

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE
PRODUÇÃO**

LORENA CARNEIRO OLIVEIRA

**UTILIZAÇÃO DA ANÁLISE DE ENVOLTÓRIA DE DADOS
COMO PARÂMETRO DE AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE LIGAS
DE AÇO**

**RECIFE
2017**

LORENA CARNEIRO OLIVEIRA

**UTILIZAÇÃO DA ANÁLISE DE ENVOLTÓRIA DE
DADOS COMO PARÂMETRO DE AVALIAÇÃO DO
DESEMPENHO DE LIGAS DE AÇO**

Dissertação submetida ao programa de pós graduação em Engenharia de produção - PPGEPP da Universidade Federal do Pernambuco – UFPE, como requisito para obtenção de grau de mestre em Engenharia de Produção.
Área de concentração: Pesquisa Operacional.

Orientador: Prof. Dr. Adiel Teixeira de Almeida Filho

**RECIFE
2017**

Catálogo na fonte

Bibliotecária Maria Luiza de Moura Ferreira, CRB-4 / 1469

O48u Oliveira, Lorena Carneiro.

Utilização da análise de envoltória de dados como parâmetro de avaliação do desempenho de ligas de aço / Lorena Carneiro Oliveira. - 2017.

71 folhas, il., tabs., abr., sigl.

Orientador: Prof. Dr. Adiel Teixeira de Almeida Filho.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, 2017.

Inclui Referências.

1. Engenharia de Produção. 2. DEA. 3. BCC. 4. CCR. 5. Desempenho. 6. Ligas de aço.
7. Processo siderúrgico. I. Almeida Filho, Adiel Teixeira de (Orientador). II. Título.

UFPE

658.5 CDD (22. ed.)

BCTG/2018-14

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

PARECER DA COMISSÃO EXAMINADORA
DE DEFESA DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE

LORENA CARNEIRO OLIVEIRA

**“UTILIZAÇÃO DA ANÁLISE DE ENVOLTÓRIA DE DADOS
COMO PARÂMETRO DE AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE LIGAS
DE AÇOS”**

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: PESQUISA OPERACIONAL

A comissão examinadora composta pelos professores abaixo, sob a presidência do primeiro, considera o candidato **LORENA CARNEIRO OLIVEIRA**.

Recife, 23 de novembro de 2017.

Prof. ADIEL TEIXEIRA DE ALMEIDA FILHO, *Doutor* (UFPE)

Prof. MARCELO HAZIN ALENCAR, *Doutor* (UFPE)

Prof. ANA PAULA HENRIQUES GUSMÃO DE ARAÚJO LIMA, *Doutor* (UFPE)

AGRADECIMENTOS

Á Deus que em sua imensa sabedoria e bondade para comigo, que mesmo sem eu merecer, me concede forças diariamente.

Á minha família e meu noivo Sálvio Nava pelo apoio incondicional, estando estes sempre dispostos a me ajudar, além de entenderem a minha ausência.

Ao querido professor e orientador Adiel Teixeira de Almeida Filho por seu apoio, dedicação, competência e conhecimento repassado para que esse trabalho pudesse ser desenvolvido da melhor forma possível.

Ao PPGEP (Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção) pelo excelente trabalho desenvolvido tanto em termos de: estrutura oferecida, profissionais extremamente qualificados e qualidade de ensino quanto em apoio aos seus discentes.

Á todos os professores do PPGEP pelo conhecimento repassado, pelas dúvidas tiradas e pela paciência destinada.

Á Faculdade Metropolitana de Marabá por tornar possível a realização desse mestrado, além de contribuir positivamente na capacitação de seus funcionários.

“Engenharia não é meramente saber e ser instruído, tal qual uma enciclopédia ambulante; engenharia não é meramente análise; engenharia não é meramente possuir a capacidade de encontrar soluções elegantes para problemas de engenharia inexistentes; engenharia é praticar a arte de forçar, organizadamente, a mudança tecnológica... Engenheiros operam na interface entre a ciência e a sociedade.”

(Gordon Stanley Brown, ex-decano da Escola de Engenharia do MIT)

RESUMO

Avaliar o desempenho é de fundamental importância, uma vez que, mensurar é necessário para identificar o desenvolvimento de um dado produto/processo, pensando nisso, este trabalho destinou-se a avaliar ligas de aço produzidas numa siderúrgica localizada na região Sudeste do Pará, uma vez que, a produção destas ligas está diretamente ligada ao desenvolvimento desta região. O consumo destas ligas cresce exponencialmente segundo dados do setor, em todo o país e está diretamente ligado à produção de produtos que utilizamos diariamente, bem como na construção civil; como resultado desse grande consumo, o aço tornou-se fundamental para o desenvolvimento dos mais diversos produtos, contudo, para produzir essas ligas são necessárias técnicas que devem ser controladas e melhoradas periodicamente, dessa forma, as siderúrgicas/aciarias investem constantemente em desenvolvimento e melhoria dos seus produtos. As ligas avaliadas neste trabalho foram produzidas em uma usina integrada, em que o produto final parte das seguintes etapas: redução, refino e conformação mecânica; sendo cada uma destas etapas controladas, para que os parâmetros definidos como indicadores do processo sejam atendidos. Partindo do pressuposto que somente tais indicadores não são suficientes para identificar o desempenho destas ligas é necessário avaliar um número maior de variáveis para que desta forma possa ser verificado efetivamente quais das ligas estudadas são mais eficientes, ou seja, com melhor desempenho; logo, foram avaliadas 24 ligas (DMU's) utilizando a técnica DEA que consiste na avaliação de inputs e output para mensuração do desempenho das ligas avaliadas. Como inputs para este trabalho foram utilizados as seguintes propriedades físicas: consumo energético, materiais metálicos utilizados, perdas (admitidas no processo); e como outputs, foram utilizadas, a resistência à tração e a quantidade produzida das ligas avaliadas. Os modelos utilizados foram: DEA BCC e DEA CCR ambos orientados ao output.

Palavras-Chave: DEA. BCC. CCR. Desempenho. Ligas de aço. Processo siderúrgico.

ABSTRACT

To evaluate the performance it's the fundamental importance, since, measuring, is necessary to identify the development of a given product / process, considering this, this work was used to evaluate steel alloys produced in a steel plant located in the Southeast of Pará, a production of these alloys is directly linked to the development of this region. The consumption of these alloys grows exponentially according to data from the sector, throughout the country and is directly linked to the production of products that we use daily, as well as in construction; as a result of this large consumption, steel has become fundamental for the development of the most diverse products, however, to produce these alloys, techniques are required that must be controlled and improved periodically, thus steelmakers invest constantly in development and improvement of its products. The alloys evaluated in this work were produced in an integrated plant, in which the final product starts from the following stages: reduction, refining and mechanical conformation; each of these stages being controlled, so that the parameters defined as process indicators are met. Assuming that only such indicators are not enough to identify the performance of these alloys, it is necessary to evaluate a greater number of variables so that in this way it can be effectively verified which of the alloys studied are more efficient, that is, with better performance; Therefore, 24 alloys (DMU's) were evaluated using the DEA technique, which consists of the evaluation of inputs and output to measure the performance of the alloys evaluated. As inputs for this work were used the following physical properties: energy consumption, metallic materials used, losses (admitted in the process); and as outputs, the tensile strength and the produced quantity of the alloys evaluated were used. The models used were: DEA BCC and DEA CCR both oriented to output.

Keywords: DEA. BCC. CCR. Performance. Steel alloys. Steelmaking process.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Fluxograma simplificado da produção do aço	26
Figura 2 - Esquema geral da avaliação de desempenho de aços.....	27
Figura 3 - Interpretação geométrica dos fatores de escala no modelo BCC, com orientação a inputs (a) e a outputs (b)	34
Figura 4 - Fluxograma do processo geral para um teste ANOVA.....	45
Figura 5 - Fluxograma representativo dos modelos BCC e CCR	49

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Dados referentes á siderurgia brasileira.....	21
Tabela 2 - Dados da evolução do aço no Brasil.....	22
Tabela 3 - Produção e consumo aparente de produtos de aço longo.....	22
Tabela 4 - Exemplo da relação entre características importantes e fatores na seleção e especificação de aços carbono para conformação.....	50
Tabela 5 -Relação entre as variáveis e suas respectivas definições	50
Tabela 6 - Participação de metálicos na indústria siderúrgica brasileira.....	51
Tabela 7 - Avaliação do modelo CCR.....	56
Tabela 8 - Escore de eficiência.....	58
Tabela 9 - Fronteiras invertidas	59
Tabela 10 - Benchmarks do modelo BCC	60
Tabela 11 - Benchmarks do modelo CCR	62
Tabela 12 - Resultados da ANOVA	63

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 2.1	24
Equação 2.2	24
Equação 2.3	24
Equação 2.4	25
Equação 2.5	25
Equação 2.6	26
Equação 2.7	26
Equação 2.8	26
Equação 2.9	27
Equação 2.10	27
Equação 2.11	27
Equação 2.12	28
Equação 2.13	28
Equação 2.14	28
Equação 2.15	30
Equação 2.16	31
Equação 5.1	51
Equação 5.2	52

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BCC – Banker, Charnes and Cooper

CCR – Charnes, Cooper and Rhodes

CRS – Constant Returns to Scale

DEA – Data Envelopment Analysis

DMU - Decision Making Unit

EPE - Empresa de Pesquisa Energética

MPI - Índice de Produtividade de Malmquist

VRS- Variable Returns to Scale

SICETEL – Sindicato Nacional da Indústria de Trefilação e Laminação de Metais Ferrosos

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	JUSTIFICATIVA	16
1.2	OBJETIVOS DO TRABALHO	17
1.2.1	Objetivo Geral	17
1.2.2	Objetivos Específicos	17
1.3	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	18
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	20
2.1	REFERENCIAL TEÓRICO.....	20
2.1.1	Siderurgia.....	20
2.1.2	Evolução do aço no Brasil	22
2.2	PROCESSOS DE OBTENÇÃO DO AÇO	25
2.2.1	Rotas tecnológicas	25
2.2.2	Processo de fabricação do aço	25
2.3	CRITÉRIOS DE DESEMPENHO PARA LIGAS DE AÇO.....	26
2.4	DEA – ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS.....	27
2.4.1	Modelo DEA CCR.....	28
2.4.1.1	<i>Modelo CCR orientado a inputs</i>	28
2.4.1.2	<i>Modelo CCR orientado a outputs</i>	30
2.4.2	Modelo BCC.....	31
2.5	Análise de variância – ANOVA.....	35
2.5.1	Modelo e hipóteses a serem testadas	36
2.5.2	Suposições da ANOVA	37
3	REVISÃO DA LITERATURA.....	38
3.1	ANÁLISE DE EFICIÊNCIA.....	38
3.2	PRINCIPAIS CAMPOS DA ANALISE ENVOLTÓRIA DE DADOS.....	40
3.3	EFICIÊNCIA NA INDÚSTRIA SIDERURGICA.....	42
4	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	44
4.1	CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA.....	44

4.2	REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA ESTUDO DE DESEMPENHO DAS LIGAS DE AÇOS.	46
4.3	SELEÇÃO DE VARIÁVEIS EM DEA.....	47
4.4	MODELOS UTILIZADOS.....	54
5	APLICAÇÃO DO MODELO E ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	55
5.1	APLICAÇÃO NUMÉRICA.....	55
5.2	MODELOS CCR E BCC COM ORIENTAÇÃO AO OUTPUT.....	56
6	CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTURO.....	65
6.1	CONCLUSÕES.....	65
6.2	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	66
	REFERÊNCIAS	67

1 INTRODUÇÃO

A produção do aço está diretamente ligada ao desenvolvimento de uma região, além de ser a principal matéria prima para os mais diversos produtos, as ligas de aço constituem um forte identificador do estágio de desenvolvimento econômico de um país. Para a produção dessas ligas, são necessárias técnicas que devem ser controladas e melhoradas periodicamente, logo, as siderúrgicas/aciarias investem constantemente em desenvolvimento e melhoria dos seus produtos para que dessa forma, mantenham-se competitivos.

Segundo a SICETEL (2016), o consumo aparente nacional, em maio de 2016, foi de 1,5 milhão de toneladas de produtos siderúrgicos, 15,8% menor que o mesmo mês do ano anterior. No acumulado até maio, o consumo aparente alcançou 7,4 milhões de toneladas, 25,8% menor quando comparado ao mesmo período de 2015. Quanto às vendas internas, o resultado de maio de 2016 foi de 1,4 milhão de toneladas de produtos siderúrgicos, redução de 10,2% em relação a maio de 2015. As vendas acumuladas no ano caíram 18,4%, totalizando 6,7 milhões de toneladas. As importações, devido ao fraco consumo de aço no país decorrente da crise econômica, apresentaram queda de 45,0% em relação a maio de 2015, totalizando 169 mil toneladas, correspondendo em valor o montante de US\$ 155 milhões. A produção brasileira de aço bruto em maio de 2016 foi de 2,6 milhões de toneladas, queda de 13,2% quando comparada com o mesmo mês em 2015. Em relação aos laminados, a produção de 1,7 milhão de toneladas em maio, representou uma redução de 9,7% quando comparada com o mesmo mês do ano passado. Com esses resultados, a produção acumulada em 2016 totalizou 12,3 milhões de toneladas de aço bruto e 8,4 milhões de toneladas de laminados, havendo redução de 13,9% e 16,7%, respectivamente, sobre o mesmo período de 2015. As exportações de produtos siderúrgicos em maio de 2016 atingiram 1,2 milhão toneladas, no valor de 443 milhões de dólares. Com isso, houve crescimento de 9,2% em volume e queda de 24,4% em valor, quando comparadas a maio de 2015.

De acordo com o Instituto Aço Brasil (2016), o consumo per capita de aço no Brasil é de 126 kg de produto siderúrgico/habitante, dentre os principais setores clientes de aço são: Construção Civil; Automotivo; Bens de capital, Máquinas e Equipamentos (incluindo Agrícolas); Utilidades Domésticas e Comerciais, quase todos dependentes de uma economia aquecida.

Os materiais básicos para a produção do aço são: minério de ferro, o carvão mineral coqueificável, o carvão vegetal e a sucata ferrosa. Existem abundantes reservas de minério no Brasil, sendo que, boa parte dessas reservas, estão concentradas nos estados de Minas Gerais e Pará, facilitando a produção dessas ligas em tais regiões. O aço é resultado de uma liga de ferro e carbono (obtido do carvão usado no processo) dessa forma, a produção do aço depende significativamente da produção das mineradoras. No mundo quatro países respondem por cerca de 65% das reservas de minério: Brasil, Rússia, Austrália e China. As maiores exportadoras são Vale (Brasil), Rio Tinto e BHP Billiton (Austrália) que em conjunto detem 70% do mercado mundial.

Na indústria de transformação (siderúrgicas/aciarias), o principal objetivo consiste na maximização do resultado do processo/produto. Dessa forma, um dos desafios é a avaliação de desempenho; sendo possível encontrar na literatura várias técnicas, indicadores e instrumentos de medidas. Tais técnicas são adicionadas a Pesquisa Operacional como consequência do próprio desenvolvimento computacional, incluindo a metodologia MCDA (Multi Criteria Decision Analysis), a inteligência artificial, inteligência computacional as heurísticas e meta-heurísticas, entre outras.

De acordo com o ministério de Minas e Energia (2009), a aciaria é um dos segmentos com maior consumo de energia da indústria e tal consumo pode ser afetado por vários fatores, entre os quais se destacam: a rota tecnológica e os processos utilizados, o tipo e a qualidade dos materiais e energéticos utilizados e o mix de produtos produzidos. As fontes de energia e os materiais utilizados na produção siderúrgica variam em função dos processos tecnológicos utilizados.

As rotas tecnológicas para a produção do aço evoluíram muito ao longo dos séculos, tendo sempre visado aumentar a produtividade e o retorno dos investimentos e, concomitantemente, tornar os processos siderúrgicos energeticamente mais eficientes. Outra tendência da siderurgia mundial tem sido a de procurar reciclar volumes crescentes de sucata ferrosa, que é reutilizada como matéria prima para a produção do aço.

Neste trabalho, a metodologia utilizada será a Análise Envoltória de Dados (DEA – Data Envelopment Analysis), que se trata de uma técnica quantitativa que busca analisar o desempenho, em termos de eficiência relativa, levando-se em consideração diferentes unidades tomadoras de decisão (DMU's – Decision Making Units) que estão localizadas na fronteira da eficiência e servirão de benchmark para as demais. Tal técnica tem origem em um

trabalho desenvolvido por Charnes, Cooper e Rhodes em 1978, e tem sido utilizada em diversas áreas para os mais diversos fins em que é necessário avaliar a eficiência e desempenho; dentre estes: saúde, educação, meio ambiente entre outros.

Na análise envoltória de dados - DEA, as variáveis utilizadas para o cálculo da eficiência relativa das DMUs são divididas em inputs (entradas/insumos do sistema) e outputs (saídas/produtos do sistema). A eficiência relativa de cada DMU é definida como a razão da soma ponderada de seus produtos (outputs) pela soma ponderada dos insumos necessários para gerá-los (inputs). Em DEA, estas variáveis são ponderadas por pesos, calculadas livremente ou de forma restrita através de programação linear, dessa forma é maximizada a eficiência de cada DMU em relação ao conjunto de referência, estimando assim, uma fronteira de produção não paramétrica.

1.1 JUSTIFICATIVA

Segundo ZHU (2009), a avaliação de desempenho é uma importante ferramenta de melhoria contínua para manter-se competitivo além de desempenhar um papel importante em um dado sistema que envolve operações tecnológicas, em que a concorrência é intensa e cresce significativamente; de tal modo que cada dia a avaliação de desempenho e a avaliação comparativa são forçados positivamente para que dessa forma, possa evoluir e melhorar constantemente a fim para sobreviver e prosperar em um ambiente de negócios além enfrentar a concorrência global.

Através da avaliação de desempenho, pode-se (i) revelar os pontos fortes e fracos de operações de negócios, atividades e processos; (ii) melhor preparar o negócio para atender às necessidades e exigências dos seus clientes ; e (iii) identificar oportunidades para melhorar as operações e processos atuais e criar novos produtos, serviços e processos (ZHU 2009).

O segmento de produtos siderúrgicos vem enfrentando grandes desafios devido à queda na sua produção, dessa forma para que se mantenham competitivos devem buscar continuamente a atender padrões cada vez mais altos de qualidade e mantendo preços competitivos. Todas as operações que envolvem transformações, valores que são acrescentados e alterações aos materiais, para que dessa forma possam transformá-los em produtos e serviços. A transformação envolve o uso de insumos, energia, máquinas e outros

recursos, e a geração de saídas de produtos acabados, serviços, satisfação do cliente, e outros resultados. Para tanto, é necessário avaliar o quão eficientemente vários processos operam com respeito a múltiplas medidas de desempenho (entradas e saídas).

Nesta dissertação, será utilizado um modelo DEA para a avaliação do desempenho destas ligas metálicas que são obtidas pelo processo siderúrgico. Inicialmente, serão expostos alguns aspectos básicos do processo de fabricação e dados que determinam a qualidade do produto, servindo desta forma, como base para a análise mais detalhada do método DEA que será aplicado. Em seguida, os fundamentos, interpretação e aplicação dos modelos básicos serão apresentados.

1.2 OBJETIVOS DO TRABALHO

1.3 OBJETIVO GERAL

O objetivo geral dessa dissertação consiste na avaliação do desempenho de ligas metálicas obtidas no processo siderúrgico (processo com fornos elétricos) utilizando DEA, de tal maneira que se possa estabelecer uma relação entre performance destas ligas metálicas.

1.3.1 Objetivos Específicos

Para melhor alcance de tal objetivo na aplicação de DEA como medida de avaliação de desempenho, os objetivos específicos são descritos a seguir para reforço da ideia principal. Os objetivos específicos a serem discutidos são:

- Estrutura dos aspectos determinantes do desempenho de ligas metálicas por meio de testes estatísticos;
- Justificar a utilização do modelo a ser usado;
- Avaliação dos procedimentos de análise de desempenho de ligas metálicas;
- Estudo da aplicabilidade da metodologia DEA para análise de desempenho de ligas metálicas;

- Proposição de um modelo de avaliação de desempenho de ligas metálicas baseado na metodologia DEA;
- Aplicação do modelo proposto para a avaliação de desempenho de ligas metálicas.

1.4 Estrutura da Dissertação

O presente trabalho é constituído de seis capítulos, tendo como intuito expandir a problemática a um resultado e conseqüentemente uma solução proposta. O primeiro capítulo trata da introdução do trabalho, e tem como finalidade contextualizar a pesquisa, apresentar os objetivos (tanto geral quanto específicos), relevância do trabalho, delimitação da pesquisa e estrutura.

O capítulo segundo, é o embasamento teórico desta dissertação e aborda um panorama geral do assunto tratado, tanto em termos de processo produtivo quanto da abordagem DEA e ANOVA como técnicas de medição da eficiência nos mais diversos aspectos da siderurgia e análise das variáveis escolhidas para definição do modelo.

No terceiro capítulo tem-se a revisão da literatura constituída das mais diversas pesquisas na problemática do trabalho, tais trabalhos, são importantes, pois ajudam na construção do modelo proposto, além de contribuírem para o entendimento e fortalecimento do embasamento deste trabalho.

O processo de criação do modelo está descrito no capítulo que trata da metodologia, bem como os procedimentos analíticos, sendo estes necessários para que os fins delimitados, e problemática envolvida possam ser explicados de forma quantitativa. Para tanto, a pesquisa operacional foi considerada como meio para resolver tal problema, sendo a técnica DEA a escolhida.

Para explicar a influência das variáveis neste modelo, utilizou-se ANOVA como ferramenta para validar as informações contidas. No quinto capítulo, tem-se a aplicação do modelo e análise dos resultados, etapa do trabalho onde todo o modelo foi trabalhado e os resultados avaliados, bem como a influência dos inputs e outputs nas DMU's selecionadas.

No sexto capítulo, tem-se a conclusão da dissertação e a apresentação de contribuições para trabalhos futuros, para que dessa forma, outros pesquisadores possam ter novas visões

sobre as metodologias e aplicações bem como avaliação de desempenho de outras ligas metálicas.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1.1 Siderurgia

A indústria siderúrgica é importante fornecedora de insumos para produtos industriais e para a construção civil. É formada por grandes empresas, em geral verticalizadas, que operam as diversas fases do processo produtivo, desde a transformação do minério em ferro-gusa até a produção de bobinas a frio ou galvanizadas (FONSECA et.al 2015).

As principais matérias-primas utilizadas são o minério de ferro, abundante e de ótima qualidade no Brasil, tendo reservas de grandes dimensões no estado do Pará e o carvão mineral bem como o vegetal, sendo o mineral em escasso e de baixa qualidade no país, o que obriga as empresas siderúrgicas nacionais a importarem praticamente todo o carvão mineral.

A metalurgia extrativa do ferro apresenta um dos roteiros menos intuitivos sob aspectos termodinâmicos e de composição química e, ao mesmo tempo, um dos mais bem estabelecidos e desenvolvidos entre todos os metais. O desafio de produzir em níveis controlados de elementos químicos, custo e a temperatura nas quais os revestimentos dos equipamentos terminam por participar dos processos, faz com que esta seja, possivelmente, uma das indústrias químicas mais avançadas (SILVA & MEI 2006).

A siderurgia é um dos segmentos mais energointensivos da indústria, e o consumo específico da energia podendo ser afetado por vários fatores, entre os quais se destacam: a rota tecnológica, o tipo e a qualidade das matérias-primas utilizadas e o mix de produtos. Outros insumos importantes tal como o minério de ferro, sucata e carvão também variam em função da rota de produção utilizada (MENDO 2009).

Segundo Brasil (2015), embora no país os diversos setores consumam diferentes tipos de aço, a indústria siderúrgica nacional consegue atender a quase totalidade da demanda do mercado doméstico, produzindo uma ampla gama de produtos, classificados em planos e longos, semi-acabados e acabados.

Segundo o Instituto Aço Brasil (2016) a produção acumulada de aço bruto no Brasil em 2016 totalizou 30,2 milhões de toneladas, uma queda de 9,2% em comparação á 2015. A produção de laminados em 2016 representou uma redução de 7,7% em relação ao ano de 2015. Sendo os principais setores consumidores de aço são: Construção Civil, Automotivo,

Bens de capital, Máquinas e Equipamentos (incluindo Agrícolas), Utilidades Domésticas e Comerciais. Os dados consolidados do setor, referentes ao ano de 2015, estão disponíveis abaixo na tabela 1.

Tabela 1: Dados referentes à siderurgia brasileira em 2015

Parque Produtor do Aço	29 usinas administradas por 11 grupos empresariais
Produção Aço Bruto	33,3 milhões de t
Capacidade Instalada	48,9 milhões de t/ano de aço bruto
Produtos Siderúrgicos	31,8 milhões de t
Consumo Aparente	21,3 milhões de t
Colaboradores	111.509
Saldo Comercial	US\$ 3,5 bilhões
5º Maior exportador líquido de aço (exp - imp):	10,5 milhões de t
Exportações indiretas (aço contido em bens)	2,3 milhões de t
Consumo per capita	104 kg de produtos siderúrgicos/habitantes.

Fonte: Instituto Aço Brasil (2016)

2.1.2 Evolução do aço no Brasil

A Produção brasileira de aço no século XXI crescia a quase 4% ao ano até 2007. Em 2008 e 2009 foi sendo o reflexo da Crise econômica mundial, recuperando-se o nível anterior no ano de 2010,. o ano de 2011 marcou o recorde da produção brasileira de aço, graças ao grande volume de exportações nesse ano, o que não se repetiu em 2012 E 2013, com a produção estagnada em 34 Mt/ano (D'AVILA 2014).

De acordo com o Instituto Aço Brasil (2016), os principais setores consumidores de aço no Brasil são:

- Construção civil;
- Automotivo;
- Bens de capital;
- Máquinas e equipamentos;
- Utilidades domésticas e capitais.

Uma boa parte da produção nacional de aço está distribuída em alguns grupos privados, e, nos últimos anos (período de 2011-2016); o Brasil vem diminuindo sua participação na produção mundial de aço, fato este relacionado à estagnação de sua produção, aliado ao acelerado processo de produção da indústria chinesa. O quadro 2 descrito a seguir, demonstra os dados mais recentes sobre a produção de aço bruto no Brasil, tais dados foram obtidos pelo Instituto Aço Brasil (2016) e mostra uma queda da produtividade do aço no país, tendo, contudo no período de 2012 e 2013 a maior produtividade em termos de produção de aço bruto nos últimos anos.

Tabela 2: Dados da evolução do aço no Brasil

<i>*Em milhões de toneladas</i>	
Produção de Aço Bruto	
Anos	Total
2011	35,22
2012	34,52
2013	34,163
2014	33,897
2015	33,256
2016	30,168

Fonte: Instituto Aço Brasil (2016)

De acordo com o Instituto Aço Brasil (2016), o consumo de aço para a construção civil cresceu 6,4% entre 2013 e 2012. Outro destaque do setor siderúrgico está na produção de aço longo, sendo estes principais produtos da construção civil e que se enquadram os vergalhões, treliças, perfis dentre outros. Na tabela 3 mostrada a seguir, tem-se a descrição da produção e do consumo aparente de produtos de aços longos nos últimos anos, demonstrando a participação destes no cenário produtivo do aço.

Tabela 3: Produção e consumo aparente de produtos de aço longo

PRODUÇÃO E CONSUMO APARENTE* DE PRODUTOS DE AÇO LONGO											
BRASIL - 2011 a 2016											
ANO	PRODUTOS LONGOS - TOTAL		LAMINADOS LONGOS		VERGALHÕES		PERFIS				
	Produção (mil t)	Consumo Aparente (mil t)*	Produção (mil t)	Consumo Aparente (mil t)	Produção (mil t)	Consumo Aparente (mil t)	Leves ¹		Médios ²	Pesados ³	Médios e Pesados ^{2 e 3}
							Produção (mil t)	Consumo Aparente (mil t)	Produção (mil t)	Produção (mil t)	Consumo Aparente (mil t)
2011	12.268	11.181	10.975	...	4.377	4.049	439	453	450	285	761
2012	11.925	11.363	10.799	...	4.461	4.388	421	414	453	335	825
2013	12.269	11.902	11.250	...	4.493	4.426	402	387	480	339	863
2014	11.183	11.085	10.688	...	4.252	4.238	412	381	396	319	732
2015	10.388	9.372	9.253	...	3.667	3.541	340	323	357	278	610
2016	10.039	7.666	8.647	...	3.197	2.613	285	266	308	238	462
Variação % 2016/2015	-3,36	-18,20	-6,55	...	-12,82	-26,21	-16,18	-17,65	-13,73	-14,39	-24,26

Fonte: Instituto Aço Brasil (2016)

2.2 PROCESSOS DE OBTENÇÃO DO AÇO

2.2.1 Rotas tecnológicas

Segundo EPE (2014) o processo de fabricação do aço é muito intensivo em capital. Os custos dos materiais e equipamentos utilizados na produção do aço são elevados, principalmente nas grandes usinas integradas, que incluem coqueria, sinterização ou pelotização, alto-forno e aciaria. Foi essa razão que levou ao incremento das chamadas mini-mills, usinas semi-integradas, geralmente de menor porte, com aciaria elétrica usando sucata como carga metálica. As aciarias elétricas podem operar em escala reduzida (unidades com capacidade inferior a 500 mil toneladas por ano), embora, atualmente, já existam plantas com capacidade superior a dois milhões de toneladas anuais.

Segundo D'Avila (2014) as usinas de aço do mundo inteiro classificam-se segundo o seu processo produtivo:

- **Integradas** – que operam as três fases básicas: redução, refino e conformação mecânica; participam de todo o processo produtivo e produzem aço.
- **Semi-integradas** - que operam duas fases: refino e conformação mecânica. Estas usinas partem de ferro gusa, ferro esponja ou sucata metálica, adquiridas de terceiros para transformá-los em aço em aciarias elétricas e sua posterior conformação mecânica.

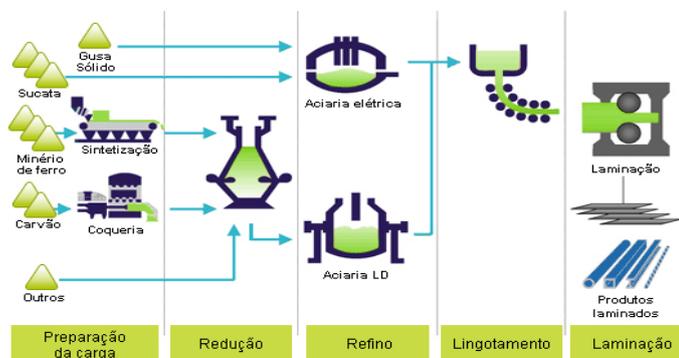
2.2.2 Processo de fabricação do aço

No presente trabalho visa-se a avaliação das ligas de aço, sabendo que as mesmas foram fabricadas numa usina integrada, para tanto, é necessário entender o processo de cada uma destas. Na siderurgia, usa-se carvão mineral, e em alguns casos, o carvão vegetal. O carvão exerce duplo papel na fabricação do aço. Como combustível, permite alcançar altas temperaturas (cerca de 1.500° Celsius) necessárias à fusão do minério. Como redutor, associa-se ao oxigênio que se desprende do minério com a alta temperatura, deixando livre o ferro. O processo de remoção do oxigênio do ferro para ligar-se ao carbono chama-se redução e ocorre dentro de um equipamento chamado alto forno (D'AVILA 2015).

Antes de serem levados ao alto forno, o minério e o carvão são previamente preparados para melhoria do rendimento e economia do processo. O minério é transformado em pelotas e o carvão é destilado, para obtenção do coque, dele se obtendo ainda subprodutos carboquímicos (SILVA & MEI 2006).

No processo de redução, o ferro se liquefaz e é chamado de ferro gusa ou ferro de primeira fusão. Impurezas como calcário, sílica etc. formam a escória, que é matéria-prima para a fabricação de cimento. A etapa seguinte do processo é o refino. O ferro gusa é levado para a aciaria, ainda em estado líquido, para ser transformado em aço, mediante queima de impurezas e adições. O refino do aço se faz em fornos a oxigênio ou elétricos. Finalmente, a terceira fase clássica do processo de fabricação do aço é a laminação. O aço, em processo de solidificação, é deformado mecanicamente e transformado em produtos siderúrgicos utilizados pela indústria de transformação, como chapas grossas e finas, bobinas, vergalhões, arames, perfilados, barras etc. Com a evolução da tecnologia, as fases de redução, refino e laminação estão sendo reduzidas no tempo, assegurando maior velocidade na produção (EPE 2014).

Figura 1: Fluxograma simplificado da produção do aço



Fonte: ABM-Associação Brasileira de Materiais e Metalurgia (2014).

2.3 CRITÉRIOS DE DESEMPENHO PARA LIGAS DE AÇO

Quanto aos aços, não existe um único critério específico para sua seleção e avaliação de desempenho, existindo, portanto, vários índices a serem avaliados. Com relação aos

critérios observados, pode-se afirmar que os mais importantes são: composição química, propriedades mecânicas, quantidade de insumos utilizados, perdas do processo e custo de fabricação.

Logo, para avaliar os critérios de desempenho é necessário uma análise mercadológica levantando dados, a partir do ambiente de implementação do tipo de aço, avaliando os requisitos de mercado. Estes dados fornecerão estatísticas que serão referências para a formação e composição do custo provável (manufatura, material, manutenção, etc). Ainda, do conhecimento das demandas ambientais depende o estabelecimento da expectativa de vida do produto, os requisitos de manutenção e as condições de operação (SILVA & MARINS & SANTOS 2014).

2.4 DEA – ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

A análise de envolvimento de dados (DEA), introduzida por Charnes et al. (1978), é uma abordagem para identificar as melhores práticas entre unidades de tomada de decisão (DMUs) na presença de múltiplas entradas e saídas. Este método calcula uma medida máxima de desempenho para cada DMU relativa a todas as demais, com a restrição de que todas as unidades que se encontrem sobre a fronteira extrema ou abaixo dela. Dessa forma, as observações que se encontrem abaixo, tem sua eficiência medida em relação a uma combinação de DMU's com melhores praticas e que compõem a faceta de fronteira mais próxima.

Logo, este modelo não paramétrico obtém o desempenho (ou eficiência) da medição de cada DMU podendo ser calculado, em relação à sua posição sobre esta superfície. A DEA avalia o desempenho relativo de Unidades de tomada de decisão (DMUs) (por exemplo, universidades, hospitais) e pode facilmente lidar com múltiplas entradas e cada DMU. As DMUs eficientes definem uma superfície ou fronteira de possibilidade de produção eficiente (ARGYRIOY & SIFALERAS, 2015).

Diferentemente dos métodos paramétricos, cujo objetivo é otimizar um plano de regressão simples, a DEA permite otimizar individualmente cada uma das observações, uma em relação as demais, formando assim uma fronteira de eficiência. Essa fronteira de eficiência é definida segundo o conceito de Pareto-Koopmans, pelo nível máximo de produção para um

dado nível de insumo (Wen-Chih, Shu, & Chih-Wei 2012); dessa forma, o conceito de Pareto-Koopmans para a eficiência é caracterizado por um vetor input-output, onde um DMU é eficiente se somente se:

- Nenhum dos *outputs* possa ser aumentado sem que algum input necessite ser aumentado, ou que algum outro *output* seja reduzido.
- Nenhum dos *inputs* possa ser reduzido sem que algum input necessite ser aumentado, ou que algum outro *output* seja reduzido.

John, Louis, Wen-Min, & Bruce (2012) Explicam que a técnica DEA engloba muitos estudos, e metodologias, e não deve haver uma distinção entre os planos metodológicos e de aplicação. Os primeiros materiais envolvendo ou abrangendo DEA indexados pela base de dados da Web of Science de 1978 a agosto de 2010; mostram que, cerca de dois terços (63,6%) dos documentos da DEA incorporam dados empíricos, mantendo-se um terço, sendo, portanto puramente-metodológicos (YANG, JINFENG, QIAO, YANMIN & SHOUYANG 2017). Os artigos puramente metodológicos dominaram os primeiros 20 anos de desenvolvimento da técnica DEA, entre as principais aplicações desta técnica são: bancos, saúde, agricultura, meio ambiente, transporte e educação. As aplicações que têm o maior impulso de crescimento recentemente são a energia eo meio ambiente.

2.4.1 Modelo DEA CCR

O modelo CCR, apresentado originalmente por Charnes et al. (1978), estabelece uma superfície linear por partes, não paramétrica, envolvendo os dados. Trabalha com retornos constantes de escala, isto é, qualquer variação nas entradas (*inputs*) produz variação proporcional nas saídas (*outputs*). Esse modelo é igualmente conhecido como modelo CRS – *Constant Returns to Scale*.

2.4.1.1 Modelo CCR orientado a inputs

Este modelo determina a eficiência pela otimização da divisão entre a soma ponderada das saídas (*output virtual*) e a soma ponderada das entradas (*input virtual*)

generalizando, assim, a definição de Farrel (1957). O modelo permite que cada DMU escolha os pesos para cada variável (entrada ou saída) da forma que lhe for mais benevolente, desde que esses pesos aplicados às outras DMUs não gerem uma razão superior a 1.

Estas condições são formalizadas na equação 2.1 a seguir, onde Eff_o é a eficiência da DMU o em análise, v_i e u_j são os pesos de inputs i , $i = 1...r$, e outputs j , $j = 1...s$ respectivamente x_{ik} e y_{jk} são os inputs i e outputs j da DMU k , $k = 1...n$: x_{io} e y_{jo} são os inputs i e outputs j da DMU o (ZHU 2009).

$$Max\ Eff_o = \left(\frac{\sum_{j=1}^s u_j y_{jo}}{\sum_{i=1}^r v_i x_{io}} \right) \quad (2.1)$$

Sujeito a:

$$\frac{\sum_{j=1}^s u_j y_{jk}}{\sum_{i=1}^r v_i x_{jk}} \leq 1, \forall k$$

$$v_i, u_j \geq 0, \forall i, j$$

O problema apresentado é de programação fracionária, que deve ser resolvido para cada uma das DMUs e pode ser transformado em um problema de programação linear (PPL). Para tal, obriga-se que o denominador da função objetivo deva ser igual a uma constante, normalmente igual à unidade. A formulação do modelo CCR é, então, apresentada em (2.2). Nesse modelo as variáveis de decisão são os pesos v_i e u_j (ZHU 2009).

$$Max\ Eff_o = \sum_{j=1}^s u_j y_{jo} \quad (2.2)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^r v_i x_{io} = 1$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{io} \leq 0, \forall k$$

$$v_i, u_j \geq 0, \forall i, j$$

(2.3)

A estrutura matemática desses modelos permite que uma DMU seja considerada eficiente com vários conjuntos de pesos. Em particular, podem ser atribuídos pesos zeros a algum input ou output, o que significa que essa variável foi desconsiderada na avaliação.

2.4.1.2 Modelo CCR orientado a outputs

Uma possibilidade do modelo CCR é que podemos desenvolver um modelo orientado a *outputs*, ou seja, que maximiza as saídas mantendo inalteradas as entradas. Desta forma, as variáveis de decisão são as mesmas do modelo orientado a *inputs*. Entretanto, o h representa por quanto todos os produtos devem ser multiplicados, mantendo-se constantes os recursos, para a DMU o atingir a fronteira eficiente (COOPER, SEIFORD & TONE 2000).

Vemos que o h é, então, um número maior que 1 (provoca incremento no valor dos *outputs*), pelo que a eficiência é o $1/h$. No caso do modelo CCR, as duas orientações fornecem o mesmo valor de eficiência, no entanto, com λ 's diferentes.

$$\text{Max } h_o$$

(2.4)

Sujeito a:

$$x_{jo} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \forall i$$

$$-h_o y_{jo} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \forall j$$

$$\lambda_k \geq 0, \forall k$$

(2.5)

Onde:

h é a eficiência ($h_o = 1/\text{Eff}_o$)

λ_k é a contribuição da DMU k na formação do alvo da DMU o .

As equações apresentadas a seguir, mostram o modelo DEA CCR orientado a *outputs*, na forma fracionária. Em (2.7) é apresentado o modelo linearizado. Em ambos $h_o = 1/\text{Eff}_o$ (COOPER, SEIFORD & TONE 2000).

$$\text{Min } h_o = \left(\frac{\sum_{i=1}^r v_i x_{io}}{\sum_{j=1}^s u_j y_{jo}} \right) \quad (2.6)$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned} \frac{\sum_{i=1}^r v_i x_{io}}{\sum_{j=1}^s u_j y_{jo}} &\geq 1, \forall k \\ u_j, v_i &\geq 0, \forall j, i \\ \text{Min } h_o &= \sum_{i=1}^r v_i x_{io} \end{aligned} \quad (2.7)$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^s u_j y_{jo} &= 1 \\ \sum_{j=1}^s u_j y_{jo} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} &\leq 0, \forall k \\ u_j, v_i &\geq 0, \forall j, i \end{aligned} \quad (2.8)$$

2.4.2 Modelo BCC

O modelo BCC, devido a Banker et al. (1984), considera retornos variáveis de escala, isto é, substitui o axioma da proporcionalidade entre *inputs* e *outputs* pelo axioma da convexidade. Por isso, esse modelo também é conhecido como VRS – *Variable Returns to*

Scale. Segundo (COOPER, SEIFORD & TONE 2000) ao forçar que a fronteira seja convexa, o modelo BCC admite que DMUs que operam com baixos valores de *inputs* tenham retornos crescentes de escala e as que operam com altos valores tenham retornos decrescentes de escala (MD, ANTON & ADLI 2012). Matematicamente, a convexidade da fronteira equivale a uma restrição adicional ao Modelo do Envelope, que passa a ser o indicado em (2.9) para orientação a *inputs*, e (2.10) para orientação a *outputs*.

$$\text{Min } h_o \tag{2.9}$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned} h_o x_{io} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k &\geq 0, \forall i \\ -y_{jo} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k &\geq 0, \forall j \\ \sum_{k=1}^n \lambda_k &= 1 \\ \lambda_k &\geq 0, \forall k \end{aligned}$$

$$\text{Max } h_o \tag{2.10}$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned} x_{io} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k &\geq 0, \forall i \\ -h_o y_{jo} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k &\geq 0, \forall j \\ \sum_{k=1}^n \lambda_k &= 1 \\ \lambda_k &\geq 0, \forall k \end{aligned}$$

$$\tag{2.11}$$

Os duais dos problemas de programa linear (2.9) e (2.10) geram os modelos BCC dos Multiplicadores orientados a *inputs* e a *outputs*, apresentados em (2.12) e (2.13), respectivamente (COOPER, SEIFORD & TONE 2000).

Nestes modelos $*u$ e $*v$ são as variáveis duais associadas à condição:

$$Max\ Eff_o = \sum_{j=1}^s u_j y_{jo} + u_* \quad (2.12)$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^r v_i x_{io} &= 1 \\ - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} + \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} + u_* &\leq 0, \forall k \\ v_i, u_j &\geq 0, u_* \in \Re \end{aligned}$$

$$Min\ Eff_o = \sum_{i=1}^r v_i x_{io} + v_* \quad (2.13)$$

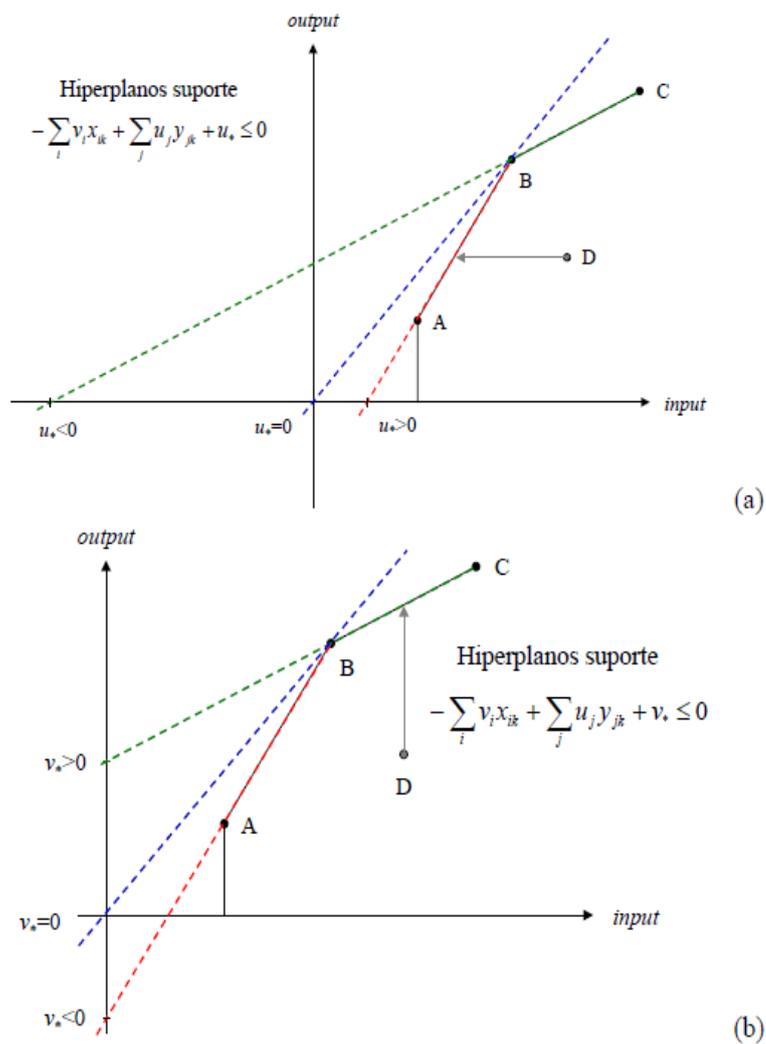
Sujeito a:

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^s u_j y_{jo} &= 1 \\ - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} + \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} + v_* &\leq 0, \forall k \\ v_i, u_j &\geq 0, u_* \in \Re \end{aligned} \quad (2.14)$$

A Figura 2 a seguir traz a interpretação geométrica dos fatores de escala para os casos de orientação a *inputs* (a) e a *outputs* (b). Podemos notar que os fatores de escala representam os interceptos dos hiperplanos suporte das faces da fronteira de eficiência. No

modelo orientado a *inputs*, quando positivos, indicam retornos crescentes de escala; quando negativos, indicam retornos decrescentes de escala; caso sejam nulos, a situação é de retornos constantes de escala. Já no modelo orientado a *outputs*, quando positivos, indicam retornos decrescentes de escala; quando negativos, indicam retornos crescentes de escala; caso sejam nulos, a situação é de retornos constantes de escala (SENRA et al 2007).

Figura 2: Interpretação geométrica dos fatores de escala no modelo BCC, com orientação a *inputs* (a) e a *outputs* (b.)



Fonte: Senra et al (2007).

Zhue (2009) indica que uma questão importante na técnica DEA, é que a técnica está voltada para a sensibilidade da eficiência às perturbações nos dados, dessa forma é necessário verificar a seleção das variáveis e o modelo ideal, uma vez que a análise DEA é um método extremo, no sentido de que todos os pontos extremos são caracterizados como eficientes. Se houver erros nos dados ou precipitação na seleção dos input's ou output's para várias DMUs, a fronteira de eficiência pode variar substancialmente, tornando uma boa parte das DMU's eficientes ou criando uma supereficiência. Assim, dizemos que as fronteiras calculadas dos modelos DEA são estáveis se as DMU presentes na fronteira permanecem na fronteira.

A utilização da análise envoltória de dados (DEA) neste trabalho, tem como principal função a avaliação de desempenho em que não são disponíveis informações de preços de mercado dos insumos, produtos e etapas de um processo de fabricação, no qual são designadas por DMU's, logo, torna-se possível calcular uma medida máxima de desempenho para cada unidade tomadora de decisão relativa a todas as outras, desde que estas estejam sobre a fronteira extrema ou abaixo; sendo assim, tudo o que se encontre abaixo da fronteira tem sua eficiência medida em relação á uma combinação das unidades (DMU's) com melhores práticas e que compõem a fronteira mais próxima.

2.5 ANÁLISE DE VARIÂNCIA – ANOVA

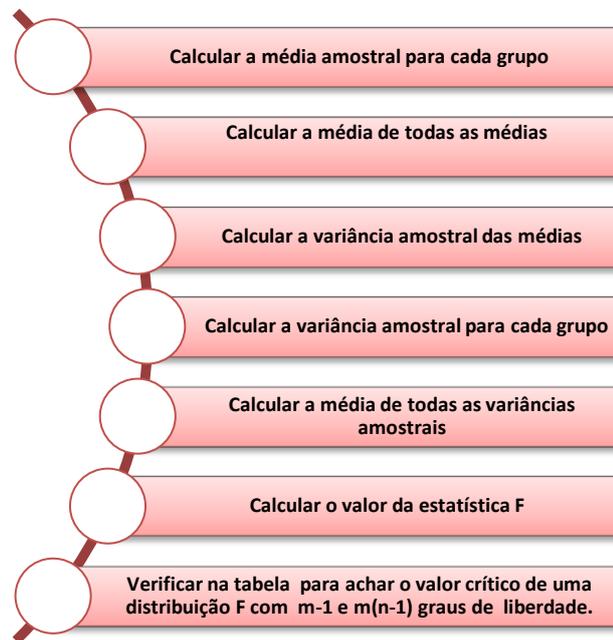
Doane & Seward (2014) explicam que o objetivo da análise de variância está na identificação das fontes de variação em uma variável numérica dependente Y (a variável resposta). Desta forma, a variação em torno da média da variável resposta é explicada por uma ou mais variáveis categóricas independentes (os fatores) ou é inexplicada (erro aleatório):

$$\textit{Variação em Y} = \textit{Variação explicada} + \textit{Variação inexplicada} \quad (2.15)$$

Desta forma, o objetivo da ANOVA neste trabalho é efetuar uma comparação das médias, sendo que cada possível valor de um fator ou combinação de fatores é considerado

um tratamento. Logo, cada variável será testada (INPUTS E OUTPUTS) para verificação do efeito significativo em Y, bem como, as interações entre estas. Para Downing & Clark (2006) o processo geral para um teste de análise da variância consiste nos seguintes passos descritos na figura 3 descrita a seguir:

Figura 3: Fluxograma do processo geral para um teste ANOVA



Fonte: Downing & Clark (2006)

2.5.1 Modelo e hipóteses a serem testadas

Freund e Simon (2000) Explicam que em um experimento, cada observação Y_{ij} pode ser decomposta conforme o modelo:

$$Y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij} \quad (2.16)$$

$$i = 1, \dots, I$$

$$j = 1, \dots, J$$

Em que:

Y_{ij} é a observação do i -ésimo tratamento na j -ésima unidade experimental ou parcela;

μ é o efeito constante (média geral);

τ_i é o efeito do i -ésimo tratamento;

ε_{ij} é o erro associado ao i -ésimo tratamento na unidade experimental ou parcela assumindo como: $\varepsilon_{ij} \sim^{IID} N(0, \sigma^2)$, onde IID significa que os erros devem ser independentes e identicamente distribuídas.

Segundo Doane & Seward (2014) a questão de interesse para a ANOVA é se a média de Y varia de tratamento para tratamento. Dessa forma as hipóteses a serem testadas são:

$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_c$ (todas as médias de tratamento são iguais)

$H_1 =$ Nem todas as médias são iguais (pelo menos uma das médias dos tratamentos difere das demais)

Dessa forma se não podemos rejeitar H_0 , concluímos que as observações em cada tratamento ou grupo tem de fato uma média comum μ .

2.5.2 Suposições da ANOVA

Doane & Seward (2014) supõem que a ANOVA assume os seguintes pontos:

- Observações em Y são independentes;
- Populações amostradas são normais;
- Populações amostradas têm variâncias iguais.

Para SUŁOWSKI, JORDAN, CZARSK & MATUSIEWICZ (2017), o assunto da análise de variância (ANOVA) é a avaliação dos fatores selecionados sobre o resultado do processo, isto é, no comportamento do parâmetro de um resultado específico na presença da influência de uma série de outros fatores, de caráter aleatório e não-aleatório. Em outras palavras, ANOVA responde o questionar se, em vista de todos os outros fatores que determinam o comportamento do parâmetro de resultado, o(s) fator (es) selecionado(s) tem um efeito estatisticamente significativo. O(s) fator (es) selecionado(s) corresponde(m) aos chamados níveis. Por exemplo, se o fator selecionado é o consumo energético, os níveis desse fator são todas as variantes do consumo energético utilizadas nos testes.

3 REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo são expostos trabalhos no campo siderurgia com aplicações da técnica DEA, assim, serão expostos os diversos modelos DEA e sua relação com a avaliação de desempenho e eficiência, além da aplicação nos principais campos da análise envoltória de dados, para tanto, as informações para a revisão da literatura foram resultados de uma pesquisa na base de dados do Web of Knowledge e Scopus utilizando as palavras chave: "DEA+Metalic Alloys", "Metalic Alloys + Performance Evaluation", no entanto não foram obtidas nenhum artigo que tratasse do assunto, logo, utilizou-se trabalhos voltados para a siderurgia e do tópico DEA de uma forma geral para elaboração deste capítulo.

3.1 ANÁLISE DE EFICIÊNCIA

Há uma grande quantidade de pesquisas sobre desempenho de produtividade e eficiência do setor siderúrgico; nesta pesquisa, o foco principal consiste em concentrar na eficiência técnica dos produtos siderúrgicos. A eficiência técnica mede a máxima expansão possível das saídas para um determinado nível das entradas, ou seja, a capacidade de uma unidade de produção para produzir o máximo de resultados que as entradas permitem, e isso é útil para uma compreensão mais profunda em relação à racionalidade da estrutura entrada-saída. A maior parte dos estudos existentes tem como principal objetivo verificar a eficiência produtiva e técnica das empresas siderúrgicas.

Soares de Mello et al (2005), afirma que de uma forma genérica uma empresa é mais produtiva que outras porque tomou decisões que lhe permitem aproveitar melhor os recursos. Essas decisões podem estar relacionadas com a aquisição de tecnologia mais moderna, qualificação da mão de obra, técnicas gerenciais mais eficazes, dentre outras. O essencial é sabermos que uma maior produtividade é consequência de decisões tomadas.

Para Vergés (2008), a eficiência pode ser vista segundo três diferentes dimensões, sendo elas: eficiência de gestão, eficiência de escala e eficiência de adaptação. Sob a ótica de gestão, considera-se que uma empresa está atuando com plena eficiência quando produz e coloca no mercado uma determinada quantidade de produtos com o menor custo possível permitido para sua estrutura e dimensão. Assim, quanto maior for sua eficiência de gestão,

menor serão os custos incorridos para coloca-los no mercado. Já a eficiência de escala, implica em ter uma estrutura dimensionada (para maior ou menor) adequada ao volume que está produzindo.

Segundo Hronec (1994), medidas de desempenho são sinais vitais da organização, comunicando a estratégia para baixo, os resultados dos processos para cima e o controle e melhoria dentro dos processos, devendo, por isso, ser desenvolvidas de cima para baixo, interligando as estratégias, recursos e processos. Para o autor, medição de desempenho é a quantificação de quão bem as atividades dentro de um processo ou suas saídas atingem uma meta especificada. O autor diz ainda que a medição de desempenho deve ser um processo contínuo que proporcione o estabelecimento de novas metas e ajuste da estratégia, através da existência de retorno de informação no sistema.

De acordo com Hamer (2007), os objetivos básicos de um sistema de medição de desempenho são:

- Apresentar um quadro equilibrado dos diferentes aspectos de desempenho;
- Garantir um ambiente consistente e uma sistemática de medição de desempenho;
- Apresentar as informações de forma rápida, com fácil interpretação por todos os segmentos da organização.

Segundo Soares de Mello et al (2005), a busca pela eficiência pressupõe algumas condições:

- Utilização de todos os recursos disponíveis dessa forma, pressupõe-se que não haja subemprego ou desemprego dos recursos e que a capacidade não seja ociosa, ou seja, utilização em pleno-emprego.
- Combinação de recursos disponíveis sob ótimos padrões de desempenho.

No que diz respeito á importância de se adotar um sistema de avaliação de desempenho, Lebas (1995) levanta cinco razões pelas quais se poderia desejar medir: (I) identificar onde se esteve, (II) saber onde se está, (III) determinar onde se quer estar, (IV) definir como se chega lá, e (V) como saber quando tiver chegado, lembrando que a medição não deve ser separada do feedback, ou retorno.

A avaliação de desempenho é mais do que uma ferramenta gerencial, é uma medida estratégica de sobrevivência da organização (MIN1997). Afinal, como expresso por Harrington (1993), se não for possível medir, não se pode controlar, se não se pode controlar, não se pode gerenciar logo, não se pode melhorar.

3.2 PRINCIPAIS CAMPOS DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

A análise envoltória de dados (DEA) constitui uma abordagem não paramétrica baseada em modelos e métodos de otimização linear, a fim de construir uma superfície não paramétrica sobre os dados disponíveis. A avaliação de desempenho ou eficiência consiste na medição de cada DMU, estas podem ser calculadas, em relação à sua posição nesta superfície. A análise DEA avalia o desempenho relativo de unidades de tomada de decisão (DMUs) e pode facilmente lidar com múltiplas entradas e saídas de cada DMU. As DMUs eficientes definem uma superfície de produção eficiente ou uma fronteira.

Os modelos DEA foram aplicados para a medição do desempenho relativo em muitas situações. A classificação entre modelos orientados e não orientados depende se estamos principalmente interessados em minimizar entradas ou maximizar as saídas, ou não (por exemplo, minimizar entradas e maximizar saídas ao mesmo tempo).

Segundo Zhu (2014) a análise de envoltória de dados (DEA) é reconhecida na literatura como um poderoso método, além de ser mais adequado para atividades de medição de desempenho do que os métodos tradicionais econométricos, como a análise de regressão, sendo um método matemático usando técnicas de programação linear para converter entradas para saídas com o propósito de avaliar o desempenho de organizações comparáveis ou produtos. Na DEA, cada DMU é livre para escolher qualquer combinação de entradas e saídas, a fim de maximizar sua eficiência relativa.

A eficiência relativa ou o escore de eficiência é a proporção do total ponderado da saída para a entrada pesada total. DEA usa programação linear para estimar a eficiência relativa. A eficiência relativa, denotada por, ou, é a pontuação de eficiência atribuída a uma unidade de tomada de decisão como resultado da DEA. Esta eficiência relativa é um valor não negativo calculado com base em relações lineares entre as entradas e saídas das DMUs em análise.

A análise envoltória (DEA) tem relação direta com a capacidade de avaliar torelativamente a eficiência individual ou desempenho de uma unidade de tomada de decisão (DMU) com um alvo ou grupo de interesses que opera em local de aplicação tais como: indústria bancária, a indústria da saúde, a agricultura, indústria de transporte, etc; desta forma pde-se adotar DEA por uma variedade de razões. LIU, et al. (2013).

No sentido de verificar o desempenho, vários trabalhos se voltam á este estudo, dentre os quais podemos destacar Sheng & Song (2013) que utilizaram DEA para reestimar a produtividade total dos fatores (TFP) de empresas da indústria siderúrgica da China e assim examinar seus determinantes potenciais sobre o período 1998-2007; para que dessa forma, pudessem lidar com o problema da "entrada endógena", utilizando DEA.

Em se tratando de aplicações DEA em siderurgias, a maior aplicação desta técnica consiste em estudar a eficiência energética e ambiental de processos siderurgicos, sendo, portanto, uma ferramenta muito útil. Feng et. Al. (2013) utilizaram dados das 50 empresas do setor da indústria da China para avaliar sua eficiência energética e produtividade.

O estudo foi elaborado de acordo com a análise da análise de desenvolvimento de modelos e o Índice de Produtividade de Malmquist (MPI) combinados com DEA e tomando como parâmetros a eficiência e produtividade no período de 2001-2081. Os resultados deste trabalho indicaram a eficiência sendo que a eficiência média geral foi de 61,1% e o crescimento anual da produção foi de 7,96% nesse período a mudança tecnológica foi o principal contribuinte para o crescimento.

Ainda se tratando de DEA para aplicação na siderurgia, Jin-Li & Satoshi (2014) afirmam que a indústria metalúrgica é a única indústria que tem ineficiência decrescente (aumento da eficiência). Como resultado, a maioria das indústrias tem muito espaço para melhorar sua eficiência energética de fatores totais. Além disso, mais de metade das indústrias têm mudanças insignificantes na tendência da ineficiência.

Camoto, Rebellato & Rocha (2015) através de DEA, desenvolveram um trabalho no qual foram selecionados os países emergentes (que constituem o grupo dos BRICS) com o objetivo de analisar a eficiência energética com base no ponto de vista da produtividade total de fatores. Desse modo, as unidades analisadas para a realização do presente trabalho foram Brasil, Rússia, Índia, China, África do Sul. Para atingir o objetivo proposto neste trabalho, foi utilizado um método de programação matemática conhecido como Análise Envoltória de Dados (DEA). Por meio deste método, uma função de produção econômica foi construída para analisar a eficiência energética considerando uma estrutura total de fatores. Deste modo, a energia é considerada em conjunto com os *inputs* convencionais: trabalho e capital. Esses últimos são normalmente utilizados em análises da produtividade econômica como os *inputs* para produzir um *output* econômico (PIB). Para uma economia ou uma região, é preferível que ocorra o aumento do PIB e, simultaneamente, a diminuição do consumo de energia, a fim de que se atinja a eficiência da produção.

3.3 EFICIÊNCIA NA INDÚSTRIA SIDERURGICA

Na indústria siderúrgica tanto em termos de produtos, processos, sustentabilidade, eficiência energética, eficiência gerencial e outros, a análise DEA é aplicada, por ser uma técnica que fundamentalmente mede a eficiência das entidades homogêneas de interesse, eventualmente permite identificar as DMU's mais eficientes.

Wei et al. (2017) calcularam a eficiência técnica regional da indústria siderúrgica chinesa de 1996 a 2010 por um procedimento de rede DEA fornecendo a estratégia necessária para a verificação da análise de sensibilidade, comparada com a medida de eficiência e à variação de amostragem da fronteira estimada. Além disso, as características de evolução e convergência da eficiência técnica regional deste trabalho são examinadas por um modelo de regressão dinâmica baseado em diferentes divisões regionais da China. Os resultados empíricos deste trabalho mostraram que existem diferenças geográficas significativas na eficiência técnica da indústria chinesa de ferro e aço.

Outra forma de avaliar a eficiência de uma siderurgia é através do desempenho em termos de sustentabilidade, para tanto, Huaqing et al (2017) tratam de tal desempenho através da reciclagem de resíduos de um processo sustentável típico na fabricação de ferro e aço. Dessa forma, análise envoltória de dados (DEA) é usada para desenvolver a avaliação dessa abordagem, aplicado à reciclagem e reutilização de águas residuais em um conjunto de fabricantes de ferro e aço na China.

Feng, Liyun & Wei (2015) utilizaram o modelo BCC DEA padrão que trata as saídas indesejáveis como insumos e um modelo indesejável de medição de calções (SBM) para avaliar a eficiência ambiental das 48 empresas siderúrgicas da China. Os resultados indicaram que o modelo BCC superestimou a eficiência e, em seguida, não pode fornecer informações quantitativas com precisão para os diretores da empresa; concluíram dessa forma que a eficiência ambiental média da indústria siderúrgica da China está em declínio em relação ao período 2006-2010 devido ao excesso de consumo de energia, águas residuais, gases residuais e emissão de resíduos sólidos.

A vasta aplicação de DEA tem-se mostrado através dos inumeros trabalhos; sendo estes nas mais diversas aplicações, que vão desde avaliações ambientais, gerenciais, reciclagem, processo e produto. A fronteira que surge nesse tipo de análise contribui para criterios de melhoria de desempenho/eficiencia das mais diversas unidades.

Neste trabalho, o maior diferencial está na relação que a DEA faz quando esta é relacionada aos mais diversos parâmetros (input's e output's), ou seja, quando comparado os fatores do processo e as propriedades desejadas/adquiridas das ligas de aço, mostrando a flexibilidade de utilização desta técnica para avaliação de desempenho. A fronteira de eficiência que é realizada é importante, pois através desta, pode-se comparar e traçar meios para melhoria do processo/produto para os mais diversos produtos que são desenvolvidos em uma indústria siderúrgica.

4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Neste capítulo, apresentam-se os procedimentos metodológicos e os métodos utilizados visando a construção de um modelo a ser usado na avaliação de desempenho de ligas de aço. A abordagem adotada no presente estudo é uma pesquisa de caráter descritivo e exploratório, uma vez que se utiliza dos resultados da aplicação da Análise envoltória de dados e ANOVA para descrever o desempenho das ligas de aço, analisando input's e output's.

4.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

Quanto á técnica de pesquisa, o estudo foi desenvolvido sob o formato de estudo de caso, visto que os dados obtidos foram selecionados com base num levantamento de dados de produtos fabricados em uma dada siderúrgica. Quanto ao tratamento sobre o problema de pesquisa, a mesma é considerada quantitativa, devido á mensuração do desempenho a ser realizado por meio dos dados, conforme Markoni & Lakatos (2004). Para complementar tal abordagem, foi realizada uma pesquisa bibliográfica a respeito do tema, para que dessa forma o trabalho tivesse um melhor embasamento científico, para tanto, foram utilizadas as técnicas DEA – Análise envoltória de dados, com a intenção de esta permitisse uma verificação de desempenho dos tais produtos analisados juntamente com a técnica ANOVA. A estruturação do trabalho é baseada nas seguintes etapas:

1. Definição das DMU's e das variáveis de entrada e saída;
2. Definição do modelo a ser utilizado;
3. Aplicação do modelo DEA;
4. Aplicação da ANOVA para verificação das variáveis e sua significância;
5. Análise e discussão dos resultados.

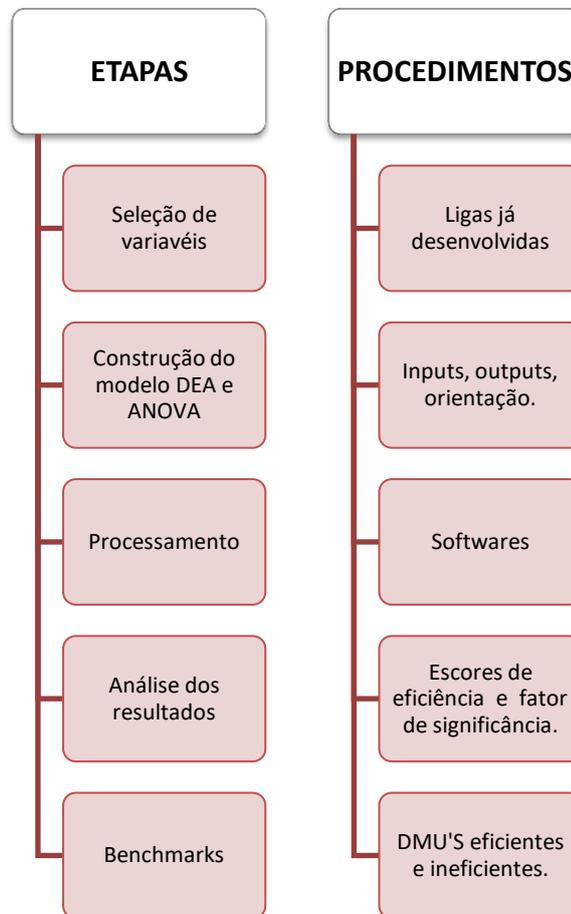
Ackoff & Sasieni (1974) explicam que para entender a natureza de um problema e obtermos a solução, necessitamos antes formular de modo a tornar a pesquisa possível. Para tanto, para formular o problema é necessário examinar os seguintes aspectos:

- Quem toma a decisão;
- Quais os objetivos;
- Quais aspectos da situação estão sujeitos ao controle de quem toma a decisão (as variáveis controladas) e dentro de que limites estas variáveis podem ser controladas (restrições);
- Que outros fatores podem afetar os resultados das escolhas disponíveis (as variáveis);

Uma etapa crucial na formulação de um modelo é a construção da função objetivo. Ela requer o desenvolvimento de uma medida quantitativa de desempenho para cada um dos objetivos finais do responsável pelas decisões, que são identificados durante a definição do problema. Se houver múltiplos objetivos suas respectivas medidas serão comumente transformadas e combinadas em uma medida composta denominada medida de desempenho global (HILLIER & LIEBERMAN 2013).

Logo, para descrever de forma mais sucinta a construção do trabalho, tomou-se como base as cinco fases num projeto apontadas Ackoff & Sasieni (1974) para tanto, criou-se o fluxograma a seguir representando pela imagem, na qual é uma descrição do esquema a ser utilizado neste trabalho, e levando-se em consideração cada etapa do processo metodológico citado por Ackoff & Sasieni (1974) ressaltando que cada etapa geralmente se superpõe no tempo e agem umas sobre as outras, desta forma a adequação do problema dependerá da análise de cada etapa.

Figura 4: Fluxograma para o modelo de desempenho



Fonte: Adaptado de Ackoff e Sasieni (1974)

4.2 REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA ESTUDO DE DESEMPENHO DAS LIGAS DE AÇOS.

O aço é uma liga Fe-C, tendo ampla aplicação nos mais diversos segmentos que vão desde a construção civil até a fabricação de componentes da indústria mecânica. A sua ampla aplicação se dá devido á três fatores citados por SOUZA (1989):

- Grande versatilidade das ligas, sendo estas influenciadas pela presença de elementos de liga, tratamentos térmicos e processos de conformação mecânica.
- O ferro como elemento de grande abundância na crosta terrestre.
- Custo de fabricação relativamente econômico, sendo o processo de fabricação do aço de extrema otimização.

Silva & Mei (2006) explicam que o aço é um material em constante evolução, e os padrões de qualidade, bem como os níveis de propriedades que podem ser atingidos hoje com aços convencionais supera, em muito, as características de aços que eram considerados “especiais” há alguns anos atrás. Desta forma, determinar um modelo para desempenho de ligas de aço leva em conta, não somente as propriedades, bem como as tendências de desenvolvimento na própria indústria do aço.

Para a construção de um determinado modelo de desempenho para uma dada liga de aço devem ser levadas em consideração as características do produto e do processo. Logo, é necessário entender como funciona a classificação e especificação dos aços, dessa forma, é possível avaliar quais variáveis podem ser utilizadas no modelo DEA. Neste trabalho, visa-se correlacionar os parâmetros mais facilmente controláveis de determinadas ligas de aço (como dureza, resistência á tração etc.) com propriedades cuja medida é mais difícil ou cara (ex: rendimento metálico).

Segundo Silva & Mei (2006), aços e ligas especiais tem sido classificados de diferentes maneiras e tem como métodos usuais de classificação:

- Classificação baseada em características do aço ou liga; ex: propriedades mecânicas, composição química etc.
- Classificação baseada no emprego do aço ou liga; ex: aços para ferramentas, para construção mecânica etc.

Contudo estas classificações não são excludentes, e um dos problemas que é encontrado, ao tentar compreender e aplicar, está na superposição entre as classificações.

Pois, deve ser ressaltado que as classificações não são baseadas em critérios definitivos e inalteráveis sendo estabelecidas visando ajudar no processo de seleção destas, além de que determinados aços podem estar incluídos em ambas as classificações.

Souza (1989) afirma que as especificações de materiais são resultados de conhecimento acumulado sobre determinado material tanto em relação ao seu comportamento quanto desempenho, sabendo que normalmente, há uma série de requisitos que um material deve satisfazer e nem sempre estes requisitos se traduzem de forma clara em propriedades mensuráveis, por parte da complexidade da seleção de materiais está em traduzir estes requisitos de desempenho nas condições de trabalho em características desejadas do material (isto é, em propriedades mensuráveis). Além disso, nem sempre as propriedades desejadas são adequadas a testes de controle de qualidade. Logo, a maior limitação na avaliação de desempenho de uma liga de aço é que a adequação ao uso deve ser obtida a custo mínimo; tornando o processo de obtenção de uma dada liga um processo extremamente iterativo.

4.3 SELEÇÃO DE VARIÁVEIS EM DEA

A primeira etapa do modelo DEA é definir o que se quer medir com as DMUs, ou seja, realizar a seleção de variáveis. É importante ressaltar que para avaliar a eficiência, as unidades tomadoras de decisão devem realizar tarefas similares, de modo que a comparação entre elas faça sentido. A seleção de variáveis é a parte principal parte do modelo, uma vez que se determinadas variáveis forem selecionadas sem o devido cuidado, podem tornar o modelo mais benevolente, tornando a mensuração da eficiência ineficiente.

Segundo Yan & Gongbi & Liang (2011), uma das questões de pesquisa interessantes na DEA é escolher indicadores adequados de entradas e saídas. No processo, é normal encontrar muitos problemas relacionados aos indicadores, dentre eles, as ferramentas de seleção, a análise de correlação e a classificação do status de entrada versus saída.

Golany & Roll (1989) ressaltam a importância e o cuidado em determinar o tamanho da amostra antes da definição das variáveis. Uma grande quantidade de DMU's pode diminuir a homogeneidade dentro do conjunto analisado, aumentando a possibilidade dos resultados serem afetados por fatores que foram desconsiderados pelo modelo. Por outro lado, se o tamanho da amostra for menor que a quantidade de *inputs* e *outputs*, a análise pode resultar em todas as DMU's serem eficientes. Alguns autores recomendam que o número de unidades

tomadoras de decisão (DMU's) deve ser no mínimo duas vezes o número de *inputs* e *outputs* considerados (REGINATO, ANZANELLO & KAHMANN 2014).

Senra et al (2004) afirma que deve-se ter em conta que o fato de uma diferente escolha de variáveis conduza a resultados diferentes não deve ser interpretado como uma fraqueza de DEA. Na verdade, escolher variáveis diferentes significa que se pretende levar em conta uma dimensão diferente do problema, ou seja, olhar para as DMUs segundo outro ponto de vista. No mesmo trabalho, é citada que uma fragilidade clássica da análise DEA é a sua baixa capacidade de ordenar as DMUs, já que quanto maior o número de variáveis em relação ao número de DMUs, menor será a capacidade de ordenação pelas eficiências, já que há a tendência de muitas DMUs ficarem na fronteira (máxima eficiência). Um dos métodos usados para contornar este problema é restringir o número de variáveis usadas no modelo.

Para Lins & Angulo Meza (2000) os métodos de seleção de variáveis devem ser vistos como instrumentos de auxílio à decisão, que orientarão a escolha final. Esta não deve ficar presa ao resultado de um modelo matemático, por mais sofisticado que seja. Sempre deve ser feita em conjunto pelos agentes de decisão, especialistas e analistas, que poderão (ou não) usar um método de seleção como ferramenta.

Segundo Dyson et al (2001), a aplicação prática de análise envoltória de dados (DEA) apresenta uma série de questões a serem examinadas e resolvidas, incluindo:

- A homogeneidade relativa das unidades em avaliação;
- O conjunto de input / output selecionado.

Assim, o analista deve observar a seleção dessas variáveis durante a modelagem, e os pesos atribuídos. Dessa forma, cada uma dessas questões pode apresentar dificuldades na prática.

Segundo Lins & Angulo Meza (2000), na maioria dos casos reais em que se dispõe de poucas variáveis e muitas DMUs, não se justifica a preocupação em utilizar técnicas de seleção em variáveis. Caso o número de DMUs seja pequeno, o uso de um grande número de variáveis tira todo o sentido aos modelos DEA básicos. Se não se desejar usar modelos avançados, nem se consiga aumentar o número de DMUs, uma das opções é restringir as variáveis que vão entrar no modelo. Neste contexto, os métodos de seleção de variáveis devem ser vistos como instrumentos de auxílio à decisão, que orientarão a escolha final.

Para a definição das variáveis a serem utilizadas neste trabalho, levaram-se em consideração os critérios de classificação e especificação citados anteriormente para que dessa forma, a avaliação de desempenho dos atos fosse mais voltada às características dos mesmos.

Os aços avaliados são classificados como aços Carbono e aços liga refinados, sendo utilizados para fins em que são solicitados esforços mecânicos, tanto para construção civil, quanto para construção mecânica.

Para a avaliação de desempenho via DEA utilizou-se como DMU'S os tipos de aços, compondo um total de 24 elementos a serem avaliados. Como inputs foram utilizados as seguintes propriedades físicas:

- Consumo energético;
- Materiais metálicos utilizados;
- Perdas aceitáveis do processo;
- Ligas metálicas;

Como outputs, foram utilizadas:

- A resistência à tração;
- Quantidade produzida das ligas avaliadas.

Tais dados foram obtidos com base em resultados obtidos via ensaios mecânicos (levando em consideração os limites toleráveis) e processo. Desta forma, os mesmos foram dispostos no quadro 4 para melhor visualização e entendimento.

A tabela 6 disponibilizada no final deste capítulo identifica as DMU'S utilizadas para análise DEA e conseqüente avaliação do desempenho dos aços e foi construída com base nos dados obtidos do processo de fabricação das ligas avaliadas.

Segundo Silva (2006) uma parcela significativa da produção de aços se destina, recentemente, a produtos destinados a conformação mecânica antes da aplicação, tais como os aços a serem avaliados neste trabalho. Entre os aspectos fundamentais na avaliação de desempenho de aços para esta aplicação pode-se citar: custo e conformabilidade; ou seja, esta combinação é mais facilmente obtida quando utilizado as ligas de aços-carbono e aços liga refinados. Além da conformabilidade, outras características são importantes na avaliação do desempenho para isso a tabela a seguir lista exemplos de aplicações e fatores importantes a serem considerados.

Quadro 1: Exemplo da relação entre características importantes e fatores na seleção e especificação de aços carbono para conformação

CARACTERÍSTICA	FATOR IMPORTANTE NA SELEÇÃO
Conformação em pequenas espessuras (ex: parafusos, engrenagens)	Tamanho e quantidade de inclusões não metálicas, que podem levar á ruptura durante uma conformação ou corte.
Necessidade de resistir a esforços mecânicos (Ex: Peças sujeitas a impactos)	Resistência mecânica
Acabamento superficial de elevada qualidade “estética” (Ex: Embalagens e peças expostas)	Deformação uniforme, ausência de escoamento nítido.

Fonte: Silva 2006

As variáveis independentes foram escolhidas de acordo com os principais parâmetros selecionados para a escolha de uma liga e sua respectiva aplicação, pois são determinadas em função da utilização da liga.

Dessa forma para a aplicação em situações em que a resistência á tração é importante, os aços utilizados satisfazem os critérios de seleção, contribuindo para a análise do desempenho das ligas avaliadas. As variáveis escolhidas para o estudo estão listadas na tabela 4, mostrada a seguir.

Tabela 4: Relação entre as variáveis e suas respectivas definições

VARIAVÉIS	DEFINIÇÕES
Materiais metálicos (t)	Quantidade de gusa e sucata utilizada no processo de obtenção da liga por tonelada.
Ligas metálicas (kg)	Quantidade de elementos de liga que são acrescentados para conferir propriedades específicas ao aço.
Consumo energético (GJ/t)	Quantidade de energia necessária para a fabricação do aço, sendo que essa demanda varia com o tipo de

	rota de processo e forno utilizado.
Perdas do processo (kg)	É necessário para verificar se há desperdícios no processo, é medido pela razão quantidade produzida/quantidade recebida. Logo, leva em consideração o produto final e as matérias primas envolvidas.
Limite de resistência á tração (N/mm ²);	É a máxima tensão que um material pode suportar ao ser tracionado antes de romper. Como é uma propriedade intensiva, o seu valor não depende do tamanho da amostra.
Quantidade produzida (kg)	Total de aço obtido.

Fonte: Adaptado de Fischer (2008)

Os materiais metálicos utilizados como insumo na produção (gusa e sucata) correspondem a respectivamente 70% e 30% da carga no processo de refino, sendo que para corrida tem-se aproximadamente uma produção de 300 toneladas de aço, a variável rendimento metálico; considera esses dados bem como as perdas envolvidas, pois para cada 1 tonelada de aço, são utilizadas 1,5 tonelada de materiais metálicos.

A quantidade de energia envolvida no processo é a mesma independente da liga a ser produzida, sendo um fator importante a ser considerado, pois corresponde a um fator significativo em termos de custo. A seleção da variável “materiais metálicos” corresponde a uma parte significativa do processo produtivo do aço. Na tabela a seguir D’Ávila (2014) demonstra a participação desta variável na aciaria.

Tabela 5: Participação de metálicos na indústria siderúrgica brasileira

	Em 2005	Em 2012	Em 2015	Em 2020
Em milhões de toneladas				
A - Consumo mundial de metálicos	1.356	1.800	2.064	2.511
B – Consumo mundial de metálicos	571	759	870	1.059
C- Demanda de sucata de obsolescência + gusa	268	350	396	466

Fonte: D’Ávila (2014).

A tabela 6, descrita a seguir é demonstrada de forma completa a disposição das DMU's avaliadas bem como inputs e outputs, de posse dessa tabela é realizada a aplicação dos modelos DEA e posterior análise dos resultados.

Tabela 06: Identificação dos INPUTS e OUTPUT

DMU'S	Consumo energético (GJ/t)	Metálicos (t)	Ligas metálicas (kg)	Perdas (kg)	Quantidade produzida (t)	Resistência á tração (N/mm ²)
C22	18,3	6750	220	1672,80	4500	410
C22E	18,3	3300	220	1320,00	2200	545
C25	18,3	3900	220	1519,87	2600	440
C25E	18,3	2250	220	969,97	1500	575
C35	18,3	2250	220	2000	2000	520
C35E	18,3	1500	220	327,32	1000	675
C45	18,3	3000	220	1220,06	2000	580
C45E	18,3	3000	220	1207,50	2000	725
C60	18,3	3750	220	1470,09	2500	670
C60E	18,3	5250	220	1969,75	3500	875
28Mn6	18,3	2250	250	1000	1500	600
38Cr2	18,3	1500	240	740,02	1000	775
46Cr2	18,3	1500	260	759,97	1000	725
34Cr4	18,3	1350	235	685,04	900	875
25CrMo4	18,3	1350	225	675,05	900	775
41Cr4	18,3	1500	245	744,94	1000	1000
34CrMo4	18,3	1500	235	734,95	1000	1000
42CrMo4	18,3	2025	250	925,02	1350	1100
50CrMo4	18,3	1800	260	860,05	1200	1000
51CrV4	18,3	2025	240	915,06	1350	1000
36CrNiMo4	18,3	1875	244	869,00	1250	1000
34CrNiMo6	18,3	1500	246	746,07	1000	1100
30NiCrMo8	18,3	1350	238	687,92	900	1200
36NiCrMo16	18,3	1200	240	639,94	800	1200

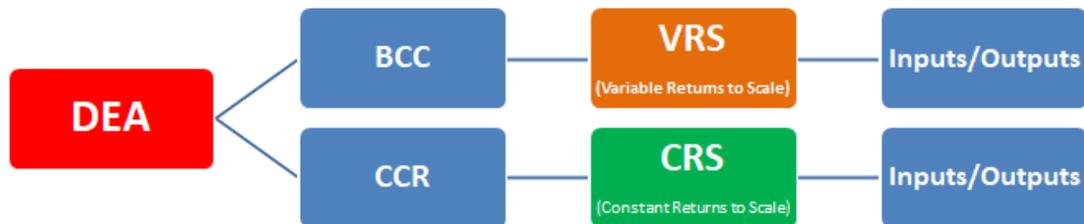
Fonte: Esta pesquisa (2016)

4.4 MODELOS UTILIZADOS

Para determinação do desempenho foram aplicados os modelos DEA BCC E CCR (para que assim possa estimar um comparativo entre os dois modelos), ambos com orientação ao output, pois é de maior interesse verificar a maximização mantendo as entradas inalteradas. Uma das características dos modelos DEA é que o desempenho é medido em termos de eficiência, logo as DMU'S (ligas avaliadas) que tiverem resultado de eficiência 1 ou 100% são as que apresentam melhor desempenho. Sendo tais modelos implementados no software SIAD v 3.0 – Sistema integrado de apoio á decisão v.3.0, disponibilizado por MEZA et al (2005).

A figura 5 é uma representação em forma de fluxograma simplificado da utilização dos modelos utilizados no trabalho, bem como os passos e os objetivos, uma vez que o modelo BCC considera retornos variáveis de escala, substituindo o axioma da proporcionalidade entre input's e output's pelo axioma da convexidade e o modelo CCR minimiza as entradas mantendo as saídas inalteradas.

Figura 5: Fluxograma representativo dos modelos BCC e CCR



Fonte: Esta pesquisa (2016)

5 APLICAÇÃO DO MODELO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Neste capítulo serão apresentadas as aplicações do modelo, e discutidos os respectivos resultados; desta forma, será possível a compreensão e análise descritiva das variáveis utilizadas e cálculo do desempenho, bem como uma comparativa entre os dois modelos citados na metodologia deste trabalho.

5.1 APLICAÇÃO NUMÉRICA

A definição do modelo CCR e BCC orientado ao output; ocorreu durante a etapa de seleção de variáveis, partindo da comparação entre os inputs e outputs, e com esta análise é possível identificar a relação entre estes além de confirmar a existência (ou não) dos ganhos de escala.

A definição do modelo a ser utilizado neste trabalho, CCR e BCC orientados ao output, ocorreu durante a análise de dados e determinação das DMU's, uma vez que o foco principal do trabalho é fazer uma relação entre os principais insumos da fabricação do aço e da relação entre a propriedade de limite de resistência à tração e também com a quantidade de liga produzida, desta forma, a análise realizada é capaz de identificar a existência ou não de ganhos de escala, além de ser possível visualizar o efeito dos insumos sobre a liga. Logo, o modelo de maximização estará maximizando o output (entre estes a propriedade mecânica) e mantendo o nível dos insumos realizados. É sabido que é de interesse das usinas maximizar a produção e as propriedades de dada liga de aço, mantendo o consumo de inputs e também visando a redução dos custos. Dessa forma, o modelo a ser utilizado é descrito na equação a seguir:

$$MaxP = \sum_i^n \mu_i Y_{ij} \quad (5.1)$$

Sujeito á:

$$\begin{aligned} IZ &= 1 \\ \sum_i^n \mu_i Y_{if} - IZ &\leq 0 \\ \mu_i &\geq 0 \forall i \quad z \geq 0 \forall z \in Z \end{aligned}$$

Este modelo é utilizado j vezes para identificar os escores de eficiência relativa das DMU'S podendo ser estabelecida de acordo com:

$$Ef_{rel j} = \frac{\sum_i^n \mu_i Y_{ij}}{\sum_i^m \varphi_i I} \quad (5.2)$$

Onde:

Y_{ij} = produtos i da DMU J com $i \in I:[1,24]$;

φX_i = quantidade de insumo i utilizada pela DMU J com $i \in I:[1,7]$;

I = matriz de inputs;

Z = vetor coluna contendo os pesos dos inputs.

A descrição das variáveis selecionadas Y_i (ligas metálicas, outputs do modelo) e X_i (insumos necessários para obtenção das ligas, outputs do modelo) foram descritas no quadro 1.

5.2 MODELOS CCR E BCC COM ORIENTAÇÃO AO OUTPUT

Os resultados abaixo estão organizados de modo a entender parâmetros de eficiência de cada liga avaliada para o modelo CCR orientado ao output, pode-se observar que dentre as 24 DMU'S avaliadas apenas cinco obtiveram máxima avaliação, representando 20,83% das unidades avaliadas, ou seja, estas são as que apresentam melhor desempenho, servindo como referencia para as demais variáveis. É importante ressaltar que o modelo utilizado, tem como característica a maximização das saídas mantendo inalteradas as entradas.

Tabela 7: Avaliação do modelo CCR

DMU'S	ESCORE (%)
C22	100
C22E	91,23
C25	92,81
C25E	86,88
C35	100
C35E	84,54
C45	90,58
C45E	93,08

C60	94,50
C60E	100
28Mn6	87,74
38Cr2	87,76
46Cr2	86,74
34Cr4	89,85
25CrMo4	87,11
41Cr4	94,23
34CrMo4	94,02
42CrMo4	98,42
50CrMo4	95,29
51CrV4	95,59
36CrNiMo4	95,23
34CrNiMo6	97,09
30NiCrMo8	100
36NiCrMo16	100

Fonte: Esta pesquisa

De uma forma geral, o rendimento mínimo encontrado foi de 84,54%, e dentre os fatores observados nas ligas que obtiveram melhor desempenho pode-se observar que são as ligas que tiveram as maiores quantidades produzidas, além da similaridade entre as mesmas, tanto em termos de propriedades quanto de materiais utilizados na fabricação destas.

É importante destacar também que são ligas em que a participação de ligas metálicas é menor, portanto são ligas em que o processo de obtenção é mais otimizado. Ressaltando que os dados são de uma empresa em que a capacidade de produção é de 300 toneladas por corrida de aço.

Pode-se dizer que as ligas mais eficientes conseguiram aproveitar ao máximo a quantidade de insumo disponível, produzindo um nível de produtos satisfatório; logo, as ligas com melhor desempenho, ou seja, as eficientes passam a formar o conjunto um conjunto de desempenho para as demais.

Das unidades avaliadas no modelo BCC orientado ao output onze foram consideradas eficientes totalizando aproximadamente 29,17% das DMU'S desta forma pode-

se observar a benevolência deste modelo, outro ponto a ser observado é a média dos escores que ficou em 98,01% um valor de 4,57% maior em comparação com o modelo CCR.

Tabela 8: Escore de eficiência

DMU'S	ESCORE (%)
C22	100
C22E	97,62
C25	98,04
C25E	97,41
C35	100
C35E	100
C45	97,48
C45E	98,13
C60	98,41
C60E	100
28Mn6	91,63
38Cr2	97,02
46Cr2	98,34
34Cr4	98,57
25CrMo4	100
41Cr4	97,35
34CrMo4	97,26
42CrMo4	98,42
50CrMo4	96,96
51CrV4	96,05
36CrNiMo4	96,10
34CrNiMo6	97,41
30NiCrMo8	100
36NiCrMo16	100

Fonte: Esta pesquisa (2016)

Devido à benevolência deste modelo que considera que um acréscimo no input poderá promover um acréscimo no output, não necessariamente proporcional, ou até mesmo um decréscimo, é possível verificar a existência do aumento de mais 2 ligas com desempenho máximo em relação ao modelo CCR, além de deixar as demais ligas mais próximas à fronteira de eficiência.

A análise das tabelas e dos gráficos obtidos através da aplicação do modelo fornecem as seguintes observações: As ligas C22, C60E, 30NiCrMo8, 36NiCrMo16 são as que apresentam melhor desempenho; fator esse descrito nos modelos CCR e BCC, tal explicação se dá devido à ampla produção dessas ligas, menor utilização de ligas metálicas em sua composição, rendimento metálico satisfatório (gerando melhores resultados) além de apresentarem a propriedade de resistência à tração dentro dos limites desejados.

A fronteira invertida demonstrada na tabela 9, e descrita a seguir é composta pelas DMUs com os piores desempenhos (fronteira ineficiente), sendo considerada uma avaliação pessimista das DMU's; nessa fronteira, há uma troca dos inputs com os outputs do modelo original.

É possível igualmente afirmar que as DMUs pertencentes à fronteira invertida têm as melhores práticas sob uma ótica oposta, neste ponto de visto as ligas avaliadas segundo o conceito de fronteiras invertidas todas as DMU's alcançam o máximo de desempenho tanto no modelo CCR quanto BCC ambos orientados ao output.

Tabela 9: Fronteiras invertidas

DMU	CCR		BCC	
	Padrão	Invertida	Padrão	Invertida
C22	1	1	1	1
C22E	0,912337	1	0,976227	1
C25	0,928151	1	0,980405	1
C25E	0,868848	1	0,974151	1
C35	1	1	1	1
C35E	0,845461	1	1	1
C45	0,9058	1	0,974857	1
C45E	0,930895	1	0,981364	1
C60	0,945081	1	0,984114	1
C60E	1	1	1	1
28Mn6	0,877491	1	0,961632	1

38Cr2	0,877612	1	0,970202	1
46Cr2	0,867423	1	0,98342	1
34Cr4	0,898509	1	0,985712	1
25CrMo4	0,871192	1	1	1
41Cr4	0,942377	1	0,973573	1
34CrMo4	0,94023	1	0,972641	1
42CrMo4	0,984247	1	0,984247	1
50CrMo4	0,952933	1	0,969699	1
51CrV4	0,955958	1	0,960589	1
36CrNiMo4	0,952352	1	0,96107	1
34CrNiMo6	0,970905	1	0,97417	1
30CrNiMo8	1	1	1	1
36NiCrMo6	1	1	1	1

Fonte: Esta pesquisa (2016)

Os benchmarks verificam as DMUs que se localizam na fronteira eficiente do modelo CCR e BCC e as torna referência para as demais ineficientes. O resultado de tal avaliação está devidamente identificado na tabela a seguir.

Tabela 10: Benchmarks do modelo BCC

Modelo BCC							
DMU	C22	C35	C35E	C60E	25CrMo4	30CrNiMo8	36NiCrMo6
C22	1	0	0	0	0	0	0
C22E	0,32755016	0,10714889	0,56530095	0	0	0	0
C25	0,44229595	0,10392832	0,45377573	0	0	0	0
C25E	0,13148497	0,07960522	0,78890981	0	0	0	0
C35	0	1	0	0	0	0	0
C35E	0	0	1	0	0	0	0
C45	0,25673965	0,10316733	0,620162	0,01993103	0	0	0
C45E	0,00260584	0,07595965	0,54027462	0,38115989	0	0	0
C60	0,18063329	0,08071385	0,40768223	0,33097063	0	0	0
C60E	0	0	0	1	0	0	0
28Mn6	0,16654375	0,1196973	0	0	0	0	0,71375895
38Cr2	0,04243298	0,0614257	0	0	0	0	0,89614132
46Cr2	0,0476747	0,03371947	0	0	0	0	0,91860584

34Cr4	0,01454628	0,02609108	0	0	0,2791502	0	0,68021245
25CrMo4	0	0	0	0	1	0	0
41Cr4	0,04378312	0,05428925	0	0	0	0	0,90192764
34CrMo4	0,03779098	0,05625679	0	0	0,20793631	0	0,69801592
42CrMo4	0	0,04321383	0	0,1631045	0	0,79368167	0
50CrMo4	0,09391983	0,07499518	0	0	0	0	0,83108499
51CrV4	0,07769278	0,11077511	0	0,06851634	0	0	0,74301577
36CrNiMo4	0,10246315	0,10126618	0	0	0	0	0,79627066
34CrNiMo6	0,04401408	0,0530289	0	0,00001025	0	0	0,90294677
30CrNiMo8	0	0	0	0	0	1	0
36NiCrMo6	0	0	0	0	0	0	1

Fonte: Esta pesquisa (2016)

Com base nos dados da tabela acima, é observado que a DMU que teve maior utilização foi a liga C35, pois a mesma, serviu como referencia para 17 DMU's ineficientes, em seguida vieram as ligas C22, 36NiCrMo6, C35E, C60E, 25CrMo e 30CrNiMo8 com as seguintes contribuições respectivamente: 16, 10, 6, 6, 2 e 1. Dessa forma, confirma-se que o conjunto de inputs e outputs combinados linearmente corresponde a das DMU's que representam Benchmarks, mostrando que é importante verificar qual a combinação de fatores que levam as DMU's de eficiência de referência.

A tabela de benchmarks do modelo CCR também tem o mesmo objetivo do BCC, contudo a análise é diferente uma vez que se utilizou 5 DMU's como referencia de eficiência, enquanto no modelo BCC foram utilizadas 7 DMU's. As ligas que serviram de referencia para esta análise foram as seguintes ligas: C22, C35, C60E e 30CrNiMo8 colaborando para ineficiência de: 1, 19, 18 e 1. Desta forma, pode-se observar que a liga C35 foi a que mais contribuiu. O Benchmarking nesta análise DEA foi um importante processo de definição de medidas válidas de desempenho uma vez que a comparação entre os pares de DMUs para determinar as combinações e assim gerar contribuições para ineficiencia estabelece um padrão de excelência para o modelo a ser avaliado.

Tabela 11: Benchmarks do modelo CCR

Benchmarks modelo CCR					
DMU	C22	C35	C60E	30CrNiMo8	36NiCrMo6
C22	1	0	0	0	0
C22E	0,019491	0,4227807	0,4223199	0	0
C25	0,3277021	0,4025367	0,1490101	0	0
C25E	0	0,4528463	0,1839498	0	0
C35	0	1	0	0	0
C35E	0	0,365572	0,0158126	0	0
C45	0	0,4159836	0,3748642	0	0
C45E	0	0,2969397	0,3902798	0	0
C60	0	0,2905534	0,5802077	0	0
C60E	0	0	1	0	0
28Mn6	0	0,4188398	0,1923747	0	0
38Cr2	0	0,2789126	0,0307206	0	0
46Cr2	0	0,3056801	0,0309405	0	0
34Cr4	0	0,2033186	0,0055825	0	0
25CrMo4	0	0,2661353	0	0	0
41Cr4	0	0,1222922	0,0519516	0	0
34CrMo4	0	0,1271396	0,0494809	0	0
42CrMo4	0	0,0432138	0,1631045	0,79368167	0
50CrMo4	0	0,1185404	0,1246933	0	0
51CrV4	0	0,124392	0,174567	0	0
36CrNiMo4	0	0,1250798	0,139104	0	0
34CrNiMo6	0	0,0599344	0,0601942	0	0
30CrNiMo8	0	0	0	1	0
36NiCrMo6	0	0	0	0	0

Fonte: Esta pesquisa (2016)

O objetivo do estudo da ANOVA neste trabalho está na avaliação das variáveis selecionadas para determinar a eficiência das ligas de aço; ou seja, consumo energético, materiais metálicos, perdas, ligas metálicas na resistência á tração e na quantidade de ligas produzidas. No processo de fabricação de uma liga de aço estão envolvidas 4 etapas principais, sendo estas: redução, refino, lingotamento conformação mecânica; como em qualquer processo, tem-se a transformação de insumos em produtos. Uma boa parte dos parâmetros deste processo é controlada, contudo há uma série de fatores que não podem ser controlados ou tem uma maior dificuldade de controle, entre eles as perdas do processo.

Para a análise dos resultados da ANOVA realizados neste trabalho, são necessários os seguintes passos:

- 1º Passo - formulação de hipóteses:

As hipóteses a serem testadas são:

$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_4 = \mu_5$ (as médias das variáveis são iguais);

H_1 : Nem todas as médias são iguais

- 2º Passo – Regra de decisão

Há $c = 5$ grupos e $n = 119$ observações, então os graus de liberdade do teste F são:

Numerador: $c - 1 = 4$ (fator entre tratamentos);

Denominador: $n - c = 115$ (erro dentro dos tratamentos).

- 3º Passo: Cálculo para definir a variação e valor-P.

Os dados obtidos da ANOVA estão disponibilizados na Tabela 12. Esta tabela dá os resultados dos testes de hipótese e do significado do efeito no parâmetro de resultado analisado com a referência para cada fator. O resultado da hipótese do teste é o valor da chamada probabilidade pós-teste, o valor-P, que foi de $5,33 \times 10^{-21}$.

Tabela 12: Resultados da ANOVA

RESUMO						
<i>Grupo</i>	<i>Contagem</i>	<i>Soma</i>	<i>Média</i>	<i>Variância</i>		
Consumo energético (GJ/t)	24	439,2	18,3	$5,27 \times 10^{-29}$		
Metálicos (t)	24	57675	2403,125	1879963		
Ligas metálicas (kg)	24	5608	233,6667	191,0145		
Perdas (kg)	24	24660,39	1027,516	187819,2		
Quantidade produzida (t)	24	38950	1622,917	841517,2		

ANOVA						
<i>Fonte da variação</i>	<i>SQ</i>	<i>Gl</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>valor-P</i>	<i>F crítico</i>
Entre grupos	93356993	4	23339248	40,10883	$5,33 \times 10^{-21}$	2,450571
Dentro dos grupos	66918270	115	581898			
Total	$1,6 \times 10^8$	119				

Fonte: Esta pesquisa (2017)

Em todas as variáveis analisadas, os pressupostos ANOVA podem ser considerados como satisfatórios, uma vez que comprovou a significância entre as variáveis avaliadas neste trabalho, além de rejeitar a hipótese de média dos tratamentos, uma vez que o valor-P obtido é menor que o nível de significância desejado ($\alpha = 0,05$).

6 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

6.1 CONCLUSÕES

Segundo os dados disponibilizados pelo Instituto Aço Brasil (2017) a produção brasileira de aço bruto foi de 2,54 milhões de toneladas em setembro de 2017, o que representa uma queda de 1,1% quando comparada com o ocorrido no mesmo mês de 2016. Com base nesses dados é possível entender a necessidade de avaliar as ligas de aço produzidas, uma vez que conhecendo a necessidade de melhoria destas é possível verificar meios para melhoria da produtividade bem como dos produtos. O objetivo principal desse trabalho consistia na aplicação de DEA que é um método não paramétrico, para que dessa forma, fosse possível analisar a eficiência das ligas de aço (DMU's) em uma aciaria, para tanto foi aplicado os modelos BCC e CCR para 24 ligas de aço. Com base nos resultados avaliados e levando-se em conta a heterogeneidade dos dados, foi possível verificar que uma boa parte das ligas foram consideradas eficientes, e mesmo as consideradas ineficientes apresentaram resultados satisfatórios.

Com base nos resultados obtidos foi possível a benevolência do modelo BCC correspondendo a 29,17% das DMU's avaliadas em relação ao modelo CCR que apresentou 20,8% de ligas consideradas eficientes, sendo então o modelo BCC com maior número de ligas eficientes

As ligas C22, C60E, 30NiCrMo8, 36NiCrMo16 são as que apresentaram melhor desempenho; tanto para o modelo CCR quanto ao BCC, tal resultado justifica a ampla produção dessas ligas, menor utilização de ligas metálicas em sua composição e rendimento metálico satisfatório (gerando melhores resultados) além de apresentarem a propriedade de resistência á tração dentro dos limites desejados.

Para validar o uso das variáveis utilizadas e fazer o teste estatístico do trabalho utilizou-se o método ANOVA; e de acordo com os dados obtidos neste método, as variáveis utilizadas apresentaram significância com valor-P menor que o valor de significância tolerável, Logo, o modelo trabalhado neste trabalho é considerado apropriado para análise de eficiência via DEA.

O estudo das ligas neste trabalho consiste numa contribuição importante, pois ajuda a organização a pensar em formas de melhoria do processo/ produto para que as DMU's ineficientes possam ser melhoradas. Apesar das ligas consideradas ineficientes em relação às outras, pode-se observar que elas possuem valores próximos aos valores das consideradas ineficientes, isso pode ser explicado pelo fato de que estas são obtidas pelo mesmo processo de fabricação e serem constituídas pelos mesmos materiais e terem o mesmo consumo energético. Contudo, é importante ressaltar que as variáveis: perdas e ligas metálicas constituem uma importância significativa, pois geram impactos na produção destes produtos.

6.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho, é importante ressaltar que o número de DMU's foi representativo para o modelo, uma vez que foram avaliados 24 DMU's, no entanto não corresponde ao número total de ligas produzidas. Logo, tem-se a necessidade de realizar outros trabalhos utilizando DEA para avaliar as outras ligas produzidas, bem como outros produtos siderúrgicos. Neste sentido, as sugestões para os futuros trabalhos baseando-se nos resultados obtidos neste trabalho:

- Utilizar variantes dos modelos DEA de modo a aumentar o poder discricionário do método e assim reduzir o número de DMU's eficientes;
- Aplicar o método para avaliar a eficiência energética do processo;
- Aplicar o método para verificação da sustentabilidade do processo;
- Utilizar DEA para controle de resíduos do processo.

REFERÊNCIAS

ABBAS Mardani, EDMUNDAS Kazimieras Zavadskas, DALIA Streimikiene, AHMAD Jusoh, MASOUMEH Khoshnoudi. A comprehensive review of data envelopment analysis (DEA) approach in energy efficiency. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, (70): 1298–1322, 2017.

ABHIJIT Sadhu, SHANKAR Chakraborty. Non-traditional machining processes selection using data envelopment analysis (DEA), *Expert Systems with Applications* (38): 8770–8781, 2011.

ANGULO Meza, Lídia,; BIONDI Neto, L.; SOARES de Mello, J.C.C.B.; Gomes, E.G. Isyds – Integrated System for Decision Support (SIAD – Sistema Integrado de Apoio á Decisão): a software package for data envelopment analysis model. *Pesquisa Operacional*, 25(3): 493-503, 2005.

ANGULO Meza, Lídia,; BIONDI Neto, L.; SOARES de Mello, J.C.C.B.; Gomes, E.G, COELHO, P.H.G. Free software for decision analysis: a software package for data envelopment models. In: 7th Internacional CONference on Enterprise Information Systems – ICEIS 2005, v2, p. 207-2012.

ARGYRIOY, G., & SIFALERAS, A. (2015). An ampl optimization software library for data envelopment analysis. *XI Balkan Conference on operation research* (pp. 105-113). Belgrade, Zlatibor: Research gate.

BRASIL, Ministério de Minas e Energia: Empresa de pesquisa energética – EPE. Nota técnica DEA 01/2015, Caracterização do uso da energia no setor siderúrgico brasileiro, DF, 20015.

CALLISTER, W. D., *Ciência e Engenharia de Materiais: Uma Introdução*. John Wiley & Sons, Inc., 2002.

CAMIOTO Flávia de Castro, REBELATTO Daisy Aparecida do Nascimento, ROCHA Roberta Teixeira, Análise da eficiência energética nos países do BRICS: um estudo envolvendo a Análise por Envoltória de Dados, *Gest. Prod.* vol.23 no.1 São Carlos Jan./Mar. 2016,ISSN 0104-530XOn-line version ISSN 18069649, Epub Sep 29, 2015

CHARNES A; COPPER W.W. & RHODES, E. Measuring the Efficiency of Decision Making Units, *European Journal of Operational research*, 1978.

COOPER, W.; SEIFORD, L.M.; ZHU, J. *Handbook on data envelopment analysis (international series in operations research & management science)*. Springer, 2004.

COOPER, W.W.; SEIFORD, L.M.; TONE, K. Data envelopment analysis: a comprehensive text with models, applications, references and dea-solver software. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2000.

D'ÁVILA Mendonça Boaventura. Levantamentos da produção de aço e gusa e cenário 2020, Seminário CGEE & DECOI da SDP/MDIC, Brasília, 2014.

D'ÁVILA Mendonça Boaventura. Estudo prospectivo do setor siderúrgico: Panorama do setor siderúrgico, ABM – Associação brasileira de materiais e metalurgia, Brasília, 2015.

DOANE P. David, SEWARD E. Lori. Estatística Aplicada á Administração e Economia. McGrawHill, 4ª Ed. 2014.

DOWNING Douglas, CLARK Jeffrey. Estatística Aplicada, Saraiva, 2000.

DOWNING Douglas, CLARK Jeffrey. Estatística Aplicada, 2. Ed. Saraiva, 2008.

EPE Empresa de pesquisa energética. Caracterização do uso da Energia no Setor Siderúrgico Brasileiro, Série de estudos setoriais, Rio de Janeiro, 2014.

FARREL, M.J. The measurement of productive efficiency. Journal of the Royal Statistic Society, series A, part 3, p. 253-290, 1957.

FENG He, QINGZHI Zhang, JIASU Lei, WEIHUI Fu, XIAONING Xu, Energy efficiency and productivity change of China's iron and steel industry: Accounting for undesirable outputs, Energy Policy 54 (2013) 204–213.

FENG He, LIYUN Zhu, WEI Jiang, Environmental Efficiency Evaluation with Undesirable Outputs-A Study on China's Iron and Steel Industry, Omega, Journal of Cleaner Production 70, pp. 118-131, 2015.

FREUND, E. John, SIMON A. Gary. Estatística aplicada: Economia, Administração e Contabilidade. Bookman, 2000.

FISCHER, Ulrich et al. Manual de tecnologia metal mecânica. São Paulo: Edgard Blucher, 2008.

FONSECA da Moreira Sergio Paulo, ALECRIM D'Abreu Marcos, SILVA da Machado Marcelo. Siderurgia: Dimensionamento do Potencial de Investimento, BNDES, 2015.

GOLANY Bell, ROLL, An Application procedure for DEA, OMEGA jornal management, vol 17, pp 237-250, 1989.

GUSMÃO de Henriques Paula Ana, COSTA Seixas Cabral Paula Ana. A MODEL FOR EVALUATING EFFICIENCY – AN APPLICATION IN INFORMATION TECHNOLOGY AND SYSTEMS INVESTMENTS, *Pesquisa Operacional*, 32(3): 597-616, 2012.

HAMMER, M. The 7 deadly sins of performance measurement and how to avoid them. *MITSloan Management Review*, Cambridge, v.48, n3, p. 18-28, 2007.

HARRINGTON, H.J. Aperfeiçoando processos empresariais. São Paulo: Makron Books, 1993.368p.

HUAQING Wu, KUI Lv, LIANG Liang, HANHUI Hu d, Measuring performance of sustainable manufacturing with recyclable wastes: A case from China's iron and steel industry, *Omega* 66 (2017) 38–47.

HRONEC, S.M. Sinais Vitais: usando medidas de desempenho da qualidade, tempo e custo para traçar a rota para o futuro de sua empresa. São Paulo: Makron Books, 1994.256p.

JIN-LI Hu, SATOSHI Honma, A Comparative Study of Energy Efficiency of OECD Countries: An Application of the Stochastic Frontier Analysis, Elsevier, *Energy Procedia* 61 (2014) 2280 – 2283

JOHN S.Liu, LOUIS Y.Y.Lu, WEN-MIN Lu, BRUCE J.Y.Lin. A survey of DEA applications. *Ômega*, (41): 893-912, 2013

LEBAS, M. J. Performance measurement and performance management. *International Journal of production economics*, Amsterdam, v.41, n. 1-3, p. 23-35, out.1995

LINS, M.P.E. & Angulo Meza, L. (2000). Análise Envolvória de Dados e perspectivas de integração no ambiente do Apoio à Decisão. Editora da COOPE/UFRJ, Rio de Janeiro.

LIU John S., LU LouisY.Y., WEN-MinLu, LIN Bruce J.Y., A survey of DEA applications, *Omega* 41 (2013) 893–902.

MD. Kamrul Hossain, ANTON Abdulbasah Kamil, MD. Azizul Baten, ADLI Mustafa. Stochastic Frontier Approach and Data Envelopment Analysis to Total Factor Productivity and Efficiency Measurement of Bangladeshi Rice, *PLoS ONE*, 7(10): 1-9, 2012.

MIN, H.; MIN, H. Benchmarkins the quality of hotel services: managerial perspectives. *International Journal of Quality & Realiability Management*, [S.1], v.14, n.6, p.582-597

OZORIO Magalhães de Luiz, PINTO-Bastian Lamare de Carlos, BRANDÃO Teixeira Eduardo Luiz. Avaliação de opções de troca de produto em siderúrgicas integradas, *BBR Brazilian Business Review*, (10): 106 – 130, 2013.

REGINATO Gustavo, ANZANELLO José Michel, KAHMANN Alessandro. Mixed assembly line balancing method in scenarios with different mix of products, *Gestão da produção*, São Carlos, 20 (5): 179-202, 2014, <http://dx.doi.org/10.1590/0104-530X1874-14>.

RIBO Ning, QIAN Li, SONGNING Xu. Application of ANOVA into the Evaluation of Homogeneity of Materials, *Applied Mechanics and Materials*, (716-717): 57-62, 2015.

R.G. Dyson, R. Allen, A.S Camanho, V.V. Podinovski, C.S Sarrico, E.A. Shale. Pitfalls and protocols in DEA, Elsevier, *European Journal of operation research*, 132 (2001) 245-259.

SENRA Castro de Aragão Felipe Luís, NANJI Cesar Luiz, MELLO de Soares Baptista Correia Carlos João, ANGULO Meza Lídia. ESTUDO SOBRE MÉTODOS DE SELEÇÃO DE VARIÁVEIS EM DEA, *Pesquisa Operacional*, 27(2): 191-207, 2007.

SHENG Yu, SONG ligang, Re-estimation of firms' total factor productivity in China's iron and steel industry, *China Economic Review* 24 (2013) 177–188.

SILVA da Francisco Aneirson, MARINS Silva Augusto Fernando, SANTOS Brandão Vinícius Marcos. Programação por Metas, Análise por Envoltória de Dados e Teoria Fuzzy na avaliação da eficiência sob incerteza: Aplicação em mini fábricas do segmento de autopeças, *Gestão da produção*, São Carlos, 21(3): 543-554, 2014.

SILVA, A. L., MEI, P. R., Aços e Ligas Especiais, 2. ed. São Paulo, Edgard Blucher, 2006.

SOARES DE MELLO, J.C.C.B., ANGULO MEZA, L; GOMES, E.G., SERAPIÃO, B.P; LINS, M.P.E. Análise envoltória de dados no estudo da eficiência e dos benchmarks para companhias aéreas brasileiras. *Pesquisa Operacional*, Rio de Janeiro, v.12, p.325-345, 2005.

SOUZA, S. A., Composição Química dos Aços, São Paulo, Edgard Blucher, 1989.

SUŁOWSKI, M., JORDAN, CZARSKI A., MATUSIEWICZ P.. Estimation of the effect of production parameters on mechanical properties of sintered steels using ANOVA, *Arch. Metall. Mater.* 62 (2017), 2, 571-576, DOI: 10.1515/amm-2017-0084.

SUMAN Samanta, SHANKAR Chakraborty. Parametric optimization of some non-traditional machining processes using artificial bee colony algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, (24): 946–957, 2011.

TEA Marohnić, ROBERT Basan, MARINA Franulović. Evaluation of Methods for Estimation of Cyclic Stress-Strain Parameters from Monotonic Properties of Steels, *Metals*, (7) pág.17; 2017.

VERGÉS, J. Empresas Públicas: como funcionam, comparando com as privadas. Eficiência eficácia e controle. Universidade autônoma de Barcelona. Ministério da economia e fazenda. Madri: Instituto de estudo fiscais, 2008.

ZHU J. Quantitative models for performance evaluation and benchmarking: data envelopment analysis with spreadsheets. Springer; 2014.

WEI Yang, YANMIN Shao, HAN Qiao, SHOUYANG Wang. An Empirical Analysis on Regional Technical Efficiency of Chinese Steel Sector Based on Network DEA Method. *Procedia Computer Science*, (31): 615 – 624, 2014.

WEN-Chih , C., SHU, C. H., & Chih-Wei, L. (2 de 2012). Determine product family mix and priority mix for semiconductor fabrication. *European Journal of operation*, p. 6.

YANG Wei, JINFENG Shi, QIAO Han, YANMIN Shao, SHOUYANG Wang. Regional technical efficiency of Chinese Iron and steel industry based on bootstrap network data envelopment analysis, Elsevier, *Socio-Economic Planning Sciences* 57 (2017) 14e24.

YONGJIE Ma, YIDU Zhang, XIAOCI Zhao. Cutting Force Model of Aluminum Alloy 2014 in Turning with ANOVA Analysis, *Applied Mechanics and Materials*, (42): 242-245, 2011.