

UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS – UNISINOS
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E
SISTEMAS

ALAÉRCIO DE PARIS

OVERALL EQUIPMENT EFFECTIVENESS - OEE: NECESSÁRIO, MAS NÃO
SUFICIENTE. UMA ANÁLISE INTEGRANDO O OEE E A DATA ENVELOPMENT
ANALYSIS - DEA

SÃO LEOPOLDO

2016

ALAÉRCIO DE PARIS

OVERALL EQUIPMENT EFFECTIVENESS - OEE: NECESSÁRIO, MAS NÃO
SUFICIENTE. UMA ANÁLISE INTEGRANDO O OEE E A DATA ENVELOPMENT
ANALYSIS - DEA

Dissertação apresentada como requisito
parcial para a obtenção do título de Mestre
em Engenharia de Produção e Sistemas,
pelo Programa de Pós - graduação em
Engenharia de produção e Sistemas da
Universidade do Vale do Rio dos Sinos –
UNISINOS

Orientador: Prof. Dr. Daniel Pacheco Lacerda
Coorientador: Prof. Dr. Luis Felipe Riehs Camargo

São Leopoldo

2016

P232o Paris, Alaércio de
Overall Equipment Effectiveness - OEE: necessário, mas não suficiente: uma análise integrando o OEE e a Data Envelopment Analysis - DEA / Alaércio de Paris -- 2016.
193 f. : il. color. ; 30cm.

Dissertação (mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas) -- Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, São Leopoldo, RS, 2016.
Orientador: Prof. Dr. Daniel Pacheco Lacerda; Coorientador: Dr. Luis Felipe Riehs Camargo.

1. Administração da produção. 2. Medição de desempenho. 3. Eficiência - Equipamentos. 4. Avaliação - Performance operacional. I. Título. II. Lacerda, Daniel Pacheco. III. Camargo, Luis Felipe Riehs.

CDU 658.5

ALAÉRCIO DE PARIS

OVERALL EQUIPMENT EFFECTIVENESS - OEE: NECESSÁRIO, MAS NÃO
SUFICIENTE. UMA ANÁLISE INTEGRANDO O OEE E A DATA ENVELOPMENT
ANALYSIS - DEA

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas, pelo Programa de Pós - graduação em Engenharia de produção e Sistemas da Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS

Aprovado em ____/____/2016

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Daniel Pacheco Lacerda – Orientador
PPGEPS Unisinos

Prof. Dr. Luis Felipe Riehs Camargo – Coorientador
Unisinos

Prof. PhD. Luís Henrique Rodrigues
PPGEPS - Unisinos

Prof. Dr. Miguel Afonso Sellitto
PPGEPS Unisinos

Prof. Dr. Ricardo A. Cassel
Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Prof. Dra. Liane Mählmann Kipper
PPGSPI - UNISC

Dedico esta dissertação à minha esposa Rochele, que sempre esteve próxima nos momentos em que precisei forças para me manter firme nos objetivos, e ao nosso filho Pedro que acabou de chegar para completar nossas vidas.

AGRADECIMENTOS

Quero expressar minha gratidão ao meu orientador, Professor Doutor Daniel Pacheco Lacerda e ao meu coorientador, Professor Doutor Luis Felipe Riehs Camargo por terem acreditado em mim e me ajudado durante todo o mestrado e em especial durante a pesquisa para esta dissertação.

Agradeço aos Professores Luis Henrique Rodrigues e Ricardo A. Cassel pelas contribuições para esta dissertação. Agradeço por terem disponibilizado seus tempos para contribuírem com as discussões sobre esta pesquisa e pelas ideias que me ajudaram a chegar neste momento.

Aos amigos Douglas Veit e Fábio Sartori Piran quero deixar um agradecimento especial. As vossas contribuições ao longo do mestrado e da pesquisa foram fundamentais para que eu pudesse chegar até aqui. Muito Obrigado por terem me ajudado todas as vezes em que precisei.

Agradeço à minha esposa Rochele por entender a necessidade da minha ausência durante o período de aulas e principalmente por ter aceitado sacrificar parte do nosso orçamento e dos nossos momentos de família para que eu pudesse fazer esse Mestrado.

RESUMO

Os níveis de eficiência com os quais as empresas transformam os insumos em produtos podem conduzir as organizações para o aumento da sua capacidade competitiva. No entanto, a literatura apresenta uma escassez de métodos que possibilitem a avaliação de desempenho das operações nos sistemas produtivos, considerando todos os seus componentes. Assim, o objetivo deste trabalho é propor uma análise de eficiência em um sistema produtivo utilizando o OEE e a DEA integradamente. Para atingir o objetivo proposto é realizado um estudo de caso em uma empresa fabricante de ônibus. Foi conduzida uma análise comparativa com os resultados obtidos por meio da utilização da DEA/OEE confrontados com os resultados do OEE medido em uma operação da empresa estudada. A eficiência medida com o uso da DEA/OEE apresenta diferenças em relação aos resultados do OEE. A análise das causas dessas diferenças apontou que as ações tomadas para melhorar o indicador OEE reduziram a eficiência da operação analisada. O estudo aponta que as tomadas de decisão focadas na melhoria do OEE, em si, podem conduzir a um incremento do consumo de recursos em uma operação. Esse aumento de recursos não necessariamente eleva os níveis de produção, ocasionando, assim, a redução da eficiência técnica.

Palavras-chave: Medição de Desempenho. Dados. Eficiência Global dos Equipamentos. Avaliação de Performance Operacional. Overall Equipment Effectiveness. Data Envelopment Analysis

ABSTRACT

The levels of efficiency with which firms turn inputs into products can lead organizations to increase their competitive capacity. Nevertheless, the literature presents a shortage of methods that allow the evaluation of the performance of the operations in the productive systems, considering all its components. Thus, the objective of this work is to propose an analysis of efficiency in a productive system using the OEE and the DEA integrated. To achieve the proposed goal a case study is carried out at a bus manufacturer. A comparative analysis was conducted with the results obtained through the use of DEA/OEE and the results of OEE measured in an operation of the company studied. The efficiency measured with the use of DEA/OEE presents differences in relation to OEE results. The analysis of the causes of these differences pointed out that the actions taken to improve the OEE indicator reduced the efficiency of the analyzed operation. The study points out that decision-making focused on improving OEE itself may lead to an increase in resource consumption in an operation. This increase in resources does not necessarily raise production levels, thus reducing technical efficiency.

keyword: Performance Measurement; Data Envelopment Analysis; Overall Equipment Effectiveness; Operational Performance Evaluation

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Desenho da pesquisa.....	24
Figura 2 Estratégia de busca para a revisão sistemática da literatura	29
Figura 3: Sistema de Produção	38
Figura 4: Relação entre inputs, DMUs e outputs.....	52
Figura 5: Áreas de Aplicação da DEA.....	53
Figura 6: Representação do modelo CRS orientado a input e output.....	61
Figura 7: Representação do modelo VRS.....	61
Figura 8: Pêndulo representativo da condução de pesquisas científicas	71
Figura 9: Método de trabalho	73
Figura 10: Fluxo do processo de funcionamento da operação estudada	79
Figura 11: Entradas e saídas de uma operação de produção.....	85
Figura 12: Parâmetros para definição das classes das variáveis do modelo DEA....	89
Figura 13: Medidor de energia instalado na entrada da operação estudada	98
Figura 14: Equipamento de registro de ponto instalado na operação	99
Figura 15: Importação das peças para o sistema de planos de corte	100
Figura 16: Exemplo de plano de corte utilizado na operação estudada	102
Figura 17: Exemplo da planilha de registros dos resultados do OEE.....	105
Figura 18: Pareto de paradas.....	107
Figura 19: Procedimentos para análise dos dados	114
Figura 20: Estampo de uma prensa e ferramentas de uma puncionadeira.....	119
Figura 21: Operação estudada.....	120
Figura 22: Formatos dos principais blanks utilizados na empresa estudada	122
Figura 23: Leiaute do setor onde encontra-se a operação estudada	123
Figura 24: Principais motivos de paradas durante o período da pesquisa	136
Figura 25: Plano de corte com mais de vinte componentes.....	141
Figura 26: Plano de corte com quatro peças.....	142
Figura 27: Plano de corte com sobra de espaço na chapa metálica.....	144
Figura 28: Plano de corte de alumínio.....	145
Figura 29: Primeiro plano de corte para alumínio do dia 12/04/2016.....	146
Figura 30: Segundo plano de corte para alumínio do dia 12/04/2016.....	147

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: OEE do equipamento.....	108
Gráfico 2: Eficiência DEA da operação produtiva.....	113
Gráfico 3: Resultados do OEE no período analisado.....	130
Gráfico 4: Resultados da eficiência DEA/OEE no período analisado.....	150
Gráfico 5: Tendências da eficiência OEE e DEA/OEE	157
Gráfico 6: Tendência das folgas no número de planos de corte	160
Gráfico 7: Tendência das folgas no consumo de matérias-primas.....	161

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Matérias-primas utilizadas e custo médio por quilograma.....	124
Tabela 2: Consumo médio diário e sucata gerada durante o período analisado	128
Tabela 3: Análise dos resultados do OEE	129
Tabela 4: Eficiência OEE com aumento de horas de mão-de-obra.....	132
Tabela 5: Horas de manutenção preventiva e corretiva	134
Tabela 6: Total do consumo de matérias-primas e sucata gerada.....	147
Tabela 7: Análise da eficiência composta DEA no período.....	152
Tabela 8: Variação percentual das variáveis DEA/OEE.....	153
Tabela 9: Análise das folgas do período	154
Tabela 10: Análise relativa das folgas por variável do modelo DEA	155
Tabela 11: Testes dos pressupostos para utilização da ANOVA	164

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Classificação e hierarquia dos sistemas produtivos	36
Quadro 2: Divisão dos subsistemas de produção	39
Quadro 3: Fatores competitivos de um sistema de produção	43
Quadro 4: Indicadores alternativos propostos em substituição ao OEE.....	63
Quadro 5: Perdas medidas pelo OEE	65
Quadro 6: Índices medidos pelo OEE	67
Quadro 7: Mix de produção realizado no período definido para análise	81
Quadro 8: Variáveis utilizadas por alguns autores em pesquisas na área de manufatura	87
Quadro 9: Variáveis do modelo DEA e suas classes	90
Quadro 10: Modelo DEA utilizado na pesquisa	93
Quadro 11: Planejamento da coleta dos dados do modelo.....	95
Quadro 12: Tabulação dos dados dos planos de corte	102
Quadro 13: Tipologias de paradas utilizadas para o equipamento.....	106
Quadro 14: Stepwise do modelo DEA.....	110
Quadro 15: Modelo final DEA utilizado na pesquisa	111
Quadro 16: Análises estatísticas aplicadas aos dados do OEE e DEA.....	116
Quadro 17: Resultados do OEE e da eficiência DEA composta	126
Quadro 18: Classificação das 10 principais perdas do período analisado	137
Quadro 19: Síntese das paradas identificadas.....	138
Quadro 20: Resultados das eficiências DEA no período.....	151
Quadro 21: Datas em que se utilizou mais horas de mão-de-obra na operação.....	162

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

G7 – Grupo dos 7 países mais industrializados do mundo

RSL – Revisão Sistemática da Literatura

OEE – Overall Equipment Effectiveness (Eficiência Global do Equipamento)

DEA – Data Envelopment Analysis (Análise Envoltória de Dados)

DMU – Decision Making Units (Unidades de Tomadas de Decisão)

CRS - Constant Returns to Scale (Retorno Constante de Escala)

VRS – Variable Returns to Scale (Retorno Variável de Escala)

TEEP – Total Effective Equipment Performance

CNC – Comando Numérico Computadorizado

SUMARIO

1 INTRODUÇÃO	14
1.1 OBJETO DE ESTUDO E PROBLEMA DA PESQUISA	17
1.2 OBJETIVOS.....	25
1.2.1 Objetivo Geral.....	25
1.2.2 Objetivos Específicos.....	26
1.3 JUSTIFICATIVA	26
1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO.....	34
2 REFERENCIAL TEÓRICO	34
2.1. SISTEMAS PRODUTIVOS	35
2.2 PROCESSOS PRODUTIVOS E OPERAÇÕES DE PRODUÇÃO	42
2.3 CONCEITOS GERAIS SOBRE PRODUTIVIDADE E EFICIÊNCIA	46
2.3.1 Produtividade.....	47
2.3.2 Eficiência	48
2.3.3 Data Envelopment Analysis	50
2.3.4 Modelos DEA para Retorno Constante de Escala (CRS) e Retorno Constante de Escala (VRS).....	54
2.4 MÉTRICAS PARA AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DE EQUIPAMENTOS.....	62
2.5 OVERALL EQUIPMENT EFFECTIVENESS	65
3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	69
3.1 DELINEAMENTO DA PESQUISA.....	70
3.2 MÉTODO DE TRABALHO	72
3.3 PROJETO DO MODELO DEA.....	77
3.3.1 Definição da operação produtiva a ser analisada	78
3.3.2 Definição do horizonte de análise.....	80
3.3.3 Definição das unidades de tomada de decisão (DMU's) e das variáveis do modelo DEA (<i>inputs</i> e <i>outputs</i>)	83
3.3.4 Definição do modelo DEA (CRS/VRS) e orientação (<i>input/output</i>).....	91
3.4 COLETA DOS DADOS	93
3.4.1 Coleta dos dados para o modelo DEA.....	94
3.4.2 Coleta dos dados do OEE	103
3.5 REFINAMENTO DO MODELO DEA.....	109
3.6 ANÁLISE DOS DADOS	113
3.7 DELIMITAÇÕES DO TRABALHO.....	117
4 APRESENTAÇÃO DA OPERAÇÃO ESTUDADA	118

4.1 MATÉRIAS-PRIMAS UTILIZADAS	122
5 ANÁLISE DOS RESULTADOS	125
5.1 ANÁLISE DOS RESULTADOS DO OEE	128
5.1.1 Resultados da Eficiência OEE no período	128
5.2 ANÁLISE DOS RESULTADOS DA EFICIÊNCIA DEA/OEE	148
5.2.1 Análises estatísticas dos resultados do OEE e da eficiência DEA/OEE ..	163
6 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	165
7 CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS	172
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	176
ANEXO I – TERMOS DE BUSCA E BASES DE DADOS	191

1 INTRODUÇÃO

A necessidade crescente de atender às demandas individuais dos consumidores tem exigido das empresas uma série de táticas para conter seus custos, otimizar seus recursos e garantir o abastecimento de um mercado cada vez mais heterogêneo (PELEGRINI, 2005). Os mercados globalizados têm se movido em torno das perspectivas de negócios eficientes e essa postura exige que os competidores busquem melhorar seus desempenhos tanto internos quanto comparados aos seus concorrentes.

A condução dos negócios em uma empresa depende das tomadas de decisões realizadas pelos seus gestores. O nível de competição no mercado em que atuam as empresas exige constantes ajustes nas suas estratégias e esses ajustes são realizados com base nas tomadas de decisões dos seus gestores. Portanto, para que uma tomada de decisão ocorra, é preciso que os gestores conheçam os detalhes acerca da decisão a ser tomada. Esses dados podem ser obtidos a partir de medições de desempenho eficientes e corretamente aplicadas.

As estratégias de marketing, manobras comerciais e decisões corporativas buscam manter as empresas competitivas, porém, uma parcela significativa do negócio dessas empresas ocorre ao nível das operações. (BLACK 1998). As operações em sistemas produtivos, segundo Black (1998), são um conjunto composto pelas tarefas de um operador e dos equipamentos e máquinas utilizadas para desenvolver essas tarefas. Fazer uma análise do desempenho de um sistema produtivo como um todo não identificará ineficiências e desperdícios que existem nas suas diferentes operações de produção.

O desempenho das operações de produção precisa ser medido, segundo Black (1998), para que se entenda a eficiência com que as empresas transformam matérias-primas em produtos com o uso de energia, operadores e dos seus equipamentos. Contudo, para que as medições possam ser efetivas e proporcionar segurança aos tomadores de decisão acerca das informações obtidas, é necessário ter um método adequado para realizar tais medições.

Quando o foco dirige-se para melhorar o desempenho das operações em sistemas produtivos, o uso de equipamentos atualizados nas indústrias pode tornar-

se uma vantagem competitiva. Segundo Neves et al. (2007), esses equipamentos podem tanto aumentar a produtividade dessas empresas e reduzir despesas operacionais, dependendo de onde forem alocados. No caso da substituição de um equipamento defasado em um gargalo, a empresa pode obter um aumento necessário da produtividade, e a redução de despesas operacionais com manutenção e mão-de-obra, por exemplo.

Conforme Neves et al (2007), as tecnologias de ponta aplicadas à produção, como equipamentos e sistemas de controle de produtividade, estão disponíveis para a maioria das empresas. O que diferencia competitivamente dessas empresas é a forma como utilizarão esses recursos na produção. Nesse aspecto, os sistemas de controle da produtividade e eficiência, e as questões que envolvem as pessoas presentes nessas operações, devem ser planejados e estruturadas para se obter os melhores resultados nas operações.

Uma operação de produção envolve, além dos equipamentos, as pessoas, as ferramentas, e os materiais utilizados na elaboração dos produtos. Segundo Black (1998), é nas operações que um grupo de tarefas, realizadas em conjunto entre equipamentos e operadores, transformam matérias-primas em produtos acabados ou semi-acabados.

Para os tomadores de decisão nas empresas, é fundamental que se conheçam as informações dos equipamentos e das operações que compõem os sistemas produtivos. Para isso, Conforme Fischman e Zilber (1999), as medições de desempenho dos equipamentos e também das operações devem gerar informações suficientes para tomadas de decisão corretas. As medições de desempenho operacionais devem transparecer numericamente, os aspectos relevantes de cada operação dentro de um sistema produtivo.

Conforme Tezza, Bornia e Vey (2010), os sistemas de medição de desempenho eram utilizados antes mesmo da revolução industrial. Conforme Kaplan e Cooper (1998), a partir da administração científica, os métodos empíricos de medição foram substituídos por procedimentos mais precisos. Esses novos procedimentos buscavam garantir a mensuração de materiais consumidos, mão de obra e tempo de máquinas e equipamentos necessários para realizar uma determinada produção. De acordo com Muchiri e Pintelon (2008), essas medições devem proporcionar às empresas o

conhecimento desses parâmetros e também das oportunidades para a implementação de melhorias operacionais e de desempenho dos seus equipamentos.

Para garantir o seu propósito, as medidas de desempenho, segundo Carina et al (2003), devem informar as pessoas sobre o que estão fazendo e também se aquilo que estão fazendo está em acordo com os objetivos propostos. Para Macedo (2012), a competição imposta no mercado com a instalação de empresas multinacionais, obriga as empresas nacionais a se tornarem cada vez mais eficientes. Dessa forma, para que a gestão da produtividade e da eficiência dos equipamentos possa ser efetiva, as medidas de desempenho utilizadas por essas empresas deve garantir dados e informações suficientes e corretas para as tomadas de decisão dos gestores.

A permanência no mercado para as empresas de manufatura, segundo Fleischer et al (2006), depende da sua produtividade, e para Huang et al (2003), a intensa competição global obriga as empresas a melhorarem constantemente sua produtividade para manterem-se competitivas. Muchiri e Pintelon (2008) afirmam ainda que isso seria possível se as empresas identificassem suas perdas de produção, trabalhassem para eliminá-las, podendo oferecer ao mercado produtos com o mínimo de custos possíveis. A identificação dessas perdas, a garantia da produtividade e a manutenção da competitividade dependem, portanto, de medições de desempenho adequadas.

Uma métrica utilizada para medir o desempenho de equipamentos e difundida entre as empresas, segundo Chiaradia (2004), é o OEE. O OEE foi desenvolvido a partir dos conceitos da manutenção produtiva total (TPM), e segundo Nakajima (1989), sua função é identificar perdas na utilização dos equipamentos e buscar a melhoria da sua produtividade. Outra métrica utilizada para a medição de desempenho é a análise envoltória de dados (DEA), desenvolvida por Charnes, Cooper e Rhodes (1978). A DEA mede a eficiência das unidades de tomada de decisão (**D**ecision **M**aking **U**nit) através de múltiplas entradas e múltiplas saídas.

Essas métricas utilizadas individualmente para a medição do desempenho não fornecem informações suficientes para que os gestores possam tomar decisões para melhorar os seus processos produtivos. (OECHSNER et al, 2003; SANTOS, 2009). O OEE e a DEA possuem falhas que privam os gestores de informações fundamentais sobre as operações nos sistemas produtivos das suas empresas. (JONSSON e LESSHAMMAR, 1999).

Sendo assim, pode-se afirmar que as medições de desempenho precisam ser realizadas pelas empresas. Contudo, as métricas para avaliação de desempenho identificadas na revisão sistemática da literatura, realizada neste trabalho, apresentam algumas falhas. Essas falhas privam os tomadores de decisão de aspectos importantes que deveriam ser medidos e conhecidos para melhorar a performance operacional das suas empresas.

Nesse sentido, o tema desta pesquisa é a avaliação da performance de operações em sistemas produtivos, com foco nas métricas utilizadas para a medição da produtividade e eficiência dessas operações. Na seção seguinte serão apresentados o objeto de estudo e o problema de pesquisa.

1.1 OBJETO DE ESTUDO E PROBLEMA DA PESQUISA

De acordo com Kaydo (1998), dificilmente os gestores de uma empresa aceitariam entrar e voar em um avião, se soubessem que nele estivessem faltando a maioria dos indicadores de voo. Porém, não é isso que acontece nas empresas onde esses mesmos gestores administram as atividades. Em algumas empresas faltam métricas adequadas para a medição de desempenho e em outras, as métricas existentes são utilizadas inadequadamente.

De acordo com revisão sistemática da literatura (RSL) realizada, as métricas mais utilizadas para a mensuração da performance dos equipamentos são o OEE e a DEA. Entretanto, segundo Muchiri e Pintelon (2008), essas métricas não fornecem todas as informações para que os tomadores de decisão nas empresas possam melhorar seus desempenhos operacionais. Isso leva as empresas a adotarem métricas para fazer essas medições e com isso, ocorrem perdas de informação e até informações controversas que induzem os gestores a tomarem decisões precipitadas e erradas.

Todavia, falta um método para realizar a medição das operações de produção, que segundo Black (1998), além dos equipamentos, são compostas por operadores, pelas ferramentas e pelos materiais que serão processados. As métricas identificadas nesta pesquisa são voltadas para os equipamentos ou para a eficiência dos sistemas

de produção como um todo, medindo a relação de produtos que saem desses sistemas pelas entradas de insumos nesses mesmos sistemas.

Ao se tratar da mensuração de equipamentos, um dos indicadores de performance de equipamentos mais utilizados pelas empresas e difundido a partir dos conceitos da TPM - Total Productive Maintenance, lançada por Nakajima (1989), é o OEE – *Overall Equipment Effectiveness*. Segundo Muchiri e Pintelon (2008), o OEE é uma métrica quantitativa para medir a produtividade individual de equipamentos nas fábricas.

O OEE, também conhecido como Índice de Eficiência Global dos Equipamentos, é uma medida da produtividade de equipamentos obtida pelo produto de outros três índices: o índice de disponibilidade, o índice de performance e o índice de qualidade. (CHIARADIA, 2004). Segundo Lanza et al (2013), OEE é uma tradicional medida de avaliação da TPM e compara os níveis de operação realizados com a performance ideal esperada. A ideia fundamental do OEE está baseada na concepção de que o potencial ideal do equipamento é reduzido por perdas que ocorrem na operação desse equipamento. Para Nakajima (1989), o OEE é uma medição que procura revelar os custos escondidos na empresa.

O OEE considera apenas as perdas de nível operacional e está limitado à análise individual de equipamentos (MUCHIRI e PINTELON, 2008). Isso quer dizer, que mesmo sendo uma métrica de ampla difusão entre as empresas de manufatura, sua aplicação não reflete completamente as necessidades de todas as empresas. A aplicação do OEE está limitada à segmentos específicos que possuam processos contínuos ou então poderá ser utilizada apenas para avaliar produtividades locais nas demais empresas. Na fórmula de cálculo do OEE não são considerados, por exemplo, os gastos necessários para se obter esses índices nem a proporção de insumos consumidos para se obter essas produções. Além disso, o OEE avalia a função operação através dos resultados obtidos com o uso dos equipamentos, sem considerar os demais componentes dessas operações.

O OEE também é limitado, segundo Nord e Johansson (1997), pelo fato de ser possível aplicá-lo apenas em processos de fabricação automáticos e semi automáticos, pois não considera o número de operadores utilizados nos casos de processos manuais e também considera como fixos os tempos utilizados para o cálculo da capacidade teórica. Jonsson e Lesshammar (1999) afirmam também que o

OEE não considera as reduções das programações que fariam os equipamentos serem menos utilizados e também não considera as perdas relacionadas à utilização de materiais.

Conforme Santos (2009), somente a medição do OEE não pode ser considerada como suficiente ferramenta para programas de melhorias. Se for assim considerada, as decisões tomadas poderão apenas favorecer ótimos locais, o que não necessariamente refletiria em melhorias para toda a empresa.

A mensuração do tempo como base para avaliar a produtividade também não pode ser considerada uma fonte exclusiva para tomada de decisão, pois, conforme Tangen (2003), não oferece informações sobre consumos de recursos no processo de produção. Jeong e Phillips (2001) descrevem que, desconsiderando como parte da medição da produtividade as paradas programadas e o tempo não programado para a produção, o OEE não é fundamentalmente uma medida apropriada para indústrias de capital intensivo. Dessa forma, para que se tenha esses dados adicionais, não fornecidos pelo OEE, é necessário que haja um indicador apropriado para a medição da performance das operações.

Oechsner et al (2003) afirmam que existem itens que não são medidos pelo OEE, porém fazem parte da manufatura, como a eficiência energética, a eficiência de matéria-prima, os custos de produção e prioridades de entregas. Para Jeong e Phillips (2001) existem interferências de processos de fabricação, processamento de informações e decisões estratégicas que precisam ser tomadas com base em todo o contexto da fábrica e não apenas com base em informações isoladas sobre equipamentos, até porque estes não trabalham de maneira isolada no chão de fábrica. Essas medidas não podem ser ignoradas pelos tomadores de decisão ao buscarem melhorar o desempenho das operações em seus sistemas produtivos. (OECHSNER et al, 2003).

O OEE, apesar de ser, segundo Busso (2012), uma métrica amplamente difundida e de simples compreensão para os gestores nas empresas, é utilizada apenas para medir o desempenho de equipamentos, e não abrange outros fatores que acometem as operações, fatores esses fundamentais para o desempenho das empresas. Para abranger esses fatores não considerados pelo OEE, Kassai (2002) afirma que a DEA pode ser utilizada, pois permite fazer análises comparativas entre

diversos equipamentos e para avaliar os melhores resultados considerando as melhores saídas e as menores entradas nesses sistemas produtivos.

Outra ferramenta utilizada para medição de desempenho nas organizações chama-se DEA – *Data Envelopment Analysis*, ou Análise Envoltória de Dados, Conforme Ferreira e Gomes (2009), a DEA permite medir a eficiência sem quaisquer suposições sobre a forma funcional da função de produção ou os pesos para entradas e saídas. A DEA não utiliza inferências estatísticas, ou medidas de tendência central, testes de coeficientes ou formalizações de análises de regressão. Os conceitos da DEA serão apresentados no capítulo dois deste trabalho.

Desde 1978, são realizados estudos em diversas áreas de aplicação, utilizando a DEA para fazer medições de desempenho. (LIU, LU e LU, 2015). Conforme Liu, Lu e Lu (2015), recentemente as pesquisas sobre DEA tem aumentado e da mesma forma, os ramos de aplicação dessas pesquisas, de tal forma que, para fazer um levantamento das mesmas, é necessário agrupá-las em clusters, por tipo de assuntos estudados. Todavia, mesmo com esse aumento no número de estudos e aplicações da DEA, ainda faltam alguns pontos que podem ser considerados importantes para a tomada de decisões com base nas medições de desempenho, e que essa ferramenta não oferece.

Conforme Badin (1997), o modelo DEA é limitado, ao passo que a eficiência de uma determinada empresa é dada apenas por um conjunto de observações que está sendo avaliado. Utilizar a DEA para mensurar a eficiência de uma operação produtiva em uma empresa considerará apenas o conjunto de variáveis estabelecidas para essa operação, e fará comparações de desempenho entre as DMU's calculadas. As DMU's consideradas eficientes poderão ter apresentado desempenho real abaixo da eficiência teórica e as DMU's ineficientes não terão seus alvos e folgas calculados com base no desempenho teórico. (DE SOUZA et al., 2016). Niederauer (1998) consta ainda que constituem limitações para os modelos DEA, o fato de ser um programa linear que, nos casos de problemas extensos, demandar tempo para cálculos, e também, porque a DEA estima bem o desempenho relativo, mas não é ágil para estimar o desempenho absoluto.

Para Yang (1992), constitui uma importante limitação para os modelos DEA, o fato de que o número de DMUs consideradas na análise deve ser no mínimo três vezes maior que o número de insumos e produtos considerados. As variáveis de um

modelo DEA destinado à mensuração da eficiência de uma operação produtiva devem considerar os componentes dessa operação. Considerando a maioria dos componentes da operação produtiva, o número de variáveis será elevado e o número de DMU's mínimas para a análise deverá contemplar a relação de no mínimo três DMU's para cada variável. Dessa forma, medir a eficiência de uma operação produtiva ao longo do tempo demandará disponibilidade de dados históricos dessa operação ou tempo suficiente para coletar os dados necessários.

Existe uma limitação para o uso da DEA referente ao viés na elaboração dos modelos para o cálculo da eficiência (ANDERSON, 1997). O fato de serem selecionados e classificados os parâmetros para construção do modelo constituem um viés que poderá influenciar unidirecionalmente os resultados que serão obtidos (MICLOS, 2015). Para a avaliação da eficiência de operações produtivas, as análises do modelo e a seleção dos dados que farão parte do modelo dependerão de conhecimentos específicos dos profissionais que construirão esses modelos. Dessa maneira, poderá ocorrer viés na seleção dos dados para compor as variáveis e também nas análises dos resultados da eficiência calculada.

Segundo Reis e Ribeiro Junior (2007), as técnicas paramétricas podem obter resultados mais satisfatórios do que as não paramétricas, mesmo para situações que se distanciam. Da mesma forma, Feir e Toothaker (1974) concluem que as técnicas não paramétricas são afetadas pela redução do tamanho da amostra e também pela diminuição da variância, e para esses casos, técnicas paramétricas são capazes de se adaptar melhor às diferentes situações. Nesse contexto, Reis e Ribeiro Junior (2007) não recomendam substituir técnicas de análises paramétricas por não paramétricas e isso constitui-se uma limitação para a técnica da Análise Envoltória de Dados.

Outra deficiência dos modelos que utilizam a DEA está relacionada, segundo Kassai (2002), com o sistema de pontuação com ponderação de indicadores. A ponderação pode solucionar o relacionamento das diversas facetas de desempenho, porém, a subjetividade da escolha dos indicadores e dos pesos que irão compor o sistema representam viés e influenciam os resultados que serão obtidos. Avaliar operações produtivas com o uso da DEA poderá não refletir necessariamente o desempenho teórico possível mesmo para aquelas DMU's consideradas eficientes. A atribuição de pesos para as variáveis com o objetivo de obter os melhores resultados,

resultará em DMU's eficientes mesmo que elas tenham um desempenho real abaixo da eficiência teórica calculada. A eficiência das operações analisadas é relativa e não absoluta.

Também constitui uma limitação dos modelos DEA, segundo Niederauer (1998), a impossibilidade de utilizar apenas os resultados desses modelos para se fazer o ranking ou a classificação de empresas ou de outras DMUs que estejam sendo estudadas. É necessário fazer combinações com outras técnicas estatísticas para se obter esses resultados. Para avaliar a eficiência de operações produtivas não basta apenas realizar as análises das eficiências calculadas para cada DMU, dos alvos e folgas dessas DMU's. Para conhecer os motivos que causaram esses resultados, é necessário realizar cálculos complementares e utilizar métodos específicos para cada modelo DEA desenvolvido.

Uma outra deficiência dos modelos DEA é o fato de os modelos não serem padronizados e precisarem de adaptações específicas para cada aplicação (ZANELLA et al., 2015). Ao passo que o OEE é uma fórmula padronizada, que utiliza os mesmos índices, indiferente da aplicação que lhe for dada, nos modelos DEA, para cada aplicação haverá um modelo específico. Para medir a eficiência de operações produtivas diferentes em uma mesma empresa, poderá haver a necessidade de se desenvolver modelos DEA específicos para cada uma dessas operações.

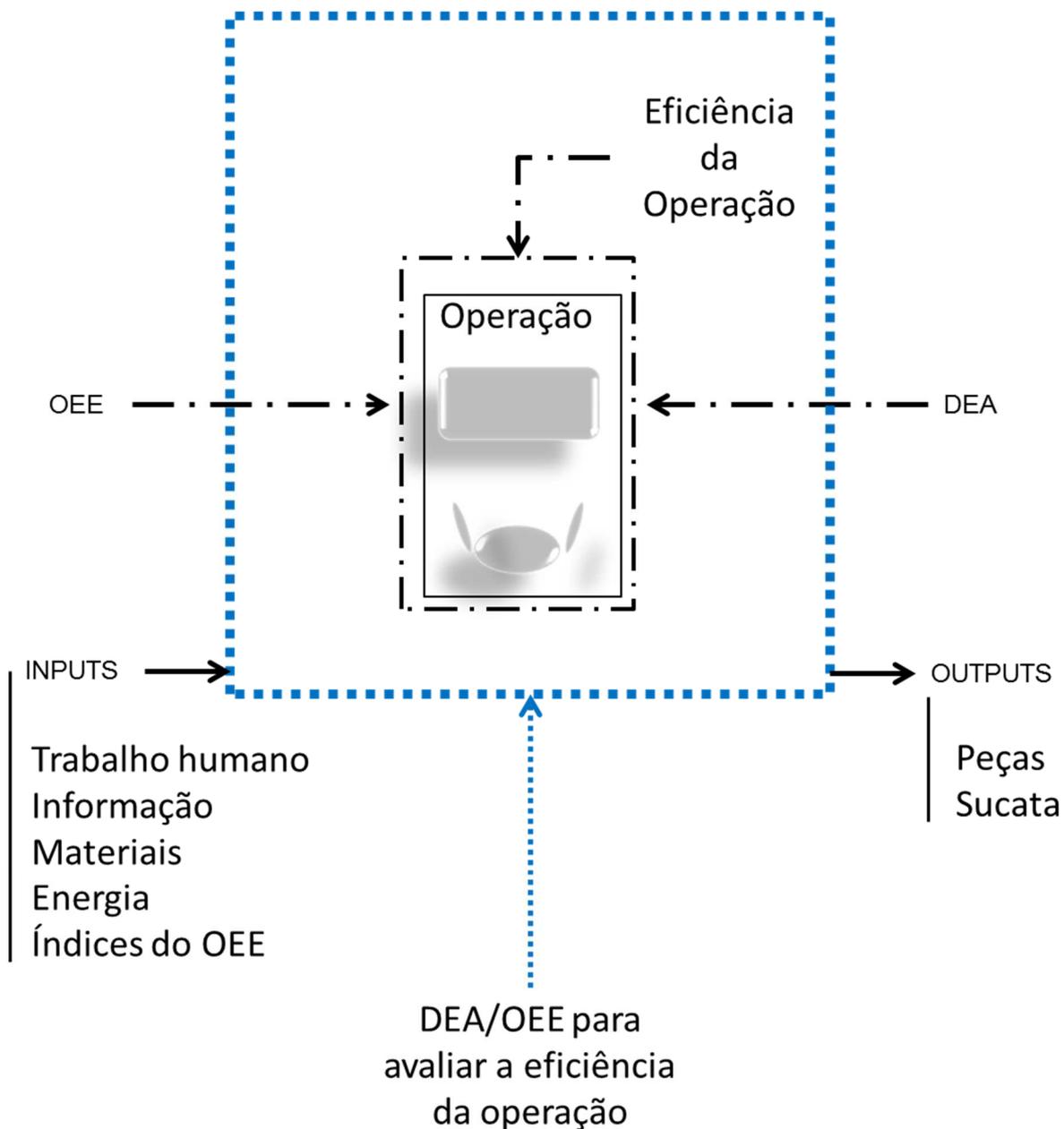
As variáveis utilizadas para medir as eficiências de um conjunto de DMUs, tanto seus *inputs* quanto seus *outputs*, serão diferentes em aplicações diferentes ou na mesma aplicação, porém em tempos diferentes. Isso dificulta, por um lado, a difusão do método no meio empresarial e, por outro lado, distorce as análises de um mesmo conjunto de dados ao longo do tempo. A variação nos parâmetros *inputados* no sistema e mesmo nos pesos irão retornar diferentes padrões de resultados sempre que novas medições forem realizadas ou sempre que as aplicações da DMU divergirem e com isso, as folgas calculadas poderão ser diferentes em cada análise.

As críticas apresentadas neste trabalho apontam que apesar de serem as duas técnicas mais difundidas para a avaliação da performance operacional, o OEE e a DEA não representam individualmente as melhores soluções para se obter as informações das operações. O OEE é uma métrica destinada à avaliação da performance dos equipamentos e não leva em consideração os demais parâmetros de uma operação, por isso não pode ser utilizado para esse fim. No entanto, esse

indicador tem um padrão de medição e pode ser utilizado de maneira combinada com a DEA para medir o desempenho das operações de produção. A DEA não possui um padrão para a medição de desempenho, mas permite avaliar diversos aspectos relacionados às entradas e saídas dos sistemas de produção.

Buscando uma forma de medir a eficiência de operações em sistemas produtivos levando-se em consideração as deficiências do OEE e da DEA quanto utilizadas individualmente, apresenta-se o desenho da pesquisa conforme mostra a Figura 1.

Figura 1 Desenho da pesquisa



Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise da eficiência técnica de uma operação em um sistema produtivo precisa considerar os aspectos de utilização, performance e qualidade medidos pelo OEE mas também deve medir a relação de todos os *inputs* e *outputs* dessa operação. Os componentes das operações de produção, que serão definidos no capítulo dois, constituem as entradas e as saídas de uma operação produtiva. É a relação entre essas entradas e saídas que deve ser medida para se obter os índices de eficiência de uma operação produtiva.

As operações em um sistema produtivo envolvem mais do que equipamentos e o OEE quando utilizado individualmente para medição de desempenho, somente considera os aspectos relacionados aos equipamentos. O OEE é uma ferramenta necessária para medição da performance de equipamentos, mas não é suficiente para medir o desempenho de uma operação. A DEA permite medir a relação entre entradas e saídas de uma operação em um sistema produtivo, considerando quaisquer componentes que se desejar medir. Contudo, é necessário que se estabeleça uma forma de organizar e medir os componentes de uma operação de forma a se obter o resultado do seu desempenho.

A medição da eficiência técnica de uma operação em um sistema produtivo pode ser realizada ao se integrar o OEE e a DEA, de maneira que os componentes dessa operação sejam envolvidos no cálculo da eficiência. A maneira como essa integração deve ser realizada precisa ser estudada e desenvolvida.

Sendo assim, a questão que motiva a realização deste trabalho é a seguinte: como medir a eficiência técnica de uma operação em um sistema produtivo utilizando a DEA com os componentes do OEE incorporados ao modelo?

Na seção seguinte será descrito o objetivo geral seguido pelos objetivos específicos propostos por este trabalho.

1.2 OBJETIVOS

Nesta seção serão descritos o objetivo geral e os objetivos específicos da presente pesquisa.

1.2.1 Objetivo Geral

Medir a eficiência técnica de uma operação em um sistema produtivo integrando o OEE ao modelo DEA.

1.2.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos deste trabalho são os seguintes:

- Analisar conceitualmente o OEE para identificar suas aplicações, resultados e limitações quanto à medição da eficiência;
- Analisar conceitualmente o DEA para identificar suas aplicações, resultados e limitações quanto à medição da eficiência;
- Identificar na literatura se existe uma taxonomia para quais indicadores são mais recomendados para cada nível de uma manufatura (equipamento, operação, célula, departamento, todo o processo).
- Diferenciar através dos conceitos obtidos na literatura, como o OEE e o DEA conceituam a eficiência.

Na próxima seção são apresentados os argumentos que justificam a elaboração deste trabalho.

1.3 JUSTIFICATIVA

Na revisão da literatura evidenciou-se a necessidade permanente das empresas fazerem medições de desempenho nas suas atividades com o intuito de manterem sua performance e sua competitividade. (BUCKLEY, PASS e PRESCOTT, 1990). No nível operacional, Kaydos (1998) afirma que os gestores precisam utilizar métricas para avaliação da performance. Sem elas, os gestores não podem entender seus processos produtivos, não podem conhecer seus negócios, não conseguem entender os problemas dentro das suas empresas e não saberão o comportamento das tentativas de melhorar o desempenho de acordo com o planejado.

Segundo Nees e Kask (1991), medir o desempenho das operações de maneira correta para se ter informações que permitam tomar decisões acertadas a respeito da produtividade das indústrias, é uma forma de garantir que essas se mantenham competitivas. Este trabalho transforma os componentes de uma operação produtiva em variáveis, integra os índices do OEE ao modelo DEA e permite medir a eficiência

com que uma operação produtiva transforma seus insumos em produtos. Por isso, este trabalho é importante, pois informa a eficiência das operações produtivas considerando a relação da transformação dos *inputs* em *outputs* e também permite avaliar como essa operação produtiva utiliza seus recursos.

As medições de desempenho conforme Ghalayni e Noble (1996) evoluíram ao longo do tempo, e segundo Carina, Attadia e Martins (2003) precisam continuar evoluindo. Dessa forma, a importância deste trabalho é integrar duas formas de medição de desempenho operacional, o OEE e a DEA, para proporcionar informações suficientes aos gestores nas empresas de maneira que possam tomar decisões acertadas sobre as melhorias necessárias nas suas operações.

Os parâmetros adotados como indicadores de desempenho para uma operação devem estar devidamente alinhados com a estratégia da empresa. (GOLDRAT, 2003). Se a avaliação da eficiência de uma operação produtiva levar em consideração somente o tempo em que ela está produzindo, a quantidade de produtos obtidos ou mesmo o percentual de produtos que ficaram dentro dos padrões de qualidade, possivelmente deixaria de avaliar outros aspectos relevantes dessa operação. É necessário que as operações sejam eficientes na transformação dos insumos em produtos, garantindo que a empresa possa aumentar seus ganhos e reduzir seus custos. As análises da eficiência calculadas pela DEA mais as análises das DMU's consideradas eficientes comparadas com os resultados teóricos esperados, permitem às empresas conhecerem suas melhores práticas e também identificarem quanto ainda poderiam melhorar. Sendo assim, este trabalho busca identificar como realizar medições de desempenho em operações produtivas de maneira que os resultados da eficiência medida transmitam informações alinhadas com as necessidades da empresa.

A avaliação do desempenho de uma operação, segundo Bortoluzzi, Ensslin e Ensslin (2010), é uma forma de identificar, organizar e medir em um determinado contexto, a partir de elementos julgados relevantes. O OEE e a DEA são consideradas as principais técnicas para medição de desempenho (CHIARADIA, 2004; KASSAI, 2002). A avaliação de desempenho considerando o OEE e a DEA de forma isolada implica em uma análise isolada e imprecisa da eficiência em uma operação produtiva. Assim sendo, este trabalho contribui, uma vez que identifica, organiza e avalia a eficiência integrando as variáveis do OEE e da DEA. Essa integração visa superar as

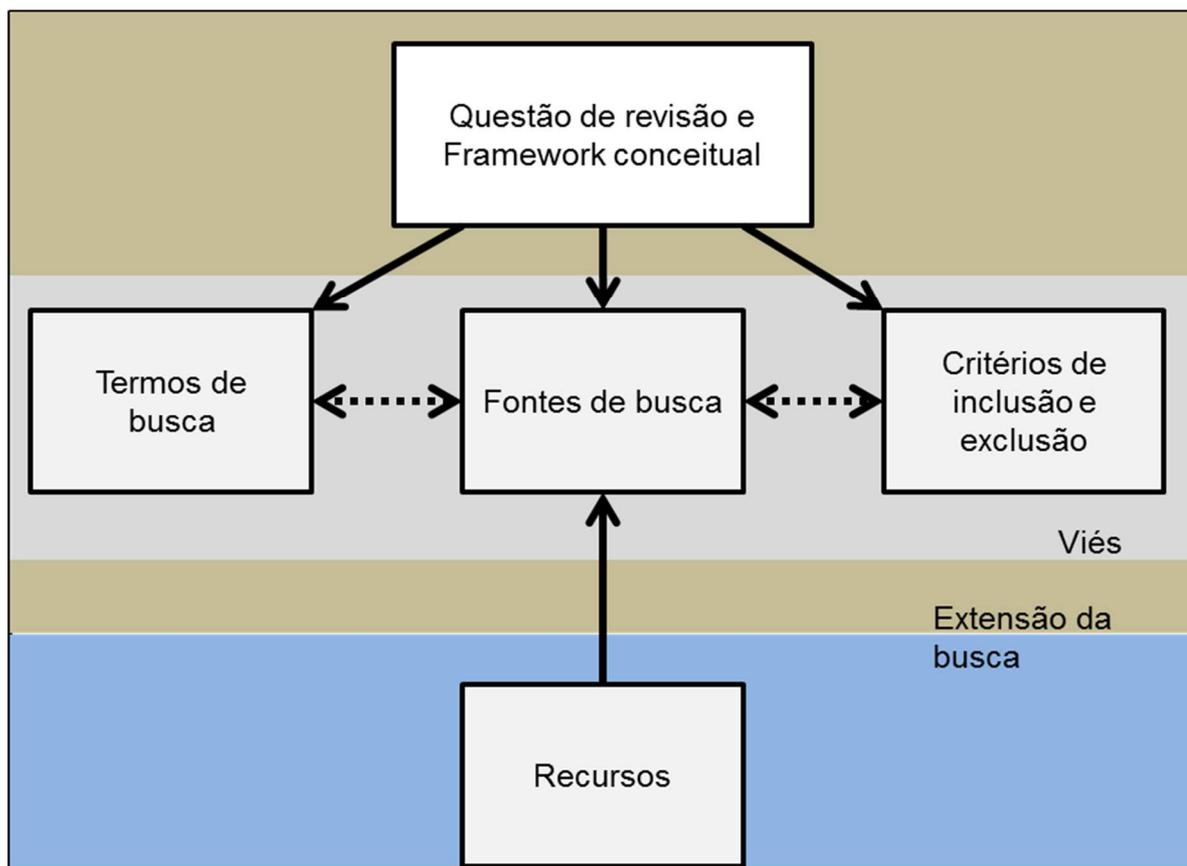
insuficiências expostas dessas métricas isoladamente. Adicionalmente pode permitir uma avaliação mais ampla das causas para a ineficiência, uma vez que, por um lado o OEE não contempla o uso dos insumos e, por outro lado, a DEA não possui parâmetros básicos de ociosidade, por exemplo.

Identificou-se na revisão da literatura, que as operações de produção são formadas por classes de componentes. (BLACK 1998; GROOVER, 2011). Essas classes de componentes serão apresentadas e conceituadas no capítulo dois deste trabalho. Contudo, não foi possível identificar uma forma de incorporar essas classes de componentes para a avaliação da eficiência. Sendo assim, este trabalho se justifica, pois propõe a organização desses componentes de maneira que a eficiência de uma operação em um sistema produtivo possa ser medida a partir do uso dos mesmos. Este trabalho também se justifica pois utiliza a DEA incorporando os componentes do OEE para fazer a medição da eficiência técnica de uma operação em um sistema produtivo considerando as classes de componentes dessa operação.

As operações em um sistema produtivo possuem equipamentos e, segundo Antunes et al (2013), os mesmos devem ser utilizados da melhor maneira possível para evitar investimentos desnecessários. A proposta deste trabalho, que integra o OEE e a DEA será útil para os gestores nas indústrias, principalmente quando houver a necessidade de tomar decisões acerca do aumento da demanda ou da redução dos custos operacionais. Para o caso da necessidade de atender à um aumento da demanda, os gestores poderão comparar as eficiências das suas operações produtivas com a capacidade teórica das mesmas. Assim, poderão identificar quanto ainda podem melhorar e decidir se precisam realizar investimentos para aumentar a capacidade ou se esses investimentos podem ser postergados. Entretanto, se a decisão for para reduzir custos operacionais, analisando os resultados da eficiência calculados com base na proposta deste trabalho, pode-se optar por reduzir turnos de trabalho, reduzir o consumo de matérias-primas e reduzir a geração de sucata, por exemplo.

Com o intuito de se conhecer a fundo essas duas técnicas e identificar se existem estudos realizados que possam solucionar os problemas relatados neste trabalho, realizou-se uma revisão sistemática da literatura (RSL), conforme sugerido por Dresch, Lacerda e Antunes Junior (2015). A estratégia de busca sugerida pelos autores está ilustrada na Figura 2.

Figura 2 Estratégia de busca para a revisão sistemática da literatura



Fonte: Morandi e Camargo (2015)

O primeiro passo para a revisão sistemática da literatura, segundo Morandi e Camargo In: Dresch, Lacerda e Antunes Junior (2015), é a definição do tema central da pesquisa, que para este trabalho é a avaliação da performance operacional. A seguir, definiu-se a questão de revisão, para a qual buscou-se respostas por meio da RSL: Quais são as ferramentas utilizadas para a medição da performance e da eficiência operacional? Esta revisão, segundo Morandi e Camargo In: Dresch, Lacerda e Antunes Junior (2015), é uma revisão configurativa, pois busca respostas para uma questão de pesquisa aberta.

O passo seguinte para a revisão sistemática da literatura foi a definição dos termos de busca. Para isso definiu-se termos em português para buscas em bases nacionais e termos em inglês para as buscas em bases internacionais. Também utilizou-se termos de ligação para refinar as buscas e para focar as buscas nos assuntos desejados. O seguinte passo para a revisão sistemática da literatura, conforme Morandi e Camargo In: Dresch, Lacerda e Antunes Junior (2015), foi a

definição das fontes de busca. O detalhamento dos termos de busca utilizados, das fontes de pesquisa e os resultados obtidos estão apresentados no anexo I.

As buscas nessas bases de dados foram realizadas utilizando-se os filtros disponíveis nas opções de pesquisa avançada. O intuito da utilização desses filtros foi manter o foco das buscas nas publicações relacionadas aos assuntos das áreas de engenharia. Outra técnica utilizada foi o uso de elementos como termos truncados e operadores booleanos para combinar os termos de busca e refinar mais a pesquisa, ligando assuntos ou excluindo termos indesejados das buscas.

As buscas relacionadas aos assuntos avaliação de desempenho, medição de desempenho, avaliação de performance operacional e produtividade apontaram a Análise Envoltória de Dados e o indicador de Eficiência Global dos Equipamentos como as principais técnicas para medir a performance operacional nas empresas. Contudo, não foram localizadas pesquisas utilizando essas duas técnicas combinadas para realizar medições de desempenho em operações produtivas.

Segundo Lanza et al (2013), ao passo que as empresas estão evoluindo e se modernizando com a aquisição de novos equipamentos, é fundamental que passem a avaliar sua performance e para isso, o OEE é a ferramenta mais indicada. Puvanasvaran, Teoh e Tay (2012) afirmam que as medições de desempenho e produtividade requerem ferramentas simples e que possam evidenciar as reais condições de ocupação dos equipamentos e os níveis de produtividade obtidas dos mesmos, por esse motivo, o OEE é uma ferramenta indicada para essas medições.

Entretanto, o OEE é uma métrica utilizada apenas para medir o desempenho de equipamentos e somente com essas medições não é possível obter as informações necessárias para promover as melhorias nas operações de produção. Dessa forma, com a proposta deste trabalho, será possível identificar fatores e elementos essenciais para a tomada de decisões e para a promoção da melhoria contínua nas organizações, que não são contempladas pelo OEE, mas que precisam ser conhecidas pelas empresas.

Sobre as características de informações para tomada de decisões, Hansen (2002) aponta a necessidade de indicadores chaves e da precisão de medição destes indicadores, com forte contribuição para o aumento da produtividade de áreas isoladas e da empresa em geral. Para isso sugere a ferramenta OEE no auxílio ao

entendimento de como a manufatura está se comportando e também na identificação do que está impedindo o alcance de melhores níveis de eficácia. Contudo, atingir os objetivos a qualquer custo não justifica a atividade de uma empresa. A eficiência, ou seja, o seu desempenho comparado com os seus concorrentes, aliada ao atendimento das suas metas, é fundamental para que possa ela manter-se no mercado.

Segundo Busso (2012), o principal destaque do OEE ocorre devido à difusão que alcançou no âmbito internacional no decorrer das últimas décadas. O OEE é percebido como um instrumento capaz de fornecer informações para planejadores e gestores responsáveis por buscar uma adequada utilização da capacidade do sistema de produção. O OEE é uma ferramenta simples, fácil de compreender e neste trabalho utiliza-se os seus índices para compor o modelo DEA que será utilizado para a avaliação da eficiência técnica de uma operação de produção.

Para Jeong e Phillips (2011), é possível que, para fazer com que o indicador OEE esteja dentro dos padrões exigidos pelas empresas, outros fatores envolvidos nas operações de produção sejam desconsiderados ou mesmo alterados de maneira que elevem os resultados do OEE. Com essas alterações, os custos de produção poderiam ser afetados e a métrica utilizada para a medição da performance dos equipamentos não estaria identificando esses desvios. No entanto, se os índices de utilização, performance e qualidade que formam o OEE puderem ser utilizados juntamente com os demais componentes para medir o desempenho de uma operação produtiva, os resultados obtidos serão mais completos. Sendo assim, este trabalho se justifica pois busca evidenciar os resultados de outros componentes das operações de produção e relacionar as suas alterações às ações tomadas para melhorar o OEE.

Kao e Lin (2012) afirmam que uma avaliação de performance operacional deve fazer comparações entre os elementos avaliados e nesse sentido, a DEA é a ferramenta ideal para se fazer essas comparações. A DEA permite que sejam evidenciadas quais DMUs são ineficientes e proporciona informações para que se possa melhorar os desempenhos daquelas unidades avaliadas abaixo da fronteira de eficiência. Com a utilização da DEA, é possível identificar o desempenho não somente dos equipamentos, mas do conjunto de fatores que compõem as operações de produção. Os resultados da eficiência de uma operação produtiva calculados com o modelo DEA proposto neste trabalho permitem avaliar o desempenho de cada DMU e também relacionar esse desempenho ao comportamento de cada variável do

modelo. Além disso, é possível comparar os resultados obtidos com o modelo DEA para essa operação produtiva com os desempenhos teóricos calculados para a mesma operação.

Liu Lu e Lu (2016) relatam um aumento expressivo nas publicações sobre Análise Envoltória de Dados recentemente, em diversos ramos de estudos e variadas aplicações. De acordo com os trabalhos encontrados nas buscas realizadas para esta pesquisa, esses trabalhos concentram-se na aplicação da técnica em diferentes setores da indústria, prestação de serviços, instituições de ensino ou instituições financeiras. Contudo, não foram encontradas pesquisas que abordassem a DEA como alternativa para avaliação da performance de operações de produção, complementando ou substituindo o OEE. Utilizar a DEA para medir o desempenho de operações produtivas contribui para a ampliação das aplicações da DEA na avaliação do desempenho operacional.

Este trabalho se justifica, pois utilizar somente a DEA para fazer as medições de desempenho das operações, sem considerar os parâmetros utilizados pelo OEE, avaliaria somente a eficiência obtida nessas operações durante o tempo em que trabalharam, não levando em consideração a capacidade teórica das mesmas (ÁVILA et al., 1997). Da mesma forma, para que a utilização da DEA para medir a performance de uma operação possa resultar em informações coerentes aos tomadores de decisão, é fundamental que os componentes das operações de produção estejam devidamente organizados e este trabalho apresenta essa organização de acordo com os conceitos de operações de produção.

Os índices de disponibilidade, performance e qualidade, padronizados na aplicação do OEE, aliados à razão das saídas pelas entradas da DEA, proporcionarão informações sobre a eficiência na transformação dos *inputs* em *outputs*, comparando séries temporais de uma operação em um sistema produtivo. Por isso, a importância deste trabalho está em proporcionar aos tomadores de decisão nas empresas, informações sobre a utilização dos seus equipamentos e também sobre como estará sendo o aproveitamento dos insumos mais importantes utilizados nas suas operações de produção. Este trabalho se justifica, pois não basta apenas manter os equipamentos produzindo durante todo o tempo disponível sem medir a eficiência dessa produção, da mesma forma que somente fazer o melhor aproveitamento dos insumos, transformando-os em produtos e ocupando apenas uma parcela da

disponibilidade dos equipamentos não proporcionará o aproveitamento da capacidade total disponível.

Para o caso da DEA, sua aplicação pode ser realizada em qualquer um dos níveis da empresa, seja no processo produtivo como um todo, seja em uma célula de produção ou mesmo para fazer medições de eficiência de um equipamento. O que não cabe, porém, é fazer essas medições sem critérios adequados e fazer comparações dos resultados obtidos com as medições em diferentes níveis. Entende-se, portanto, que este trabalho tem um papel importante em juntar os conceitos dessas duas ferramentas, o OEE e a DEA, e apresentar uma forma de medir a eficiência técnica das operações em sistemas produtivos que permitirá o conhecimento dos elementos da produtividade e eficiência dessas operações.

Para uma empresa que utiliza o OEE como única ferramenta para medição de desempenho dos seus equipamentos, este trabalho oferece uma oportunidade para utilizar a DEA como medida de eficiência das suas operações produtivas. Da mesma forma, ao utilizarem somente o OEE como medida de eficiência, as empresas não têm o conhecimento de como as decisões tomadas para aumentar ou manter o OEE impactam nos consumos dos seus recursos. Utilizando o modelo DEA proposto por este trabalho essas empresas poderão conhecer as mudanças nas relações de entradas e saídas das suas operações produtivas, avaliar se elas foram provocadas pelas ações tomadas para beneficiar a eficiência OEE e avaliar se devem manter essas ações ou mudar a estratégia.

Para os gestores nas empresas, a importância deste trabalho está relacionada às informações sobre o consumo de cada componente de uma operação produtiva apresentadas pelo modelo DEA. Com os resultados da eficiência DEA os gestores poderão modificar a maneira como a programação é realizada, alocar a mão-de-obra suficiente para realizar as atividades em cada operação produtiva, medir o aproveitamento das matérias-primas consumidas e reduzir a geração de sucatas. Todas essas ações poderão ser tomadas pelos gestores com o intuito de reduzir os custos operacionais das empresas. Dessa forma, entende-se que este trabalho é relevante, contribuirá com os conceitos de medição de desempenho operacional e também contribuirá para que os gestores nas empresas possam ter melhores informações para tomarem suas decisões em relação à melhoria dos seus sistemas produtivos. Na seção seguinte será apresentada a estrutura deste trabalho.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está estruturado em sete capítulos. No primeiro capítulo é feita a contextualização do tema, abordando os principais aspectos relacionados à avaliação da performance operacional e medições de desempenho. Neste primeiro capítulo também são descritos o problema da pesquisa, o objetivo geral, os objetivos específicos, a justificativa e a estruturação do trabalho. No segundo capítulo é apresentada a revisão bibliográfica. Essa revisão se estrutura em duas partes: a primeira, apresenta os principais conceitos envolvendo os sistemas produtivos, sistemas de manufatura, processos produtivos, células de manufatura, linhas de produção, operações de produção, produtividade, eficiência e eficácia. A segunda parte traz os principais conceitos sobre medições de desempenho, OEE e sobre DEA, seus históricos, suas principais aplicações e as abordagens mais relevantes para o objeto deste trabalho.

O capítulo terceiro traz a metodologia utilizada para compor este trabalho. Nesta etapa são abordados o delineamento da pesquisa, método de trabalho, coleta dos dados, e procedimentos para análise dos dados. Apresenta-se também nesse capítulo as delimitações, o cronograma e os resultados esperados para este trabalho. No capítulo quarto é apresentada a operação onde o estudo de caso foi conduzido, com suas características e seu modo de funcionamento. No quinto capítulo são realizadas as análises dos resultados do estudo de caso e no capítulo seis é realizada uma discussão dos resultados obtidos nesta pesquisa. Por fim, no capítulo sete é apresentada a conclusão e as considerações finais sobre o trabalho. Na seção a seguir é apresentado o referencial teórico desta pesquisa.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo serão apresentados os principais conceitos referentes à sistemas produtivos, medição de desempenho, produtividade, eficiência, OEE e DEA. Esses conceitos formarão a base teórica para as discussões e para a proposta deste trabalho.

Primeiramente, serão apresentados os conceitos que envolvem os sistemas produtivos, com o intuito de conhecer as principais interações entre os elementos que constituem uma organização, e conceituando as partes integrantes desses sistemas. Em seguida, são apresentados os principais conceitos e características dos sistemas de manufatura, que são uma das partes integrantes dos sistemas produtivos e é a parte que interessa à este trabalho. Nessa abordagem são conceituados os tipos de processos produtivos utilizados pelas empresas, apresentando suas principais características.

Na sequência, são abordados os aspectos relativos à aplicação dos processos produtivos de acordo com as características dos produtos que serão produzidos. Esse tópico é fundamental para este trabalho, pois é uma etapa anterior à adoção dos sistemas de medição de desempenho. Para Hansen (2002), além de medir o desempenho de um processo produtivo ou dos equipamentos que fazem parte desse processo, é fundamental que se entenda se o processo de produção está adequado às características dos produtos que serão produzidos. Caso contrário, muitas perdas poderão existir e com isso a empresa reduzirá sua competitividade e perderá mercado para seus concorrentes.

Como o foco deste trabalho está na medição de performance das operações de produção, os próximos passos da conceituação teórica apresentam os níveis de células de manufatura, linhas de produção e operações de produção, que envolvem as relações de trabalho entre operadores, para operações manuais, entre operadores e equipamentos para operações semi automáticas e entre equipamentos para os casos de operações automatizadas. A próxima seção apresenta os conceitos sobre sistemas produtivos.

2.1. SISTEMAS PRODUTIVOS

O termo mais elevado na hierarquia de uma empresa é o sistema produtivo, como mostra o Quadro 1. De acordo com Black (1998), um sistema produtivo inclui pessoas, dinheiro, equipamento, materiais e suprimentos, mercados, administração e o sistema de manufatura. Dentro desse conceito, estão englobados todos os aspectos

comercias, como a fabricação, as vendas, a propaganda, o lucro e a distribuição dos produtos.

Quadro 1: Classificação e hierarquia dos sistemas produtivos

Termo	Significado	Exemplos
Sistema Produtivo (toda a empresa)	A empresa inteira; todos aspectos de pessoal, máquinas, materiais e informações, considerados coletivamente	Empresa que fabrica motores, planta de montagem, indústria de vidros, fundição, empresa que fabrica ônibus.
Sistema fabril / de Manufatura (conjunto de processos)	Uma série de processos de fabricação resultando em produtos finais específicos; o arranjo ou leiaute para todos os processos, equipamentos e pessoas.	Séries de operações ou processos conectados; um sistema de leiaute funcional (<i>job shop</i>), em linha (<i>flow shop</i>), de posição fixa (<i>Project shop</i>), de processo contínuo, ou de células interligadas.
Processo de manufatura ou de fabricação	Um equipamento específico projetado para realizar processos específicos; muitas vezes chamado de máquina-ferramenta; máquinas-ferramentas são agrupadas para formarem um sistema de manufatura.	Solda-ponto, fresadora, torno, furadeira de coluna, fundição de moldes, forjamento, corte com plasma CNC, corte com puncionadeira. Estes são todos processos de manufatura.
Termo	Significado	Exemplos
Tarefa (<i>job</i> – algumas vezes chamado de posto)	Um conjunto ou sequência de operações realizadas em máquinas, ou um conjunto de tarefas realizadas por um trabalhador em uma	Operar a máquina, inspecionar peças, montar A em B. O operador da máquina-ferramenta tem a tarefa de operar a máquina.

	posição numa linha de montagem.	
Operação (algumas vezes chamado de processo)	Uma ação ou tratamento específico, o conjunto do qual é composta a tarefa de um trabalhador.	Furar, dobrar, soldar, tornear, facear, fresar, extrudar. Coisas feitas por uma máquina ou em uma máquina.
Ferramentas ou ferramental (ferramentas de corte, porta-ferramentas)	Os implementos utilizados para fixar, cortar, moldar ou conformar os materiais de trabalho; chamadas de ferramentas de corte no que se refere à usinagem; podem referir-se a acessórios e instalações utilizadas para fixação das peças, punções e matrizes na conformação de metais.	Brocas, punções, matrizes, moldes, grampos de fixação, pinças, morsas, eixos, etc.

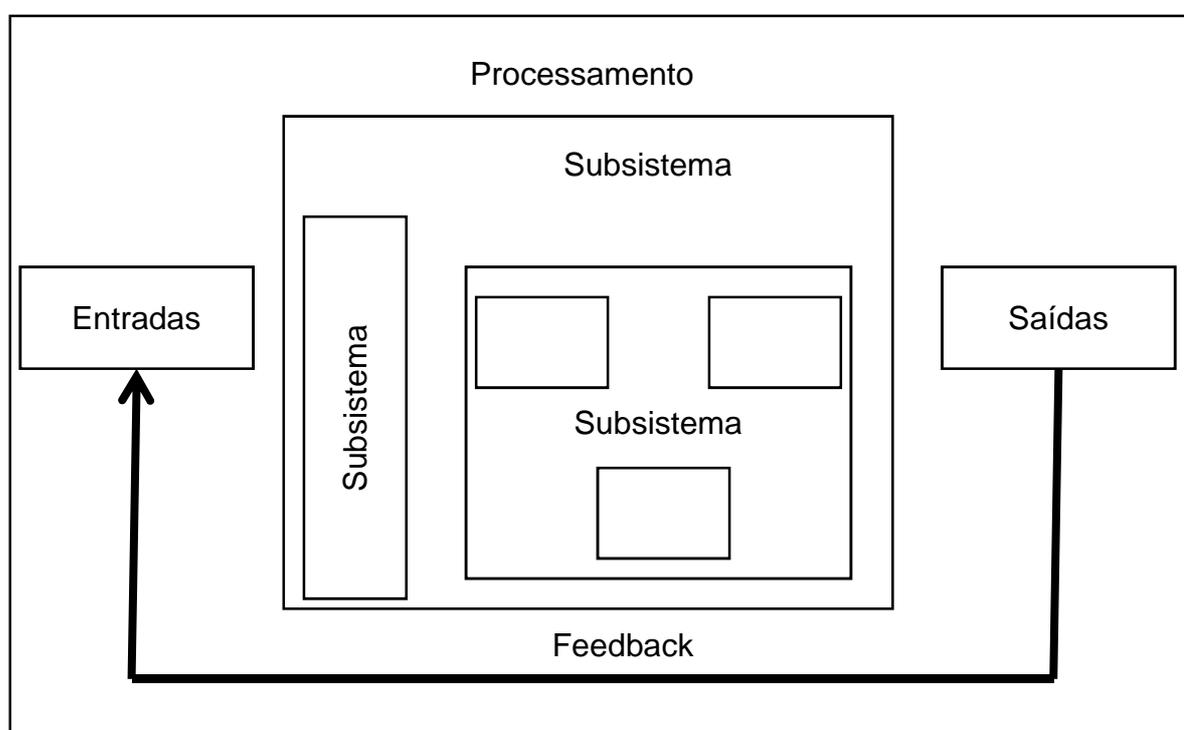
Fonte: Adaptado de Black (1998),

Os sistemas produtivos envolvem diversos outros subsistemas que irão formar uma empresa, e terão como função básica fazer a transformação de insumos em produtos que por fim, serão transformados em receitas, com as quais essa empresa espera obter lucros e remunerar seus acionistas. De acordo com Blanchard (1998), um sistema é composto de um todo organizado, ou seja, um grupo inter-relacionado de componentes trabalhando juntos por um objetivo comum. Segundo essa proposta, um sistema tem algumas características gerais, tais como a combinação complexa de recursos, a existência de alguma forma de hierarquia, a combinação de subsistemas que dele farão parte e também uma função específica para a qual deve servir. A caracterização de um "sistema", segundo Antunes (2008) se aplica para definir um grupo de interações entre elementos físicos, químicos ou biológicos, que ocorrem em processos com viabilidade de mensuração.

O conceito de sistemas de produtivos remete à transformação de insumos, por meio de processos específicos, em produtos, com o auxílio de toda uma estrutura funcional de uma empresa, conforme mostra a Figura 3. Esses sistemas são compostos por subsistemas que interagem de maneira colaborativa com o intuito de proporcionar os melhores resultados nesse processo de transformação. Em um

sistema produtivo, os sistemas de manufatura são apenas um dos subsistemas necessários para a transformação de *inputs* em *outputs*. Boiko *et al* (2009) sintetiza que a manufatura se traduz pela fabricação de um bem material por meio da utilização de mão-de-obra, materiais e equipamentos enquanto que na prestação de serviços têm-se o desenvolvimento de alguma função com utilidade para certo público. Portanto, além de transformar insumos em produtos ou serviços, é necessário que esses produtos ou serviços tenham um propósito e é esse propósito que determinará o sucesso da empresa que estará ofertando os mesmos ao mercado.

Figura 3: Sistema de Produção



Fonte: Adaptado de Rebello (2004)

Para Chambers *et al* (2002), a função produção, seja de bens ou serviços, é fundamental para qualquer empresa pois afeta diretamente o nível pelo qual ela satisfaz a seus consumidores. Segundo Gaither e Frazier (2002), a função produção respeita e se define pelas decisões estratégicas, operacionais e de controle. As decisões estratégicas servem de apoio para a estratégia empresarial e correspondem às decisões sobre produtos, processos e instalações, tendo impacto de longo prazo nas organizações (custo do produto, flexibilidade e prazo de entrega, por exemplo).

O entendimento sobre os conceitos acerca dos sistemas de produção, seus objetivos, suas classificações, permitem aos gestores tomarem decisões acerca da

estratégia de uma organização. Nesse contexto, existem decisões operacionais, que são decisões a respeito de como planejar a produção para atender a demanda, atuando no médio prazo. Também existem decisões de controle, que se referem ao planejamento e controle das operações, relacionadas às atividades diárias, manutenção dos padrões de qualidade e dos equipamentos, por exemplo.

Os sistemas produtivos são divididos em subsistemas, e isso facilita o entendimento de cada uma das suas partes e também permite a tomada de decisão mais rápida e correta. Chambers *et al* (2002) divide um sistema produtivo em quatro subsistemas: insumos, transformação, controle e saída. Estes subsistemas, segundo Boiko *et al* (2009), também podem ser subdivididos conforme mostra o Quadro 2:

Quadro 2: Divisão dos subsistemas de produção

SUBSISTEMA PRODUTIVO	CLASSIFICAÇÃO DO SUBSISTEMA PRODUTIVO
INSUMOS	<ul style="list-style-type: none"> • Insumos externos • Insumos de mercado • Insumos primários
TRANSFORMAÇÃO	<ul style="list-style-type: none"> • Processamento de materiais • Processamento de informações • Processamento de consumidores
CONTROLE	<ul style="list-style-type: none"> • Atividades de rotina destinadas à manutenção e atingimento de padrões de produção
SAÍDAS	<ul style="list-style-type: none"> • Produtos diretos • Produtos indiretos

Fonte: adaptado de Boiko et al (2009)

Quanto aos insumos que serão transformados pelos sistemas, Boiko et al (2009) considera como externos todas as informações que são importantes para o funcionamento do sistema produtivo, porém, não classifica quais desses insumos terão maior ou menor importância para o funcionamento do sistema. Chambers et al (2002) e Tubino (2000) classificam como insumos de mercado, todas as características mercadológicas necessárias para a transformação desses insumos em

saídas, produtos ou serviços, que atenderão às demandas exigidas pelos clientes. Os insumos do tipo primários, segundo Boiko et al (2009) e Tubino (2000) são aqueles que efetivamente participarão do processo de transformação com o intuito de gerar produtos ou serviços no final dos sistemas, como matérias-primas, mão de obra e equipamentos.

A classificação do subsistema de transformação está relacionada com o tipo de negócio que as empresas estarão trabalhando. Um sistema que processa materiais está ligado, principalmente, às empresas que fornecem produtos ao mercado, e para fornecer esses produtos, terão de processar basicamente matérias-primas. Os sistemas que transformam informações geralmente estão ligados à prestação de serviços, como no caso de empresas do ramo financeiro. Os sistemas que processam consumidores podem estar ligados à prestação de serviços onde são realizadas transformações nos próprios consumidores, como no caso de empresas do ramo da saúde (hospitais, clínicas cirúrgicas), ou serviços onde o cliente será usuário, como nos casos de empresas do ramo do turismo (BOIKO et al, 2009). O subsistema de controle, segundo Rebello (2004), engloba todas as atividades destinadas à manutenção do controle e dos padrões dos sistemas produtivos, dentre elas, os sistemas de programação e controle da produção, os sistemas de qualidade e os sistemas de medição de desempenho.

Todos os sistemas produtivos irão gerar saídas que podem ser, segundo Perales (2001), a fabricação ou manufatura de produtos, em que essas saídas podem ser estocadas, e a geração ou prestação de serviços, quando a saída é intangível e consumida simultaneamente com a sua produção, sendo indispensável a presença do consumidor e não podendo ser estocada. Boiko et al (2009), classifica as saídas como diretas e indiretas, sendo que as primeiras são o objeto do negócio das empresas e o que proporcionarão os retornos monetários esperados. As saídas indiretas são aquelas geradas pelos sistemas, não como objetivo das suas atividades, mas como efeitos colaterais dessas atividades, como impostos, impactos ambientais, etc. De acordo com essas classificações, este trabalho está ligado aos sistemas processadores de insumos primários, transformação de materiais e saídas do tipo produtos diretos.

A partir do entendimento das divisões dos sistemas em subsistemas e ainda mais, com a classificação desses subsistemas, é possível conhecer seus níveis de

desempenho. Com esse entendimento deve-se atuar de maneira a alinhar esses desempenhos com a estratégia esperada ou mesmo mudar os rumos para novas estratégias adotadas pelas organizações. Entretanto, tudo passa pela medição de desempenho em cada nível desses sistemas e pela avaliação da sua performance.

A avaliação de um sistema produtivo passa pelos critérios de desempenho da organização e, de maneira genérica, Tubino (2000) divide os principais critérios de avaliação de um sistema produtivo em quatro grupos: qualidade, custo, desempenho de entregas e flexibilidade. Segundo Bolsi (2011), atualmente consideram-se a inovação e o meio-ambiente como critérios de desempenho. Para Bolsi (2011), um sistema produtivo não funciona isoladamente e para obter sucesso, ele depende basicamente da relação de três funções básicas: finanças, manufatura e marketing.

A medição de desempenho realizada por este trabalho está direcionada aos sistemas de manufatura, mais especificamente focado no desempenho das operações de produção que envolvem equipamentos. A medição de desempenho nessas operações busca identificar oportunidades de melhorias nos critérios para avaliação de um sistema produtivo, estabelecendo parâmetros para mensuração das atividades e fornecendo informações para os tomadores de decisão nas organizações conduzirem os seus trabalhos.

De acordo com Black (1998), um sistema de manufatura é uma coleção ou arranjo de operações e processos utilizados para fabricar um determinado produto ou componente, e inclui os equipamentos existentes que compõem os processos produtivos e o arranjo desses processos. Um sistema de manufatura e operações, para Carvalho *et al* (2009), faz parte dos fatores definidores da estratégia da empresa, sendo três os elementos fundamentais para ser considerado no sistema de manufatura: uma orientação dominante, um padrão de diversificação e uma perspectiva de crescimento. A competitividade, em termos de mercado, se resume em ser melhor que a concorrência em algum aspecto relevante, seja ele um fator interno, sob domínio da organização, ou externo, suscetível às nuances transacionais desse mercado.

Os sistemas de manufatura, segundo Moreira (1993), precisam ser bem planejados e direcionados de acordo com a estratégia e com o direcionamento da empresa. Organizações que possuem um alinhamento adequado entre os principais estágios dos ciclos de vida dos seus produtos e dos seus processos têm

suscetibilidade maior ao sucesso, uma vez que posicionam e desenvolvem toda a sua estrutura de processos de maneira a ser mais fluído, altamente flexível, ou mais sistêmico, eficiente, mas muito mais dependente de capital para investimentos.

Chambers (2002) estabelece quatro métricas para análise e classificação dos diferentes tipos de sistemas de produção: volume de saídas, variedade de saídas, variação da demanda das saídas, e o grau de contato com o consumidor envolvido na produção da saída. Além da utilização dessas métricas para classificação dos sistemas, é importante utilizar essas análises para escolher o sistema adequado de medição de performance desses sistemas. Para os casos em que for utilizado a DEA, por exemplo, é importante analisar e classificar os tamanhos das DMUs a serem analisadas, podendo assim definir se os modelos a serem utilizados serão do tipo CRS de retorno constante de escala ou VRS de retorno variável de escala. Isso faz-se necessário pois não serão obtidos bons parâmetros de análise de informações se forem misturadas DMUs de diferentes proporções. A próxima seção apresentará os principais conceitos de processos produtivos e operações de produção.

2.2 PROCESSOS PRODUTIVOS E OPERAÇÕES DE PRODUÇÃO

Os processos produtivos são constituídos de operações que podem ser agrupadas em células de manufatura, em linhas de produção ou podem ser formadas por equipamentos individuais, organizados em uma planta produtiva. Cada uma dessas organizações dependerá basicamente das características dos produtos que irão ser produzidos, do volume dessa produção e da diversificação do mix de produção. Essa orientação para a combinação entre as características dos produtos e os tipos de processos mais adequados foi introduzida na literatura em 1979.

Uma boa estratégia de operações, segundo Oliveira (2009), deve estabelecer um plano para a função operações de modo que esta possa fazer o melhor uso de seus recursos. A estratégia deve envolver os aspectos mercadológico, aspectos financeiros e aspectos operacionais, incluindo um plano adequado para os processos de manufatura. A produtividade que será obtida de cada equipamento e a eficiência com que transformarão os insumos em produtos determinarão os níveis de

competitividade das empresas e os padrões de atendimento da estratégia planejada. (ANTUNES et al, 2013).

Uma estratégia para os processos de produção deve envolver, segundo Reid e Sander (2005), quatro dimensões que determinarão os padrões de competitividade das empresas: custo, qualidade, tempo e flexibilidade. A abordagem dessas quatro dimensões dentro dos processos produtivos vai depender do tipo de posicionamento que a empresa terá em relação ao mercado em que irá atuar e ao tipo de produto que irá oferecer. Para Paiva, Carvalho Junior e Fensterseifer (2004) deve haver cinco critérios competitivos que serão alavancadores da estratégia organizacional: custo, qualidade, desempenho na entrega, flexibilidade e inovatividade. Antunes Junior et al (2008) acrescentam como um novo fator competitivo importante para as empresas, a entrega no prazo, que está relacionada ao fator tempo sugerido por Reid e Sander (2005).

De acordo com Black (1998), no mundo de competição internacional, o sucesso de uma empresa fabril depende do projeto de seu sistema de manufatura. Esse sistema deve satisfazer as necessidades de seus usuários, os clientes internos da empresa. Para isto, segundo Black (1998), o sistema deve ter alguns fatores no seu projeto, como mostra o Quadro 3.

Quadro 3: Fatores competitivos de um sistema de produção

FATOR	DESCRIÇÃO
Segurança	Em concordância com normas de segurança projetadas para prevenir acidentes – um projeto à prova de falhas se trabalho sujo e sem trabalho manual pesado
Flexibilidade	Fácil de ser alterado pelo usuário
Confiabilidade	Consistente, repetitivo, boa manutenibilidade, robusto
Envolvimento dos empregados	Apoio às sugestões, respeito aos empregados qualquer um tem pequenas idéias, time de gestão atrativo
Bons serviços	Bom suporte da área técnica e de engenharia, bons manuais de treinamento, bons manuais operacionais

FATOR	DESCRIÇÃO
Compreensibilidade	Facilidade do usuário em operar e controlar o processo

Fonte: Adaptado de Black Kannenberg e Pizzato (1998)

Diferente das propostas de Reid e Sander (2005), Paiva, Carvalho Junior e Fensterseifer (2004) e Antunes Junior et al (2008), Black (1998), propunham um sistema mais voltado para o funcionamento interno das suas partes e com isso estaria apto a competir nos mercados. Enquanto as dimensões de custo, qualidade, tempo e flexibilidade propostas por Reid e Sander (2005) propõem a adequação dos sistemas de manufatura às expectativas dos clientes externos, de maneira que a empresa possa se organizar internamente e atender os padrões de consumo dos mercados, a preocupação maior de Black (1998) é com o atendimento às necessidades dos clientes internos da empresa. Para o autor, o sistema deve funcionar perfeitamente e com isso teria maiores possibilidades de atender às demandas dos mercados emergentes.

Para uma empresa que pretenda competir com base em custos, segundo Reid e Sander (2005), ela deverá oferecer produtos com preços baixos relativamente aos preços dos produtos dos concorrentes. Para isso, os controles de produção devem estar voltados para medições de produtividade e eficiência dos processos e dos equipamentos, reduzindo assim gastos com mão de obra, energia, consumo de matérias-primas, entre outros insumos e ao mesmo tempo maximizando suas saídas.

A dimensão da qualidade é outra questão que precisa ser planejada de acordo com a estratégia de posicionamento dos produtos que a empresa irá produzir. Neste caso os padrões de materiais utilizados para a confecção e os padrões de capacidade dos processos devem ser levados em consideração (REID e SANDER, 2005). As questões relativas à dimensão do tempo remetem ao tempo de resposta ao cliente e ao tempo de atravessamento dentro da produção, que impacta diretamente no volume dos inventários. Os processos produtivos devem ser planejados de maneira a minimizarem os tempos de atravessamento e atenderem o mercado no menor tempo possível.

Outra dimensão importante é a flexibilidade. Segundo Koste e Malhotra (1999), à medida que o ambiente de uma empresa se modifica rapidamente, incluindo as

necessidades e as expectativas dos clientes, a capacidade de acomodar essas mudanças pode ser uma estratégia vencedora. Por outro lado, ao mesmo tempo que se aumenta a flexibilidade de um processo produtivo ou de um determinado equipamento, aumenta-se também as perdas relacionadas a trocas de ferramentais e readequação das linhas. Nesse ponto, as medições de desempenho são fundamentais para se identificar as perdas e as oportunidades de melhoria dos processos produtivos.

A transformação de matérias-primas em produtos envolve uma série de atividades particularmente desenvolvidas para cada situação ou genéricas, capazes de fazer a transformação de mais de um tipo de matéria-prima e produzir mais de um tipo de produto. Para cada uma dessas atividades, segundo Groover (2011), dá-se o nome de operação de produção. Existem, segundo Groover (2011), dentro das atividades de manufatura, 4 tipos básicos de operações, que são as operações de processamento e montagem, as operações de manuseio de materiais, as operações de inspeção e testes e as operações de coordenação e controle. Neste trabalho será dada maior ênfase às operações de processamento que envolvem a utilização de equipamentos, pois é nesse âmbito que a proposta desta pesquisa será aplicada.

As operações de armazenagem e manuseio de materiais, segundo Groover (2007), fazem parte dos processos produtivos e em alguns casos podem consumir mais tempo do que o próprio processamento dos produtos. Essas operações são constituídas por toda a logística que envolve desde a movimentação das matérias-primas para os equipamentos onde irão ser processadas até a armazenagem e destinação final dos produtos, passando também pelas movimentações que ocorrem dentro dos processos produtivos entre os equipamentos.

As operações de inspeção e testes tem por objetivo básico determinar se os produtos fabricados estão em conformidade com os parâmetros estipulados nos seus projetos. As operações de coordenação e controle incluem remetem à regulamentação dos processos de produção e montagem dentro da fábrica. O nível de controle engloba os aspectos ligados ao aproveitamento dos recursos envolvidos nas operações, como mão de obra e equipamentos.

Em um sistema de manufatura, as operações podem ser divididas em diferentes classificações, dentre elas, as operações de processamento e de montagem. Diferentes tipos de indústrias demandarão proporcionalmente mais ou

menos de cada um desses dois tipos de operações, dependendo do tipo de produtos que estarão processando. Existem indústrias dedicadas exclusivamente à montagem de componentes e nesses casos, esses componentes entram no sistema produtivo prontos para serem montados, sem demandar nenhuma operação de processamento. Em outros casos, as indústrias podem ser exclusivamente processadoras de materiais, fornecendo ao mercado produtos que não demandam montagem ou mesmo fornecendo para outras indústrias dedicadas aos processos de montagem. Outro tipo de indústria, porém, pode demandar os dois tipos de operações elas podem acontecer de maneira sequencial, quando as matérias-primas são processadas, transformadas em produtos para depois seguirem para os processos de montagem e destinadas aos estoques, ou de maneira intermitente, quando existem novas operações de processamento após as operações de montagem, e assim, consecutivamente até se obter os produtos projetados.

De acordo com as definições de Groover (2011), uma operação de processamento transforma um material de trabalho, de um estado de completude para um estado mais avançado e que está mais próximo da peça ou produto desejado. Nessa transformação, entende-se que existe a agregação de valor por meio da alteração da geometria, das propriedades ou da aparência do material inicial. Na seção a seguir são apresentados os conceitos gerais sobre produtividade e eficiência.

2.3 CONCEITOS GERAIS SOBRE PRODUTIVIDADE E EFICIÊNCIA

Neste tópico serão apresentados os conceitos gerais sobre produtividade e eficiência, as diferenças entre os dois conceitos e principalmente a importância de se fazer medições apropriadas para identificar a produtividade de um equipamento e a eficiência com que uma operação converte insumos em produtos.

2.3.1 Produtividade

O desenvolvimento dos mercados e da indústria manufatureira, segundo Saboniené e Karazijiené (2012), varia em função das demandas e das necessidades dos mercados internacionais. Isso requer constantes investimentos e pesquisas no desenvolvimento de fatores que proporcionem competitividade à essas indústrias e a produtividade pode ser utilizada como um dos indicadores que proporcionarão melhorias na competitividade das indústrias manufatureiras.

Segundo Diewert (1992), existem aspectos que podem ser atribuídos ao conceito de produtividade e dessa forma, cita como definições para o termo, o âmbito em que se pretende efetuar as medições. Um dos principais conceitos atribuídos à produtividade e também um dos mais utilizados, segundo Diewert (1992), é a relação entre o total de saídas de um sistema em um determinado período de tempo, em relação à um fator de controle de entradas desse sistema nesse mesmo período de tempo, conforme sugere a equação abaixo:

$$a^t = y^t/x^t$$

a^t = Produtividade obtida no período de tempo t

y^t = Número de produtos obtidos em um sistema no período de tempo t

x^t = Fator de entrada desse sistema no período de tempo t

t = Período fixo de tempo das medições

De acordo com Macedo (2012), o conceito de produtividade se refere à capacidade de a empresa gerar produto no seu processo produtivo, porém, esse conceito não se restringe somente à área da produção, abrangendo todos os aspectos de como a empresa transforma seus insumos em produtos. Essa alegação remete ao fato de que a produtividade pode ser medida de acordo com diversos aspectos relacionados à manufatura em uma empresa, não somente como uma relação entre unidades e tempo.

A produtividade de um processo não precisa necessariamente ser avaliada somente pela eficiência de uma de suas fases, a produção. Existem diversos outros fatores ou variáveis que interferem no desempenho da empresa, como por exemplo o preço e a qualidade do produto; a estratégia de mercado, o volume de vendas, o estoque de produtos acabados, o padrão tecnológico utilizado na manufatura, a qualidade dos processos de produção e a garantia dos padrões de conformidade dos produtos, as relações de trabalho, o custo e a qualidade das matérias primas utilizadas na produção, o volume de estoque de matérias primas, a relação com fornecedores, etc. (MACEDO, 2012).

Entende-se, portanto, que a produtividade é uma relação de uma produção total dividida por um fator de entrada, por isso a medida da produtividade sempre estará relacionada com uma determinada entrada de cada vez. A identificação dessa relação entre os fatores pode evitar problemas de competitividade para as empresas, uma vez que no cenário globalizado atual prosperam aquelas empresas que apresentarem as melhores relações de produtividade. A próxima seção apresentará os conceitos de eficiência.

2.3.2 Eficiência

A eficiência produtiva, segundo Tupy e Yamaguchi (1998), é uma comparação entre valores obtidos em uma unidade produtiva e os valores considerados ótimos para essa mesma unidade e para os mesmos produtos avaliados. Cummins e Weis (2013) também afirmam ser a eficiência produtiva uma medida comparativa entre dois ou mais resultados de medições de fatores semelhantes, de maneira que se possa estabelecer quais deles obteve melhor aproveitamento dos insumos na transformação de produtos.

O resultado do cálculo da eficiência é sempre um valor entre zero e um podendo assim ser expressa em termos percentuais. Além disso é possível calcular dois tipos de eficiência: (a) a eficiência absoluta e a (b) eficiência relativa. Na eficiência absoluta, a produtividade máxima (P_{max}) é um valor teórico e inatingível (ideal). Por outro lado, na eficiência relativa o P_{max} é a produtividade da concorrente mais eficiente dessa DMU. Caso a eficiência de uma DMU seja igual a um significa

que essa unidade é eficiente e se for menor que um significa que a unidade é ineficiente MARIANO et al, 2006).

De acordo com Corrêa (2014), pode-se medir também a eficiência econômica ou total de uma empresa. A eficiência econômica é composta pela eficiência técnica e pela eficiência alocativa. A eficiência técnica consiste na relação entre o produto potencial obtido de uma determinada tecnologia empregada e o produto obtido na realidade (KALIRAJAN, 1990). A eficiência alocativa, segundo (Corrêa (2014), é a razão entre o custo unitário da firma para produzir seus produtos e o custo unitário para produzir com a melhor prática produtiva. Nesta pesquisa será utilizada a eficiência técnica para se fazer a análise da operação pesquisada, não sendo o objetivo avaliar a eficiência alocativa ou a eficiência econômica total. Desta forma, a eficiência técnica a ser calculada está relacionada com a capacidade de cada DMU em uma operação produtiva produzir uma determinada quantidade utilizando o menor número de insumos em relação às demais DMU's analisadas.

Salerno (1991) parte do pressuposto que a eficiência e o desempenho de um sistema de transformação fabril dependem também da atividade de trabalho na operação, mesmo num ambiente automatizado onde, aparentemente, poder-se-ia pensar na irrelevância do trabalho operatório. Ainda segundo Salerno (1991), a integração e flexibilidade em suas diversas dimensões aumentam os imprevistos e incidentes em quantidade e qualidade, potenciando a propagação de efeitos, e isso justifica se fazer medições de mais de um insumo ao mesmo tempo, diferente do que acontece com as medições de produtividade.

Os estudos sobre eficiência tem como início o trabalho realizado por Farrell (1957), que afirmava as medições de produtividade e eficiência nas indústrias era um fator fundamental para a concepção de teorias e políticas adequadas. Farrell 1957) afirmava que as várias técnicas conhecidas para medir a eficiência das indústrias até aquele momento não estavam sendo capazes de melhorar as suas performances e atribuía essa falha ao fato de que as indústrias consideravam como fator de desempenho apenas a relação das suas produções pelo trabalho empregado para tal. Com isso, eram ignorados diversos outros *inputs* que eram fundamentais para seu desempenho econômico.

A proposta de Farrell (1957) estava voltada para o modo como as indústrias poderiam estar utilizando os *inputs* dos seus processos produtivos e transformando-

os em *outputs* de maneira a identificar o consumo desses insumos em relação à produção que estariam obtendo em suas fábricas. Uma empresa torna-se tecnicamente eficiente, de acordo com Cummins e Weis (2013), quando utilizar um nível mínimo de insumos para a obtenção de determinado nível de produtos.

Farrell (1957) propôs ainda a representação da produção por meio de uma função linearmente homogênea, permitindo que todas as informações relevantes para o cálculo da eficiência fossem representadas por uma isoquanta unitária eficiente que chamou de fronteira eficiente. Essa técnica ajuda não somente na identificação da eficiência de cada unidade de análise, mas principalmente, de quais dessas unidades estão sendo mais eficientes e podem ser utilizadas como benchmarking para as demais. Na seção a seguir será apresentada a análise envoltória de dados, que pode ser utilizada para medir a eficiência de sistemas produtivos.

2.3.3 Data Envelopment Analysis

A análise envoltória de dados é uma técnica não paramétrica, baseada em programação matemática, que desde seu desenvolvimento em 1978 tem ganhado atenção dos pesquisadores pelas potencialidades de sua aplicação na avaliação de desempenho nas empresas (KASSAI, 2002). Ela é uma abordagem de programação baseada na técnica de Farrell (1957), que serve para calcular a eficiência de unidades de tomadas de decisão, (*Decision Making Unit - DMU*), que possuem mais de uma entrada e mais de uma saída (COELI et al, 1998).

De acordo com Silva (2006), a técnica não paramétrica da DEA está entre os métodos mais aplicados para a mensuração da eficiência, da mesma forma que as fronteiras estocásticas (SFA) e os modelos de regressão, como o OLS e COLS, que são técnicas paramétricas.

Neste tópico serão detalhados os conceitos mais relevantes sobre a técnica da DEA, iniciando por descrever as características das técnicas paramétricas e não paramétricas, a evolução da DEA desde a técnica de cálculo de eficiência proposta por Farrel (1957), e as aplicações dos modelos de escalas constantes e variáveis.

O histórico de desenvolvimento do método de Análise Envoltória de Dados inicia com a tese de doutorado de Edward Rhodes em 1978, sendo orientada por W.W. Cooper. O objetivo da pesquisa era avaliar os resultados de um programa de acompanhamento de estudantes carentes, instituído em escolas públicas americanas, com o apoio do governo federal. A ideia central era comparar o desempenho de um conjunto de alunos de escolas que participavam do programa, com outro conjunto de alunos de escolas que não participavam do programa. A performance dos alunos era medida em termos de produtos definidos, como por exemplo, aumento da autoestima em crianças em crianças carentes e insumos como tempo gasto pela mãe em exercícios de leitura com sua criança (KASSAI, 2002).

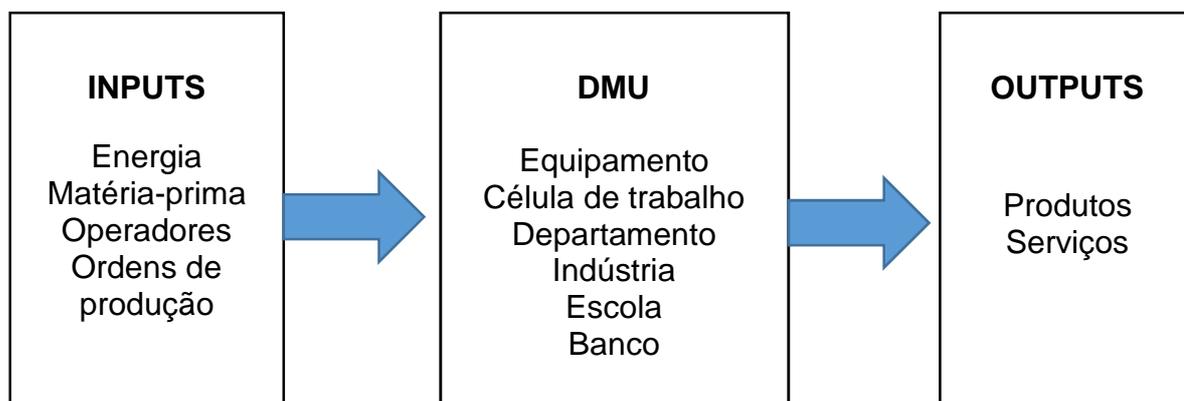
Essa tentativa de estimação da eficiência técnica de escolas, com base em múltiplos insumos e produtos, resultou na formulação do modelo CCR de Análise Envoltória de Dados, que é a abreviação de Charnes, Cooper e Rhodes, sobrenomes dos seus autores. Esse trabalho foi publicado pela primeira vez em 1978. Mariano et al (2006) afirma que a análise por envoltória de dados é uma curva de eficiência (ou de máxima produtividade) considerando a relação ótima entre insumos e produtos. Essa curva pode ser definida como uma fronteira de eficiência. Assim, as unidades consideradas eficientes estarão nessa curva enquanto as ineficientes se localizarão abaixo dela. A fronteira fornecerá os parâmetros para que uma empresa ineficiente se torne uma empresa eficiente.

Assim como na programação linear, com o uso da DEA é possível determinar as quantidades máximas de saídas produzidas para determinado nível de consumo de entradas, porém, com a DEA é possível determinar quais DMUs atingiram esses níveis máximos, posicionando-se na fronteira de eficiência, e também quais os parâmetros de entradas ou saídas precisariam ser melhorados nas demais DMUs para que as mesmas pudessem atingir essa fronteira de eficiência. As DMUs posicionadas na fronteira de eficiência são consideradas benchmarking e os ajustes necessários para aquelas DMUs que ficaram posicionadas fora da fronteira de eficiência podem ser detalhados a partir do cálculo das folgas.

Uma DMU (*Decision Making Unit*) é considerada uma unidade para tomada de decisão de uma unidade produtiva, e de acordo com Piran (2015), pode ser um projeto, um produto, um departamento, uma divisão ou mesmo um equipamento. A

relação entre os *inputs*, as DMUs e os *outputs* de um sistema estão representados na Figura 4.

Figura 4: Relação entre inputs, DMUs e outputs



Fonte: Elaborado pelo autor

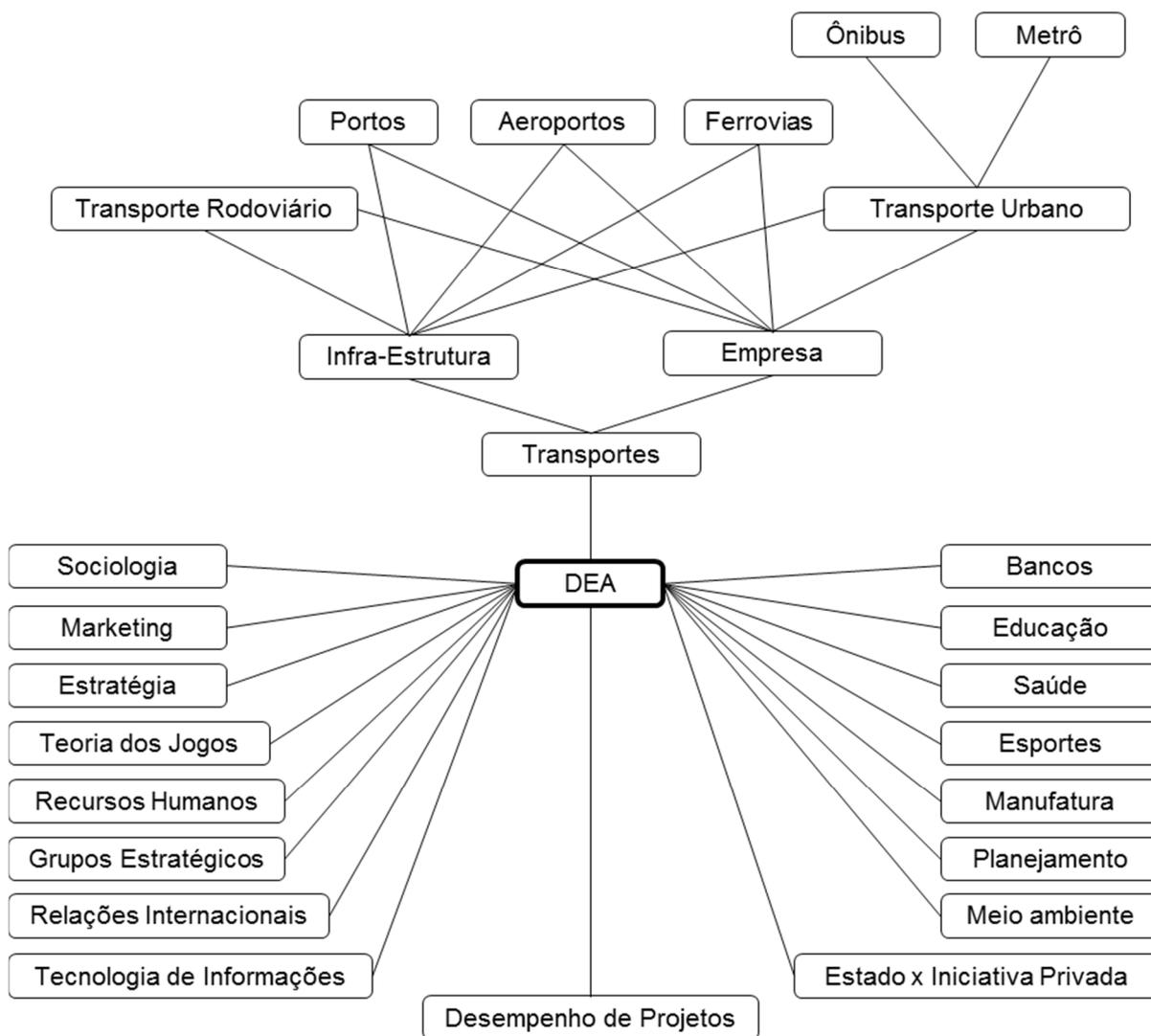
A Fronteira de Eficiência, segundo Kassai (2002), é a curva de produção que reúne as empresas cujo plano de produção não foi superado por nenhuma outra, considerando os pesos determinados pela resolução do problema de programação linear, para suas quantidades de insumos e produtos. Souza (2014) acrescenta ainda que o significado de fronteira de eficiência diz respeito aos pontos que demarcam a produtividade pela qual uma unidade produtiva é tecnicamente eficiente.

Existe, porém, o conceito denominado de eficiência relativa ou Pareto eficientes, que para Kassai (2002), pode ser atribuído àquelas empresas que estiverem operando em condições de mercados protegidos ou em setores monopolistas. Nesses casos, a fronteira eficiente revelada pode não ser a fronteira eficiente efetiva, ou seja, essas empresas poderiam não estar atuando na fronteira de produção ideal.

O Benchmarking, de acordo com Sousa (2014), pode ser definido como um processo contínuo e sistemático para a avaliação de produtos, serviços e processos de trabalho, em organizações reconhecidas pelas melhores práticas, com o propósito de buscar a melhoria organizacional. Piran (2015), acrescenta ainda que por serem reconhecidas como líderes em suas indústrias, algumas empresas podem ser tomadas como referência para outras na busca de parâmetros para melhorarem seus próprios desempenhos.

Desde o seu desenvolvimento em 1978, a DEA foi ganhando crescentes contribuições de pesquisadores que buscaram a sua aplicação nos mais diferentes ramos da economia, dos negócios e da sociedade em geral. A pesquisa realizada por Paiva Junior (2000) identifica diversas áreas que haviam utilizado a DEA na avaliação de indicadores de desempenho, seja com o objetivo usual de determinar a eficiência ou no intuito de ajudar agentes deliberantes na escolha de alternativa de ações. Essas áreas de utilização da DEA foram agrupadas por Paiva Junior (2000), conforme mostra a Figura 5, porém sem abordar os objetivos dessas aplicações. Paiva Junior (2000) apresenta uma relação dos setores onde a aplicação da DEA é utilizada, conforme mostra a Figura 5.

Figura 5: Áreas de Aplicação da DEA



Fonte: Adaptado de Paiva Junior (2000)

Piran (2015) reafirma o aumento constante das publicações acerca das aplicações da DEA, enfatiza que as suas aplicações podem ser úteis para solucionar problemas como a mensuração dos resultados obtidos por meio da aplicação de determinados conceitos e técnicas de desenvolvimento de projetos e processos nas indústrias, e apresenta uma relação dos principais trabalhos que, ao longo do tempo, contribuíram para a evolução da DEA.

A Análise Envoltória de Dados, de acordo com Kassai (2002), pode ser considerada como um corpo de conceitos e metodologias que está incorporada a uma coleção de modelos, dentre os quais os mais utilizados estão o modelo CCR e o modelo BCC. De acordo com Paiva Junior (2000), os modelos CCR e BCC trabalham com diferentes tipos de tecnologias e, conseqüentemente, geram fronteiras de eficiência diferentes e medidas de eficiência diferentes. Esses modelos serão descritos neste trabalho, nos tópicos a seguir.

2.3.4 Modelos DEA para Retorno Constante de Escala (CRS) e Retorno Constante de Escala (VRS)

Os modelos CCR (**C**harnes **C**ooper e **R**hodes), permite uma avaliação objetiva da eficiência global e identifica as fontes e estimativas de montantes das ineficiências identificadas (KASSAI, 2002). Esse modelo opera com retornos constantes de escala e constrói uma superfície linear por partes, não paramétrica, envolvendo os dados (SOUZA, 2014). No modelo CRS existe uma função de produção linear e a inclinação da reta representa essa função de produção que determina os rendimentos constantes de escala (PIRAN, 2015). A seguir, as equações (1), (2) e (3) ilustram fórmulas para se calcular o modelo CRS.

$$\text{MAX}_{po} = \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{io}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jo}} \quad (1)$$

Sujeito a:

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j j_k} \leq 1 \text{ para } k = 1, 2 \dots z \quad (2)$$

$$u_i \text{ e } v_j > 0 \quad (3)$$

Onde:

u_i = peso calculado para o *output* i

v_j = peso calculado para o *input* j

y_{io} = quantidade de *output* i para unidade em análise

x_{jo} = quantidade do *input* j para unidade em análise

y_{ik} = quantidade do *output* i para unidade k de um determinado setor

x_{jk} = quantidade do *input* j para unidade k de um determinado setor

z = número de unidades em avaliação

m = número de *outputs*

n = número de *inputs*

A equação (1) consiste na função objetivo do modelo, a qual tem a função de maximizar os *outputs* e a equação (2) representa as restrições do modelo, que limitam a produtividade de todas as DMUs calculadas na primeira equação, inclusive a DMU que está sendo avaliada.

Os modelos CRS podem ser orientados para *inputs* ou *outputs*. Os modelos orientados para *inputs* têm como objetivo identificar quais DMUs consumiram os menores níveis de *inputs*, mantendo os mesmos níveis de *outputs*. Nesses casos, o objetivo dos modelos é minimizar as entradas e manter as saídas constantes. Os modelos orientados para *outputs* têm como objetivo identificar quais DMUs obtiveram os melhores resultados quanto aos seus *outputs*, mantendo constantes os seus *inputs*. Desta forma, os modelos com a orientação para *outputs* objetivam maximizar as saídas e manter constantes as entradas de um sistema produtivo.

As equações utilizadas para o cálculo dos modelos DEA orientados a *inputs*, são descritos por Souza (2014) como sendo:

$$\text{MAX } p_o = \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{io}}{1} = \sum_{i=1}^m u_i y_{io}$$

Sujeito a:

$$\sum_{j=1}^n v_j x_{jo} = 1$$

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jk}} \leq 1 \quad \sum_{i=1}^m u_i y_{jk} - \sum_{j=1}^n v_j x_{jk} \leq 0, \text{ para } k = 1, 2 \dots z$$

$$u_i \text{ e } v_j > 0$$

Onde:

u_i = peso calculado para o *output* i

v_j = peso calculado para o *input* j

y_{io} = quantidade de *output* i para unidade em análise

x_{jo} = quantidade do *input* j para unidade em análise

y_{ik} = quantidade do *output* i para unidade k de um determinado setor

x_{jk} = quantidade do *input* j para unidade k de um determinado setor

z = número de unidades em avaliação

m = número de *outputs*

n = número de *inputs*

As equações utilizadas para o cálculo dos modelos DEA orientados a *inputs*, são descritos por Souza (2014) como sendo:

$$\text{MAX } po = \frac{1}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jo}} = \text{MIN } FO \sum_{j=1}^n v_j x_{jo}$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m u_i y_{io} = 1$$

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jk}} \leq 1 \quad \sum_{i=1}^m u_i y_{jk} - \sum_{j=1}^n v_j x_{jk} \leq 0, \text{ para } k = 1, 2 \dots z$$

$$u_i \text{ e } v_j > 0$$

Onde:

u_i = peso calculado para o *output* i

v_j = peso calculado para o *input* j

y_{io} = quantidade de *output* i para unidade em análise

x_{jo} = quantidade do *input* j para unidade em análise

y_{ik} = quantidade do *output* i para unidade k de um determinado setor

x_{jk} = quantidade do *input* j para unidade k de um determinado setor

z = número de unidades em avaliação

m = número de *outputs*

n = número de *inputs*

Além do modelo DEA utilizado para retornos constantes de escala (CRS), existe o modelo VRS, que é utilizado para retornos variáveis de escala. Para os casos em que as DMUs avaliadas tenham proporções que se distanciam, não cabe avaliá-las sob os mesmos critérios de eficiência, e por isso, Banker, Charnes e Cooper (1984) propuseram o modelo para retorno variável de escala, conhecido como VRS (**V**ariable **R**eturns to **S**cale). Nesses casos, devido ao fato de possibilitar que a tecnologia exiba propriedades de retornos à escala diferentes ao longo de sua fronteira, esse modelo admite que a produtividade máxima varie em função da escala de produção (BELLONI, 2000).

De acordo com Ferreira (2009), existem dois modelos VRS, com diferentes orientações. O primeiro seria um modelo com retorno decrescente de escala, onde os aumentos nos *inputs* provocam aumentos proporcionalmente menores nos *outputs*. O segundo modelo seria um modelo com retorno crescente de escala, onde o aumento obtido nos *outputs* é proporcionalmente maior do que o aumento dos *inputs* em uma DMU.

Para Souza (2014), diferente dos modelos CRS, os modelos VRS têm função de produção não linear e por isso podem ser divididas nesses dois modelos com diferentes orientações. Como esse modelo admite que a produtividade máxima varie em função da escala de produção, permite também a utilização de DMUs de portes completamente diferentes. Outra consideração importante sobre os modelos VRS feita por Mariano et al (2006), é que a única diferença entre os modelos CRS e VRS está no acréscimo de uma variável “u” no numerador, ou então, de uma variável “v” no denominador, conforme demonstram as equações a seguir.

Equação para um modelo VRS, conforme apresentado por Souza (2014):

$$MAX po = \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jo}} + u \text{ ou } MAX po = \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jo}} + v$$

Sujeito a:

$$\frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jo}} + u \leq 1 \text{ ou } \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ik}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jo}} + v \leq 1 \text{ para } k = 1, 2 \dots z$$

$$u_i \text{ e } v_j > 0$$

u e v sem restrição de sinal

Onde:

u_i = peso calculado para o *output* i

v_j = peso calculado para o *input* j

y_{io} = quantidade de *output* i para unidade em análise

x_{jo} = quantidade do *input* j para unidade em análise

y_{ik} = quantidade do *output* i para unidade k de um determinado setor

x_{jk} = quantidade do *input* j para unidade k de um determinado setor

z = número de unidades em avaliação

m = número de *outputs*

n = número de *inputs*

Para os modelos VRS orientados a *input*, Souza (2014) e Piran (2015) apresenta as seguintes equações:

$$MAX = \sum_{i=1}^m u_i y_{io} + u$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m u_i y_{jk} + u - \sum_{j=1}^n v_j x_{jk} \leq 0, \text{ para } k = 1, 2 \dots z$$

$$\sum_{j=1}^n v_j x_{jo} = 1$$

u_i e $v_j > 0$; u e v sem restrição de sinal, $i=1, \dots, m, j = 1, \dots, n$

Onde:

u_i = peso calculado para o *output* i

v_j = peso calculado para o *input* j

y_{io} = quantidade de *output* i para unidade em análise

x_{jo} = quantidade do *input* j para unidade em análise

y_{ik} = quantidade do *output* i para unidade k de um determinado setor

x_{jk} = quantidade do *input* j para unidade k de um determinado setor

z = número de unidades em avaliação

m = número de *outputs*

n = número de *inputs*

Para os modelos VRS orientados a *output*, Souza (2014) e Piran (2015) apresentam as seguintes equações:

$$MAX = \sum_{j=1}^n v_j x_{jo} + v$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^m u_i - v - \sum_{j=1}^n v_j x_{jk} \leq 0, \text{ para } k = 1, 2 \dots z$$

$$\sum_{j=1}^m u_i y_{io} = 1$$

u_i e $v_j > 0$; u e v sem restrição de sinal, $i=1, \dots, m, j = 1, \dots, n$

Onde:

u_i = peso calculado para o *output* i

v_j = peso calculado para o *input* j

y_{io} = quantidade de *output* i para unidade em análise

x_{jo} = quantidade do *input* j para unidade em análise

y_{ik} = quantidade do *output* i para unidade k de um determinado setor

x_{jk} = quantidade do *input* j para unidade k de um determinado setor

z = número de unidades em avaliação

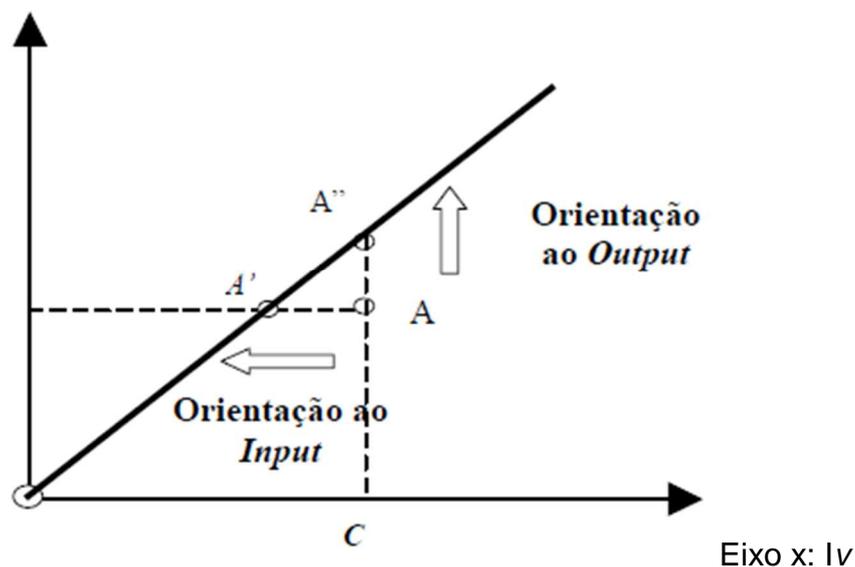
m = número de *outputs*

n = número de *inputs*

De acordo com Mariano et al (2006), A produtividade de uma DMU pode ser calculada pela tangente da reta que sai da origem e passa por essa DMU. No caso do modelo CRS, as DMUs eficientes são exclusivamente aquelas que possuem uma produtividade máxima que, com os coeficientes calculados pelo modelo, é sempre igual a um. Sendo assim, pode-se concluir que a fronteira de eficiência de um modelo CCR será uma reta com inclinação de 45° como representado na Figura 6.

Figura 6: Representação do modelo CRS orientado a input e output

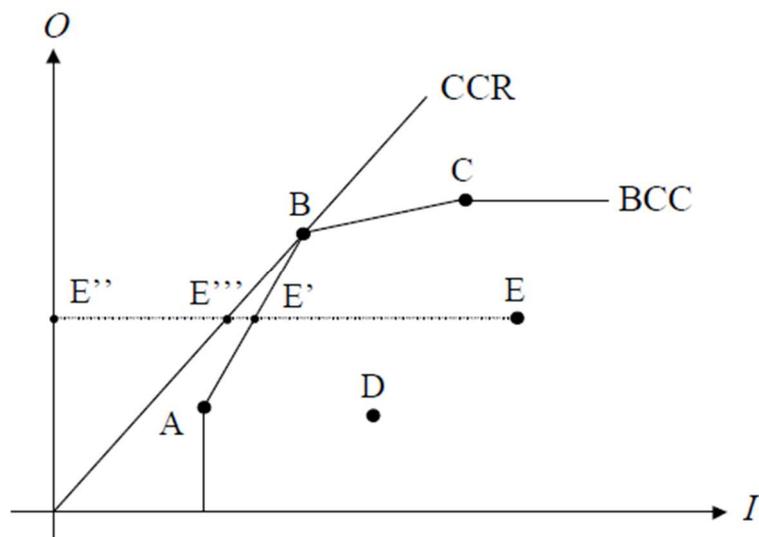
Eixo y: Ov



Fonte: Adaptado de Mariano (2006)

Na Figura 6 estão representadas as orientações para input e para output, onde pode-se perceber, a partir das relações trigonométricas, que para todo modelo CRS (em que a fronteira é uma reta de 45°) a eficiência calculada pelo modelo orientado ao input ou output é igual a calculada pelo modelo orientado ao output. A Figura 7 representa as fronteiras dos modelos CRS e VRS.

Figura 7: Representação do modelo VRS



Fonte: Souza (2014)

Para este trabalho será adotado o modelo CRS e será calculada a eficiência técnica dos equipamentos buscando apoiar a proposta de construção de uma métrica alternativa que possa unir a DEA com o OEE.

2.4 MÉTRICAS PARA AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DE EQUIPAMENTOS

A partir de uma revisão sistemática da literatura sobre o tema de avaliação da performance operacional foi possível identificar algumas propostas de indicadores que buscam complementar ou substituir o OEE. Das ferramentas de medição de desempenho apresentadas no Quadro 4, apenas o PEE, o EPR e a CUB são comparáveis ao OEE em relação à unidade de produção medida, ou seja, ambos são utilizados para medir o desempenho individual de equipamentos. As demais ferramentas fazem medições de células de produção ou de todo o processo fabril, e portanto, apresentam características distintas do OEE.

Essas propostas apresentadas no Quadro 4, a exemplo do OEE, não consideram elementos importantes para a avaliação da performance operacional das operações, como matérias-primas, gastos com manutenção, estoque de peças para reposição, entre outros, nas suas bases de cálculos. Todos baseiam-se na relação da produtividade realizada com a capacidade teórica desses equipamentos ou das unidades tomadoras de decisão avaliadas.

Da mesma forma, nenhum dos indicadores encontrados na revisão sistemática da literatura realizada para esta pesquisa utilizaram a DEA como técnica complementar para fazer as análises de desempenho em sistemas produtivos. Esses indicadores buscam medir o relacionamento entre diferentes equipamentos, buscam identificar possíveis gargalos nas fábricas, procuram medir o sistema produtivo de uma fábrica considerando todos os seus processos ou mesmo as atividades de uma célula de produção. Analisando os indicadores dispostos no Quadro 4, nenhum deles utiliza a DEA como medida complementar ou integrada para mensuração da eficiência.

Quadro 4: Indicadores alternativos propostos em substituição ao OEE

INDICADOR / MEDIDA	AUTORES	UNIDADE DE ANÁLISE	O QUE É O INDICADOR
OFE - <i>Overall Factory Effectiveness</i>	OECHSNER, et al, 2002.	Células de Produção	Mede atividades combinadas onde há o relacionamento entre diferentes máquinas e equipamentos.
OTE - <i>Overall Throughput Effectiveness</i>	MUTHIAH e HUANG, 2007.	Fábrica	Utilizado para medir a performance da fábrica e identificar gargalos e capacidades ocultas.
GPE - <i>Global Production Effectiveness</i>	LANZA et al, 2013	Fábrica	Utiliza uma sequência de medidas individuais combinadas para determinar a performance do sistema após cada integração entre os processos.
PEE – <i>Production Equipment Effectiveness</i>	RAOUF, 1994	Fábrica	Utiliza os mesmos indicadores do OEE, porém, atribui pesos diferentes para cada um deles, de acordo com a importância de cada um no processo em que está sendo medido.
OPE – <i>Overall Plant Effectiveness</i>	SCOTT e PISA, 1998	Fábrica	Propõe medir os outputs reais da fábrica em relação aos outputs teóricos.
OAE – <i>Overall Asset Effectiveness</i>	NEELY, 1995	Fábrica	Propõe medir os outputs reais da fábrica em relação aos outputs teóricos.
EPR - <i>Equipment Performance Reliability</i>	MUCHIRI e PINTELON, 2008	Equipamento	Mede a confiabilidade do equipamento, relacionada à sua condição de atender às características técnicas para as quais foi projetado.

INDICADOR / MEDIDA	AUTORES	UNIDADE DE ANÁLISE	O QUE É O INDICADOR
CUB - <i>Capacity Utilization Bottleneck</i>	KONOPKA, 1995.	Equipamento	Mede as saídas do gargalo em relação à produção teórica que o mesmo deveria estar realizando.

Fonte: Elaborado pelo autor

Segundo Campos (1994) todas as empresas devem medir e melhorar os seus índices de desempenho, sob a pena de perderem clientes, mercados e mesmo falirem. Da Hora e Viera (2014) afirmam que medindo a performance operacional adequadamente, as empresas podem produzir melhor que os concorrentes e com isso oferecer vantagens aos seus consumidores e garantir a manutenção das vendas. Conforme Figueiredo et al (2005), um sistema de medição de desempenho adequado deve permitir aos tomadores de decisão nas empresas perceberem não somente se as estratégias estão sendo alcançadas, mas também se as mesmas continuam sendo viáveis para as empresas. As melhorias de performance operacional é uma das questões centrais desde a década de 1990 para que as empresas possam manter-se competitivas, conforme afirma Bititci et al (1997). A performance dos sistemas de medição é o processo central de um sistema de gerenciamento do desempenho das empresas e também um processo de verificação e alinhamento entre o desempenho real e as estratégias de uma organização.

Nesse sentido, Genovese et al (2014) afirmam que é fundamental que as empresas desenvolvam e tenham um método para guiá-las na definição e na implantação dos sistemas de medição de desempenho, bem como tenham um processo definido de análise das informações obtidas para tomadas de decisão. A adoção de sistemas para medição de desempenho torna-se cada vez mais importante para as organizações. De acordo com Gimzauskiene e Kloviene (2015) as mudanças no ambiente econômico levam à mudanças de comportamento constantes e na tentativa de se adaptarem e reduzirem as incertezas quanto às decisões que precisam ser tomadas, as empresas precisam fazer escolhas sobre quais métricas irão adotar. Essas escolhas, segundo Parmenter (2015), precisam seguir alguns procedimentos

básicos e não serem adotadas as métricas para imediatamente utilizar seus resultados.

Ainda segundo Parmenter (2015) existem sete princípios fundamentais para o sucesso da implementação das métricas de performance, que são: formar parcerias envolvendo as equipes que participarão do projeto; dar autonomia para as pessoas que estiverem na linha de frente; medir e reportar somente o que importa; obter os indicadores a partir dos fatores críticos de sucesso; abandonar os processos que não entregam resultados esperados; nomear um gestor chefe para as medições que tenha crescido internamente na organização; a organização precisa conhecer os ganhos reais com a definição das métricas corretas para a performance. Conforme Bennett, Lance e Woehr (2014), os problemas envolvendo a definição das métricas corretas para avaliação da performance operacional continuam sendo objeto de estudos na área acadêmica. Na próxima seção serão apresentados os conceitos sobre o OEE.

2.5 OVERALL EQUIPMENT EFFECTIVENESS

O Índice de Eficiência Global dos Equipamentos - OEE é uma importante ferramenta para identificar as perdas relacionadas aos equipamentos que as empresas têm em seus processos produtivos e a partir dessa identificação, permitir que elas façam melhorias nesses processos, focalizando os pontos exatos para a implantação dessas melhorias. (JEONG e PHILLIPS, 2001; CHIARADIA; POMORSKI 2004; MUCHIRI e PINTELON, 2008; SANTOS, 2009; ANTUNES Jr. et al, 2013). O OEE surgiu a partir dos conceitos da TPM e seu papel fundamental é identificar e medir as principais perdas dos processos produtivos.(NAKAJIMA,1989). O Quadro 5 apresenta as perdas medidas pelo OEE.

Quadro 5: Perdas medidas pelo OEE

TIPO DE PERDA	DESCRIÇÃO DA PERDA
---------------	--------------------

Perdas por quebras do equipamento	São perdas por paradas não programadas dos equipamentos, geralmente ocorridas por problemas mecânicos e que requerem intervenção para restabelecer seu funcionamento. Essas paradas podem ser de curta ou de longa duração, porém são paradas drásticas e repentinas, que delimitam o poder de antecipação das ocorrências por parte das empresas.
Perdas por setup e regulagens	Essas perdas são decorrentes das programações de produção e do mix de produtos que passam pelos equipamentos. Nesse caso, quando a variação do mix é alta e os lotes de produção são pequenos, as perdas por setup tendem a restringir a capacidade produtiva dos equipamentos. Da mesma forma, sempre que houverem setups, existe a possibilidade de se fazer pequenas paradas para ajustes nos equipamentos para acertar as características dos produtos a serem produzidos.
TIPO DE PERDA	DESCRIÇÃO DA PERDA
Perdas por ociosidade e pequenas paradas	São pequenas paradas dos equipamentos, e diferentemente da primeira perda, são paradas menores e que necessitam de pouco tempo para que sejam sanadas e o funcionamento dos equipamentos sejam restabelecidos. Para alguns autores como Shirose (1992), para que sejam consideradas perdas por pequenas paradas, o restabelecimento do funcionamento dos equipamentos deve ser feito pelos próprios operadores, não necessitando da intervenção da manutenção. As perdas por ociosidade, segundo Suehiro (1992), podem ser configuradas por faltas ou interrupções no fornecimento de materiais, seja por processos de abastecimento automáticos como falhas em esteiras transportadoras ou mesmo por falta do material no posto.

Perdas por redução de velocidade	Caracterizadas pela diminuição do ritmo de produção em relação à meta estipulada pela engenharia, essas perdas, mesmo que o equipamento esteja em funcionamento, causam baixa nos volumes produzidos. As causas das perdas por redução da velocidade podem ser várias, dentre elas, falhas nos equipamentos, falta de experiência dos operadores, matéria-prima de baixa qualidade ou não conforme padrões estabelecidos sendo processada, dentre outras.
Perdas por problemas de não qualidade e retrabalhos	Nesses casos, os equipamentos podem ter passado o tempo certo produzindo na velocidade ideal, porém, os produtos obtidos podem não atenderem a qualidade esperada e isso se torna perdas. Essas perdas podem se transformar em descarte dos itens que não atenderem os padrões especificados ou em retrabalhos para aqueles itens que podem ser corrigidos. De qualquer forma essas perdas envolvem custos adicionais em relação ao planejamento inicial.
Perdas por queda no rendimento	Essas perdas, segundo Shirose (1992), são ocasionadas geralmente nos processos de startup dos equipamentos, como nos casos de lançamentos de novos produtos, retorno de férias coletivas, inícios de turnos de trabalho ou inícios de semanas, quando os equipamentos partem do status desligados e passam a iniciar a operação.

Fonte: Elaborado pelo autor

O indicador de OEE traduz para o nível do equipamento a diferença entre o ideal e o estado real, fazendo uma síntese das seis grandes perdas apresentadas, segundo Chiaradia (2004), através do produto de três outros índices: o índice de disponibilidade, o índice de performance e o índice de qualidade. A avaliação desses índices permite aos gestores tomarem decisões para melhorar os seus processos produtivos, reduzindo perdas ou aumentando a produtividade. (SHIROSE, 1992). O resumo dos índices medidos pelo OEE são apresentados no Quadro 6.

Quadro 6: Índices medidos pelo OEE

ÍNDICE	DESCRIÇÃO
Índice de disponibilidade	É a comparação entre o tempo de operação potencial (já descontadas paradas previstas como, por exemplo, manutenções programadas e finais de semana) e o tempo de operação real.

Índice de performance	É a comparação entre a produção realizada e a produção que deveria ter sido feita no mesmo tempo (baseada nas características técnicas do equipamento e nas características de projeto de produto do componente que está em manufatura).
Índice de qualidade	É a comparação entre o número total de produtos feitos e o número que realmente esteja dentro das especificações. O monitoramento das perdas referentes a qualidade implica controle/inspeção dos produtos e gera desdobramentos que vão além do equipamento estar funcionando corretamente, mas também a questões como qualidade da matéria-prima e grau de retrabalhos a ser gerado ou custo do desperdício.

Fonte: Elaborado pelo autor

Segundo Nakajima (1989), o OEE é uma medição que procura revelar os custos escondidos na empresa. Ljungberg (1998) aponta para o fato de que antes do advento desse indicador, somente a disponibilidade era considerada na utilização dos equipamentos, o que resultava no superdimensionamento de capacidade. Para Jonsson e Lesshammar (1999), com a utilização deste indicador é possível identificar, por um lado, onde devem ser desenvolvidas melhorias, e por outro, quais as áreas que podem ser utilizadas como benchmark. De acordo com Nakajima (1989), deve-se buscar como meta um OEE de 85% para os equipamentos, ou seja, para se obter esse valor de OEE é necessário que seus índices sejam de 90% para disponibilidade, 95% para performance e 99% para qualidade.

O objetivo do OEE está ligado diretamente à medição dos equipamentos de maneira individual, desconsiderando suas relações com os demais equipamentos ou mesmo com as pessoas envolvidas na sua operação. Com isso, não se pode tomar decisões que envolvam elementos maiores do que o próprio equipamento somente com base no resultado desse indicador.

Para Shirose (2002), a análise do OEE de um grupo de máquinas de uma linha de produção ou de uma célula de manufatura permitem identificar o recurso gargalo, possibilitando focar esforços nesse recurso. Contudo, essa identificação não está de acordo com os critérios estabelecidos pela Teoria das Restrições para identificação de um recurso gargalo. Segundo a TOC, um recurso gargalo não é definido como sendo aquele em que o aproveitamento do seu tempo disponível, da sua performance ou da qualidade dos itens que por ele produzidos esteja abaixo do desejado, mas

como sendo um recurso em que a demanda supera sua capacidade teórica. Portanto, as medições utilizando o OEE com o intuito de identificar gargalos de produção não constitui uma forma ideal para tal identificação. O intuito do OEE é proporcionar dados suficientes para se tomar decisões com o intuito de obter o melhor aproveitamento possível em relação ao tempo total programado para a produção em cada equipamento, e não necessariamente o tempo total disponível para a produção nesse mesmo equipamento. A próxima seção apresenta os procedimentos metodológicos adotados para esta pesquisa.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Neste capítulo serão detalhados os procedimentos metodológicos utilizados para a condução desta pesquisa e os procedimentos que terão como objetivo garantir a confiabilidade dos resultados que serão obtidos.

De acordo com Dresch, Lacerda e Antunes Junior (2015), uma pesquisa é uma investigação sistemática cujo objetivo central costuma ser o desenvolvimento ou refinamento de teorias, e em alguns casos, com o intuito de resolver problemas. Conforme Silva (2005), o objetivo de uma pesquisa científica é a verificação de uma hipótese científica referente a um problema científico particular. Para Miguel (2007), segundo o propósito da consideração do problema, o objetivo de uma pesquisa científica pode ser exploratório, descritivo ou explicativo. De de acordo com Silva

(2005), esses três objetivos, ou funções, não são mutuamente exclusivos e, frequentemente, uma pesquisa científica pode combinar dois ou três desses objetivos.

Para Miguel (2007), as abordagens mais utilizadas atualmente na engenharia de produção e gestão de operações são os levantamentos tipo *survey*, modelamento e simulação, pesquisa-ação e o estudo de caso. De acordo com Dresch, Lacerda e Antunes Junior (2015), esses métodos podem apresentar limitações quando se deseja estudar o projeto, a construção ou a criação de um novo artefato, ou realizar pesquisas orientadas à solução de problemas. Dessa forma, a seção 3.1 apresentará o delineamento da pesquisa.

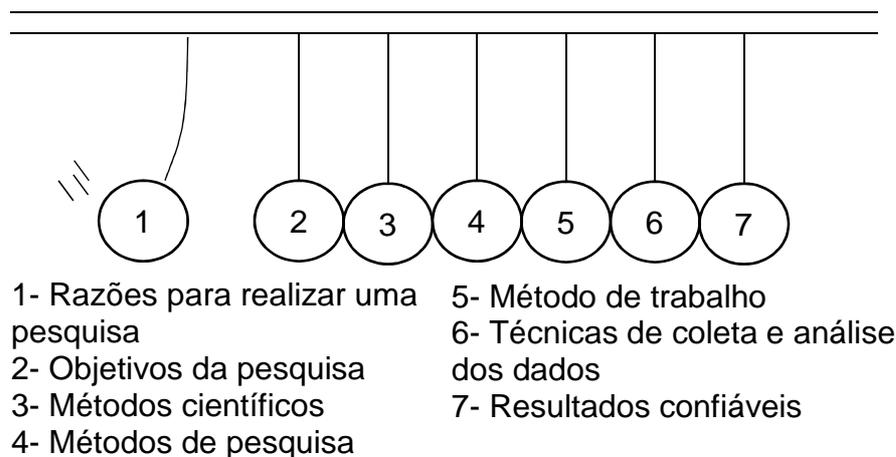
3.1 DELINEAMENTO DA PESQUISA

O delineamento de pesquisa é uma forma de apresentar aos leitores como a pesquisa foi realizada em âmbito geral, detalhando os procedimentos executados e dessa forma tornando fácil a execução da metodologia ao pesquisador. Também se torna fácil a compreensão dos resultados aos leitores, uma vez que nesse delineamento são pontuadas todas as etapas para a execução da pesquisa.

De acordo com Voss et al. (2002), o delineamento reflete o contraste entre a teoria e os fatos e sua forma é a de uma estratégia ou plano geral que determine as operações necessárias para fazê-lo. Além disso, segundo Voss et al. (2002), o delineamento da pesquisa é a etapa em que o pesquisador passa a considerar a aplicação dos métodos discretos, ou seja, daqueles que proporcionem os meios técnicos para a investigação, considerando os procedimentos adotados para a coleta das informações, o ambiente em que esses dados serão coletados e as formas de controle das variáveis envolvidas na pesquisa.

Neste trabalho será adotada a estratégia para condução de pesquisas científicas sugerida por Dresch, Lacerda e Antunes Junior (2015), que é uma estrutura tradicionalmente utilizada para a produção do conhecimento científico e que se fundamenta nas ciências naturais e sociais, conforme mostra a Figura 8.

Figura 8: Pêndulo representativo da condução de pesquisas científicas



Fonte: Dresch, Lacerda e Antunes Junior (2015)

O capítulo um deste trabalho apresenta as razões para realizar esta pesquisa e os objetivos propostos. Nessa etapa foi demonstrada a importância do tema proposto para esta pesquisa, os principais problemas que envolvem as métricas de avaliação da performance de equipamentos e também as justificativas para o desenvolvimento desta pesquisa. Foi demonstrado a importância das medições de desempenho operacional para as empresas e as contribuições que este trabalho poderá trazer para o meio acadêmico. Ficaram evidentes as falhas apresentadas pelo OEE quando utilizado como única medida para avaliar a performance dos equipamentos. Também ficaram evidentes as falhas apresentadas pela DEA para a avaliação do desempenho quando não considera os índices do OEE integrados ao seu modelo.

Na revisão sistemática da literatura realizada, não foram encontradas soluções que pudessem resolver esses problemas encontrados. Sendo assim, a proposta desta pesquisa é integrar a DEA e o OEE para realizar medições de desempenho de operações em sistemas produtivos. Neste trabalho será realizado um estudo de caso aplicando a DEA para medir a performance de uma operação de produção, integrando os componentes do OEE na formação do modelo DEA.

O método de estudo de caso é utilizado neste estudo pois ele permite que sejam retidas informações detalhadas do objeto de pesquisa (PRODANOV e DE FREITAS, 2013). O estudo de caso é uma abordagem empírica utilizada para se conduzir a investigação da pesquisa, e permite realizar a análise de um ou mais

objetos observados, resultando para o pesquisador, na aquisição de conhecimento mais aprofundado sobre o fenômeno (MIGUEL, 2007; EISENHARDT e GRAEBNER, 2007).

Quanto à natureza, esta pesquisa é classificada como aplicada, pois tem por finalidade resolver questões e problemas identificados na sociedade na qual os pesquisadores vivem com objetivo de aplicação para uma situação específica. (SILVA, 2005). Em relação ao tipo de abordagem, esta pesquisa é classificada como quantitativa. Segundo Dalfovo, Lana e Silveira (2008), a pesquisa quantitativa busca o uso da quantificação na coleta e no tratamento das informações, utilizando-se técnicas estatísticas, objetivando resultados que evitem possíveis distorções de análise e interpretação, possibilitando uma maior margem de segurança.

Em relação ao nível de pesquisa, o presente estudo foi classificado como exploratório, pois estabelece critérios, métodos e técnicas para elaboração de uma pesquisa e visa levantar informações sobre o objeto de pesquisa e orientar a formulação de hipóteses, mapeando as manifestações do objeto pesquisado, (SEVERINO, 2007; MEDEIROS, 2011). Na seção seguinte será apresentado o método de trabalho que será utilizado para o desenvolvimento desta pesquisa.

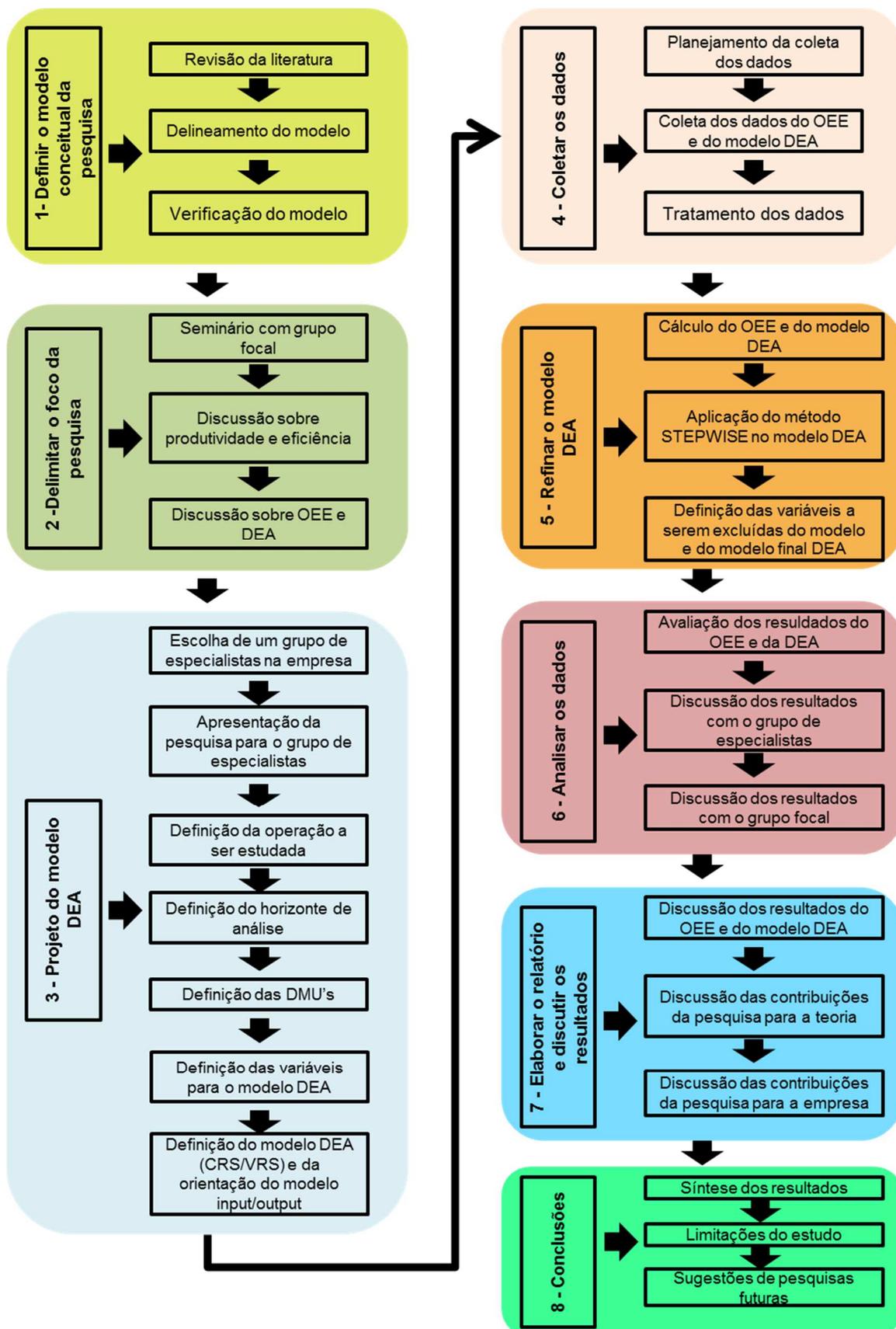
3.2 MÉTODO DE TRABALHO

Esta seção apresentará o método de trabalho que será utilizado para a elaboração desta pesquisa. A opção pelo método de trabalho deve ser orientada pelo método científico adotado, tornando-se um conjunto de procedimentos e técnicas para se obter e analisar os dados necessários e de tal forma que a pesquisa seja entendida e aceita dentro dos padrões científicos adotados pela comunidade acadêmica na condução de pesquisas. (SAUNDERS, LEWIS e THORNJILL, 2009). De acordo com Markoni e Lakatos (1991), o método de trabalho é um conjunto das atividades sistemáticas e racionais que permitem alcançar o objetivo através de um caminho a ser seguido.

A elaboração do método de trabalho para esta pesquisa apoia-se nas orientações para estudos de caso sugeridas por Cauchick Miguel et al. (2010) e

também nas abordagens realizadas por Piran (2015), que desenvolve um trabalho aplicando um modelo DEA para medir a eficiência em uma indústria fabricante de ônibus. O método adotado para esta pesquisa está ilustrado na Figura 9.

Figura 9: Método de trabalho



Fonte: Elaborado pelo autor

A primeira fase do método constitui-se de uma revisão sistemática da literatura, de acordo com Morandi e Camargo In: Dresch, Lacerda e Antunes Junior (2015), onde

buscou-se pelo assunto desta pesquisa em publicações nas bases de dados online e também em publicações escritas. Os termos de busca e as fontes pesquisadas estão descritas no capítulo primeiro desta pesquisa. Ainda na primeira etapa foi elaborado o modelo DEA conceitual, que seria utilizado para os cálculos da eficiência de uma operação de produção, bem como a avaliação desse modelo conceitual frente os padrões de cálculo utilizados pelo OEE. Nessa etapa buscou-se conceituar um modelo DEA que pudesse envolver variáveis não consideradas pelo OEE, porém de importância fundamental dentro dos conceitos de operações de produção.

Na segunda fase do método buscou-se formar um grupo focal para discutir o objetivo da pesquisa e o modelo DEA que poderia ser utilizado para atingir os objetivos da pesquisa. Nessa etapa realizaram-se encontros com profissionais que trabalharam com pesquisas nessa área, os quais serão detalhados na seção que trata da coleta de dados para esta pesquisa. Também foi realizado um seminário para discutir a pesquisa e os parâmetros de operações de produção que não constam nos cálculos do OEE e que poderiam ser medidos pelo modelo DEA. Esse seminário contou com a presença dos profissionais do grupo focal mais o autor desta pesquisa.

A terceira fase constitui-se do projeto do modelo DEA. O primeiro passo foi a escolha de um grupo de especialistas na empresa estudada. A formação desse grupo de especialistas será detalhada na seção que trata da coleta de dados para esta pesquisa. Para esse grupo de especialistas foi apresentado o objetivo da pesquisa, o conceito de utilização do modelo DEA, foram analisadas as possibilidades de pesquisa dentre as operações de produção da fábrica e foi definida a operação de produção para a realização da pesquisa.

Com base nas análises realizadas na segunda fase e nas discussões com o grupo de especialistas, foi projetado o modelo DEA. Esse projeto inicial precisou ser avaliado com o grupo focal e com os especialistas da empresa para que fosse refinado, fazendo-se os ajustes necessários e por fim, validado juntamente com o grupo focal. O grupo focal teve como objetivos avaliar a classificação das variáveis propostas e as justificativas para inseri-las no modelo DEA.

A quarta fase do método constituiu-se na coleta dos dados na operação de produção. A forma de coleta de cada um dos dados do modelo, a preparação da operação, e a formatação dos relatórios de programação do equipamento para exportação automática dos dados reais de produção foram elaborados em conjunto

com o grupo de especialistas na empresa. Após essa preparação, foram coletados os dados para o modelo DEA e no mesmo período, os dados do OEE do equipamento utilizado nessa operação. Posteriormente os dados foram tratados e analisados.

Na quinta fase foi calculado o modelo DEA e também o OEE com base nos dados coletados. Na sequência, foi aplicado o método STEPWISE, conforme Wagner e Shimshak (2007), no modelo DEA com o objetivo de identificar variáveis que não estivessem influenciando o comportamento dos cálculos e dessa forma, excluí-las do modelo. Esse método, de acordo com Wagner e Shimshak (2007), pode auxiliar na eliminação dos problemas de discriminação nos modelos DEA. Após identificadas as variáveis que não interferem nos resultados dos cálculos, as mesmas foram excluídas do modelo e novamente foi calculada a DEA.

A sexta fase do método contempla a análise dos resultados dos cálculos do OEE e do modelo DEA. Nessa etapa os resultados do OEE são analisados paralelamente com os resultados do modelo DEA e na sequência as principais diferenças encontradas são identificadas, analisadas e discutidas com o grupo focal e com os especialistas na empresa. Essa é uma das etapas mais importantes da pesquisa, pois os resultados encontrados devem evidenciar diferenças entre as causas de ineficiência identificadas em ambos os cálculos e poder, a partir das evidências encontradas com o cálculo do modelo DEA, orientar tomadas de decisão diferentes ou complementares ao OEE de maneira que seja possível melhorar a eficiência da operação de produção analisada.

A sétima fase constitui-se na discussão dos resultados do OEE e do modelo DEA. Nessa etapa busca-se avaliar de que forma as principais diferenças evidenciadas em relação às causas de ineficiência na operação de produção analisada podem contribuir para orientar as tomadas de decisão por parte dos gestores na empresa analisada e de que forma essas informações podem contribuir para a formação de conhecimento teórico que pode ser expandido e aplicado em diferentes tipos de operações de produção, nos mais variados ramos de empresas e negócios.

As conclusões do trabalho formam a oitava fase do método de trabalho utilizado para esta pesquisa. Nessa etapa são sintetizados os resultados obtidos, são apresentadas as limitações do trabalho e também são apresentadas sugestões para futuras pesquisas envolvendo o tema pesquisado.

3.3 PROJETO DO MODELO DEA

A pesquisa foi realizada em uma empresa do ramo metal mecânico no Rio Grande do Sul. Essa empresa possui diferentes processos de produção compostos por diferentes operações de produção que poderiam ser escolhidas para realizar a pesquisa. Contudo, para que seja possível coletar os dados necessários para o modelo DEA nessas operações, uma análise prévia da disponibilidade desses dados e da forma de coleta se faz necessária.

A primeira etapa do trabalho na empresa foi a escolha de um grupo de especialistas da empresa para auxiliar na definição da operação a ser analisada, na análise das variáveis do modelo, na coleta dos dados e na análise dos resultados. A utilização de profissionais da empresa estudada é importante para balizar a formulação dos modelos DEA, de acordo com Senra et al (2007). Na empresa, foram escolhidos um engenheiro de produto, um engenheiro de processo, um profissional da área de PCP, um engenheiro de manutenção, um técnico de produção e um especialista da área de controladoria.

A escolha desses profissionais foi suportada pela experiência que ambos têm na empresa e pelo conhecimento dos produtos, processos de produção e operações de produção da empresa. Esses profissionais foram escolhidos pois ofereceram suporte a partir das suas áreas de atuação na empresa, para a coleta e tratamento dos dados da pesquisa. (SENRA et al, 2007).

Após escolhidos os profissionais na empresa, foi apresentado para os mesmos o objetivo da pesquisa, explicando os conceitos e aplicações do OEE e também a proposta de integrar o OEE com a DEA, de maneira a medir a eficiência das operações de produção e não somente dos equipamentos. Também foi apresentado os conceitos gerais da DEA, para que esses especialistas pudessem ter um entendimento pelo menos básico de como os modelos DEA podem ser utilizados para medir a eficiência em operações de produção.

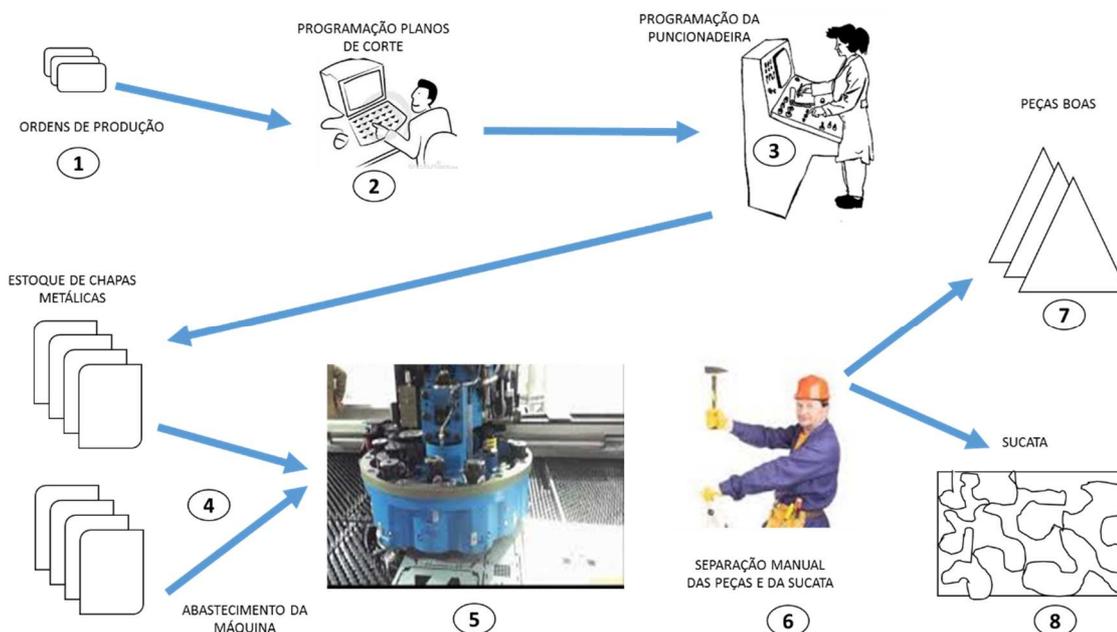
3.3.1 Definição da operação produtiva a ser analisada

A seleção da operação produtiva a ser analisada foi realizada com base em critérios baseados nos conceitos do OEE: i) deveria ser composta por pelo menos um equipamento e um operador; ii) deveria ser composta por um equipamento automático ou semi-automático; iii) deveria permitir a avaliação das ordens de programação enviadas exclusivamente para essa operação. O terceiro critério busca evidenciar principalmente a quantidade de horas programadas para essa operação. Sem essa informação, não seria possível obter o índice de disponibilidade do OEE.

Com o auxílio dos especialistas na empresa foram analisadas as operações de produção existentes no processo produtivo para identificar qual dessas operações estaria preparada para a realização da pesquisa. Para realizar esta pesquisa, foi escolhida uma operação de produção composta por operadores e um equipamento semi-automático de corte CNC para chapas metálicas, em uma empresa do ramo metal mecânico do Rio Grande do Sul. A operação escolhida é a estamparia de chapas por puncionadeira.

A operação selecionada localiza-se no setor de caldeiraria da empresa estudada e processa peças metálicas que serão utilizadas em diferentes etapas do processo de fabricação dos produtos na empresa. Nessa operação são produzidos itens que passam por outros processos de fabricação ainda no setor de caldeiraria, peças que seguirão para montagens de subconjuntos e também peças que serão utilizadas diretamente nos produtos finais, nas linhas de montagens. A programação não faz distinção das utilizações dos produtos, ou seja, são programados os itens para serem entregues todos nas mesmas datas, independente de quando e onde serão utilizados no processo de fabricação da empresa estudada. Na Figura 10 apresenta-se o fluxo do processo de funcionamento dessa operação.

Figura 10: Fluxo do processo de funcionamento da operação estudada



Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 10 apresenta o fluxo de produção na operação estudada. Na etapa (1) as ordens de produção chegam à uma central de programação CNC, onde são programados os planos de corte que posteriormente serão processados. Nessa etapa, o programador separa as ordens de produção por tipo de matéria prima e em seguida dispõe as quantidades de cada peça programada para o mesmo tipo de matéria-prima, em leiautes de corte nos blanks de chapas pré-definidos.

Esses planos de corte seguem para a etapa de programação do equipamento. Nessa etapa, um dos operadores, dentro da operação de produção, importam de um local específico do sistema operacional da empresa, um plano de corte por vez, que deverá ser cortado no equipamento. Após programar o equipamento, um operador deve retirar a matéria-prima do estoque (4) e abastecer o equipamento (5), posicionando a chapa nos locais específicos, de acordo com as instruções técnicas do equipamento.

Após o equipamento cortar o plano de corte programado, um operador deve retirar a chapa do equipamento (6) e separar manualmente as peças boas da sucata que é o resto da chapa. Na sequência, na etapa (7), o operador separa as peças boas por código, cola nelas etiquetas de identificação e as leva até locais específicos próximos da operação, onde serão retiradas pela logística interna e destinadas aos

seus locais de uso na fábrica. A sucata é descartada (8) em containers que ficam próximos da operação e são retirados diariamente pela equipe de logística reversa da empresa.

Quanto ao sistema de acionamento da puncionadeira, o equipamento é acionado por sistemas hidráulicos integrados, acionados por um motor elétrico que fica ligado durante todo o tempo, mesmo quando o equipamento não está cortando chapas metálicas. Esse sistema elétrico é desligado apenas em intervalos de mais de meia hora, para manutenção e nos finais de semana. Tendo prévio conhecimento da operação a ser estudada e do tempo disponível para fazer a pesquisa, juntamente com a equipe de especialistas na empresa, definiu-se o período de análise dos dados, conforme detalhado na seção a seguir.

3.3.2 Definição do horizonte de análise

A determinação do horizonte de análise é necessário pois se trata de uma pesquisa transversal, que pega um recorte do tempo, como se fosse uma foto do fenômeno naquele instante. Para isso, um dos primeiros passos é determinar o período em que é possível coletar dados confiáveis da operação que será analisada e também verificar a partir de qual data passou-se a fazer o uso do diário de bordo pelos operadores, de onde virão boa parte dos dados que serão utilizados na pesquisa.

Na empresa estudada, a programação dos veículos a serem produzidos é realizada diariamente, e nesse período, a produção contemplou suficientes variações para permitir uma análise que contemplasse as diferentes situações de programação da operação estudada. Outro fator que permite que se faça uma análise de diferentes situações de produção na operação estudada é o fato de que a empresa faz produtos sob encomenda, e cada pedido produzido possui diferentes configurações. Como a produção diária na empresa no período analisado, é de 9 veículos, em um mesmo dia podem haver 9 diferentes veículos sendo produzidos e suas partes sendo processadas na operação estudada. Da mesma forma, o mix de programação diário envolve 3 diferentes linhas de produtos: linha luxo, linha rodoviária e linha de carros especiais. Todos os dias deve haver programação nessas três linhas, mesmo que em

quantidades diferentes, portanto, em nenhum dos dias analisados para esta pesquisa, a produção foi de 9 veículos iguais.

Para a realização desta pesquisa será adotado o período de março de 2016 a maio de 2016, totalizando três meses ou cinquenta dias úteis de produção. Nesse período foi possível obter os dados necessários para a realização da pesquisa. A preparação para a coleta dos dados será apresentada mais adiante nesta pesquisa, quando se tratar da coleta dos dados. Nesse período a produção da empresa estava estável, com um mix de produção constante, o que possibilita uma análise com dados mais constantes, com pouca influência do mix de produção da empresa.

A empresa estudada atua com quatro linhas distintas de produtos, programadas individualmente nas linhas de montagem. Contudo, todas as linhas de produtos são programadas de forma agrupada no setor de caldeiraria, onde se encontra a operação produtiva estudada. Durante o período analisado, o mix de produção da empresa teve pouca oscilação, variando somente os pedidos atendidos para cada cliente, mas mantendo fixas as quantidades de produtos de cada modelo, conforme mostra o Quadro 7.

Quadro 7: Mix de produção realizado no período definido para análise

DATA	Linha 1	Linha 2	Linha 3	Linha 4	Total
07/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
08/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
09/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
10/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
11/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
14/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
15/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
16/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
17/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
18/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
21/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
22/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
23/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
24/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
28/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
29/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
30/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
31/mar	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
01/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0

DATA	Linha 1	Linha 2	Linha 3	Linha 4	Total
04/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
05/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
06/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
07/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
08/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
11/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
12/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
13/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
14/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
15/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
18/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
19/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
20/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
25/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
26/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
27/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
28/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
29/abr	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
02/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
03/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
04/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
05/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
06/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
09/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
10/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
11/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
12/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
13/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
16/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
17/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
18/mai	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
Média	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
Máximo	1,0	1,5	1,0	5,5	9,0
Desvio Padrão	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

Fonte: Elaborado pelo autor

A quantidade de carros produzidos durante o período analisado manteve-se estável em nove unidades por dia e o mix de produção foi mantido estável em cada linha de produtos. As pequenas variações nas quantidades de itens programados e nas características desses itens se deram principalmente em virtude das mudanças das características individuais de cada um desses carros, uma vez que os produtos

possuem adaptações exclusivas solicitadas pelos clientes. Dessa forma, a média de produção por linha de produto, bem como a quantidade total produzida permaneceram estáveis. Da mesma maneira, as quantidades máximas produzidas mantiveram-se estáveis e o desvio padrão no período foi zero para todas as linhas e para as quantidades totais produzidas.

Mais de 65% dos projetos de cada modelo de carro são padronizados, ou seja: são requisitados em praticamente todos os carros produzidos de cada um dos modelos. Os demais itens são projetados e posteriormente programados de acordo com as solicitações de customização que cada cliente exige. Exemplos dessas customizações são a quantidade de assentos para os passageiros, que interfere principalmente no comprimento dos carros, a quantidade de portas, a quantidade de banheiros, os móveis e acessórios para bar, geladeira e lixeiras, entre outras opções que o cliente possa necessitar para prestar os seus serviços utilizando os carros produzidos.

Outra explicação para as variações nas quantidades de ordens de produção e para os tipos de peças programados na operação analisada durante esse período é que mesmo dentro de cada uma dessas linhas de produto existem mais de um modelo de carro. Esses modelos são agrupados devido às suas características e semelhanças nas estruturas e componentes, em relação ao seu tamanho básico e à aplicação final a que se destina. A seção a seguir trará os detalhes sobre a definição das DMUs para esta pesquisa.

3.3.3 Definição das unidades de tomada de decisão (DMU's) e das variáveis do modelo DEA (*inputs* e *outputs*)

A empresa utiliza o OEE como medida diária para acompanhar o desempenho dos seus equipamentos. Os resultados das medições são analisados pelos gestores diariamente e as ações para melhorar o desempenho são tomadas assim que as informações sobre o desempenho do dia anterior são divulgadas. Os resultados mensais são divulgados para a empresa, porém, não são elaborados planos de ação mensais para melhorar o desempenho do OEE, somente são tomadas ações diárias pelos gestores. A empresa mantém apenas os registros dos resultados mensais do

OEE em suas bases de dados, não sendo possível fazer uma busca dos demais dados necessários para a realização desta pesquisa. Dessa forma, a avaliação do desempenho mensal da operação estudada seria prejudicada por não ser possível analisar um conjunto de ações que pudessem influenciar o desempenho dessa operação em relação ao OEE e em relação ao modelo DEA desenvolvido para esta pesquisa. Sendo assim, as DMU's foram definidas como sendo cada dia de produção. Isso possibilitou ao pesquisador fazer avaliações em relação a cada ação tomada pelos gestores para melhorar o desempenho do OEE e posteriormente comparar esses resultados com o modelo DEA utilizado.

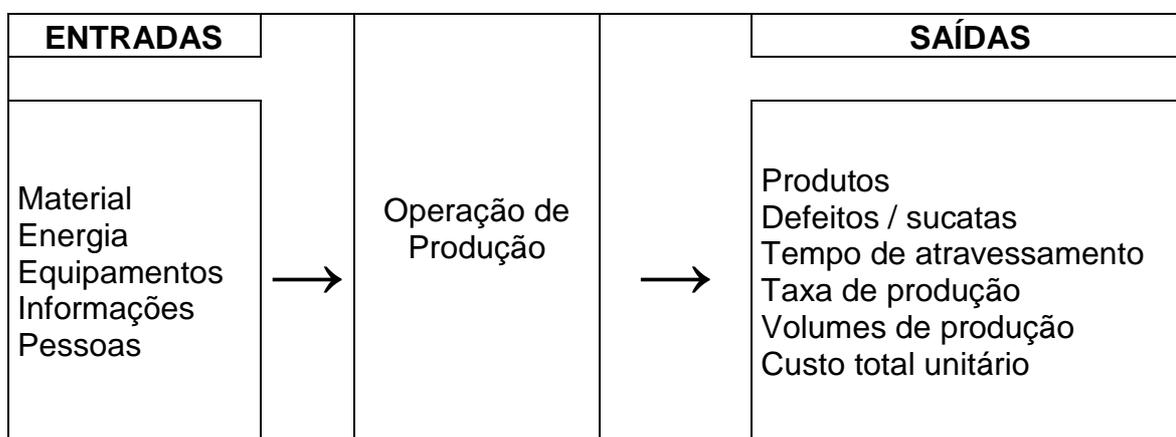
Para que fosse possível essa análise diária, várias adaptações nos sistemas de medição de informações da operação precisaram ser adaptados, dentre eles o sistema de abastecimento de energia elétrica e o sistema de controle de pondo dos operadores que trabalham nessa operação. Esses detalhes serão melhor explicados na sequência desta pesquisa, na seção que trata da coleta dos dados. Os dados do OEE nessa operação são processados diariamente e as programações de produção também feitas de acordo com a produção diária de veículos na empresa. Portanto, a análise diária dos dados fornecerá um parecer real da eficiência dessa operação de produção.

A definição das variáveis de entrada e saída dos modelos DEA, segundo Kassai (2002), pode ser considerada a etapa mais importante para a construção dos modelos DEA. De acordo com Cook, Tone e Zhu (2014), a seleção das variáveis envolve diversas dificuldades e não se pode ter certeza de que todas as variáveis foram selecionadas para compor o modelo.

O primeiro parâmetro para a formulação das variáveis de entrada e saída que devem ser estudadas para esta pesquisa levaram em consideração os conceitos de operações de produção, seus aspectos mais relevantes e os pontos mais importantes que devem ser medidos para se fazer o gerenciamento das operações de produção. Uma vez que se pretende medir o desempenho de uma operação de produção, e pretende-se também que essa medida possa ser utilizada para medir diferentes operações de produção com a mesma qualidade de informações, é fundamental que se conheçam os componentes comuns dessas operações e também buscar formas de incluí-los nos modelos de cálculo.

Os conceitos de operações de produção propostos por Black (1998), elencam algumas variáveis cujas presenças constituem as operações de produção, e dessa forma, não poderiam deixar de ser consideradas como possíveis variáveis do modelo DEA a ser desenvolvido. Para que seja possível formular modelos matemáticos para descrever como o sistema trabalha ou se comporta, é necessário que exista uma teoria ou equações que descrevam os limites e comportamentos desse sistema através dos seus parâmetros de entradas e saídas. Na Figura 11 é possível, visualizar os principais componentes de um sistema de manufatura e das operações de produção, segundo Black (1998).

Figura 11: Entradas e saídas de uma operação de produção



Fonte: adaptado de Black (1998) pg 48

De acordo com o exposto na Figura 11, as variáveis que competem à uma operação de produção dizem respeito aos *inputs* de material, informação, energia, equipamentos em geral e pessoas em um sistema, para que se tenha como *outputs* produtos, sucatas, tempo de atravessamento, taxa de produção, volumes de produção e custo total unitário entre outros.

Se por definição, o conceito de operação de produção considera tais variáveis, para a formulação do modelo conceitual deste trabalho essas variáveis pelo menos devem ser levadas em consideração. Groover (2011) também afirma que uma operação de produção utiliza informações em forma de projetos ou instruções, energia, equipamentos e trabalho humano para alterar a forma ou propriedades físicas dos materiais para agregar valor à esses materiais. Para Groover (2011), a diferença dos *inputs* nas operações vai depender basicamente da categoria de sistema de produção em que a operação estará envolvida: sistema de trabalho manual, em que há interação entre trabalho humano e ferramentas manuais; sistema trabalhador-

máquina, onde o trabalhador opera equipamentos ou máquinas motorizadas e sistema automatizado, onde o trabalho é realizado por uma máquina, com atenção periódica do trabalhador. Entretanto, ambos os sistemas utilizam os mesmos *inputs* para transformar materiais agregando-lhes valor, corroborando com as variáveis elencadas na Figura 11. O segundo parâmetro para a definição das variáveis para esta pesquisa foi buscar referências bibliográficas que apontam variáveis utilizadas por autores que fizeram pesquisas relacionadas ao tema proposto e construíram modelos DEA voltados para a eficiência em sistemas de manufatura envolvendo operações de produção.

De acordo com Piran et al (2016), é necessário que se determine um conjunto adequado de entradas e saídas para que posteriormente possa ser escolhido o modelo DEA mais indicado para a aplicação. As variáveis de entrada (*inputs*) e de saída (*outputs*), segundo Cook, Tone e Zhu (2014), devem ser selecionadas de maneira que se possa fazer uma discriminação da influência das mesmas no modelo, e se o número de variáveis for grande, há probabilidade de não se distinguir quais interferem e o quanto interferem no modelo.

Existem algumas etapas essenciais para que os modelos DEA possam ser construídos e deles se possa obter os melhores resultados. De acordo com Jain, Triantis e Liu (2011), é fundamental que a seleção dos dados de entradas e saídas seja feita após uma análise inicial do conjunto de dados disponíveis para a pesquisa e principalmente após uma compreensão fundamental do objeto da pesquisa.

A utilização dos componentes conceituais das operações de produção como variáveis dos modelos DEA foram verificadas em trabalhos na área de manufatura. A seleção das variáveis para o modelo DEA deste trabalho levou em consideração a utilização dessas variáveis em outros trabalhos como mostra o Quadro 8.

Quadro 8: Variáveis utilizadas por alguns autores em pesquisas na área de manufatura

AUTORES	INPUS	OUTPUTS
JAIN, TRIANTIS e LIU, 2011	Horas/homem; Custos de materiais diretos; Custos de materiais indiretos; Horas/máquina	Quantidade de Produção
PIRAN et al., 2016	Lead time; Número de <i>Part Numbers</i> ; Número de itens comprados; Número de itens produzidos; Número de pessoas utilizadas no processo; Número de Problemas técnicos; Número de produtos reclamados pelos clientes;	Número de projetos desenvolvidos
CHANDRA et al., 1998	Número de empregados; Média anual de investimentos;	Valor anual das vendas
SHAMARI, 1999	Número de empregados; Remuneração do capital; Ativo Permanente,	Valor de mercado por ação; Vendas líquidas; Lucro líquido após impostos.

Fonte: Elaborado pelo autor

Uma questão importante citada por Jain, Triantis e Liu (2011), é a utilização tanto de *inputs* quanto de *outputs* primários para o modelo DEA, ou seja, as primeiras entradas do sistema e as primeiras saídas do sistema. Esse argumento é importante para a formulação das variáveis do modelo que será utilizado nesta pesquisa, pois espera-se que os resultados obtidos por esta proposta possam servir para promover

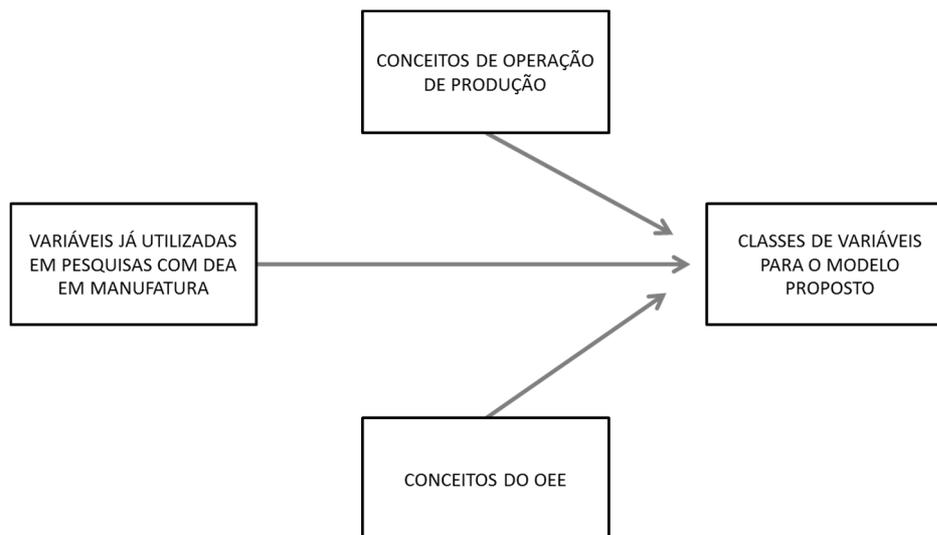
melhorias diretas nas operações de produção que utilizarão a métrica proposta. A utilização dos *inputs* e *outputs* primários de uma operação produtiva permite aos gestores analisarem os padrões de desempenho das suas operações produtivas e atuarem diretamente nas causas dos problemas de baixa performance dos seus sistemas produtivos.

Uma terceira questão a ser considerada na formulação das variáveis do modelo diz respeito aos fatores envolvidos no cálculo do OEE. As variáveis presentes no cálculo quanto aquelas que estão envolvidas, fazem parte das operações, porém não são medidas por esse indicador. Remontando à proposta desta pesquisa, a busca por um modelo de como medir a eficiência das operações de produção, algo a mais do que o OEE que mede apenas a eficiência dos equipamentos, há de se buscar manter um padrão para as variáveis do modelo, de maneira que se possa medir diferentes operações de produção, produzindo o mesmo padrão de medição das suas eficiências.

Tomando como base a seis perdas citadas por Nakajima (1989), os objetivos principais do OEE que envolvem a manutenção preventiva dos equipamentos para evitar quebras e paradas maiores e cruzando com algumas das principais ações para evitar essas perdas citadas na literatura (SHIROSE, 1992; SUEHIRO, 1992; CHIARADIA, 2004; JONSSON E LESSHAMMAR, 1999), com as variáveis listadas nos conceitos de operações de produção, é possível estabelecer uma relação entre esses planos e os *inputs* dos sistemas que poderiam por eles serem alterados. Para o caso da operação estudada, interferem diretamente no seu desempenho a manutenção preventiva e a manutenção corretiva realizadas. Não foram evidenciados trabalhos com troca rápida de ferramentas, ou demais ferramentas da TPM.

Com base nas análises realizadas a respeito da formulação das variáveis que deverão compor o modelo DEA para esta pesquisa foram adotados parâmetros para formulação dessas variáveis. Esses parâmetros formam o ponto de partida para a organização das variáveis em classes de variáveis que buscam organizar os dados que serão utilizados para os cálculos do modelo DEA. A Figura 12 demonstra os três principais parâmetros adotados para a definição das classes de variáveis que serão utilizadas para a construção do modelo DEA para esta pesquisa.

Figura 12: Parâmetros para definição das classes das variáveis do modelo DEA



Fonte: Elaborado pelo autor

Com base nessas análises, foi possível identificar três classes de variáveis que deverão ser utilizadas para compor o modelo DEA para esta pesquisa: variáveis constantes nos conceitos de operações de produção; variáveis constantes nos conceitos do OEE e também validar essas variáveis utilizadas por outros pesquisadores em modelos DEA aplicados na área de manufatura de empresas. Dentro de cada uma dessas classes de variáveis serão selecionadas as possíveis variáveis de farão parte do modelo, com base nas análises da operação de produção a ser estudada e nas discussões com o grupo de especialistas da empresa e com o grupo focal de estudo. Ainda dentro da classe de variáveis constantes nos conceitos de operações de produção é possível identificar algumas sub classes, de acordo com Black (1998) e Groover (2011) que são: informação; materiais; energia; trabalho humano e equipamentos.

A definição das variáveis de *input* e *output* do modelo foi realizada em conjunto com o grupo focal de estudo e posteriormente validadas junto ao grupo de especialistas na empresa estudada. Essas análises permitiram avaliar, além das abordagens conceituais citadas, as experiências de cada profissional de ambos os grupos tanto com trabalhos utilizando modelos DEA quanto com o conhecimento da operação na empresa estudada.

Juntamente com os especialistas na empresa também foram avaliadas as disponibilidades de dados para cada uma das variáveis selecionadas para comporem

o modelo DEA. O Quadro 9 sintetiza as variáveis pré-selecionadas e correlaciona as mesmas com suas classes e sub classes de variáveis de acordo com os parâmetros estabelecidos para a escolha dessas variáveis.

Quadro 9: Variáveis do modelo DEA e suas classes

Classe da variável	Sub-classe da variável	Descrição da variável	Input/ Output	Referência
Conceitos de operação de produção	Informação	Número de planos de corte	Input	Chakravarty, Balakrishnan (2007), Napper (2014)
		Numero de diferentes itens programados	Input	Chakravarty, Balakrishnan (2007), Napper (2014)
		Numero de ordens de produção	Input	Park et al., (2014)
	Materiais	Quantidade de chapas	Input	Cook et al., (2014), Liu et al., (2015)
		Volume de matéria-prima	Input	Cook et al., (2014), Liu et al., (2015)
		Quantidade peças produzidas	Output	Salvador et al., (2002), Chakravarty, Balakrishnan (2007), Napper (2014)
		Volume de sucata ($\mu 3$)	Output	Salvador et al., (2002), Chakravarty, Balakrishnan (2007), Napper (2014)
	Energia	Kw consumidos	Input	Park et al., (2014), Pessanha et al., (2007)
	Trabalho humano	Tempo de mão de obra	Input	Chandra et al., (1998), Shammari (1999), Zhu (2000), Duzakin, Duzakin (2007), De Mello et al., (2004)
	Conceitos do OEE	$\mu 1$	Tempo de manutenção preventiva	Input
$\mu 1$		Tempo de manutenção corretiva	Input	Cavalcante, Almeida (2005)
$\mu 1$		Tempo de horas máquina	Input	Cavalcante, Almeida (2005)
$\mu 2$		Tempo de abastecimento do equipamento	Input	Salvador et al., (2002), Chakravarty, Balakrishnan (2007), Napper (2014)
$\mu 2$		Tempo total de corte	Input	Salvador et al., (2002),

Classe da variável	Sub-classe da variável	Descrição da variável	Input/ Output	Referência
				Chakravarty, Balakrishnan (2007), Napper (2014)
	μ_2	Total de horas ociosas	Input	Salvador et al., (2002), Chakravarty, Balakrishnan (2007), Napper (2014)

Fonte: Elaborado pelo autor

As variáveis foram elaboradas levando em consideração as características da operação estudada, portanto, as referências de outros autores podem representar apenas as características básicas de cada variável, não necessariamente representando a variável da forma exata como está escrita. Quando analisados os trabalhos publicados e relacionadas as variáveis dos modelos utilizadas nesses trabalhos com as classes e sub classes de variáveis desta pesquisa, conforme demonstrado no Quadro 9, pode-se afirmar que parte dos autores que desenvolveram seus trabalhos na área de manufatura utilizam variáveis ligadas à uma dessas classificações.

Previamente definidas as variáveis do modelo DEA realizou-se uma verificação junto com a equipe de especialistas na empresa, da disponibilidade dos dados para comporem essas variáveis. Foi evidenciado que parte deles poderiam ser obtidos do sistema ERP utilizado pela empresa, parte poderia ser obtido diretamente do software de controle do equipamento CNC utilizado na operação, alguns dados poderiam ser obtidos a partir das planilhas de gestão do posto de trabalho – GPT, já implementadas na empresa de acordo com as orientações de Antunes, Junico et al (2013). No item 3.4 desta pesquisa será melhor detalhada a forma de coleta de cada um desses dados. A seção a seguir apresenta as definições e a orientação do modelo DEA.

3.3.4 Definição do modelo DEA (CRS/VRS) e orientação (*input/output*)

A Análise Envoltória de Dados, de acordo com Kassai (2002), pode ser considerada como um corpo de conceitos e metodologias que está incorporada a uma coleção de modelos, dentre os quais os mais utilizados estão o modelo CCR e o

modelo BCC. De acordo com Paiva Junior (2000), os modelos CCR e BCC trabalham com diferentes tipos de tecnologias e, conseqüentemente, geram fronteiras de eficiência diferentes e medidas de eficiência diferentes. A utilização do modelo CRS é recomendada nesta análise de eficiência, pois seu objetivo é testar a habilidade de evitar desperdícios, ou seja, utilizar o mínimo de recursos para executar a operação (Kleine, 2004).

Os modelos CRS (*Constant Returns to Scale*), permitem uma avaliação objetiva da eficiência global e identifica as fontes e estimativas de montantes das ineficiências identificadas (KASSAI, 2002). Esse modelo opera com retornos constantes de escala e constrói uma superfície linear por partes, não paramétrica, envolvendo os dados (SOUZA, 2014). No modelo CRS existe uma função de produção linear e a inclinação da reta representa essa função de produção que determina os rendimentos constantes de escala (PIRAN, 2015). Para Souza (2014), diferente dos modelos CRS, os modelos VRS (*Variant Returns to Scale*), têm função de produção não linear e por isso podem ser divididas nesses dois modelos com diferentes orientações. Como esse modelo admite que a produtividade máxima varie em função da escala de produção, permite também a utilização de DMUs de portes completamente diferentes.

Nesta pesquisa será utilizado o modelo CRS, pois as DMU's analisadas possuem amplitude e escala similares quanto às variáveis analisadas. Da mesma forma, de acordo com Kleine (2004), quando o objetivo de um modelo DEA for o cálculo da eficiência obtendo a máxima produção ou utilizando o mínimo de recursos, o modelo mais indicado é o modelo CRS, portanto, o modelo utilizado nesta pesquisa é o CRS.

Os modelos DEA podem ser orientados para *inputs* ou *outputs*. Os modelos orientados para *inputs* têm como objetivo identificar quais DMUs consumiram os menores níveis de *inputs*, mantendo os mesmos níveis de *outputs*. Nesses casos, o objetivo dos modelos é minimizar as entradas e manter as saídas constantes. De outra forma, os modelos orientados para *outputs* têm como objetivo identificar quais DMUs obtiveram os melhores resultados quanto aos seus *outputs*, mantendo constantes os seus *inputs*. Os modelos com a orientação para *outputs* objetivam maximizar as saídas e manter constantes as entradas de um sistema produtivo. (BELLONI, 2000; FERREIRA, 2009; SOUSA, 2014).

Sendo assim, a orientação do modelo adotada para esta pesquisa é *input*. Essa informação foi validada com o grupo focal e também com o grupo de especialistas na empresa. Constatou-se que a demanda por maior ou menor produção na operação estudada varia em função do mix de produção de veículos na empresa e esse mix varia em função das vendas realizadas, não havendo no nível da operação, controle sobre as saídas, da mesma forma que pode haver sobre as entradas. O modelo para cálculo inicial ficou definido com 13 *inputs* e 2 *outputs*, com 50 DMU's a serem analisadas. Havendo definida a última etapa da modelagem DEA, apresenta-se no Quadro 10 o esquema do modelo que será utilizado nesta pesquisa.

Quadro 10: Modelo DEA utilizado na pesquisa

Input 1	Número de planos de corte	DMU's OPERAÇÃO n: 1 a 50		
Input 2	Quantidade de chapas			
Input 3	Volume de matéria-prima			
Input 4	Tempo de corte			
Input 5	Número de diferentes tipos de itens programados		Output 1	Quantidade de peças produzidas
Input 6	Tempo de abastecimento		Output 2	Volume de sucata
Input 7	Kw consumidos			
Input 8	Número de ordens de produção			
Input 9	Total de tempo de mão-de-obra			
Input 10	Total de tempo de manutenção preventiva			
Input 11	Total de tempo de manutenção corretiva			
Input 12	Total de horas máquina			
Input 13	Total de horas ociosas			

Fonte: Elaborado pelo autor

As variáveis definidas para o modelo DEA buscam abranger os componentes da operação estudada de maneira que se possa fazer uma avaliação completa do seu desempenho. Na seção seguinte será apresentada a coleta de dados para o modelo.

3.4 COLETA DOS DADOS

Neste tópico serão apresentados os procedimentos que serão utilizados para a coleta dos dados que serão utilizados neste trabalho. De acordo com Miguel (2007), após os contatos, os dados devem ser coletados utilizando os instrumentos definidos no planejamento. As habilidades de entrevistas devem ser consideradas, a partir dos seguintes fatores (YIN, 2015): ter capacidade de fazer questões adequadas e interpretar as respostas; ser um bom ouvinte e não trazer nenhum tipo de preconceito; estar bem embasado (teoricamente) no tema sendo investigado; ser receptivo e sensível a possíveis evidências contraditórias; ser adaptável e flexível às situações novas e/ou não previstas, considerando-as como oportunidades e não ameaças (MIGUEL, 2007).

Também deve ser analisado pelo pesquisador no processo de coleta dos dados é a necessidade de se evitar o viés. Para isso, deve-se tentar limitar os efeitos do próprio pesquisador, que deve sempre ter em mente que ele(a) é um elemento estranho no contexto analisado; em termos de efeitos do pesquisador no caso, ele(a) pode influenciar os respondentes (SOUZA, 2005). O inverso também é verdadeiro, ou seja, o caso pode influenciar o pesquisador, pois este pode ser induzido pela ingenuidade, ter tendência de concordar com a situação e fazer inferências que, não necessariamente, são decorrentes nas evidências (MIGUEL, 2007).

O acesso do pesquisador à empresa onde foi realizado o estudo de caso, e também aos dados necessários para a realização da pesquisa foram devidamente autorizados pelos gestores dessa empresa, pois o pesquisador trabalha em uma das suas unidades fabris e teve acesso à unidade onde a pesquisa foi realizada. A pesquisa será realizada em uma empresa do ramo automotivo, em uma célula de corte de chapas metálicas, tomando como base uma operação de corte CNC (Comando Numérico Computadorizado). A próxima seção apresenta as informações sobre a coleta dos dados para o modelo DEA.

3.4.1 Coleta dos dados para o modelo DEA

Após a definição do modelo DEA a ser aplicado nesta pesquisa, juntamente com o grupo de especialistas da empresa, foi elaborado um planejamento para a

coleta dos dados de cada variável do modelo. Nesse grupo de especialistas participaram: um Engenheiro de Produto que trabalha na empresa há 10 anos; um programador do PCP com 6 anos de empresa; o supervisor de manutenção; dois supervisores de produção que atuam no setor de caldeiraria e a supervisora de controladoria. Com o auxílio desses profissionais foi possível obter a ajuda necessária para a coleta dos dados para a pesquisa e também fazer um refinamento do modelo DEA. Os critérios para seleção dos especialistas foram: i) conhecimento do sistema ERP da empresa na Engenharia, PCP e Controladoria; ii) Acesso aos dados necessários para esta pesquisa; iii) autonomia para buscar os dados necessários e fornecer ao pesquisador.

O planejamento da coleta dos dados precisou ser realizado para cada uma das variáveis, de maneira que fosse possível identificar qual a forma mais adequada de coleta e como os dados seriam apresentados para análise. O Quadro 11 traz um resumo das formas definidas para a coleta dos dados de cada uma das variáveis do modelo.

Quadro 11: Planejamento da coleta dos dados do modelo

VARIÁVEL	INPUT / OUTPUT	FORMA DE CÁLCULO
Quantidade de peças produzidas	Output	Soma das peças boas produzidas em cada dia de trabalho
Volume de Sucata	Output	Soma de: [(Percentual de perda de cada chapa cortada) x (Volume de cada chapa) x (Peso específico do material de cada chapa)]
Número de planos de corte	Input	Soma dos planos de corte programados em cada dia de trabalho
Número de diferentes itens programados	Input	Soma dos diferentes itens programados em cada dia de trabalho
Número de ordens de produção	Input	Soma das ordens de produção programadas em cada dia de trabalho
Quantidade de chapas	Input	Soma das chapas cortadas em cada dia de trabalho

VARIÁVEL	INPUT / OUTPUT	FORMA DE CÁLCULO
Volume de matéria-prima	Input	Soma de: [(Volume de cada chapa) x (Peso específico do material de cada chapa)]
Kw consumidos	Input	Total de Kw consumidos em cada dia de trabalho na operação estudada
Tempo total de mão-de-obra	Input	Soma das horas de cada trabalhador que atuou na operação estudada em cada dia de trabalho
Tempo de manutenção preventiva	Input	Soma das horas de manutenção preventiva empregadas na operação estudada em cada dia de trabalho
Tempo de manutenção corretiva	Input	Soma das horas de manutenção corretiva empregadas na operação estudada em cada dia de trabalho
Total de horas máquina	Input	Soma das horas diárias em que a operação está programada para trabalhar
Tempo de abastecimento	Input	(Soma das chapas cortadas diariamente) x (Tempo padrão de abastecimento calculado pela engenharia industrial da empresa)
Tempo total de corte	Input	Soma de: [(cada chapa cortada) x (tempo de corte dessa chapa calculado pelo equipamento)]
Total de horas ociosas	Input	(Total de horas máquina) - (Tempo total de corte)

Fonte: Elaborado pelo autor

A quantidade de peças produzidas é a soma total das peças boas produzidas em cada dia de trabalho, independente de serem peças iguais ou diferentes. Esse número pode variar diariamente em função do tamanho das peças produzidas e do formato geométrico das mesmas. Se as peças tiverem formatos geométricos que exigem recortes complexos, o equipamento demora mais para cortar do que se a peça

tiver ângulos retos, com formatos circulares, quadrados ou retangulares. Da mesma forma, o tamanho das peças influencia na quantidade que será cortada em cada chapa e conseqüentemente influenciará na soma da produção diária.

A sucata gerada diariamente é a sobra das chapas cortadas. É o volume de material de cada chapa que não é transformado em peças boas e acaba sendo descartado ou vendido por valores abaixo do preço de mercado praticado para cada tipo de material. Os planos de corte são os leiautes de corte que o equipamento utiliza para realizar a produção programada. Nesses leiautes são organizadas as peças de maneira que se possa cortar o maior número de itens possíveis em cada chapa programada. Em um mesmo leiaute somente podem ser programadas peças de um mesmo tipo de matéria-prima, porém, um mesmo leiaute pode ser utilizado para cortar mais de uma chapa desse mesmo material, dependendo da quantidade de itens necessários para atender à programação e de quantos desses itens foram possíveis de ser programados em um único leiaute.

Para atender a produção dos diferentes produtos fabricados na empresa, são programados diferentes itens ou peças. Cada uma dessas peças tem um formato específico e utiliza matérias-primas específicas determinadas pela engenharia da empresa. A soma desses diferentes itens programados diariamente representa a demanda diária de produção da operação estudada. Cada diferente item é programado através de uma ordem de produção. Cada ordem de produção determina a quantidade de cada item que deve ser produzida e a soma das ordens de produção programadas em cada dia de trabalho representa a demanda total da operação.

A quantidade total de chapas cortadas em cada dia de trabalho na operação estudada dependerá do tempo necessário para cortar cada uma dessas chapas. O volume de matéria-prima processado diariamente é determinado por essa quantidade total de chapas cortadas multiplicadas pelo peso específico de cada uma dessas chapas.

A maioria dos dados para compor as variáveis foi possível coletar a partir das informações existentes na empresa, nos sistemas de controle de programação do equipamento da operação estudada e também do sistema ERP utilizado pela empresa. Contudo, os dados para a variável de consumo de energia e os dados para o controle das horas de trabalho humano empregados na operação precisaram de adaptações na operação para que fosse possível iniciar a coleta dos dados.

No caso da variável de consumo de energia elétrica, houve uma reunião com a equipe de manutenção para identificar como seria possível fazer a coleta real do consumo diário dessa operação. Identificou-se que não seria possível coletar os dados multiplicando o tempo de corte pelo consumo do equipamento pois devido ao equipamento ser hidráulico, com acionamento por motor elétrico, este permanece ligado mesmo quando não está cortando chapas. A melhor solução encontrada foi instalar um medidor individual na entrada da operação, conforme mostra a Figura 13, fazendo com que todo o consumo de energia nessa operação passasse por esse medidor. Após instalado o medidor, todos os dias, antes do início do turno de trabalho, foi coletada a leitura do medidor e fazendo a diminuição da leitura do dia anterior, obteve-se o consumo de cada dia de trabalho. Dessa forma, foi possível medir diariamente quanta energia foi consumida na operação estudada.

Figura 13: Medidor de energia instalado na entrada da operação estudada



Fonte: Elaborado pelo autor

Para a variável tempo total de mão-de-obra, a dificuldade encontrada foi como medir diariamente as mudanças no número de operadores atuando na operação estudada. Durante uma análise prévia na operação, juntamente com o grupo de especialistas da empresa, identificou-se que o número de pessoas trabalhando na operação variava de um dia para outro, de acordo com as necessidades avaliadas pelo supervisor do setor de trabalho onde essa operação estava localizada.

Identificou-se que todos os funcionários do setor registravam o ponto em um relógio comum para todo o setor e com isso seria difícil extrair os dados com precisão de quem trabalhou na operação em cada um dos dias.

A solução encontrada foi instalar um relógio ponto junto à operação para que os funcionários que ali fossem trabalhar pudessem efetuar um registro de presença nesse local. O ponto não teve validade de horário, serviu apenas para fornecer os dados de quais pessoas trabalharam na operação em cada um dos dias analisados. Após alguns dias de teste do sistema, foi evidenciado que o número de pessoas variava de dia para dia, mas não durante o mesmo dia. Isso quer dizer que quando um operador extra era alocado para trabalhar no equipamento, ele permanecia ali o turno inteiro de trabalho. Essa situação foi analisada juntamente com supervisor do setor e com os trabalhadores dessa operação e foi validada. Esse procedimento é realizado quando há atrasos na produção ou quando há leiautes de corte que exigem a retirada manual de um número maior de peças da chapa após o corte. Esses operadores extras auxiliam no abastecimento da máquina, na retirada de peças, na organização das matérias-primas na ordem em que serão processadas, e outras tarefas que fazem parte da operação. Tudo isso para não sobrecarregar os operadores e deixar o equipamento perder produção, uma vez que todos os operadores dessa operação são medidos pelo OEE do equipamento. A Figura 14 mostra a instalação do equipamento para coleta desses dados.

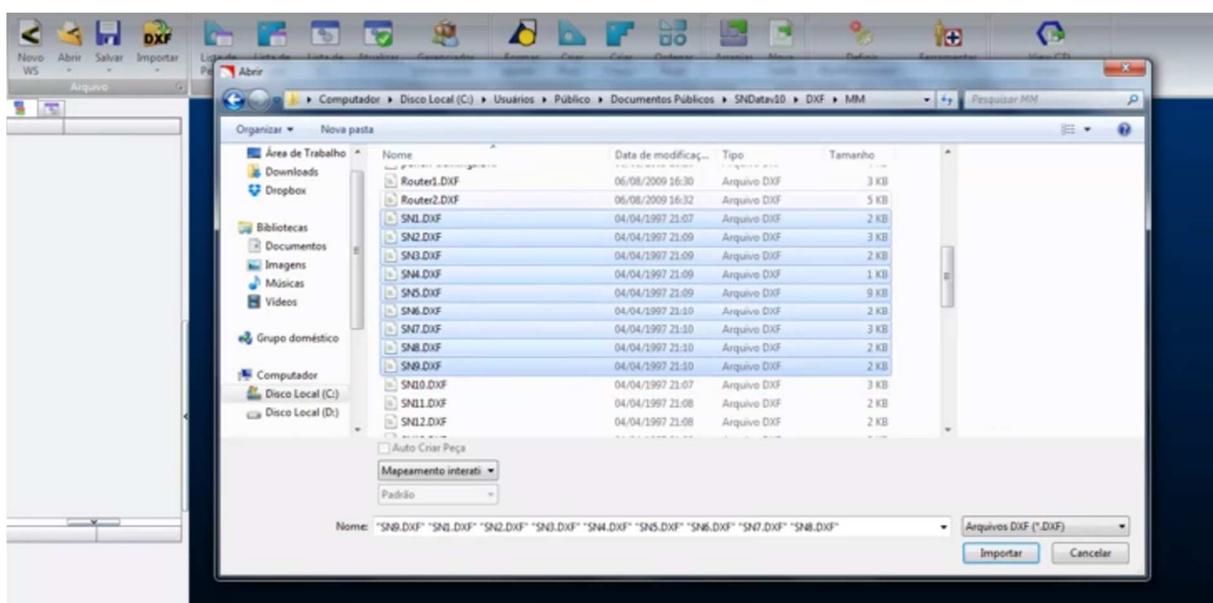
Figura 14: Equipamento de registro de ponto instalado na operação



Fonte: Elaborado pelo autor

Uma outra fonte importante para a coleta dos dados necessários foi os planos de corte programados para a operação estudada. Esses planos de corte são elaborados em um programa específico que é utilizado pelas empresas que possuem equipamentos de corte CNC. Na empresa estudada o software utilizado é o Sigmanest, um software que além de permitir a confecção de planos de corte para o processamento no equipamento, permite gerenciar as demandas de itens que devem ser programados. Para que as demandas sejam lidas e gerenciadas pelo Sigmanest, deve haver uma programação de produção efetuada pelo setor de PCP da empresa e disponibilizada para a operação específica que utiliza esse software. A partir de uma relação de ordens de produção enviadas diariamente pelo PCP, o programador da operação estudada importa os formatos das peças de cada código de um local específico no sistema da empresa, como mostra a Figura 15, e inicia a distribuição dessas peças em um leiaute de corte.

Figura 15: Importação das peças para o sistema de planos de corte



Fonte: Elaborado pelo autor

Cada ordem de produção elaborada pelo PCP solicita a produção de um item diferente e também informa as quantidades desse item que devem ser produzidas. Com essas informações, o programador da operação distribui em cada leiaute de corte as quantidades de cada um desses itens, podendo utilizar mais de um tipo de

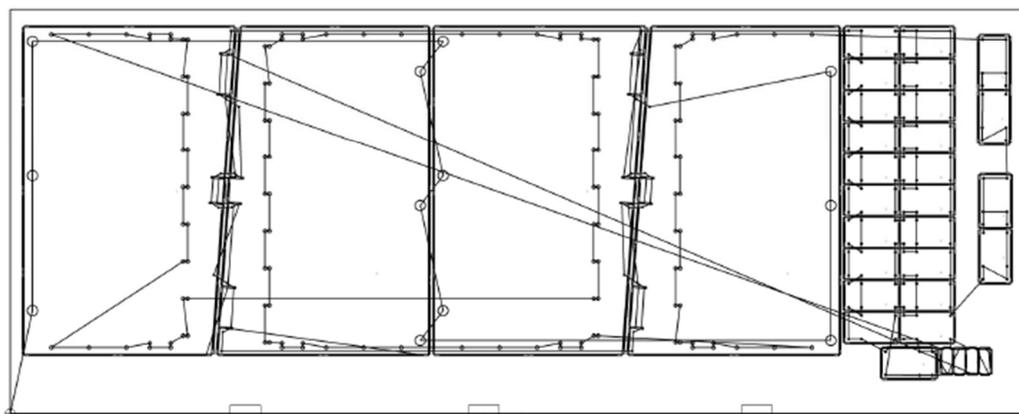
peça em um mesmo leiaute ou utilizar mais de um leiaute para produzir um mesmo tipo de peça.

Na empresa estudada a programação de produção é realizada diariamente, sem agrupar as demandas dos diferentes itens e sem considerar as datas de necessidade desses itens. A data considerada para finalização da produção de cada lote de peças programado é considerada sempre a última data de necessidade das peças programadas. Dessa forma, a definição da ordem em que cada item será cortado na operação estudada fica sob a responsabilidade do programador de planos de corte, que não faz parte do PCP da empresa. Na programação dos planos de corte o programador precisa separar os diferentes itens por tipo de material e as informações de que esse programador dispõe são somente a quantidade de cada item que deve ser cortado e o tipo de matéria-prima que deve ser utilizada.

Alguns dos itens programados passam por outras operações dentro do setor de caldeiraria da empresa antes de seguir para sub-montagens e por fim chegarem à linha de produção. Como não há diferentes prazos para os itens programados em um mesmo dia de trabalho, todos são distribuídos nas chapas de acordo com a quantidade programada de cada item e do seu tamanho, conforme mostra a Figura 16.

Figura 16: Exemplo de plano de corte utilizado na operação estudada

Nome da Tarefa : T14022 N° Programa : 7248					
Qtde Chapas com o Mesmo Formato	1	Sucata Real	20.9%	Formato 1 de 2	
Programador		Sucata Ret.	16.1%	Peso Total	170.17 kg



Material	ZAR	Comp. Chapa	3000 mm	Usado em X	2934.495 mm	Aproveitamento 79.09%
Espessura	1.9 mm	Largura Chapa	1200 mm	Usado em Y	1095.383 mm	
Nome Chapa	CHAPA ZAR	Tempo de Corte	00:12:23	Comp. Corte	16990.914	

ID Peça	Nome Peça	Requerido	Chapa	Peso Líquido	Ordem de Serviço	Dimensões
1	 127432	4	4	0.04kg		74.00 mm X 32.00 mm
2	 547955	25	25	0.21kg		156.96 mm X 89.00 mm
3	 566472	18	4	8.59kg	46845577	618.30 mm X 970.00 mm

Fonte: Elaborado pelo autor

Os planos de corte gerados são enviados eletronicamente para uma pasta do equipamento da operação estudada e uma cópia é impressa para que os operadores possam visualizar o leiaute de corte e para que possam separar manualmente as peças após o seu processamento. Essas cópias foram utilizadas pelo pesquisador para fazer o levantamento de alguns dados da pesquisa. Dos planos de corte foi possível extrair vários dados para a pesquisa, conforme explicado no Quadro 12. Para isso, cada um dos planos de corte gerados em formato PDF precisou ser analisado pelo pesquisador e os dados foram dispostos em planilhas eletrônicas, conforme mostra o Quadro 12, para gerar as informações de cada dia de trabalho na operação estudada.

Quadro 12: Tabulação dos dados dos planos de corte

VARIÁVEL	DMU 1	PC 1	PC 2	PC 3	PC 4
Número de planos de corte	86	1	1	1	1
Quantidade de chapas de aço	58	-	-	-	-
Quantidade de chapas de alumínio	60	-	-	-	-

VARIÁVEL	DMU 1	PC 1	PC 2	PC 3	PC 4
Quantidade de chapas de aluzinc	10	1	1	1	1
Volume de aço	1.850	-	-	-	-
Volume de alumínio	1.058	-	-	-	-
Volume de aluzinc	103	10	10	10	10
(B) Total de tempo de corte (segundos)	70.941	377	430	425	325
Quantidade de peças de aço produzidas	1.287	-	-	-	-
Quantidade de peças de alumínio produzidas	514	-	-	-	-
Quantidade de peças de aluzinc produzidas	44	5	6	6	3
(-) volume de sucata de aço	-474	-	-	-	-
(-) volume de sucata alumínio	-253	-	-	-	-
(-) volume de sucata de aluzinc	-21	2	1	2	1
(-) % de sucata de aço	0	-	-	-	-
(-) % de sucata alumínio	0	-	-	-	-
(-) % de sucata de aluzinc	0	-	-	-	-
Número de diferentes tipos de itens programados	366	5	5	6	3
Tempo de abastecimento	3.840	30	30	30	30

Fonte: Elaborado pelo autor

Os dados individuais de cada plano de corte foram agrupados e tratados para formar as variáveis do modelo, juntamente com os dados coletados nas demais fontes, conforme demonstrado no Quadro 12. Com isso, foi possível obter os dados para comporem treze variáveis de *input* e duas variáveis de *output* para o modelo. O cálculo das quantidades de cada variável nas DMU's estudadas pode ser representada pela seguinte equação:

$$DMU_1 = \sum_1^n PC_1 \dots PC_n \text{ para cada variável do modelo}$$

Para cada DMU do modelo foi realizado o somatório dos dados de todos os planos de corte diários. Após esse processo de coleta e tratamento dos dados iniciou-se o processo de refinamento do modelo DEA, conforme será apresentado na seção 3.5 deste trabalho. A próxima seção apresenta a coleta dos dados do OEE.

3.4.2 Coleta dos dados do OEE

Outro passo importante para esta pesquisa foi a coleta dos dados do OEE do equipamento da operação estudada. Essa coleta, da mesma forma que a coleta dos

dados para o modelo DEA, foi estudada juntamente com a equipe de especialistas na empresa de maneira que se pudesse planejar a coleta e garantir a confiabilidade nos dados coletados.

O OEE estava implantado na empresa no momento da pesquisa, inclusive no equipamento da operação estudada. Dessa forma, a primeira etapa do trabalho juntamente com a equipe de especialistas da empresa, foi analisar de que maneira o OEE era calculado na operação estudada, bem como verificar de que forma os registros dos dados do OEE eram realizados nesse equipamento.

Foi evidenciado que o registro dos dados do OEE era realizado em um diário de bordo preenchido manualmente pelos operadores e posteriormente esses dados eram transferidos para uma planilha eletrônica. Também foi verificado que havia um procedimento diário de checagem dos dados, que era uma reunião entre os supervisores de cada turno de trabalho e os operadores dos equipamentos CNC do setor onde se encontra a operação estudada. Nessas reuniões eram discutidos os resultados do OEE do dia anterior, analisados os principais motivos de paradas e discutidas as ações para o dia de trabalho. Na operação estudada, trabalham um operador e um auxiliar em cada um dos turnos e nas reuniões somente o operador participava, enquanto o auxiliar preparava o equipamento e iniciava ou dava continuidade à produção.

Como forma de coleta dos dados e para possibilitar a análise desses dados após o período de estudos, o pesquisador passou a participar de todas as reuniões durante os cinquenta dias analisados e as anotações sobre os eventos de cada dia foram registradas em um diário de observações, contendo os resultados do OEE, as principais ações tomadas e também algumas observações relevantes sobre aspectos das tomadas de decisão para melhorar os resultados do OEE que foram observadas pelo pesquisador, porém não eram consideradas nos cálculos do OEE. Essas observações estarão descritas na seção cinco, análise dos resultados.

Quanto ao diário de bordo utilizado pelos operadores para registrar as ocorrências do OEE e a forma de transcrever esses dados para as planilhas eletrônicas, não foram identificadas não conformidades. De acordo com Nakajima (1989), uma meta considerada ideal para o indicador deve ser um resultado superior a 85%. Na empresa estudada a meta para o OEE é de 87%. A empresa também utiliza três faixas de classificação para essas metas: faixa verde, igual ou maior que 87%;

faixa amarela, de 81% à 86,99% e faixa vermelha, quando o indicador é menor que 81%. Os operadores são medidos diariamente por esse indicador e os dados são fiscalizados pelos supervisores de cada turno de maneira que existe um controle dos registros e a garantia da confiabilidade dos dados registrados. A Figura 17 mostra um exemplo dos registros dos resultados do OEE de um dia de trabalho.

Figura 17: Exemplo da planilha de registros dos resultados do OEE

DIA / TURNO	Paradas		T. Disponível		Tempo		Produção		Eficiência TEEP			
	Prog	Ñ Prog	TEEP	OEE	Real	Refugo	Total	Min	Global	μ 1	μ 2	μ 3
T3	0	110	1.470	1.470	1.360	0	6	1.310	89%	93%	96%	100%
T1	0	3.097	11.760	11.760	8.663	0	20	7.112	60%	74%	82%	100%
T2	0	891	11.040	11.040	10.149	0	20	8.812	80%	92%	87%	100%
TOTAL	0	4.098	24.270	24.270	20.172	0	46	17.234	71%	83%	85%	100%

Fonte: Elaborado pelo autor

Um detalhe importante percebido ao coletar os dados dos resultados do OEE é que nessa operação o μ 3 é sempre considerado 100%. Durante o processo de reuniões diárias para análise dos resultados essa constatação foi questionada pelo pesquisador e a justificativa da equipe de supervisores, operadores e do engenheiro de produção responsável pelo setor é que todas as peças que são produzidas nessa operação saem de acordo com as especificações. O equipamento corta cada peça de acordo com os projetos, respeitando as tolerâncias especificadas, portanto não há problemas de não qualidade nessas peças. O que pode acontecer é de alguma peça ser danificada em outra etapa do processo produtivo, mas não na operação analisada. Se alguma peça é danificada nos processos seguintes da operação, os gestores solicitam ao PCP que emita novas ordens de produção para as quantidades danificadas de cada item e essas quantidades são novamente programadas. Para este trabalho, essas novas programações são computadas como se fossem programações normais, dentro de cada dia de trabalho em que as mesmas são produzidas, pois não foi possível identificar essas programações de forma separada das demais. Também foram coletados os dados referentes às paradas ocorridas no equipamento. Na empresa foram elaboradas tipologias específicas para as paradas de cada equipamento medido através do OEE. Essas tipologias de paradas estavam definidas na empresa quando esta pesquisa foi iniciada e por isso as mesmas foram mantidas. As tipologias de paradas utilizadas para essa operação podem ser vistas no Quadro 13.

Quadro 13: Tipologias de paradas utilizadas para o equipamento

Cod.	Descrição	T	3	1	2
11	Limpeza de Máquina / Setor (5 S's)	-	-	-	-
12	Ginástica Laboral	125	-	80	45
13	Manutenção Corretiva	1.003	-	698	305
14	Manutenção Preventiva (Check List)	522	-	427	95
15	Programação da Máquina (Fazer ou Ajustar)	73	-	12	61
16	Regulagem de Máquina	884	66	786	32
17	Reposição de Fluido Refrigerante	10	-	10	-
18	Reunião	79	-	-	79
19	Troca de Ferramenta	385	-	227	158
20	Treinamento	-	-	-	-
21	Almoço / Janta	-	-	-	-
22	Verificação da Programação	89	-	89	-
23	Banheiro / Beber Água	9	-	9	-
24	Intervalo	-	-	-	-
25	Setup	-	-	-	-
26	Troca de Gás / Arame	-	-	-	-
27	Troca de Gabarito na mesa	-	-	-	-
28	Limpeza da Tocha / Tubo de Contato	-	-	-	-
29	Colisão	-	-	-	-
30	Baixa Temperatura da Máquina	58	-	58	-
31	Referenciar / Zerar Máquina	44	-	44	-
32	Abastecimento de Máquinas	68	-	46	22
33	Ausência do Operador	-	-	-	-
34	Falta de Programação	216	44	172	-
35	Falta de Ar Comprimido / Energia	104	-	62	42
36	Falta de Ferramenta	-	-	-	-
37	Falta de matéria-prima	66	-	66	-
38	Transportar Peças	40	-	40	-
39	Retrabalho	-	-	-	-
40	Levar Sucata	16	-	16	-
41	Sem sistema	307	-	255	52

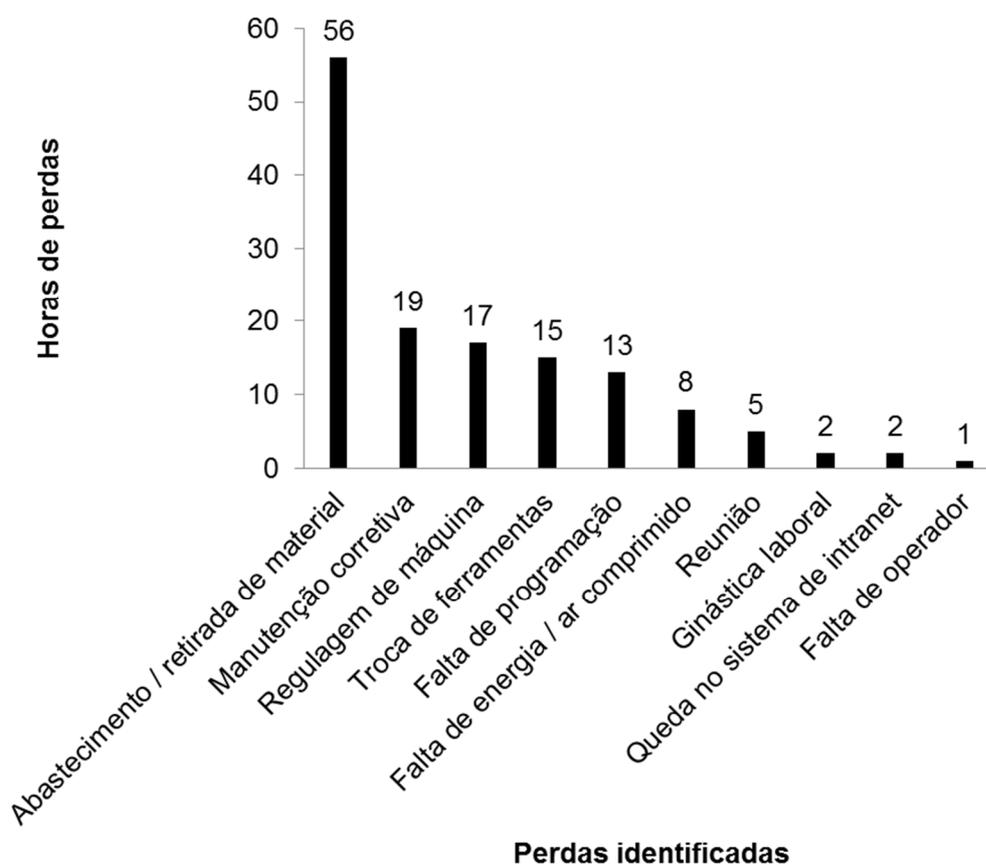
Fonte: Elaborado pelo autor

A operação estudada não é um gargalo e pode-se perceber que devido à isso, algumas paradas que poderiam ser executadas externamente, ao mesmo tempo em que o equipamento permaneceria produzindo, são realizadas como atividades internas e enquanto são executadas não há produção. Constatou-se também que há diferenças nos tipos de paradas registradas para cada turno. Exemplos são a ginástica laboral e a retirada da sucata. Esta última é sempre realizada no turno um e a ginástica

laboral não é realizada no terceiro turno. Com isso, para manter os resultados do OEE dentro das metas, são tomadas algumas ações que serão analisadas na seção cinco deste trabalho.

As somas das paradas em cada dia de trabalho e em cada turno são compiladas nas planilhas e são gerados indicadores com os dez maiores motivos de paradas, conforme mostra a Figura 18. Além das análises diárias feitas pelos supervisores da operação estudada e pelos seus operadores, esses indicadores são gerados mensalmente e disponibilizados para análises gerenciais.

Figura 18: Pareto de paradas



Fonte: Elaborado pelo autor

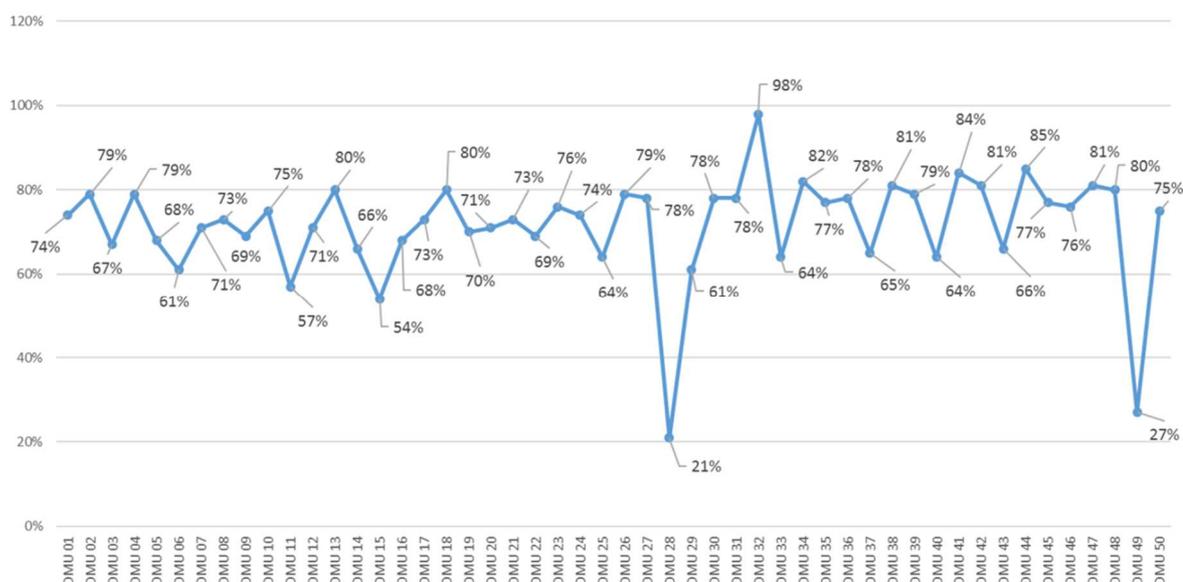
Os dados dos Paretos de paradas, de acordo com Nakajima (1989), devem ser analisados e cada motivo deve ser classificado em uma das seis grandes perdas. Para cada motivo de parada devem ser elaborados planos de ação, de maneira que os seus efeitos sejam minimizados e que se obtenha melhor aproveitamento dos equipamentos. (CHIARADIA, 2004; JONSSON e LESSHAMMAR, 1999). Contudo, durante a pesquisa não foram evidenciados esses planos de ação, da mesma forma

que não foram evidenciadas ações gerenciais para cobrar os resultados ou melhorias no indicador OEE dessa operação.

As ações eram tomadas diariamente pelos supervisores e pelos operadores para buscar melhorar o desempenho do indicador, porém sem registros formais dessas ações. Dessa forma, para poder utilizar os dados para esta pesquisa, essas ações foram anotadas diariamente no diário de observações do pesquisador. Essas observações estarão detalhadas na seção de análise dos resultados.

Com base nessas informações citadas, foram coletados os dados dos resultados do OEE no período analisado, as ocorrências das perdas do OEE, e também foram anotadas no diário de observações as ações tomadas para buscar melhorar o indicador na operação analisada. O Gráfico 1 mostra os resultados do OEE na operação estudada durante o período de análise.

Gráfico 1: OEE do equipamento



Fonte: Elaborado pelo autor

O Gráfico 1 mostra os resultados obtidos durante a coleta de dados e que estarão detalhados mais adiante neste trabalho, na seção de análises dos resultados. Essas análises trarão o detalhamento dos principais problemas evidenciados, que geraram esses resultados e também as ações tomadas pelos supervisores e operadores, evidenciadas durante a pesquisa. Na seção seguinte será abordado o refinamento do modelo DEA utilizado neste trabalho.

3.5 REFINAMENTO DO MODELO DEA

Conforme apresentado no capítulo dois, de acordo com Banker et al. (1984), para que o modelo DEA possa discriminar as DMU's, é necessário que o número de DMU's seja pelo menos três vezes o número de variáveis do modelo. Para esta pesquisa, esse requisito é atendido, uma vez que a soma das variáveis de *input* e *output* é quinze e o número de DMU's é cinquenta. Contudo, conforme apresentado por Piran et al. (2016), é importante fazer uma análise do modelo na tentativa de identificar quais variáveis poderiam não estar influenciando os resultados, podem ser removidas do modelo.

Para identificar as variáveis que não interferem no modelo, Wagner e Shimshak (2007) desenvolveram um método para um processo de seleção progressiva de variáveis, denominado *Stepwise*. No método *Stepwise* é considerada a variação média da eficiência conforme variáveis são retiradas ou adicionadas no modelo. Adotou-se para esta pesquisa o método *Stepwise* para a seleção de variáveis relevantes para o modelo que será utilizado nesta pesquisa. Esse método, de acordo com Wagner e Simshak (2007), deve ser aplicado seguindo-se as seguintes etapas:

Etapa 1: Rodar o cálculo do modelo DEA considerando todas as variáveis de entradas e saídas (representado por E^*0);

Etapa 2: Registrar os escores de eficiência de cada DMU da análise executada;

Etapa 3: Calcular a média aritmética dos escores das eficiências das DMU's analisadas (representado por Ex^*0);

Etapa 4: Rodar o cálculo do modelo DEA retirando uma variável de cada vez do modelo. Repetir o processo sucessivamente até que sejam calculadas versões do modelo retirando todas as variáveis, uma por vez. (representado por E^*1, E^*2, \dots, E_n);

Etapa 5: Registrar os escores de eficiência de cada DMU para cada análise executada, contemplando a retirada de cada variável;

Etapa 6: Calcular a média aritmética dos escores das eficiências das DMU's analisadas, na qual foi contemplada a retirada de cada variável (representado por $Ex^*1, Ex^*2, \dots, Ex_n$);

Etapa 7: Calcular a diferença entre a eficiência média resultante da análise contemplando o modelo original (com todas as variáveis) e as análises executadas no passo 3 (retirando uma variável de cada vez), ou seja, $Ex^0 - Ex^1$, $Ex^0 - Ex^2, \dots$, $Ex^0 - Ex^n$.

De acordo com Wagner e Shimshak (2007), após rodar os cálculos do modelo DEA seguindo essas etapas, deve-se observar quais análises representam variações insignificantes, de soma “zero”, e essas variáveis poderão ser retiradas do modelo sem que se alterem os resultados do modelo.

Ao se aplicar o método do *stepwise* conforme proposto por Wagner e Shimshak (2007), percebeu-se que três variáveis obtiveram resultado igual a zero entre a diferença dos resultados da eficiência média do modelo original subtraídos pela média obtida com a exclusão de cada variável. São as variáveis de Quantidade de chapas utilizadas na operação, Tempo de abastecimento e Total de horas máquina que não interferem nos resultados dos cálculos deste modelo DEA.

Após a identificação das variáveis apontadas pelo método *stepwise* como possíveis de serem removidas do modelo sem que os resultados fossem alterados, buscou-se discutir esses resultados com o grupo de especialistas da empresa. Essa análise buscou verificar qual a importância de cada variável para o modelo e também se alguma dessas variáveis deveriam ser mantidas no modelo, mesmo que nos cálculos realizados para esta pesquisa as mesmas não estivessem interferindo. A avaliação realizada resultou na retirada dos *inputs* 2, 6 e 12. Os resultados da aplicação do *STEPWISE* estão sintetizados no Quadro 14.

Quadro 14: Stepwise do modelo DEA

Var, Média das Eficiências (EX*0-EX*n)	-	-0,0008	0,0000	0,0026	0,0100	-0,0052	0,0000	-0,0234	0,0034	-0,0214	0,0072	0,0047	0,0000	-0,0062	0,5406	-0,0077
----------------------------------------	---	---------	--------	--------	--------	---------	--------	---------	--------	---------	--------	--------	--------	---------	--------	---------

Representação (E*)	Descrição da Variável	Média das Eficiências (EX*)
E*0 Modelo Original	Modelo Original com todas as variáveis	0,5155
E*1 Retira Input 1	Número de planos de corte	0,5163
E*2 Retira Input 2	Quantidade de chapas	0,5155
E*3 Retira Input 3	Volume de matéria-prima	0,5129
E*4 Retira Input 4	(B) Tempo total de corte	0,5054
E*5 Retira Input 5	Número de diferentes tipos de itens programados	0,5207
E*6 Retira Input 6	Tempo de abastecimento	0,5155
E*7 Retira Input 7	Kw consumidos	0,5390
E*8 Retira Input 8	Número de ordens de produção	0,5121
E*9 Retira Input 9	Total de tempo de mão-de-obra (segundos)	0,5370
E*10 Retira Input 10	Total de tempo de manutenção preventiva (segundos)	0,5083
E*11 Retira Input 11	Total de tempo de manutenção corretiva (segundos)	0,5108
E*12 Retira Input 12	(A) Total de horas máquina (2 turnos + H.E. de MO)	0,5155
E*13 Retira Input 13	Total de horas ociosas (A - B)	0,5217
E*14 Retira output 1	Quantidade de peças produzidas	-0,0251
E*15 Retira output 2	Volume de sucata	0,5232

Fonte: Elaborado pelo autor

O passo seguinte foi rodar novamente o modelo DEA sem as variáveis identificadas com o uso do *stepwise*, obtendo-se desta forma, o comportamento da eficiência de cada uma das DMU's analisadas. O modelo DEA final considerado para esta pesquisa está descrito no Quadro 15.

Quadro 15: Modelo final DEA utilizado na pesquisa

Input 1	Input 2
Número de planos de corte	Volume de matéria-prima

Input 3	Tempo de corte	DMU's OPERAÇÃO n: 1 a 50		
Input 4	Número de diferentes tipos de itens programados		Output 1	Quantidade de peças produzidas
Input 5	Kw consumidos		Output 2	Volume de sucata
Input 6	Número de ordens de produção			
Input 7	Total de tempo de mão-de-obra			
Input 8	Total de tempo de manutenção preventiva			
Input 9	Total de tempo de manutenção corretiva			
Input 10	Total de horas ociosas			

Fonte: Elaborado pelo autor

Com o modelo DEA final calculado, com as dez variáveis de *input* e as duas variáveis de *output*, no SIAD v 3.0 os valores da eficiência padrão, eficiência invertida, eficiência composta e eficiência composta*. Para este trabalho será utilizada a eficiência composta, que é a média aritmética entre a eficiência em relação à fronteira DEA convencional e o complemento da eficiência em relação à fronteira invertida, sendo:

$$Eff_c = \frac{[Eff_p + (1 - Eff_i)]}{2}, \text{ onde:}$$

Eff_c – Eficiência composta

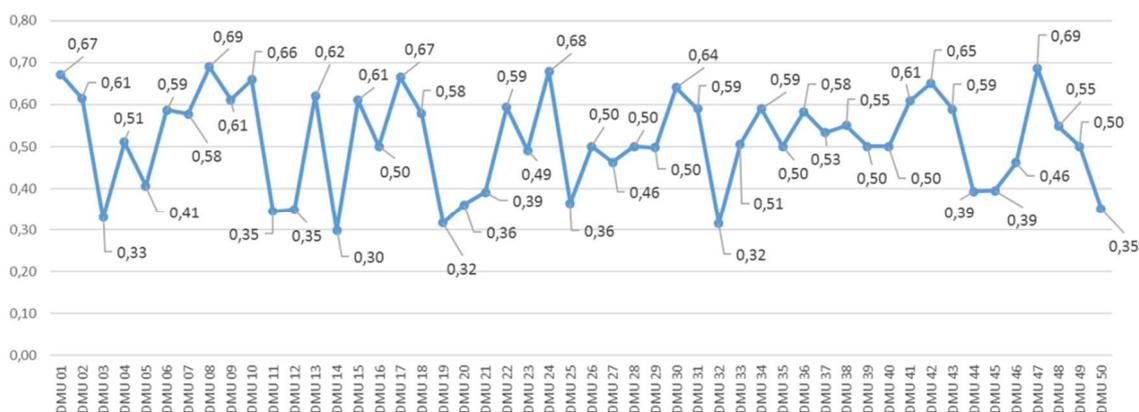
Eff_p – Eficiência padrão

Eff_i – Eficiência invertida

Os modelos DEA clássicos, de acordo com Barreto e Mello (2013), são benevolentes na avaliação das DMUs e provocam um grande número de unidades 100% eficientes, reduzindo a discriminação entre elas. Dessa maneira, pelo fato de as DMU's escolherem seus pesos de modo que sua eficiência seja a melhor possível em relação às demais, poderá haver um grande número de DMUs na fronteira da eficiência, com um grande número de unidades 100% eficientes, reduzindo a discriminação entre elas (PEREIRA ET AL., 2012).

Para melhorar a discriminação entre as DMU's, neste modelo DEA, será utilizado o cálculo da Fronteira Invertida utilizada por Entani et al. (2002) e Lins et al. (2005), que é, de acordo com Leta et al. (2005), a inversão de inputs e outputs produzindo uma fronteira de ineficiência, ou melhor, uma visão oposta da fronteira clássica. A fronteira Invertida tem como objetivo aumentar a discriminação entre as DMU's e foi utilizada em outros trabalhos, por Pimenta et al. (2004), Angulo Meza et al. (2005), Soares de Mello et al. (2008), Piran et al. (2016), sendo um método comprovado para este objetivo. É através do uso da Fronteira Invertida que se pode obter a eficiência composta, e com os dados dessa eficiência composta obteve-se o desempenho de cada DMU, conforme pode ser observado no Gráfico 2.

Gráfico 2: Eficiência DEA da operação produtiva



Fonte: Elaborado pelo autor

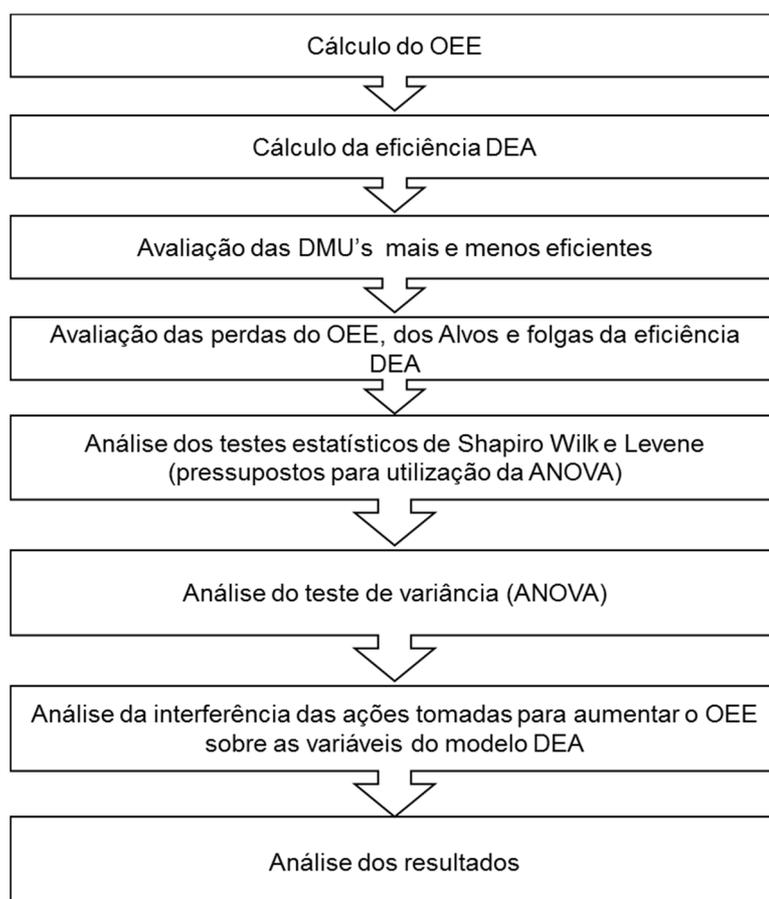
O Gráfico 2 apresenta os resultados obtidos após a aplicação do modelo DEA definitivo, já aplicados os métodos de seleção de variáveis apresentados utilizando-se os resultados da eficiência composta. É possível verificar que houve discriminação das DMU's e a análise dos dados será apresentada na seção cinco deste trabalho. Na próxima seção será apresentado como foram realizadas as análises dos dados coletados.

3.6 ANÁLISE DOS DADOS

A partir do conjunto de dados coletados, considerando as múltiplas fontes de evidência, o pesquisador deve produzir uma espécie de narrativa geral do caso (MIGUEL, 2007). De acordo com Yin (2015), na análise dos dados deve-se examinar, categorizar, classificar em tabelas, testar, ou recombinaar as evidências quantitativas e qualitativas para tratar as proposições iniciais de um estudo.

Os dados coletados para o OEE e para o modelo DEA/OEE foram organizados em planilhas eletrônicas e posteriormente organizados para representar os resultados obtidos durante a pesquisa. Os dados para o modelo DEA/OEE após planilhados foram inseridos no *software* SIAD v 3.0 para calcular o desempenho de cada DMU. Os procedimentos para realização dos dados do OEE e do modelo DEA/OEE estão descritos na Figura 19.

Figura 19: Procedimentos para análise dos dados



Fonte: Elaborado pelo autor

Os resultados do OEE do período estudado foram organizados e dispostos em uma sequência de resultados diários coincidentes com as DMU's do modelo DEA/OEE utilizado. Também os dados resultantes do cálculo da eficiência composta

do modelo DEA/OEE foram organizados em sequência, de acordo com as DMU's analisadas.

Com os cálculos do OEE realizados, também foram analisadas as perdas e relacionadas às ações evidenciadas para reduzir essas perdas e para melhorar os resultados do OEE. Essas ações não são registradas na empresa analisada, em nenhum dos equipamentos onde o indicador é medido. As ações são tomadas pelos gestores do setor, juntamente com as suas equipes de trabalho, mas não são elaborados planos de ação para serem apresentados juntamente com os relatórios gerenciais do indicador, que são disponibilizados para análises dos gerentes da empresa. Essas ações foram anotadas pelo pesquisador durante as reuniões diárias que foram acompanhadas no período de análise.

Com base nos dados calculados da eficiência DEA/OEE, foram analisados os alvos e as folgas para poder avaliar as diferenças na utilização dos *inputs* em cada DMU. Com a análise do *benchmarking* informado pelo cálculo da DEA/OEE também é possível determinar quais níveis de utilização dos recursos tornarão a operação mais eficiente. Essas informações foram essenciais para identificar onde, de acordo com a eficiência DEA/OEE, a operação poderia ser ajustada para que a eficiência da mesma fosse aumentada para os níveis do *benchmarking*. Na seção cinco deste trabalho serão detalhadas as análises dos resultados obtidos com a aplicação do OEE e da eficiência DEA/OEE e na seção seis serão discutidos esses resultados.

Após essas análises individuais dos resultados do OEE, da eficiência DEA/OEE, dos alvos e folgas, mais as perdas do OEE, foi realizada uma avaliação conjunta dos resultados para identificar as diferenças entre as ações tomadas para melhorar o OEE e as ações que poderiam ser tomadas para melhorar a eficiência da operação fazendo os ajustes das folgas indicadas pelo cálculo da DEA/OEE. Essas análises buscam evidenciar se as ações tomadas pelos gestores da empresa para melhorar os resultados do OEE obtiveram êxito e se essas ações influenciaram de alguma forma o desempenho do modelo DEA/OEE utilizado.

Posteriormente, iniciaram-se as análises estatísticas para testar se há diferenças entre as médias do OEE e da eficiência DEA/OEE. Foi realizada a análise de variância (ANOVA), e para que esse teste fosse viabilizado, foram executados os testes de Shapiro Wilk e Levene. A síntese dos parâmetros utilizados para a aplicação desses testes estão apresentados no Quadro 16.

Quadro 16: Análises estatísticas aplicadas aos dados do OEE e DEA

Análise	Objetivo	Condições	Parâmetros de aceitabilidade
Shapiro Wilk	Avaliar se os dados referentes aos resultados do OEE e dos escores da eficiência DEA composta são provenientes de uma distribuição normal	H0: Os dados são normais H1: Os dados não são normais	Sign. $\geq 0,05$
Levene	Avaliar se os dados referentes aos resultados do OEE e dos escores da eficiência DEA composta são homogêneos	H0: Os dados são homogêneos H1: Os dados não são homogêneos	Sign. $\geq 0,05$
Anova	Avaliar se existe diferença significativa entre as médias da eficiência composta e dos resultados do OEE no período analisado	H0: Não existem diferenças significativas entre as médias dos resultados do OEE e da eficiência DEA composta H1: Existem diferenças significativas entre as médias dos resultados do OEE e da eficiência DEA composta	P-value. $\leq 0,05$

Fonte: Elaborado pelo autor

O teste de Shapiro Wilk e Levene tem como função viabilizar ou não a utilização da ANOVA. A ANOVA serve para testar se existem diferenças significativas entre as médias dos resultados das duas técnicas de avaliação de desempenho, o OEE e a DEA/OEE desta pesquisa. Se forem constatadas as diferenças entre os dois grupos de médias, pode-se afirmar que as técnicas para medição de desempenho são diferentes e demonstram resultados específicos, de acordo com os objetivos desta pesquisa. Essa avaliação é importante, pois os resultados obtidos deverão indicar diferentes resultados para o mesmo período de análise. A seção seguinte apresenta as delimitações para este trabalho.

3.7 DELIMITAÇÕES DO TRABALHO

A elaboração de um estudo de caso apresenta, pelo fato de ser um estudo de fenômeno bem delimitado, algumas particularidades. Dentre elas, o cuidado especial que se deve ter com as deduções generalizadoras: como cada caso é tratado como singular e único, a possibilidade de generalização passa a ter menor relevância. (LUDKE; ANDRÉ; EDA, 2011). De acordo com Ventura (2007), toda pesquisa científica necessita definir seu objeto de estudo e, a partir daí, construir um processo de investigação, delimitando o universo que será estudado.

Este trabalho irá abordar o tema da avaliação de eficiência de operações de produção e se restringirá a elaborar uma proposta para esse nível de atividade dentro de uma fábrica, não considerando as células de produção, os setores ou a fábrica como um todo. Essa abordagem da delimitação foi baseada nos conceitos de manufatura, sistemas de manufatura e operações de produção citados no capítulo um desta pesquisa. Não serão considerados processos anteriores e posteriores à operação.

Outra delimitação diz respeito ao estudo de caso realizado neste trabalho que propõe uma integração de duas ferramentas de avaliação de desempenho operacional, o OEE e a DEA. Não serão consideradas as demais métricas apontadas pela literatura, e apresentadas no capítulo dois deste trabalho, como sendo propostas de complementar ou substituir o OEE e a DEA.

As variáveis utilizadas para o modelo DEA desta pesquisa são direcionadas à operação estudada e não têm como objetivo permitir a aplicação generalizada do modelo para outros tipos de operações. Contudo, modelos DEA podem ser desenvolvidos para outros tipos de operações de produção utilizando-se as classes e subclasses de variáveis apresentadas no Quadro 8. Para isso, os modelos podem ser construídos seguindo-se os passos do método de trabalho desta pesquisa.

Também é uma delimitação deste trabalho a utilização do modelo DEA proposto, apenas para a minimização dos *inputs* utilizados nas operações de produção, e não para a maximização dos *outputs*. Optou-se pela orientação à *inputs* devido ao fato de a demanda para a operação estudada ser dependente de fatores externos à operação. A operação estudada não é um gargalo e deve atender à

demanda programada pelo PCP. Dessa forma, as variáveis que estão sob o controle dos gestores na operação, mesmo que limitados à programação, são os *inputs* que serão avaliados pelo modelo DEA. Com a orientação para *inputs* o modelo proposto poderá ser utilizado para medir operações gargalos e não-gargalos nas empresas.

Outra limitação para esta pesquisa diz respeito aos índices do OEE calculados. Os dados utilizados para calcular o OEE e para o modelo DEA consideram que o índice de qualidade do OEE (μ_3) é sempre 100%. Todavia, para o caso de outras aplicações do modelo DEA para medir a eficiência técnica de operações produtivas, pode-se configurar variáveis dentro dessa sub-classe de variáveis.

O período de análise e a quantidade de DMU's foi limitada em cinquenta dias úteis devido ao fato de não ser possível se fazer medições com dados anteriores ao início da pesquisa. Devido ao fato de a empresa utilizar o OEE como medida diária e de não ser possível obter dados mensais suficientes para o estudo, considerou-se cada DMU como um dia de trabalho. Contudo, a utilização de cinquenta DMU's para o modelo permitiu o levantamento de dados suficientes para testar o modelo DEA proposto. A seguir, no item 4 será apresentada a operação de produção analisada e os detalhes da análise dos dados.

4 APRESENTAÇÃO DA OPERAÇÃO ESTUDADA

A pesquisa foi realizada em uma operação de estampagem de peças metálicas realizada por um equipamento semiautomático chamado de puncionadeira. As puncionadeiras são equipamentos que surgiram antes das máquinas de corte a

laser, conseguem substituir operações realizadas pelas prensas e servem para cortar metais. As puncioneiras são equipamentos mais flexíveis do que as prensas, pois ao invés de utilizarem estampos com formatos específicos de cada peça a ser cortada, utilizam uma série de ferramentas que podem cortar, marcar ou até mesmo fazer dobras. Podem rapidamente cortar a chapa no formato desejado, sem a necessidade da construção de um estampo. As diferenças entre um estampo de uma prensa e os estampos de uma puncioneira podem ser visualizadas na Figura 20.

Figura 20: Estampo de uma prensa e ferramentas de uma puncioneira



Fonte: Elaborado pelo autor

Os estampos construídos para serem utilizados nas prensas excêntricas ou hidráulicas geralmente são utilizados para a construção de peças específicas, e sempre que o modelo de peça a ser fabricado alterar, deve-se alterar o estampo utilizado. No caso dos estampos utilizados nas puncioneiras, existem uma série de formatos pré-definidos e esses formatos são presos em um carrossel na própria puncioneira. Esses carrosséis variam em tamanho e quantidade de ferramentas que suportam, dependendo do modelo de cada equipamento.

Os cortes nas chapas são feitos por esses estampos. A definição de qual estampo será utilizado em cada corte é feito pelo programador da operação. O operador define, no software de programação, as peças que serão cortadas, as ferramentas (estampos) que serão utilizadas em cada corte e o layout de corte (distribuição das peças a serem cortadas nas chapas). A velocidade do corte e o roteiro de corte (a ordem de quais peças e cortes serão processados) são determinados pelo equipamento. O software da máquina define qual a configuração otimizará o tempo de corte e a utilização dos estampos. Dessa forma tanto o

aproveitamento da chapa quanto a eficiência do corte estão mais ligados ao modo como o programador distribui as peças e indica os estampos, do que à escolha que faz o software do equipamento.

As trocas de ferramentas em uma prensa, mesmo utilizando técnicas da troca rápida de ferramentas desenvolvida por Shingo (2000) num período de 19 anos, como resultado de análise detalhada de aspectos teóricos e práticos que envolvem as operações de setup, são menos eficientes do que a troca de estampos realizada automaticamente pelas puncionadeiras, uma vez que basta girar os carrosséis superior e inferior para posicionar o punção e a matriz corretas no ponto de corte e prosseguir com o corte dos materiais. Contudo, se a programação das ferramentas não for feita da forma correta, ou houver a necessidade de instalação de ferramentas específicas na puncionadeira, o setup pode ser igualmente demorado.

Esse equipamento é uma máquina utilizada para alterar a forma de um determinado metal, seja fazendo cortes ou furações específicas. Normalmente, uma peça de metal é processada através da puncionadeira, como parte da elaboração de peças finais e posteriormente segue para as demais operações, ou até mesmo como etapa permanente de trabalho. Estes dispositivos podem ser utilizados para diversas finalidades, como na fabricação de peneiras industriais, dispositivos agrícolas e peças para o setor automotivo. A Figura 21 mostra a operação analisada, contendo a puncionadeira e os dispositivos do entorno do equipamento, utilizados para a realização da operação.

Figura 21: Operação estudada



Fonte: Elaborado pelo autor

Em alguns casos, o equipamento pode realizar operações de corte e ejetar a peça de metal em apenas uma etapa. Outras peças podem exigir várias etapas de trabalho, a fim de ser completamente formada ou cortada. Neste caso, o processo é chamado progressivo, porque cada estação de trabalho equivale a uma etapa da operação e passo a passo até que se alcance a conclusão da tarefa. Uma máquina deste porte pode ser uma máquina simples, pequena e que pode ser operada manualmente, ou pode ser grande, complexa, e operada por comandos numéricos computadorizados (CNC). Neste caso, um computador é programado para operar este dispositivo de acordo com a peça que se deseja obter no final do projeto.

O processo de programação e configuração das puncionadeiras pode ser uma etapa um pouco lenta. No entanto, se este tipo de equipamento for utilizado para a produção de alto volume, com tempos de ciclo de medição que giram em torno do número de partes criadas por segundo, o tempo de programação será diluído pela quantidade de peças produzidas e representará pouco tempo por unidade. Depois que o equipamento está configurado, um operador pode facilmente monitorar o progresso e continuar a operação. Nestes casos, um operador pode monitorar as operações normalmente em toda etapa de funcionamento deste dispositivo sem maiores problemas, o que resulta em uma relação custo x benefício vantajosa e eficaz para a formação de metal.

Contudo, se o equipamento for utilizado para a produção de baixos volumes de peças e grande variedade, tanto o tempo de programação por unidade, quanto o número de operadores envolvidos na operação serão proporcionalmente maiores em de acordo com essa variabilidade de itens fabricados. Da mesma forma, quanto maior a diversidade de itens cortados em cada plano de corte, maior a probabilidade de haver desperdícios de materiais e de tempo dos operadores.

Outro fator ligado ao baixo volume e à variabilidade dos itens processados é o manuseio das chapas metálicas que serão abastecidas no equipamento e também retiradas após o processamento. Esse processo, quando há trocas de materiais, gera atrasos, exige maior número de operadores e pode causar paradas no equipamento. Também a programação é influenciada pela variabilidade de peças e pela troca

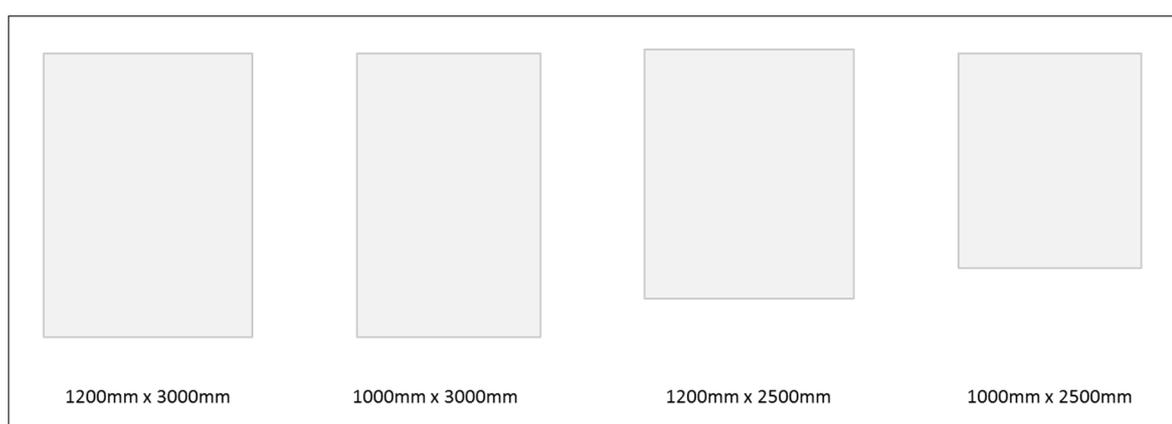
constante de matéria-prima. Nesses casos, a operação pode ser paralisada por falta ou atraso de programação. Na seção seguinte serão apresentadas as matérias-primas processadas na operação estudada e o custo médio desses materiais calculado no mês de Junho de 2016.

4.1 MATÉRIAS-PRIMAS UTILIZADAS

Na operação estudada são processadas chapas metálicas de tamanhos pré-definidos, adquiridas pela empresa onde a pesquisa foi realizada, para a fabricação de componentes estruturais e de acabamento dos veículos produzidos. Essas chapas são compradas no formato de *blanks* padrões, comumente utilizados por indústrias metalúrgicas e automotivas, e disponíveis em alguns dos principais fornecedores de aço e alumínio no mercado brasileiro, conforme mostra a Figura 22.

São utilizados três materiais na composição das chapas de aço utilizadas na empresa estudada: aço; alumínio e aluzinc. Cada tipo de material é especificado nos projetos feitos pelo setor de engenharia da empresa. As trocas de material nas peças não podem ser realizadas pelos operadores sem que sejam solicitadas análises pelo setor de engenharia da empresa.

Figura 22: Formatos dos principais blanks utilizados na empresa estudada

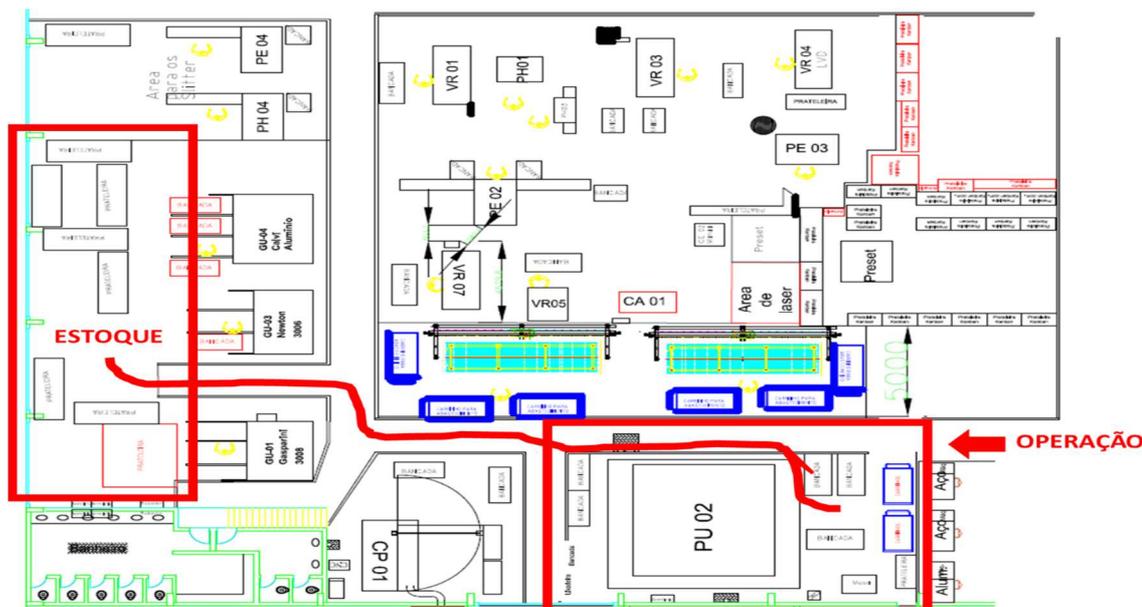


Fonte: Elaborado pelo autor

As matérias-primas utilizadas na operação de puncionadeira também são utilizadas em outros processos da produção de componentes para os veículos, como corte em guilhotinas, corte a plasma CNC, conformação em prensas e dobradeiras,

além de outros processos em que podem ser utilizadas nos veículos no seu formato de *blank* original, sem sofrer outros processos de fabricação. Por esse motivo, o local de armazenamento dessas chapas não fica junto à operação estudada, mas em um local onde o acesso às mesmas é comum às demais operações informadas. O leiaute da área de armazenagem e da operação estudada pode ser visualizado na Figura 23.

Figura 23: Leiaute do setor onde encontra-se a operação estudada



Fonte: Elaborado pelo autor

A instalação de um estoque próximo à operação estudada não foi realizada pela empresa devido à falta de espaço físico para disposição desse estoque e devido à não haver acesso para descarregamento das chapas com o uso de empilhadeiras. Se alguma outra operação for deslocada, abrindo espaço para a instalação de um estoque junto à puncionadeira, haverá necessidade de instalação de sistema de pontes rolantes para movimentação de cargas e a empresa sinalizou não estar interessada nesse investimento por hora. Dessa forma, para que se possa trabalhar na puncionadeira, os operadores precisam deslocar-se até esses locais de armazenagem para buscar os materiais que serão processados em sequência. Essa movimentação exige tempo e planejamento dos operadores, pois pode haver parada no equipamento se não for devidamente organizado.

Além dos formatos retangulares padrões das chapas utilizadas na operação, existe a variação de espessuras dessas chapas. Os leiautes de corte são programados levando em consideração o tipo de material solicitado em projeto, a

espessura desse material, e por fim, o formato do *blank*, de maneira a fazer o melhor aproveitamento possível das chapas. Todavia, esse aproveitamento também é influenciado pela variabilidade dos itens que serão cortados. Cada matéria-prima pode apresentar também diferenças significativas nos custos por quilograma, principalmente nas diferenças entre aço e alumínio. A seguir, a Tabela 1 apresenta as principais variações de formatos e espessuras por tipo de material das chapas utilizadas.

Tabela 1: Matérias-primas utilizadas e custo médio por quilograma

Tipo de material	Formato do <i>blank</i>	Espessura	Custo médio por Kg
Aço	1000 x 3000		
	1200 x 3000	1,25; 1,95; 2,50	R\$ 2,46
	1000 x 2500		
Alumínio	1000 x 3000		
	1200 x 3000	1,25; 1,95; 2,50	R\$ 10,08
	1000 x 2500		
Aluzinc	1000 x 3000		
	1200 x 3000	0,75; 0,95	R\$ 3,26
	1000 x 2500		

Fonte: Elaborado pelo autor

Essas chapas apresentadas na Tabela 1 representaram mais de 90 % do volume processado no período analisado, porém, existem outras variações de formatos retangulares e de espessuras. De acordo com a análise realizada na empresa, os custos dessas chapas variam em virtude do tipo de material; aço; alumínio ou aluzinc, e o valor total das mesmas se dá em virtude da massa de cada chapa. Os valores utilizados pela empresa, tanto para a compra quanto para os cálculos de custos são feitos com base nos quilogramas de cada material.

A definição das quantidades de chapas de cada material que deve ser cortado diariamente na operação produtiva estudada é realizada através da programação de produção feita diariamente pelo PCP da empresa. O setor de PCP utiliza como base para a programação de produção o plano mestre de produção de veículos que são produzidos pela empresa. Durante o período de cinquenta dias da pesquisa o mix de produção manteve-se inalterado para a quantidade de cada modelo de veículo produzido em todas as linhas de produção da empresa. Entretanto, os veículos de uma mesma linha podem ter diferentes configurações dependendo dos pedidos de cada cliente, e isso pode ocasionar diferenças nas quantidades e tipos de peças utilizadas. Essas diferenças influenciam na programação de todo o setor de caldeiraria, incluindo a operação produtiva estudada. Na próxima seção serão analisados os resultados do OEE e da eficiência DEA.

5 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Neste capítulo serão apresentados os resultados da análise de eficiência obtidos com a aplicação do OEE e com a aplicação da DEA/OEE proposta por esta pesquisa. Primeiramente são analisados os resultados obtidos com a utilização do OEE para medição da eficiência do equipamento utilizado nessa operação. Nessa etapa, são avaliadas as eficiências, as medidas tomadas pelos gestores para melhorar os resultados, as práticas adotadas para manter os resultados dentro dos níveis exigidos pela empresa e também serão descritas as observações feitas pelo pesquisador durante o período de análise. Esses dados serão extraídos do diário de análises utilizado pelo pesquisador para levantar os dados para a pesquisa.

Na sequência serão analisados os resultados obtidos com a aplicação do modelo DEA desenvolvido para esta pesquisa. Serão analisadas as eficiências, as folgas e os alvos apresentados pelo modelo e o comportamento da eficiência DEA no período analisado. Por fim, será realizada uma análise estatística para avaliar as

diferenças obtidas com a aplicação das duas formas de medição de desempenho de operações em sistemas produtivos. Os resultados do OEE foram calculados diariamente durante os cinquenta dias analisados e cada dia de cálculo do OEE representou uma DMU para o modelo DEA. Os resultados dos cálculos do OEE e da eficiência DEA estão demonstrados no Quadro 17. Os resultados do OEE e da eficiência DEA/OEE são diferentes nas médias, no desvio padrão, nos mínimos e máximos. As diferenças entre os resultados serão apresentadas na seção 5.2, através de métodos estatísticos aplicados. Além disso, o comportamento dos resultados de ambas as medições segue tendências diferentes ao longo do período analisado. Nas seções 5.1 e 5.2 serão analisados os resultados do OEE e da eficiência DEA/OEE apresentados no Quadro 17.

Quadro 17: Resultados do OEE e da eficiência DEA composta

DMU	Data	OEE	Eficiência DEA/OEE
DMU 01	07/03/2016	74,00%	67,20%
DMU 02	08/03/2016	79,00%	61,41%
DMU 03	09/03/2016	67,00%	32,93%
DMU 04	10/03/2016	79,00%	51,05%
DMU 05	11/03/2016	68,00%	40,61%
DMU 06	14/03/2016	61,00%	58,71%
DMU 07	15/03/2016	71,00%	57,75%
DMU 08	16/03/2016	73,00%	68,96%
DMU 09	17/03/2016	69,00%	61,12%
DMU 10	18/03/2016	75,00%	65,95%
DMU 11	21/03/2016	57,00%	34,52%
DMU 12	22/03/2016	71,00%	34,92%
DMU 13	23/03/2016	80,00%	62,14%
DMU 14	24/03/2016	66,00%	29,83%
DMU 15	28/03/2016	54,00%	61,04%
DMU 16	29/03/2016	68,00%	50,02%
DMU 17	30/03/2016	73,00%	66,56%
DMU 18	31/03/2016	80,00%	57,88%
DMU 19	01/04/2016	70,00%	31,68%
DMU 20	04/04/2016	71,00%	36,06%
DMU 21	05/04/2016	73,00%	39,07%
DMU 22	06/04/2016	69,00%	59,39%
DMU 23	07/04/2016	76,00%	49,08%
DMU 24	08/04/2016	74,00%	67,95%
DMU 25	11/04/2016	64,00%	36,42%
DMU 26	12/04/2016	79,00%	50,00%
DMU 27	13/04/2016	78,00%	46,32%

DMU	Data	OEE	Eficiência DEA/OEE
DMU 28	14/04/2016	21,00%	50,00%
DMU 29	15/04/2016	61,00%	49,75%
DMU 30	18/04/2016	78,00%	64,13%
DMU 31	19/04/2016	78,00%	58,96%
DMU 32	20/04/2016	98,00%	31,53%
DMU 33	25/04/2016	64,00%	50,63%
DMU 34	26/04/2016	82,00%	59,09%
DMU 35	27/04/2016	77,00%	50,00%
DMU 36	28/04/2016	78,00%	58,30%
DMU 37	29/04/2016	65,00%	53,34%
DMU 38	02/05/2016	81,00%	55,05%
DMU 39	03/05/2016	79,00%	50,00%
DMU 40	04/05/2016	64,00%	50,00%
DMU 41	05/05/2016	84,00%	60,85%
DMU 42	06/05/2016	81,00%	65,13%
DMU 43	09/05/2016	66,00%	58,94%
DMU 44	10/05/2016	85,00%	39,32%
DMU 45	11/05/2016	77,00%	39,46%
DMU 46	12/05/2016	76,00%	46,21%
DMU 47	13/05/2016	81,00%	68,64%
DMU 48	16/05/2016	80,00%	54,81%
DMU 49	17/05/2016	27,00%	50,00%
DMU 50	18/05/2016	75,00%	35,13%
Média		71,54%	51,56%
Desvio padrão		0,1260	0,1140
Mínimo		21,00%	29,83%
Máximo		98,00%	68,96%
Erro Padrão		0,0178	0,0161
Mediana		74,00%	50,84%
Quantidade de valores abaixo da Média		21	26
Quantidade de valores acima da Média		29	24

Fonte: Elaborado pelo autor

Durante a pesquisa foram levantados os dados referentes aos volumes médios diários de consumo de cada material, volumes de sucata gerada além dos custos desse consumo diário e da sucata gerada. Esses dados são relevantes para as análises dos impactos das ações tomadas pelos operadores e pelos gestores da operação produtiva estudada, com o intuito de elevar o OEE e também para o estudo das folgas do modelo DEA/OEE que serão discutidas na seção 5.2. A Tabela 2 apresenta os dados do consumo médio diário das matérias-primas e da sucata gerada.

Tabela 2: Consumo médio diário e sucata gerada durante o período analisado

Material	Consumo médio diário	Sucata média diária	Custo do material processado	Custo da sucata gerada	Percentual médio diário de sucata gerada
Aço	1.111 kg	244,5 kg	R\$ 2.733,06	R\$ 601,47	22%
Alumínio	1.473 kg	383 kg	R\$ 14.847,84	R\$ 3.860,64	26%
Aluzinc	189 kg	41,5 kg	R\$ 616,14	R\$ 135,30	22%
Total	2.773 kg	669 kg	18.197,04	R\$ 4.597,41	24%

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 2 expõe que o consumo médio de matérias-primas ultrapassa os 2.750 quilogramas por dia na operação estudada. A sucata média gerada ficou acima dos 600 quilogramas por dia, ou aproximadamente 24% do volume de material processado diariamente. Os custos médios das matérias-primas foram coletados na empresa estudada com base no mês de Junho de 2016. São mais de R\$ 90 mil em sucata gerada por essa operação, sendo que os maiores valores são referentes ao alumínio, cujo custo por quilograma ultrapassa os R\$ 10,00. Na sequência, a seção 5.1 traz as análises dos resultados do OEE.

5.1 ANÁLISE DOS RESULTADOS DO OEE

Os resultados do OEE que serão discutidos neste item foram obtidos durante o período de análise, com acompanhamento do pesquisador e também foram discutidos com o grupo de especialistas da empresa. Serão apresentados os resultados obtidos, a análise do comportamento da eficiência do OEE durante o período, os principais motivos de perdas identificados, as ações tomadas e as consequências dessas ações para os demais componentes da operação produtiva.

5.1.1 Resultados da Eficiência OEE no período

Os resultados do OEE tiveram comportamentos diferentes na primeira e na segunda metade do período de análises. No início da análise, desde a DMU 1, no dia

07 de Março de 2016 até o dia 08 de Abril, a média da eficiência manteve-se em torno dos 71%, conforme mostra A Tabela 3.

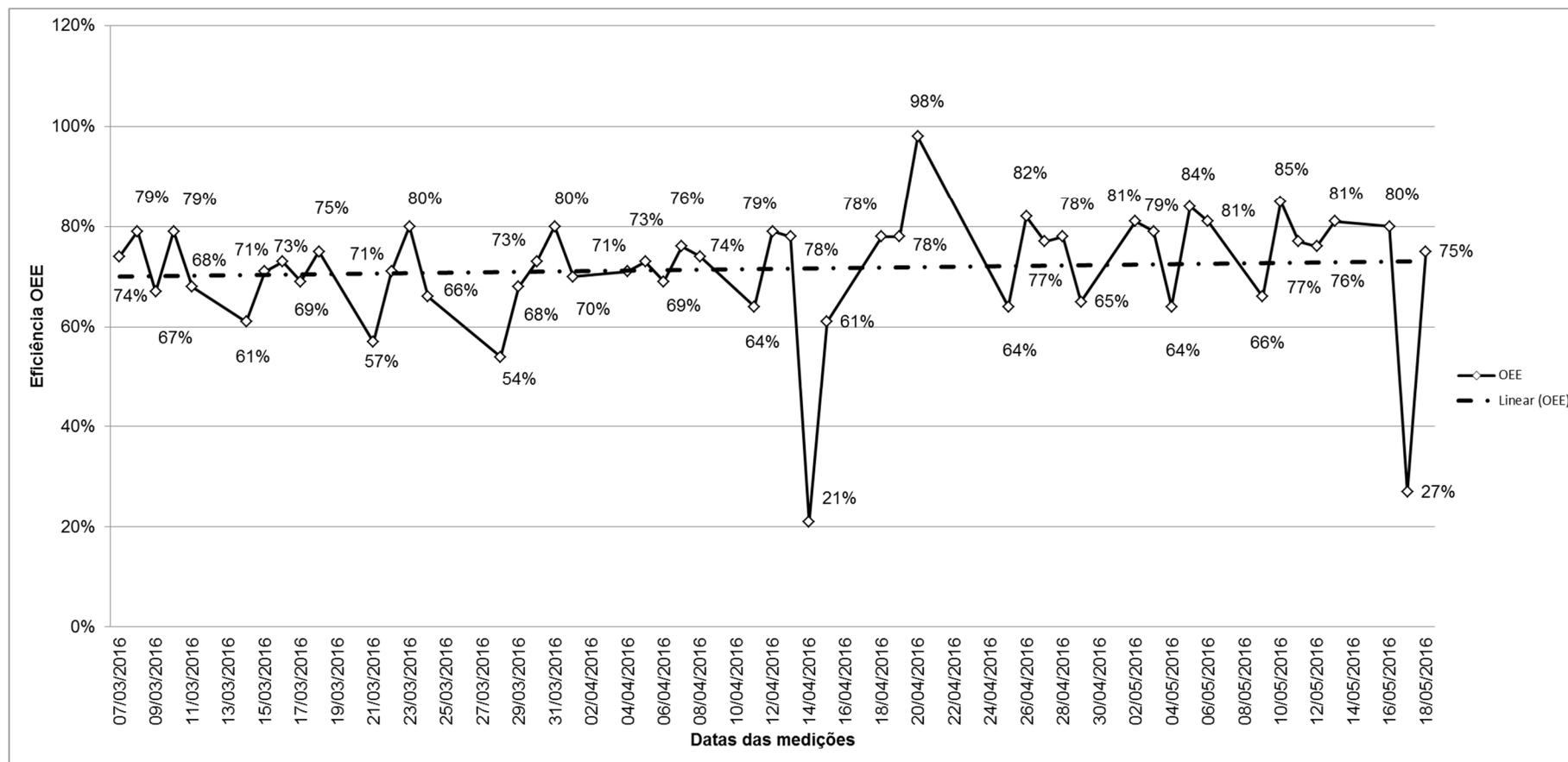
Tabela 3: Análise dos resultados do OEE

	07/mar à 08/abr DMU 1 à DMU 24	11/abr à 18/mai DMU 25 à DMU 50
Média	71%	74%
Desvio Padrão	0,06	0,17
Mínimo	54%	27%
Máximo	80%	98%

Fonte: Elaborado pelo autor

A partir da DMU 25, no dia 11 de Abril de 2016 até o final da análise, representado pela DMU 50, no dia 18 de Maio de 2016, a eficiência média subiu para 74 %. Além disso, pode-se visualizar no Gráfico 3, que na primeira metade da análise, dois dias apresentaram eficiência igual ou superior a 80%. Na segunda metade, constata-se oito ocorrências de eficiências iguais ou superiores a 80%. Dessa forma, a análise da tendência do indicador no período e do número de ocorrências de eficiências acima dos 80%, expõe que o resultado do OEE aumentou ao longo do período de pesquisa.

Gráfico 3: Resultados do OEE no período analisado



Fonte: Elaborado pelo autor

Uma das mudanças que proporcionou esse aumento na quantidade de dias com eficiência igual ou superior 80% foi a mudança na programação de produção dessa operação produtiva. Analisando os dados do período entre 07 de Março de 2016 e 08 de Abril de 2016, a média do número de ordens de produção destinadas à operação ficou em 512 ordens por dia, com 417 diferentes itens programados, em média, diariamente. A partir do dia 11 de Abril de 2016, até a data final da pesquisa, a média do número de ordens de produção programadas diariamente subiu para 589, enquanto a média da quantidade de diferentes itens subiu para 460. Na primeira metade da pesquisa, a relação entre diferentes itens programados e número de ordens de produção era de 0,82. Na segunda metade da pesquisa, após o dia 11 de Abril de 2016, essa relação teve uma queda de 5%, representando 0,78 diferentes itens para cada ordem de produção programada para a operação produtiva estudada. Isso significa que itens iguais foram programados mais vezes em um mesmo dia de trabalho, permitindo que os planos de corte pudessem ser melhor planejados quanto à otimização do tempo de corte e de abastecimento de matérias-primas. Dessa forma, a programação afeta a eficiência produtiva. Por consequência, o OEE não deveria avaliar somente a operação.

Outra mudança que contribuiu para o aumento no OEE a partir da segunda metade do período analisado foi a utilização de horas adicionais de trabalho na operação. Na operação produtiva analisada, são alocadas 35,2 horas de mão-de-obra em cada dia de trabalho. Durante o período analisado a quantidade de horas adicionais utilizadas diariamente oscilou entre 4 e 10 horas. A média de horas de mão-de-obra utilizadas entre 9 de Abril e 18 de Maio foi 3% superior ao período entre 7 de Março e 8 de Abril. O aumento do número de horas de mão-de-obra na operação ocasionou uma redução de 15% nas perdas por abastecimento e retirada de material comparando-se a segunda metade da análise com a primeira metade. A utilização de trabalhadores adicionais na operação estudada foi constatada quinze vezes durante o período de análise. Contudo, nos dias que foram utilizados trabalhadores adicionais, a eficiência OEE atingiu 84% somente no dia 05 de Maio. Em todos os outros dias a eficiência ficou abaixo dos 80%, conforme mostra a Tabela 4.

Tabela 4: Eficiência OEE com aumento de horas de mão-de-obra

DATAS DAS ADIÇÕES DE HORAS DE MÃO-DE-OBRA	QUANTIDADE DE HORAS ADICIONAIS	EFICIÊNCIA OEE
09/mar	6,0	67%
15/mar	8,8	71%
18/mar	10,0	75%
22/mar	8,8	71%
28/mar	10,0	54%
06/abr	8,8	69%
07/abr	6,0	76%
15/abr	8,8	61%
19/abr	8,8	78%
27/abr	8,8	77%
29/abr	10,0	65%
03/mai	8,8	79%
04/mai	8,8	64%
05/mai	6,0	84%
11/mai	8,8	77%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os resultados da eficiência OEE não ficaram acima dos 80% nos dias em que foram utilizadas mais horas de mão-de-obra na operação, porém, acrescentar mais trabalhadores para atuarem na produção evitou que os resultados do OEE fossem menores. Foi observado durante as reuniões dos gestores, que a decisão por acrescentar mais trabalhadores à operação estudada, não era tomada com base nos resultados da eficiência OEE do dia anterior, mas com base nas análises da demanda para o dia em andamento. Uma breve análise da quantidade de planos de corte e do tipo de peças que deveriam ser produzidas diariamente era realizada todos os dias no início das reuniões do setor de caldeiraria. Com base nesses dados, e no conhecimento que possuíam, os gestores tomavam a decisão de adicionar trabalhadores para auxiliar nas atividades da operação estudada. A alocação de recursos adicionais para elevar a eficiência OEE era uma consequência da programação diária. Por consequência, o OEE utilizado localmente incentiva decisões

locais, desbalanceando as horas de mão-de-obra planejadas para o sistema produtivo.

No dia 20 de Abril o resultado do OEE foi de 98%, o maior resultado obtido durante o período de análises. Esse resultado ocorreu após uma quebra do equipamento e foi influenciado pelo acúmulo de ordens de produção durante o período em que a operação não produziu. As ordens de produção pendentes acumularam, possibilitando aos programadores de planos de corte distribuírem as quantidades de peças idênticas nos mesmos planos de corte e melhorarem o aproveitamento das chapas. Com isso, após o atendimento das urgências das linhas de montagem, foi possível otimizar a produção, agrupando os itens iguais acumulados nos 3 dias anteriores e elaborando planos de corte de maior rendimento para a operação. Esse foi o único fator identificado como diferente dos demais dias analisados e que pudesse contribuir significativamente para o aumento da eficiência para a casa dos 98%.

O agrupamento dos itens iguais reduziu o número de diferentes planos de corte enviados para o equipamento e aumentou a quantidade de cortes com o mesmo plano de corte. No dia 20 de abril, o número de planos de corte foi 93, enquanto nos dias subsequentes passou dos 120 planos de corte. Com menos planos de corte e com mais repetição dos mesmos planos para fazer a produção necessária, foi possível otimizar o abastecimento de chapas do mesmo material. Também foi possível reduzir a quantidade de movimentações dos operadores entre o estoque de chapas e a operação. A permanência dos operadores junto ao equipamento evitou paradas desnecessárias e otimizou o tempo de *setup*. Tudo isso contribuiu para o aumento da eficiência nesse dia de trabalho.

Nos dias 15 e 19 de Abril, foram produzidas peças urgentes para abastecer as linhas de montagem e durante todo o primeiro turno de trabalho, utilizou-se um trabalhador a mais que o efetivo padrão, na operação estudada. A produção do dia 15 de Abril foi voltada para o atendimento das urgências durante os três turnos de trabalho, enquanto que nos dias 18 e 19 de Abril as necessidades urgentes foram encaixadas na programação normal.

Durante os cinquenta dias de análise ocorreram picos de ineficiência e de eficiência OEE. Os picos de ineficiência, nos dias 14 de Abril e 17 de Maio foram ocasionados por diferentes motivos. No dia 14 de Abril, representado no Gráfico 3 pela DMU 28, o motivo da baixa eficiência do OEE foi a quebra de máquina. Nesse

dia o equipamento apresentou falha em um componente mecânico, necessitando da intervenção corretiva do setor de manutenção. O conserto dessa falha fez a eficiência baixar de um nível médio de 70% para a casa dos 21%. No primeiro caso de redução da eficiência, no dia 14 de Abril, a quebra do equipamento ocorreu mesmo tendo sido realizadas mais de 4 horas de manutenção preventiva alguns dias antes, em 11 de Abril. A falha ocorreu em um componente previamente analisado, porém, a falha não pôde ser detectada na ocasião. Essa parada durou parte do dia e também da manhã do dia seguinte. A Tabela 5 traz a quantidade de horas de manutenção corretiva e preventiva realizadas durante os cinquenta dias de pesquisa.

Tabela 5: Horas de manutenção preventiva e corretiva

DATA	DMU	Total de tempo de manutenção preventiva (horas)	Total de tempo de manutenção corretiva (horas)
10/mar	DMU 4	-	0,2
14/mar	DMU 6	3,2	-
17/mar	DMU 9	-	0,2
28/mar	DMU 15	2,8	-
31/mar	DMU 18	-	0,1
04/abr	DMU 20	-	0,2
07/abr	DMU 23	-	0,6
11/abr	DMU 25	4,2	-
14/abr	DMU 28	-	11,8
15/abr	DMU 29	-	3,4
18/abr	DMU 30	1,6	-
25/abr	DMU 33	3,0	-
27/abr	DMU 35	-	0,7
04/mai	DMU 40	0,6	1,7
09/mai	DMU 43	3,2	-
16/mai	DMU 48	0,7	-
Média		2,4	2,1
Total		19,3	18,9

Fonte: Elaborado pelo autor

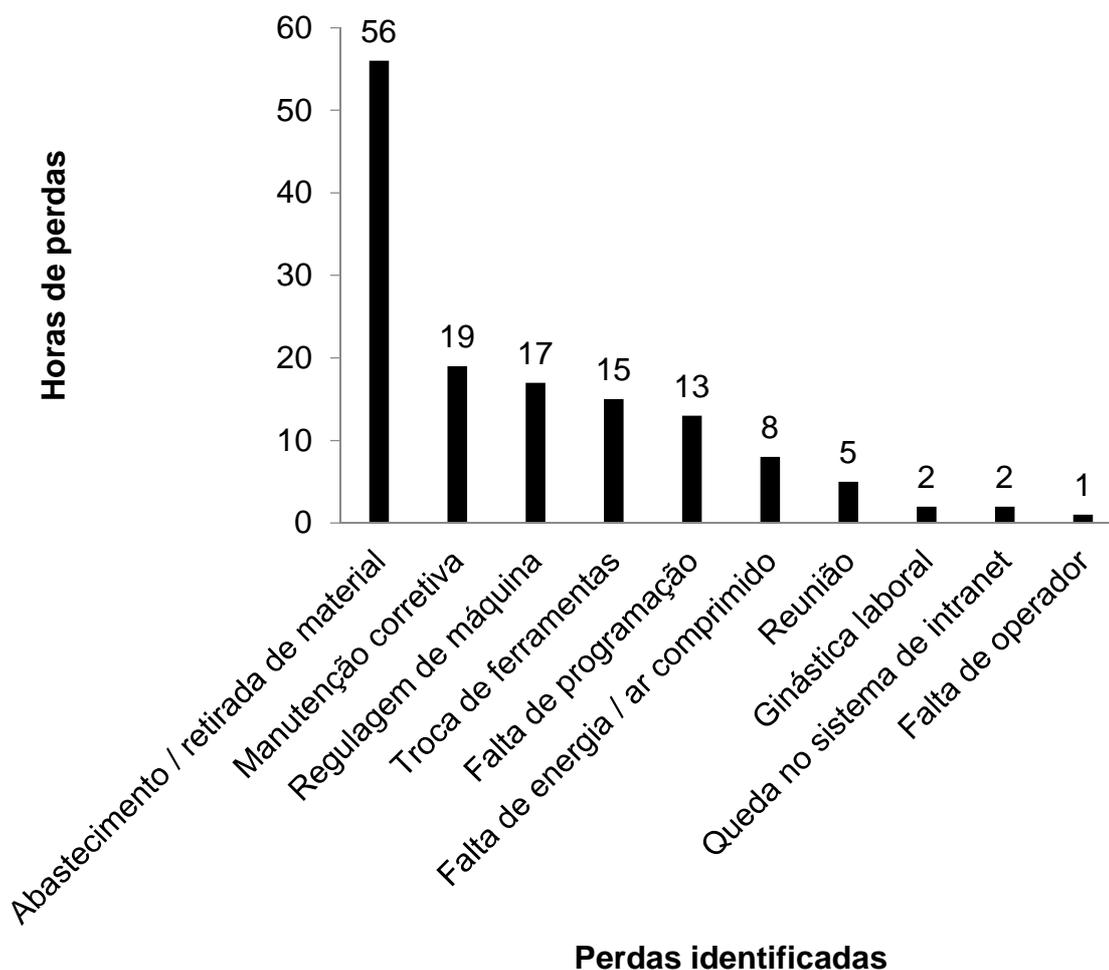
O equipamento que compõe a operação estudada é único na empresa e as peças fabricadas nesse equipamento não podem ser feitas em outra operação. Dessa forma, quando ocorrem paradas nessa operação, as ordens de produção à ela destinadas acumulam e são processadas com atraso. Devido à parada por quebra do

equipamento no dia 14 de Abril, acumularam planos de corte e mais ainda, necessidades de peças para atender a montagem nas linhas de produção. Isso levou à reprogramação de diversos planos de corte, com a priorização das peças mais urgentes para as montagens nas linhas, fazendo com que a eficiência do dia seguinte à quebra do equipamento também ficasse abaixo da média. Após a quebra do equipamento no dia 14 de Abril, os gestores da operação produtiva estudada optaram por aumentar o número de horas de manutenção preventiva para esse equipamento. Além das horas programadas pela manutenção, foram solicitadas horas adicionais de manutenção preventiva, para que os mecânicos pudessem analisar exclusivamente alguns componentes críticos do equipamento. Essas inspeções adicionais não evitaram que o equipamento voltasse a quebrar. Nos dias 27 de Abril e 4 de Maio ocorreram quebras, porém, o conserto durou menos tempo e impactou menos na eficiência do que a quebra do dia 14 de Abril. Como o período de coleta de dados encerrou em 18 de Maio, não foi possível identificar se o aumento das horas de manutenção preventiva eliminou as quebras de longa duração no equipamento.

No dia 17 de Maio, representado pela DMU 49, a causa da baixa eficiência foi a falta de programação para o equipamento funcionar. Nesse dia, o número de ordens de produção e a quantidade de itens programados ficaram dentro do normal, porém, houve um problema com o software de programação e isso ocasionou a falta de planos de corte programados para a operação funcionar. Esse motivo de parada foi observado apenas nesse dia e causou perdas para todos os equipamentos do setor de caldeiraria que utilizam planos de corte para funcionar.

Além dos dois dias que em que ocorreram paradas longas na operação, foram observadas outras perdas que ocasionaram a redução dos índices do OEE. Essas paradas são monitoradas pelos gestores na empresa e os dados são utilizados para gerar um indicador dos dez maiores motivos de paradas em cada equipamento do setor de caldeiraria, conforme mostra a Figura 24.

Figura 24: Principais motivos de paradas durante o período da pesquisa



Fonte: Dados da Pesquisa

Os motivos de paradas são monitorados pela empresa analisada, porém, não são registrados e monitorados os planos de ação para reduzir essas horas perdidas. As ações são tomadas pelos operadores e pelos gestores de acordo com o comportamento do indicador e de acordo com o tipo de perda que tem ocorrido. Também não foi possível fazer uma análise de períodos anteriores à realização desta pesquisa para identificar se os motivos de paradas se repetem ou se as ações tomadas pelos gestores surtiram efeito e reduziram as perdas ao longo do tempo.

As perdas apresentadas na Figura 24 foram classificadas e são apresentadas no Quadro 18, de acordo com as seis perdas apresentadas no capítulo dois deste trabalho. Essa classificação também não é realizada na empresa estudada e com isso, não foi possível identificar dados históricos para fazer comparações com os dados coletados durante a pesquisa.

Quadro 18: Classificação das 10 principais perdas do período analisado

Perdas por quebra	Perdas por setup e regulagem	Perdas por ociosidade e pequenas paradas	Perdas por redução de velocidade	Perdas por problemas de não qualidade	Perdas por queda de rendimento
Manutenção corretiva	Regulagem de máquina	Abastecimento e retirada de material	-	-	-
Falta de energia e ar comprimido	Troca de ferramentas	Falta de programação	-	-	-
-	-	Reunião	-	-	-
-	-	Ginástica laboral	-	-	-
-	-	Queda do sistema	-	-	-
-	-	Falta de operador	-	-	-

Fonte: Dados da pesquisa

Os tipos de perdas na eficiência do OEE durante o período analisado foram as perdas por quebra, perdas por setup e regulagem e perdas por ociosidade e pequenas paradas. As demais perdas não foram identificadas durante a pesquisa e não configuraram entre os dez maiores motivos de paradas durante os cinquenta dias de trabalho analisados. A maioria das paradas está concentrada nas perdas por ociosidade e pequenas paradas, inclusive o motivo que gerou o maior número de horas de paradas durante a análise. A síntese das paradas registradas durante o período de análises e a classificação dessas paradas de acordo com as seis perdas do OEE estão elencadas no Quadro 19.

DATA	DMU	CLASSE DA PERDA						MOTIVOS / TEMPO DE PARADA										OEE
		Quebra	Setup e regulagem	Ociosidade e pequenas paradas	Redução de velocidade	Problemas de não qualidade	Queda de rendimento	Abastecimento / retirada de material	Manutenção corretiva	Regulagem de máquina	Troca de ferramentas	Falta de programação	Falta de energia / ar comprimido	Reunião	Ginástica laboral	Queda no sistema de intranet	Falta de operador	
15/abr	DMU 29	X	-	X	-	-	-	2,6	3,4	2,0	1,5	-	-	-	-	-	-	61%
18/abr	DMU 30	-	-	X	-	-	-	2,3	-	-	-	-	-	-	0,1	-	-	78%
19/abr	DMU 31	-	-	X	-	-	-	1,7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	78%
20/abr	DMU 32	-	-	X	-	-	-	0,1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	98%
25/abr	DMU 33	-	-	X	-	-	-	1,2	-	-	-	1,0	-	-	0,1	-	-	64%
26/abr	DMU 34	-	-	X	-	-	-	0,8	-	-	-	-	-	-	-	-	-	82%
27/abr	DMU 35	X	-	X	-	-	-	1,4	0,8	-	-	-	-	-	0,1	0,3	-	77%
28/abr	DMU 36	-	-	X	-	-	-	0,8	-	-	-	0,5	-	-	0,1	-	-	78%
29/abr	DMU 37	-	-	X	-	-	-	0,9	-	-	-	-	-	2,0	0,1	-	-	65%
02/mai	DMU 38	-	-	X	-	-	-	0,8	-	1,3	2,5	-	-	-	-	-	-	81%
03/mai	DMU 39	-	-	X	-	-	-	1,3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	79%
04/mai	DMU 40	X	-	X	-	-	-	0,9	1,8	-	-	-	1,0	-	0,1	-	-	64%
05/mai	DMU 41	-	-	X	-	-	-	0,7	-	-	-	-	-	-	0,1	-	-	84%
06/mai	DMU 42	-	-	X	-	-	-	0,6	-	2,6	2,5	-	-	-	-	-	-	81%
09/mai	DMU 43	-	-	X	-	-	-	0,9	-	-	-	-	-	1,0	-	-	-	66%
10/mai	DMU 44	-	-	X	-	-	-	1,2	-	-	-	0,8	-	-	-	-	-	85%
11/mai	DMU 45	-	-	X	-	-	-	0,4	-	1,0	2,0	-	-	-	0,1	-	-	77%
12/mai	DMU 46	X	-	X	-	-	-	0,8	-	-	-	-	1,0	-	-	-	-	76%
13/mai	DMU 47	-	-	X	-	-	-	1,3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	81%
16/mai	DMU 48	-	-	X	-	-	-	0,9	-	-	-	-	-	-	0,1	-	-	80%
17/mai	DMU 49	-	-	X	-	-	-	1,3	-	-	-	6,5	-	-	-	-	-	27%
18/mai	DMU 50	-	-	X	-	-	-	0,6	-	1,0	1,0	-	-	-	-	-	-	75%
Média								1,1	2,1	1,5	1,9	1,2	1,6	1,0	0,1	0,7	1,0	71%
Total								56	19	17	15	13	8	5	2	2	1	-

Fonte: Elaborado pelo autor

Os dois principais motivos de paradas identificados durante os dias analisados são as paradas para abastecimento de máquina e manutenção corretiva. As paradas para manutenção corretiva foram nove no período analisado, sendo que a maioria delas foram paradas pequenas, inferiores a uma hora. Houve, porém, nesse período, uma parada que durou aproximadamente onze horas e outra que durou cerca de três

horas e meia. Essas paradas maiores impactaram significativamente o resultado do OEE nesses dias e também o atendimento das necessidades das linhas de montagem. Como ação para evitar maiores perdas, os gestores da operação decidiram aumentar as horas de manutenção preventiva, incluindo a análise mais detalhada de alguns itens críticos para o funcionamento do equipamento. Com isso, as paradas para manutenção preventiva passaram a ser mais frequentes do que eram costumeiramente. Essa ação, todavia, não evitou que ocorresse uma nova quebra do equipamento que exigiu longo período de manutenção. Essa nova quebra, a exemplo da primeira no dia 14 de Abril, ocorreu em um componente eletrônico que mesmo sendo testado e verificado durante as manutenções preventivas, torna-se difícil identificar possíveis falhas ou desgastes que ocasionarão falhas. Após a segunda quebra, os gestores, os operadores e os responsáveis pela manutenção cogitaram a possibilidade de substituir preventivamente alguns desses componentes, porém, devido ao alto custo para isso, decidiram não prosseguir com essa alternativa e mantiveram as horas de manutenção preventiva adicionais.

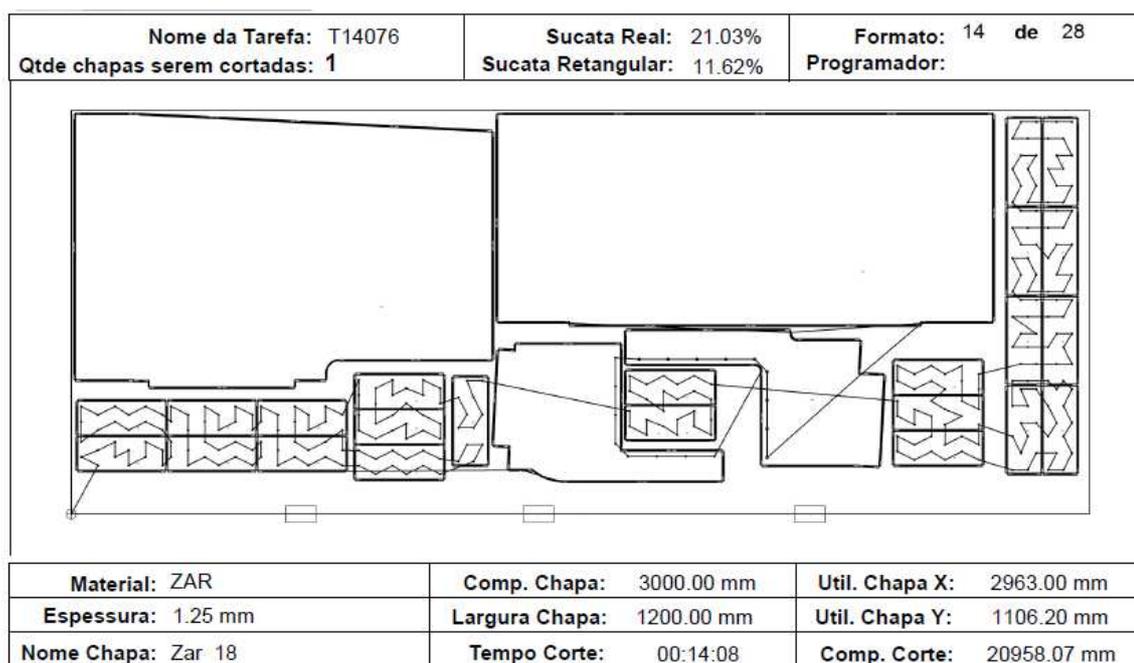
O motivo que gerou o maior número de horas de parada durante o período analisado foi o abastecimento e a retirada de material do equipamento. Esse motivo apareceu em todos os dias analisados, com diferentes quantidades de tempo de paradas em cada um desses dias. Como a operação é semiautomática, o abastecimento das chapas a serem cortadas e a retirada das peças cortadas mais a sucata, são feitos manualmente pelo operador. Ocorre algumas vezes de o operador estar buscando material no estoque de chapas ou retirando as peças produzidas para locais mais afastados da operação e nesse intervalo de tempo o equipamento acaba ficando desabastecido e para de funcionar.

Em alguns dias observados, essas paradas ocorriam com maior frequência e a causa mais provável era o aumento da relação entre o número de planos de corte e o número de chapas cortadas. Um plano de corte pode ser utilizado para cortar uma ou mais chapas com as mesmas características. Quando um plano de corte é utilizado para cortar mais de uma chapa, o tempo para coletar as matérias-primas no estoque pode ser otimizado, pois os operadores retiram todo o material em uma única ida ao estoque. No entanto, quando um plano de corte é utilizado apenas para uma chapa, a quantidade de vezes em que os operadores se deslocam até o estoque aumenta. O ideal seria que a relação de quantidade de planos de corte pela quantidade de chapas

cortadas fosse o menor possível em cada dia de trabalho. Quando a quantidade de planos de corte dividido pela quantidade de chapas cortadas se aproxima de 1, significa que são necessárias mais trocas de matérias-primas e usa-se mais tempo para abastecer o equipamento e para retirar as peças produzidas. Isso fazia com que os operadores precisassem buscar diferentes chapas metálicas no estoque de chapas mais vezes durante os turnos de trabalho, ocasionando paradas no equipamento.

Outra causa identificada para as paradas de abastecimento e retirada de material foi o aumento da quantidade de itens em um mesmo plano de corte, seguido por outros planos de corte com menor número de itens. Nesses casos, o equipamento termina de cortar um plano de corte e fica parado, sem produzir, aguardando o operador abastecer a chapa seguinte para voltar a produzir. Esse tipo de parada acontece quando planos de corte contendo poucas peças são processados pelo equipamento na sequência de outros planos que continham uma quantidade maior de peças. Devido a esse motivo, quando o operador está retirando as peças produzidas da chapa cortada, identificando as mesmas e retirando a sucata, o equipamento finalizava o corte seguinte e parava a produção, aguardando pela retirada da última chapa processada. Essa sequência de planos de corte pode ser visualizada nas figuras 25 e 26.

Figura 25: Plano de corte com mais de vinte componentes



Fonte: Dados da pesquisa

A Figura 25 representa um plano de corte com 27 itens que precisarão ser removidos manualmente pelo operador, etiquetados, armazenados em diferentes locais e, ainda, a sucata precisará ser dispensada em local adequado. Como é possível identificar no próprio plano de corte, ele é o 14º de uma sequência de 28 planos utilizando a mesma chapa metálica e o tempo de corte necessário para produzir essas peças é de 14 min 8 s no equipamento.

Figura 26: Plano de corte com quatro peças

Nome da Tarefa: T14076 Qtde chapas serem cortadas: 1		Sucata Real: 16.49% Sucata Retangular: 2.30%		Formato: 15 de 28 Programador:	
Material: ZAR		Comp. Chapa: 3000.00 mm		Util. Chapa X: 2974.79 mm	
Espessura: 1.25 mm		Largura Chapa: 1200.00 mm		Util. Chapa Y: 1092.16 mm	
Nome Chapa: Zar 18		Tempo Corte: 00:05:55		Comp. Corte: 12137.12 mm	

Fonte: Dados da pesquisa

A Figura 26 apresenta um plano de corte com apenas 4 itens, sendo que 3 deles são iguais. Esse plano é o 15º da mesma sequência do plano anterior e leva apenas 5 minutos e 55 segundos para ser processado pelo equipamento. Se nesse tempo o operador não tiver feito toda a sequência de operações manuais para a retirada das peças, o equipamento terminará o corte e ficará parado aguardando ser reabastecido. Essas diferenças entre os tempos de corte e os tempos para os processos manuais são frequentes e por isso o motivo de maiores perdas do OEE do equipamento está relacionado à essas pequenas paradas.

Como solução para reduzir essas paradas os responsáveis pela operação aumentam o número de trabalhadores na operação. O acréscimo de um operador para auxiliar nos trabalhos de abastecimento de matéria-prima e para a retirada de peças e sucata eleva ou pelo menos, não deixa cair demasiadamente o OEE, porém

não há outra forma de medir essas ações senão pelo resultado absoluto demonstrado pelo OEE diário.

Durante o processo de análise da operação percebeu-se que os operadores adicionais eram deslocados de outras operações dentro do mesmo setor durante o horário de expediente. Na operação analisada não eram feitas horas extras, pois havia 3 turnos de trabalho operando. Contudo, por mais de uma vez observou-se que eram feiras horas extras nas operações de onde vinham os trabalhadores adicionais. Dessa forma, a busca pela eficiência do OEE na operação analisada acabava gerando horas extras em outros locais do setor de caldeiraria. Esta constatação demonstra que o OEE incentiva as práticas que levam à busca dos ótimos locais.

Na sequência, os motivos que aparecem na 4ª e 5ª posição como os motivos de maiores tempos de paradas, são a regulagem de máquina e a troca de ferramentas. A regulagem de máquina ocorre após as trocas de ferramentas, pois é necessário calibrar o equipamento e configurar o reconhecimento das novas ferramentas instaladas. Após realizarem trocas de ferramentas, os operadores rodam um programa teste e a partir desse programa executam as regulagens necessárias no equipamento. A regulagem de máquina também pode ocorrer quando as partes móveis do equipamento se chocam com partes da chapa metálica durante o processo de corte. Nesses casos, é necessária a intervenção do operador para desligar o equipamento e posteriormente fazer testes e eventuais regulagens.

As trocas de ferramentas são realizadas quando existe a necessidade de cortes especiais em algumas chapas, como por exemplo, cortes com rebaixe ou cortes com formatos específicos para alguns componentes dos veículos. Nesses casos, as ferramentas de uso mais comuns que estão instaladas no cabeçote de corte do equipamento são removidas e no lugar das mesmas são instaladas essas ferramentas específicas. Na empresa, esses setups são realizados pelos operadores, com o equipamento desligado. Nem mesmo a preparação dessas ferramentas é feita como setup externo e isso causa o quarto maior motivo de paradas durante o período estudado.

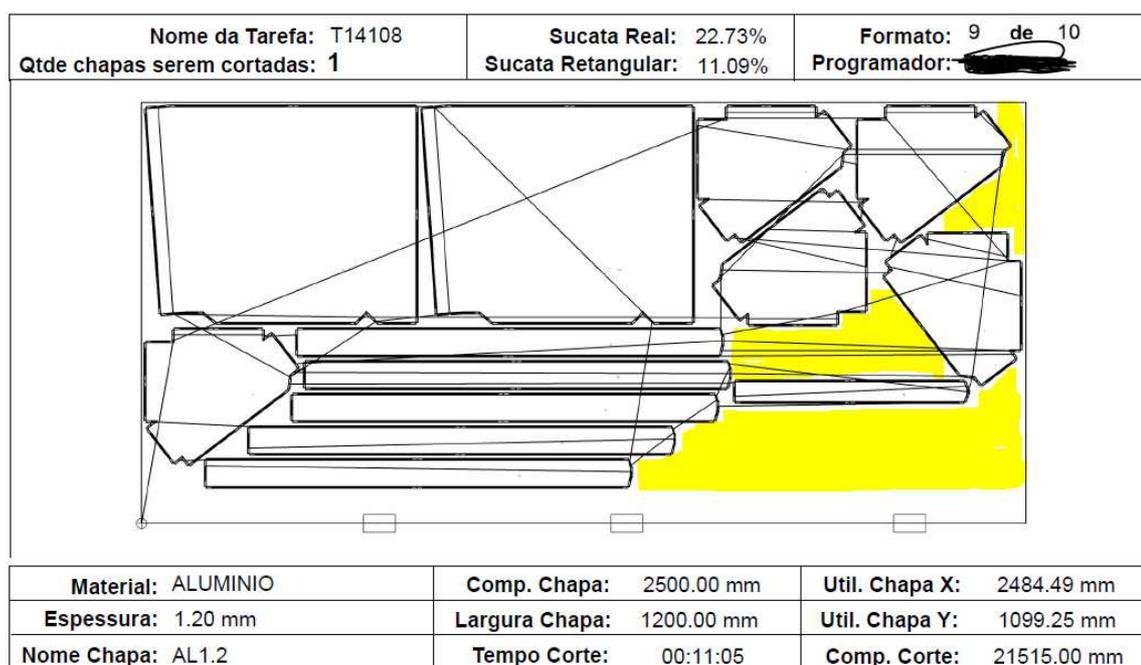
Quando essas paradas para troca de ferramentas ocasionam atrasos na produção de algumas peças, a solução encontrada pelos operadores e pelos gestores da operação é colocar mais operadores para ajudar na operação. No indicador OEE é possível identificar somente as paradas para as trocas de ferramentas, porém, não

aparecem as horas adicionais de mão-de-obra alocadas para corrigir os atrasos gerados por essas paradas.

Em 5º lugar aparece a falta de programação. Esse tipo de parada ocorre quando toda a programação do dia foi cortada ou, na maioria das vezes, quando o mix de programação fica complexo exigindo maior tempo do programador para fazer cada leiaute de corte. Também ocorrem paradas por falta de programação quando ocorre algum problema com o software de programação de planos de corte utilizado. A programação da produção é feita diariamente na empresa estudada e isso faz com que todos os dias sejam programados itens iguais ou semelhantes ao dia anterior, devido ao mix de carros produzidos ser constante. Porém, como essa programação não é acumulada, todos os dias as mesmas peças precisam ser programadas em novos leiautes de corte, exigindo tempo de programação.

Para evitar que faltem planos de corte para serem processados nessa operação, os programadores acabam fazendo a melhor programação que conseguem em um curto período de tempo. Com isso o aproveitamento das chapas metálicas oscila, e as perdas de matéria-prima se repetem, conforme mostram as Figuras 27 e 28.

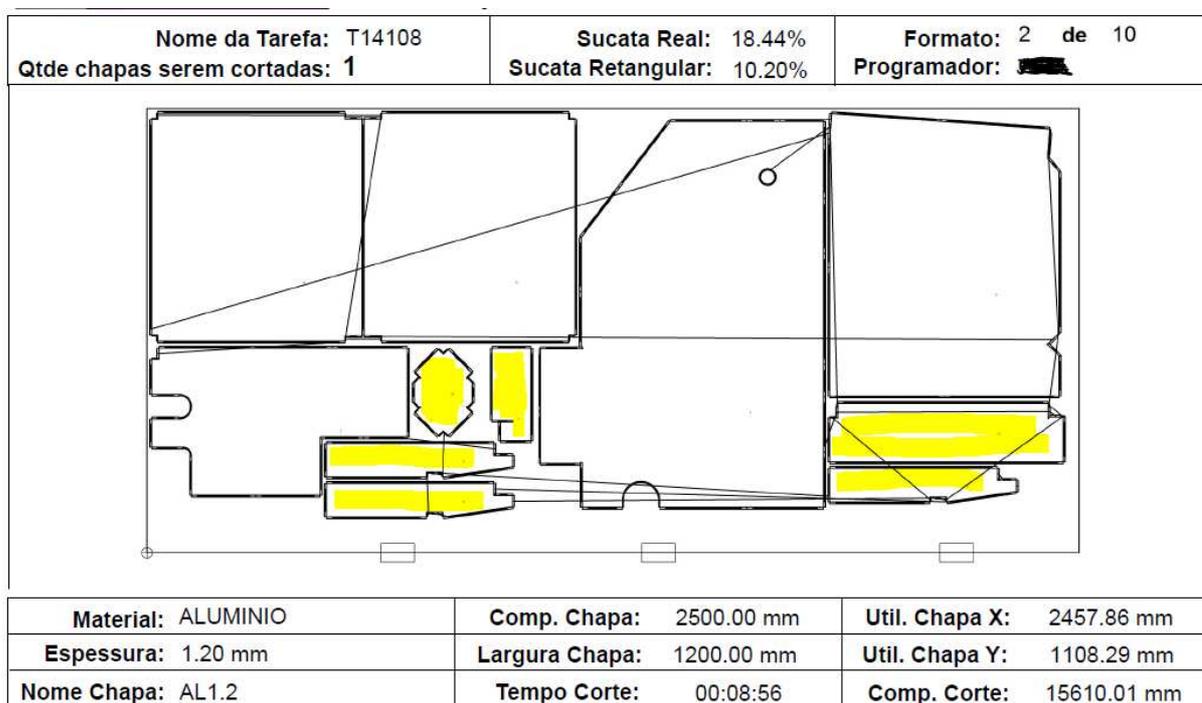
Figura 27: Plano de corte com sobra de espaço na chapa metálica



Fonte: Dados da pesquisa

A Figura 27 representa um plano de corte de uma chapa de alumínio feito no dia 14/04/2016, e que apresenta, na parte pintada, áreas em que não foram programadas peças. Essas áreas serão sucateadas juntamente com o restante das folgas entre as peças. Como é possível analisar na Figura 27, a sucata gerada foi superior à 22%, sendo que poderia ser reduzida com a melhor utilização da chapa. O aproveitamento da sobra de chapa poderia ser realizado com a programação de peças do dia seguinte ou até do mesmo dia, como mostra a Figura 28.

Figura 28: Plano de corte de alumínio

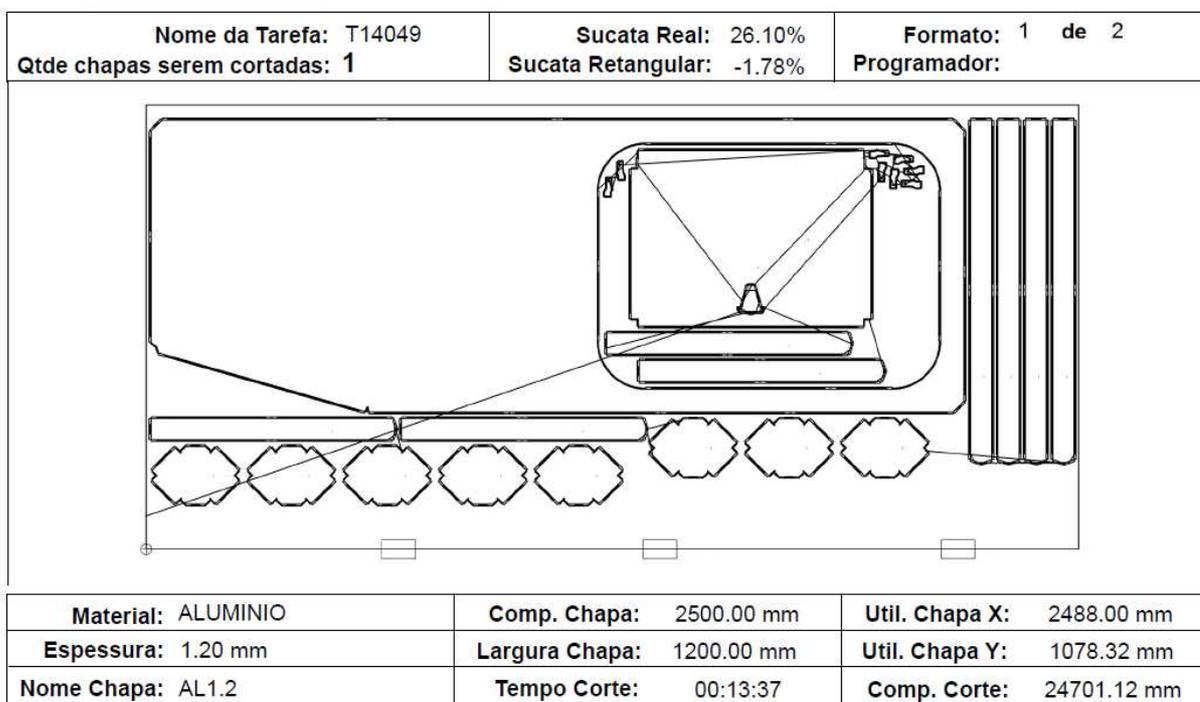


Fonte: Dados da pesquisa

Nota-se na Figura 28, que no mesmo dia, outro plano de corte da mesma sequência utilizou peças de tamanho compatível com a área que sobrou no plano de corte da Figura 27. As ordens de produção estavam disponíveis para o programador no momento em que ele configurou os planos de corte, porém, o aproveitamento da matéria-prima ficou inferior à 85% em ambos os planos. Durante a pesquisa, foi observada essa situação dentro do mesmo dia de trabalho e também de dias diferentes, com intervalo de até três dias de diferença entre eles, como mostram as Figuras 29 e 30. Nesse intervalo de três dias seria possível agrupar a programação e fazer estudos para o melhor aproveitamento possível das matérias-primas, evitando perdas como essas ilustradas.

Nota-se no plano de corte da Figura 29 que no dia 12/04/2016 foi programado o mesmo material das Figuras 27 e 28. O plano de corte da Figura 29 também apresenta oportunidades para melhor aproveitamento da matéria-prima.

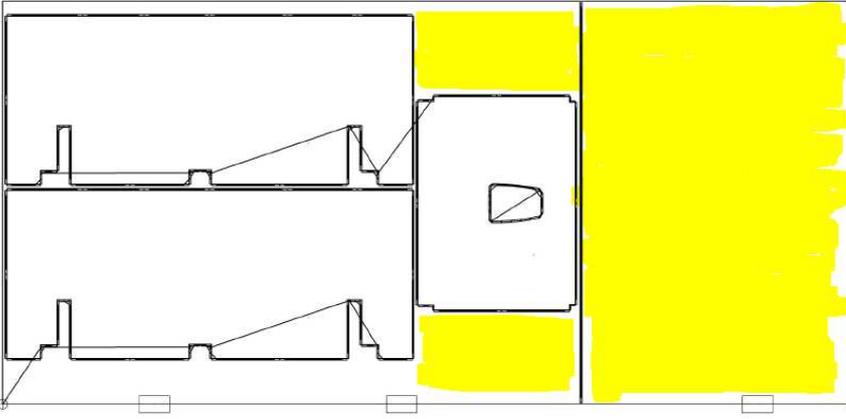
Figura 29: Primeiro plano de corte para alumínio do dia 12/04/2016



Fonte: Dados da pesquisa

As análises de todos os planos de corte dos cinquenta dias em que foi realizada a coleta de dados, demonstra que essa situação se repetiu em todos os dias. As causas observadas pelo pesquisador foram a programação de produção que é feita diariamente, sem agrupar itens e matérias-primas, além da iniciativa dos operadores de não deixar o equipamento parar por falta de planos de corte. A mesma situação se repete no plano de corte da Figura 30, também do dia 12/04/2016.

Figura 30: Segundo plano de corte para alumínio do dia 12/04/2016

Nome da Tarefa: T14049 Qtde chapas serem cortadas: 1	Sucata Real: 30.08% Sucata Retangular: 27.07%	Formato: 2 de 2 Programador: XXXXXXXXXX
		
Material: ALUMINIO	Comp. Chapa: 2500.00 mm	Util. Chapa X: 1714.41 mm
Espessura: 1.20 mm	Largura Chapa: 1200.00 mm	Util. Chapa Y: 1195.00 mm
Nome Chapa: AL1.2	Tempo Corte: 00:04:45	Comp. Corte: 10737.57 mm

Fonte: Dados da pesquisa

Essa situação apresentada no plano de corte da Figura 30 demonstra ao mesmo tempo a sobra de matéria-prima entre as peças cortadas e também uma sobra na própria chapa. Essa sobra na chapa é o resultado da falta de mais peças da mesma matéria-prima para serem produzidas no dia corrente e após ser recortada do restante da sucata pelo próprio equipamento, é destinada à outras máquinas para que seja reaproveitada. Esse reaproveitamento acaba gerando perdas ainda maiores dessa matéria-prima. A Tabela 6 expressa os dados do consumo total de material e a sucata gerada durante os cinquenta dias de análise.

Tabela 6: Total do consumo de matérias-primas e sucata gerada

Material	Consumo total	Sucata total	Custo do material processado	Custo da sucata gerada	Percentual de sucata gerada
Alumínio	76.500 kg	20.242 kg	R\$ 771.1220,00	R\$ 204.039,40	26%
Aço	54.711 kg	12.116 kg	R\$ 134.589,06	R\$ 29.805,36	22%
Aluzinc	9.368 kg	2.089 kg	R\$ 30.539,68	R\$ 6.810,14	22%
Total	140.579 kg	34.447 kg	R\$ 936.248,74	R\$ 240.654,90	25%

Fonte: Elaborado pelo autor

A sucata gerada durante cinquenta dias representou 25% de todo o material processado na operação produtiva analisada. O maior percentual de perda foi registrado na matéria-prima alumínio, que é o material de maior volume processado e

de maior valor de mercado. O alumínio é o material de maior volume processado e é mais leve que o aço e o aluzinc, demandando assim um volume de planos de corte superior aos demais materiais. As perdas de cada plano de corte somadas, ocasionaram as perdas percentualmente maiores que o aço e o aluzinc.

Todas essas observações foram realizadas pelo pesquisador durante o período de análise e observação da operação estudada. As programações para evitar as paradas do equipamento por falta de programação causaram a perda de matéria-prima, assim como a falta de uma programação que pudesse agrupar as ordens de peças do mesmo material durante um período maior que um dia de produção. Esses fatores levaram à uma programação com elevadas perdas de material nessa operação. As perdas de matérias-primas não eram medidas na empresa e o indicador OEE seguia em níveis aceitáveis. As paradas por falta de programação foi apenas o quinto maior motivo de parada durante os cinquenta dias analisados e a maior influência dessa parada foi gerada por uma falha no software de programação.

Outros motivos menos expressivos das perdas na eficiência OEE, são a falta de energia elétrica e a consequente falta de ar comprimido para o equipamento. Essas falhas ocorrem eventualmente por problemas diversos na rede de abastecimento de energia e as ações tomadas para corrigir essas paradas são realizadas pelo setor de manutenção, programando os geradores para entrarem em funcionamento e reestabelecer a força no sistema. Os demais motivos que resultaram nas menores perdas do indicador OEE foram as paradas para reuniões, ginástica laboral, queda do sistema de intranet e falta de operador. Para essas paradas não foram evidenciadas ações por parte da equipe de operadores e de gestores do setor onde essa operação estudada está localizada. Na seção a seguir serão analisados os resultados da eficiência DEA/OEE da operação produtiva estudada.

5.2 ANÁLISE DOS RESULTADOS DA EFICIÊNCIA DEA/OEE

As ações tomadas pelos gestores para elevar ou para evitar maiores quedas no indicador OEE durante o período analisado interferiram na quantidade de *inputs* utilizados para realizar a produção na operação estudada. Essas alterações nos *inputs* não são mensuradas pelos indicadores de disponibilidade, performance ou de

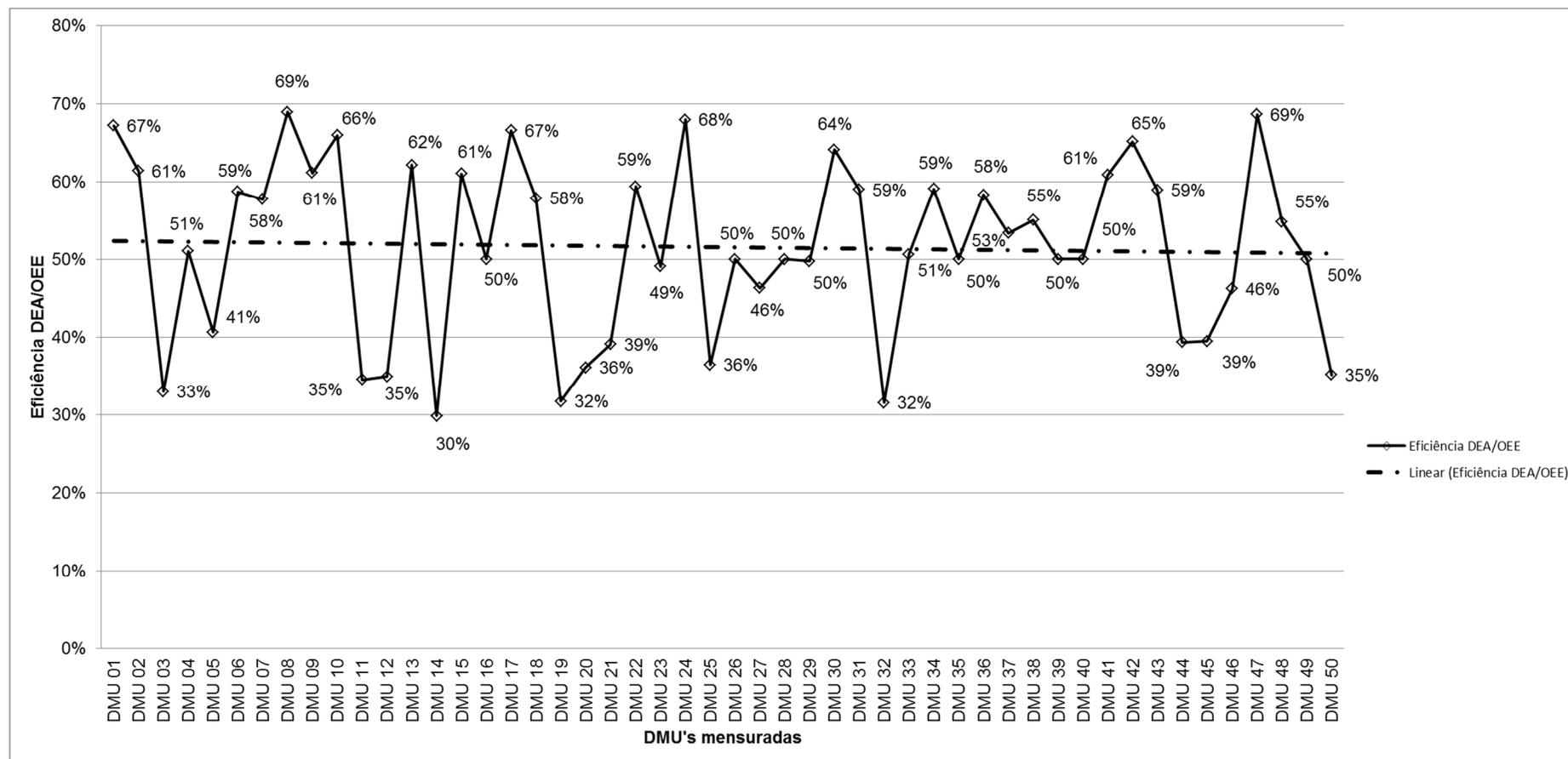
qualidade que compõem o OEE. Dessa forma, mesmo que as alterações pudessem reduzir a performance da operação, os gestores não saberiam dessa redução.

Na sequência, serão analisados os resultados obtidos com a aplicação do modelo DEA desenvolvido para esta pesquisa. Posteriormente serão apresentadas as análises estatísticas comparando os resultados obtidos com a utilização das duas técnicas de avaliação da eficiência; o OEE e eficiência DEA/OEE.

Para este estudo serão utilizados os dados da eficiência composta. Quanto maiores os resultados, maiores serão as eficiências e melhores serão os desempenhos das DMU's. Os dados de eficiência estão dispostos em ordem cronológica, de acordo com o período de análise realizado e a avaliação dos resultados obtidos será feita através das análises dos alvos e folgas calculados pela DEA/OEE. Esses alvos e folgas da DEA/OEE são obtidos com base na eficiência padrão.

Ao contrário do que se observou com a eficiência OEE durante o período de análise, a eficiência DEA/OEE demonstrou uma tendência de queda ao longo dos cinquenta dias de análise. Além disso, na primeira metade da análise houve oito DMU's com eficiência superior a 0,6, enquanto que na segunda metade, apenas quatro DMU's apresentaram desempenho igual ou superior a 0,6 conforme mostra o Gráfico 4. O comportamento de cada uma das variáveis do modelo e as influências das ações tomadas para elevar o resultado do OEE serão demonstradas no Quadro 23 e discutidas em seguida.

Gráfico 4: Resultados da eficiência DEA/OEE no período analisado



Fonte: Dados da pesquisa

Os resultados da eficiência DEA/OEE apresentados no Gráfico 4 estão apresentados em valores percentuais, pois as análises para comparar os resultados com a eficiência OEE utilizarão esse formato. Os resultados da eficiência DEA/OEE foram influenciados por mudanças na relação entre *inputs* e *outputs* e os fatores que ocasionaram essas alterações serão explicados mais adiante nesta seção. Os resultados da eficiência DEA/OEE padrão e composta utilizados para esta pesquisa estão dispostos no Quadro 20.

Quadro 20: Resultados das eficiências DEA no período

DATA	DMU	Padrão	Composta
07/mar	DMU01	1,0000	0,6720
08/mar	DMU02	1,0000	0,6141
09/mar	DMU03	0,6586	0,3293
10/mar	DMU04	1,0000	0,5105
11/mar	DMU05	0,7893	0,4061
14/mar	DMU06	1,0000	0,5871
15/mar	DMU07	1,0000	0,5775
16/mar	DMU08	1,0000	0,6896
17/mar	DMU09	0,9833	0,6112
18/mar	DMU10	1,0000	0,6595
21/mar	DMU11	0,6903	0,3452
22/mar	DMU12	0,6984	0,3492
23/mar	DMU13	1,0000	0,6214
24/mar	DMU14	0,5966	0,2983
28/mar	DMU15	1,0000	0,6104
29/mar	DMU16	1,0000	0,5002
30/mar	DMU17	1,0000	0,6656
31/mar	DMU18	1,0000	0,5788
01/abr	DMU19	0,6336	0,3168
04/abr	DMU20	0,7212	0,3606
05/abr	DMU21	0,7553	0,3907
06/abr	DMU22	1,0000	0,5939
07/abr	DMU23	0,9816	0,4908
08/abr	DMU24	1,0000	0,6795
11/abr	DMU25	0,7284	0,3642
12/abr	DMU26	1,0000	0,5000
13/abr	DMU27	0,9263	0,4632
14/abr	DMU28	1,0000	0,5000
15/abr	DMU29	0,8669	0,4975
18/abr	DMU30	0,9904	0,6413
19/abr	DMU31	1,0000	0,5896

DATA	DMU	Padrão	Composta
20/abr	DMU32	0,6306	0,3153
25/abr	DMU33	1,0000	0,5063
26/abr	DMU34	1,0000	0,5909
27/abr	DMU35	1,0000	0,5000
28/abr	DMU36	0,8905	0,5830
29/abr	DMU37	0,9998	0,5334
02/mai	DMU38	0,8990	0,5505
03/mai	DMU39	1,0000	0,5000
04/mai	DMU40	1,0000	0,5000
05/mai	DMU41	1,0000	0,6085
06/mai	DMU42	1,0000	0,6513
09/mai	DMU43	1,0000	0,5894
10/mai	DMU44	0,7863	0,3932
11/mai	DMU45	0,7562	0,3946
12/mai	DMU46	0,8511	0,4621
13/mai	DMU47	1,0000	0,6864
16/mai	DMU48	1,0000	0,5481
17/mai	DMU49	1,0000	0,5000
18/mai	DMU50	0,7026	0,3513
Média		0,9107	0,5156
Desvio Padrão		0,1322	0,1140
Mínimo		0,5966	0,2983
Máximo		1,0000	0,6896
Erro Padrão		0,019	0,016
Mediana		1,000	0,5084
Quantidade de valores abaixo da Média		36	26
Quantidade de valores abaixo da Média		14	24

Fonte: Dados da pesquisa

A Tabela 7 apresenta as análises dos resultados da eficiência DEA/OEE composta considerando suas alterações da primeira para a segunda metade do período de análises.

Tabela 7: Análise da eficiência composta DEA no período

	07/mar à 08/abr	11/abr à 18/mai
	DMU 1 à DMU 27	DMU 29 à DMU 50
Média	0,52	0,51
Desvio Padrão	0,13	0,09
Mínimo	0,30	0,32
Máximo	0,69	0,69

Fonte: Elaborado pelo autor

A linha de tendência do Gráfico 4 mostra que a eficiência DEA/OEE composta, reduziu na operação produtiva estudada durante período de análise. Essa redução pode ser verificada também ao se comparar as médias de eficiência do período entre 07 de Março até 08 de Abril, com o período entre 11 de Abril até o final da pesquisa. A eficiência DEA média baixou 2% nesse intervalo de tempo, enquanto a eficiência OEE subiu 4% nesse mesmo período. Esse comportamento da eficiência DEA pode ser explicado pelo aumento de alguns *inputs* proporcionalmente maior do que o aumento da produção de cada DMU. A Tabela 8 expõe a variação das médias dos *outputs* e de alguns *inputs* entre a primeira e a segunda metade do período de análises. A relação entre esses dados demonstra que na segunda metade da análise a operação produtiva estudada foi menos eficiente do que o período desde o início da pesquisa até o dia 08 de Abril.

Tabela 8: Variação percentual das variáveis DEA/OEE

Médias	07/mar à 08/abr DMU 1 à DMU 27	11/abr à 18/mai DMU 29 à DMU 50	Variação percentual
Volume de matéria-prima processada	2.691	2.922	8,58%
Quantidade de itens produzidos	1.486	1.528	2,83%
Volume de sucata gerada	656	719	9,60%
Quantidade de peças em cada plano de corte	14,41	14,45	0,28%

Fonte: Elaborado pelo autor

A quantidade média de itens produzidos entre 11 de Abril e 18 de Maio aumentou 2,83%, porém o volume de matéria-prima utilizado aumentou 8,58% e a sucata gerada aumentou 9,6%. Isso significa que foi consumido mais matéria-prima e foi gerado mais sucata para realizar as produções programadas na segunda metade da análise. Esse resultado tem relação com a quantidade média de itens programados em cada plano de corte que aumentou somente 0,28%. Isso significa que foram elaborados mais planos de corte para realizar produções proporcionalmente ao período entre 07 de Março e 08 de Abril.

Além das relações entre os componentes da operação citadas na Tabela 8, a análise dos alvos e folgas obtidos demonstrou as folgas que mais apareceram no período. Essas folgas demonstram onde, teoricamente, haveria maiores oportunidades de melhorias e também mostrou aquelas folgas que mais vezes apareceram. Para as folgas que tiveram os maiores resultados cumulativos no período, significa que as diferenças entre as DMU's com maiores e menores eficiências foi maior, e que há maiores oportunidades de melhorias. A Tabela 9 apresenta a soma das folgas de todas as DMU's para cada variável.

Tabela 9: Análise das folgas do período

Variável	Descrição	Somatório das Folgas	Frequência
Input3	Volume de matéria-prima (kg)	7.575	13
Input8	Número de ordens de produção	1.468	14
Input5	Número de diferentes tipos de itens programados	1.283	17
Input7	Kw consumidos	496	12
Input1	Número de planos de corte	188	13
Input9	Total de tempo de mão-de-obra (horas)	29	13
Input4	Tempo total de corte (horas)	16	13
Input13	Total de horas ociosas	8	12
Input10	Total de tempo de manutenção preventiva (horas)	3	2
Input11	Total de tempo de manutenção corretiva (horas)	1	3

Fonte: Dados da pesquisa

O resultado das folgas do período apresentado na Tabela 9, aponta o volume de matéria-prima consumido como a variável que apresentou as maiores folgas. Em seguida, aparecem o número de ordens de produção, o número de diferentes itens programados e a energia consumida. Para se chegar a esses resultados utilizou-se a soma das folgas de cada variável obtida em cada DMU considerada não eficiente pelo modelo DEA. A análise das folgas totais por variável é importante, porém deve-se realizar uma análise da relatividade dessas folgas. Para isso, é necessário avaliar a relação entre o total de folgas por variável em relação ao total dessa variável consumido no período da análise. Essa relação é apresentada na Tabela 10.

A média das folgas geradas no período ficou em aproximadamente 5%. Contudo, as folgas na variável manutenção preventiva representaram 16% de todo o consumo dessa variável no período. A manutenção preventiva é uma ação que a

empresa emprega para amenizar as perdas com paradas dos seus equipamentos. Durante o período de análise, após eventos de quebras no equipamento da operação estudada, os gestores optaram por aumentar o tempo de manutenção preventiva, na tentativa de evitar perdas no indicador OEE devido à essas quebras. O número de diferentes itens programados aparece como a segunda variável que mais apresentou folga relativamente ao total consumido no período, gerando 6% de folga. Essa variável impacta diretamente o número de ordens de produção que apresentou 5% de folga e conseqüentemente o consumo de matéria-prima que também apresentou 5% de folga no período.

Tabela 10: Análise relativa das folgas por variável do modelo DEA

Variável	Nome da Variável	Consumo no Período	Somatório das Folgas	Folgas / Consumo
Input10	Total de tempo de manutenção preventiva (segundos)	469.120	11.293	16%
Input5	Número de diferentes tipos de itens programados	21.976	1.283	6%
Input3	Volume de matéria-prima (Kg)	140.579	7.575	5%
Input8	Número de ordens de produção	27.606	1.468	5%
Input1	Número de planos de corte	5.235	188	4%
Input11	Total de tempo de manutenção corretiva (segundos)	67.380	2.825	4%
Input13	Total de horas ociosas	202	8	4%
Input9	Total de tempo de mão-de-obra (segundos)	6.811.200	103.948	2%
Input4	Tempo total de corte (segundos)	3.593.295	56.378	2%
Input7	Kw consumidos	27.933	496	2%

Fonte: elaborado pelo autor

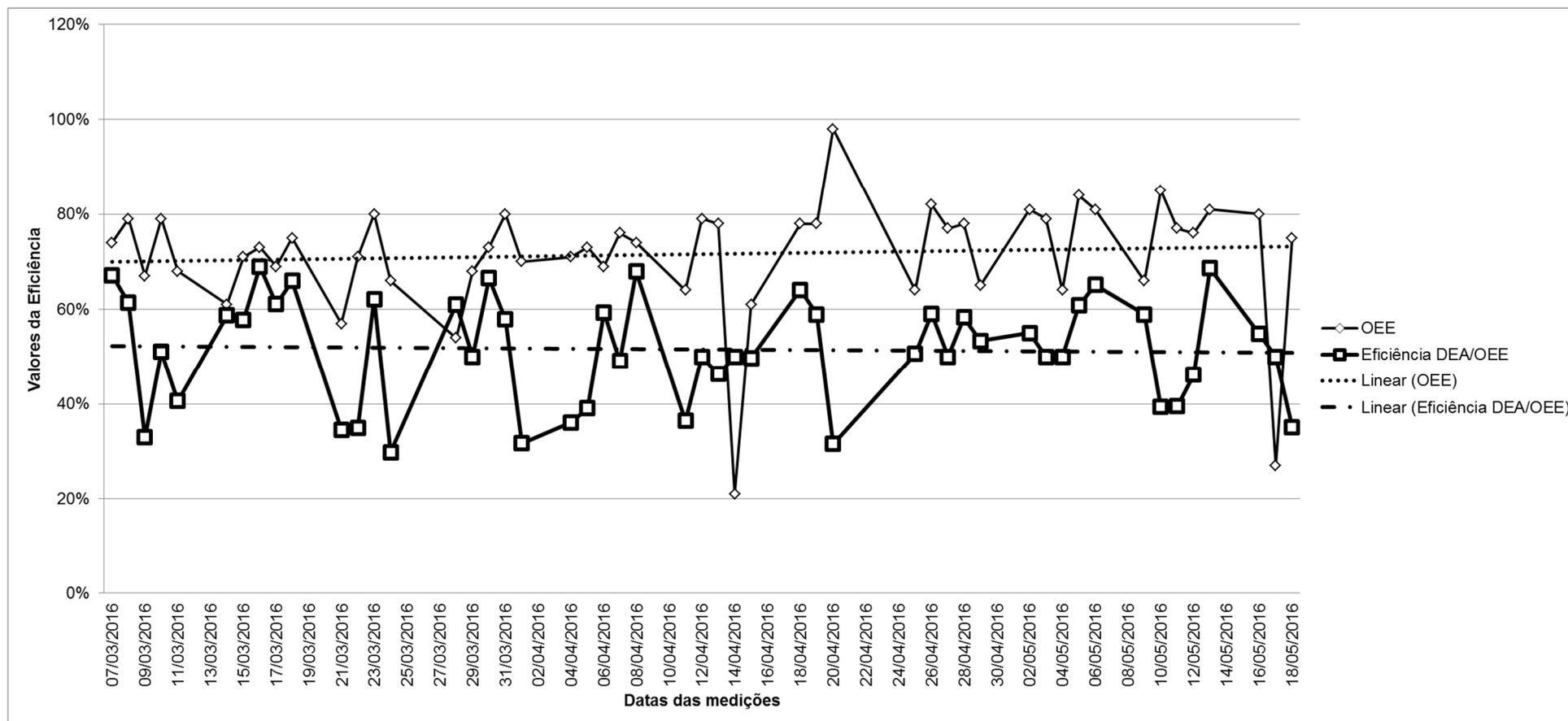
A análise relativa das folgas das variáveis permite que sejam avaliadas as oportunidades de melhorias de cada uma dessas variáveis em relação aos *benchmarks*, que são aquelas DMU's consideradas eficientes pelo cálculo da eficiência padrão. Significa que seria possível melhorar em média o percentual relativo apresentado em cada variável apenas com base nos melhores desempenhos obtidos durante o período de pesquisa. Contudo, isso não significa que as DMU's consideradas eficientes obtiveram o melhor desempenho possível no consumo dessas variáveis. Ainda é necessário fazer uma segunda análise, que é comparar o consumo das variáveis das DMU's eficientes com o consumo teórico de cada uma dessas variáveis.

O consumo de matéria-prima, por exemplo, apresentou folga de 5% sobre o total utilizado no período, porém, ao se analisar os dados da Tabela 2 percebe-se que o total de sucata gerado no período foi de 24%. De acordo com os cálculos padrões da empresa estudada, a sucata gerada não deveria ultrapassar os 10%. Esses dados são calculados pela empresa com base nos projetos dos itens produzidos. Da mesma forma, ao se analisar as folgas no total de horas ociosas, o percentual relativo à melhor utilização do tempo disponível na operação foi de 4%. Entretanto, o somatório do total de horas ociosas durante o período de análise, em relação ao total de horas disponíveis para a operação representa 17%. Isso significa que, tanto na variável volume de matéria-prima, quanto na variável tempo disponível, mesmo a DMU mais eficiente poderia melhorar o seu desempenho em relação ao consumo teórico dessas variáveis. O modelo de eficiência DEA/OEE apresenta o que mais eficiente foi realizado, não significa que não possa ser mais eficiente ainda. Por consequência, é necessário gerar melhorias sempre em relação à mais eficiente do período.

Outra análise realizada foi a verificação da frequência das folgas, ou seja: quantas vezes no período apareceram folgas na mesma variável. Essa análise foi realizada para comparar os resultados com a análise das folgas e buscar identificar se em alguma DMU uma determinada variável obteve folga elevada por algum motivo específico e esse resultado pudesse interferir nas análises. A análise da frequência das folgas em cada variável demonstra que o número de diferentes tipos de itens programados foi a variável que mais vezes teve folgas apresentadas pelo cálculo do modelo DEA. Em segundo colocado está o número de ordens de produção. Essas duas variáveis têm relação direta com a programação de planos de corte realizadas pelos programadores da operação. A soma das folgas tanto do número de diferentes itens programados quanto do número de ordens de produção, correspondem ao valor de três dias inteiros de produção.

Os comportamentos da eficiência OEE e da eficiência DEA/OEE seguiram tendências divergentes ao longo do período analisado. Isso se deve ao fato de que as ações tomadas pelos gestores com o intuito de elevar a eficiência OEE ocasionaram o aumento no consumo de *inputs* no modelo DEA, sem elevar proporcionalmente os *outputs*. O gráfico 5 demonstra os resultados e as tendências das duas formas de cálculo utilizadas.

Gráfico 5: Tendências da eficiência OEE e DEA/OEE



Fonte: Elaborado pelo autor

As ações tomadas pelos gestores para elevar a eficiência OEE observadas durante as análises e anotadas pelo pesquisados foram: i) alocação de operadores adicionais; ii) aumento das horas de manutenção preventiva; iii) elaboração de planos de corte exclusivos para evitar as paradas do equipamento. A alocação de operadores adicionais era realizada para auxiliar no abastecimento e retirada de peças do equipamento, para buscar matérias-primas no estoque de chapas e leva-las para a operação. O aumento das horas de manutenção preventiva foi decidido após algumas quebras do equipamento e seu objetivo foi de evitar novas quebras que pudessem comprometer o resultado do OEE. A elaboração de planos de corte específicos para não deixar o equipamento parar por falta de programação foi observada 10 vezes durante o período de análise. Esses planos de corte específicos, diferente dos demais planos, eram elaborados sem a preocupação de maximizar o aproveitamento das matérias-primas. A elaboração era mais rápida que os demais planos e o programador distribuía algumas peças no leiaute o mais rápido possível para entregar os planos de corte aos operadores. Essas ações contribuíram para o aumento nos valores dos *inputs* da operação estudada sem aumentar proporcionalmente os *outputs*, conforme mostrado no Quadro 23, e conseqüentemente reduziram a eficiência DEA/OEE calculada para essa operação.

Os resultados da eficiência DEA/OEE, todavia, não são impactados imediatamente pelas ações tomadas para melhorar o desempenho do OEE, ou seja, nem sempre que o resultado do OEE aumenta, imediatamente o resultado da eficiência DEA/OEE diminui. Esse comportamento pode ser relacionado à alguns fatores: i) o aumento do OEE, mesmo que eleve o consumo de mais insumos, pode elevar também a produtividade do equipamento; ii) o aumento do OEE pode ser influenciado por uma combinação da programação que permita otimizar a produção no tempo disponível; iii) o OEE pode baixar devido à quebras ou outras perdas, enquanto a eficiência DEA calcula o desempenho relativo dessa DMU, conforme observado na DMU 14.

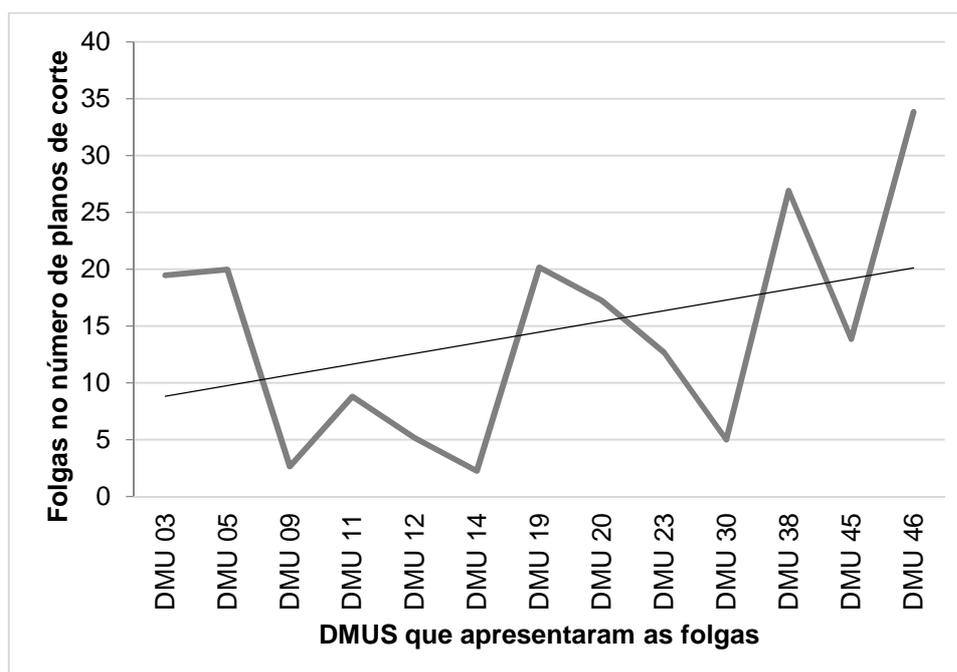
Na maioria dos dias analisados, as eficiências OEE e DEA/OEE apresentaram o mesmo comportamento de um dia para o outro; foram 29 vezes. Entretanto, em 21 dos dias analisados, o comportamento da eficiência DEA/OEE foi contrário ao resultado da eficiência OEE. Quando o OEE aumenta, a eficiência DEA/OEE diminui, e vice-versa. Calculando o comportamento das variáveis do modelo DEA/OEE é

possível explicar esses resultados diferentes. Quando as eficiências se movem na mesma direção, aumentando ou diminuindo, o aumento ou a redução dos *outputs* foi proporcional ao aumento ou à redução dos *inputs*. Entretanto, quando o OEE aumenta e a eficiência DEA/OEE diminui, constatou-se que os *outputs* aumentaram proporcionalmente menos do que os *inputs*. Essa relação pode ser observada na DMU 32.

No dia 20 de Abril representado pela DMU 32, a eficiência OEE atingiu 98% devido aos motivos explicados na seção 5.1.1, porém, comparando com o consumo médio de cada variável nesse período, o tempo de corte aumentou, a quantidade de itens produzidos diminuiu, o volume de sucata gerada foi de 26% e o número de ordens de produção processadas foi 15% superior à média do período. O volume de sucata gerado no dia 20 de Abril foi 2% superior à média dos cinquenta dias de pesquisa. Todos esses fatores contribuíram para a redução do índice de eficiência DEA/OEE nessa data, mesmo enquanto a eficiência OEE apresentou o melhor resultado do período de análises. O mesmo comportamento de queda da eficiência DEA em relação à eficiência OEE foi constatada nas demais DMU's analisadas.

Ao analisar as folgas do modelo DEA/OEE, constatou-se que a partir da segunda metade da pesquisa, do dia 11 de Abril até 18 de Maio, algumas dessas folgas apresentaram tendência de aumentarem. Esse aumento constatado é compatível com as ações tomadas para aumentar a eficiência OEE, conforme apresentado na seção 5.1.1. Os resultados obtidos com o uso da DEA/OEE permitem avaliar as ações tomadas para aumentar a eficiência OEE do equipamento ao longo do período analisado, através da avaliação das folgas apontadas pelo modelo. Se a avaliação for feita diariamente não é possível perceber esses fatores como influências diretas nos resultados. Contudo, se a análise for realizada mensalmente ou até mesmo quinzenalmente, é possível perceber a tendência no comportamento das folgas de cada variável, conforme mostram os Gráficos 6 e 7.

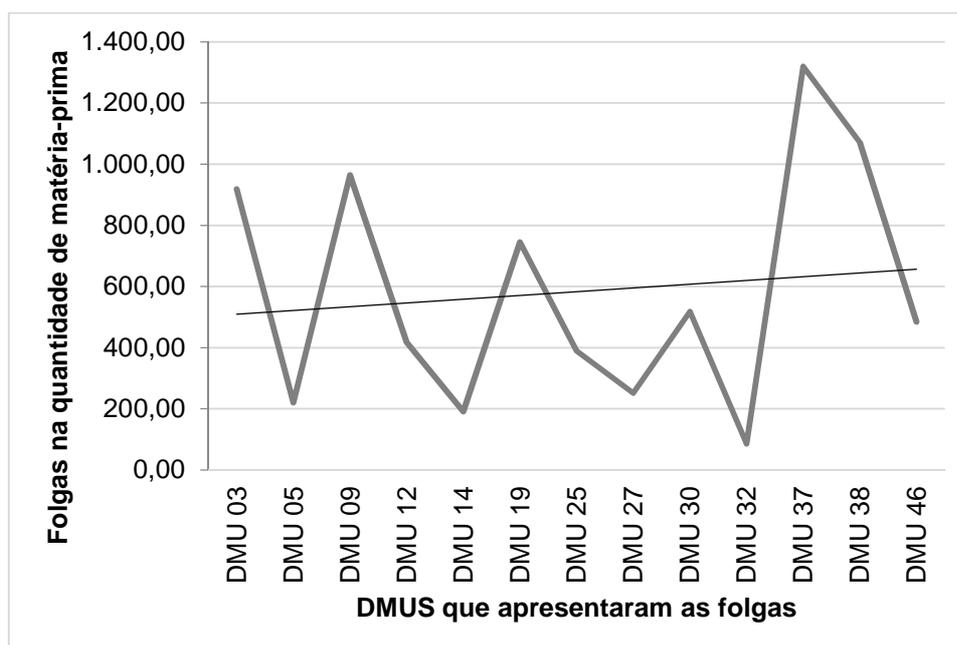
Gráfico 6: Tendência das folgas no número de planos de corte



Fonte: Dados da pesquisa

Ao analisar o período de pesquisa em que ocorrem as folgas no número de planos de corte, percebe-se uma tendência de aumento dessas folgas. Isso quer dizer que com o passar do tempo, mais planos de corte foram elaborados para atender as mesmas demandas, e isso está relacionado com as paradas por falta de programação identificadas como perdas do OEE. À medida que as perdas por falta de planos de corte eram identificadas e levadas para a discussão diária, os programadores faziam planos mais rapidamente, com menor aproveitamento de matéria-prima, com o intuito de evitar as paradas do equipamento. A quantidade de peças em cada plano de corte baixou ao longo da pesquisa, conforme mostrado no Quadro 23, e essa prática está relacionada com o aumento da quantidade de planos de relativamente maior que o aumento da quantidade de peças produzidas. A quantidade de itens produzidos aumentou 2,83% considerando a segunda metade da pesquisa em relação à primeira, enquanto o número de planos de corte aumentou 5,4%. Essa prática levou também ao aumento das folgas no consumo de matérias-primas, conforme mostra o Gráfico 7, além do aumento no volume de sucata gerada proporcionalmente maior que o aumento da quantidade de peças produzidas.

Gráfico 7: Tendência das folgas no consumo de matérias-primas



Fonte: Dados da pesquisa

Esse aumento das folgas indica que houve um aumento proporcionalmente maior no consumo de matérias-primas em relação à quantidade de peças produzidas. Esse comportamento da variável volume de matéria-prima está diretamente relacionado ao aumento da quantidade de planos de corte elaborados. Uma análise mais aprofundada em todos os planos de corte gerados durante o período demonstra oscilações nos percentuais de perdas gerados em cada plano de corte e a tendência dessas perdas é similar à tendência apresentada pelas folgas nessa variável do modelo DEA.

Como o consumo de matérias-primas e a geração de sucata não são identificados pelas análises dos resultados do OEE, somente foi possível perceber o comportamento dessas variáveis ao analisar os resultados da eficiência DEA/OEE. O cálculo da eficiência DEA/OEE demonstra a quantidade de folgas das variáveis e permite que seja feita uma investigação para identificar as causas dessas folgas. Com a análise dos resultados da eficiência DEA/OEE também é possível fazer a análise do consumo de cada variável com o consumo teórico dessas variáveis, inclusive para aquelas DMU's consideradas eficientes.

A utilização de horas de mão-de-obra adicional na operação estudada, conforme explicado na seção 5.1.1, também aumentou na segunda metade da

pesquisa, a partir de 11 de Abril. Esse aumento não é calculado pelo OEE, porém a eficiência DEA/OEE aponta que a variável tempo total de mão-de-obra apresentou tendência de aumento nas folgas. As análises da eficiência OEE não permitem identificar qual a influência da utilização de trabalhadores extras na operação estudada. Os resultados da eficiência OEE nos dias em que foram utilizados mais trabalhadores na operação não foram os melhores resultados do período, porém, não é possível determinar o quanto esses resultados seriam menores sem a utilização dessas horas de mão-de-obra adicionais. É possível, entretanto, fazer uma análise a partir das folgas e dos benchmarks apresentadas pela eficiência DEA/OEE, de quanto melhor poderia ter sido o aproveitamento dessa variável apenas com base nos melhores desempenhos obtidos.

O cálculo da DEA/OEE apurou que quatro DMU's coincidentes com as datas em que foram utilizados trabalhadores extras na operação apresentaram folgas na variável tempo total de mão-de-obra. Entretanto, outras sete DMU's apresentaram folgas na utilização de mão-de-obra e essas DMU's representam os dias imediatamente anteriores aos dias em que foram utilizados trabalhadores extras na operação. Esse comportamento demonstra que o aproveitamento inadequado da mão-de-obra em alguns dos dias de trabalho exigia logo a seguir a utilização de trabalho extra para evitar perdas do OEE. Esse comportamento somente foi possível de analisar ao comparar os resultados das folgas do modelo DEA/OEE com o consumo real de mão-de-obra na operação, que é uma das análises sugeridas por esta pesquisa. O Quadro 21 apresenta uma comparação entre as datas em que foram registrados trabalhadores extras na operação e as DMU's que apresentaram folgas no tempo total de mão-de-obra.

Quadro 21: Datas em que se utilizou mais horas de mão-de-obra na operação

DATAS EM QUE SE USOU MAIS HORAS DE MÃO-DE-OBRA	DMU's EM QUE SE USOU MAIS HORAS DE MÃO-DE-OBRA	DMU's QUE APRESENTARAM FOLGAS NA MÃO-DE-OBRA
09/mar	DMU 03	-
15/mar	DMU 07	-
18/mar	DMU 10	-
22/mar	DMU 12	-
28/mar	DMU 15	-
01/abr	-	DMU 19

DATAS EM QUE SE USOU MAIS HORAS DE MÃO-DE-OBRA	DMU's EM QUE SE USOU MAIS HORAS DE MÃO-DE-OBRA	DMU's QUE APRESENTARAM FOLGAS NA MÃO-DE-OBRA
04/abr	-	DMU 20
05/abr	-	DMU 21
06/abr	DMU 22	-
07/abr	DMU 23	DMU 23
11/abr	-	DMU 25
15/abr	DMU 29	DMU 29
18/abr	-	DMU 30
19/abr	DMU 31	-
27/abr	DMU 35	-
29/abr	DMU 37	DMU 37
02/mai	-	DMU 38
03/mai	DMU 39	-
04/mai	DMU 40	-
05/mai	DMU 41	-
11/mai	DMU 45	DMU 45
12/mai	-	DMU 46

Fonte: Elaborado pelo autor

Os resultados obtidos nesta pesquisa com o uso do OEE e da eficiência DEA/OEE são diferentes e fornecem informações específicas para análises dos gestores. Essa diferença pode ser comprovada pelos parâmetros medidos pelas duas ferramentas e também pelas análises estatísticas às quais foram submetidos os resultados das duas medições. A seção seguinte apresenta os testes estatísticos realizados.

5.2.1 Análises estatísticas dos resultados do OEE e da eficiência DEA/OEE

Os dados utilizados para a avaliação da ANOVA devem obedecer a uma distribuição normal (teste de normalidade) e devem ser homogêneos (homogeneidade). Os dados utilizados para avaliação da ANOVA foram os escores da eficiência OEE e da eficiência DEA/OEE composta calculados para a operação produtiva estudada. Para verificar a normalidade dos dados utilizou-se o teste Shapiro

Wilk, e para verificar a homogeneidade, o teste de Levene. Os testes para validação dos pressupostos da ANOVA são sintetizados na Tabela 11.

Tabela 11: Testes dos pressupostos para utilização da ANOVA

Eficiência Testada	Teste de Shapiro Wilk (Sign.)	Teste de Levene (Sign.)
Resultado do OEE	0,552	
Resultado da eficiência DEA	0,317	
Amostra total dos dados		0,489

Fonte: Dados da pesquisa

Ao analisar a Tabela 11, pode-se observar que o teste de Shapiro Wilk referente aos dados do OEE no período analisado apresentaram um nível de significância maior que 0,05 (OEE $Sign = 0,552$ e DEA $sign = 0,317$). Sendo assim, pode-se concluir que os dados constituem uma distribuição normal. Quanto ao teste de Levene, o resultado obtido ($Sign = 0,489$) leva à conclusão de que os dados são homogêneos. De acordo com os dados apresentados na Tabela 11, pode-se concluir que os dados seguem uma distribuição uniforme e possuem uma tendência homogênea. Dessa forma, o teste da ANOVA é viabilizado.

A realização do teste ANOVA demonstrou que as médias do OEE e da Eficiência DEA/OEE (OEE= 0,7154; DEA 0,5155), têm diferenças significativas. O cálculo da ANOVA retorna também o valor de F. Quanto maior é o escore do F, mais significativo é o *p-value* do teste ANOVA realizado. Neste caso o valor de F é de 69,18854 e o *p-value* < 0,01, o que permite afirmar que a diferença detectada é significativa.

Para efeito de verificação e análise dos alvos e folgas também foram utilizados os valores da eficiência padrão. Esses valores foram analisados estatisticamente, e os resultados obtidos demonstram que também a eficiência padrão, apresenta resultados que permitem afirmar que a diferença detectada entre os resultados é significativa. Neste caso, a média do OEE é 0,7154 e da eficiência padrão DEA é 0,9107. Para esta análise o valores de F é 126,4058 e o *p-value* < 0,001 também permitindo afirmar que a diferença entre os resultados obtidos é significativa.

No entanto, as diferenças significativas entre os resultados das medições refletiram apenas as medições do período analisado. Os resultados da eficiência OEE e da eficiência DEA/OEE poderiam ser iguais nesse período ou ao longo do tempo, se as medições continuassem. Os resultados dependeriam de quais decisões seriam tomadas pelos gestores a partir do momento em que passariam a entender os efeitos das ações locais para aumentar o OEE.

Dessa forma, o importante não é apenas analisar os resultados da eficiência obtidos com a aplicação de cada técnica, mas quais informações são possíveis de obter a partir da análise desses resultados. Mesmo que os resultados não fossem significativamente diferentes, as informações geradas pela DEA/OEE permitem aos gestores conhecerem detalhes das operações produtivas que o OEE não mede, conforme apresentado na seção 5.2 deste trabalho. Na seção a seguir serão discutidos os resultados deste trabalho.

6 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Realizadas as análises dos resultados, é necessário efetuar uma discussão acerca das contribuições do trabalho. No capítulo 5, as análises apontaram mudanças na eficiência DEA/OEE ocasionadas pelas ações tomadas com o intuito de elevar a eficiência OEE. Essas alterações somente foram possíveis de detectar ao calcular a eficiência DEA/OEE. Para os gestores nas empresas, o OEE fornece informações insuficientes para que conheçam os índices de aproveitamento dos seus insumos durante a transformação dos mesmos em produtos. Essas discussões serão abordadas nesta seção.

Há uma demanda relevante por definições e esclarecimentos acerca dos processos de medição de desempenho, segundo Neely, Gregory e Platts (1995). Essas deficiências decorrem da falta de técnicas de medição que possam englobar os pontos fundamentais dos sistemas produtivos a fim de orientá-los no rumo correto quanto às decisões. Nesse sentido, esta pesquisa é relevante para a teoria, pois demonstra uma forma de medir as operações produtivas englobando seus aspectos conceituais de modo a fornecer subsídios aos gestores no momento de tomarem suas decisões. O OEE não possibilita realizar análises relativas aos efeitos das ações para redução das suas seis perdas sobre os *inputs* das operações produtivas. Este trabalho contribui para a teoria, pois permite avaliar os efeitos sobre os componentes das operações produtivas causadas pelas ações que buscam aumentar o indicador OEE. O OEE incentiva a busca dos ótimos locais, pois leva os gestores à tomarem decisões locais, sem considerar os impactos para o restante do sistema produtivo e para os insumos consumidos nas operações.

Conforme Gullickson (1995), as medições de desempenho devem elencar *inputs* que constituam parte da estrutura de custos das empresas, não estando restritas ao capital e à fatores de trabalho. Nesse sentido, esta pesquisa busca englobar os *inputs* primários que constituem a essência dos conceitos de operações em sistemas produtivos. O uso desses *inputs* e a análise das folgas apontam uma larga avenida de melhorias nas análises de performance de operações em sistemas produtivos.

Esta pesquisa contribui para a teoria acerca das medições de desempenho pois: *i)* apresenta uma forma de medir a eficiência de operações em sistemas produtivos; *ii)* apresenta uma maneira de integrar o OEE à DEA para realizar medições de desempenho de operações produtivas; *iii)* traz uma forma de analisar os efeitos

das ações tomadas para melhorar o OEE sobre os demais componentes das operações produtivas; *iv*) amplia as áreas de aplicação da DEA como ferramenta para medição do desempenho em sistemas produtivos; *v*) traz um estudo de caso que demonstra alguns problemas da utilização do OEE como única ferramenta de medição do desempenho nos ambientes de manufatura das empresas; *vi*) apresenta uma forma de avaliar relativamente as DMU's eficientes ao consumo teórico de algumas variáveis do modelo DEA.

A ampliação das áreas de aplicação da DEA permitem aprimorar a ferramenta e viabilizam novos estudos utilizando a análise envoltória de dados (LIU et al, 2015). Neste trabalho é apresentada uma forma de medir o desempenho de operações em sistemas produtivos e esta é uma contribuição importante para as teorias que envolvem medições de desempenho. A utilização da DEA para medir a eficiência de operações em sistemas produtivos, integrando os componentes do OEE amplia os ramos de aplicação da análise envoltória de dados para medir a eficiência em ambientes de manufatura.

Os conceitos de operações produtivas, conforme Black (1998) e Groover (2011), por exemplo, apresentam quais são os componentes das operações em sistemas produtivos, no entanto não são apresentadas formas de medir a eficiência de uma operação produtiva utilizando esses componentes. Da mesma forma, na revisão sistemática da literatura realizada, não foi encontrado formas de organizar os componentes de uma operação produtiva de maneira que se pudesse medir a sua eficiência com base neles. Nesta pesquisa foram organizados os componentes das operações em sistemas produtivos, foram identificadas as classes desses componentes e com base nessas classes foram identificadas as variáveis que compuseram o modelo DEA/OEE. Da mesma forma, foram apresentadas as justificativas para se medir a eficiência das operações produtivas e não somente dos equipamentos utilizados nessas operações.

Outra contribuição para a teoria apresentada neste trabalho foi a integração dos componentes do OEE à DEA com o intuito de medir a eficiência com que as operações em sistemas produtivos transformam seus *inputs* em *outputs*. Sem a incorporação do OEE, as medições realizadas com a DEA poderiam deixar de considerar os níveis de utilização das operações. Os modelos DEA sem os componentes do OEE realizariam comparações entre as DMU's, classificando

aquelas eficientes sem avaliar se estariam sendo subutilizadas. Ao configurar como *input* o total de horas ociosas, considera-se que o desperdício do tempo disponível para produzir reduz a eficiência da DEA/OEE e gera folgas que podem ser analisadas. Além disso, é possível analisar, mesmo para as DMU's consideradas eficientes, quanto elas ainda poderiam melhorar, com base nos tempos padrões estabelecidos.

Este trabalho também contribui para a os estudos que envolvem a manutenção preventiva total e o OEE, pois avalia os efeitos das ações tomadas para melhorar os resultados do OEE sobre os demais componentes das operações produtivas. O estudo de caso realizado demonstra algumas das fraquezas do OEE através da medição do desempenho das operações produtivas com o uso da DEA/OEE. Na revisão sistemática da literatura realizada para este trabalho foram identificados trabalhos afirmando que o OEE apresenta limitações, porém, não foi evidenciado estudos de caso que pudessem avaliar essas limitações. As observações realizadas pelo pesquisador durante o período de análise deste trabalho identificaram ações tomadas pelos gestores para aumentar os resultados do OEE. Os resultados obtidos com o modelo DEA/OEE demonstraram que a eficiência da operação produtiva baixou em virtude do aumento de alguns *inputs* exclusivamente devido às decisões que buscavam o aumento da eficiência OEE.

A análise das folgas e a comparação dos resultados das DMU's não eficientes com seus benchmarks permitem que se melhore os resultados dessas DMU's. Contudo, ainda é possível melhorar o desempenho daquelas DMU's consideradas eficientes. Este trabalho contribui para a teoria ao apresentar uma forma de analisar o desempenho das DMU's eficientes em relação ao consumo teórico de algumas variáveis. Na seção 5.2 foi possível identificar que as folgas no total de horas ociosas apresentadas pelo cálculo da DE/OEEA foi relativamente menor ao total de horas ociosas ocorridas durante os cinquenta dias de pesquisa. Dessa forma, mesmo as DMU's eficientes ainda podem melhorar seu desempenho, buscando atingir os resultados teóricos esperados. Essa análise contribui para o desenvolvimento da DEA, pois permite que sejam realizadas avaliações dos melhores resultados das DMU's calculados em um modelo com base no desempenho esperado para essas DMU's. A mesma análise pode ser realizada para o volume de matéria-prima, que nas folgas do modelo apresentou resultados inferiores ao consumo teórico calculado pela

empresa. Para esta variável também as DMU's consideradas eficientes poderiam ter consumido menos matéria-prima para realizar as respectivas produções.

Para algumas variáveis do modelo DEA não foi possível calcular o desempenho das DMU's eficientes em relação ao consumo teórico para cada uma dessas variáveis. Entretanto, o OEE somente permite avaliar os índices de utilização, performance e qualidade, enquanto que a avaliação com base no modelo DEA permite avaliar todas as variáveis das sub-classes do OEE e mais algumas variáveis das demais sub-classes. A avaliação das variáveis do modelo DEA dependerá do nível de informações que a empresa possuir, como por exemplo cálculos de tempo teórico e de volume de material para cada peça produzida. Esta é uma contribuição para a teoria, pois apresenta uma forma de avaliação dos resultados não encontrada na revisão sistemática da literatura.

As análises estatísticas realizadas demonstram que os resultados obtidos pelas medições utilizando o OEE e a DEA são diferentes e possibilitam análises de diferentes parâmetros das operações produtivas. Dessa forma, esta pesquisa contribui para a teoria, pois apresenta uma nova maneira de medir o desempenho em ambientes produtivos utilizando a análise envoltória de dados com os componentes do OEE integrados ao modelo.

Esta pesquisa apresenta contribuições para a empresa pesquisada, pois a utilização do modelo DEA com os componentes do OEE integrados permite avaliar as ações tomadas para melhorar os resultados do OEE em relação aos demais componentes das operações produtivas. A utilização do OEE permite aos gestores medir a utilização, a performance e o índice de qualidade da produção obtida nos seus equipamentos, porém, não permite identificar a eficiência com que transformam os demais componentes das operações produtivas em produtos. O uso da DEA apresentado neste trabalho permite que os gestores conheçam os resultados de cada uma das variáveis do modelo e abre uma avenida de possibilidades de melhorias para o consumo de cada uma dessas variáveis. Os resultados das análises do OEE e da eficiência DEA demonstraram que algumas variáveis foram diretamente impactadas pelas ações que buscavam o aumento do OEE. Cabe aos gestores da empresa analisarem cada uma das consequências dessas alterações, entretanto, essas análises somente serão possíveis em virtude da aplicação da DEA para medir o desempenho da operação produtiva.

Este trabalho contribuiu para a empresa estudada, pois, assim como na operação tomada como base para as análises, existem várias outras operações que utilizam o indicador OEE como única medição de desempenho, e da mesma forma como acontece na operação estudada, existem oportunidades de melhoria que vão além daquelas decisões tomadas com o intuito de melhorar o OEE. Esta pesquisa mediu apenas a eficiência técnica da operação produtiva, porém, conhecendo esses resultados, os gestores da empresa podem buscar a redução dos seus custos operacionais, mantendo seus indicadores de eficiência dentro dos padrões. Os custos representados pelas folgas dos inputs apresentados no capítulo 5 desta pesquisa podem ser evitados e com isso, esses valores contribuirão significativamente para o desempenho geral da empresa.

Outra contribuição para a empresa é a comprovação da influência da programação sobre o desempenho da eficiência da operação produtiva. As discussões com o grupo de especialistas e com os gestores do setor de caldeiraria demonstraram uma preocupação constante dos mesmos em relação à programação de produção não agrupada realizada na empresa. Para ambos, se a programação pudesse ser agrupada em períodos de até três dias, seria possível otimizar o consumo de matérias-primas, o tempo de operação e também reduzir os volumes de sucata gerados. Entretanto, não haviam sido realizadas medições na empresa que pudessem comprovar ou rejeitar essas ideias. Os resultados das análises desta pesquisa demonstram que o agrupamento da programação reduz a variabilidade de itens em cada plano de corte e permite maior aproveitamento do tempo disponível e das matérias-primas consumidas.

Este trabalho também contribui para a empresa ao demonstrar que a elaboração de planos de corte com baixo aproveitamento de matérias-primas, com o intuito de evitar paradas do equipamento não representa uma boa opção. O aumento do número de planos de corte evitou as paradas do equipamento e conseqüentemente, evitou perdas do OEE, porém, provocou perdas de matérias-primas e desperdício de mão-de-obra. As folgas na utilização da mão-de-obra aumentaram no mesmo período que aumentaram as quantidades de planos de corte programados, seja devido à utilização de trabalhadores adicionais ou devido ao aumento da ociosidade. As análises das datas em que foram utilizados trabalhadores extras na operação demonstraram que não houve aumento da eficiência OEE para o

nível dos melhores resultados do período. As análises das folgas no tempo total de mão-de-obra utilizada demonstraram que as folgas ocorriam em dias anteriores à utilização de mão-de-obra adicional ou em dias coincidentes com essa utilização. Isso contribui para que a empresa possa avaliar e programar a utilização dos seus recursos evitando assim a necessidade de aumento dos mesmos para corrigir atrasos ou evitar a queda da eficiência operacional.

Durante a pesquisa constatou-se que a empresa não mede a quantidade de itens que são reprogramados e nem os motivos dessas reprogramações. Observou-se que os itens danificados durante os processos seguintes à operação estudada eram reprogramados juntamente com as programações normais dos dias subsequentes. A falta de medição dessas reprogramações priva os gestores de identificarem o consumo extra de recursos do processo produtivo causado pelos danos às peças e pelos erros operacionais. Essa evidência é uma contribuição para a empresa estudada e permitirá que a mesma faça medições das quantidades de itens danificados nos seus processos produtivos, dos motivos desses problemas e das possíveis soluções para os mesmos.

Pode-se afirmar também que a avaliação relativa das DMU's consideradas eficientes e dos consumos teóricos para cada variável do modelo DEA permitem à empresa estabelecer metas para os consumos de cada um dos *inputs* das suas operações produtivas. Comparando as DMU's eficientes com o consumo teórico, a empresa poderá melhorar não somente o desempenho das DMU's não eficientes, mas poderá aprimorar os seus processos produtivos. Da mesma forma, a análise das folgas e dos benchmarks permite à empresa identificar as suas melhores práticas e com base nelas estabelecer metas e procedimentos de trabalho.

Por fim esta pesquisa contribui para a empresa, pois apresenta mais uma forma de utilização da análise envoltória de dados (DEA), uma vez que existem pesquisas que foram realizadas nessa mesma empresa utilizando a DEA. Apesar de o uso da DEA não ser uma novidade para a empresa, a sua utilização para medir o desempenho operacional é inédito para a empresa. Na seção seguinte serão apresentadas as conclusões e as considerações finais do trabalho.

7 CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo principal deste trabalho foi medir a eficiência técnica de uma operação de produção utilizando a DEA com os componentes do OEE integrados. Para atingir esse objetivo foi realizado um estudo de caso em uma operação de produção de uma empresa do ramo automotivo, fazendo-se as medições de

desempenho dessa operação através do uso do OEE e também através da utilização da técnica da análise envoltória de dados (DEA), cujo modelo precisou ser desenvolvido especificamente para a aplicação do método proposto.

As medições dos resultados da eficiência OEE foram realizadas dentro dos padrões já utilizados pela empresa, sendo avaliados esses padrões de utilização pelo pesquisador, sempre levando em consideração as teorias acerca do tema descritos no capítulo dois deste trabalho. Esses resultados indicaram um aumento na eficiência OEE ao longo do período de análise e esse aumento foi atribuído às ações tomadas pelos operadores e gestores com o intuito de aumentar a eficiência OEE. As evidências que comprovam que a melhoria do OEE foi atribuída às ações tomadas foram apresentadas no capítulo cinco deste trabalho.

As medições de desempenho realizadas com o modelo DEA desenvolvido para o método proposto por esta pesquisa, apontaram uma redução da eficiência composta da operação estudada ao longo do período de estudo. Essa redução não foi mais expressiva do que o aumento apresentado pelo OEE, sendo que a linha de tendência dos dois indicadores tiveram inclinação semelhante para mais no OEE e para menos no modelo DEA. Da mesma forma, as eficiências médias do OEE e da DEA apresentadas no capítulo cinco apresentaram aumento de 4% para o OEE e redução de 2% para a eficiência DEA.

Após calculados os resultados da eficiência DEA, constatou-se através da análise das folgas, quais os *inputs* que tiveram as maiores contribuições para a redução da eficiência ao longo do período. Essas análises servem para demonstrar como é possível melhorar o desempenho das DMU's consideradas não eficientes. As análises das quantidades das folgas apresentadas e das suas frequências apontaram quais deveriam ser as variáveis onde os esforços para melhoria do desempenho dessa operação deveriam ser concentrados. Também foi possível fazer análises para identificar como melhorar as DMU's consideradas eficientes pelo modelo DEA. Essas análises permitem avaliar os gaps que mesmo as DMU's eficientes apresentam em relação aos valores teóricos de consumo esperados para cada variável.

As análises dos resultados das medições realizadas com o uso das duas técnicas apontaram que as ações tomadas com o intuito de melhorar a eficiência OEE prejudicaram o desempenho da operação estudada sob a ótica das medições realizadas com a DEA. A piora do desempenho se deu em função do aumento de

alguns *inputs*, mantendo-se os mesmos níveis de *outputs* na operação. Nas análises realizadas constatou-se que os aumentos desses *inputs* se deram tanto de maneira direta, como é o caso do aumento do número de horas de mão-de-obra utilizadas, quanto de maneira indireta, como é o caso do aumento no consumo de matérias-primas, gerado pelo aumento no número de planos de corte com altos percentuais de desperdício. Esse aumento no número de planos de corte também foi influenciado pelo aumento de dois outros *inputs*, que foram o número de ordens de produção e o número de diferentes itens programados.

Por fim, essas análises apontaram uma série de melhorias que poderiam ser realizadas tanto na forma de funcionamento dessa operação quanto na forma de programação da mesma. Apesar de as folgas apontarem para cada variável individualmente as oportunidades de melhorias, foi possível através da análise comparativa entre as relações dessas variáveis, quais as influências de umas sobre as outras. Foi possível identificar as relações do sistema de programação de produção utilizado pela empresa com o desempenho da operação produtiva estudada. Esse fato contribuiu para sustentar as opiniões dos gestores da fábrica de que o planejamento agregado da programação de produção contribuía para o aumento da eficiência da fábrica. Esse fator, até o momento não havia sido calculado na empresa.

Para a teoria envolvendo medição de desempenho operacional, esta pesquisa apresentou contribuição ao passo que demonstrou nova forma de medir a eficiência de operações em sistemas produtivos, avaliando mais do que os índices de aproveitamento, performance e qualidade dos equipamentos, utilizados para formar o indicador do OEE. Da mesma forma, esta pesquisa contribuiu para a teoria apontando uma forma de aplicar a técnica da análise envoltória de dados (DEA) para medir diferentes operações em sistemas produtivos, em diferentes tipos de atividades e empresas, utilizando um padrão de classes e subclasses de variáveis, o que possibilita a aplicação do método proposto em futuros estudos.

Quanto às contribuições práticas, entende-se que foi possível demonstrar à empresa onde foi realizada a pesquisa e aos seus gestores, uma nova forma de medir a eficiência das suas operações. Também demonstrou-se os efeitos que determinadas ações tomadas para melhorar o indicador OEE que é utilizado atualmente, podem causar ao desempenho geral da empresa. Essas contribuições demonstram os benefícios que o método proposto pode trazer aos tomadores de

decisão sobre as melhorias que devem fazer para melhorar o desempenho das suas empresas.

Contudo, mesmo apresentando essas contribuições, esta pesquisa apresenta limitações. Uma das limitações do estudo é o fato de não ter sido possível executar alguns testes para comprovar os resultados obtidos com o cálculo do modelo DEA quanto à relação entre as variáveis. Houve a tentativa de se fazer um agrupamento da programação de produção de 3 em 3 dias para gerar menor quantidade de ordens de produção e menor quantidade de diferentes itens programados para um determinado volume de itens a serem produzidos. A partir de então haveria a tentativa de iniciar todo o processo de programação dos planos de corte, simulação da produção e novos testes para avaliar o desempenho dessa operação. Contudo, devido ao fato de os programadores, os computadores que possuem o sistema de programação dos planos de corte e a operação estarem ocupados constantemente para atender a demanda de produção, os testes não puderam ser realizados.

Outra limitação a ser considerada é a incerteza de se ter obtido todas as horas adicionais de mão-de-obra utilizadas na operação. Isso aconteceu devido ao fato de haver a possibilidade de em algum momento dos turnos de trabalho, algum operador adicional ter trabalhado na operação por algum tempo e não ter registrado seu ponto na operação, conforme a instrução de trabalho durante a pesquisa. Contudo, mesmo com essa incerteza, foi possível obter medições do tempo adicional utilizado na operação e também foi possível avaliar o impacto desse tempo adicional no cálculo da eficiência DEA.

Uma terceira limitação para o estudo e que é comum para os estudos utilizando modelos DEA, conforme Cook, Tone e Zhu (2014) e também por Kassai (2002), é que não se pode ter a certeza de que todas variáveis relevantes tenham sido consideradas no modelo utilizado. Contudo, foram feitos todos os esforços possíveis para incluir todas as variáveis consideradas importantes para o modelo, avaliando variáveis já utilizadas por outros autores em estudos envolvendo sistemas produtivos. Também foram combinadas opiniões de especialistas na empresa e em um grupo focal para auxiliar na elaboração dessas variáveis, entendendo-se ter sido atingido esse objetivo de utilizar as variáveis mais importantes.

Pode-se considerar que este estudo oferece a oportunidade para que novas pesquisas sejam realizadas com o intuito de aprimorar o método de avaliação da

performance de operações em sistemas produtivos proposto, avaliando diferentes tipos de operações e empresas de diferentes ramos de atividades. Também oferece a oportunidade de pesquisadores avaliarem a forma como o método deste trabalho foi proposto e desenvolvido, com o intuito de contribuir para seu desenvolvimento e aprimoramento.

Para testar as classes e sub-classes de variáveis apresentadas neste trabalho, sugere-se novas pesquisas que abordem operações produtivas de diferentes ramos da indústria. Novas pesquisas podem evidenciar a classificação proposta neste trabalho para as classes e sub-classes de variáveis é suficiente, ou pode ser incrementada para abranger operações produtivas diferentes daquela analisada nesta pesquisa.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, FERNANDO C. DE. "Desvendado o uso de redes neurais em problemas de administração de empresas." **Revista de Administração de Empresas** 35.1 (1995): 46-55.

AL-SHAMMARI, Minwir. Optimization modeling for estimating and enhancing relative efficiency with application to industrial companies. **European Journal of Operational Research**, v. 115, n. 3, p. 488-496, 1999.

AMANTINO, E. B. **Sistema para projeto de célula de manufatura: definição e agrupamentos**. Dissertação. Mestrado em Engenharia. Programa de Pós graduação em Engenharia Mecânica, Unversidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 80p. 2005.

ANDERSON, Timothy R.; SHARP, Gunter P. A new measure of baseball batters using DEA. **Annals of Operations Research**, v. 73, p. 141-155, 1997.

ANGULO MEZA, L. et al. **ISYDS** - Integrated System for Decision Support (SIAD Sistema Integrado de Apoio a Decisão): A Software Package for Data Envelopment Analysis Model. **Pesquisa Operacional**, v.25, n.3, p.493-503. 2005.

ANTUNES JÚNIOR, et al. Sistemas de produção: conceito e práticas para projetos e gestão da produção enxuta. **Porto Alegre: Bookman**, 2008.

ANTUNES, Junico et al. Uma Revolução na Produtividade - A Gestão Lucrativa dos Postos de Trabalho. **Bookman**, 2013.

ARGYRIS, Chris. Ensinando pessoas inteligentes a aprender. Harvard Business Review. **Gestão do conhecimento. Rio de janeiro: Campus**, p. 82-107, 2000.

ÀVILA, Antonio Flávio Dias et al. Produtividade e eficiência relativa de produção em sistemas de produção de pesquisa agropecuária. **Revista Brasileira de Economia**, v. 51, n. 3, p. 281-308, 1997.

BANKER, Rajiv D.; CHARNES, Abraham; COOPER, William Wagner. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management Science**, v. 30, n. 9, p. 1078-1092, 1984.

BARRETO, A. C.; MELLO, JCCS de. Benchmarks de eficiência no processamento de petróleo com produtos químicos. **Relatórios de pesquisa em engenharia de produção**, v. 12, n. 4, p. 41-52.2012, 2012.

BARNES, David. Research methods for the empirical investigation of the process of formation of operations strategy. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 21, n. 8, p. 1076-1095, 2001.

BELLONI, José Ângelo. **Uma metodologia de avaliação da eficiência produtiva de Universidades Federais Brasileiras**. Tese de doutorado no Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, da Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC. Florianópolis, 2000.

BENNETT, Winston; LANCE, Charles E.; WOEHR, David J. Performance measurement: Current perspectives and future challenges. **Psychology Press**, 2014.

BITITCI, U. S. et al. Integrated performance measurement systems: a development guide. **International Journal of Operation & Product Management**. V. 17, N. 5. MCB University Press. 1997(b).

BLACK, J. Temple. O projeto da fábrica com futuro. **Bookman**, 1998.

BOIKO, T. J. P.; TSUJIGUCHI, L. T. de A.; Classificação de Sistemas de Produção: Uma abordagem de Engenharia de Produção. **Encontro de Produção Científica e Tecnologia**, 4ª ed, 2009, Campo Mourão, PR.

BORTOLUZZI, Sandro César; ENSSLIN, Sandra Rolim; ENSSLIN, Leonardo. Avaliação de Desempenho dos Aspectos Tangíveis e Intangíveis da Área de Mercado: estudo de caso em uma média empresa industrial. **Revista Brasileira de Gestão de Negócios**, v. 12, n. 37, p. 425, 2010.

BUCKLEY, Peter J.; PASS, Christopher L.; PRESCOTT, Kate. Measures of international competitiveness: A critical survey. **Journal of marketing management**, v. 4, n. 2, p. 175-200, 1988.

BUCKLEY, Peter J.; PASS, G. L.; PRESCOTT, Kate. Measures of international competitiveness: empirical findings from British manufacturing companies. **Journal of Marketing Management**, v. 6, n. 1, p. 1-13, 1990.

BUSSO, C. T. **Aplicação do indicador Overall Equipment Effectiveness (OEE) e suas derivações como indicadores de desempenho global da utilização da capacidade de produção**. 2012. 135 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Curso de Pós-Graduação da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2012.

CAMPOS, V. F. **TQC - controle da qualidade total**. 5.ª edição, Belo Horizonte, 1994.

CARINA, Lesley; ATTADIA, Lago; MARTINS, Roberto Antonio. Medição de desempenho como base para evolução da melhoria contínua. **Revista Produção**, v. 13, n. 2, p. 33, 2003.

CAVALCANTE, Cristiano Alexandre Virgínio; ALMEIDA, Adiel Teixeira de. Modelo multicritério de apoio a decisão para o planejamento de manutenção preventiva utilizando PROMETHEE II em situações de incerteza. **Pesquisa Operacional**, v. 25, n. 2, p. 279-296, 2005.

CHAKRAVARTY, A.K.; BALAKRISHNAN, N. Achieving product variety through optimal choice of module variations. **IIE Transactions**, 33(7), 587-598, 2007.

CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R.; SLACK, N. **Administração da Produção**. 2 ed. São Paulo: Atlas, 2002.

CHANDRA, Pankaj et al. Using DEA to evaluate 29 Canadian textile companies—considering returns to scale. **International Journal of Production Economics**, v. 54, n. 2, p. 129-141, 1998.

CHARNES, Abraham; COOPER, William Wagner.; RHODES, Edwardo. Measuring the efficiency of decision making units. **European journal of operational research**, v. 2, n. 6, p. 429-444, 1978.

CHIARADIA, Áureo José Pillmann. **Utilização do Indicador de Eficiência Global de Equipamentos na gestão e melhoria contínua dos equipamentos: Um estudo de caso na indústria automobilística**. 2004.

CNI, Confederação Nacional da Indústria. **Custo do trabalho e produtividade : comparações internacionais e recomendações**. – Brasília : CNI, 2014.

CONCEIÇÃO, Samuel Vieira. Otimização do fluxo de materiais através da manufatura celular. **Revista produção**, v. 15, n. 2, p. 235-250, 2005.

CONTADOR, José Celso. Células de manufatura. **Produção**, v. 5, n. 1, 1995.

CORRÊA, Ivan Livindo de Senna. **Autonomia, cooperação e conhecimento na experiência de trabalho de metalúrgicos da serra gaúcha**. Tese (Doutorado em Economia), Programa de pós-graduação em Educação da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2014.

CUMMINS, J. David; WEISS, Mary A. Analyzing firm performance in the insurance industry using frontier efficiency and productivity methods. In: **Handbook of insurance**. Springer New York, 2013. p. 795-861.

DALFOVO, Michael Samir; LANA, Rogério Adilson; SILVEIRA, Amélia. Métodos quantitativos e qualitativos: um resgate teórico. **Revista Interdisciplinar Científica Aplicada**, v. 2, n. 3, p. 1-13, 2008.

DA HORA, Henrique Rego Monteiro; VIERA, Luis Enrique Valdiviezo. Sistemas de medição de desempenho organizacional: evolução e atualidade. **Perspectivas OnLine** 2007-2010, v. 2, n. 5, 2014.

DANIEL, Lindomar Pegorini; PREMOLI, Marcus Vinícius Zandonadi; REZENDE, Adriano Alves de; GOMES, Adriano Provezano. Análise da Eficiência do Campeonato Brasileiro Série "A" de 2009. **Relatórios de pesquisa em Engenharia de Produção**. 2011.

DE MELLO, JCCB Soares; GOMES, Eliane Gonçalves. Eficiências aeroportuárias: uma abordagem comparativa com análise de envoltória de dados. **Revista de Economia e Administração**, v. 3, n. 1, 2004.

DE SOUZA, Paulo Cesar; SCATENA, João Henrique G.; KEHRIG, Ruth Terezinha. Aplicação da Análise Envoltória de Dados para avaliar a eficiência de hospitais do SUS em Mato Grosso. *Physis*: **Revista de Saúde Coletiva**, v. 26, n. 1, 2016.

DECCA, Edgar Salvadori de. **O Nascimento das Fábricas**. 10. Ed. São Paulo: Brasiliense, 77p. 1955

DEWERT, W. Erwin. The measurement of productivity*. **Bulletin of Economic Research**, v. 44, n. 3, p. 163-198, 1992.

DO NASCIMENTO, João Carlos Hipólito Bernardes et al. **A eficiência dos maiores clubes de futebol brasileiros: evidências de uma análise longitudinal dos últimos 6 anos**. In: Anais do Congresso Brasileiro de Custos-ABC. 2013.

DRESCH, Aline; LACERDA, Daniel Pacheco; JÚNIOR, José Antonio Valle Antunes. **Design Science Research: Método de Pesquisa para Avanço da Ciência e Tecnologia**. Bookman Editora, 2015.

DUZAKIN, E.; DUZAKIN, H. Measuring the performance of manufacturing firms with super slacks based model of data envelopment analysis: An application of 500 major

industrial enterprises in Turkey. **European Journal of Operational Research**, 182 (3), 1412-1432, 2007.

EISENHARDT, Kathleen M.; GRAEBNER, Melissa E. Theory building from cases: Opportunities and challenges. **Academy of management journal**, v. 50, n. 1, p. 25-32, 2007.

ENTANI, T.; MAEDA, Y.; TANAKA, H. Dual models of interval DEA and its extension to interval data. **European Journal of Operational Research**, v.136, n.1, p.32-45. 2002.

FARRELL, Michael James. The measurement of productive efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**. Series A (General), p. 253-290, 1957.

FEIR, BETTY J. & TOOTHAKER, LARRY E. The ANOVA F-Test Versus The Kruskal-Wallis Test: A Robustness Study. **Annual Meeting of the American Educational Research Association**. Chicago, 1974.

FERNANDES, Djair Roberto. Uma contribuição sobre a construção de indicadores e sua importância para a gestão empresarial. **Revista FAE, Curitiba**, v. 7, n. 1, p. 1-18, 2004.

FERREIRA, C. M. C.; GOMES, A. P. **Introdução à Análise Envoltória de Dados: Teoria, Modelos e Aplicações**. Viçosa, MG: Ed. UFV, 2009.

FIGUEIREDO, M. A. D. et al, Definição de atributo desejáveis para auxiliar a auto-avaliação dos novos sistemas de medição de desempenho organizacional. **Revista Gestão & Produção**. São Carlos, V.12 n.2, mai-ago/2005.

FISCHMAN, Adalberto A., and Moisés A. Zilber. "**Utilização de indicadores de desempenho como instrumento de suporte à gestão estratégica.**" encontro da ANPAD, XXIII, Anais (1999).

GAITHER, N.; FRAZIER, G. **Administração da Produção e Operações**. 8 ed. São Paulo: Thomson Learning, 2002.

GAITHER, N. & FRAZIER, G. **Administração da Produção e Operações**. São Paulo: Thomson Learning, 2004.

GARCIA, PAA. **Aplicação de Análise Envoltória de Dados-(DEA) no Processo de Manutenção Centrada em Confiabilidade-(RCM)**. 2001. 78 f. 2001. Tese de

Doutorado. Dissertação (Mestrado em Sistema e Computação)-Instituto Militar de Engenharia, Rio de Janeiro.

GARDINER, Stanley C.; BLACKSTONE, John H.; GARDINER, Lorraine R. The evolution of the theory of constraints. **INDUSTRIAL MANAGEMENT-CHICAGO THEN ATLANTA-**, v. 36, p. 13-13, 1994.

GENOVESE, Andrea et al. Exploring the challenges in implementing supplier environmental performance measurement models: a case study. **Production Planning & Control**, v. 25, n. 13-14, p. 1198-1211, 2014.

GHALAYINI, Alaa M.; NOBLE, James S. The changing basis of performance measurement. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 16, n. 8, p. 63-80, 1996.

GHASEMI, Asghar; ZAHEDIASL, Saleh. Normality tests for statistical analysis: a guide for non-statisticians. **International journal of endocrinology and metabolism**, v. 10, n. 2, p. 486, 2012.

GIMZAUSKIENE, Edita; KLOVIENE, Lina. Research of the performance measurement system: environmental perspective. **Engineering Economics**, v. 21, n. 2, 2015.

GONÇALVES, Regina Rocha Morais et al. Data Envelopment Analysis (DEA)–Análise de Eficiência da Gestão de Portfólio de Projetos de Desenvolvimento de Produtos. **Revista de Gestão e Projetos-GeP**, v. 4, n. 3, p. 119-140, 2013.

GROOVER, Mikell P. Fundamentals of modern manufacturing: Materials, processes and systems. 3. ed. **Hoboken, NJ: John Wiley & Sons**, 2007.

GROOVER, Mikell P. **Automação industrial e sistemas de manufatura**. 3ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2011.

GULLICKSON, William. Measurement of productivity growth in US manufacturing. **Monthly Lab. Rev.**, v. 118, p. 13, 1995.

HADI-VENCHEH, A.; BEIGI, Z. Ghelej; GHOLAMI, K. On the input/output reduction in efficiency measurement. **Measurement**, v. 50, p. 244-249, 2014.

HANSEN, R. C. Overall equipment effectiveness a powerfull production/ maintenance tool for increase profits. **New York: Industrial Press Inc.**, 2002.

HAX, A. & MAJLUF, N. *The Strategy Concept and Process: A Pragmatic Approach*. **New Jersey: Prentice Hall**, 1996.

HSIAO, Frank ST; PARK, Changsuh. Korean and Taiwanese productivity performance: comparisons at matched manufacturing levels. **Journal of productivity analysis**, v. 23, n. 1, p. 85-107, 2005.

JAIN, Sanjay; TRIANTIS, Konstantinos P.; LIU, Shiyong. Manufacturing performance measurement and target setting: A data envelopment analysis approach. **European Journal of Operational Research**, v. 214, n. 3, p. 616-626, 2011.

JEONG, Ki-Young; PHILLIPS, Don T. Operational efficiency and effectiveness measurement. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 21, n. 11, p. 1404-1416, 2001.

JONSSON, P.; LESSHAMMAR, M. Evaluation and improvement of manufacturing performance measurement systems – the role of OEE. **International Journal of Operations & Production Management**, 1999.

KALIRAJAN, K.P. On measuring yield potential of the high yieldies varieties technology at farm level. **Journal Agricultural Economics**, v. 33, p. 227-236, 1990.

KAO, C.; LIN, P. H. **Efficiency of parallel production systems with Fuzzy data**. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 19, p. 83-98, 2012.

KAPLAN, R. S.; COOPER, R. **Cost and effect**. Boston: Harvard Business School Press, 1998.

KASSAI, Silvia. **Utilização da análise por envoltória de dados (DEA) na análise de demonstrações contábeis**. 2002. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

KAYANO, Jorge; DE LIMA CALDAS, Eduardo. Indicadores para o diálogo. **Instituto Pólis**, 2001.

KAYDOS, Wilfred. *Operational performance measurement: increasing total productivity*. **CRC press**, 1998.

KLEINE, A. (2004). A general model framework for DEA. **Omega**, 32(1), 17-23.

KONOPKA, John M. Capacity utilization bottleneck efficiency system-CUBES. **IEEE Transactions on Components, Packaging, and Manufacturing Technology: Part A**, v. 18, n. 3, p. 484-491, 1995.

KOSTE L.L. & MALHOTRA M.K. A theoretical framework for analyzing the dimensions of manufacturing flexibility. **Journal of Operations Management** 18, pp. 75– 93, 1999.

LANZA, Gisela et al. Measuring global production effectiveness. **Procedia CIRP**, v. 7, p. 31-36, 2013.

LETA, F. R. et al. Métodos de melhora de ordenação em DEA aplicados à avaliação estática de tornos mecânicos. **Investigação Operacional**, v.25, n.2, p.229-242. 2005.

LINS, M. P. E.; NOVAES, L.; LEGEY, L. **Real Estate Appraisal: A Double Perspective Data Envelopment Analysis Approach**. Annals of Operations Research, v.138, n.1, p.79-96. 2005

LIU, John S.; LU, Louis YY; LU, Wen-Min. Research fronts in data envelopment analysis. **Omega**, v. 58, p. 33-45, 2015.

LJUNGBERG, O.; Measurement of overall equipment effectiveness as a basis for TPM activities, **International Journal of Operations & Production Management**, 1998.

LUDKE, Menga; ANDRÉ, Marli EDA. **Pesquisa em educação: abordagens qualitativas**. Em Aberto, v. 5, n. 31, 2011.

MACEDO, Mariano de Matos. Gestão da produtividade nas empresas. **Revista Organização Sistêmica**, v. 1, n. 1, p. 110-119, 2012.

MACHADO, ANDRÉ GUSTAVO CARVALHO, AND WALTER FERNANDO ARAÚJO DE MORAES. "Estratégias de customização em massa implementadas por empresas brasileiras." **Revista Produção** 18.1 (2008): 170-183.

MARIANO, Enzo B.; ALMEIDA, M. R.; REBELATTO, DAN. **Princípios Básicos para uma proposta de ensino sobre análise por envoltória de dados**. In: XXXIV CONGRESSO BRASILEIRO DE ENSINO DE ENGENHARIA (COBENGE 2006), Universidade de Passo Fundo–UPF. 2006.

MARQUES, Rui C.; SILVA, Duarte. Inferência estatística dos estimadores de eficiência obtidos com a técnica fronteira não paramétrica de DEA: uma metodologia de Bootstrap. **Investigação Operacional**, v. 26, n. 1, p. 89-110, 2006.

MCLAUGHLIN, Patrick. "Measuring Productivity." Management Services. Institute of Management Services. 2014. *HighBeam Research*. 24 Aug. 2015.

MEDEIROS. J.B. **Redação Científica: a prática de fichamentos, resumos, resenhas.** 11ª. Ed., 4. Reimpr – São Paulo: Atlas, 2011.

MELNYK, Steven A.; STEWART, Douglas M.; SWINK, Morgan. Metrics and performance measurement in operations management: dealing with the metrics maze. **Journal of Operations Management** 22 p. 209 – 217. (2004).

MICLOS, Paula Vitali; CALVO, Maria Cristina Marino; COLUSSI, Claudia Flemming. Avaliação do desempenho da atenção primária em saúde através da análise envoltória de dados. **Gestão e Saúde**, v. 6, n. 2, p. Pag. 1749-1763, 2015.

MIGUEL, Paulo Augusto Cauchick. Estudo de caso na engenharia de produção: estruturação e recomendações para sua condução. **Revista Produção**, v. 17, n. 1, p. 216-229, 2007.

MOON, C. e GEN, M., 1999. “A genetic algorithm-based approach for design of independent manufacturing cells”. **Int. J. Production Economics** 60-61, 421-426.

MOORE, D. S. & MCCABE, G. P. **Introdução à prática da estatística.** 3ª ed. Rio de Janeiro: Editora LTC, 2002.

MORANDI, Maria I. W. M.; CAMARGO, Luis F. R. Revisão Sistemática da Literatura. In: DRESCH, Aline; LACERDA, Daniel Pacheco; JÚNIOR, José Antonio Valle Antunes. (capítulo 6 do livro). Design Science Research: Método de Pesquisa para Avanço da Ciência e Tecnologia. **Bookman Editora**, 2015. Pg 141 – 172.

MOREIRA, Daniel A. **Administração da Produção e Operações.** Editora Pioneira. São Paulo, 1993.

MOREIRA, Daniel A. **Administração da Produção e Operações.** 5 ed. São Paulo: Pioneira, 2000.

MUCHIRI, Peter; PINTELON, Liliane. Performance measurement using overall equipment effectiveness (OEE): literature review and practical application discussion. **International Journal of Production Research**, v. 46, n. 13, p. 3517-3535, 2008.

MUKHOPADHYAY, S. K., MAITI, B. e GARG, S., 1991. “Heuristic solution to the scheduling problems in flexible manufacturing system”. **International Journal of Production Research**, Vol. 29 No 10, pp. 2003-2024.

MUTHIAH, K. M. N.; HUANG, S. H. Overall throughput effectiveness (OTE) metric for factory-level performance monitoring and bottleneck detection. **International Journal of Production Research**, v. 45, n. 20, p. 4753-4769, 2007.

NAKAJIMA, S. **Introdução ao TPM – Total Productive Maintenance**. São Paulo: IMC Internacional Sistemas Educativos Ltda., 1989.

NEEF, Arthur; KASK, Christopher. Manufacturing productivity and labor costs in 14 economies. **Monthly Lab. Rev.**, v. 114, p. 24, 1991.

NEELY, Andy; GREGORY, Mike; PLATTS, Ken. Performance measurement system design: a literature review and research agenda. **International journal of operations & production management**, v. 25, n. 12, p. 1228-1263, 1995.

NEVES, Cleonor et al. **Os dez maiores desafios da automação industrial: As perspectivas para o futuro**. In: II Congresso de Pesquisa e Inovação da Rede Norte Nordeste de Educação Tecnológica. 2007.

NIEDERAUER, Carlos Alberto Pittaluga et al. **Avaliação dos bolsistas de produtividade em pesquisa da engenharia de produção utilizando Data Envelopment Analysis**. 1998.

NORD, C. and JOHANSSON B., “National comparison of OEE ± potential for increased competitiveness in wedish industry”, **IVF-skrift 97848 (in Swedish)** 1997.

OECHSNER, Richard et al. From overall equipment efficiency (OEE) to overall Fab effectiveness (OFE). **Materials Science in Semiconductor Processing**, v. 5, n. 4, p. 333-339, 2002.

OHNO, Taiichi. **O Sistema Toyota de Produção: além da produção em larga escala**; trad. Cristina Schumacher.: Porto Alegre, RS: Artes Médicas, 1997.

PAIVA JR, H. **Avaliação de desempenho de ferrovias utilizando a abordagem integrada DEA/AHP**. Campinas. 178p. Dissertação (Mestrado)-Faculdade de Engenharia Civil. Universidade Estadual de Campinas, 2000.

PARK, Jaehun; LEE, Dongha; ZHU, Joe. An integrated approach for ship block manufacturing process performance evaluation: Case from a Korean shipbuilding company. **International Journal of Production Economics**, v.156, p.214-222, 2014.

PARMENTER, David. Key performance indicators: developing, implementing, and using winning KPIs. **John Wiley & Sons**, 2015.

PELEGRINI, ALEXANDRE VIEIRA. **O processo de modularização em embalagens orientado para a customização em massa: uma contribuição para a gestão do design**. Diss. Universidade Federal do Paraná, 2005.

PERALES, W. **Classificações dos Sistemas de Produção**. ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO (XXI ENEGEP), 21, 2001. Salvador, BA. Anais... 2001.

PEREIRA, E. R.; SILVEIRA, J. Q.; CHAVES, M. C. C.; SOARES DE MELLO, J. C. C. B. Eficiência de empresas aéreas: uma análise baseada no modelo de Li & Reeves. **Journal of Transport Literature**, v. 6, p. 105-123, 2012.

PESSANHA, José Francisco Moreira; SOUZA, Reinaldo Castro; LAURENCEL, Luiz da Costa. Um modelo de análise envoltória de dados para o estabelecimento de metas de continuidade do fornecimento de energia elétrica. **Pesquisa Operacional**, v. 27, n. 1, p. 51-83, 2007.

PIMENTA, H.; MACEDO, M.; MELLO, J. Decisão da Realização de Investimentos em Tecnologia da Informação Com Análise Envoltória de Dados. **Revista Produção Online**, v.4, n.2. 2004.

PINE, B. JOSEPH. **Personalizando produtos e serviços: customização maciça**. Makron, 1994.

PIRAN, Fábio Antonio Sartori. **Modularização de produto e os efeitos sobre a eficiência técnica: uma avaliação em uma fabricante de ônibus**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas), Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, 2015.

PIRAN, Fábio Antonio Sartori et al. Product modularity and its effects on the production process: an analysis in a bus manufacturer. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, p. 1-13, 2016.

POMORSKI, Tom. **Managing overall equipment effectiveness [OEE] to optimize factory performance**. In: Semiconductor Manufacturing Conference Proceedings, 1997 IEEE International Symposium on. IEEE, 1997. p. A33-A36.

PUVANASVARAN, Perumal; TEOH, Y. S.; TAY, C. C. Consideration of demand rate in overall equipment effectiveness (OEE) on equipment with constant process time. **Journal of Industrial Engineering and Management**, v. 6, n. 2, p. 507-524, 2013.

RAOUF, A., Improving capital productivity through maintenance. **Int. J. Oper. Prod. Manage.** P. 14, 44–52, 1994

REBELLO, Antônio. **Apostila: Administração de Sistemas de Informação**. Jundiaí :Faculdade Padre Anchieta, 2004.

REID, D. & SANDERS, N. **Gestão de Operações**. Rio de Janeiro: LTC, 2005.

REIS, G. M.; RIBEIRO JUNIOR, J. I. **Comparação de testes paramétricos e não paramétricos aplicados em delineamentos experimentais**. III SAEPRO. Viscoça, MG: UFV, 2007.

REYNOLDS, K. T., 1998. “Cellular manufacturing & the concept of total quality”. **Computers Ind. Engineering** Vol. 35, Nos. 1-2, pp. 89-92.

SABONIENĖ, Asta; KARAZIJIENĖ, Žaneta. Productivity dynamics in Lithuanian manufacturing industry. **Economics and Management**, v. 17, n. 2, p. 560-566, 2012.

RITZMAN, L. P. & KRAJEWSKI, L. J. **Administração da Produção e Operações**. São o Paulo: Prentice Hall, 2004.

RODRIGUES, Luis Henrique; SCHUCH, Cristiano; PANTALEÃO, Luis Henrique. **Uma abordagem para construção de sistemas de indicadores alinhando a teoria das restrições e o Balanced Scorecard**. Encontro da Associação Nacional dos Programas de Pós-Graduação em Administração, v. 27, p. 2003, 2003.

SALERNO, M. S. **Flexibilidade, organização e trabalho operatório: elementos para análise da produção na indústria**. Tese. Doutorado em Engenharia de Produção. Departamento Engenharia de Produção, Universidade de São Paulo, 232 p, São Paulo, 1991.

SANTOS, Ana Carolina Oliveira. **A análise do indicador de eficiência global de equipamentos para elevação de restrições físicas em ambientes de manufatura enxuta**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Itajubá. Itajubá, 2009.

SELIM, H. M., ASKIN, R. G. e VAKHARIA, A. J., 1998. "Cell formation in group technology: review, evaluation and directions for future research". **Computers Industrial Engineering** Vol. 34, No. 1, pp. 3-20.

SEVERINO, A.J., **Metodologia do trabalho científico** – 23 ed. rev. atualizado – São Paulo: Cortez, 2007.

SHAMMARI, M. Optimization modeling for estimating and enhancing relative efficiency with application to industrial companies. **European Journal of Operational Research**, 115(3), 488-496, 1999.

SHINGO, Shigeo. **Sistema de troca rápida de ferramenta**. Bookman, 2000.

SHIROSE, K.; **TPM for workshop leaders**. Productivity Press, 1992.

SILVA Filho, O. S. Gerando planos de produção através de um problema linear quadrático gaussiano com restrições nas variáveis de decisão. **Revista Pesquisa Operacional**. v. 30, p. 99-124, 2010.

SILVA, João Gilberto Corrêa Da. **Métodos de Pesquisa Científica**. Universidade Federal de Pelotas. Instituto de Física e Matemática. Pelotas, 2005.

SILVEIRA, G., 1994. "**Uma metodologia de implantação da manufatura celular**". Dissertação de Mestrado em Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Porto Alegre, BR-RS. 106p.: il.

SIQUEIRA, K. **Fabricantes de caminhões comemoram resultados de 2004**. O Carreteiro. Ed. 364, fev. 2005. disponível em <http://www.revistacarreteiro.com.br/modules/revista>. Acesso em 24/janeiro/2006.

SOARES DE MELLO, J. C. C. B. et al. DEA Advanced Models for Geometric Evaluation of used Lathes. **WSEAS Transactions on Systems**, v.7, n.5, p.500-520. 2008.

SOUZA, Iberê Guarani de. **Avaliação longitudinal da eficiência em uma fábrica de munições a partir da análise envoltória de dados (DEA)**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas), Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, 2014.

SPIRA, JOEL S. "Mass customization through training at Lutron Electronics." **Strategy & Leadership** 21.4 (1993): 23-24.

SPÖRL, CHRISTIANE, EMILIANO CASTRO, AND AÍLTON LUCHIARI. "Aplicação de redes neurais artificiais na construção de modelos de fragilidade ambiental-DOI: 10.7154/RDG.2011.0021.0006." **RDG Revista do Departamento de Geografia-USP** 21 (2011): 113-135.

STARR, MARTIN K. "Modular production—a 45-year-old concept." **International Journal of Operations & Production Management** 30.1 (2010): 7-19.

SUEHIRO, K.; Eliminating minor stoppages on automated lines. **Productivity Press**, 1992.

TANGEN, Stefan. An overview of frequently used performance measures. **Work study**, v. 52, n. 7, p. 347-354, 2003.

TEZZA, Rafael; BORNIA, Antonio Cezar; VEY, Ivan Henrique. Sistemas de medição de desempenho: uma revisão e classificação da literatura. **Gestão & Produção**, v. 17, n. 1, p. 75-93, 2010.

TUBINO, Dalvio Ferrari. **Manual de Planejamento e Controle da Produção**. São Paulo: Atlas, 1997.

TUBINO, D. F. **Manual de Planejamento e Controle da Produção**. 2 ed. São Paulo: Atlas, 2000.

TUCKMAN, Bruce W. **Manual de investigação em educação**. 2000.

TUPY, Oscar; YAMAGUCHI, Luis Carlos Takao. **Eficiência e produtividade: conceitos e medição**. Agricultura de São Paulo, São Paulo, v.45, n.2, p.39-51, 1998.

VASCONCELLOS, Marco Antonio S.; GARCIA, Manuel E. **Fundamentos de economia**. São Paulo: Saraiva, v. 2, 2004.

VENTURA, Magda Maria. **O estudo de caso como modalidade de pesquisa**. Rev Socerj, v. 20, n. 5, p. 383-386, 2007.

VOSS, Chris; TSIKRIKTSIS, Nikos; FROHLICH, Mark. Case research in operations management. **International journal of operations & production management**, v. 22, n. 2, p. 195-219, 2002.

YIN, Robert K. **Estudo de Caso-: Planejamento e Métodos**. 5. Ed. Porto Alegre: Bookman editora, 2015.

ZANELLA, Andreia; CAMANHO, Ana S.; DIAS, Teresa G. Undesirable outputs and weighting schemes in composite indicators based on data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 245, n. 2, p. 517-530, 2015.

ZHU, J. Multi-factor performance measure model with an application to Fortune 500 companies. **European Journal of Operational Research**, 123(1), 105-124, 2000.

ANEXO I – TERMOS DE BUSCA E BASES DE DADOS

Termos de busca e bases de dados utilizados para esta pesquisa

TERMO DE BUSCA	LIGAÇÃO	TERMO COMPLEMENTAR
OEE	-	-
OEE	AND	DEA
Overall Equipment Effectiveness	-	-
Eficiência Global de Equipamentos	AND	OEE
OEE	AND	Análise Envoltória de Dados
Overall Equipment Effectiveness	AND	Análise Envoltória de Dados
Overall Effectiveness Efficiency	-	-
Overall Equipment Efficiency	-	-
Overall Factory Effectiveness	-	-
Overall Fab Effectiveness	-	-

TERMO DE BUSCA	LIGAÇÃO	TERMO COMPLEMENTAR
Overall Factory Effectiveness	-	-
Overall Throughput Effectiveness	-	-
Global Production Effectiveness	-	-
Equipment Performance Reliability	-	-
Capacity Utilization Bottleneck	-	-
Total Productive Maintenance	-	-
Total Preventive Maintenance	-	-
Data Envelopment Analisys	-	-
Data Envelopment Analisys	AND	OEE
Eficiência Global de Equipamentos	AND	Análise Envoltória de Dados
Performance Evaluation	-	-
Performance Measurement	-	-
Efficiency Evaluation	-	-
Produtividade	-	-
Competitividade	-	-
Eficiência Produtiva	-	-
Manutenção Produtiva Total	AND	OEE
Manutenção Produtiva Total	AND	Eficiência Global de Equipamentos
Manutenção Produtiva Total	-	-
Manutenção Preventiva Total	-	-
DEA	-	-
Análise envoltória de dados	-	-
CATEGORIAS DE PESQUISA	FONTE DE BUSCA	
Bases de dados eletrônicas Internacionais	EBSCO SCIENCE DIRECT SCIELO SCHOLAR.GOOGLE	
Bases de dados eletrônicas nacionais	PORTAL DE PERIÓDICOS CAPES SCIELO GOOGLE ACADÊMICO	

