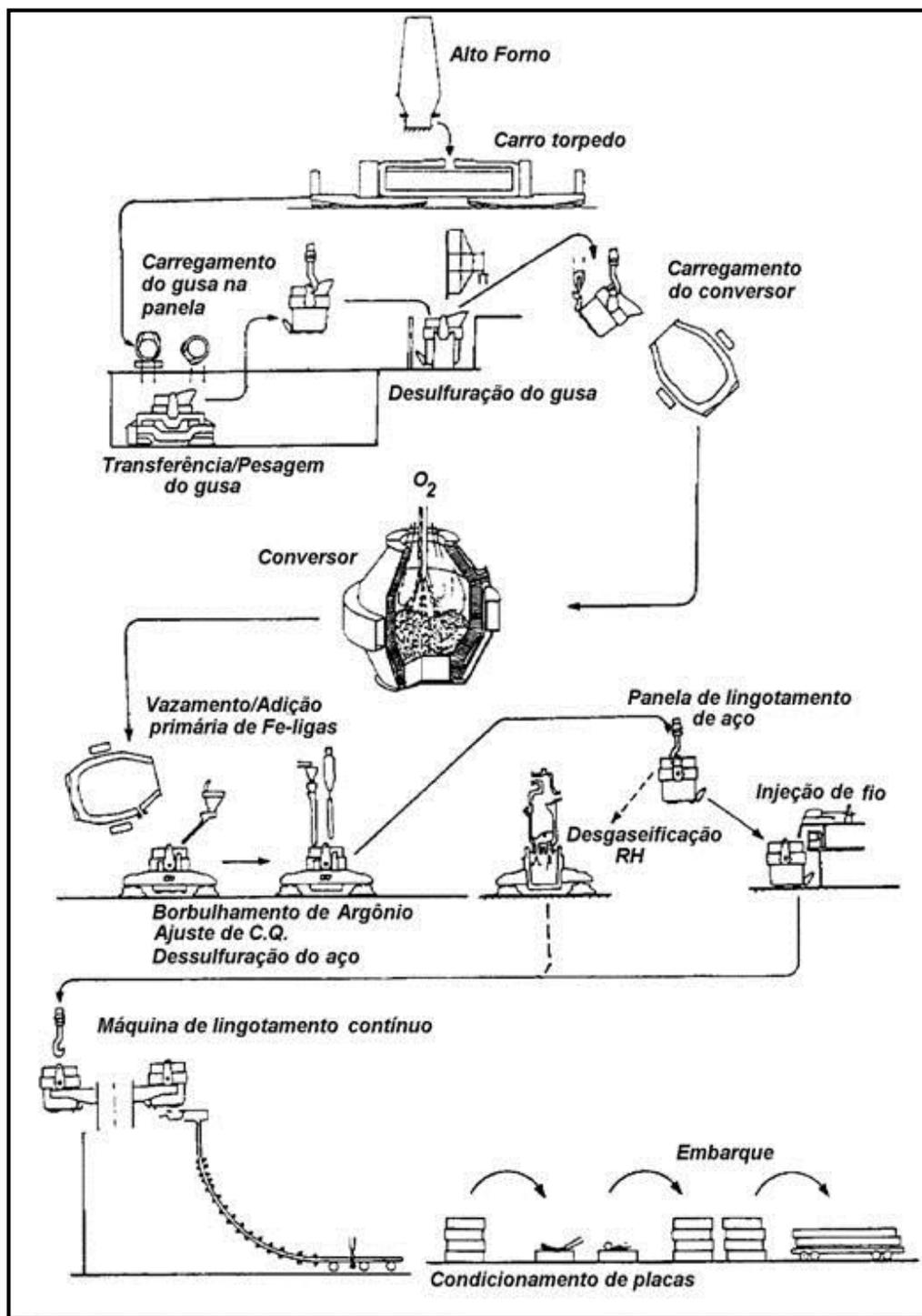


Figura 1: Fluxograma de uma aciaria LD típica

Fonte: Curso sobre Aciaria LD (ABM,1992)



Figura 2: Carregamento de sucata

Fonte: Curso sobre Aciaria LD



Figura 3: Carregamento de gusa líquido

Fonte: Curso sobre Aciaria LD



Figura 4: Esquemática do sopro de oxigênio em conversor LD

Fonte: Curso sobre Aciaria LD

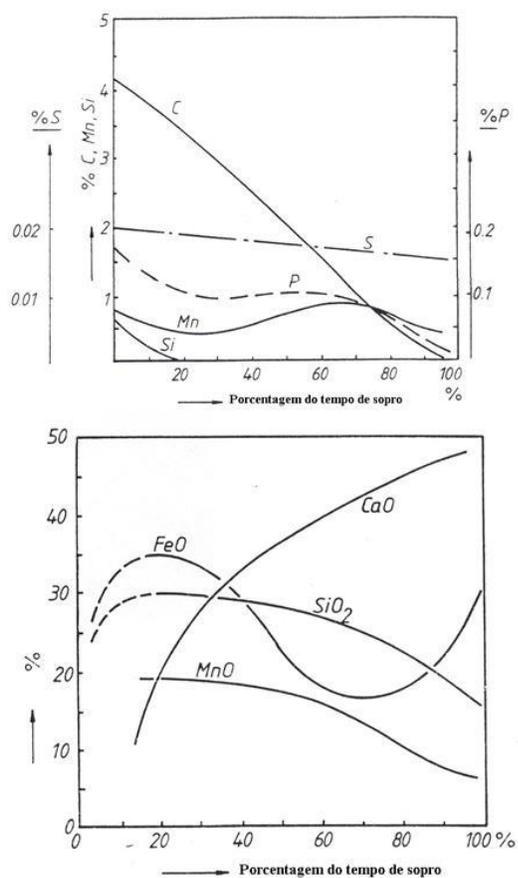


Figura 5: Comportamento da composição química do aço e escória durante o sopro

Fonte: (Deo,1993)

Outro importantíssimo papel desempenhado pela escória é o fornecimento de oxigênio ao banho, especialmente na etapa intermediária do sopro, quando é formada uma emulsão metal-gás-escória (Figuras 6 e 7).

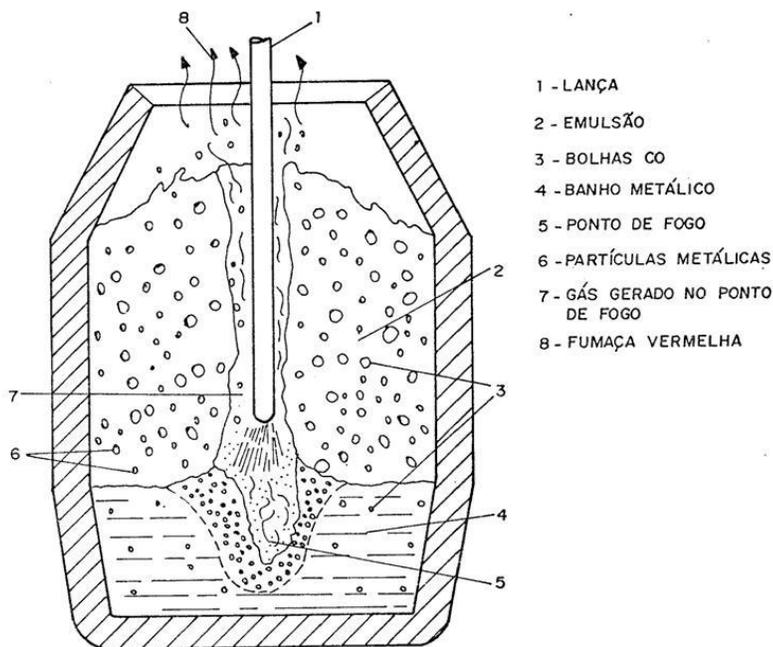


Figura 6: Esquema de formação da emulsão metal-gás-escória durante o sopro

Fonte: Curso sobre Aciaria LD

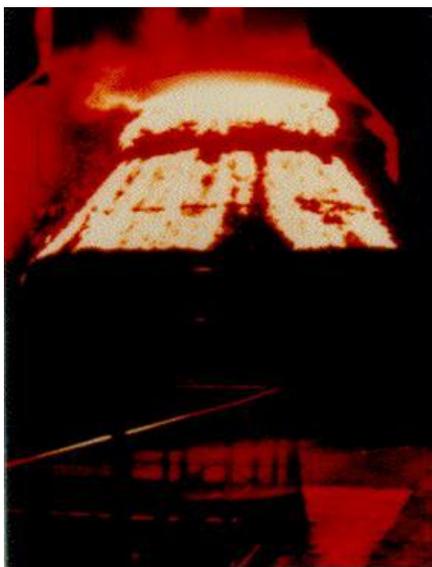


Figura 7: Projeção da emulsão metal-gás-escória durante o sopro

Fonte: Curso sobre Aciaria LD

As medições de temperatura e análise química do aço são realizadas logo após a interrupção do sopro, e se corresponderem ao valor especificado, o conversor é basculado para vazamento da corrida na panela de lingotamento. Se a temperatura estiver abaixo do previsto e/ou o teor de carbono acima do especificado, o banho é ressooprado. Caso contrário, o banho poderá ser resfriado com adições de minério de ferro e/ou sucata.

Durante o vazamento são adicionados na panela os ferros-liga e desoxidantes necessários ao aço especificado.

Após o vazamento do aço, a escória é vazada pela boca em potes de escória e em seguida o conversor volta à posição inicial reiniciando o ciclo.

2.2 Formação de escória no processo LD

A escória é uma variável importante para o processo de refino num convertedor LD como um todo. Da sua formação em um grau maior ou menor, irá depender o sucesso ou não do processo de refino do gusa, principalmente com relação à taxa de desfosforação.

Também é através de uma boa formação da escória no momento certo, é que se consegue minimizar o nível de projeções de metal para fora do forno mostrado na Figura 7 e conseqüentemente sem aderência de metal na lança de oxigênio e na parte superior do forno. Portanto o processo de fabricação do aço líquido no convertedor LD depende fundamentalmente de uma boa formação de escória.

Para se atingir os objetivos esperados do refino pelo processo, é necessário que a formação da escória comece logo no início da injeção de oxigênio. Como já mencionado anteriormente, a escória tem várias funções para o processo, dentre elas:

- Desfosforação do gusa líquido.
- Neutralização da sílica formada e conseqüentemente proteção do revestimento refratário contra desgaste prematuro.
- Formação de uma espécie de “colchão” para minimizar as projeções de metal para fora do forno e também à aderência desse metal na parte superior do forno e/ou na própria lança de oxigênio.

O primeiro elemento a ser oxidado é o silício juntamente com o ferro formando um composto $\text{FeO} \cdot \text{SiO}_2$ chamado faialita. Esse composto possui ponto de fusão em torno de 1200°C . Nesse primeiro período de sopro, praticamente todo silício é oxidado. O mesmo ocorre com parte do manganês formando MnO . A formação desses óxidos irá provocar a dissolução da cal formando a escória.

A formação da escória está diretamente ligada à dissolução da cal. Conforme descreve CAMPOS (1980), a transferência de CaO para a fase líquida se dá após o período passivo. Esse período se inicia logo que um pedaço de cal frio é coberto pela escória líquida que irá formar em torno dele uma camada solidificada. A fusão dessa carapaça de escória solidificada demora certo tempo que gira em torno de um minuto. A granulometria e a temperatura inicial da cal podem fazer esse tempo variar.

Conforme menciona CAMPOS(1980), estudos realizados, retirando amostras desses pedaços de cal durante o processo de sopragem, mostraram que as amostras colhidas possuíam duas zonas: uma central contendo cristais de CaO e uma segunda formada por um contorno contendo alguns óxidos, principalmente óxidos de ferro e manganês.

A concentração desses óxidos aumentavam em direção à periferia, formando soluções de FeOMnOCaO e compostos tais como ferrita, silicatos e fosfatos. Outra observação importante, é que a composição química dessa camada varia com a composição inicial da escória. Se a escória inicial é rica em SiO_2 e pobre em FeO , a camada é rica em ortossilicato de cálcio ($2\text{CaO} \cdot \text{SiO}_2$) com alto ponto de fusão (2130°C). Por outro lado, se a composição inicial da escória é rica em FeO , a trajetória da dissolução da cal no diagrama ternário ($\text{FeO}-\text{SiO}_2-\text{CaO}$), não atinge a zona de formação do ortossilicato de cálcio, conforme pode ser visto na Figura 8 abaixo. Nesse caso, a formação da escória é beneficiada, sendo essa a condição desejada.

Experimentos realizados comprovaram que, quanto maior for o teor de FeO na escória, melhor será a dissolução da cal. A Figura 9 mostra os dois tipos de dissolução da cal. O caso "A", contendo a presença do ortossilicato, e o caso "B" onde a escória inicial contém alto teor de FeO e ocorre a formação da camada impregnada.

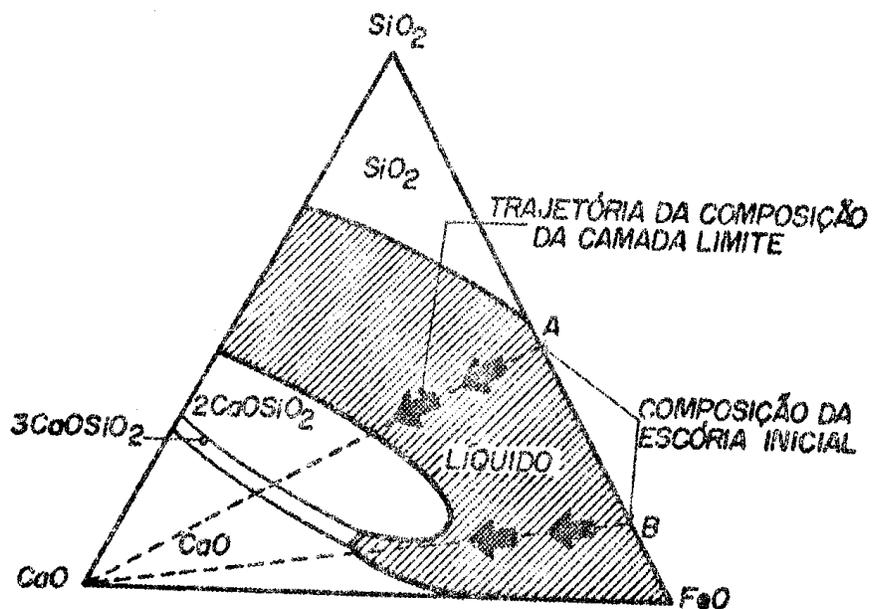


Figura 8: Esquema dos dois mecanismo de dissolução da cal, no diagrama ternário, CaO-FeO-SiO₂ (CAMPOS,1980).

Fonte: Mecanismos de dissolução da cal (CAMPOS,1980)

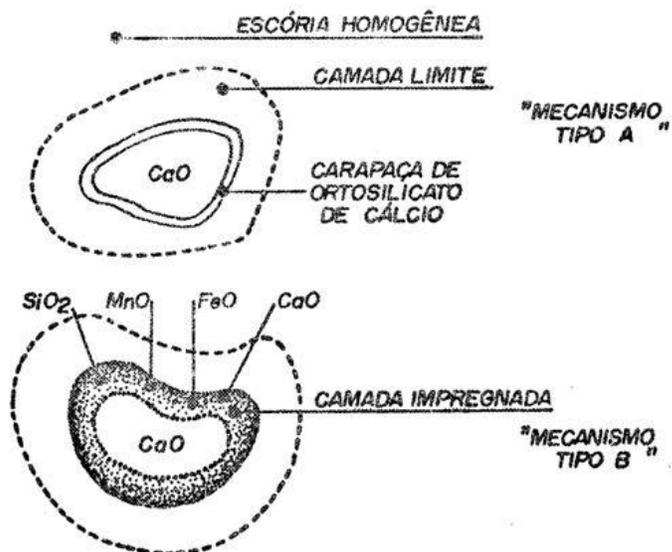


Figura 9: Mecanismo de dissolução da cal.

Fonte: Mecanismos de dissolução da cal (CAMPOS,1980).

Estes conceitos serão de suma importância para entendermos a importância da cal no processo de fabricação do aço, o qual no aspecto metalúrgico seria impossível a fabricação do aço no atendimento à qualidade exigida pelo cliente, à especificação para atendimento as propriedades mecânicas do aço, e no aspecto econômico na busca de custos baixos e competitivos, a cal e fundentes compõem um custo considerável cerca de 9% do custo operacional.

2.3 Gestão de custos na indústria

A gestão de custos pode ser definida como o processo ordenado de usar os princípios da contabilidade geral para registrar os custos de operação de um negócio. Dessa forma, com informações coletadas das operações e das vendas, a administração pode empregar os dados contábeis e financeiros para estabelecer os custos de produção e distribuição, unitários ou totais, para um ou para todos os produtos fabricados ou serviços prestados, além dos custos das outras diversas funções do negócio, objetivando alcançar uma operação racional, eficiente e lucrativa.

O nascimento da contabilidade de custos decorreu da necessidade de maiores e mais precisas informações, que permitissem uma tomada de decisão correta após o advento da Revolução Industrial. Anteriormente à Revolução Industrial, a contabilidade de custos praticamente não existia, já que as operações resumiam-se basicamente em comercialização de mercadorias. Nessa época, os estoques eram registrados e avaliados por seu custo real de aquisição.

Com a Revolução Industrial, as empresas passaram a adquirir matéria-prima para transformar em novos produtos. O novo bem criado era resultante da agregação de diferentes materiais e esforços de produção, constituindo o que se convencionou chamar de custo de produção ou fabricação. As funções básicas da contabilidade de custos devem buscar atender a três razões primárias:

a) determinação do lucro: empregando dados originários dos registros convencionais contábeis, ou processando-os de maneira diferente, tornando-os mais úteis à administração;

b) controle das operações: e demais recursos produtivos, como os estoques, com a manutenção de padrões e orçamentos, comparações entre previsto e realizado;

c) tomada de decisões: o que envolve produção (o que, quanto, como e quando fabricar), formações de preços, escolha entre fabricação própria ou terceirizada.

O método de custeio é o subsistema que faz a seleção dos custos e/ou despesas e apropria-os aos objetos de custeio (produtos, departamentos, clientes etc). Segundo ALVES (1997), os métodos de custeio visam determinar os critérios para apuração dos custos dos fatores produtivos a determinados níveis de interesse das entidades (produto, atividade, departamento, empresa etc.).

2.4 Definições e conceitos

Para poder discutir o processo de formação dos custos e preços, alguns termos técnicos são empregados. Muitos desses termos mais comuns são empregados na contabilidade geral e desta última são trazidos para a contabilidade de custos. Alguns dos principais termos são:

- gastos ou dispêndios: consistem no sacrifício financeiro que a entidade arca para a obtenção de um produto ou serviço qualquer. Segundo a contabilidade, serão em última instância classificados como custos ou despesas, a depender de sua importância na elaboração do produto ou serviço. Alguns gastos podem ser temporariamente classificados como investimentos e, à medida que forem consumidos, receberão a classificação de custos ou despesas;

- investimentos: representam gastos ativados em função de sua vida útil ou de benefícios atribuíveis a futuros períodos. Ficam temporariamente "congelados" no ativo da entidade e, posteriormente e de forma gradual, são "descongelados" e incorporados aos custos e despesas;

- custos: representam os gastos relativos a bens ou serviços utilizados na produção de outros bens ou serviços. Portanto, estão associados aos produtos ou serviços produzidos pela entidade. Como exemplos de custos podem ser citados os gastos com matérias-primas, embalagens, mão-de-obra fabril, aluguéis e seguros de instalações fabris, etc.;

- despesas: correspondem a bem ou serviço consumido direta ou indiretamente para a obtenção de receitas. Não estão associadas à produção de um produto ou serviço. Como exemplos de despesas podem ser citados gastos com salários de vendedores, gastos com funcionários administrativos, etc.;

- desembolsos: consistem no pagamento do bem ou serviço, independentemente de quando o produto ou serviço foi ou será consumido. É importante ressaltar que a contabilidade registra os fatos de acordo com o princípio da competência. Por competência entende-se que o registro de receitas e despesas deve ser feito de acordo com a real ocorrência, independentemente de sua quitação. Por exemplo, se foram empregadas 40 horas de mão-de-obra no mês de março que somente foram quitadas em abril, o lançamento contábil do gasto deve ser feito em março. Já o registro financeiro do desembolso será registrado no mês de abril. Logo, não se deve confundir despesa com desembolso;

- perdas: representam bens ou serviços consumidos de forma anormal. Consiste em: (i) um gasto não intencional decorrente de fatores externos extraordinários ou (ii) atividade produtiva normal da empresa. Na primeira situação, devem ser considerados como despesas e lançados diretamente contra o resultado do período. Na segunda situação, devem ser classificados como custo de produção do período.

Outro conjunto de definições que, a princípio, podem gerar confusões refere-se à definição de desembolsos e recebimentos. Segundo o princípio contábil da competência, receitas, despesas e custos são registrados no momento em que são realizados ou incorridos. Por exemplo, se uma fábrica contrata um novo funcionário, os gastos relativos a sua remuneração são provisionados e apropriados aos custos industriais a partir do momento de sua contratação, independentemente da quitação desses gastos. Da mesma forma, se uma empresa comercial efetua uma venda com prazo longo, o registro e a contabilização da receita ocorrem no momento da venda - independentemente de quando ocorrerá o efetivo recebimento.

Todavia, recebimentos e desembolsos devem ser contabilizados segundo o regime de caixa - ou seja, quando, de fato, ingressarem ou saírem da conta Caixa do Balanço Patrimonial:

- recebimentos: correspondem aos ingressos de recursos no Caixa da empresa;
- desembolsos: representam a saída de recursos financeiros do Caixa da entidade.

2.5 Diferenças entre custos e despesas

Possivelmente, a primeira polêmica na terminologia da contabilidade de custos refere-se à distinção entre custos e despesas. De modo geral, os custos "vão para as prateleiras", sendo armazenados nos estoques - são consumidos pelos produtos ou serviços durante seu processo de elaboração. Já as despesas estão associadas ao período - não repercutem, diretamente, na elaboração dos produtos ou serviços prestados.

Custos podem ser diferenciados de despesas conforme a Figura 10. Os Gastos incorridos para a elaboração do produto são contabilmente classificados como custos. Gastos incorridos após a disponibilização do produto devem ser classificados como despesa. Custos estão diretamente relacionados ao processo de produção de bens ou serviços. Diz-se que os custos vão para as prateleiras: enquanto os produtos ficam estocados, os custos são ativados, destacados na conta Estoques do Balanço Patrimonial, e não na Demonstração de Resultado. Somente farão parte do cálculo do lucro ou prejuízo quando de sua venda, sendo incorporados, então, à Demonstração do Resultado e confrontados com as receitas de vendas.

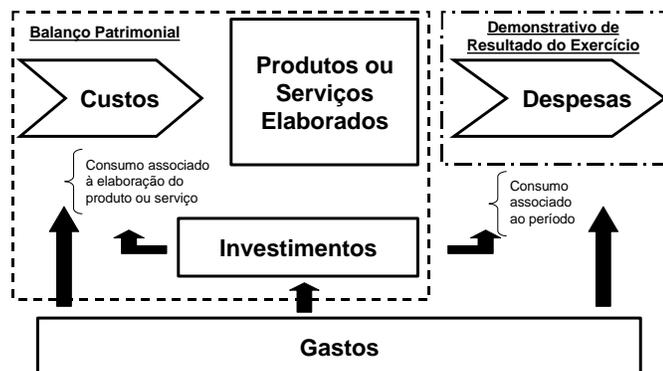


Figura 10: Diferenciação entre custo e despesa

Fonte: Apostila de ciências contábeis do curso de administração

Despesas estão associadas a gastos administrativos e/ou com vendas e incidência de juros (despesas financeiras). Possuem natureza não fabril, integrando a Demonstração do Resultado do período em que incorrem. Diz-se que as despesas estão associadas ao momento de seu consumo ou ocorrência. São, portanto, temporais.

Conforme mostrou a Figura 10, gastos incorridos até o momento em que o produto esteja pronto para a venda são custos; a partir daí, devem ser considerados como despesas.

Em situações específicas, pode ocorrer alguma pequena confusão ou dúvida na separação clara entre custos e despesas. Nessas ocasiões, algumas regras podem ser seguidas:

a) valores irrelevantes devem ser considerados como despesas (princípios do conservadorismo e materialidade);

b) valores relevantes que têm sua maior parte considerada como despesa, com a característica de se repetirem a cada período, devem ser considerados em sua íntegra (princípio do conservadorismo);

c) valores com rateio extremamente arbitrário também devem ser considerados como despesa do período;

d) gastos com pesquisa e desenvolvimento de novos produtos podem ter dois tratamentos: como despesas do período em que incorrem ou como investimento para amortização na forma de custo dos produtos a serem elaborados futuramente.

2.6 Custos, despesas, preços e Lucros

Genericamente a influência dos custos nos resultados de uma empresa pode ser vista na Figura 11. Custos, classificados como diretos ou indiretos a depender de sua relação com a unidade de produto ou serviço elaborado, são incorporados aos estoques até o momento da venda, quando passam a ser representados na Demonstração de Resultados do Exercício (DRE) com a denominação de:

a) Custo dos Produtos Vendidos (CPV) geralmente em operações fabris ou industriais;

- b) Custo das Mercadorias Vendidas (CMV) geralmente em operações mercantis;
- c) Custo dos Serviços Prestados ou Vendidos (CSP) ou (CSV) em operações de serviços.

Já as despesas são confrontadas, segundo a contabilidade, diretamente com o resultado do período. Não devem ser ativadas nos estoques. Gerencialmente, porém, podem ser atribuídas aos produtos como forma de analisar o gasto e a lucratividade individual de um portfólio de produtos ou serviços. Nessas situações, quando custos e despesas são alocados aos produtos ou serviços, diz-se tratar de um sistema de custos plenos ou integrais.

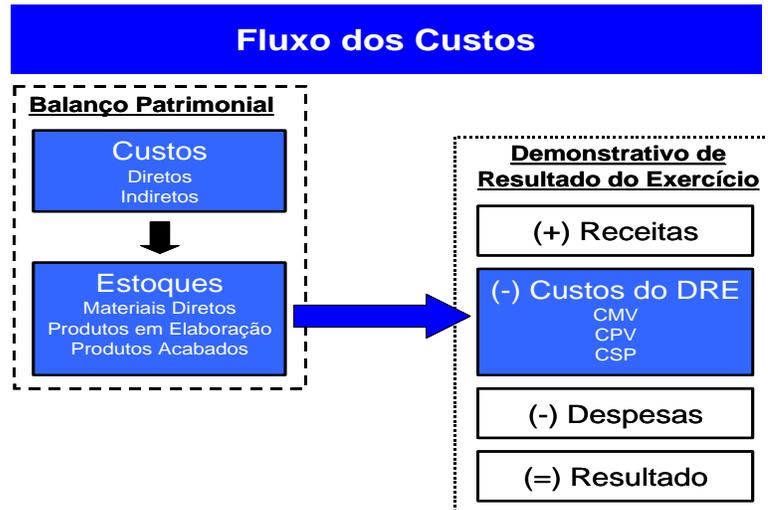


Figura 11: Efeitos de custos e despesas no resultado

Fonte: Apostila de ciências contábeis do curso de administração

Da Figura 11 pode ser destacado que a equação do resultado (ou lucro) pode ser apresentada como o resultado das receitas, subtraídas de custos e despesas, sendo:

L = lucro; R = receita; C = custo; e D = despesa

O lucro é genericamente expresso por meio das margens de lucro - que podem ser apresentadas em unidades monetárias, conforme estabelecido na equação anterior para valores unitários, ou em percentual sobre o preço de venda, sendo:

L un = lucro unitário ou margem de lucro em unidades monetárias; R un = receita unitária ou preço de venda unitário; C un = custo unitário; e D un = despesa unitária.

A margem percentual, muitas vezes calculada com base no mark-down, corresponde à margem de lucro em unidades monetárias dividida pelo preço de venda.

Mark-down e mark-up são conceitos distintos empregados na análise conjunta de custos e preços. Mark-down, do inglês marca abaixo, corresponde à participação percentual dos custos e despesas em relação ao preço de venda. O mark-up, do inglês marca acima, corresponde ao multiplicador aplicado sobre custos e preços para obter o preço.

A equação seguinte ilustra a obtenção da margem de lucro percentual:

$L_{um\%}$ = lucro unitário percentual ou margem de lucro percentual

L_{um} = lucro unitário ou margem de lucro em unidades monetárias

R_{um} = receita unitária ou preço de venda unitário

2.7 Impacto do consumo de cal no custo do aço

Como ilustração da importância deste estudo, as Figuras 12-14 mostram a participação do consumo de cales no custo para fabricação do aço líquido, já que neste momento com o mercado cada vez mais competitivo e a crise de preços baixos no mercado mundial, que assombram o setor siderúrgico, principalmente com o efeito da China de uma maior exportação de sua produção devido queda na sua demanda interna, provocada pela menor taxa de crescimento econômico do país. Além disso, estamos com uma grande oferta de aço no mundo que está com capacidade acima da demanda. Os valores estão expressos em percentagem para preservar a fonte e pode variar de empresa para empresa e/ou de processo para processo:



Figura 12: Composição de custo total do aço

Fonte: elaborado pelo autor

O custo de consumo de cales está inserido no custo operacional que representa 20% do custo total como pode observar na figura 12.



Figura 13: Composição de custo operacional do aço

Fonte: elaborado pelo autor

O custo de consumo de cales está inserido na linha de materiais específicos que corresponde 18% do custo operacional do aço como pode observar na figura 13.



Figura 14: Composição de custo de materiais específicos

Fonte: elaborado pelo autor

Na Figura 14 podem observar o consumo de cales representa 37% do custo de materiais específicos. Para ter-se uma idéia de valor, uma redução no consumo de 10% no consumo por tonelada de aço, pode representar no ano uma redução de milhões de reais dependendo da escala de produção da empresa.

2.8 Análise de regressão

A regressão é uma técnica estatística que, segundo Angelini e Milone (1995, p.83) “permite construir os modelos e avaliar sua qualidade na chamada análise de regressão”. Baseadas em técnicas de amostragem, tal análise permite saber se – e como – duas ou mais variáveis aleatórias estão relacionadas umas com as outras. Os autores proferem que a regressão tem como função básica “fornecer as equações que relacionam as variáveis consideradas”; com tais equações torna-se possível fazer predições sobre o comportamento do fenômeno, no caso dessa monografia, dos itens de consumo de cales. A análise de regressão está baseada em modelos matemáticos e numa série de hipóteses, que têm a finalidade suprema de garantir a existência, a qualidade, a consistência e a eficiência dos estimadores.

A aplicação da análise de regressão requer que haja relacionamento linear (correlação) entre a variável resposta (chamada também de variável dependente) e outras que irão compor o modelo estatístico, chamadas de variáveis explicativas, regressoras ou independentes.

2.8.1 Coeficiente de Correlação Amostral de Pearson

Considere uma amostra aleatória de tamanho n ($n > 1$) na qual as variáveis X e Y aleatórias tenham sido medidas em cada um dos n elementos amostrais. O coeficiente de correlação de Pearson mede o grau de relacionamento linear entre essas variáveis.

Matematicamente esse coeficiente é definido por:

$$r = \frac{1}{n-1} \sum \left(\frac{x_i - \bar{X}}{Sx} \right) \left(\frac{y_i - \bar{Y}}{Sy} \right) \quad (1)$$

O valor do coeficiente de correlação de Pearson, representado pela letra r , estará sempre no intervalo de -1 a 1 , em qualquer conjunto de dados. De acordo com Barbetta (1998, p.251), o coeficiente: “Será positivo quando os dados apresentarem correlação linear positiva será negativo quando os dados apresentarem correlação linear negativa”.

Segundo o autor, “o valor de r será tão mais próximo de 1 (ou -1) quando mais forte for a correlação nos dados observados”. Isto é, se $r = +1$ (um positivo) os pontos se

encontram plotados sobre uma reta ascendente (correlação positiva perfeita); se $r = -1$ (um negativo), temos uma reta descendente (correlação negativa perfeita); quando houver um valor próximo de zero é porque não há correlação linear nos dados (ver Figura 15).

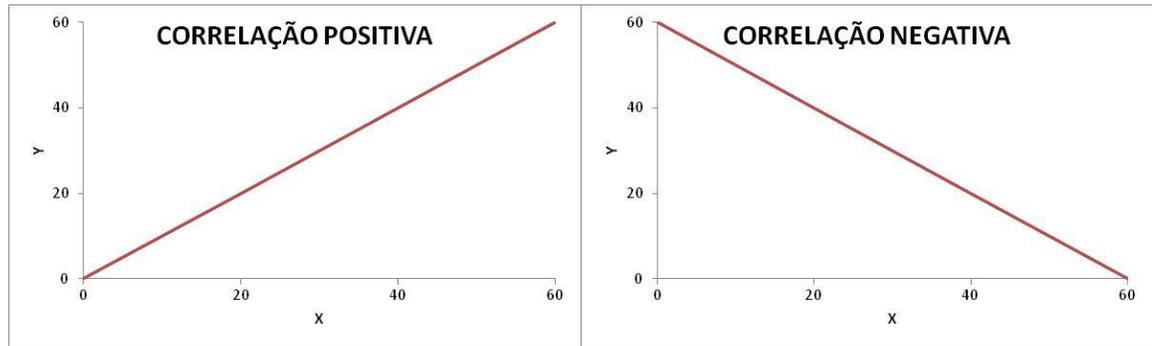


Figura 15: Formas de correlação

Fonte: Elaborado pelo autor

2.8.2 Modelo de Regressão Linear Simples

O termo regressão surgiu com trabalhos que procuravam explicar certas características de um indivíduo a partir das características de seus pais. Acreditava-se que os filhos de pais excepcionais com respeito a determinada característica, também possuíam tal característica, porém, “numa intensidade, em média, menor que a média de seus pais” (Barbetta 1998).

O modelo de regressão linear simples “relaciona uma variável aleatória Y , chamada de variável resposta ou dependente, com uma variável X , denominada de variável explicativa ou independente”.

De encontro ao estudo da correlação, a análise de regressão também parte de um conjunto de n observações pareadas (x, y) , relativas às variáveis X e Y . Diz-se que um determinado valor de y depende, em parte, do correspondente valor de x . Por exemplo, a altura de um indivíduo (y) depende, em parte, da altura média de seus pais (x). Esta dependência é simplificada por uma relação linear entre x e y , na equação:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon, \quad (2)$$

onde “ ε representa o efeito aleatório, isto é, o efeito de uma infinidade de fatores que estão afetando a observação y de forma aleatória”: β_0 e β_1 são os parâmetros do modelo e são desconhecidos. Assim, a altura de um indivíduo não depende somente da altura média de seus pais, mas, também, de uma infinidade de outros fatores. Os erros aleatórios devem ser independentes e identicamente distribuídos. Com base nos n dados amostrais observados as constantes β_0 e β_1 são estimadas, obtendo-se a reta de regressão ajustada aos dados representada em (3).

$$\hat{Y} = a + bX \quad (3)$$

onde, \hat{Y} é chamado de Y estimado; a reta se denomina reta de regressão, ou equação de regressão, estimada pelos dados, a e b são as estimativas dos parâmetros β_0 e β_1 .

No método de estimação dos parâmetros do modelo, a idéia é encontrar a reta que passe mais próximo possível dos pontos observados. De acordo com Barbetta (1998) utilizando-se o critério dos mínimos quadrados, busca-se a reta por meio da fórmula:

$$b = \frac{n \cdot \sum(X \cdot Y) - (\sum X) \cdot (\sum Y)}{n \cdot \sum X^2 - (\sum X)^2} \text{ e } a = \frac{\sum Y - b \cdot \sum X}{n} \quad (4)$$

onde,

n : número de pares (x, y) observados (tamanho da amostra);

$\sum(X \cdot Y)$: somatório dos produtos “ $x \cdot y$ ” para todos os elementos da amostra;

$\sum X$: soma dos valores observados da variável X na amostra;

$\sum Y$: soma dos valores observados da variável Y na amostra;

$\sum X^2$: soma dos quadrados dos valores de X na amostra;

$\sum Y^2$: soma dos quadrados dos valores de Y na amostra.

No entanto, existem casos em que o estudo com modelo de regressão linear simples, ou seja, um modelo no qual a variável resposta é relacionada a uma única variável explicativa, não é suficiente para representar a realidade dos fenômenos. Em

busca da melhor alternativa recorre-se à análise com múltiplas variáveis; daí o termo regressão múltipla que é conceituado na seção a seguir.

2.8.3 Regressão linear múltipla

A regressão linear múltipla, segundo Angelini e Milone (1995, p.198), pode ser usada nos estudos de fenômenos que são mais bem representados por funções de mais de uma variável independente.

Conforme a significância relativa do conjunto de variáveis independentes, a estimativa da variável dependente baseada numa única variável independente pode ser consideravelmente imprecisa. Com o fim de melhorar a capacidade de predição do modelo matemático, consideram-se outras variáveis independentes, “especialmente as mais significativas”. Daí a aplicação da regressão múltipla.

A equação da regressão múltipla tem a forma seguinte:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad (5)$$

Onde:

Y_i é a variável dependente medida no elemento i da amostra;

$X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ki}$ são as variáveis independentes;

β_0 é o intercepto, também conhecido como grande média;

β_j determina o efeito (contribuição) da variável independente X_j , $j=1,2,\dots,k$; sendo k o número de variáveis explicativas do modelo;

ε_i é o erro aleatório associado ao elemento i da amostra, $i=1,2,\dots,n$.

Agora precisamos estimar os parâmetros para podermos escrever a equação ajustada do modelo. Para isso podemos reescrevermos o modelo como (Montgomery & Runger, 2003):

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i \quad (6)$$

A função dos mínimos quadrados é:

$$L = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij})^2 \quad (7)$$

A função L deve ser minimizada com relação aos parâmetros $\beta_j, j=0,1,2,\dots,k$, e as estimativas dos mínimos quadrados têm que satisfazer:

$$\frac{\partial L}{\partial \beta_j} = -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij}) X_{ij} = 0 \quad (8)$$

Simplificando as equações em (8), obtemos as equações normais de mínimos quadrados:

$$\begin{aligned} n\beta_0 + \beta_1 \sum_{i=1}^n X_{i1} + \beta_2 \sum_{i=1}^n X_{i2} + \dots + \beta_k \sum_{i=1}^n X_{ik} &= \sum_{i=1}^n Y_i \\ \beta_0 \sum_{i=1}^n X_{i1} + \beta_1 \sum_{i=1}^n X_{i1}^2 + \beta_2 \sum_{i=1}^n X_{i1}X_{i2} + \dots + \beta_k \sum_{i=1}^n X_{i1}X_{ik} &= \sum_{i=1}^n X_{i1}Y_i \\ \cdot & \cdot \cdot \cdot \cdot \\ \cdot & \cdot \cdot \cdot \cdot \cdot \\ \cdot & \cdot \cdot \cdot \cdot \cdot \\ \cdot & \cdot \cdot \cdot \cdot \cdot \\ \beta_0 \sum_{i=1}^n X_{ik} + \beta_1 \sum_{i=1}^n X_{ik}X_{i1} + \beta_2 \sum_{i=1}^n X_{ik}X_{i2} + \dots + \beta_k \sum_{i=1}^n X_{ik}^2 &= \sum_{i=1}^n X_{ik}Y_i \end{aligned}$$

Note que há $p = k + 1$ equações normais, uma para cada um dos coeficientes desconhecidos de regressão. A solução para as equações normais serão os estimadores de mínimos quadrados dos coeficientes de regressão, $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$. As equações normais podem ser resolvidas por qualquer método apropriado para resolver um sistema de equações lineares (Montgomery & Runger, 2003).

2.8.4 Análise Estatística de ajuste do Modelo

Para garantir a validade sobre os resultados obtidos pelo método dos mínimos quadrados (MMQ), bem como a significância das inferências sobre o modelo de regressão linear múltipla, é necessária a avaliação de sua qualidade de ajuste (Martins, 2005).

2.8.5 Coeficiente de determinação (R^2)

Diz respeito a um indicador que mensura a qualidade do ajustamento do modelo de regressão, ou seja, mede o quanto o modelo ajustado representa a variabilidade dos dados observados.

Sejam:

Variação total

$$VT = S_{yy} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n y_i)^2}{n}$$

Varição explicada pelo modelo de regressão ajustado aos dados:

$$VE = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 = b (S_{XY})$$

sendo \bar{y} a média amostral dos valores da variável dependente Y e $\hat{y}_i = a + \sum_{j=1}^k b_j X_{ij}$ é o valor predito para a esperança de Y para o elemento amostral i, $i=1,2,\dots,n$.

A variação residual será calculada como a diferença entre a variação total e a variação explicada:

$$VR = VT - VE = S_{YY} - b(S_{XY})$$

Desta maneira, o coeficiente de determinação é dado por:

$$R^2 = \frac{VE}{VT}$$

$$R^2 = \frac{b(S_{XY})}{S_{YY}}$$

$$R^2 = \frac{VT - VR}{VT}$$

onde:

$0 \leq R^2 \leq 1$, ou se multiplicarmos o R^2 por 100 teremos: $0\% \leq R^2 \leq 100\%$.

Pode dizer que R^2 representa a percentagem da variabilidade de Y que é explicada pelo modelo de regressão ajustado. R^2 varia entre 0 e 1, e quanto mais próximo de 1 estiver, melhor será o ajuste do modelo.

$R^2 = 1$ indica que o ajuste é perfeito, ou seja, a variação de Y, é 100% explicada pelo modelo ajustado. Se $R^2 = 0$, o ajuste é muito ruim já que as variáveis explicativas não explicam nada sobre a variabilidade de Y, ou seja, não tem qualquer relação com Y.

O valor de R^2 não leva em consideração o número de variáveis explicativas que estão no modelo e tende a superestimar o percentual de explicação de variabilidade de Y já que seu valor cresce com o número de variáveis explicativas inseridas no modelo. Assim ao trabalharmos com um modelo de regressão linear múltipla é necessário observar o valor do Coeficiente de Determinação ajustado, definido como:

$$R_a^2 = 1 - \frac{\frac{VE}{n-p}}{\frac{VT}{n-1}} = 1 - \left(\frac{n-1}{n-p}\right) \frac{VE}{VT} = 1 - \left(\frac{n-1}{n-p}\right) R^2$$

onde:

k é o número de variáveis independentes inseridas no modelo.

O coeficiente de determinação ajustado tem por finalidade caracterizar a redução da variabilidade total de Y com o conjunto de variáveis X_{ij} , onde $j=1,2,\dots,K$, $j \leq k$. Se R^2 aumenta com a adição de variáveis independentes, deve-se usar o coeficiente de determinação ajustado, onde é dado por (Charnet, 1999).

Na análise de Regressão a variância do erro do modelo é um indicador da qualidade do ajustamento. A expressão do estimador da variância do erro é dada por (Martins, 2005):

$$S^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - k - 1}$$

É um estimador não-viciado da variância dos erros aleatórios do modelo, como também da variável resposta Y .

2.8.6 Análise de significância dos parâmetros (β_j)

Inferências sobre os parâmetros do modelo de regressão ajustado podem ser realizadas no caso em que os erros aleatórios são independentes e identicamente distribuídos com distribuição normal com média zero e variância σ^2 .

Para teste do modelo, visando realizar previsões para Y com certa segurança, será apresentado o roteiro para aplicação do teste estatístico para os parâmetros do modelo com duas ou mais variáveis (Martins, 2005):

Definição das hipóteses nula e alternativa:

(a) $H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$

H_1 : nem todos os parâmetros $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ são diferentes de zero.

(b) Fixar α (probabilidade de erro do Tipo I) e buscar na distribuição da estatística F com k e $(n-k-1)$ graus de liberdade o valor crítico correspondente.

$$F_{tab} = F(\alpha; k, n - (k - 1)).$$

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

A hipótese nula é rejeitada se o valor de F calculado com os dados amostrais (F_{cal}) for maior que o valor crítico do teste sendo o valor de F observado dado:

$$F_{cal} = \left(\frac{R^2}{1 - R^2} \right) \left[\frac{n - (k - 1)}{k} \right]$$

Se a hipótese nula for rejeitada conclui-se que o modelo de regressão é significativo, ou seja a um nível de significância α , nem todos os parâmetros inseridos no modelo de regressão são nulos.

Outro teste determina a significância (correlação) dos coeficientes da equação de regressão ($\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$) individualmente. O questionamento essencial deste teste é se o valor atribuído a cada coeficiente é significativamente diferente de 0 ou se tal valor ocorreu simplesmente ao acaso.

Este teste permite selecionar as variáveis independentes (explicativas) que são significativas para o modelo. Utilizado para testar hipótese a respeito dos parâmetros da regressão, A estatística do teste:

$$t_0 = \left| \frac{\hat{\beta}_j}{\sqrt{\hat{\sigma}^2 C_{jj}}} \right|$$

onde:

$\beta_j \sim N(\beta_j, \sigma^2 C_{jj})$, onde C_{jj} é o elemento que ocupa a j-ésima linha e j-ésima coluna da matriz $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$, sendo \mathbf{X} a matriz de delineamento que contém os valores das k variáveis explicativas para cada emento amostral, incluindo uma coluna (vetor com valores a 1) para representar a constante incluída no modelo de regressão linear múltipla, $\hat{\sigma}^2 \sim (n - p)^{-1} X_{n-p}^2$, p é o número de parâmetros do modelo.

Note que a estatística do teste t, representa o quociente uma distribuição normal-padrão pela raiz quadrada de uma distribuição χ^2 pelo respectivo grau de liberdade;

- Por isso $t_0 - t_{n-p}(\alpha)$, representa o valor de uma distribuição t- student com $n-p$ graus de liberdade, ao nível de significância α .

Se $|t_0| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-k-1}$, a hipótese nula é rejeitada. A variável independente x_j é significativa para explicar a variabilidade da resposta y e deve permanecer no modelo.

Observe que o denominador da Equação é o erro padrão do coeficiente $\hat{\beta}_j$. O coeficiente de regressão $\hat{\beta}_j$ depende de todos os outros regressores x_i ($i \neq j$) que estão no modelo.

O teste t do intercepto β_0 significa que o mesmo encontra-se num nível bem diferente de 0, o que lhe confere significância na equação de regressão, ou seja, numa previsão com os dados históricos apresentados, β_0 não deve ser desprezado.

É possível também calcular a probabilidade de significância do teste, chamada de p-valor, tanto da regressão como um todo (teste F) ou para o teste individual de cada modelo (teste t-Student) e a partir desse valor tomar a decisão sobre a rejeição ou não da hipótese nula. Essa será rejeitada para p-valor menor ou igual ao nível de significância estabelecido para o teste ($p\text{-valor} \leq \alpha$).

2.8.7 Multicolinearidade

Segundo GUJARATI (2004), o termo multicolinearidade significa a existência de mais de uma relação linear, entre algumas variáveis explicativas de um modelo de regressão.

Por conseqüência dessa multicolinearidade, de acordo com NETO (2003), muitas vezes a obtenção de resultados confiáveis é dificultada, por influir no resultado de R^2 .

Portanto a multicolinearidade consiste em um problema comum em regressões, no qual as variáveis independentes possuem relações lineares exatas ou aproximadamente exatas. O indício mais claro da existência da multicolinearidade é quando o R^2 (ou R_a^2) é bastante alto, mas nenhum dos coeficientes da regressão é estatisticamente significativo segundo a estatística t de Student convencional. As conseqüências da multicolinearidade em uma regressão são a de erros-padrão elevados no caso de multicolinearidade moderada ou severa e até mesmo a impossibilidade de qualquer estimação se a multicolinearidade for perfeita.

2.8.8 Análise dos resíduos do modelo de regressão ajustado

Segundo NETO (2003), a análise dos resíduos é uma das etapas mais importantes na definição da qualidade de ajuste de um modelo de regressão. É necessário avaliar se

os resíduos são homedásticos (tenham mesma variância), se são provenientes de uma distribuição normal com média nula e se são não-correlacionados. Quando os erros (ou desvios) do modelo são correlacionados, o modelo de regressão não é o modelo adequado para traduzir a relação de dependência. A correlação entre os erros aparece com frequência associada a dados coletados ao longo do tempo. Por isso, é conveniente proceder a uma análise gráfica dos dados e também dos resíduos, que possa detectar uma tendência a distribuição normal.

A análise gráfica da dispersão resíduos dos dados em torno da média zero é importante para verificar se os dados se distribuem aleatoriamente, e se a distribuição é homogênea, visualizando a presença de homocedasticidade no modelo. A normalidade dos dados pode ser avaliada através do gráfico histograma e de testes estatísticos específicos para testar a aderência da distribuição normal aos resíduos.

2.8.9 Validação dos Modelos Ajustados

Antes se utilizar um modelo de regressão múltipla para a predição de valores médio de Y e estimação, é necessário proceder a sua validação. A validação consiste em utilizar a equação de regressão ajustada a novos dados (que não fizeram parte do conjunto de dados usados na estimação dos parâmetros do modelo) e para os quais conhecemos o valor de Y. Sendo assim, pode-se comparar os valores preditos pelo modelo de regressão ajustado com os valores reais (resíduos de predição) e avaliar se esses estão adequados ou não.

2.8.10 Técnica de seleção de variáveis explicativas “stepwise”

Um problema em muitas aplicações da análise de regressão envolve selecionar o conjunto de variáveis independentes ou preditoras a ser usado no modelo. Algumas vezes, experiência prévia ou considerações teóricas em foco podem ajudar o analista a especificar o conjunto de preditoras (Lins & Moreira, 1999). Uma grande quantidade de julgamento e de experiência com o fenômeno sendo modelado é geralmente necessária

para selecionar um conjunto apropriado de variáveis preditoras para um modelo de regressão múltipla.

Porém existem algumas técnicas que fazem essa seleção de maneira “automática”, como os métodos *Forward*, *Backward* e *Stepwise* (Lins & Moreira, 1999). O procedimento *stepwise* é um dos mais utilizados e constrói iterativamente uma seqüência de modelos de regressão pela adição e/ou remoção de variáveis em cada etapa. O critério para adicionar ou remover uma variável em qualquer etapa é geralmente expresso em termos de um teste parcial F (Lins & Moreira, 1999), mas a escolha de níveis de significância também pode ser utilizada.

3 METODOLOGIA

Nesta etapa será apresentada a metodologia usada neste projeto, caracterizando os métodos a serem aplicados neste trabalho de pesquisa. Por método podemos entender o caminho, a forma, o modo de pensamento. É a forma de abordagem em nível de abstração dos fenômenos. É o conjunto de processos ou operações mentais empregados na pesquisa.

Os métodos gerais ou de abordagem oferecem ao pesquisador normas genéricas destinadas a estabelecer uma ruptura entre objetivos científicos e não científicos (ou de senso comum). Esses métodos esclarecem os procedimentos lógicos que deverão ser seguidos no processo de investigação científica dos fatos da natureza e do processo produtivo. São, pois, métodos desenvolvidos a partir de elevado grau de abstração, que possibilitam ao pesquisador decidir acerca do alcance de sua investigação, das regras de explicação dos fatos e da validade de suas generalizações.

A pesquisa científica é uma atividade humana, cujo objetivo é conhecer e explicar os fenômenos, fornecendo respostas às questões significativas para a compreensão da natureza. Para essa tarefa, o pesquisador utiliza o conhecimento anterior acumulado e manipula cuidadosamente os diferentes métodos e técnicas para obter resultado pertinente às suas indagações. Segundo Lakatos e Marconi (2007, p. 157), a pesquisa é um “procedimento reflexivo sistemático, controlado e crítico, que permite descobrir novos fatos ou dados, relações ou leis, em qualquer campo do conhecimento.” Esse

procedimento fornece ao investigador um caminho para o conhecimento da realidade ou de verdades parciais.

3.1 Tipo de pesquisa

Essa pesquisa, sob o ponto de vista de seus objetivos, se enquadra como descritiva e inferencial, uma vez que nela os dados são analisados por métodos de estatística descritiva com propósito de descrever as características ou fenômeno ou o estabelecimento de relações entre as variáveis. Também, é inferencial à medida que um modelo de regressão linear múltipla é ajustado. Com o propósito de modelar a relação entre a variável resposta e as explicativas, avaliar a sua qualidade estatística e assim como usá-lo para predições futuras na empresa.

A pesquisa também envolve o estudo de caso que de um modo geral, refere-se ao estudo minucioso e profundo de um ou mais objetos (YIN, 2001). Pode permitir novas descobertas de aspectos que não foram previstos inicialmente. De acordo com Schramm (apud YIN, 2001), a essência do estudo de caso é tentar esclarecer uma decisão, ou um conjunto de decisões, seus motivos, implementações e resultados. Gil (2010, p. 37) afirma que o estudo de caso “consiste no estudo profundo e exaustivo de um ou mais objetos, de maneira que permita seu amplo e detalhado conhecimento.” Define-se, também, um estudo de caso da seguinte maneira: “é uma estratégia de pesquisa que busca examinar um fenômeno contemporâneo dentro de seu contexto. Igualmente, estudos de caso diferem do método histórico, por se referirem ao presente e não ao passado.”

Por lidar com fatos/fenômenos normalmente isolados, o estudo de caso exige do pesquisador grande equilíbrio intelectual e capacidade de observação (olho clínico), além de parcimônia (moderação) quanto à generalização dos resultados. De acordo com Yin (2001, p. 32), “um estudo de caso é uma investigação empírica que investiga um fenômeno contemporâneo dentro de seu contexto da vida real, especialmente quando os limites entre o fenômeno e contexto não estão claramente definidos.”

3.2 Universo e amostra

Segundo Gil (1999) universo ou população é um conjunto definido de elementos que possuem determinadas características; enquanto que, a amostra é um subconjunto do universo ou da população, por meio do qual se estabelecem ou se estimam as características desse universo ou população.

O universo pesquisado envolveu uma empresa siderúrgica do estado de Minas Gerais, escolhida para exemplificação e entendimento do trabalho, sendo a amostra composta por lotes de 151 corridas fabricadas numa aciaria a oxigênio. A coleta de dados foi planejada previamente pelo pesquisador, baseado nos seus conhecimentos práticos, determinando assim as variáveis do processo que podem metalurgicamente influenciar o consumo de cal e em conseqüência o custo operacional do aço. Tem como base as informações contidas em dados de variáveis de processo de fabricação do aço, sendo que algumas foram citadas na revisão bibliográfica quanto ao tipo de processo.

As variáveis coletadas serão mencionadas bem resumidamente, pois suas especificações e fórmulas metalúrgicas não são alvos da pesquisa, já que as seleções realizadas pelo pesquisador e colegas de trabalho trataram tais influências. Segue as variáveis consideradas na Tabela 1:

Tabela 1: Descrição das variáveis consideradas no projeto

Fonte	Variável	Descrição
Insumos	Consumo de cales (Y)	Corresponde o consumo das duas principais fontes de CaO e MgO no processo de fabricação do aço, caracterizando o consumo de cales. Trata-se de dois insumos básicos (cal calcítica e cal dolomítica) e um dos mais caros para o processo de refino primário. Esta variável será o nosso Y (variável resposta).
Matéria prima - Gusa líquido	Temperatura do gusa (X_1)	Corresponde a variável de maior fornecedor de energia do processo de refino, pois já entra na fase líquida e com temperatura próxima a do aço líquido. A temperatura do gusa varia em torno de 1250 °C.
Matéria prima - Gusa líquido	Silício do gusa (X_2)	Elemento de liga do ferro gusa que corresponde à um dos principais elementos de liga no aço e do processo de refino, por se tratar de uma reação exotérmica (libera calor) e tem um papel determinante na formação de escória.
Matéria prima - Gusa líquido	Manganês do gusa (X_3)	Elemento de liga do ferro gusa que corresponde à um dos principais elementos de liga no aço e do processo de refino primário, por se tratar de um elemento que tem papel determinante no controle da viscosidade e fluidez da escória.

Cont. Tabela 1

Fonte	Variável	Descrição
Matéria prima - Gusa líquido	Fósforo do gusa (X_4)	Elemento de liga do ferro gusa que corresponde à um dos principais elementos de liga no aço e do processo de refino primário, por se tratar de um elemento que é fragilizante no aço, que no processo de refino na maioria dos aços é visado sua redução por afetar as propriedades mecânicas desejadas no aço
Matéria prima – Carga metálica	Sucata TT (X_5)	Corresponde a uma matéria prima no processo de fabricação do aço, sendo composta pela soma da sucata de aço (baixo teor de carbono) e a sucata de gusa (alto teor de carbono), responsável também para controle térmico do processo. Ela também compõe a carga metálica do convertedor LD.
Matéria prima – Carga metálica	Gusa líquido (X_6)	Principal matéria prima no processo de fabricação do aço, correspondendo ao maior percentual da carga metálica (cerca de 83% da carga metálica), sendo o grande objetivo de oxidação para redução do teor de carbono, fósforo e enxofre.
Insumos	Dolomita crua (X_7)	No processo LD da planta estudada funciona como um refrigerante para controle da temperatura, representa um material que no processo absorve calor (reação endotérmica), mas também é fonte de CaO e MgO, por representar a matéria prima para fabricação da cal dolomítica no processo de calcinação.
Modelo matemático	Basicidade prevista (X_8)	Representa uma variável do modelo matemático que busca uma relação de basicidade CaO/SiO ₂ visando uma escória com boa propriedade desfosforante (redução de fósforo) e dessulfurante (redução de enxofre), além de promover uma proteção ao refratário.
Modelo matemático	OX visado Nm ³ /t (X_9)	Representa uma variável importante para ajuste do modelo para consumo de outro insumo que corresponde um dos principais custos de uma aciaria a oxigênio, têm influência das variáveis das matérias primas e do controle de processo.

Cont. Tabela 1

Fonte	Variável	Descrição
Modelo matemático	STE visado N (X_{10})	STE (sucata termicamente equivalente) que é a entalpia necessária para aquecer 1 kg de sucata padrão (sucata de aço tipo A) até a temperatura de fim de sopro (Referência: 1 STE = 1% Sucata de aço). O balanço térmico do convertedor passa inicialmente pelo cálculo dos STE's individuais de cada variável do processo, seguido da definição do STE de referência. A partir da comparação entre os STE's calculados e de referência, o balanço térmico positivo indicará a necessidade de adição de material refrigerante e o negativo a necessidade de combustível sólido (material exotérmico).
Equipamento para refino	Vida da lança de O ₂ (X_{11})	Equipamento importante na fabricação do aço líquido, responsável para fornecer o principal insumo do processo (oxigênio) que tem sua função básica oxidar os elementos de ligas para reduzir o teor de carbono do gusa para transformar em aço, que é o objetivo principal de uma aciaria (refino primário).
Insumo	Volume O ₂ sem resopro/ignição Nm ³ /min (X_{12})	É o volume de oxigênio soprado sem a etapa de ignição do sopro (oxigênio inflamado) e o oxigênio soprado após o sopro da corrida para ajuste da temperatura e teor de fósforo no aço.
Aço primário	Temp. final °C (X_{13})	Temperatura final do aço na etapa de sopro, uma das principais variáveis para permissão de vazamento do aço no refino primário, depende da temperatura de lingotabilidade (transformação do aço líquido em aço no estado sólido de acordo com as dimensões especificadas pelo cliente) e das perdas térmicas do processo.
Aço primário	Residual de %C (X_{14})	Um dos principais elementos de ligas do gusa que é oxidado pelo oxigênio no processo de refino primário do aço numa aciaria. Para entrar na especificação do aço, o carbono deverá estar menor que 2% (comercialmente < 1%), tendo grande influência nas propriedades mecânicas do aço.
Aço primário	Residual de % Mn (X_{15})	Um dos principais elementos de ligas do gusa que é oxidado pelo oxigênio no processo de refino primário do aço numa aciaria. Também tem grandes influências nas propriedades mecânicas do aço.
Aço primário	Residual de %P (X_{16}),	O teor de fósforo é também um dos principais elementos de ligas do gusa que é reduzido pelo processo de refino primário do aço, também tem grande influência nas propriedades mecânicas do aço.

Cont. Tabela 1

Fonte	Variável	Descrição
Matéria prima	Carga total t (X_{17}),	É a soma da carga metálica no convertedor LD (sucata de aço + gusa sólido + gusa líquido).
Insumos	Oxigênio Total (X_{18}),	É a soma do oxigênio de ignição, de sopro e resopro para ajuste da temperatura e teor de fósforo.

Fonte: Elaborada pelo autor

4 ESTUDO DE CASO

4.1 Coleta e tratamento dos dados

Este trabalho representa o resultado de um lote de 151 corridas fabricadas numa aciaria a oxigênio. Embora o foco da pesquisa tenha sido a análise da influência das variáveis no consumo de cal e em consequência o custo operacional do aço, pode ser levado em consideração em termos de formação de escória no período de sopro, a taxa de desfosforação e tempo de sopro, que também podem ser as variáveis respostas definidas para comparação, no caso de aplicação de um modelo visando à redução do consumo de cales. Durante a coleta de dados teve-se o cuidado de considerar corridas onde a carga metálica, padrão de sopro, adições de materiais refrigerantes, etc., foram feitas pelo modelo de rotina utilizado, a variável resposta (consumo de cales) foi comparada com uma seqüência de corridas elaboradas para um mesmo tipo de aço, com os procedimentos convencionais, ou seja, sem adição de materiais que possam influenciá-lo, buscando assim minimizar possíveis efeitos de algumas variáveis de ruído.

4.2 Análise dos resultados

Nesta seção são apresentadas as análises descritivas dos dados, e o ajuste do modelo via Análise de Regressão Linear Múltipla para identificação das medidas responsáveis pelas maiores variações entre os resultados, sem perdas significativas de informações. Para análise dos dados utilizou-se o *software* Minitab for Windows versão 17.

4.3 Análise descritiva da variável resposta (Y - consumo de cales)

A Figura 16 representa a análise descritiva da variável resposta. De acordo com o teste de normalidade de Anderson Darling essa possui distribuição normal (p valor > 0.05) com média de 1779,5 kg, desvio padrão de 257,3 kg. O valor mínimo é de 1147 kg e o valor máximo é de 2460 kg. O intervalo de confiança de 95% para a média populacional resulta no limite inferior de 1738,2 kg e máximo de 1820,9 kg, para mediana resulta no limite inferior de 1738,7 kg e máximo de 1833 kg e desvio padrão 231,2 kg no limite inferior e 290,2 kg no limite máximo e/ou superior.

O consumo de cal na aciaria à oxigênio LD em geral é medida pela soma do consumo das cales (cal calcítica e cal dolomítica) não considerando o aporte destes óxidos que podem advir de algum outro material que contenham estes óxidos contidos. O tipo de aço estudado trata-se de um aço comercial e sem muita exigência de um tratamento mais específico para redução do teor de fósforo para níveis mais baixos, tendo em contrapartida adicionar mais quantidade de cales para promover uma taxa de redução do fósforo maior. Porém, em função dos altos preços de minério de ferro no mercado, principalmente os minérios que contenham maior percentual de ferro e baixo teor de fósforo, as empresas vem desenvolvendo utilização de minérios de baixo custo, mas em consequência que contém menor teor de ferro, maior teor de fósforo e maiores teores de impurezas. Estas variáveis afetam diretamente o processo de refino numa aciaria e redução no Alto Forno, pois o Alto Forno trabalha com alto nível de escória no processo (saindo de uma média de 100 kg/t_{aço} para cerca de 450 kg/t_{aço}) afetando a produtividade, a qualidade do gusa líquido e acarretando num maior volume de escória para todo o

processo. O volume maior de escória nos processos podem gerar impactos ambientais, embora a escória de Alto Forno é a matéria prima para fabricação do cimento, as escórias de aciaria por sua vez, devido a sua expansão tem restrições no uso. O grande desafio e trabalho das siderúrgicas está nos cuidados de seus aspectos ambientais (resíduos do processo) devido à limitação de áreas e os altos custos para estocagem, além de possibilitar uma grande oportunidade de ganhos financeiros com a comercialização de seus co-produtos. Este aumento no volume de escória se enquadra deste desafio/oportunidade.

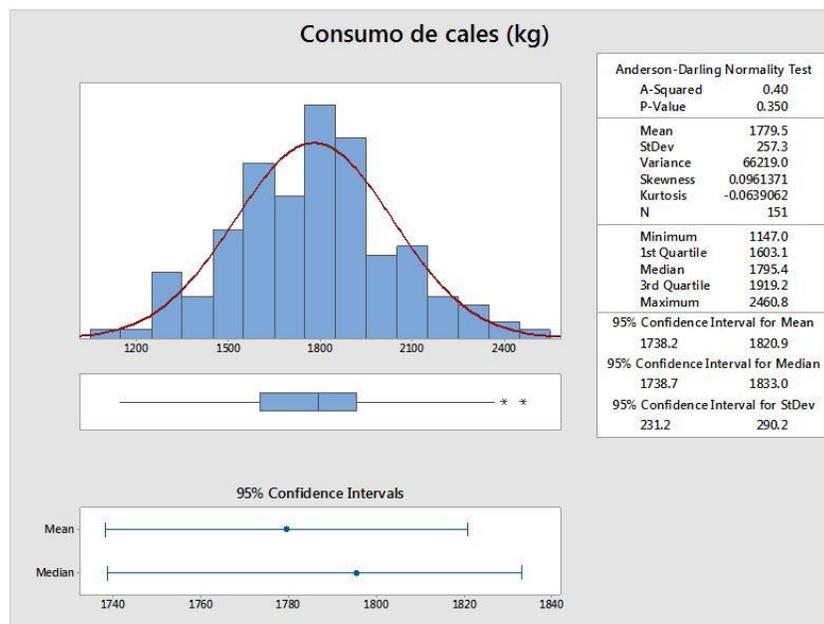


Figura 16: Distribuição no consumo de cales (kg)

Fonte: Base de dados do projeto

4.4 Análise descritiva das demais variáveis consideradas

A Tabela 2 apresenta a média, desvio padrão, valor mínimo, 1º quartil, mediana, 3º quartil, valor máximo, variância, p-valor e coeficiente de variação das demais variáveis do banco de dados.

Tabela 2: Estatísticas descritivas das variáveis (X)

VARIÁVEL	MÉDIA	DESVIO PADRÃO	MÍN.	1º QUARTIL	MEDIANA	3º QUARTIL	MÁX.	p - valor	Coef. de variação
Temperatura do gusa °C (X ₁)	1253,0	11,800	1214,80	1246,000	1254,40	1263,100	1273	< 0,005	0,009
Silício do gusa % (X ₂)	0,547	0,151	0,347	0,446	0,520	0,580	1,000	< 0,005	0,276
Manganês do gusa % (X ₃)	0,484	0,123	0,240	0,384	0,474	0,510	0,790	< 0,005	0,253
Fósforo do gusa % (X ₄)	0,109	0,009	0,076	0,102	0,110	0,117	0,130	< 0,005	0,084
Sucata TT t (X ₅)	5,618	0,493	4,048	5,400	5,529	5,729	7,195	< 0,005	0,088
Gusa líquido t (X ₆)	26,197	0,885	24,320	25,663	26,197	26,732	29,599	0,392	0,034
Dolomita crua kg (X ₇)	463,87	219,220	86,600	297,890	449,730	620,860	1092,02	0,015	0,473
Basicidade prevista N (X ₈) Relação CaO/SiO ₂	3,2036	0,322	2,500	3,037	3,260	3,450	3,744	< 0,005	0,101
OX visado Nm ³ /t (X ₉)	65,39	2,841	60,000	63,000	65,000	67,540	71,697	< 0,005	0,043
STE visado N (X ₁₀)	49,827	2,778	43,000	48,000	50,000	52,000	56,000	0,075	0,056
Vida da lança de O ₂ N (X ₁₁)	218,94	169,250	8,000	99,000	149,000	304,000	593,00	< 0,005	0,773
Volume O2 sem resopro/ignição Nm ³ /min (X ₁₂)	1694,5	71,100	1486,20	1644,000	1692,20	1740,70	1873,90	0,089	0,042
Temp. final °C (X ₁₃)	1678,5	24,900	1635,00	1659,000	1675,00	1699,30	1739,5	0,011	0,015
Residual de %C (X ₁₄)	0,0488	0,020	0,011	0,035	0,045	0,057	0,133	< 0,005	0,416
Residual de % Mn (X ₁₅)	0,12107	0,029	0,056	0,099	0,119	0,140	0,196	0,151	0,243
Residual de %P (X ₁₆)	0,0182	0,006	0,005	0,015	0,017	0,021	0,037	< 0,005	0,309
Carga total t (X ₁₇)	31,816	0,941	29,557	31,228	31,768	32,300	34,927	0,019	0,030
Oxigênio Total Nm ³ (X ₁₈)	1828,2	124,40	1573,20	1714,20	1847,80	1921,90	2073,9	< 0,005	0,068

p-valor: teste de normalidade de Anderson Darling

Fonte: Base de dados do projeto

Conforme pode ser observado na Tabela 2, apenas quatro variáveis seguem a distribuição normal como mostra o p-valor que apresentou valores acima de 0,05, além da variável resposta consumo de cales (Y), sendo elas: Gusa líquido t (X₆), STE visado N (X₁₀), Volume O2 sem resopro/ignição Nm³/min (X₁₂) e Residual de % Mn (X₁₅).

Mediante a dificuldade de comparação do desvio padrão entre variáveis de diferentes grandezas, optou-se por calcular o coeficiente de variação, que é igual ao

desvio padrão dividido pela média. Assim, é possível comparar a variação de conjuntos de observações que diferem na média ou são medidos em unidades de medição diferentes, e, classificar o grau de dispersão das variáveis. Nesta monografia foi usado o critério mostrado na Tabela 3 para avaliação do grau de dispersão.

Tabela 3: Critério do grau de dispersão – Coeficiente de variação

Valor do coeficiente de variação	Grau de dispersão
< 0,50	Baixo
0,50 – 1,00	Médio
> 1,00	Alto

Fonte: https://pt.wikipedia.org/wiki/Coeficiente_de_varia%C3%A7%C3%A3o

Conforme a Tabela 2 apenas a variável vida da lança de O₂ N (X₁₁) apresenta um coeficiente de dispersão médio, pois o coeficiente de dispersão é 0,773. Ao se interpretar este valor, pode-se afirmar que a distribuição em média, os desvios relativamente à média atingem 77,3% do valor desta, visto que, pode-se multiplicar o coeficiente de dispersão por 100, passando a ser expresso por percentagem mostrando assim o peso do desvio padrão sobre a distribuição. Tal dispersão pode ter sido influenciada devido às coletas não terem sido realizadas de forma seqüencial e usando as lanças de oxigênio disponíveis com número de corridas em sua vida bem diferentes. Tal condição foi proposital para tentar perceber se existe alguma influência desta variável no consumo de cales, pois ele tem uma grande influência metalúrgica na formação de escória.

De modo geral, pode-se afirmar que a maioria das variáveis apresentou um coeficiente de dispersão baixo, o que pode ser explicado pela própria variabilidade natural não sofrendo fortes influências de outros fenômenos. Tendo em vista sua capacidade de comparar diferentes distribuições, o coeficiente de variação pode ser aplicado para avaliar resultados de trabalhos que envolvem a mesma variável-resposta, permitindo quantificar a precisão das pesquisas. Algumas publicações estabelecem critérios para classificação do coeficiente de variação, de acordo com dados de trabalhos com as variáveis estudadas, determinaram-se valores de coeficiente de variação considerados:

Baixo, Médio e Alto, interpretando que quanto menor o valor do coeficiente de variação, maior a precisão dos dados.

Entretanto, nesta monografia como o objetivo é verificar as influências das variáveis no consumo de cales que foram consideradas na Tabela 1 da seção anterior, a seguir mostramos suas correlações, fazer a comparação de algumas variáveis para interpretação dos resultados, e checar se após a aplicação do método de análise de regressão linear múltipla, estas mesmas variáveis prevalecem na consideração das variáveis que possuirão maior peso no consumo de cales.

Na Tabela 4 apresenta-se alguns valores de referência para avaliar a relação entre as variáveis a partir do coeficiente de correlação amostral de Pearson (r) que vamos considerar para análise da intensidade da correlação entre as variáveis de estudo nessa monografia. Este coeficiente, normalmente representado por r assume apenas valores entre -1 e 1:

- $r = 1$ significa uma correlação perfeita positiva entre as duas variáveis.
- $r = -1$ significa uma correlação negativa perfeita entre as duas variáveis - Isto é, se uma aumenta, a outra sempre diminui.
- $r = 0$ significa que as duas variáveis não dependem linearmente uma da outra. No entanto, pode existir uma dependência não linear. Assim, o resultado $\rho = 0$ deve ser investigado por outros meios.

Tabela 4: Valores de referência do coeficiente de Correlação de Pearson (em valores absolutos)

<i>r de Pearson</i>	Correlação
$\geq 0,6$	Forte correlação
$\geq 0,35 < 0,6$	Moderada correlação
$0 < 0,35$	Fraca correlação

Fonte: https://pt.wikipedia.org/wiki/Coeficiente_de_correla%C3%A7%C3%A3o_de_Pearson

Conforme pode observar na Tabela 5, a variável **Silício do gusa (X_2)** apresenta uma correlação forte considerada em relação ao consumo de cales ($r = 0,753$) e a variável **Manganês do gusa (X_3)** apresentou uma correlação moderada ($r = 0.471$). Todas as variáveis apresentaram correlação positiva, sendo que as variáveis **Temperatura do**

gusa (X₁) e Fósforo do gusa (X₄) apresentaram correlação fraca com (*r* = de **0,257 e 0,158** respectivamente). Este resultado foi bastante interessante, já que na compreensão dos profissionais da área de produção relacionado aos dados analisados nesta monografia, variável **Fósforo do gusa (X₄)** apresentaria uma forte correlação conforme foi considerado na seção 2.2 (pág. 22), pois este elemento (o teor de fósforo do gusa) somente é retirado do gusa no processo de refino com a utilização de cales formando a escória que retém este óxido através da reação metalúrgica:

- $\text{CaO(s)} + \text{P}_2\text{(g)} + 5/2\text{O}_2\text{(g)} = \text{CaO.P}_2\text{O}_5\text{(s)}$
- $3\text{Ca(l)} + \text{P}_2\text{(g)} + 4\text{O}_2\text{(g)} = \text{Ca}_3\text{P}_2\text{O}_8\text{(s)}$
- $4\text{Ca(l)} + \text{P}_2\text{(g)} + 9/2\text{O}_2\text{(g)} = \text{Ca}_4\text{P}_2\text{O}_9\text{(s)}$

Tabela 5: Correlação de Pearson da variável resposta (consumo de cales) com as variáveis de origem do gusa líquido

	Consumo de cales (Y)	Temperatura do gusa (X ₁)	Silício do gusa (X ₂)	Manganês do gusa (X ₃)
Temperatura do gusa (X ₁)	0,257			
Silício do gusa (X ₂)	0,753	0,282		
Manganês do gusa (X ₃)	0,471	0,191	0,431	
Fósforo do gusa (X ₄)	0,158	-0,119	-0,079	0,235

Fonte: Base de dados do projeto

Na Figura 17, pode-se visualizar melhor as correlações positivas das variáveis do gusa em relação ao consumo de cales. Em destaque **Silício do gusa (X₂) e Manganês do gusa (X₃)** pelos seus valores de correlação "*r* de Pearson" (0,753 e 0,471 respectivamente), mostrando didaticamente o grau da correlação de cada variável do gusa. Além disso, percebe-se pelo Box Plot das variáveis consideradas no gráfico, a existência de pontos atípicos (*outliers*) em todas as variáveis, o que é explicado pelo fato de que nesta empresa o gusa líquido é fornecido de dois Altos Fornos diferentes com análises de gusa com variações químicas particulares.

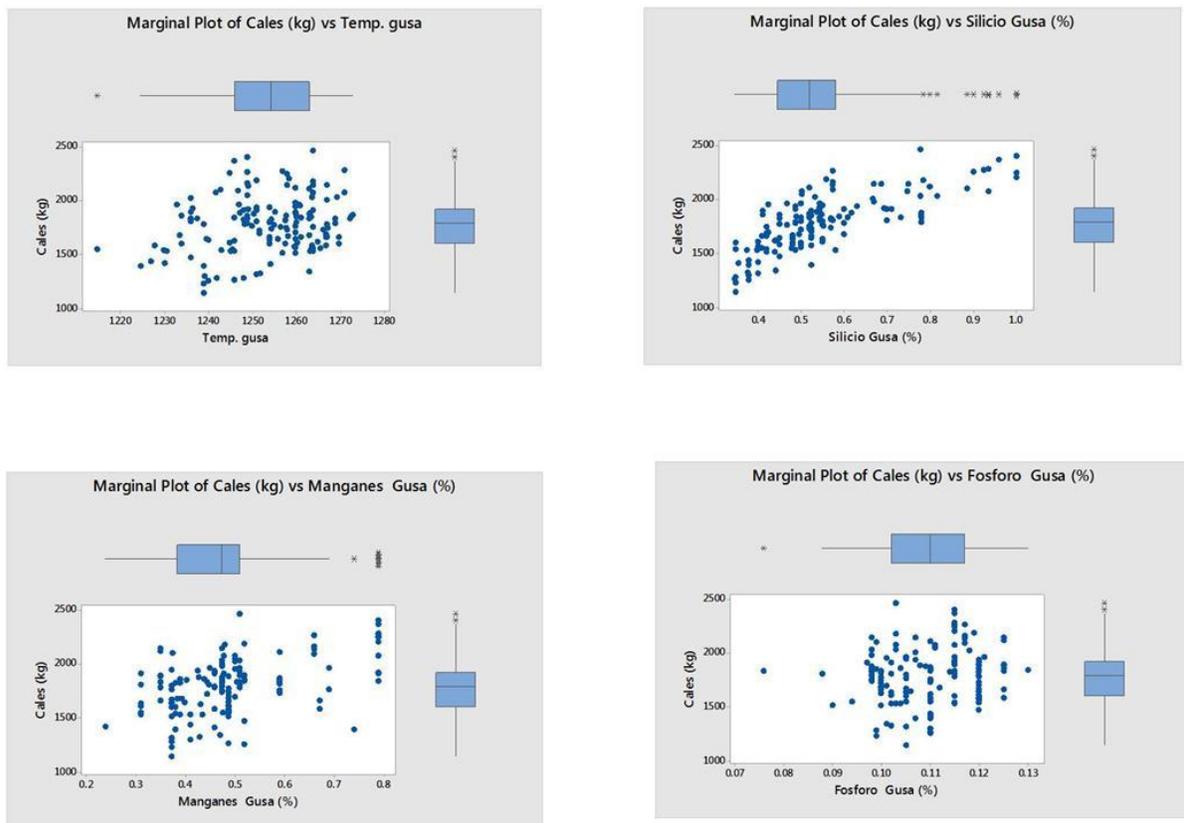


Figura 17: Correlação e Box plot das variáveis do gusa em relação ao consumo de cales

Fonte: Base de dados do projeto

Na Tabela 6, foram analisadas as variáveis de matéria prima (gusa líquido e sucata) que compõem a carga metálica e as variáveis de insumos para fabricação do aço líquido. Todas apresentaram correlações positivas, apenas a variável ***Dolomita crua (X₇)*** tem forte correlação com o consumo de cales ($r = 0,613$). As demais variáveis apresentaram fraca correlação pelos seus valores de correlação ficando abaixo de 0,35. Reforço que nesta etapa estamos verificando apenas a correlação de cada variável especifica isoladamente com o consumo de cales, não considerando o comportamento entre as variáveis conjuntamente com suas relações que guardam entre si.

Tabela 6: Correlação de Pearson da variável resposta (consumo de cales) com as variáveis de origem da matéria prima e insumos.

		Consumo de cales (Y)	Sucata TT (X ₅)	Gusa líquido (X ₆)	Carga total kg (X ₁₇)	Dolomita crua (X ₇)	Volume O ₂ sem resopro/ignição Nm ³ /min (X ₁₂)
Matéria prima	Sucata TT (X ₅)	0,289					
	Gusa líquido (X ₆)	0,157	-0,161				
	Carga total kg (X ₁₇)	0,299	0,372	0,856			
Insumos	Dolomita crua (X ₇)	0,613	-0,007	-0,007	-0,011		
	Volume O ₂ sem resopro/ignição Nm ³ /min (X ₁₂)	0,325	0,094	0,390	0,416	0,185	
	Oxigênio Total (X ₁₈),	0,277	0,046	0,197	0,209	0,131	0,664

Fonte: Base de dados do projeto

Na Figura 18, também está representada a correlação positiva entre as variáveis de matéria prima que compõem a carga metálica (a) e insumos (b) em relação ao consumo de cales. Percebe-se a forte correlação da variável **Dolomita crua (X₇)**. As demais variáveis apresentaram fraca correlação conforme seus valores de correlação "**r de Pearson**", todos menores que 0,35. Apenas às variáveis **Dolomita crua (X₇)** e **Oxigênio Total (X₁₈)**, não apresentaram pontos discrepantes conforme pode-se observar no Box Plot nas Figuras 18 (a) e (b).

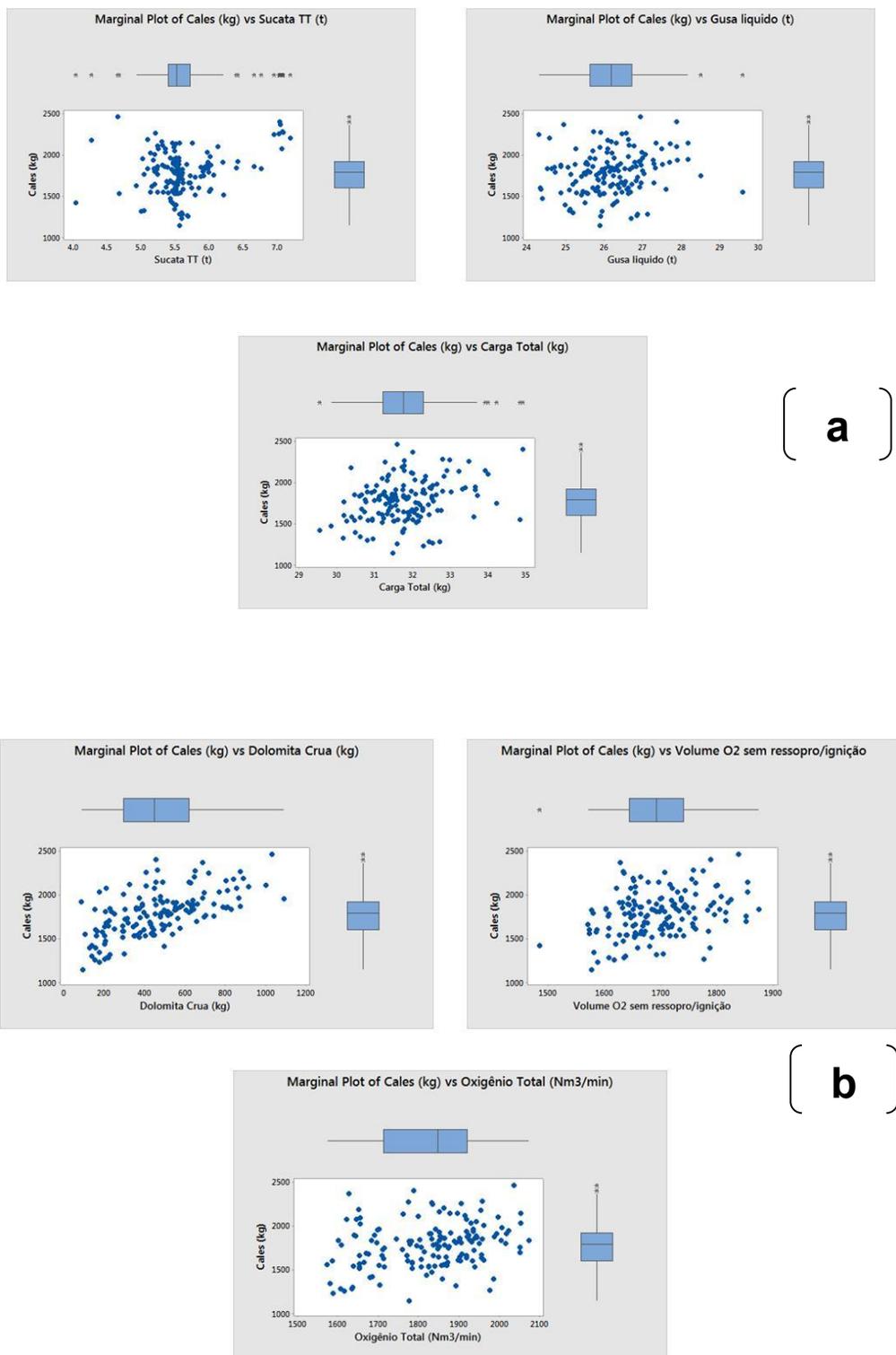


Figura 18: Correlação e Box plot das variáveis de matéria prima (a) e insumos (b) em relação ao consumo de cales

Fonte: Base de dados do projeto

Na Tabela 7, apresenta as correlações das variáveis referentes ao modelo matemático (ver Tabela 1, pág. 48) e equipamentos para refino. Tivemos três variáveis com correlação negativa, sendo elas **Basicidade prevista (X_8)**, **OX visado Nm^3/t (X_9)** e **Vida da lança de O₂ (X_{11})**. A variável **STE visado N (X_{10})** apresentou correlação positiva ($r = 0,542$). As variáveis com moderada correlação foram a **Basicidade prevista (X_8)** e **STE visado N (X_{10})** com valores de $r = -0,507$ e $r = 0,542$ respectivamente.

Tabela 7: Correlação de Pearson da variável resposta (consumo de cales) com às variáveis de origem modelo matemático e equipamento para refino.

		Consumo de cales (Y)	Basicidade prevista (X_8)	OX visado Nm^3/t (X_9)	STE visado N (X_{10})
Modelo matemático	Basicidade prevista (X_8)	-0.507			
	OX visado Nm^3/t (X_9)	-0.222	0.071		
	STE visado N (X_{10})	0.542	0.075	-0.229	
Equipamento para refino	Vida da lança de O ₂ (X_{11})	-0.143	0.257	0.167	-0.303

Fonte: Base de dados do projeto

Na Figura 19, pode-se observar principalmente a distribuição da variável **Basicidade prevista (X_8)** com correlação negativa, ou seja, quando a basicidade aumenta o consumo das cales diminui. Isto pode ser explicado por duas condições, o modelo metalúrgico atual foi configurado para manter um volume mínimo de escória no processo de refino, com objetivo de evitar problemas como formações elevadas de cascões na lança de oxigênio, boca do convertedor e até mesmo danos ao bico da lança de oxigênio em função dos rebotes de metal provocado pelo jato supersônico de oxigênio da lança. Então, visa manter um volume de escória mínimo, mesmo quando o teor de silício do gusa diminuir, o modelo irá considerar um quantidade mínima de adição de cales. Outra consideração é que não tivemos pontos discrepantes “outliers” que pode ser explicado principalmente nas variáveis referentes ao modelo matemático, que é um dado calculado que busca predição nos resultados da escória e acerto do volume de oxigênio soprado.

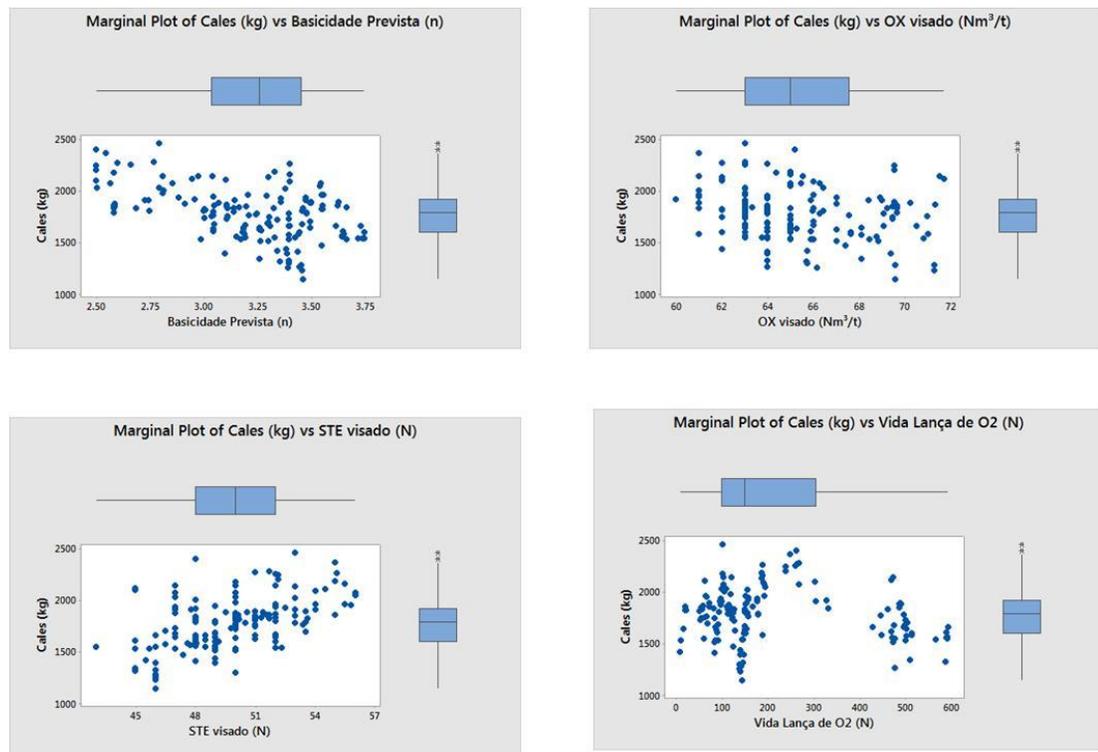


Figura 19: Correlação e Box plot das variáveis de origem do modelo matemático e equipamento para refino

Fonte: Base de dados do projeto

A Tabela 8 mostra que as variáveis referentes ao aço primário apresentaram fraca correlação conforme os resultados de seus *r de Pearson* $< 0,35$.

Tabela 8: Correlação de Pearson da variável resposta (consumo de cales) com as variáveis de origem do aço primário.

	Consumo de cales (Y)	Temp. final °C (X ₁₃)	Residual de %C (X ₁₄)	Residual de % Mn (X ₁₅)
Temp. final °C (X ₁₃)	0.070			
Residual de %C (X ₁₄)	0.147	-0.165		
Residual de % Mn (X ₁₅)	0.150	0.108	0.375	
Residual de %P (X ₁₆)	0.100	0.146	-0.046	0.616

Fonte: Base de dados do projeto

Já a Figura 20, mostra graficamente estas correlações, chamando a atenção, pois estimava grande influência da variável *Residual de %P (X₁₆)* que precisa de CaO para

ser oxidado do gusa líquido conforme relatado anteriormente. As variáveis **Residual de %C (X_{14})** e **Residual de %P (X_{16})** apresentaram pontos discrepantes “outliers”. Esperava-se que quando o teor de fósforo do aço estivesse menor, a adição de cales seria maior afetando assim o consumo. Este pode ser explicado pela adição de DCRUA no sopro em substituição da sucata, pois o operador estava descontando parte desta adição (cal dolomítica) manualmente, pois segundo ele a escória ficava com muito volume e fisicamente ruim ao seu processo operacional. Outro ponto a considerar, pode ser o melhor controle do sopro pelo operador na busca de uma melhor desfosforação, controlando a penetração do jato de oxigênio (relação L/L0) aumentando assim as propriedades desfosforantes no processo de refino primário.

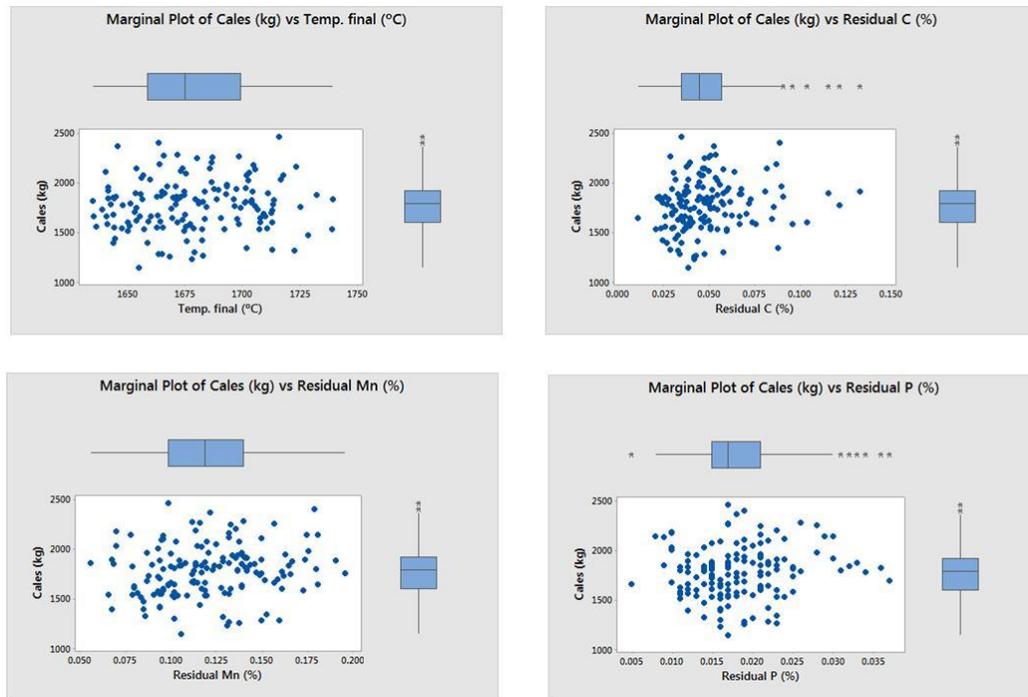


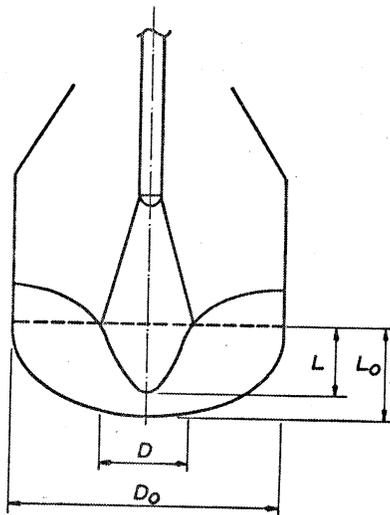
Figura 20: Correlação e Box plot das variáveis de origem do aço primário.

Fonte: Base de dados do projeto

A Figura 21 demonstra a condição metalúrgica do processo quanto à formação de escória regida pela altura da lança de oxigênio.

Formação da Escória

- Formação da escória no convertedor
 - Efeito da posição da lança



L/L_0 entre 0,5 e 0,7 = sopro macio

L/L_0 entre 0,9 e 1,1 = sopro duro

Sopro macio favorece o aumento do teor de FeO na escória e a redução do teor de fósforo.

Figura 21: Efeito da posição na lança na formação da escória

Fonte: Curso sobre Aciaria LD

A lança de oxigênio tem como função primordial o fornecimento de oxigênio para as reações de refino. No entanto, possui também a função de agitar o banho metálico para homogeneizar a composição química e temperatura, disponibilizar os elementos químicos no ponto de fogo para a reação e aumentar a velocidade de processamento, que é a principal característica do convertedor LD.

Devido a este fato a distância da lança ao banho metálico é de suma importância para formação de escória e redução do teor de fósforo do gusa, permitindo o processo trabalhar com basicidade da escória menor, evitando assim um elevado consumo de cales.

4.5 Análise de Regressão Linear Múltipla para o consumo de cales

Como visto anteriormente, a aplicação da Regressão Linear Múltipla se dá pelo ajuste de um modelo estatístico que relaciona uma variável resposta a múltiplas variáveis

explicativas. Em função da complexidade dos cálculos para encontrar a melhor equação da regressão, recorre-se aos instrumentos tecnológicos para uma análise mais segura dos resultados. Desta forma, utilizou-se o *software* estatístico *MINITAB for Windows* versão 17 como suporte para a aplicação da regressão aos dados dessa monografia.

Para análise de qualidade dos modelos de regressão ajustados foram realizadas a análise de significância dos parâmetros e do coeficiente de determinação ajustado, a comparação dos dados preditos e observados, os efeitos de cada variável explicativa e discutidos os resultados dos modelos de previsão. Em todos os testes estatísticos para os parâmetros do modelo a hipótese nula é a de que o parâmetro é igual a zero e a alternativa que esse é diferente de zero. O nível de significância igual a 5% foi utilizado em todas as análises.

A Tabela 9 foi gerada considerando a variável dependente/resposta **(Y) consumo de cales**, com todas as variáveis independentes/explicativas observadas que foram mencionadas anteriormente na análise descritiva dos dados. A variável **CT (X₁₇)** referente à carga total t, não pode ser estimada e foi removida do modelo de regressão. Observa-se, por intermédio do p-valor que as seguintes variáveis não foram significativas: **X₃ (Mn G)** com *p-valor* = 0,864, **X₄ (P G)** com *p-valor* = 0,885, **X₁₁ (V L O2)** com *p-valor* = 0,608, **X₁₂ (Vol O2 res/ig)** com *p-valor* = 0,123, **X₁₃ (TFS)** com *p-valor* = 0,716, **X₁₅ (Mn R)** com *p-valor* = 0,222, **X₁₆ (P R)** com *p-valor* = 0,631 e **X₁₈ (Ox T)** com *p-valor* = 0,305. Os resultados para os coeficientes de determinação foram altos (**R² = 98,04% e R² ajustado = 97,79%**).

Os fatores de inflação de variância (VIF) medem o quanto a variância dos coeficientes de regressão estimados está inflada em comparação a quando as variáveis preditoras não são relacionadas linearmente. Podemos usar para descrever quanta multicolinearidade (correlação entre preditores) existe em uma análise de regressão. A multicolinearidade é problemática porque pode aumentar a variância dos coeficientes de regressão tornando-os instáveis e difíceis de interpretar. A Tabela 9 também pode ser usada para orientação na interpretação do VIF. De acordo com esses valores de referência, verifica-se pela Tabela 9 que as variáveis explicativas apenas as variáveis **X₂ (Si G)** com VIF = 11,83 e **X₈ (Bs Prev.)** com VIF = 17,50 apresentaram um status de

altamente correlacionadas. As demais com VIF inferior a 5 se caracterizam como moderadamente correlacionadas.

Tabela 9: Análise de regressão modelo com todas as variáveis

Coefficients						
Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF	
Constant	-5315	593	-8.97	0.000		
T. G (X1)	1.807	0.366	4.93	0.000	1.91	
Si G (X2)	1986.8	71.1	27.95	0.000	11.83	
Mn G (X3)	6.6	38.3	0.17	0.864	2.26	
P G (X4)	97	669	0.14	0.885	3.92	
Suc (X5)	-96.9	10.0	-9.64	0.000	2.51	
G liq. (X6)	65.55	4.92	13.32	0.000	1.94	
DCrua (X7)	0.2260	0.0293	7.71	0.000	4.24	
Bs Prev. (X8)	370.1	40.5	9.13	0.000	17.50	
OX V (X9)	-6.83	1.34	-5.08	0.000	1.50	
STE V (X10)	29.39	2.51	11.70	0.000	5.00	
V L O2 (X11)	0.0141	0.0274	0.51	0.608	2.20	
Vol O2 sem res/ig (X12)	0.1214	0.0781	1.55	0.123	3.17	
TFS (X13)	-0.053	0.146	-0.36	0.716	1.36	
C R (X14)	522	209	2.49	0.014	1.85	
Mn R (X15)	239	195	1.23	0.222	3.37	
P R (X16)	-409	849	-0.48	0.631	2.36	
Ox T (X18)	0.0444	0.0432	1.03	0.305	2.96	

Model Summary		
S	R-sq	R-sq(adj)
38.2339	98.04%	97.79%

Fonte: Elaborado pelo autor – dados do projeto

Tabela 10: Orientações para interpretação dos fatores de inflação de variância (VIF)

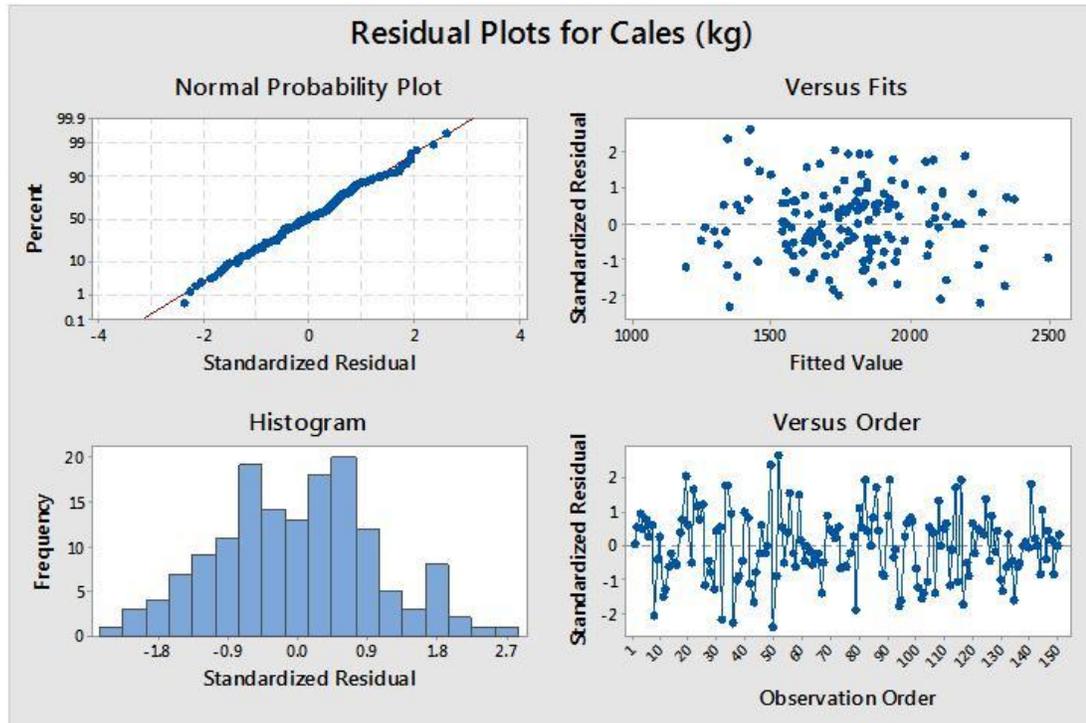
VIF	STATUS DOS PREDITORES
VIF =1	Não correlacionados
1 < VIF < 5	Moderadamente correlacionados
VIF > 5 a 10	Altamente correlacionados

Fonte: <http://support.minitab.com/>

Os resíduos padronizados do modelo ajustado apresentados na Figura 22 apresentam-se distribuídos aleatoriamente em torno de zero (Residual=0), e sem evidência visual de possíveis pontos discrepantes (*outliers*). O p-valor do teste de normalidade de Anderson Darling foi igual a 0,588 demonstrando que os resíduos

apresentam distribuição normal. A suposição de homocedasticidade também pode ser considerada válida.

Figura 22: Gráficos dos resíduos padronizados do modelo de regressão com todas as variáveis



* p -valor de normalidade para os resíduos = 0,588 (teste de Anderson – Darling).

Fonte: Elaborado pelo autor com os dados do projeto.

Como foi constatada, por intermédio da análise dos resultados dos p -valores da Tabela 9, a necessidade de eliminar algumas variáveis explicativas do modelo de regressão, ajustou-se um novo modelo sem essas variáveis.

Na Tabela 11 podem observar que no novo modelo todas as variáveis se mostraram significativas e o modelo final contém nove variáveis: **T. G (X₁)**, **Si G (X₂)**, **Suc (X₅)**, **G Liq. (X₆)**, **Dcrua (X₇)**, **Bs Prev. (X₈)**, **Ox V (X₉)**, **STE V (X₁₀)** e **C R (X₁₄)**. Também é importante destacar que os resultados para os coeficientes de determinação continuaram altos (**R² = 97,89%** e **R² ajustado = 97,76%**), ou seja, indicam que o ajuste é muito bom, já que **97,76%** da variação da variável resposta Y é explicada pelo modelo de regressão ajustado.

Com a redução do número de variáveis, as variáveis que apresentaram VIF elevado no modelo anterior (modelo completo), caracterizando-se como altamente correlacionadas X_2 (**Si G**) com $VIF = 11,83$ e X_8 (**Bs Prev.**) com $VIF = 17,50$, apresentaram um status de moderadamente correlacionadas no novo modelo juntamente com as demais variáveis explicativas (valores de VIF entre 1 e 5).

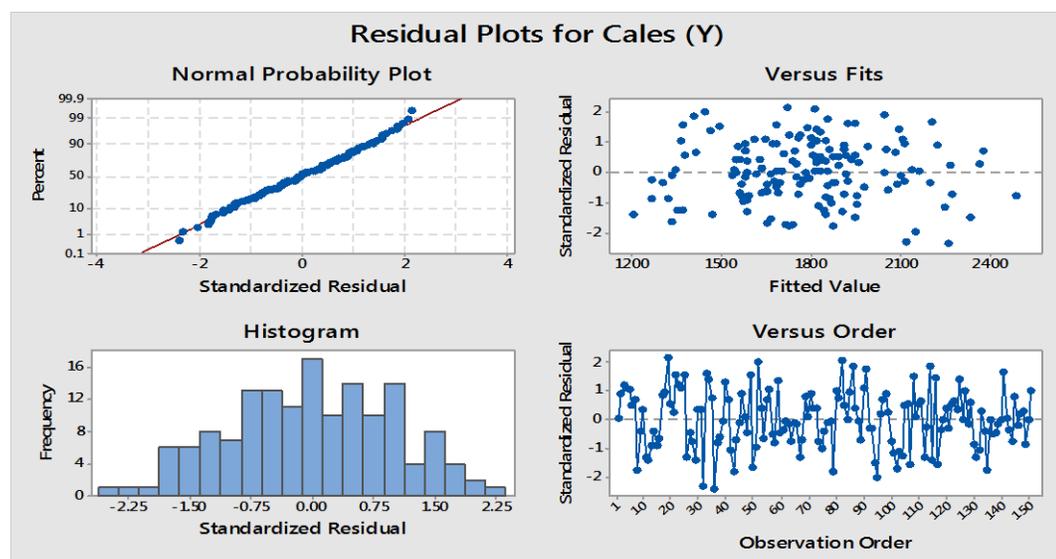
Tabela 11: Análise de regressão modelo com redução das variáveis explicativas – Modelo I

Coefficients					
Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	-5544	511	-10.86	0.000	1.48
T. G (X1)	2.103	0.325	6.48	0.000	4.63
Si G (X2)	1980.5	44.8	44.18	0.000	1.77
Suc (X5)	-93.74	8.50	-11.03	0.000	1.27
G liq. (X6)	71.80	4.01	17.93	0.000	3.82
DCrua (X7)	0.2339	0.0281	8.34	0.000	4.46
Bs Prev. (X8)	355.8	20.6	17.25	0.000	1.34
OX V (X9)	-7.25	1.28	-5.66	0.000	3.91
STE V (X10)	29.03	2.24	12.96	0.000	1.07
C R (X14)	608	160	3.79	0.000	

Model Summary		
S	R-sq	R-sq(adj)
38.5470	97.89%	97.76%

Fonte: Elaborado pelo autor com os dados do projeto

Figura 23: Gráficos dos resíduos padronizados do modelo de regressão com redução das variáveis



*valor de normalidade igual a 0,714 (teste de Anderson-Darling).

Fonte: Elaborado pelo autor com os dados do projeto

A equação do modelo de regressão ajustado com a redução das variáveis explicativas é a seguinte:

$$\text{Cales } (\hat{Y}) = -5544 + 2,103 \text{ T.G } (X_1) + 1980,5 \text{ Si G}(X_2) - 93,74 \text{ Suc } (X_5) + 71,80 \text{ G liq. } (X_6) + 0,2339 \text{ DCrua } (X_7) + 355,8 \text{ Bs Prev. } (X_8) - 7,25 \text{ OX V } (X_9) + 29,03 \text{ STE V } (X_{10}) + 608 \text{ C R}(X_{14}).$$

Um terceiro modelo foi ajustado através do uso do método de seleção de variáveis *stepwise* aplicado ao conjunto de todas as variáveis. Para sua implementação foi definido um p-valor de 0,05 para inclusão e exclusão de variáveis. Na Tabela 12 apresentamos os resultados do método “*stepwise*” resultante do *software MINITAB*.

A opção pelo Passo 10 (coluna “*Step 10*”) do programa, se deu por apresentar uma confiabilidade maior ($R^2_{\text{ajustado}} = 97,83$). As dez variáveis selecionadas foram então submetidas à análise de regressão, com os resultados que serão apresentados a seguir. Um ponto interessante, que pelo método “*stepwise*” foram consideradas todas as variáveis do modelo anterior (Tabela 11), com exceção da variável explicativa X_{12} (**Vol O2 sem res/ig**) que foi adicionada ao modelo pelo *stepwise*. Essa variável no modelo ajustado com todas as variáveis (ver Tabela 9), tinha **p-valor = 0,123** e portanto foi excluída ao nível de significância de 5%. Podemos ver na Tabela 12 que no modelo ajustado com todas as variáveis indicadas pelo *stepwise*, a variável X_{12} (**Vol O2 sem res/ig**) foi a última a entrar no modelo e apresentou **p-valor = 0,009**, sendo portanto significativa.

Tabela 12: Regressão “stepwise” com 18 variáveis independentes

Step	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Constant	1077.5	884.6	-577.5	-2613.0	-3738.2	-3381.4	-6566.0	-5633.0	-5520.0	-5669.0
Si G (X2)	1283	1138	1782	1893	1779	1935	1970	1987	1978	1989
P-Valor	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
DCrua (X7)		0.587	0.564	0.560	0.316	0.254	0.172	0.225	0.234	0.223
P-Valor		0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Bs Prev. (X8)			350	394	314	305	329	352	354	369
P-Valor			0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
G liq. (X6)				70.1	80.4	76.40	81.20	73.80	71.80	67.80
P-Valor				0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
STE V (X10)					25.80	30.00	34.80	29.30	29.00	29.40
P-Valor					0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Suc (X5)						-87.00	-100.20	-92.50	-93.80	-94.10
P-Valor						0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
T.G (X1)							2.26	2.15	2.09	2.02
P-Valor							0.000	0.000	0.000	0.000
OX V (X9)								-7.30	-7.20	-6.80
P-Valor								0.000	0.000	0.000
C R (X14)									605.00	576.00
P-Valor									0.000	0.000
Vol O2 sem res/ig (X12)										0.145
P-Valor										0.009
S	170	113	96.8	74.5	60	49.5	44.3	40.4	38.7	37.900
R-Sq	56.76	81.01	86.14	91.83	94.75	96.45	97.18	97.66	97.87	97.98
R-Sq (adj)	56.47	80.75	85.86	91.61	94.57	96.3	97.04	97.53	97.74	97.83

Fonte: Elaborado pelo autor com os dados do projeto

O resultado para o coeficiente de determinação ($R^2_{ajustado} = 97,83\%$) embora com valores muito próximos, foi maior que todos os modelos anteriores: $R^2_{ajustado} = 97,79\%$ para o modelo com todas as variáveis (exceto a variável **CT- X17** referente à **carga total t** que não pode ser estimada e foi removida do modelo de regressão) e $R^2_{ajustado} = 97,76\%$ com as 9 variáveis explicativas, que após o processo de descarte da variável feito pela multicolinearidade, ou seja, eliminada as variáveis que são explicadas por outra variável regressora, sobre análise da estatística do p-valor, quando assumi p-valor $>0,05$.

Na Tabela 13 pode-se observar que nesse novo modelo de regressão todas as variáveis foram significativas a 5%. Os valores de VIF indicam que as variáveis inseridas no modelo apresentaram um status de moderadamente correlacionadas

Tabela 13: Análise de regressão modelo com as variáveis explicativas adotadas pelo método “stepwise” – Modelo II

Coefficients						
Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF	
Constant	-5692	503	-11.32	0.000		
Si G (X2)	1991.3	44.1	45.19	0.000	4.67	
DCrua(X7)	0.2231	0.0278	8.03	0.000	3.90	
Bs Prev.(X8)	370.1	20.9	17.71	0.000	4.77	
G liq.(X6)	67.86	4.19	16.20	0.000	1.45	
STE V(X10)	29.46	2.20	13.40	0.000	3.93	
Suc(X5)	-94.01	8.32	-11.29	0.000	1.77	
T.G(X1)	2.032	0.319	6.37	0.000	1.49	
OX V(X9)	-6.80	1.27	-5.37	0.000	1.36	
C R(X14)	579	157	3.68	0.000	1.08	
Vol O2 sem res/ig (X12)	0.1449	0.0543	2.67	0.009	1.57	

Model Summary		
S	R-sq	R-sq(adj)
37.7372	97.98%	97.83%

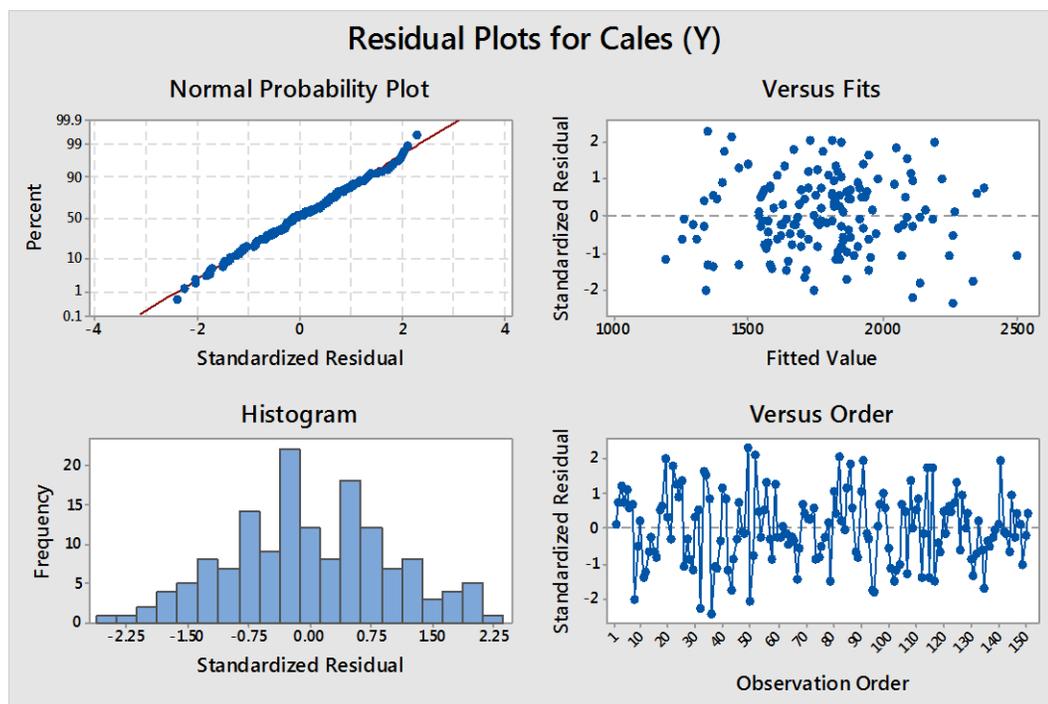
Fonte: Elaborado pelo autor com os dados do projeto

Segue a equação do modelo de regressão ajustado com as variáveis selecionadas pelo método “stepwise”:

$$\text{Cales } (\hat{Y}) = -5692 + 1991,3 \text{ Si G}(X_2) + 0,2231 \text{ DCrua}(X_7) + 370,1 \text{ Bs Prev.}(X_8) + 67,86 \text{ G liq.}(X_6) + 29,46 \text{ STE V}(X_{10}) - 94,01 \text{ Suc}(X_5) + 2,032 \text{ T.G}(X_1) - 6,80 \text{ OX V}(X_9) + 579 \text{ C R}(X_{14}) + 0,1449 \text{ Vol O2 sem res/ig } (X_{12}).$$

Na Figura 24 observa-se que os resíduos padronizados também se apresentaram bem distribuídos aleatoriamente em torno de zero, sem evidência visual de possíveis pontos discrepantes. O teste de normalidade de Anderson Darling resultou num p-valor igual a 0,889 maior que os modelo anteriores (0,588 e 0,714 respectivamente) demonstrando que os resíduos continuam apresentando distribuição normal.

Figura 24: Gráficos dos resíduos padronizados do modelo de regressão com as variáveis adotadas pelo método “stepwise”.



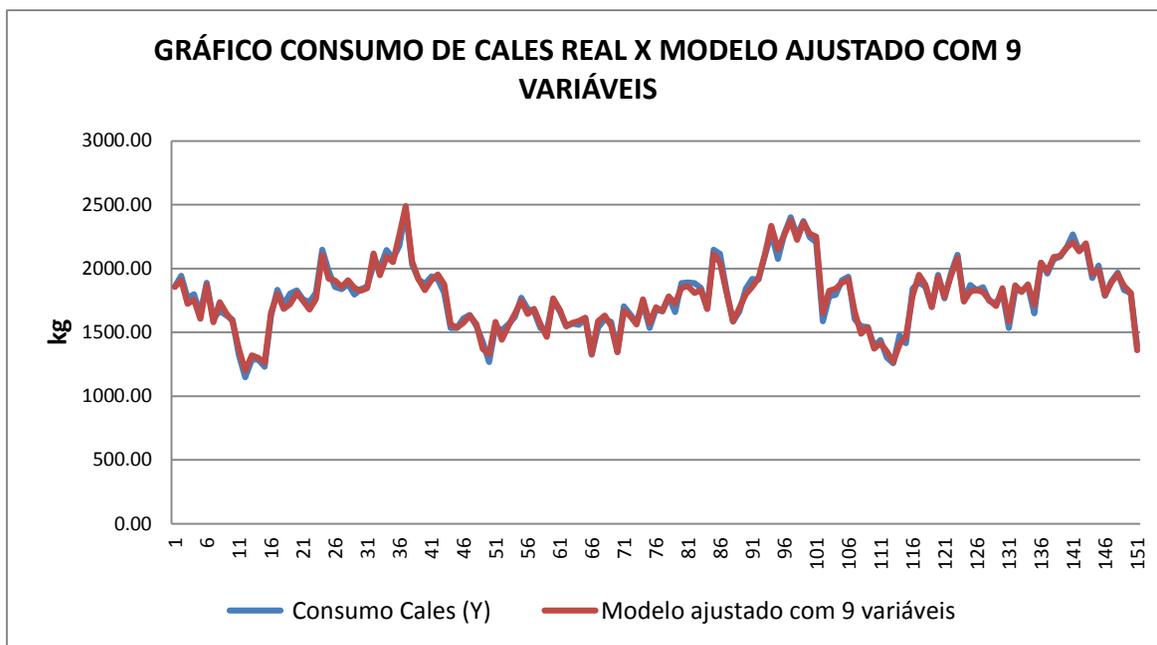
***valor de normalidade igual a 0,889 (teste de Anderson-Darling).**

Fonte: Elaborado pelo autor com os dados do projeto

Avaliando-se os modelos obtidos no que tange seus coeficientes de determinação R^2 e $R^2_{ajust.}$, pode-se afirmar que todos são capazes de explicar de maneira satisfatória a variância total da variável resposta (consumo de cales).

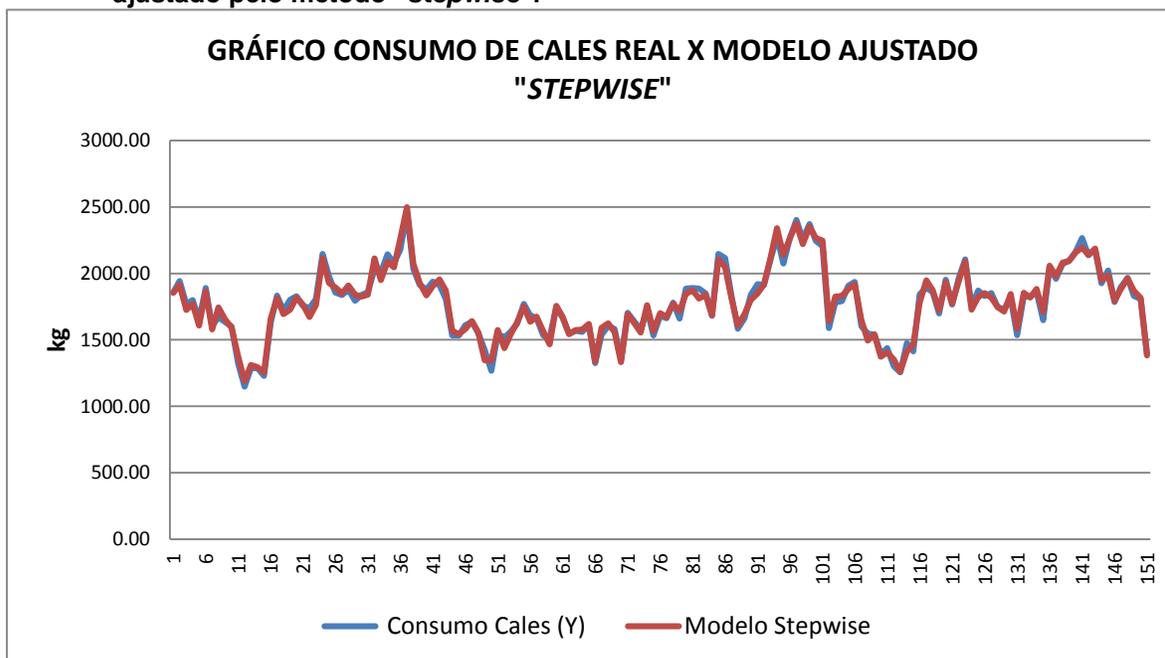
Nas Figuras 25 e 26 podemos observar os resultados dos modelos de regressão ajustados comparando com o consumo de cales real (Y) dos dados observados do projeto desta monografia, conforme as equações dos modelos nas páginas 66 e 68.

Figura 25: Gráfico dos resultados do consumo de cales (Y) e os valores calculados do modelo ajustado com 9 variáveis.



Fonte: Elaborado pelo autor com os dados do projeto

Figura 26: Gráfico dos resultados do consumo de cales (Y) e os valores calculados do modelo ajustado pelo método "stepwise".



Fonte: Elaborado pelo autor com os dados do projeto

Na Tabela 14 podemos observar a contribuição de cada variável nos dois modelos de regressão ajustados, sendo que em ambos modelos as variáveis que mais contribuíram foram **Si G (X₂)** com 50,37%, a **Dcrua (X₇)** com 22,23%, a **T.G (X₁)** com 6,61% e **Bs Prev. (X₈)** com 6,21%. No modelo *stepwise* a variável **C R(X₁₄)** reduziu 0,03% e a variável **Vol O2 sem res/ig (X₁₂)** que não foi considerada no primeiro modelo, representou 0,12%.

Tabela 14: Percentual de contribuição de cada variável explicativa nos modelos ajustados

Fonte	% Contribuição - Modelo I com redução das variáveis explicativas.	% Contribuição – Modelo II com as variáveis explicativas adotadas pelo método “stepwise”.
T.G (X ₁)	6,61%	6,61%
Si G(X ₂)	50,37%	50,37%
Suc(X ₅)	3,49%	3,49%
G liq.(X ₆)	3,78%	3,78%
DCrua(X ₇)	22,23%	22,23%
Bs Prev.(X ₈)	6,21%	6,21%
OX V(X ₉)	2,42%	2,42%
STE V(X ₁₀)	2,57%	2,57%
Vol O2 sem res/ig (X ₁₂)		0,12%
C R(X ₁₄)	0,21%	0,18%
Regressão	97,89%	97,98%

Fonte: Elaborado pelo autor com os dados do projeto

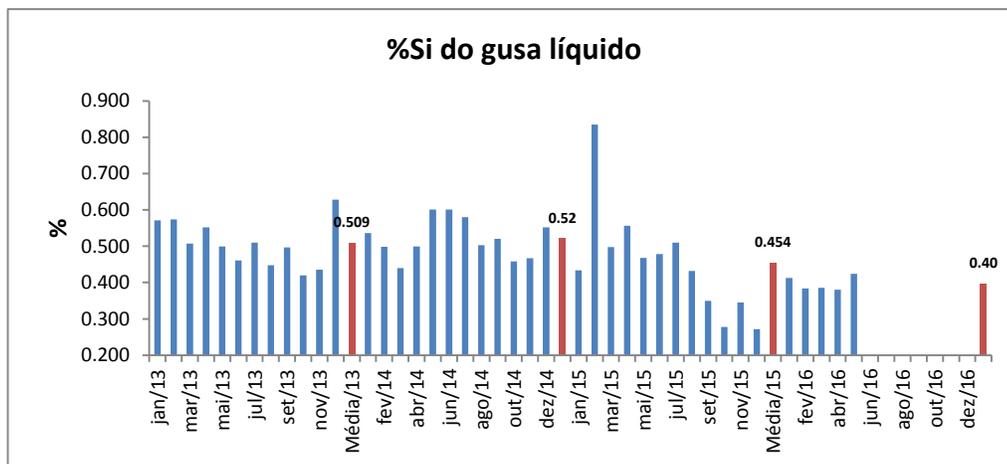
Outro ponto interessante, que nos chamou a atenção durante a coleta de dados, é que o operador estava diminuindo a quantidade de cal dolomítica quando o teor de silício do gusa estava alto, segundo observação do mesmo, a ação era para diminuir o volume de escória e corrigir sua condição física no processo de refino primário. Então, de imediato fomos analisar a correlação deste insumo com o consumo de cales como foi apresentado anteriormente nas páginas 55 e 57, mostrando que quando o consumo de cales (Y) aumentava também aumentava o consumo de DCRUA (X₇). Portanto, quando fomos investigar a condição observada pela ação do operador, detectamos uma

oportunidade no modelo metalúrgico, pois a DCRUA é a matéria prima para fabricação da cal, que após a sua calcinação em fornos obtém a cal calcinada dolomítica.

Este processo de calcinação ocorria no convertedor, que devido à alta temperatura do processo de refino primário, estava calcinando a DCRUA (X_7) e aumentando os teores de CaO e MgO da escória, gerando mudança nos aspectos químicos e físicos da mesma. Rapidamente, sugerimos a revisão do modelo metalúrgico para considerar este aporte de CaO e MgO, visto que, o modelo metalúrgico não considerava esta condição, a DCRUA (X_7) era apenas usada para controle do balanço térmico em substituição da sucata devido sua reação endotérmica no processo de refino (absorve calor) e não era feito ajustes nas adições de cal em função do uso da DCRUA (X_7).

Também já no início do trabalho sugerimos mudança na especificação de material (gusa líquido), pois o teor de silício do gusa é o grande responsável pelo consumo de cal, conforme era de conhecimento e foi comprovado no estudo deste projeto. Com as mudanças sugeridas no início do trabalho, podemos verificar os resultados do teor de silício do gusa na Figura 27, pois anteriormente as faixas de controle eram elevadas, sem uma análise fundamentada da capacidade do processo.

Figura 27: Gráfico dos resultados históricos do teor de silício do gusa.

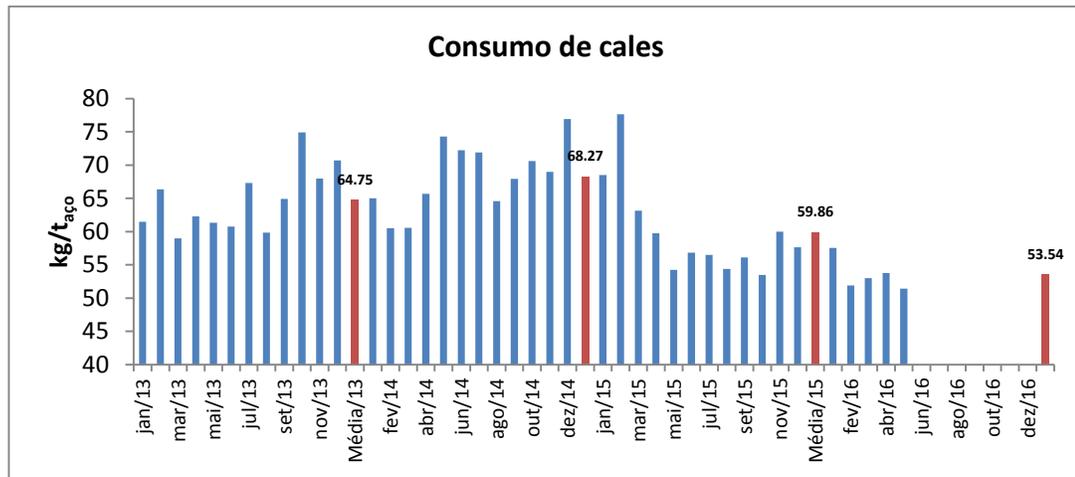


Fonte: Elaborado pelo autor com os dados acompanhados no projeto

Na Figura 28, podemos verificar os resultados no consumo de cales levando em consideração as mudanças sugeridas no processo, baseados em observações iniciais, juntamente com trabalhos internos para redução do consumo de cales, entre eles,

destacam-se a mudança no modelo matemático, a mudança da faixa química do gusa conforme análise estatística de capacidade do processo e um grupo de soluções de problemas criado por profissionais da área, que através da metodologia de análise e solução de problemas, também conhecido como MASP, é a denominação que o QC-Story, método de solução de problemas de origem japonesa, acabou sendo atribuída no Brasil. Os resultados estão expressos em kg/t_{aço}.

Figura 28: Gráfico dos resultados históricos do consumo de cales



Fonte: Elaborado pelo autor com os dados acompanhados no projeto

5 CONCLUSÃO

Este trabalho no atual cenário da economia mundial caracteriza-se numa grande oportunidade de testar novas ferramentas estatísticas no ambiente industrial das empresas de transformação, onde normalmente foca muito a questão técnica ligada à fabricação do produto e não abre espaços para métodos estatísticos inovadores e mais complexos, que podem alavancar melhores desempenhos nos seus processos de produção.

Para alcance do objetivo geral dessa monografia, foram traçados alguns específicos. Primeiramente, foi realizado um levantamento de informações acerca do consumo de cales. Após esta etapa, foram identificados prováveis fatores que influenciariam o consumo e foi elaborada uma tabela compilada para coleta dos dados encontrados juntamente com a equipe. Em seguida, após análises de diversos modelos

que poderiam ser utilizados na previsão do consumo de cales, definiu-se a regressão linear múltipla como a mais adequada. Apesar de o modelo de regressão apresentar condições a serem obedecidas a fim de garantir a sua validade, nenhuma delas foi violada e os modelos de regressão apresentados, são capazes de explicar e prever o consumo de cales (**Y**), conforme podemos visualizar nas Figuras 25 e 26.

A análise de regressão inicial com todas as variáveis independentes/explicativas, exceto a variável **CT (X₁₇)** referente à carga total t, que considerando um nível de significância de 5 %, não foram significativas as variáveis: **X₃ (Mn G)** , **X₄ (P G)**, **X₁₁ (V L O2)**, **X₁₂ (Vol O2 res/ig)**, **X₁₃ (TFS)**, **X₁₅ (Mn R)**, **X₁₆ (P R)** e **X₁₈ (Ox T)**.

Dois modelos foram então ajustados: um com as 9 variáveis que foram significativas a 5% no modelo completo e outro contendo 10 variáveis indicadas pela aplicação do método de seleção de variáveis “*stepwise*”. Ambos indicaram um ajuste muito bom, já que mais de 97% da variação da variável resposta Y é explicada pelos modelos ajustados. No modelo ajustado “*stepwise*” a variável **X₁₂ (Vol O2 res/ig)** foi considerada, sendo que as demais variáveis foram semelhantes ao primeiro modelo ajustado, sendo elas: **T. G (X₁)**, **Si G (X₂)**, **Suc (X₅)**, **G Liq. (X₆)**, **Dcrua (X₇)**, **Bs Prev. (X₈)**, **Ox V (X₉)**, **STE V (X₁₀)** e **C R (X₁₄)**. Pela prática, a maioria das variáveis levantadas estão intimamente ligadas ao consumo de cales, embora fosse uma surpresa que as variáveis relacionadas ao teor de fósforo (tanto no gusa quanto no aço) não serem consideradas em nenhum dos modelos. A explicação encontrada, que o processo de sopro no convertedor está parametrizado para uma melhor formação de escória visando uma maior taxa de desfosforação (redução do teor de fósforo), não implicando assim, numa variável independente significativa.

Portanto, o uso destes modelos de regressão múltipla pode ser aplicado na análise de processo de modo a prever o consumo de cales, podendo identificar as principais variáveis metalúrgicas que possam influenciar o consumo de cales durante processo de refino primário e simultaneamente ver se as mesmas variáveis são significativamente explicadas pelo método de regressão múltipla. Esta aplicação pode estender a diversos problemas vividos nas empresas, caracterizando-se numa técnica bastante eficiente para conhecimento, controle das variáveis e melhoria dos resultados, identificando e aplicando

o modelo de previsão mais adequado, que permitirá maior acuracidade e confiabilidade aos resultados de previsão.

Finalizando, o estudo alcançou seu objetivo, uma vez que obtemos os modelos de previsão do consumo de cales. Sendo, assim é importante considerar que alguns aspectos sejam aperfeiçoados e aprofundados, como a identificação de outras possíveis variáveis que possam influenciar o consumo de cales, tais como, os óxidos que compõem a escória formada no processo, que não foi considerado no trabalho devido à dificuldade de análise em todos os lotes de corridas observados. A proposta é sempre elaborar um estudo envolvendo a maioria das variáveis do processo de produção do aço; assim como, realizar uma análise mais aprofundada, com intuito de obter mais dados, o que poderia trazer ainda maior precisão à previsão.

6 SUGESTÕES PARA TRABALHO FUTURO

- Fazer nova análise para ajustar os modelos em função da mudança na condição metalúrgica da dolomita crua (DCRUA X₇);
- Investigar a influência dos óxidos no processo de desfosforação do refino primário no convertedor LD.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANGELINI, F.; MILONE, G. **Estatística Aplicada: Números-índice, Regressão e Correlação, Séries Temporais**. São Paulo: Atlas, 1995.

ALVES, N. J. **Modelo conceitual de mensuração de resultados para micro e pequenas indústrias – um enfoque em gestão econômica**, Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, 1997.

BARBETTA, P. A. **Estatística Aplicada às Ciências Sociais**. 2. ed. Florianópolis: UFSC, 1998.

CAMPOS, V. F. **Tecnologia de Fabricação do Aço Líquido**. Belo Horizonte: UFMG, Vol. 1, 1980.

CHARNET, R. **Análise de Modelos de Regressão Linear com Aplicações**. Campinas/SP: Editora da Unicamp, 1999.

DEO, B.; BOOM, R. **Fundamentals of Steelmaking Metallurgy**. New York: Ed. Prentice Hall International, 1993.

GIL, A. C. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2010.
_____. **Métodos e Técnicas de Pesquisa Social**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 1999.

GUJARATI, D.N., **Econometria Básica**. 3.ed., São Paulo: Markon Books, 2004.

LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. A. **Fundamentos de Metodologia Científica**. 6. ed.5. reimp. São Paulo: Atlas, 2007.

LINS, M. P. E.; MOREIRA, M. C. B. **Método I - O Stepwise para Seleção de Variáveis em Modelos de Análise Envoltória de Dados**. *Pesquisa Operacional*, 1999.

MARTINS, G. A. **Estatística Geral e Aplicada** 3 ed.- São Paulo : Atlas, 2005.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística e Probabilidade para Engenheiros**. 2 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2003.

NETO, A. P., **Curso de engenharia de avaliação imobiliária – fundamentos e aplicação da estatística inferencial**, Belo Horizonte/MG, 2003.

SCHRAMM, F. R.; KOTTOW, M. **Nuevos desafios para los Comités de Bioética en investigación**. XLI (1-2), *Cuadernos Médico Sociales*, 2000.

YIN, R. K. **Estudo de Caso: Planejamento e Métodos**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

[1] < https://pt.wikipedia.org/wiki/Coeficiente_de_varia%C3%A7%C3%A3o>. Acesso em: 21 abril. 2016

[2] <https://pt.wikipedia.org/wiki/Coeficiente_de_correla%C3%A7%C3%A3o_de_Pearson>. Acesso em: 22 abril. 2016

[3] <<https://pt.wikipedia.org/wiki/Multicolinearidade>>. Acesso em: 23 abril. 2016

[4] < <http://support.minitab.com/pt-br/minitab/17/topic-library/modeling-statistics/regression-and-correlation/model-assumptions/what-is-a-variance-inflation-factor-vif>>. Acesso em: 25 abril. 2016