

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL**  
**ESCOLA DE ENGENHARIA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO MESTRADO PROFISSIONAL EM**  
**ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**VINÍCIUS EDUARDO SIMIONATO**

**ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA) COMO**  
**FERRAMENTA PARA MELHORIA DE PROCESSOS**  
**BASEADO NA EFICIÊNCIA DOS AGENTES: ESTUDO DE**  
**CASO EM UMA INSTITUIÇÃO FINANCEIRA**

Porto Alegre

2019

**ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA) COMO FERRAMENTA PARA  
MELHORIA DE PROCESSOS BASEADO NA EFICIÊNCIA DOS AGENTES:  
ESTUDO DE CASO EM UMA INSTITUIÇÃO FINANCEIRA**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação Mestrado Profissional em Engenharia de Produção na Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção, modalidade profissional.

Orientador: Prof. Ricardo Augusto Cassel, *Ph.D.*

Porto Alegre

2019

Vinícius Eduardo Simionato

**ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA) COMO FERRAMENTA PARA  
MELHORIA DE PROCESSOS BASEADO NA EFICIÊNCIA DOS AGENTES:  
ESTUDO DE CASO EM UMA INSTITUIÇÃO FINANCEIRA**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção na modalidade Profissional e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora designada pelo Programa de Pós-Graduação Mestrado Profissional em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

---

**Prof. Ricardo Augusto Cassel, *Ph.D.***

Orientador PMPEP /UFRGS

---

**Prof. Ricardo Augusto Cassel, *Ph.D.***

Coordenador PMPEP/UFRGS

**Banca Examinadora:**

Prof. Dr. Cláudio José Müller – UFRGS

Prof. Dr. Daniel Pacheco Lacerda - Unisinos

Dr<sup>a</sup>. Priscila Wachs - UFRGS

## AGRADECIMENTOS

Agradeço ao orientador desta pesquisa, Prof. Ricardo Augusto Cassel, pela orientação, pelo direcionamento nos momentos que me senti perdido, pelas conversas e por todo o auxílio prestado nestes anos de curso e pesquisa.

À UFRGS, pela oportunidade de estudar em uma instituição de excelência, sem nenhum custo e me oferecer diversas oportunidades de aprendizado.

Aos meus pais, pelo amor incondicional, apoio em todas as horas, pelo exemplo e pela educação.

À Laura, pelo amor sempre presente.

À empresa onde realizei a pesquisa, por me abrir as portas e propor novas oportunidades de aprendizado. Aos colegas que me disponibilizaram seu tempo para ouvir sobre meu trabalho e sugerir diretrizes para o estudo.

Aos meus amigos, pelas conversas, desabafos e compartilhamento de ideias.

Aos colegas de mestrado e professores, pelas conversas de corredor que serviram de inspiração para a pesquisa.

A todos, que de alguma forma, colaboraram para este estudo bem como para meu desenvolvimento pessoal.

Se enxerguei mais longe é porque me apoiei em ombros de gigantes.

*Isaac Newton*

## RESUMO

Estudos a respeito de eficiência e aumento da produtividade vêm a cada ano ganhando destaque, tanto em publicações acadêmicas como no âmbito profissional. Neste mesmo sentido, o mapeamento, melhoria e avaliação de processos são fundamentais para o crescimento das empresas. Apesar da ampla bibliografia nestas duas áreas (avaliação de eficiência e mapeamento de processos), são escassos os estudos na interseção destes dois nichos de conhecimento. Assim, o presente estudo propõe um framework teórico com a aplicação da Análise de Envoltória de Dados (DEA) para a avaliação da eficiência dos agentes do processo e seu impacto nas demais etapas do processo. O framework teórico, sugere as seguintes etapas: i) mapeamento de processos; ii) avaliação de eficiência; iii) aplicação dos resultados DEA para melhoria de processos; iv) monitoramento da aplicação dos resultados; v) calibragem da aplicação dos resultados e atualização do modelo DEA. O framework proposto foi aplicado em um estudo de caso em uma instituição financeira, cujo processo de análise foi a concessão de crédito pessoal, e os agentes do processo foram as unidades de atendimento ao público. Como resultado, identificou-se o robusto conjunto de informações oriundas do modelo DEA para análise de eficiência dos agentes, com foco na análise do processo. Esta abordagem, além de identificar as unidades eficientes aponta os atributos que podem ser melhorados nas unidades ineficientes e propõe algumas melhorias no processo como um todo. O framework utilizado atendeu as expectativas iniciais no estudo de caso, e pode ser usado como ponto de partida para outros estudos de avaliação de eficiência em processos.

**Palavras-chave:** Análise envoltória de dados, eficiência, *benchmarking*, melhoria de processos, eficiência operacional.

## ABSTRACT

Studies on efficiency and productivity increases are gaining prominence lately, both in academic and professional publications. In this same sense, the process mapping, improvement and evaluation are fundamental for the companies development. Despite the wide bibliography in these two areas (efficiency evaluation and processes mapping), studies are scarce in the intersection of these two niches of knowledge. In this sense, the present study proposes the application of an efficiency evaluation technique (DEA - Data Envelopment Analysis), with the bias for the efficiency evaluation of the agents of the process and impact on the next stages of the process. A theoretical framework was proposed with the following steps: i) process mapping; ii) efficiency evaluation; iii) Application of the DEA results for process improvement; (iv) monitoring the implementation of results; v) Calibrate the application of the results and updating the DEA model. The proposed framework was applied in a case study at a financial institution, whose process of analysis was the granting of personal credit, and the process agents were the public service units. As a result, we identified the powerful information set from the DEA model for agent efficiency analysis, which identifies the efficient units that can be improved in inefficient units. The framework used met the initial expectations in the case study, and can be used as a starting point for other process efficiency evaluation studies.

**Keywords:** Data envelopment analysis, efficiency, benchmarking, process improvement, operational efficiency.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Etapas do APE – Aperfeiçoamento de Processos Empresarias .....	18
Figura 2 – Distribuição de artigos relacionados com DEA por ano .....	21
Figura 3 – Economia de escala .....	31
Figura 4 – Produtividade, eficiência e economia de escala .....	32
Figura 5 – Fronteiras de eficiência nos modelos VRS E CRS .....	38
Figura 6 – Fronteira de eficiência técnica (padrão) e invertida/IDEA. ....	44
Figura 7 – COOPER <i>framework</i> .....	52
Figura 8 – Método de Modelagem em DEA (parte 1).....	55
Figura 9 – Método de Modelagem em DEA (parte 2).....	56
Figura 10 – Método de trabalho .....	67
Figura 11 – Framework para avaliação de eficiência e aplicação dos resultados .....	73
Figura 12 – Macro processo do ciclo de crédito.....	77
Figura 13 – Processo de atendimento ao cliente.....	78
Figura 14 – Processo de análise de crédito.....	80
Figura 15 – Etapas do processo de concessão de crédito e variáveis avaliadas .....	86
Figura 16 – Alteração da eficiência com a remoção da variável “número de correntistas”.....	91
Figura 17 – Ilustração do modelo DEA.....	92
Figura 18 – Distribuição da eficiência das DMUs por porte de carteira .....	99
Figura 19 – Dispersão eficiência x Carteira .....	100
Figura 20 – Dispersão eficiência x Data de Inauguração do Ponto de Atendimento .....	101
Figura 21 – Dispersão PDD x Data de Inauguração do Ponto de Atendimento.....	101
Figura 22 – Dispersão Valor em ABC x Data de Inauguração do Ponto de Atendimento ....	102
Figura 23 – Histograma de eficiências com no modelo DEA de cada grupo.....	103
Figura 24 – Eficiência de escala x Carteira de crédito da DMU .....	105
Figura 25 – Eficiência de escala x Valor mensal de vendas.....	105
Figura 26 – Eficiência de escala x N° de consultores.....	106
Figura 27 – Versão final do <i>framework</i> .....	116



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Diferenças entre os modelos de DEA.....	41
Tabela 2 – Profissionais envolvidos no desenvolvimento da pesquisa .....	84
Tabela 3 – Nível de risco por período de atraso nas operações de crédito.....	89
Tabela 4 – Softwares de DEA pesquisados .....	94
Tabela 5 – Discriminação das eficiências no primeiro modelo.....	97
Tabela 6 – Comparação dos resultados dos modelos DEA .....	103
Tabela 7 – Correlação entre as variáveis e a eficiência em cada grupo .....	104
Tabela 8 – Folgas das variáveis – DMUs novas.....	106
Tabela 9 – Folgas das variáveis – DMUs antigas.....	107
Tabela 10 – DMUs Novas mais identificadas como <i>benchmark</i> .....	109
Tabela 11 – DMUs Antigas mais identificadas como <i>benchmark</i> .....	109

## LISTA DE SIGLAS

BPM – *Business Process Management*

CRS – *Constant Return to Scale*

DEA – *Data Envelopment Analysis*

DMU – *Decision Making Units*

ECM - *Efficiency Contribution Measure*

GMAP – *Grupo de Pesquisa para Modelagem e Aprendizagem*

KPI - *Key Performance Indicators*

MMDEA - *Método de modelagem em DEA*

PA – *Ponto de Atendimento*

PDD – *Provisão para Devedores Duvidosos*

QM – *Quality Management*

SAGEPE - *Sistema para Análise e Gestão da Produtividade e Eficiência*

SFA - *Stochastic Frontier Analysis*

VRS – *Variable Returns to Scale*

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>13</b>
1.1 PROBLEMA DE PESQUISA .....	15
1.2 OBJETIVOS .....	19
1.3 JUSTIFICATIVA .....	20
1.4 DELIMITAÇÕES .....	23
1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO .....	24
<b>2 REFERENCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>26</b>
2.1 EFICÁCIA, EFICIÊNCIA E <i>BENCHMARKING</i> .....	26
2.2 <i>BENCHMARKING</i> EXTERNO E INTERNO .....	29
2.3 ECONOMIA DE ESCALA .....	30
2.4 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS .....	33
2.5 ECONOMIA DE ESCALA E DEA .....	38
2.6 ANÁLISES COMPLEMENTARES UTILIZANDO DEA .....	42
2.7 INDICADORES DE QUALIDADE NA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS .....	45
2.8 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS EM INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS .....	46
2.9 <i>FRAMEWORKS</i> PARA APLICAÇÃO DE MODELOS DEA .....	51
2.10 MAPEAMENTO E MELHORIA DE PROCESSOS .....	62
<b>3 METODOLOGIA .....</b>	<b>64</b>
3.1 METODOLOGIA DE PESQUISA .....	64
3.2 MÉTODO DO TRABALHO .....	66
3.3 DESCRIÇÃO DO ESTUDO DE CASO .....	69
<b>4 PROPOSTA DE FRAMEWORK PARA APLICAÇÃO DOS RESULTADOS DE DEA EM MELHORIA DE PROCESSOS .....</b>	<b>72</b>
<b>5 APLICAÇÃO DO FRAMEWORK .....</b>	<b>77</b>
5.1 MAPEAMENTO DO PROCESSO .....	77
5.2 AVALIAÇÃO DE EFICIÊNCIA DEA .....	82
<b>5.2.1 Definir o objetivo da análise e o tipo de eficiência a ser avaliada .....</b>	<b>82</b>
<b>5.2.2 Definir as unidades de análise .....</b>	<b>82</b>
<b>5.2.3 Desenvolver um modelo conceitual DEA .....</b>	<b>83</b>
<b>5.2.4 Avaliar o modelo conceitual DEA .....</b>	<b>86</b>
<b>5.2.5 Definir do período de tempo da análise .....</b>	<b>86</b>
<b>5.2.6 Definir as variáveis a serem utilizadas no modelo DEA .....</b>	<b>87</b>

5.2.7 Definir o modelo DEA (CRS/VRS) a ser utilizado .....	90
5.2.8 Definir a orientação do modelo ( <i>input</i> ou <i>output</i> ) .....	90
5.2.9 Elaborar e validar o modelo DEA final.....	90
5.2.10 Coletar dados .....	92
5.2.11 Tratar os dados .....	93
5.2.12 Efetuar o cálculo de eficiência em DEA .....	94
5.2.13 Analisar a discriminação dos resultados do modelo DEA .....	97
5.2.14 Utilizar um método de seleção de variáveis ( <i>stepwise</i> ) .....	98
5.2.15 Analisar os resultados (eficiência, alvos e folgas e <i>benchmarks</i> ) .....	98
5.2.16 Apresentar e discutir os resultados finais.....	98
5.3 APLICAÇÃO DOS RESULTADOS DEA PARA MELHORIA DE PROCESSOS .....	109
5.4 MONITORAMENTO DA APLICAÇÃO DOS RESULTADOS.....	111
5.5 CALIBRAGEM DA APLICAÇÃO DOS RESULTADOS E ATUALIZAÇÃO DO MODELO DEA .....	112
<b>6 DISCUSSÕES DA APLICAÇÃO DO <i>FRAMEWORK</i></b> .....	114
<b>7 CONSIDERAÇÕES FINAIS</b> .....	117
7.1 LIMITAÇÕES DO ESTUDO .....	119
7.2 SUGESTÕES DE ESTUDOS FUTUROS .....	120
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>122</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Em ambientes competitivos, as empresas são obrigadas a buscar uma melhor alocação dos recursos visando otimizar seus resultados, sendo construtivo o desenvolvimento de métodos de análise que possam agregar informações aos tomadores de decisão sob diferentes perspectivas. Estudos sobre a eficiência das organizações em seus nichos de indústria são cada vez mais importantes, uma vez que é crescente a necessidade de atender às demandas individuais dos consumidores, o que tem exigido das empresas táticas para conter seus custos, otimizar seus recursos e garantir o abastecimento de um mercado cada vez mais heterogêneo (PARIS, 2016). Mercados cada vez mais acirrados exigem perspectivas de negócios mais eficientes, e esta exigência faz com que as empresas busquem melhorar seus processos, tanto através de comparações externas, com seus concorrentes, como internas, avaliando suas próprias unidades de produção ou vendas. Conhecendo não apenas o mercado e o cenário em que atuam, mas também a si próprias, e agindo de maneira estratégica segundo as suas competências centrais, as organizações estarão mais bem preparadas para resistir às ameaças e aproveitar as oportunidades que se apresentem em seus caminhos.

Como expresso por Harrington (1993), se não for possível medir, não se pode controlar; se não controlar, não se pode gerenciar; se não gerenciar, não se pode melhorar. O autor ainda afirma que a menos que exista um sistema de retorno de informações (que seja específico), o sistema de medição é um desperdício de tempo e dinheiro.

Neste mesmo sentido, Bogetoft e Otto (2011) citam a importância de se utilizar ferramentas de *benchmarking*, que nada mais são que instrumentos de comparação entre unidades que operam de maneira semelhante, cujo objetivo principal é obter *insights* sobre aprendizado para melhoria contínua da operação em análise. No que diz respeito à importância de se reconhecer e premiar a melhoria no desempenho, Harrington (1993) diz que um bom sistema de recompensas estimula os indivíduos e as equipes a lançarem mão de esforços adicionais que levem a organização a se destacar.

Com o objetivo de compreender quais as práticas necessárias para se alcançar um padrão de desempenho superior, diversas organizações têm lançado mão do uso de ferramentas de

*benchmark* como forma de reunir conhecimento. O termo *benchmarking* pode ser definido como a busca, em uma indústria, pelas melhores práticas, responsáveis pela apresentação de um desempenho mais elevado. De acordo com Min e Min (1997), trata-se de um processo contínuo de melhoria da qualidade, no qual a organização pode avaliar suas forças e fraquezas internas bem como as vantagens competitivas dos melhores competidores, além de identificar as melhores práticas da indústria, incorporando esses achados a um plano estratégico direcionado à conquista de uma posição de superioridade.

O passar do tempo mostrou que uma organização não pode mais ser monitorada com base apenas em indicações do seu desempenho financeiro. Se nos anos 1960 as medidas de eficiência, sobretudo voltadas aos custos, detinham o monopólio das atenções, as décadas seguintes viram nascer e crescer em relevância, aspectos voltados à qualidade, flexibilidade e inovação (GILSA, 2012). A chave para se tornar mais eficiente passa pela identificação de quais recursos produtivos devem ser reduzidos ou ampliados, e quais estariam operando de forma ineficiente, para que sejam realizadas as devidas correções.

Assim, tanto nas análises de eficiência como nas de *benchmarking*, é consenso que a utilização de um único KPI - *Key Performance Indicator*, seja ele de produtividade, financeiro ou de qualidade da operação, não é suficiente para mensurar a eficiência do objeto de análise (BOGETOFT; OTTO, 2011).

Neste mesmo sentido, é comum que indústrias utilizem múltiplos recursos para produzirem mais de um produto. Se é possível agregar todos os recursos utilizados em um único *input*, por exemplo, custos, e todos os resultados de produtos em receita, assumindo retorno constante de escala a análise pode ser simplificada (BOGETOFT; OTTO, 2011). Entretanto, na aplicação prática, a grande maioria das indústrias apresenta métricas que são difíceis de serem quantificadas monetariamente.

Tendo em vista este problema em *background*, foi desenvolvida a Análise Envoltória de Dados – DEA, técnica apresentada originalmente no trabalho de Farrel (1957) e popularizada a partir da década de 1980 com o desenvolvimento dos trabalhos de Charnes et al. (1978, 1979) e Banker et al. (1984). Na DEA, *inputs* e *outputs* de unidades de medidas distintas são utilizadas para calcular a eficiência relativa entre DMUs – *Decision Making Units*, que são unidades produtivas semelhantes e comparáveis (unidades de uma mesma empresa, empresas de uma indústria específica, lotes de um processo produtivo, etc.). Os resultados desta análise são a

eficiência relativa entre as DMUs, (valor numérico de 0 a 1,0), indicativo de unidades de *benchmark* para unidades identificadas ineficientes e as folgas, ou seja, oportunidades de melhoria em cada indicador das DMUs ineficientes.

Assim, a DEA é uma ferramenta que gera um importante conjunto de informações para gestores melhorarem a eficiência produtiva, e sua aplicabilidade vai ao encontro de uma importante propriedade do conceito de *benchmarking*, que é proporcionar oportunidades de aprendizado, reflexão, e por consequência melhoria das características da indústria (BOGETOFT, 2011).

## 1.1 PROBLEMA DE PESQUISA

A medição de desempenho é um processo chave para as empresas e um dos objetivos dos sistemas de medição é proporcionar a análise da produtividade e da eficiência das organizações e dos sistemas produtivos de bens e de serviços (HITT et al., 2016). A melhoria da produtividade e da eficiência é um desafio contemporâneo para indústrias e organizações produtoras de bens e serviços. Assim, é necessário avaliar a produtividade e eficiência de maneira precisa, objetiva e global. A análise da produtividade e da eficiência produzem informação para que os gestores possam qualificar suas tomadas de decisão. Tais decisões podem conduzir a: (i) melhor utilização dos recursos; (ii) redução de custos; (iii) melhor alocação de investimentos; e (iv) definição mais precisa de metas, entre outras (PIRAN et al., 2018).

Produtividade é a relação entre resultados (*outputs*) e recursos de entradas (*inputs*) utilizados em uma máquina, uma operação, um processo ou um sistema (CHARNES et al., 1978), ou seja a razão de *outputs* por *inputs*. Eficiência é uma medida comparativa que representa o aproveitamento dos recursos, ou seja, o que foi produzido com a utilização de determinados recursos comparado ao que poderia ter sido produzido com os mesmos recursos (CUMMINS; WEISS, 2013). Em muitas empresas, a eficiência é medida pelo cálculo da razão entre as horas trabalhadas e as horas disponíveis para produzir. Esse cálculo remete somente ao controle da eficiência operacional sendo limitado por não considerar um conjunto de outros recursos utilizados nos processos de produção de bens e de serviços (por exemplo, materiais, mão de obra indireta, gastos gerais de fabricação, etc.). Outras, utilizam puramente informações de

custos diretos e unidades produzidas nesta avaliação. Tais limitações restringem o uso da informação da eficiência para tomada de decisões gerenciais nas organizações.

Não é recente a orientação de que se deve perceber a eficiência como uma questão que considera a empresa por inteiro (análise global) e não somente a eficiência de mão de obra (análise de parte dos sistema) (SKINNER, 1974). Além disso, na maioria das empresas as formas de avaliação de produtividade e eficiência são específicas e locais, ou seja, somente uma etapa do processo é avaliada. Não há um método que privilegie a avaliação da produtividade e eficiência de uma perspectiva mais ampla e sistêmica, que permita ações com foco no incremento global do desempenho operacional. A falta de análise global (sistêmica) da produtividade e da eficiência pode levar a organização a tomar decisões equivocadas, tais como: i) investimentos desnecessários em recursos de menor prioridade; ii) falta de investimentos em recursos críticos; e iii) investimento em incremento da capacidade produtiva sem explorar as restrições (gargalos) e a capacidade máxima dos recursos existentes (PIRAN et al., 2018).

Diante destes aspectos, é necessário utilizar uma métrica e um método que avalie global e sistemicamente a produtividade e eficiência dos sistemas produtivos. Os estudos sobre eficiência têm como início o trabalho realizado por Debreu (1951) e por Farrell (1957), que afirmam que as medições de eficiência nas empresas de manufatura e de serviços são um fator fundamental para a concepção de teorias e políticas adequadas. Farrell (1957) criticava que as técnicas conhecidas para medir a eficiência das empresas, até aquele momento, não estavam sendo capazes de melhorar as suas performances. Farrell (1957) atribuía essa falha ao fato de que as indústrias consideravam fator de desempenho apenas a relação das suas produções pelo trabalho empregado para tal (entendido como a mão de obra). Com isso, diversos outros recursos utilizados eram negligenciados. Além de ignorados na avaliação de eficiência, esses outros recursos poderiam limitar a própria utilização da mão de obra. Se a empresa somente analisar a produtividade, é provável que os recursos não sejam utilizados adequadamente (BARTELSMAN et al., 2013).

Eficiência técnica está relacionada com a capacidade de um processo produzir uma determinada quantidade de produtos ou serviços, utilizando o menor número de insumos em relação aos demais processos observados (CUMMINS; WEISS, 2013). A eficiência de escala é resultado do nível de máxima produção situada sob a fronteira eficiente, assim, pontos fora da escala ótima de produção não são plenamente eficientes (SCAZZIERI et al., 1995). A eficiência de escala consiste em uma unidade ótima de funcionamento onde a redução ou aumento na escala



de produção implica na redução da eficiência. Os termos produtividade e eficiência são utilizados com frequência nas empresas e na literatura (COELLI et al., 2005). Para Coelli et al. (2005) eficiência e produtividade frequentemente são abordadas como sinônimos, mas, como apresentando anteriormente, não possuem as mesmas definições. As Equações 1 e 2 buscam ressaltar a diferença sutil, porém bastante significativa destes termos:

$$\text{Produtividade} = \frac{\text{Outputs (saídas)}}{\text{Inputs (entradas)}} \quad \text{Equação 1}$$

$$\text{Eficiência} = \frac{\text{Outputs (saídas)}}{\text{Inputs (entradas)}} \text{ realizada e}$$

$$\text{COMPARADA com } \frac{\text{Outputs (saídas)}}{\text{Inputs (entradas)}} \text{ máxima} \quad \text{Equação 2}$$

A partir destes conceitos de indicadores, as organizações conseguem avaliar os seus processos e adequar o comportamento operacional com a estratégia competitiva. De posse de informações consistentes, é possível avaliar esse comportamento operacional e a necessidade de melhorias e ajustes nos processos por meio de indicadores de desempenho (MARRAS, 2012). Além disso, o uso e o monitoramento desses indicadores permitem o aprimoramento do desempenho da instituição como um todo (GILSA, 2014).

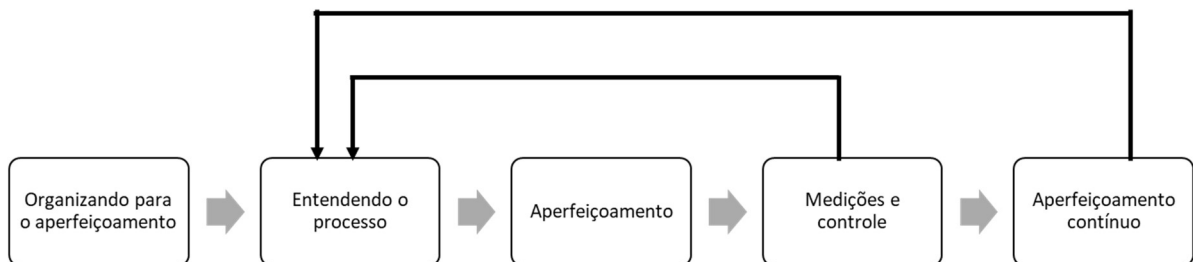
Esta busca na excelência no desempenho está diretamente relacionada com o mapeamento e melhoria dos processos essenciais. Existem diversas metodologias para mapeamento e melhoria de processos (SOUZA, 2014). Estas metodologias possibilitam que se analisem os processos, como é a sua sequência de atividades atuais, e quais melhorias possam ser desenvolvidas. Essas melhorias, como por exemplo, os redesenhos e mapeamento de processos, permitem racionalizar o processo, minimizando desperdícios, removendo atividades que não agregam valor do ponto de vista do cliente e simplificando as operações, de forma a tornar as empresas mais competitivas e atraentes para seus clientes (PRADELLA et al., 2012).

Na metodologia de Aperfeiçoamento dos Processos Empresariais – APE, Harrington (1993) busca a melhoria dos processos empresariais, baseando-se nos seguintes pontos:

- Eliminação de erros;
- Minimização de atrasos;
- Maximização no uso de recursos;
- Promoção do entendimento;
- Facilidade de uso;
- Que os processos sejam amistosos para os clientes;
- Que sejam adaptáveis às mudanças das necessidades dos clientes;
- Que forneçam à organização uma vantagem competitiva;
- Que reduzam a necessidade de mão de obra.

O Autor divide a APE em cinco fases, como mostra a Figura 1:

Figura 1 – Etapas do APE – Aperfeiçoamento de Processos Empresarias



(fonte: HARRINGTON, 1993)

Foi identificado assim uma oportunidade de estudos na interseção nestas duas áreas de conhecimento, ou seja, a aplicação de avaliações de eficiência para melhoria de processos. Uma correta identificação de agentes de processos eficientes pode servir de subsídio para redução de etapas de processos redundantes como verificações ou controles manuais de qualidade e aderência às especificações do produto.

Olhando para a indústria a ser aplicado o estudo de caso, as instituições financeiras são importantes instrumentos para prover o desenvolvimento da economia nacional e mundial. Para isso, é necessário que essas instituições adotem técnicas para avaliar melhor seu desempenho operacional. Dentre essas técnicas se destaca a análise envoltória de dados, com a questão primordial de quais indicadores e metodologias de seleção de variáveis.

Em mercados emergentes, bancos e instituições financeiras possuem um papel central no desenvolvimento econômico. Isto é especialmente devido aos mercados de ações e títulos corporativos serem pouco popularizados. Além disso, o desenvolvimento do sistema bancário e o acréscimo de sua eficiência são relacionados com um maior crescimento econômico. Portanto, compreender os determinantes da eficiência bancária é fundamental para projetar melhores estratégias de gestão e políticas públicas (STAUB, 2009). Destaca-se assim a significância de estudos de avaliação de eficiência e melhoria de processos em instituições financeiras no desenvolvimento econômico de uma nação.

Contextualizada a importância da utilização de indicadores na evolução das ferramentas de gestão, bem como a importância das instituições financeiras de uma maneira geral na economia do país, surge a questão central deste trabalho: Como utilizar o resultado da avaliação de eficiência relativa dos agentes de um processo para criar uma ferramenta de melhoria contínua nos processos da instituição?

## 1.2 OBJETIVOS

O objetivo desta dissertação é propor uma ferramenta de gestão cujo foco é a melhoria de processos baseada na eficiência dos agentes calculada através de *benchmark* interno. Durante a elaboração do trabalho, buscando atender o objetivo geral os seguintes objetivos específicos também foram percorridos para uma compreensão correta da avaliação de eficiência:

- A) Identificar os fatores/variáveis que devem ser utilizados em pesquisas de avaliação de eficiência de agências de crédito;
- B) Identificar variáveis que levam as unidades a ineficiência no processo de concessão de crédito;
- C) Identificar potenciais alvos de melhoria para as unidades identificadas ineficientes no processo.

### 1.3 JUSTIFICATIVA

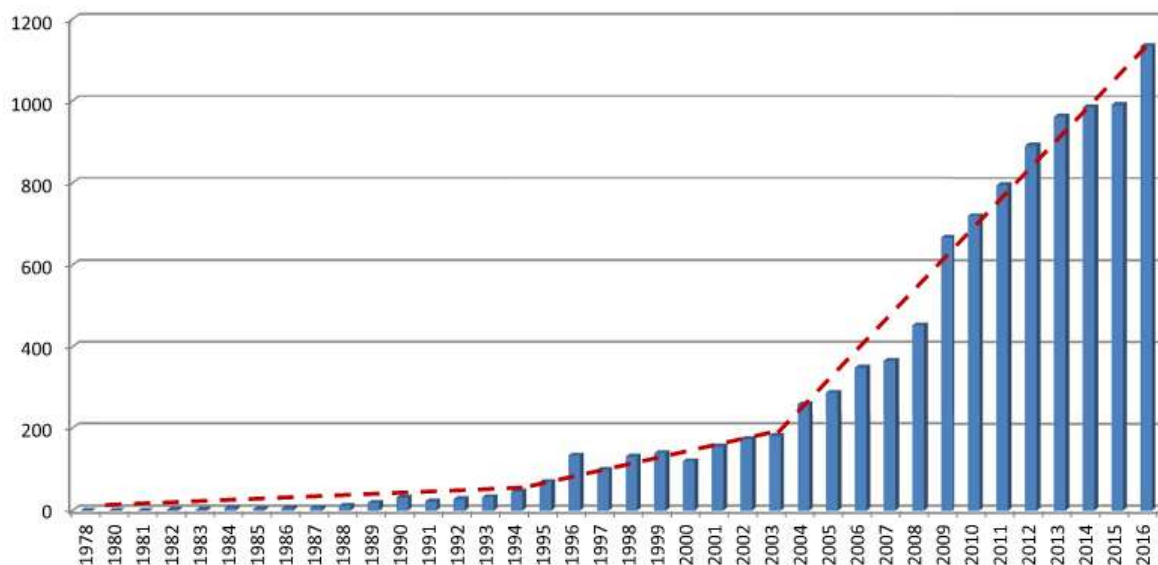
Esta dissertação tem como tema a utilização de *benchmarking* para avaliação de eficiência e utilização dos resultados para melhoria de processos dos agentes eficientes.

A partir do estudo de Farrell (1957), conceitos como eficiência técnica, medida radial, fronteira de eficiência baseada nos dados observados contendo múltiplos insumos e produtos e o conceito de *benchmarking*, começaram a se desenvolver. Com o trabalho de Charnes, Cooper e Rhodes (1978), foi apresentado o arcabouço teórico para a criação do método de Análise Envoltória de Dados (DEA - *Data Envelopment Analysis*), a partir do qual a técnica foi popularizada, possuindo aplicação em áreas diversas como educação, ramo hospitalar, agronegócios, ramo financeiro e indústrias diversas que atuam sob a estrutura de matrizes com filiais operando em condições similares.

A técnica DEA consiste em um modelo de programação matemática que proporciona uma avaliação de eficiência relativa entre várias unidades produtivas. Essas unidades são chamadas no modelo de DMUs - *Decisions Making Units* (no português, Unidade Tomadoras de Decisões). Os recursos disponíveis são chamados de *inputs* e os resultados alcançados são os *outputs*.

A partir dos estudos apresentados por Charnes; Cooper e Rhodes: *measuring the efficiency of decision-making units, european journal of operational research*, (1978), as décadas seguintes apresentaram diversas aplicações do método, com um crescimento exponencial do número de publicações relacionadas a teoria e aplicações do método de Análise Envoltória de Dados (EMROUZNEJAD; YANG, 2017). Na *survey* realizada pelos autores citados, foram levantados dados de 1978 até o fim de 2016, abordando 10.300 artigos relacionados a DEA e publicados em *journals* em todo o mundo. O estudo evidenciou a importância do DEA como ferramenta matemática para medida de eficiência e performance, com utilização em diversas áreas e indústrias: energia, setor financeiro, indústria, educação e saúde foram as mais citadas. Demonstrando o rápido aumento do número de artigos relacionados com DEA, apresentando uma curva exponencial de crescimento nos últimos anos, a Figura 2 apresenta esta distribuição, ultrapassando o patamar de 1.000 artigos publicados no ano de 2016.

Figura 2 – Distribuição de artigos relacionados com DEA por ano



(fonte: EMROUZ'NEJAD; YANG, 2017)

No que tange à aplicação de DEA em instituições bancárias, são diversos os estudos avaliando a eficiência das agências bancárias, abordando diversos enfoques e procedimentos. O estudo de Sherman e Gold (1985) é um clássico que apresenta a avaliação de eficiência de uma unidade de tomada de decisão; A partir desse trabalho, o estudo em DEA com bancos se desenvolveu, modificou e incorporou técnicas suplementares: (LO; LU, 2006) e (FIORDELISI; MOLYNEUX, 2010) com DEA em redes; (HAHN, 2009), (SOUZA et al., 2008) com técnicas de amostragem; (KHOLOUSI, 2013) e (CHEN et al., 2013) associando métodos de seleção de variáveis.

Nos últimos anos, destaca-se a aplicação de DEA para avaliação de instituições financeiras em economias de países em desenvolvimento: China (DU et al., 2018), Costa do Marfim (YANNICK et al., 2016), Turquia (SAHIN et al., 2016), Índia (KAUR; GUPTA, 2015),(GOYAL, 2017), (KAR et al., 2017) Bósnia (EFENDIC; HADZIAHMETOVIC, 2017), Tanzânia (THADEO, 2013) e Grécia (TSOLAS; CHARLES, 2015). Destaca-se também o trabalho elaborado por Fall et al., (2018), que realizou uma meta-análise sobre aplicação de DEA e SFA (*Stochastic Frontier Analysis*) em pesquisas de eficiência em instituições de microcrédito realizadas entre 2006 e 2016. De um total de 38 trabalhos avaliados, 29 utilizaram Análise Envoltória de Dados, o que reforça sua utilização neste nicho de pesquisa.

No cenário brasileiro, Souza, Souza e Taunnuri-Pianto (2008) apresentaram um estudo muito detalhado de um banco brasileiro. Estudaram cerca de três mil e seiscentas agências bancárias, aproximadamente todas as agências desse banco em funcionamento no ano de 2004. Esse trabalho seguiu a perspectiva de eficiência financeira e operacional com modelos de retornos constantes e retornos variáveis. Outro estudo relevante no cenário bancário brasileiro foi conduzido por Wanke e Barros (2014). Já o estudo de Carvalho, (2017) apresenta uma *survey* das principais variáveis utilizadas em estudos que envolvem DEA no setor bancário.

Ao longo dos anos, é crescente também a importância da gestão por processos, associada ao conceito de qualidade na indústria. O mesmo foi identificado no setor de serviços, sobretudo nas áreas de saúde, finanças, governo e varejo, como aponta Houy et al., (2010). A modelagem de processos de negócio possibilita identificar, analisar e melhorar os processos de negócio da organização, mapeando como o negócio é (*As Is*) e como ele deve ser (*To Be*). Essa identificação permite testar as melhorias sugeridas antes de implementá-las, verificando se elas proverão os resultados desejados (FERREIRA; SOUZA, 2017). Muitos pesquisadores e empresas acreditam que repensar e redesenhar processos são tendências para obter melhorias reais e sustentáveis para o negócio (REVERE, 2004).

De acordo com o Banco Central do Brasil (2018), o objetivo principal de um banco comercial é proporcionar o suprimento oportuno e adequado dos recursos necessários para financiar, em curto e médio prazos, o comércio, a indústria, as empresas prestadoras de serviços, as pessoas físicas e terceiros em geral. Ao encontro desta descrição, como já comentado, o objetivo principal da empresa avaliada é a concessão de crédito pessoal através das filiais, denominadas pontos de atendimento, que são os objetos de análise deste estudo.

O setor bancário é responsável pela criação e a intermediação de recursos financeiros entre os diversos agentes econômicos, com fins multiplicadores sobre o consumo, o investimento e a poupança. Ao criar e intermediar os recursos, as instituições financeiras ampliam as possibilidades de diversificação da riqueza para indivíduos e firmas, além de oferecer serviços indispensáveis à operacionalização dos recursos de comércio e de capital. As instituições financeiras cumprem um papel fundamental para o funcionamento das economias locais e internacionais em qualquer mercado (LIU et al., 2013).

É possível observar algumas semelhanças nos estudos pesquisados a respeito de DEA em comparação com o atual, no sentido de criar um *benchmarking* das agências que trazem os

melhores resultados com variáveis de diversas grandezas e unidades de medida. Entretanto, existem algumas particularidades do caso estudado que tornam esse estudo diferenciado dos demais citados:

- i) utilização de variáveis que buscam avaliar a eficiência do processo de concessão de crédito como um todo, avaliando o impacto da qualidade da primeira etapa do processo na cadeia de valor;
- ii) proposição da aplicação dos resultados do modelo DEA para a melhoria de processos com base na eficiência dos seus agentes.

A partir desse cenário e tendo em vista a importância da avaliação de eficiência em indústrias e serviços e a melhoria contínua de processos, a aplicação do método DEA para estudos sobre Benchmark interno e o conjunto de informações a respeito de índice de eficiência e melhoria de processos, o presente estudo é uma ferramenta bastante útil para gestores tomarem decisões mais precisas.

Sendo assim, justifica-se o objetivo do presente trabalho que é propor ferramenta de gestão cujo foco é a melhoria de processos baseada na eficiência dos agentes calculada através de *benchmark* interno.

#### 1.4 DELIMITAÇÕES

Este estudo apoiou-se em dados financeiros de agências de concessão de micro crédito pessoal de uma instituição financeira, indicadores de venda, indicadores operacionais de processos internos, que abordam não só do ponto de atendimento, mas também atividades *backoffice* que são diretamente afetadas pela qualidade da inserção das informações por parte da equipe de vendas, refletindo assim o impacto da eficiência operacional em toda instituição. Assim, foram avaliadas cerca de 400 agências espalhadas em todos os estados do Brasil, e indicadores do *backoffice*, que é centralizado, e atende a todos os pontos de vendas.

Foram avaliados indicadores de *backoffice* sobre a óptica de como a acurácia dos processos do Ponto de Atendimento impactam a eficiência operacional. Assim, foi considerado que as atividades de *backoffice* são homogêneas entre os operadores, e variações entre os analistas não

impactam em alterações nos indicadores dos pontos de atendimento, uma vez que todas as propostas são direcionadas para uma fila única, assim todos analistas avaliam propostas de todos pontos de atendimento.

Não serão abordadas agências com menos de seis meses de operação, uma vez que ainda estão em fase de maturação, e seus indicadores são muito sensíveis a oscilações, tanto em volume de vendas quanto na qualidade das operações. Também foi identificado um elevado grau de imprecisão nas informações destas agências, o que neste momento impossibilitou a análise destas agências em um cluster específico.

A eficiência alocativa reflete a capacidade de minimizar os custos, utilizando os insumos em proporções ótimas, considerando os preços deste insumos (FERREIRA; GOMES, 2009). A eficiência alocativa deve ser interpretada como a proporção dos custos de uma unidade de tomada de decisão em relação ao custo mínimo observado para produzir um certo nível de resultados (SILVA PORTELA, 2014). Em outras palavras, a eficiência alocativa é a razão entre o custo unitário da empresa para produzir seus produtos e o custo unitário para produzir com a melhor prática produtiva (FØRSUND, 2018) O resultado da combinação de eficiência técnica e alocativa é conhecido como eficiência de custos/econômica (SILVA PORTELA, 2014). Como não foi possível levantar informações detalhadas a respeito de custos de todos os insumos no processo produtivo do serviço avaliado, esta dimensão de eficiência não foi abordada.

## 1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

Esta dissertação está organizada em seis capítulos, apresentados a seguir.

O capítulo 1 apresenta a introdução do trabalho, abordando considerações iniciais, problema de pesquisa, justificativa e objetivos.

No capítulo 2, é apresentado a revisão bibliográfica pesquisada para embasar o trabalho, trazendo referências que discorrem sobre eficácia, eficiência e *benchmarking*, economia de escala, Análise Envoltória de Dados e suas particularidades.

O capítulo 3 detalha a metodologia de trabalho utilizada, discutindo conceitos de metodologia de pesquisa em gestão, aproximando o setor acadêmico do profissional. São apresentados



conceitos de metodologia de pesquisa e métodos de trabalho. Neste mesmo capítulo é detalhado o estudo de caso em questão, contextualizando a empresa avaliada.

O capítulo 4 apresenta a proposta de *framework* para utilizar as informações de eficiência resultantes no modelo DEA para melhoria de processos produtivos. O capítulo 5 traz a aplicação do *framework* do capítulo anterior no estudo de caso.

Por fim, no capítulo 6, são apresentadas as considerações finais do estudo e discussão de possíveis trabalhos futuros. Em seguida, são listadas as referências bibliográficas utilizadas na realização desse trabalho.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Nas seções a seguir será apresentada a fundamentação teórica necessária para embasar o trabalho em questão. Serão abordadas definições de eficácia, eficiência, efetividade e *benchmarking* para contextualização e aplicação neste estudo. Após isto, será apresentado o método de Análise Envoltória de dados (DEA), partindo do seu estudo originário de Farrell, (1957) e suas seguintes ramificações abordadas por autores que desenvolveram métodos específicos para aplicação. Conceitos de mapeamento de melhoria de processos também são apresentados.

### 2.1 EFICÁCIA, EFICIÊNCIA E *BENCHMARKING*

Nos estudos de comparação entre desempenho produtivo ou operacional é comum haver certa confusão nos termos apresentados, utilizando expressões “mais ou menos eficiente” ou “mais ou menos produtivo”, sem haver um claro entendimento da diferença entre os termos citados. Esses termos são considerados básicos para o estudo da gestão das organizações (MARANHÃO, 2010). Assim, é pertinente uma revisão destes para sua correta aplicação.

A NBR ISO 9000:2015 (Associação Brasileira de Normas Técnicas, 2015) fornece a seguinte definição para o termo eficácia, quando aplicado a gestão: “Eficácia: extensão na qual as atividades planejadas são realizadas e os resultados planejados são alcançados.”. De uma maneira mais detalhada, Maranhão (2010) destaca que são condições para a eficácia de um projeto que:

- As atividades a serem realizadas sejam previamente planejadas;
- Os resultados desejados sejam, também previamente planejados;
- Exista alguma forma de medida dos resultados (indicador de desempenho);
- Exista uma meta para balizar o indicador;
- Os resultados alcançados sejam coerentes, à luz do indicador de desempenho adotado, com o resultado que foi previsto.

Conceitualmente, eficácia representa o atendimento aos objetivos propostos, sem considerar os recursos utilizados. Pode-se dizer que algo é eficaz se o objetivo final foi atingido independente dos recursos utilizados. A avaliação de eficácia consiste na análise do cumprimento das metas traçadas por um determinado projeto. O monitoramento da eficácia, que ocorre ao final do projeto, apresenta informações sobre as metas alcançadas e se elas correspondem ou divergem em relação ao que havia sido proposto no início do projeto. Conceitualmente, eficácia representa o atendimento aos objetivos propostos, sem considerar os recursos utilizados (FØRSUND, 2018). Pode-se dizer que algo é eficaz se o objetivo final foi atingido independente dos recursos utilizados. Isso inclui a escolha dos objetivos e os métodos adequados para alcançar os objetivos definidos. Em geral, o termo efetividade pode ser definido como o desempenho de uma organização em relação aos resultados alcançados e aos objetivos propostos.

O termo eficácia, portanto, pressupõe que haja gestão do processo considerado; em decorrência, a aplicação do termo eficácia deve ser criteriosa. A eficácia está relacionada aos resultados do processo, sem qualquer vinculação com a forma de executá-los. É possível, portanto, ter processos igualmente eficazes tanto realizados sob custos e condições ótimas, quanto sob condições apenas satisfatórias.

Uma vez que na eficácia apenas os resultados serão observados e comparados, ela não caracteriza por completo a qualidade de um processo. Isso vai requerer alguma informação adicional sobre as características de custos com que se obtém a eficácia pretendida (MARANHÃO, 2010). Essa condição é a eficiência, definida pela NBR ISO 9000:2015: como a relação entre o resultado alcançado e os recursos utilizados (INTERNATIONAL STANDARDS ORGANIZATION, 2015)

A avaliação de efetividade é mais profunda que a avaliação de eficácia. Ela capta os efeitos de um projeto ou programa, e tem por finalidade aferir as mudanças quantitativas e qualitativas promovidas pela intervenção (MEGGINSON, 1986). Considera o antes e o depois da execução de uma mudança ou compara os resultados obtidos com outras situações em condições semelhantes, sobre a qual não houve mudança. Meggison (1986) destaca que a efetividade é a capacidade de “fazer a coisa certa” ou fazer com que as coisas sejam realizadas. Isso inclui a escolha dos objetivos mais apropriados e os métodos certos para alcançar os objetivos definidos. Sandroni (1996) conceitua o termo efetividade como o desempenho de uma organização em relação aos resultados alcançados e aos objetivos propostos.

Eficiência se diferencia de eficácia por se referir ao processo, forma, de realizar uma tarefa. No conceito de eficiência não se examina se aquilo que foi produzido com eficiência é eficaz, isto é, se o produto ou resultado do trabalho eficiente está adequado à finalidade proposta. Sandroni (1996) destaca que uma ação pode ser eficiente sem ser eficaz, assim a eficiência é a comparação dos resultados alcançados com os recursos utilizados. Quanto mais resultados obtidos para uma determinada quantidade de recursos disponíveis, maior a eficiência organizacional. Ângulo Meza *et al.*, (2005) citam que a eficiência compara o que foi produzido, dado os recursos disponíveis, com o que poderia ter sido produzido com os mesmos recursos. Coelli *et al.* (2005) destacam que a eficiência pode ser analisada sob dois aspectos, eficiência técnica e eficiência de escala.

Eficiência técnica está relacionada com a capacidade de um processo produzir uma determinada quantidade utilizando a menor quantidade de insumos com relação aos demais processos observados. A eficiência técnica também pode ser entendida como a habilidade de obter a máxima produção a partir de um conjunto dado e fixo de insumos. A medida de eficiência técnica tem importância tanto do ponto de vista teórico como empírico. É relevante por permitir testar empiricamente argumentos teóricos e obter medidas para aumentar o desempenho de firmas ou indústrias, visto que uma firma ou indústria pode aumentar sua produção, simplesmente aumentando a eficiência, sem qualquer utilização adicional de recursos (FERREIRA; GOMES, 2009). Do ponto de vista microeconômico, a função de produção, quando orientada ao produto, aponta a máxima quantidade de produto que pode ser obtida, combinando várias quantidades de insumos; por outro lado, quando orientada para o insumo, a função de produção descreve a quantidade mínima de insumos necessária para alcançar um dado nível de produto (FARRELL, 1957).

Existe ainda a análise de eficiência a partir do ponto de vista econômico, avaliando assim a eficiência denominada econômica ou alocativa, que reflete a habilidade de utilizar os insumos em proporções ótimas, considerando-se também os preços dos insumos, minimizando-se os custos (FERREIRA; GOMES, 2009). Segundo os autores, a eficiência econômica, também denominada alocativa em alguns estudos, reflete a habilidade da unidade de análise em utilizar os insumos em proporções ótimas, dado seus preços relativos.

## 2.2 BENCHMARKING EXTERNO E INTERNO

A história do *benchmarking* teve início na Xerox Corporation, no ano de 1979. Nessa época, a Xerox Corporation utilizou o *benchmarking* competitivo em suas operações de manufatura para verificar seus custos unitários de fabricação através da comparação de determinados produtos. Tal processo é definido como “processo contínuo de medição de produtos, serviços e práticas em relação aos mais fortes concorrentes, ou às empresas reconhecidas como líderes em suas indústrias” (CAMP, 2003). Assim, o termo *benchmarking*, nada mais é que a medição e comparação entre produtos, serviços ou processos. Tal prática (medição) pode ser realizada entre unidades de uma mesma companhia (*benchmarking* interno) ou entre companhias de um mesmo ramo/atividade (*benchmarking* externo).

Além disso, de acordo com Camp (2003), o *benchmarking* identifica os processos, práticas e métodos gerenciais para avaliar um ambiente competitivo, sendo assim continuamente monitorado para garantir a descoberta das melhores práticas exercidas por outras empresas.

O *benchmarking* por vezes está associado a um processo de comparação externo, entre empresas ou organizações, porém, Spendolini (1992) destaca que o processo de *benchmarking* pode ser interno. O *benchmarking* interno pode considerar a comparação de diferentes unidades de produção de bens e serviços de uma empresa. Além disso pode-se efetuar a comparação de uma unidade de produção de bens e serviços com ela mesma considerando o seu desempenho ao longo do tempo. Nestes casos, por exemplo, pode-se buscar compreender na própria empresa porque uma unidade de produção ou serviços apresenta resultados melhores que as demais. Após identificadas, as melhores práticas podem ser replicadas para as demais unidades da empresa, aumentando a lucratividade da organização como um todo (BOGETOFT; OTTO, 2011).

Assim, Southard e Parente (2007) definem o *benchmarking* interno como a atividade de identificar os padrões internos de desempenho, identificando suas melhores práticas internas de negócios, e depois transferindo aquelas informações para outras partes da organização. *Benchmarking* interno pode ser assim entendido como o processo de identificar, compartilhar e usar o conhecimento e práticas dentro da própria organização.

Já no *benchmarking* externo é efetuado uma comparação do desempenho próprio com o desempenho dos concorrentes. Adentrando no *benchmarking* externo, este pode ser classificado

em: i) competitivo, onde é comparado o desempenho da empresa com o concorrente direto do produto. Neste caso, pode ser feita a comparação de produtos ou serviços e processos de negócios. ii) funcional, onde são comparados funções específicas. É uma aplicação de benchmarking de processo que compara uma função de negócio específica em duas ou mais organizações no mesmo setor econômico. iii) genérico: Utilizado para procurar as melhores práticas independentemente da indústria. É semelhante ao benchmarking funcional, mas o objetivo é comparar com os melhores da classe, sem levar em conta o setor econômico (CARPINETTI; DE MELO, 2002).

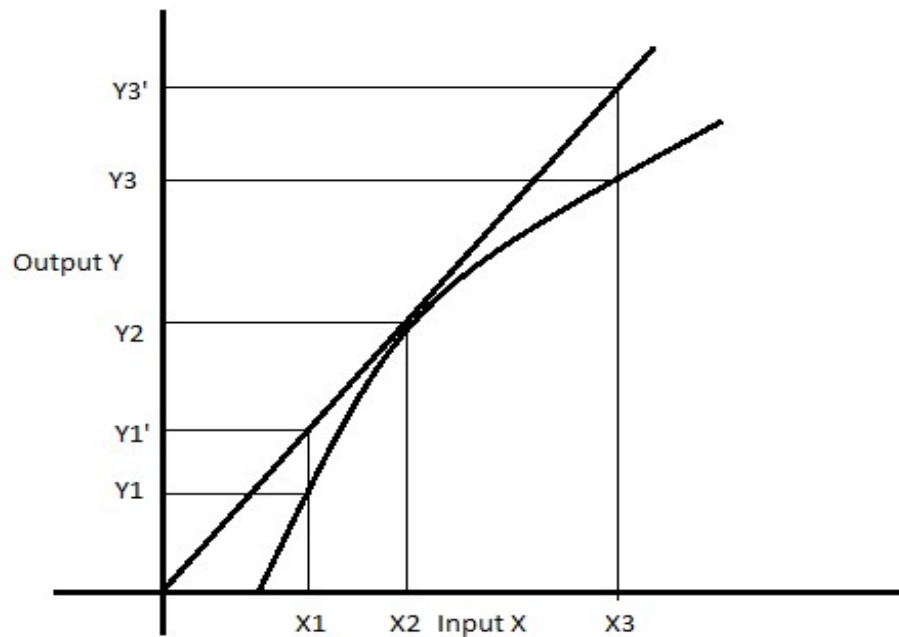
### 2.3 ECONOMIA DE ESCALA

A eficiência de escala, segundo Scazzieri et al., (1995), é resultado do nível de máxima produção situada sob a fronteira eficiente; assim, pontos fora da escala ótima de produção não são plenamente eficientes. Ferreira e Gomes (2009) destacam que a eficiência de escala está relacionada com a tecnologia disponível para produzir.

Em economia, o conceito de função de produção especifica a relação entre os *inputs e outputs* numa indústria (RAMANATHAN, 2003). Para facilitar a visualização em um gráfico bidimensional, é possível consolidar todos os *inputs* agregados em um *input* virtual, assim como os *outputs*.

Supondo que uma empresa consuma *inputs*  $X_1$  e produz um conjunto de *outputs*  $Y_1$ . Em operações automatizadas, é possível consumir uma quantia de *inputs*, e produzir mais que a quantidade proporcional de *outputs*. Como exemplo, o autor cita um fabricante produtor de meias. Se o objetivo é produzir apenas alguns pares, é mais interessante que seja feito manualmente. Se a demanda é por milhares de pares, ele optará pela automatização, produzindo assim mais *outputs* sem consumir a mesma proporção de *inputs* (assumindo o ponto  $(X_2, Y_2)$  na Figura 3:

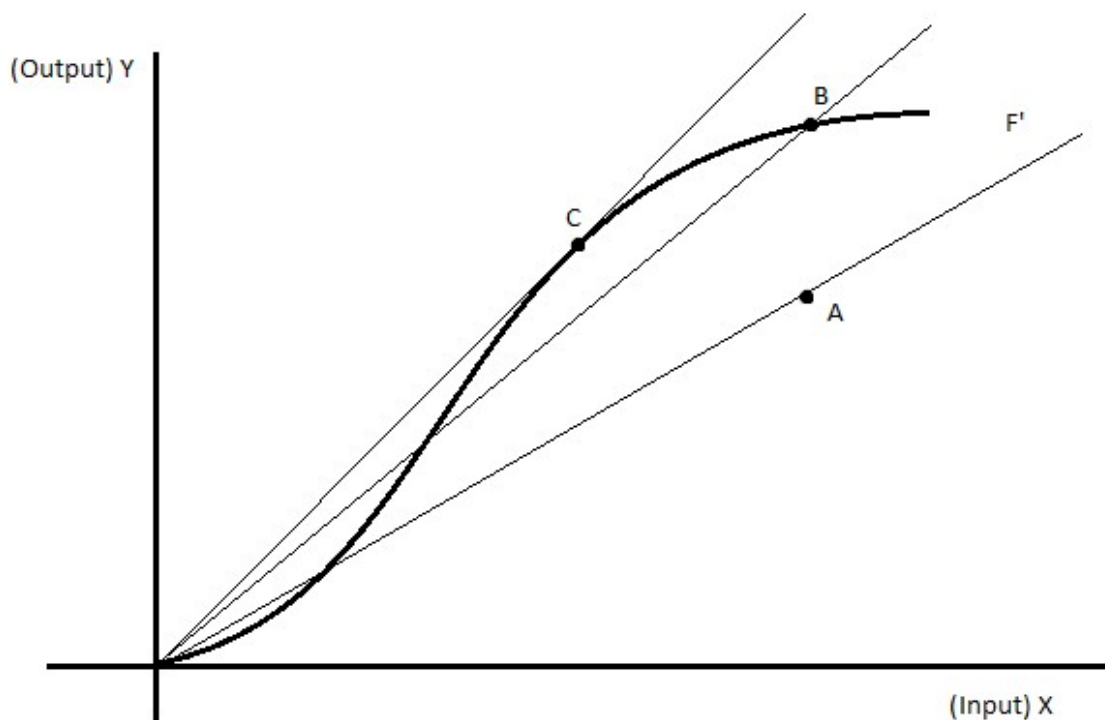
Figura 3 – Economia de escala



(fonte: adaptado de RAMANATHAN, 2003).

Coelli et al. (2005) destacam que os termos produtividade e eficiência são muitas vezes confundidos e utilizados de forma equivocada. Por essa razão, vale reforçar a diferença entre os conceitos da forma como serão considerados neste trabalho. Coelli et al. (2005) exemplificam a diferença considerando o comportamento de uma empresa, conforme ilustrado na Figura 4. Se uma empresa opera no ponto A, e se movimentar para o B, passa a ser tecnicamente eficiente; já se o deslocamento for para o ponto C, ela estará operando no ponto de máxima produtividade possível; o ponto C é denominado ponto de eficiência de escala. A partir dessa discussão, é possível concluir que uma empresa pode ser tecnicamente eficiente, mas ainda poder ser capaz de melhorar sua produtividade, através da exploração da eficiência de escala.

Figura 4 – Produtividade, eficiência e economia de escala



(fonte: adaptado de Coelli et al., 2005)

Este ganho na produção é explicado pelo conceito de economia de escala. Assim, nesta faixa, entende-se que a empresa trabalha em uma escala de retornos crescentes, uma vez que o aumento de escala gerará um maior retorno. Todavia, após um limite, esse retorno crescente não se sustenta mais, devido a diversos fatores intrínsecos à produção. Seguindo o exemplo do produtor de meias, se houvesse um pedido de um bilhão de meias, o empresário poderia encontrar problemas de suprimento de materiais, armazenamentos, etc., o que tornariam os resultados decrescentes à escala. Combinando estes dois extremos, tem-se o conceito de Retorno Variável de Escala (VRS – *Variable Returns to Scale*).

Outra abordagem respeito do conceito de economia são sistemas de retorno constante de escala (CRS – *Constant Returns of Scale*). Esta propriedade significa que uma variação de escala nos *inputs* ou *outputs* sempre resultará em alterações lineares na variável dependente. Este é um pressuposto importante, que deve ser verificado ao longo de limites válidos para justificar a aplicação do caso.



## 2.4 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

O método de Análise Envoltória de Dados se baseia na comparação de desempenho entre as DMU's, que realizam processos semelhantes, baseando-se na relação entre os insumos e os resultados de cada unidade. O termo DMU pode ser definido como qualquer unidade produtiva que opera sobre condições semelhantes, recebendo variáveis de entrada (*inputs*) e transformando-os em resultados (*outputs*).

Exemplos de DMUs podem ser citados como projetos, produtos, departamentos, divisões, unidades administrativas ou a própria empresa, entre outros. Uma DMU pode ser uma unidade de uma fábrica, departamento de uma grande organização como uma universidade, escola, agência bancária, hospital, usina de hidroelétrica, delegacia de polícia, escritório de contabilidade, prisão, um conjunto de filiais de uma empresa, regionais comerciais ou até indivíduos como médicos, bancários ou operários diversos. Uma aplicação bastante recorrente do método é em organizações sem fins lucrativos, onde é difícil medir a performance e eficiência destas (RAMANATHAN, 2003). O autor cita ainda que a eficiência comercial das organizações é fácil de ser medida pelos seus lucros ou índices de mercado. Entretanto, em outras organizações onde os resultados não são facilmente transformados em valores monetários, é mais complexa esta mensuração. O problema torna-se mais trabalhoso a partir do momento em que as unidades consomem uma variedade de insumos e produzem uma quantidade também ampla de saídas/resultados. Como exemplo, uma universidade, nos seus diversos departamentos, pode consumir uma diversidade de *inputs* (hora aula de professores, salas de aula, patrocínios/investimentos, bolsas de estudo/pesquisa, custos com energia elétrica, etc.) e produz diversos *outputs* (número de alunos, notas, artigos, livros e estudos publicados, número de cursos/disciplinas disponibilizadas, alunos aprovados). Nos últimos anos, a utilização deste método em organizações voltadas para o lucro também tem crescido, uma vez que apenas indicadores financeiros podem não identificar oportunidades de melhoria na organização, demandando uma análise que aborde outros aspectos.

Buscando solucionar este tipo de problema, Charnes et al. (1978) apresentaram uma técnica que é conhecida como análise envoltória de dados (DEA – *Data Envelopment Analysis*). A DEA é uma abordagem de programação não paramétrica e de fronteira, que é utilizada para medir a eficiência das unidades de tomada de decisão (DMU – *Decision Making Unit*) que possuem múltiplas entradas e múltiplas saídas (CHARNES et al., 1978, LIU et al., 2013). A DEA possibilita a avaliação global e holística da eficiência de um sistema. Um sistema pode

ser entendido como um arranjo complexo de elementos que operam com relações organizadas entre si (PRESTES MOTTA, 1971).

O método propõe o cálculo de um índice de eficiência interno, que compara o desempenho de cada DMU com a combinação mais eficiente entre as outras observações, gerando assim um desempenho relativo entre estas. O índice assume o valor de 1 para as DMU's que apresentam uma combinação eficiente e menor que 1 para as ineficientes.

A produtividade de cada DMU é definida como a razão da soma ponderada de seus produtos (*outputs*) pela soma ponderada dos insumos necessários para gerá-los (*inputs*). Para cada DMU considerada ineficiente, a DEA identifica um conjunto de referências compostas por uma ou mais DMUs eficientes que podem ser utilizadas como referência para melhoria (COOK; SEIFORD, 2009, LIU et al., 2013, LEE; KIM, 2014). Esse procedimento é conhecido como *benchmarking*, que será abordado com mais propriedade nas seções futuras desta revisão bibliográfica.

Essa combinação entre insumos e produtos que maximiza o produto com o mínimo de insumo é apresentada como fronteira ou curva de eficiência. A fronteira de eficiência é a curva de produção que reúne as empresas cujo desempenho de produção foi superior as demais. Isso, considerando critérios pela resolução de um problema de programação linear (PL) que leva em conta as proporções das quantidades de insumos e produtos (PIRAN et al., 2018).

O *benchmarking* executado na análise envoltória de dados (DEA) possibilita avaliar se uma determinada DMU está próxima ou não das DMUs de maior destaque, ou seja, das DMUs que se encontram na fronteira eficiente. Assim, as DMUs de maior destaque podem fornecer informações importantes que possibilitam direcionar ações para melhoria das DMUs ineficientes.

Segundo Souza e Wilhelm (2009), a fronteira de eficiência é definida conforme o conceito de Pareto-Koopmans pelo nível máximo de produto dado um nível de insumo. Esse conceito é caracterizado por um vetor *input-output*, onde um DMU é eficiente seguindo as condições:

- Nenhum dos *outputs* possa ser aumentado sem que algum *input* seja aumentado, ou que outro *output* seja diminuído;

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

É importante frisar que os pontos acima, quando afirmam que não se podem aumentar os *outputs* ou diminuir os *inputs* é sempre referenciando as unidades internas à organização. É possível que, uma vez que estas sejam comparadas com unidades de empresas concorrentes, estas apresentem índices que possam ser melhorados.

Apesar de o modelo teórico ter sido proposto por Farrel, em (1957), o primeiro framework matemático foi elaborado apenas 20 anos depois, por Charnes, Cooper e Rhoddes (CHARNES et al., 1978). O primeiro modelo DEA concebido foi o CCR (Charnes, Coopers e Rodhes) em 1978, também conhecido como CRS (*Constant Returns to Scale*). Esse modelo define a eficiência como a soma ponderada dos *outputs* dividida pela soma ponderada dos *inputs*. Essa formulação exige que sejam atribuídos pesos, uma tarefa complicada, sendo que estes pesos devem ser aplicados a todas as DMU's. A resolução apresentada por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) se baseou no argumento que cada unidade individual possui um sistema de valores particular e por si só, tem a autonomia para definir seu próprio conjunto de pesos, com o intuito de maximizar sua eficiência. O modelo impõem uma única limitação: todas as DMU's devem ter a eficiência menor ou igual a 1.

Neste modelo, múltiplos *inputs* e *outputs* são agregados utilizando pesos. Assim, o *virtual input* de uma firma é obtido a partir da soma de todos seus *inputs* multiplicados pelos seus pesos:

$$\text{Virtual input} = \sum_{i=1}^I u_i x_i \quad \text{Equação 3}$$

Onde,

$x_i = \text{inputs}$

$u_i = \text{peso dado ao input } x_i$

De maneira análoga, o *virtual output* de uma DMU é obtido pelo somatório de seus *outputs* multiplicados pelos *inputs*:

$$\text{Virtual output} = \sum_{i=1}^I v_i y_i \quad \text{Equação 4}$$

Onde,

$y_i = \text{outputs}$

$v_i$  = peso dado ao *input*  $y_i$

Dados os *inputs* e *outputs* virtuais, a eficiência da DMU em converter os *inputs* em *outputs* pode ser definido pela divisão destes:

$$Eficiência = \frac{\text{Virtual output}}{\text{Virtual input}} = \frac{\sum_{i=1}^I v_i y_i}{\sum_{i=1}^I u_i x_i} \quad \text{Equação 5}$$

Neste estágio, um ponto de atenção nesta avaliação é que a atribuição dos pesos não prejudique as DMUs. Como exemplo, Ramanathan, (2003) cita estudo em universidades, onde uma escola com boa reputação na área de humanas irá admitir pesos elevados para os *outputs* na área de humanas. Por outro lado, uma academia com grupos de estudos fracos em ciências sociais iria enfatizar este dado aplicando maiores pesos aos *inputs* destas categorias, pois isso geraria índices de eficiência maiores. Assim, os pesos devem ser flexíveis para refletirem as performances e necessidades de cada DMU.

O problema da atribuição de pesos é resolvido no DEA assumindo um único conjunto de pesos para cada DMU. Os pesos de uma DMU são determinados utilizando programação matemática, atribuindo os pesos que maximizam a eficiência do objeto de estudo, sob a condição de que as eficiências das outras DMUs (calculadas utilizando o mesmo conjunto de pesos) estão restritas a valores entre 0 e 1. A DMU cuja eficiência é maximizada é nomeada como DMU de referência ou base.

Em termos matemáticos, supondo N DMUs cujas eficiências serão comparadas, tomando a m-ésima DMU, maximizamos sua eficiência conforme as equações 6,7 e 8:

$$\max E_m = \frac{\sum_{j=1}^J v_{jm} y_{jm}}{\sum_{j=1}^J u_{jm} x_{jm}}, \quad \text{Equação 6}$$

sujeito a :

$$0 \leq \frac{\sum_{j=1}^J v_{jm} y_{jm}}{\sum_{j=1}^J u_{jm} x_{jm}} \leq 1; n = 1, 2, K, N \quad \text{Equação 7}$$

$$v_{jm}, u_{jm} \geq 0; i = 1, 2, K, I; j = 1, 2, K, J \quad \text{Equação 8}$$

onde,

$E_m$  = eficiência da DMU  $m$ ;

$y_{jm}$  =  $j$ -ésimo *output* da DMU  $m$ ;

$v_{jm}$  = peso do *output* associado;

$x_{im}$  =  $i$ -ésimo *input* da DMU  $m$ ;

$u_{im}$  = peso do *input* associado;

$y_{jm}$  e  $x_{im}$  são o  $j$ -ésimo e  $i$ -ésimo *output* e *input*, respectivamente, da  $n$ -ésima DMU.

Estes problemas matemáticos são programas fracionários, que em geral são de difícil resolução. Porém, convertendo-os em formatos de programação linear, eles podem ser resolvidos de maneira mais fácil. A maneira mais simples de converter estes programas fracionais em problemas lineares é normalizar o denominador ou o numerador da função objetivo. Assim, adiciona-se a equação que iguala o *virtual output* ou o *virtual input* a 1. Quando iguala-se o *virtual input* a 1, o objetivo da função será a maximização os *outputs*. Por outro lado, igualando o *output* virtual a 1, o objetivo será a minimização dos *inputs*.

Assim, a definição de qual objetivo da função é apresentada como a orientação do modelo: orientado a minimizar os *inputs*, ou maximizar os *outputs*. A escolha entre minimizar os *inputs* e maximizar os *outputs* é determinada pela orientação do modelo escolhido. Se o objetivo for manter as saídas constantes (por exemplo, o volume de produção de determinado produto) e verificar o melhor aproveitamento dos insumos utilizados no processo (por exemplo, matérias-primas), o modelo deve ser orientado à entrada (*input*). No entanto, se o objetivo é manter os consumos dos recursos constantes (por exemplo, matérias-primas) e maximizar as saídas (por exemplo, o volume de produção de determinado item) o modelo deve ser orientado à saída (*output*). A orientação a *input* normalmente é mais utilizada, pois as entradas são consideradas mais controláveis. No entanto, existem situações como por exemplo, o aumento da demanda de mercado, no qual a utilização da orientação do modelo que maximize a saída pode ser considerada mais interessante (PIRAN et al., 2018).

O modelo CRS deve ser utilizado quando existe uma relação constante na escala entre *outputs* e *inputs* das DMUs que estão sendo analisadas. Por exemplo, se você estiver efetuando uma análise de eficiência entre as maiores montadoras de veículos no mundo. Neste caso, entende-se que as empresas operam em escalas semelhantes de produção. Em outro caso, se você estiver

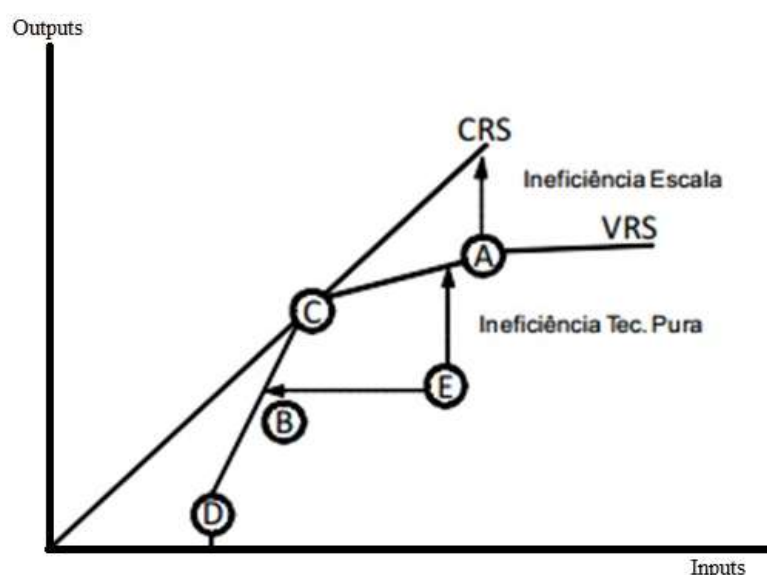
efetuando uma análise de eficiência entre as maiores empresas prestadoras de consultoria no mundo, também se entende que as empresas operam em escala similares para execução dos serviços. Além disso, nos dois exemplos citados, o aumento dos *inputs* deve gerar aumento dos *outputs* na mesma proporção (PIRAN et al., 2018).

## 2.5 ECONOMIA DE ESCALA E DEA

A partir das análises de conceito de economia de escala referenciadas na seção anterior, foram descritas alterações nos modelos tradicionais de DEA para acomodar estas variáveis. Banker et al., (1984) apresentaram alterações simples, porém importantes nos modelos anteriores.

Existem dois tipos de retorno de escala possíveis: o retorno decrescente de escala, quando um aumento nas entradas gera um aumento proporcionalmente menor nas saídas e o retorno crescente, onde o aumento das saídas é proporcionalmente maior ao aumento das entradas. Neste modelo, o axioma da proporcionalidade entre entradas e saídas é substituído pelo axioma da convexidade, ou seja, a relação de eficiência não é mais tida como linear, mas sim uma linha que representa a curvatura nas extremidades da escala. A Figura 5 representa a comparação entre as fronteiras nos modelos VRS e CRS:

Figura 5 – Fronteiras de eficiência nos modelos VRS E CRS



(fonte: adaptado de Ferreira e Gomes, 2009).

O modelo VRS admite que a produtividade máxima varia em função da escala de produção, por isso permite que DMUs de portes completamente diferentes sejam comparadas e utilizadas na mesma análise. 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.

As variáveis “u” e “v” têm a função de garantir que as restrições das DMUs, que operam em escala diferente da DMU em análise, não limitem sua função objetivo. Com esta função é possível avaliar o retorno de escala em que a DMU está operando. Se o valor de “u” for maior que zero, significa que a empresa opera com retornos decrescentes à escala. Se o valor de “u” for menor que zero, significa que os retornos são crescentes à escala. Se o valor de “u” for igual a zero, tem-se retornos constantes à escala. A variável “v” também pode ser utilizada para estimar o tipo de escala de uma DMU, porém deve ser interpretada de maneira oposta ao “u”, ou seja: caso  $v > 0$ , os retornos serão crescentes; se  $v = 0$ , os retornos serão constantes; e caso  $v < 0$ , os retornos serão decrescentes. A orientação do modelo VRS segue o mesmo padrão do modelo CRS.

As equações do modelo VRS, com orientação a *input* são representados pelas equações 9 e 10,:

$$MAX_{eff} = \frac{\sum u_i y_{i0} + u}{\sum v_i x_{i0}} \text{ ou } MAX_{eff} = \frac{\sum u_i y_{i0}}{\sum v_i x_{i0} + v} \quad \text{Equação 9}$$

$$\frac{\sum u_i y_{ik} + u}{\sum v_i x_{ik}} \leq 1, \forall k \text{ ou } \frac{\sum u_i y_{ik}}{\sum v_i x_{ik} + v} \leq 1, \forall k \quad \text{Equação 10}$$

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

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

Onde:

eff= eficiência da DMU em análise

$u_j$  = peso calculado para o *output* j, j=1, ...m

$v_i$  = peso calculado para o *input* i, i=1, ...n

$y_j$  = quantidade do *output* j para DMU em análise

$x_i$  = quantidade do *input* i para DMU em análise

$y_{jk}$  = quantidade do *output* j para DMU k,  $k=1, \dots, n$

$x_{ik}$  = quantidade do *input* i para DMU k,  $k=1, \dots, n$

$u$  = variável de retorno a escala do numerador

$v$  = variável de retorno a escala do denominador

$k$  = número da DMU em análise

$m$  = número de *outputs*

$n$  = número de *inputs*

A transformação do modelo de programação fracionária em problema de programação linear (PPL) é mostrado na Equação 11:

$$MAX_{eff} = \sum u_i y_{i0} + u \quad \text{Equação 11}$$

Sujeito a:

$$\begin{aligned} \sum v_i x_{i0} &= 1 \\ - \sum v_i x_{ik} + \sum u_j y_{jk} + u &\leq 0, \forall k \\ u_j &\geq 0, u \in \mathbb{R} \\ v_i &\geq 0, v \in \mathbb{R} \end{aligned}$$

Quando a orientação for para *outputs*, as equações serão:

$$MIN_{eff} = \frac{\sum v_i x_{i0} + u}{\sum u_i y_{i0}} \text{ ou } MIN_{eff} = \frac{\sum v_i x_{i0}}{\sum u_i y_{i0} + v} \quad \text{Equação 12}$$

Sujeito a

$$\frac{\sum v_i x_{ik} + u}{\sum u_i y_{ik}} \leq 1, \forall k \text{ ou } \frac{\sum v_i x_{ik}}{\sum u_i y_{ik} + v} \leq 1, \forall k \quad \text{Equação 13}$$

$$u_j \geq 0, \forall j \text{ e } v_i \geq 0, \forall i$$



A transformação do modelo de programação fracionária em problema de programação linear (PPL) é mostrado nas equações 14 e 15:

$$MIN_{eff} = \sum v_i x_{i0} + v \quad \text{Equação 14}$$

Sujeito a:

$$\sum u_j y_{j0} = 1$$

$$-\sum v_i x_{ik} + \sum u_j y_{jk} + u \leq 0, \forall k \quad \text{Equação 15}$$

$$u_j \geq 0, u \in \mathbb{R}$$

$$v_i \geq 0, v \in \mathbb{R}$$

A Tabela 1 apresenta um resumo das técnicas tradicionais de análise envoltória de dados, suas aplicações e objetivos:

Tabela 1 – Diferenças entre os modelos de DEA

Modelo	Orientação	Aplicação	Objetivo
CRS	<i>Input</i>	Utilizado quando há relação de proporcionalidade entre <i>inputs</i> e <i>outputs</i>	Minimizar os <i>inputs</i> /insumos
	<i>Output</i>	Utilizado quando há relação de proporcionalidade entre <i>inputs</i> e <i>outputs</i>	Maximizar os <i>outputs</i> /insumos
VRS	<i>Input</i>	Utilizado quando <b>não</b> há relação de proporcionalidade entre <i>inputs</i> e <i>outputs</i>	Minimizar os <i>inputs</i> /insumos
	<i>Output</i>	Utilizado quando <b>não</b> há relação de proporcionalidade entre <i>inputs</i> e <i>outputs</i>	Maximizar os <i>outputs</i> /insumos

FONTE: adaptado de VON GILSA, 2012

Nas análises de eficiência com a DEA é possível efetuar uma relação entre as eficiências calculadas pelos modelos CRS e VRS para obtenção da eficiência de escala. Lembrando que a

eficiência de escala é o resultado do nível de máxima produção situada sob a fronteira eficiente, que consiste em uma unidade (DMU) ótima de funcionamento onde a redução ou aumento na escala de produção implica na redução da eficiência.

A eficiência de escala pode ser obtida pelo cálculo da razão entre a eficiência com retornos constantes (CRS) pela eficiência com retornos variáveis (VRS), conforme a Equação 16:

$$Eficiência\ de\ escala = \frac{Eficiência\ CRS}{Eficiência\ VRS} \quad \text{Equação 16}$$

Quando o valor da eficiência de escala é igual a um, indica que a DMU opera em sua escala de produção máxima, também chamada de escala ótima de produção. Quando o resultado da eficiência de escala for diferente de um, é necessário calcular o rendimento de escala, com a utilização da Equação 16. Caso o somatório dos pesos calculados ( $u$ ) das DMUs de referência (benchmark) for maior que um, então os retornos de escala serão crescentes. Se for menor que um, os retornos de escala serão decrescentes (BANKER et al., 1984).

$$\sum_{k=1}^n u_k = 1, \text{ retornos constantes}$$

$$\sum_{k=1}^n u_k > 1, \text{ retornos crescentes}$$

$$\sum_{k=1}^n u_k < 1, \text{ retornos decrescentes}$$

Onde:

$\lambda_k$  = somatório dos pesos calculados das DMUs consideradas referência (*benchmark*).

## 2.6 ANÁLISES COMPLEMENTARES UTILIZANDO DEA

Além das análises tradicionais dos resultados de eficiência, outros resultados oriundos dos modelos podem ser utilizados para estudos mais aprofundados. As análises de eficiência utilizando a DEA fornecem o cálculo dos alvos e folgas, que são os valores de referência que devem ser utilizados para o estabelecimento de metas de melhorias para as DMUs ineficientes em relação a cada *input* ou *output* utilizado no cálculo. Os alvos e folgas fornecem indicativos de recursos que estão sendo subutilizados no processo em análise. Por esta funcionalidade, os alvos e folgas são muito importante para os gestores, pois podem fornecer um parâmetro de

redução na utilização dos insumos ou para o aumento da produção dos sistemas produtivos de bens e de serviços (PIRAN et al., 2018).

Para calcular o alvo para uma determinada DMU é necessário realizar o produto da posição atual de um insumo pelos pesos calculados ( $\lambda$ ) pertencente à DMU de referência, ou seja, a DMU que é o benchmarking.

$$\sum_{j=1}^m u_j y_{jo} = 1 \quad \text{Equação 17}$$

$$\sum_{j=1}^m v x_{ik} = 1 \quad \text{Equação 18}$$

Onde:

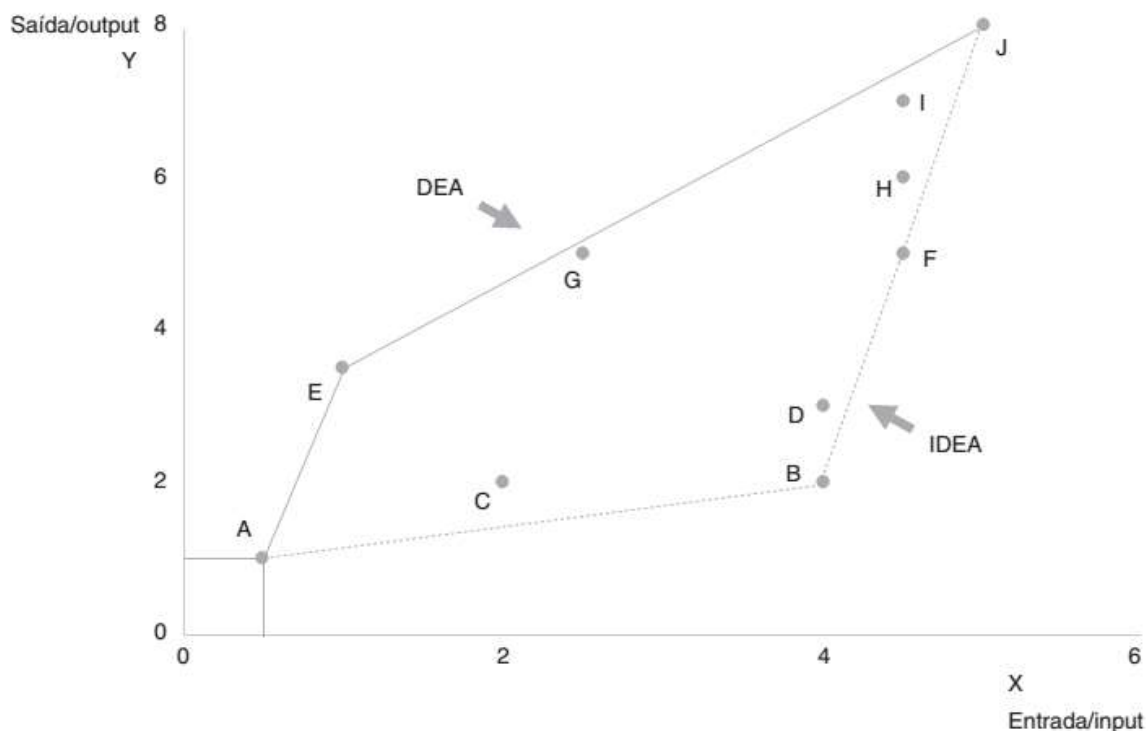
$x_{ik}$  = quantidade do *input*  $i$  para DMU  $k$ ,  $k=1, \dots, n$

$v_k$  = somatório dos pesos calculados para as DMUs consideradas *benchmark*

A técnica DEA permite também o cálculo de outros tipos de eficiência, que podem ser de pertinente avaliação: i) eficiência técnica (também considerada padrão); ii) fronteira invertida da eficiência técnica; iii) eficiência técnica composta; e iv) eficiência técnica composta\* (normalizada) (PIRAN et al., 2018).

A eficiência técnica é calculada, conforme já demonstrado anteriormente. A fronteira invertida da eficiência técnica pode ser vista como uma avaliação pessimista das DMUs e seu conceito foi introduzido por Yamada et al. (1994). No entanto, ganhou mais representatividade, quando abordada por Entani et al. (2002) o qual é apresentada pelos autores como IDEA (ineficiência DEA). A fronteira invertida da eficiência técnica ou IDEA avalia a ineficiência de uma DMU construindo uma fronteira constituída pelas unidades com as piores práticas gerenciais, chamada de fronteira ineficiente (ENTANI et al., 2002). Para o cálculo da fronteira, de ineficiência é feita uma troca dos *inputs* com os *outputs* e vice-versa, do modelo DEA original. A Figura 6 apresenta a ilustração da fronteira de eficiência padrão e a invertida, conforme ilustra a Figura 6

Figura 6 – Fronteira de eficiência técnica (padrão) e invertida/IDEA.



(fonte: adaptado de Entani et al., 2002).

A avaliação da fronteira invertida da eficiência técnica permite o cálculo da eficiência técnica composta. A eficiência técnica composta pode ser utilizada para contornar um problema comumente enfrentado por utilizadores da DEA, que é o problema de discriminação dos índices de eficiência.

A eficiência técnica composta foi desenvolvida por pesquisadores brasileiros (SOARES DE MELLO et al., 2008) e auxilia na resolução do problema de discriminação. A eficiência técnica composta é um índice agregado, que corresponde à média aritmética entre a eficiência técnica em relação à fronteira padrão e a ineficiência técnica em relação à fronteira invertida (SOARES DE MELLO et al., 2008, VON GILSA et al., 2017), conforme a Equação 19:

$$Eficiência\ técnica\ composta = \frac{Eficiência\ técni\ (1-Fronteira\ Invertida)}{2} \quad \text{Equação 19}$$

Para uma DMU ter máxima eficiência técnica composta, ela precisa ter bom desempenho na fronteira padrão e não ter bom desempenho na fronteira invertida (SOARES DE MELLO et al., 2008, VON GILSA et al., 2017).

## 2.7 INDICADORES DE QUALIDADE NA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

A qualidade dos serviços prestados é cada vez mais um fator crítico na análise de performance e uma ferramenta estratégica para conquistar-se vantagens competitivas (LEE; KIM, 2014). A aplicação de DEA em análises de qualidade é bem vista, uma vez que o método consegue agregar indicadores de diferentes unidades de medida em um atributo único de eficiência. Outro aspecto bastante útil do método DEA é a sugestão de unidades eficientes para servirem de exemplo às unidades que possuem folgas para melhoria, bem como o *input/output* que pode ser trabalhado para alcançar-se melhores índices de eficiência.

Um dos primeiros estudos neste sentido foi desenvolvido por Nayar e Ozcan (2008), que aplicaram diretamente na modelagem DEA três indicadores de qualidade na análise de eficiência em hospitais. Neste, concluíram que hospitais com uma maior eficiência operacional também possuíam maiores índices de qualidade.

Um exemplo da aplicação de DEA para avaliação de qualidade é apresentado por Lee e Kim (2014), que utiliza os resultados de uma pesquisa SERVQUAL (instrumento de pesquisa que avalia a qualidade de um serviço através de 5 dimensões e 22 sub-itens). Neste, os cinco indicadores resultantes do modelo SERVQUAL são utilizados como *outputs* no modelo DEA, criando assim um indicador único de qualidade para o objeto de estudo.

Kuah et al. (2010) também aplicaram DEA para avaliar eficiência com indicadores de qualidade, porém no seu estudo, o objetivo foi avaliar a eficiência dos projetos de QM – *Quality Management* através da utilização dos custos como *inputs* e indicadores de qualidade, operacionais e financeiros como *outputs*.

Ferrier e Trivitt (2013) propuseram um método DEA de dois estágios, onde no primeiro é calculado um índice de eficiência de qualidade e os resultados deste estágio é utilizado no segundo estágio, onde é calculada a eficiência total do modelo, que foi aplicado nos estudos de eficiência numa amostra de 1.074 hospitais dos Estados Unidos. Neste mesmo sentido, Du (2017) incorporou um indicador de qualidade na avaliação de eficiência via DEA dos sistemas de saúde de 31 províncias chinesas. Neste estudo, o autor comparou os resultados de eficiência dos modelos com e sem indicador de qualidade.

Os autores da bibliografia pesquisada discorrem também sobre a importância da utilização de indicadores de qualidade para uma visão mais ampla da eficiência, porém foi identificado que

não há um consenso em como aplicar os indicadores de qualidade em uma modelagem DEA. A análise dos resultados entregues pelo modelo é fundamental para uma correta aplicação do método, uma vez que o modelo pode sofrer alterações sensíveis pela inclusão de indicadores de qualidade, e a análise do contexto é fundamental para identificar possíveis desvios na etapa de modelagem. Assim, o conhecimento do processo, a interação com especialistas da operação e do método aplicado e a interpretação dos resultados trazendo os dados crus fornecidos pelo modelo para a realidade em que ele foi aplicado são cruciais para a boa aplicação de DEA.

## 2.8 ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS EM INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS

Como citado anteriormente, o trabalho elaborado por Sherman e Gold (1985) é reconhecido como o primeiro estudo que busca medir e avaliar a eficiência operacional de agências bancárias utilizando DEA. Os autores apontam que os estudos anteriores estavam focados basicamente em resultados contábeis, negligenciando os efeitos da eficiência da operação e a oportunidade de ganho combatendo as ineficiências. O autor aponta também algumas deficiências dos índices contábeis como indicadores de eficiência de agências bancárias. Além disso, estas avaliações não abrangem transações e serviços que não geram receita direta como abertura de contas, processamento de depósitos ou saques, e obviamente possui custos.

Avançando nos estudos de eficiência em instituições financeiras, Berger and Humphrey (1997) identificaram duas abordagens para a seleção de *inputs* e *outputs*: abordagem da produção e abordagem da intermediação. A primeira identifica a instituição financeira como uma indústria, assumindo que os bancos ‘produzem’ empréstimos, depósitos e serviços bancários. Nesta abordagem, são utilizados como *inputs* os recursos humanos, físicos e financeiros aplicados: horas de trabalho dos funcionários, quantidade de funcionários, número de caixas de autoatendimento, área das agências, custos fixos como aluguel, luz, água e outras despesas. Como *outputs*, é comum a utilização de informações de transações (depósitos, atendimentos, pagamentos, processamento de documentos, financiamentos, empréstimos, etc.), sendo estes dados agrupados através da contagem de operações ou valor financeiro. A segunda abordagem percebe as instituições financeiras como um intermediário entre poupadores, investidores e tomadores de crédito. Assim, são utilizadas variáveis contábeis e financeiras neste tipo de avaliação.

Drake et al., (2009) argumentam que as principais abordagens na literatura para seleção de variáveis no contexto de instituição financeira são:

- Abordagem da produção, onde os bancos são considerados prestadores de serviço aos consumidores. Neste tipo de análise, geralmente são utilizados *inputs* físicos como número de funcionários, área de agência, ATMs, capital e demais materiais. Os *outputs* são relacionados aos serviços prestados aos consumidores: números de depósitos, empréstimos, atendimentos, etc.
- Abordagem da intermediação: esta abordagem sugere que a principal função dos bancos é coletar fundos e convertê-los em empréstimos e outros itens de geração de receitas, usando capital e funcionários. Nesta visão, os bancos são vistos como um intermediário entre os agentes deficitários e superavitários no mercado.

Neste mesmo sentido, esta dualidade também foi discutida por Avkiran (2006), ressaltando que a escolha da abordagem é feita principalmente em função do tipo de análise que se pretende aplicar. Os autores afirmam ainda que nenhuma dessas duas abordagens é perfeita, uma vez que elas não capturam esta dualidade do papel das instituições financeiras. Eles sugerem ainda que a abordagem da produção é mais aplicável para avaliação de eficiência de agências/filiais, enquanto a abordagem da intermediação é mais conclusiva para comparar instituições como um todo. Ainda no que tange a utilização de métodos de pesquisa operacional e inteligência artificial para avaliação de performance em bancos, Eskelinen et al. (2010) revisaram estudos entre 1998 e 2009. Neste estudo, observaram que dos 196 trabalhos, 151 utilizam Análise Envoltória de Dados. Na análise de agências, os autores sugerem, a partir da revisão bibliográfica feita por eles, que se aplique a abordagem da análise de produção quando o objetivo for avaliar a eficiência de agências/unidades de atendimento, indo ao encontro dos estudos referenciados anteriormente.

LaPlante e Paradi (2015) comentam que a maioria dos estudos em bancos aplicando DEA focam no nível institucional, comparando bancos entre si, e não agências de um mesmo banco. Segundo os autores, este comportamento pode ser atribuído à disponibilidade dos dados, uma vez que os dados consolidados de instituições bancárias devem ser disponibilizados de maneira pública, e muitos destas instituições financeiras também são empresas de capital aberto, logo devem apresentar os relatórios financeiros anuais aos investidores.

Para uma análise de performance e benchmark interno das agências de uma instituição financeira, alguns aspectos críticos da operação interna do banco devem ser compreendidos e os processos mapeados para uma correta modelagem (LAPLANTE; PARADI, 2015).

Entrando no mundo de estudos que avaliam custos e eficiência de agências bancárias, é consenso que o custo operacional das agências ainda é uma das principais linhas de custo para bancos e contribui para uma grande parte do valor que afeta o consumidor final (LAPLANTE; PARADI, 2015). Portanto, compreender a eficiência de diferentes agências/filiais é fundamental em um ambiente competitivo onde a necessidade de redução do número de agências para reduzir custos e melhorar a experiência do cliente. Ciente deste cenário, Quaranta (2018) utilizou uma metodologia de DEA através de três etapas: primeiro incluiu todas as possíveis maneiras de avaliar eficiência. Após isto, foram aplicados testes estatísticos de colinearidade para excluir índices redundantes. Por fim, através da análise de clusters foram agrupadas agências através de classes de eficiências baseadas nos índices de eficiência. O estudo foi aplicado em filiais de um banco regional na Itália.

Henriques et al. (2018) avaliara a eficiência dos 50 maiores bancos no Brasil durante o período de 2012 a 2016, através da abordagem de intermediação e concluiu que os maiores bancos não são necessariamente os mais eficientes.

Do ponto de vista de gestão, uma análise neste nível de filiais/agências fornece uma informação bastante útil para tomada de decisões. Como resultado prático, o estudo pode levar a ações gerenciais que vão desde selecionar agências a se manterem em funcionamento após uma fusão/aquisição, recompensa de filiais com as melhores performances até desenvolvimento de programas de treinamentos.

Outra alternativa de aplicação de DEA em instituições financeiras é incorporar os resultados em ferramentas de análise de risco. Chronus (2013) destaca que o principal objetivo da gestão de riscos em bancos é manter níveis aceitáveis de lucro com parâmetros de segurança e liquidez. Uma gestão de riscos eficientes deve resolver alguns problemas, desde monitoramento de risco até sua avaliação. O nível de risco está associado com um evento particular e pode mudar de acordo com o dinamismo do ambiente. Isto faz com que o banco se posicione estrategicamente no mercado de acordo com sua estimativa de risco, relação com clientes e qualidade dos ativos e garantias para ajustar suas políticas de gestão de risco. Este processo inclui a previsão de



riscos, determinação de probabilidades, valores, impactos e o desenvolvimento e implementação de medidas para prevenir ou minimizar perdas relacionadas.

A gestão de riscos é um importante processo para qualquer instituição financeira, e sua metodologia e qualidade da informação variam significativamente de acordo com o desenvolvimento da instituição. Isto é porque, os riscos para um banco – de crédito, mercado e operacional – diferenciam sua natureza e requerem informações específicas para sua avaliação, e também, depende da capacidade de gestão de informações e sistemas de processamento de dados da mesma (CHORNOUS; URSULENKO, 2013).

O risco de crédito é definido como a possibilidade de inadimplência das obrigações do tomador ou contraparte, de acordo com seus termos (BASEL, 2008). Para sua avaliação, o banco precisa ter uma forte base de clientes e informações por um longo período. Estas informações podem ser utilizadas em modelos de *behaviour* que estimam a probabilidade de inadimplência do cliente baseado no seu histórico de crédito e modelos de score de acordo com seu cadastro (informações demográficas do cliente, informações empregatícias, parâmetros do produto, etc.). O conjunto de modelos de score de acordo com dados de cadastro, *bureaus* e informações (obtidas de sistemas como prevenção a fraude, por exemplo), pode determinar quais segmentos de clientes podem ser aprovados automaticamente e quais precisam uma verificação pelos analistas de crédito.

Nesta mesma linha, segundo Bessis (BESSIS, 2011), o risco de crédito é composto por quatro partes: risco de *default*, de exposição, de migração e de recuperação. O risco de default se refere à probabilidade de ocorrer um evento de default com o tomador de crédito, isto é, o não pagamento; o risco de exposição decorre da potencial incerteza em relação ao valor futuro da operação de crédito; o risco de migração é o risco de declínio da qualidade de crédito do emissor de um título ou de uma ação; enquanto o risco de recuperação do crédito se refere à incerteza quanto à restituição de valores no caso de um default do tomador.

Existe uma tendência de aumento dos riscos operacionais com o crescimento dos negócios bancários, assim como a pulverização destes serviços. Riscos operacionais são os riscos relacionados a perdas resultantes de processos internos inadequados ou a falha de sistemas, ações do operador (BASEL, 2008). Assim, para gerenciá-los, é necessário entender suas fontes, causas e impactos nas atividades da instituição.

Deve-se frisar que o risco de crédito sempre foi a maior ameaça para o desempenho de qualquer banco além de ser a “principal causa de falências bancárias” (VAN GREUNING et al., 2009). Deste modo uma estrutura sólida de monitoramento e gestão de risco de crédito é requisito indispensável para um banco atender os níveis de estabilidade definidos pelo órgão regulador.

A piora no nível de risco do tomador não impacta o banco credor de modo instantâneo, apesar de agravar o risco de crédito de todo o portfólio e aumentar o risco de default (não recebimento); sendo tal piora monitorada de um modo global, pelas ferramentas de classificação de risco, ao apontarem as migrações de risco da carteira e dos tomadores de crédito (PIMENTA, 2014).

Um dos primeiros artigos a utilizar DEA no âmbito de risco de crédito foi proposto por Cheng *et al.*, (2007), onde os autores utilizaram o método para avaliar financiamento de projetos de Parcerias Público-Privado com indicadores não só financeiros, mas avaliando também benefícios sociais do projeto para a sociedade, gerando assim um modelo de *credit scoring* alternativo. Também no âmbito de avaliação de financiamentos, outros estudos (TSOLAS; CHARLES, 2015, PSILLAKI et al., 2010) utilizaram a metodologia DEA para avaliar o risco de crédito de projetos ou empresas, baseado em indicadores de eficiência dos mesmos.

Já Chen et al. (2013) propõem a utilização de DEA para compor um score de behaviour de crédito para classificar os clientes de acordo com a utilização dos produtos de crédito. Com a análise de folgas propostas pelo método, a instituição financeira consegue identificar os pontos de contribuição do cliente e que estratégias devem ser abordadas para aumentar a eficiência do cliente e por consequência sua avaliação de crédito.

Gu et al. (2017) propõem um framework que utiliza DEA em conjunto com AHP como ferramenta para instituições financeiras com base online efetuarem análise de crédito para pequenas empresas. Eskelinen et al. (2010) investigaram a relação entre a ineficiência técnica das instituições e a falência destas. Os autores identificaram que o índice de eficiência encontrado a partir de uma análise com DEA tem um forte poder para explicar a probabilidade de futura falência. Iazzolino et al. (2013) apresentaram um estudo que relaciona o *credit score* com a eficiência de empresas proponentes a uma oferta de crédito, e conclui que DEA pode ser utilizado como um complemento aos modelos de risco de crédito tradicionais.

Existem também outros estudos que utilizam DEA em conjunto com *crediti scoring* para avaliar propostas de crédito micro empresas (CHIU et al., 2010, ESKELINEN *et al.*, 2010, PSILLAKI et al., 2010). Nestes casos, a avaliação de eficiência de DEA é em relação a empresa proponente.

## 2.9 FRAMEWORKS PARA APLICAÇÃO DE MODELOS DEA

Um modelo é uma representação externa e explícita de parte da realidade vista pela pessoa que deseja usar aquele modelo para entender, mudar, gerenciar e controlar parte daquela realidade (PIDD, 1996). A construção de um modelo requer um processo rigoroso. Isso por que a estrutura de um modelo inclui variáveis como, por exemplo, estoques, pessoas, materiais, dinheiro entre outras, que são características de um sistema (STERMAN et al., 2015). Assim, no processo de construção e implementação de um modelo é preciso avaliar o *trade-off* entre o nível de precisão no detalhamento do problema e simplificações para manter o processo tratável, trazendo vantagens para melhorar a compreensão do problema (CAIRNS et al., 2016). Processos de simples entendimento na modelagem podem ser mais atraentes para os tomadores de decisão que tendem a rejeitar métodos matemáticos ou não querem empregar o tempo e o esforço necessários exigidos por formulações mais complexas (CAIRNS et al., 2016). Os autores citam ainda que é preciso tomar cuidado com a inserção de uma quantidade elevada de variáveis, com o intuito de criar um modelo bastante representativo e complexo. Em vez de tentar, no estágio inicial, aplicar um modelo completo que incorpora todos os aspectos da situação analisada, é melhor começar com um modelo simples. Desta forma é possível proporcionar aprendizagem, pela qual um modelo simples pode ser refinado gradativamente sempre que necessário (PIDD, 1996). Recomenda-se que a organização deve ser feita pelo construtor de modelos, mas seguindo as exigências e conselhos do usuário do sistema ou o tomador de decisão, em geral, o proprietário problema (WIERZBICKI, 2007). Assim, não só o pesquisador deve ser envolvido neste processo, mas o ideal é que seja uma atividade que envolva também especialistas no processo avaliado, preferencialmente de áreas diversas, que possuam pontos de vista diferentes e que possam enriquecer a modelagem, buscando assim um modelo capaz de representar o problema a ser estudado com o nível de detalhe necessário, sem onerar o processo com análises demasiadamente detalhadas.

Para contribuição da melhoria nos processos de elaboração de modelos DEA existem alguns *frameworks* propostos para facilitar a etapa de modelagem. Esta seção apresenta os os

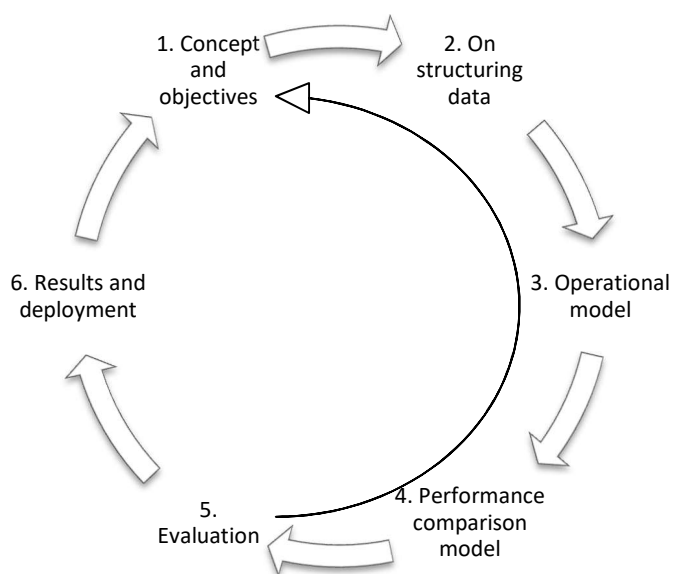
*frameworks* propostos e avaliar a aplicabilidade destes e a colaboração no desenvolvimento de estudo em DEA para pesquisadores que não são familiarizados com o método.

Alguns *frameworks* sugeridos pela literatura existente buscam propor soluções para problemas específicos, como aplicação de limites máximos e mínimos para as variáveis (ABDULLAH et al., 2018) ou para a resolução do problema de programação linear (APPA; WILLIAMS, 2006).

De uma maneira mais genérica, Jain et al., (2011) sugerem etapas para a seleção de variáveis em modelos DEA, com base em uma aplicação prática em uma indústria de manufatura, onde uma ampla gama de variáveis estão disponíveis para a análise e avaliação de eficiência. Todavia, o modelo proposto não aborda etapas importantes do processo de análise de DEA como a definição do objetivo da análise e tipo de análise, que podem levar a vieses na modelagem.

Emrouznejad e De Witte (2010) propuseram o COOPER-*framework*, que se aplica de uma maneira genérica para todos métodos não-paramétricos, não exclusivamente DEA. O modelo descrito compreende 6 fases inter-relacionadas, cujo acrônimo em inglês forma o sobrenome de um dos precursores do método DEA. As fases propostas para a aplicação dos modelos estão descritas na Figura 7:

Figura 7 – COOPER *framework*



(fonte: EMROUZNEJAD; WITTE, DE, 2010)

As fases prescritas são detalhadas como:

1. *Concept and objectives* (Conceito e objetivos): projetos de DEA e avaliação de eficiência como um todo envolvem a *expertise* de um alto número de indivíduos. Os conceitos e objetivos devem ser comunicados de uma maneira clara entre todos os *stakeholders*. Nesta fase é definida a questão de pesquisa e os objetivos do trabalho. A partir destes, deve-se avaliar questões a respeito do nível de detalhamento do modelo e o *trade-off* entre precisão das informações e tempo de processamento/coleta das informações;
2. *On structuring data* (estruturação dos dados): nesta fase deve-se começar a análise da coleta de dados e organização destes. Os autores ressaltam a importância desta organização, principalmente em projetos com muitas variáveis e fontes de informações diversas. Uma metodologia estruturada é fundamental para reduzir o tempo de atualização das informações do modelo, bem como seu tratamento (remoção de erros, tratamento de *outliers*, agrupamentos, etc.)
3. *Operational models* (modelo operacional): dependendo da disponibilidade de informações, qualidade e tipo dos dados, algumas classes específicas de modelos podem ser sugeridos. As duas principais categorias de modelos são os paramétricos (que assumem uma especificação de função de produção) e os não-paramétricos (não dependem de nenhuma suposição de função de produção). Dentro destas famílias, existem as variações determinísticas e estocásticas. As determinísticas assumem que todas as observações pertencem ao conjunto de produção. Já os estocásticos admitem alterações nos dados e interpretam estas variações através de um termo de erro.
4. *Performance Coparison* (comparação da performance): assim que um *dataset* é coletado, a etapa de análise permite obter novos *insights* para a aplicação dos dados no modelo. Nesta etapa, são selecionados diferentes conjuntos de *inputs/outputs*, e o pesquisador, juntamente com os especialistas do processo, devem avaliar o contexto da inclusão/exclusão de dada variável. A avaliação das eficiências ao longo do tempo, dispondo os dados em painel (observações das variáveis em diferentes momentos) pode gerar informações a respeito da variação da eficiência após dada alteração no sistema.
5. *Evaluation* (avaliação dos resultados): nesta etapa, o modelo e seus resultados devem ser cuidadosamente avaliados e revisados de acordo com o objetivo do estudo. O processo

como um todo deve ser reavaliado e verificada a aderência da modelagem e dos resultados em relação aos objetivos iniciais. Especialmente em grandes *datasets*, ferramentas de sumarização e de visualização são fundamentais para a apresentação dos resultados do modelo e a partir destes se tirar conclusões concretas e assertivas.

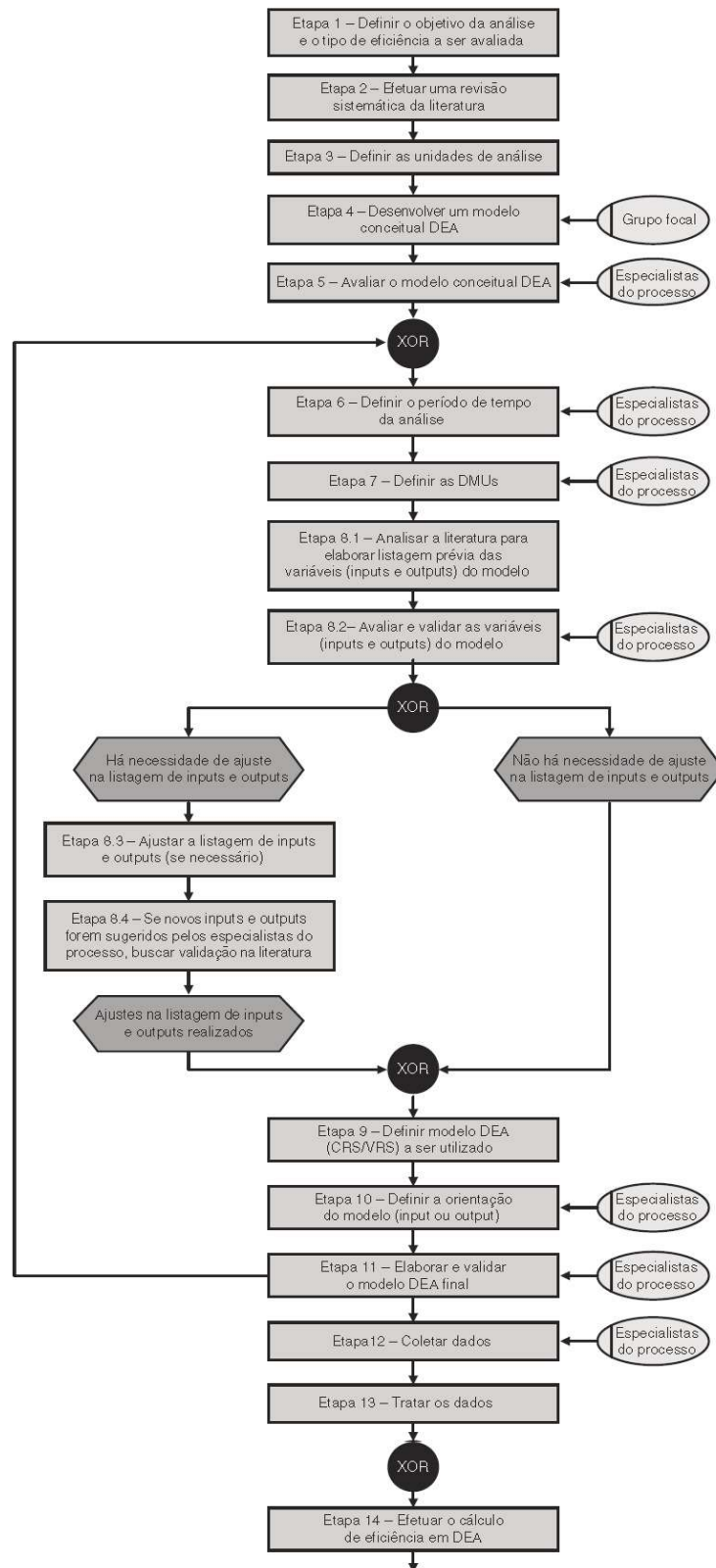
6. *Result and deployment* (resultados e implementação): por fim, os resultados são postos em ação. O processo como um todo deve ser sumarizado em um relatório que apresenta todas as possíveis entregas. Este deve apresentar claramente as conclusões obtidas a partir dos resultados dos modelos. Sugestões de como aumentar a eficiência das unidades avaliadas e possíveis ações de melhorias no sistema também devem ser escritas, e se possível, abrangendo o ponto de vista do tomador de decisão.

Os autores ressaltam a importância da interação entre as etapas e os *feedbacks* a serem coletados em cada passo, para que a aplicação dos modelos não seja uma simples ‘tecnologia de apertar botões’ (EMROUZNEJAD; DE WITTE, 2010).

Mais abrangente que os *frameworks* citados anteriormente, o MMDEA (Método de modelagem em DEA), proposto por Piran et al. (2018) busca contribuir para facilitar a aplicação de modelos em DEA, considerando imprescindível a interação entre pesquisadores e empresas na sua aplicação.

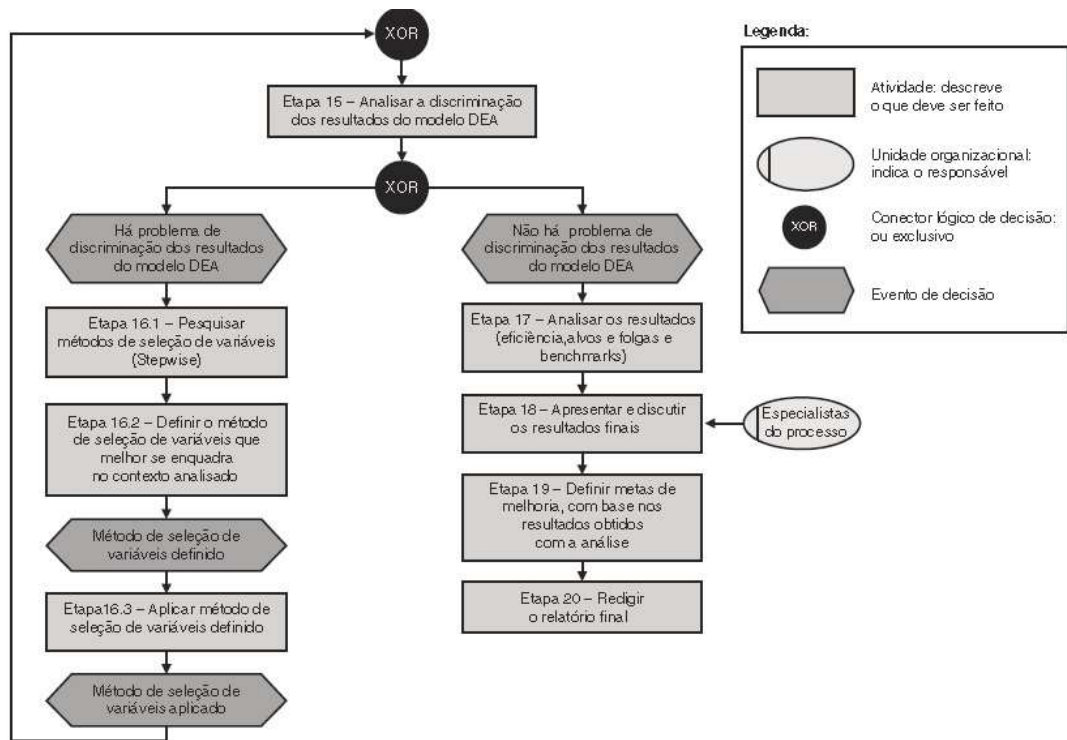
O Método proposto pelos autores está sintetizado na Figura 8. Os retângulos descrevem cada etapa a ser executada; os retângulos mostram quando os gestores da empresa devem participar da etapa sinalizada; os círculos mostram eventos de tomada de decisão e os hexágonos efetuam uma conexão desta decisão com o processo como um todo (PIRAN et al., 2018).

Figura 8 – Método de Modelagem em DEA (parte 1)



(fonte: PIRAN; LACERDA; CAMARGO, 2018)

Figura 9 – Método de Modelagem em DEA (parte 2)



(fonte: PIRAN; LACERDA; CAMARGO, 2018)

Este *framework* proposto é mais detalhado que os outros encontrados na revisão bibliográfica, e destaca a interação entre pesquisadores (detentores do conhecimento sobre DEA) e especialistas do processo (que entendem a indústria, seu contexto, as particularidades do negócio e cuidados a serem tomados nas etapas de concepção do modelo).

A abrangência do *framework* incluindo desde as etapas iniciais de definição de objetivo de análise e tipo de eficiência avaliada é importante para a reflexão do pesquisador e orientação do escopo do estudo, e resolve uma lacuna encontrada na bibliografia de DEA.

As 20 etapas sugeridas pelos autores podem ser brevemente descritas como:

1. Definir o objetivo da análise e o tipo de eficiência a ser avaliado:

A Etapa 1 do MMDEA contempla a identificação do problema a ser analisado. A identificação do problema também pode ser considerada a definição do contexto a qual será efetuada a análise



de produtividade e eficiência. Além disso, é necessário definir qual tipo de eficiência será avaliada (eficiência técnica e suas variações, de escala, alocativa ou de custos/econômica).

## 2. Efetuar uma revisão sistemática da literatura:

A Etapa 2 consiste na realização de uma revisão sistemática da literatura (RSL). O processo de aplicação da DEA pode ser facilitado pela identificação na literatura de análises similares ao contexto planejado e a definição do objetivo da análise (PIRAN et al., 2018).

## 3. Definir as unidades de análise

Na Etapa 3 é necessário definir as unidades de análise, tanto para os benchmarkings internos quanto externos. A unidade de análise é o elemento a ser analisado, no seu determinado contexto (PIRAN et al., 2018).

## 4. Desenvolver um modelo conceitual de DEA

Na Etapa 4 os autores do MMDEA sugerem o desenvolvimento de um modelo conceitual da análise planejada. Um modelo conceitual é uma representação simplificada de um sistema ou contexto real, o qual considera variáveis e conceitos e a relação entre estas variáveis e conceitos. No caso específico da realização do modelo conceitual DEA, este permite um melhor entendimento do contexto de análise. O modelo conceitual pode ser representado por um desenho de pesquisa que auxilia no entendimento e ilustração da análise que será efetuada (PIRAN et al., 2018).

## 5. Avaliar o modelo conceitual DEA

A Etapa 5 consiste em apresentar a estrutura conceitual de pesquisa para um grupo de especialistas da empresa na qual será desenvolvida a análise. O intuito desta discussão inicial é avaliar o modelo conceitual desenvolvido. Isso é importante nesta fase, pois se o modelo conceitual for mal desenvolvido, provavelmente toda a análise será comprometida (PIRAN et al., 2018). Assim, entende-se que a validação de um modelo, principalmente quando se envolve gestores e especialistas, contribuiu para reduzir distorções no processo de pesquisa e a aumentar a credibilidade da análise conclusiva de um estudo (JONSEN; JEHN, 2009)(SODHI; TANG, 2014).

## 6. Definir o período de tempo de análise

A Etapa 6 consiste na definição do período de tempo da análise. O período de tempo da análise varia se o benchmark efetuado for interno ou externo (PIRAN et al., 2018).

#### 7. Definir as DMUs

A Etapa 7 consiste na definição das DMUs. De uma forma simples, a DMU representa o que será comparado (PIRAN et al., 2018).

#### 8. Definir as variáveis a serem utilizadas no modelo DEA

A Etapa 8 consiste na definição das variáveis a serem utilizadas no modelo DEA (PIRAN et al., 2018). A definição das variáveis de entrada (input) e de saída (output) pode ser considerada a etapa mais importante do processo de modelagem utilizando a DEA (WAGNER; SHIMSHAK, 2007, Cook et al. (2014) destacam que em análises utilizando DEA não é possível ter completa certeza de que todas as variáveis relevantes foram incluídas no modelo definido. No entanto, devem ser feitos todos os esforços possíveis para incluir as variáveis que fazem sentido.

#### 9. Definir o modelo DEA (CRS/VRS) a ser utilizado

A Etapa 9 consiste na definição do modelo DEA a ser utilizado. Esta definição deve ser efetuada pelo pesquisador/modelador, com base nos conceitos dos modelos DEA (CRS e VRS). Para tomar tal decisão é necessário buscar informações sobre o contexto analisado para compreender as relações de proporcionalidade de escala entre os *inputs* e *outputs* e as DMUs analisadas (PIRAN et al., 2018).

#### 10. Definir a orientação do modelo (*input* ou *output*)

A Etapa 10 consiste na definição da orientação do modelo. Conforme mencionado anteriormente, existem duas possibilidades de orientação do modelo DEA: entrada (input) ou saída (*output*) (PIRAN et al., 2018).

#### 11. Elaborar e validar o modelo DEA final

A Etapa 11 consiste na elaboração e validação do modelo DEA final. Após concluir as etapas citadas anteriormente, os autores do *framework* sugerem que o pesquisador/modelador efetue uma ilustração do modelo DEA definido e faça uma apresentação para os especialistas do processo.

## 12. Coletar dados

A Etapa 12 consiste no processo de coleta de dados. A primeira etapa desta fase foi realizar o planejamento da coleta dos dados. O planejamento ocorreu por meio de uma reunião com os especialistas no processo, com o objetivo de definir: a) as fontes de coleta dos dados; b) o período da coleta dos dados, e; c) as formas de criptografia ou mascaramento dos dados para preservar as informações da empresa estudada.

## 13. Tratar dados

A Etapa 13 consiste no tratamento dos dados coletados. Inicialmente cria-se uma coluna com a numeração das DMUs definidas. As DMUs podem ser codificadas para facilitar a análise e interpretação dos resultados, além de não expor informações sigilosas da empresa. Posteriormente, deve-se criar linhas com os *inputs* e *outputs*. Assim é possível preencher as linha com as informações relativas as quantidades de cada input e output de cada DMU (PIRAN et al., 2018).

## 14. Efetuar o cálculo de eficiência em DEA

A Etapa 14 consiste no cálculo da eficiência em DEA. Para a resolução dos problemas de programação linear dos modelos de análise envoltória de dados, existem diversos softwares específicos já desenvolvidos por pesquisadores internacionais.

## 15. Analisar a discriminação dos resultados do modelo DEA

A Etapa 15 consiste na análise da discriminação dos resultados do modelo DEA desenvolvido. Quando não é possível diferenciar as DMUs eficientes das ineficientes conclui-se que o modelo apresenta problema de discriminação. Em outras palavras, o problema de discriminação é observado quando todas as DMUs apresentam eficiência igual ou muito próximas de 1 (100%) (PIRAN et al., 2018).

## 16. Utilizar um método de seleção de variáveis (*Stepwise*)

A Etapa 16 consiste na utilização de um método de seleção de variáveis (*Stepwise*). Pode-se considerar que com a aplicação do *Stepwise*, existe um refinamento do modelo DEA. Assim, esta fase objetiva, por meio de pesquisa na literatura, determinar a utilização de um método que auxilie o pesquisador a definir se existem variáveis que podem ser consideradas irrelevantes e,

assim, excluídas do modelo aplicado, com o intuito de evitar problemas de discriminação nos escores de eficiência. Para esta fase, três subetapas fundamentais precisam ser cumpridas:

- i) Pesquisar métodos de seleção de variáveis (*Stepwise*) existentes na literatura.
- ii) Definir o método de seleção de variáveis que melhor se enquadra o contexto analisado.
- iii) Aplicar o método de seleção de variáveis definido.

A identificação de várias unidades como ‘falsa eficiência’ e scores de eficiência muito otimistas são definidos como o problema de falta de discriminação (ESKELINEN, 2017). Para sanar tal problema, algumas técnicas de seleção de variáveis podem ser adotadas. Lewin, Morey, and Cook (1982), entre outros, usaram correlação e análise de regressão para testar variáveis redundantes que poderiam ser omitidas sem prejudicar os resultados. Jenkins e Anderson (JENKINS; ANDERSON, 2003), propuseram um procedimento de redução de variáveis baseada na covariância entre os *inputs*, onde uma combinação de variáveis é selecionado baseado na variância dos resultados obtidos. Gonzalez-Bravo (GONZALEZ-BRAVO, 2007) propôs um procedimento para ajudar a discriminação o modelo usando um procedimento que avalia a razão de *inputs/outputs* antes da aplicação de DEA. Outra ramificação de técnicas de seleção de variáveis avalia o impacto das variáveis removidas nos resultados do modelo DEA. Banker (1996) propôs o uso de testes estatísticos para diferenciar a distribuição de ineficiência, indicando a significância da variável no processo produtivo. Simar e Wilson (2001) recomendam um teste *bootstrapping* para avaliar se a variável (*input* ou *output*) é relevante. Pastor, Ruiz, e Sirvent (2002) introduziram uma medida de contribuição na eficiência: *efficiency contribution measure* (ECM) para testar a significância da variável nas estimativas de eficiência. Fanchon (2003), Ruggiero (2005) e Sharma e Yu (2015) fizeram uma regressão dos scores de eficiência a partir das variáveis e testaram o coeficiente de regressão removendo as variáveis.. Wagner e Shimshak (WAGNER; SHIMSHAK, 2007) propuseram um procedimento *stepwise* para avaliar o impacto da variável na média das notas de eficiência.

Como descrito por Eskelinen (2017) e os autores citados por este, pode-se agrupar os métodos de seleção de variáveis para modelos de DEA em dois grandes grupos: VR – *Variable Reduction* (Redução de variáveis) e ECM - *Efficiency Contribution Measure* (Contribuição incremental na medida de eficiência). O primeiro deles, Redução de variáveis (VR) baseia-se

na análise da covariância das variáveis candidatas. Por este método, se as variáveis na avaliação de eficiência apresentarem forte correlação, uma abordagem intuitiva é omitir uma delas sem perda significativa de informação. Jenkins e Anderson (2003) criticam esta abordagem porque esta interrelação entre as variáveis nem sempre são óbvias e não podem ser determinadas diretamente de uma matriz de correlação. No presente trabalho, foi utilizado a função do software SAGEPE, que utiliza a metodologia proposta por Pastor et al. (2002), descrito nos parágrafos anteriores.

#### 17. Analisar os resultados (eficiência, alvos, folgas e *benchmarks*)

A análise de dados consiste em examinar, categorizar, classificar em tabelas, testar, ou recombinar as evidências quantitativas e qualitativas para tratar as proposições iniciais de um estudo (YIN, 2010).

#### 18. Apresentar e discutir os resultados finais

A Etapa 18 consiste na apresentação e discussão dos resultados. Com os resultados obtidos e análises efetuadas, entendeu-se que é importante realizar uma discussão final com os especialistas do processo que participaram e auxiliaram em toda a modelagem e coleta de dados. Esta discussão objetiva demonstrar os resultados encontrados na análise para os especialistas que apoiaram o desenvolvimento do estudo (PIRAN et al., 2018).

#### 19. Definir metas de melhoria, com base nos resultados obtidos na análise

Etapa 19 consiste na definição de metas de melhoria com base nos resultados obtidos na análise. Nesta etapa o pesquisador/modelador, em conjunto com os gestores da organização objeto de estudo, deve elaborar planos de ações para buscar as melhorias apontadas pela análise efetuada. A análise de alvos e folgas fornece subsídios interessantes para estes planos (PIRAN et al., 2018).

#### 20. Redigir o relatório final

Por fim, na Etapa 20 o pesquisador/modelador deve se concentrar em redigir o relatório final para comunicar as descobertas da análise efetuada. No relatório é importante deixar claro todos os procedimentos efetuados em relação ao método empregado no desenvolvimento do trabalho. Além disso, é necessário demonstrar objetivamente os resultados obtidos e como estes resultados podem contribuir para melhorar a gestão da organização estudada. O processo final

de redação do relatório não deve ser subestimado, pois a falta de critério na comunicação dos resultados pode comprometer negativamente todo o trabalho realizado.

## 2.10 MAPEAMENTO E MELHORIA DE PROCESSOS

A conceituação de processo, no âmbito de negócios, é fundamental para definir e entender o gerenciamento de processos (MULLER, 2003). Porter (1990) desenvolveu a ideia de “cadeia de valor” (*value chain*), uma visão revolucionária da organização empresarial para a época que, basicamente, desagrega a organização em atividades estrategicamente relevantes e passíveis de mensuração. Davenport (1994), por sua vez, apresenta uma das definições mais populares na literatura sobre o assunto, conceituando processo como um conjunto estruturado e mensurável de atividades projetadas para produzir uma saída específica para um mercado ou consumidor particular. Já Hammer e Champy (1994) entendem processo empresarial como um conjunto de atividades com uma ou mais espécies de entrada e que cria uma saída de valor para o cliente (MULLER, 2003).

Talwar (1993) define processo como uma sequência de atividades pré-definidas executadas com a finalidade de alcançar um pré-determinado tipo ou conjunto de saídas. Para Harrington (1993), processo é qualquer atividade que recebe uma entrada (*input*), agrega valor (fazendo uso dos recursos da organização) e gera uma saída (*output*) para um cliente interno ou externo. Como definição, segundo Hronec (1994), processo é uma série de atividades que consomem recursos e produzem um bem ou serviço. Para o autor, processos críticos são aqueles que têm impactos diretos na realização das estratégias e das metas da organização.

As empresas são vistas como um grande agrupamento de departamentos (setores). Isto é decorrência do antigo paradigma de divisão do trabalho. Com isso, nenhum departamento tem responsabilidade total por um processo de trabalho completo. Como consequência, o gerenciamento é voltado à estrutura organizacional e não aos resultados da empresa, havendo a criação de barreiras interdepartamentais (MULLER, 2003).

A interação cliente-empresa se dá através de processos do negócio. Assim, pode-se estimar o "valor" do trabalho que se faz e reconhecer oportunidades para melhorias. Assim sendo, a empresa como um todo se beneficia mais de melhorias nos processos do que de iniciativas individuais dentro dos departamentos (MULLER, 2003). Identificam-se registros na literatura em diferentes momentos quanto à preocupação de estudiosos com a melhoria de processos. É

possível perceber uma evolução histórica da cultura de melhoria de operações, posteriormente de processos, para a de gestão por processos, vivenciada atualmente, através das metodologias desenvolvidas ao longo do tempo. A seguir são indicadas as principais metodologias que contribuíram para o que se conhece como Business Process Management (BPM) (DE BOER, 2014).

Smith e Fingar (2003) abordam a evolução até a Gestão por Processos identificando três grandes ‘ondas’, ou marcos. Segundo os autores, o primeiro grande movimento influente para a evolução do BPM – a ‘primeira onda’ – tem início na década de 1920, com a teoria administrativa de Frederick Taylor, pai da organização científica do trabalho. Essa primeira onda também é marcada pelo desenvolvimento da área de especialização chamada Organização e Métodos (O&M); a ‘segunda onda’ da Gestão por Processos surge com o sistema de Gestão da Qualidade Total (TQM), empregado pela fábrica Toyota no Japão. É na segunda onda, também, que os computadores passaram a fazer parte da vida das empresas, permitindo que fossem desenvolvidos, a partir da década de 70, sistemas específicos que apoiassem as empresas na gestão de suas atividades. O fim desse marco se dá com os trabalhos de Tom Davemport e Michael Hammer que originaram a metodologia denominada Reengenharia de Processos; por fim, os autores consideram que a ‘terceira onda’ consiste na consolidação do termo ‘*Business Process Management*’ (Gestão de Processos de Negócio).

Os diversos conhecimentos relacionados aos processos fundiram-se, originando o que Vom Brocke e Rosemann (2015) definem como a moderna Gestão de Processos de Negócio: “um sistema integrado de gestão de desempenho de negócios voltado para a gestão de processos de negócio de ponta a ponta”. Segundo os autores, a gestão engloba a padronização dos processos, o acompanhamento do seu desempenho a partir de indicadores comparáveis com as metas estabelecidas e a identificação de problemas e ações corretivas para corrigi-los, quando são estabelecidos novos padrões para os processos.

As maiores oportunidades de melhoria no desempenho estão nas interfaces funcionais – o ponto em que o bastão é passado de um departamento para outro. Porém, com muita frequência, é o organograma, e não o negócio, que está sendo gerenciado. Concordando com Harrington (1993), quando não se atenta para o processo total, as funções são um grupo de pequenas empresas isoladas sendo avaliadas por padrões que não estão em sintonia com as necessidades totais da empresa.

### 3 METODOLOGIA

A pesquisa em gestão deve buscar a aproximação de duas realidades: teórica e prática. Embora possam parecer distantes entre si, tanto a teoria quanto a prática buscam gerar conhecimentos que possam ser aplicados a fim de garantir melhorias nos sistemas existentes ou auxiliar no projeto e na concepção de novos sistemas, produtos ou serviços. Diante desta questão, as pesquisas podem ser classificadas de acordo com as perspectivas de relevância e rigor teórico e metodológico (DRESCH et al., 2015). De acordo com os autores, uma pesquisa é entendida como necessária aquela que conjuga o rigor teórico-metodológico e utilidade prática para a sociedade. Os trabalhos elaborados devem avançar em termos de geração de conhecimento e em termos de contribuições para a realidade concreta das organizações.

A falta de relevância das pesquisas para os profissionais pode levar a um distanciamento entre o que se desenvolve na academia (teoria) e o que é, de fato, aplicado nas organizações (prática). Por outro lado, o fato de ser relevante para os profissionais não dispensa a pesquisa da necessidade de ser reconhecida pela comunidade acadêmica, garantindo, assim, o avanço do conhecimento (DRESCH et al., 2015). O maior rigor metodológico ajuda a assegurar a validade da pesquisa e, conseqüentemente, seu reconhecimento como estudo confiável e bem conduzido.

#### 3.1 METODOLOGIA DE PESQUISA

No que diz respeito aos métodos de pesquisa, pode-se conceituá-los como um conjunto de passos reconhecidos pela comunidade acadêmica e utilizados pelos pesquisadores para a construção do conhecimento científico (MICHELETTO et al., 1996).

Buscando a integração de disciplinas como engenharia e administração, Baber *et al.* (1995) afirmam que existem dois tipos de produção de conhecimento:

- Produção de conhecimento tipo 1: puramente acadêmica, refere-se a uma única disciplina;
- Produção de conhecimento tipo 2: transdisciplinar, voltada à resolução de problemas e ocorre normalmente no contexto de aplicação.



Aken (2005) afirma que a aplicação do conhecimento tipo 2 poderia contribuir para o aumento da relevância dos resultados das pesquisas, o que motivaria os profissionais nas organizações a utilizar tais resultados para melhorar seus processos ou, até mesmo, solucionar seus problemas.

Quanto ao caráter deste trabalho, enquadra-se nas pesquisas de ordem prática ou pesquisa aplicada, e seu principal interesse é que os resultados auxiliem os profissionais na solução de problemas do dia a dia (DRESCH et al., 2015).

O método de pesquisa utilizado neste trabalho pode ser enquadrado em um estudo de caso com aplicação de um modelo matemático. O estudo de caso é uma pesquisa empírica que busca melhor compreender um fenômeno contemporâneo, normalmente complexo, no seu contexto real. Os estudos de caso são considerados valiosos, uma vez que permitem descrições detalhadas de fenômenos normalmente baseados em fontes de dados diversas. Esse método de pesquisa é particularmente adequado para investigar problemas complexos dentro do contexto que ocorrem. Os estudos de caso asseguram que a investigação e o entendimento do problema sejam feitos em profundidade (DRESCH et al., 2015).

Os estudos de caso são constituídos de uma combinação de métodos de coleta de dados, como entrevistas, questionários, observações, etc. As evidências coletadas, que servirão de subsídio para o pesquisador, podem ser tanto quantitativas quanto qualitativas. Os estudos de caso se fundamentam na comparação dos dados coletados, buscando identificar o surgimento de categorias teóricas que possam, ainda, servir de base para a proposição de novas teorias. Os principais objetivos do estudo de caso são descrever um fenômeno, testar uma teoria e criar uma nova teoria (DRESCH et al., 2015).

Este trabalho é contextualizado como estudo de caso uma vez que o pesquisador atua profissionalmente na empresa, e junto com seu conhecimento de causa foram consultados demais membros de gestão da empresa em análise (incluindo analistas estratégicos de crédito, coordenador de monitoramento de crédito, coordenador de gestão de crédito, gerente de crédito e arrecadação, superintendente de crédito e diretora de crédito) para contextualização e compreensão do cenário e das variáveis a serem estudadas.

A modelagem, como método de pesquisa, apoia os investigadores para o melhor entendimento dos problemas, uma vez que os modelos são representações simplificadas da realidade e

permitem uma compreensão do ambiente que está sendo estudado (MORABITO; PUREZA, 2012, MICHAEL PIDD, 2003).

O conceito de modelagem é bastante amplo e pode ser utilizado de forma abrangente. O professor Michael Pidd (2003), explica em seu livro Modelagem Empresarial que a modelagem pode ser dividida em duas abordagens: a *hard* e a *soft*. Tais abordagens não são excludentes entre si e podem, inclusive, serem complementares. A abordagem *hard* é fundamentada em bases matemáticas, quando o problema a ser estudado está bem estruturado e compreendido. Já a abordagem *soft*, que considera todo o contexto em que o problema se encontra, deve ser utilizado quando há a necessidade de considerar questões comportamentais e contextuais. Algumas técnicas da abordagem *hard*, aplicáveis inclusive à realidade da pesquisa na área de gestão, são programação linear, simulação computacional, heurísticas e a teoria das filas, as quais costumam ser utilizadas na busca pela otimização dos sistemas (DRESCH et al., 2015).

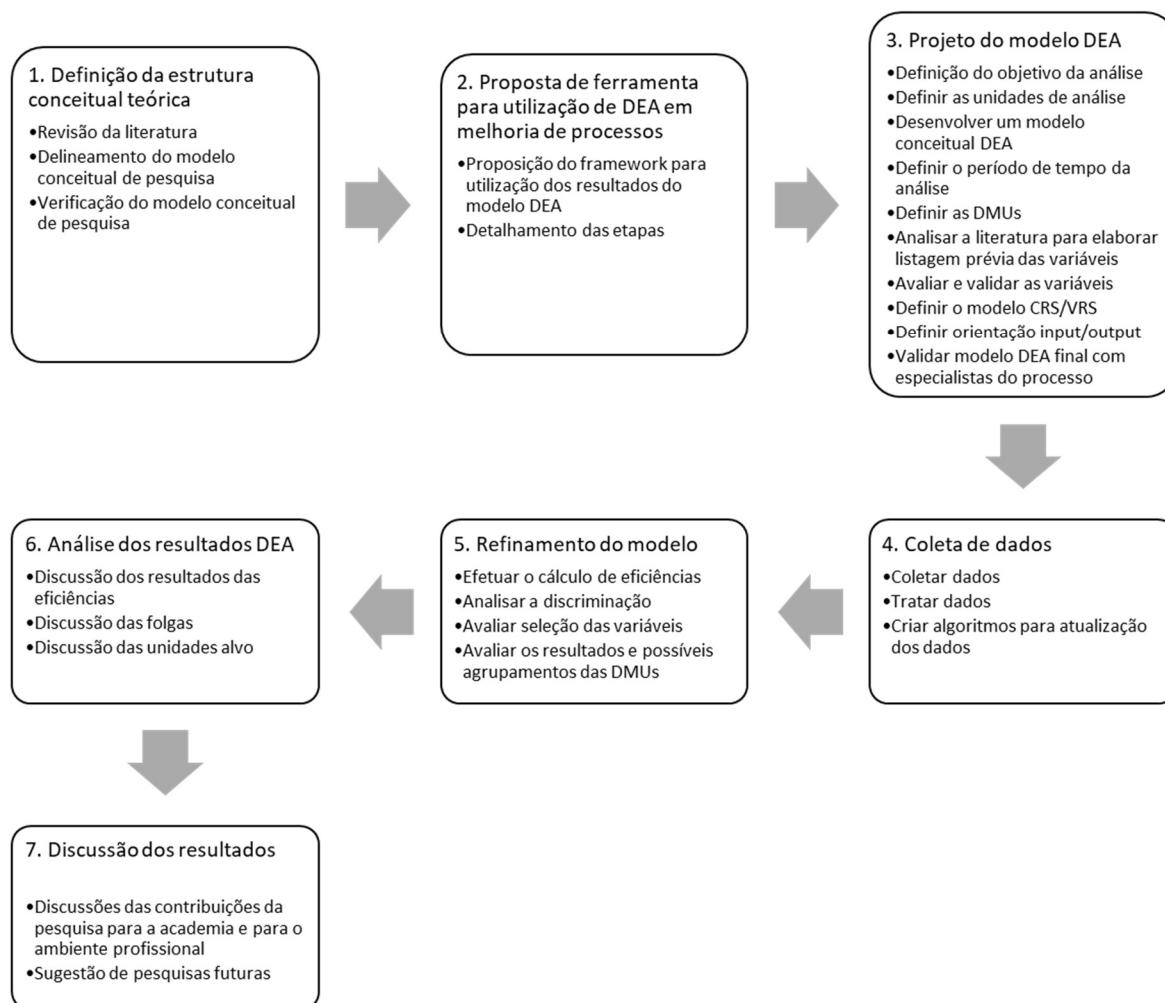
Não só a análise quantitativa é relevante no presente estudo, como também a qualitativa, que é utilizada para melhor compreender as variáveis aplicadas no estudo e a interpretação dos resultados.

### 3.2 MÉTODO DO TRABALHO

O método de trabalho define a sequência de passos lógicos que o pesquisador seguirá para alcançar os objetivos de sua pesquisa. É essencial que o método de trabalho esteja muito bem estruturado e que seja seguido adequadamente, a fim de assegurar a replicabilidade do estudo (JOHN et al., 1997). Um método de trabalho adequadamente definido também permite maior clareza e transparência na condução da pesquisa, o que possibilita que a sua validade seja, de fato, reconhecida por outros pesquisadores. Neste mesmo sentido, Lakatos e Marconi (2010) citam que esta seção possui duas funções importantes: permitir a reprodução do trabalho e tirar dúvidas sobre os resultados encontrados.

As etapas do método de trabalho aplicado foram planejadas com base nas sugestões apresentadas na bibliografia estudada (MIGUEL, 2011, PIRAN, 2015, PIRAN et al., 2018), e ilustradas na Figura 10:

Figura 10 – Método de trabalho



(fonte: elaborado pelo autor)

A fase 1 consiste na definição da estrutura conceitual teórica. Nessa etapa, foi iniciado o estudo da literatura existente, contemplando livros, artigos, teses e dissertações em bancos de dados nacionais e internacionais. Buscou-se identificar trabalhos que abordem ferramentas de *benchmarking*, análise envoltória de dados e indicadores eficiência em instituições financeiras. A partir dessa pesquisa foram gerados o delineamento e a verificação do modelo conceitual da pesquisa, conforme apresentado no capítulo 1.

A fase 2 propõe um *framework* para a utilização dos resultados do modelo de eficiência DEA para melhoria de processos e redução de etapas redundantes.

A etapa 3 aborda o projeto do modelo de DEA. Nesta fase, a implementação do método de trabalho seguiu o fluxograma MMDEA - Método de modelagem em DEA, proposto por Piran et al., (2018), cujo objetivo é estabelecer os principais passos na aplicação de estudos em DEA. Após a definição do modelo conceitual de pesquisa, formou-se um grupo focal envolvendo pesquisadores do método DEA e especialistas do processo e do setor econômico da empresa avaliada (instituição financeira focada em concessão de crédito). Esta fase está detalhada na seção 4.1 Framework Método de Modelagem em DEA - MMDEA.

Após a definição e validação do modelo DEA a ser utilizado no estudo, iniciou-se a fase 4, que é a coleta de dados.

As técnicas de coleta e análise são fundamentais para garantir a operacionalização dos métodos de pesquisa e do método de trabalho definido pelo pesquisador. Dentre as técnicas apresentadas por Dresch et al. (2015), as utilizadas no presente estudo foram:

- Documental: foram avaliados diversos bancos de dados, relatórios e análises anteriores a este trabalho já desenvolvidos pela empresa que buscaram compreender os indicadores dos pontos de atendimento e criar um *benchmark* interno;
- Entrevista não estruturada/grupo focal: reuniões com gestores do setor de crédito e comercial forneceram importantes informações e visões das diferentes áreas a respeito da eficiência dos pontos de atendimento e maneiras de mensuração dos resultados. A interação entre os diversos participantes destas reuniões também gerou questionamentos e pontos para futuras reflexões;
- Observação direta: a partir da visita do pesquisador a pontos de atendimento, foi possível visualizar a realidade que os colaboradores que trabalham neste setor se encontram, bem como compreender as dificuldades e oportunidades de melhoria para a avaliação das metas e indicadores utilizados.

Os dados foram coletados com o apoio dos especialistas da empresa. Estes atentaram para a elaboração de algoritmos e scripts de pesquisa em bancos de dados que facilitem a atualização das informações em estudos futuros e monitoramento da alteração dos índices de eficiência ao longo do tempo.

A fase 5 consiste no refinamento do modelo, onde foram efetuados os cálculos de eficiência, e a partir destas informações foi avaliada a discriminação dos resultados e possíveis tratamentos como redução de variáveis. Nesta etapa foi avaliado também se existiam comportamentos nos resultados que identifiquem grupos heterogêneos entre as DMUs, onde poderiam ser criados agrupamentos para uma melhor análise e comparação entre as unidades semelhantes.

Na Fase 6 foram analisados os resultados obtidos por meio da análise envoltória de dados. As informações provenientes do método podem ser agrupadas em análise das eficiências, análise das folgas das variáveis e unidades de referência.

Por fim, a última etapa consiste na discussão dos resultados. Nesta seção procurou-se apresentar as contribuições da pesquisa para academia e para o meio profissional na melhoria da gestão de seus processos e as sugestões de pesquisas futuras.

### 3.3 DESCRIÇÃO DO ESTUDO DE CASO

O presente estudo foi realizado em um conglomerado financeiro, constituído por diversas empresas que prestam serviços relacionados a concessão de crédito pessoal, consórcios, investimentos, seguros, serviços de TI, atendimento ao cliente, cobrança, dentre outros. O foco deste estudo é a eficiência do ciclo de crédito, que será detalhado nas seções seguintes.

Como a instituição em análise tornou-se banco recentemente, o *core business* é focado na concessão de crédito pessoal, atividade oriunda da financeira, que é a principal empresa do grupo. Assim, os serviços prestados nas agências/pontos de atendimento são majoritariamente concessão de crédito pessoal, consignado, cartão de crédito e refinanciamento de contratos já em andamento. Os consultores, que são os funcionários que atendem o público, dividem seu tempo em atendimento presencial dos clientes que vão até o estabelecimento e ligações para o banco de dados de clientes para oferecerem os produtos financeiros da empresa. Não são executadas nos pontos de atendimentos (denominação dada as agências da instituição). Deve-se ressaltar também que não faz parte dos objetivos estratégicos da empresa o atendimento comercial ao público da maneira tradicional com serviços como depósitos, pagamentos, saques e emissão de cheques. Demais atividades como abertura de contas, esclarecimento de dúvidas de clientes e demais atividades pontuais não foram avaliadas neste estudo, uma vez que são tarefas esporádicas na rotina do ponto de atendimento.

Do ponto de vista dos clientes, a qualidade, e por consequência a velocidade da operação é fundamental, uma vez que muitos buscam o empréstimo para sanar contas do seu dia a dia. Do ponto de vista da instituição, a qualidade da operação é fundamental para assegurar a escalabilidade dos serviços, uma vez que a mesma está em franca expansão, aumentando em cerca de 20% ao ano o número de pontos de atendimento, o que gera uma maior demanda pela eficiência nos seus processos internos. Assim, o presente estudo justifica sua aplicabilidade vindo ao encontro da necessidade de avaliar a eficiência dos seus pontos de atendimento no que tange aos processo do ciclo de crédito da instituição (detalhado no capítulo 4 deste estudo), utilizando métodos de engenharia de produção para tal avaliação. No âmbito de desenvolvimento de novos conhecimentos na pesquisa acadêmica, a utilização de Análise Envoltória de Dados, como ferramenta de avaliação de eficiência operacional e seu desdobramento na gestão dos recursos utilizados através da priorização das unidades eficientes e treinamento das unidades apontadas como deficitárias contribui para a construção de conhecimentos de avaliação e gestão de processos.

A empresa em que foi realizado este estudo é do ramo financeiro, atuando no mercado há cerca de 20 anos. Teve suas origens em uma financeira, ofertando microcrédito pessoal para clientes das classes sociais C, D e E. Com seu desenvolvimento, outras empresas auxiliares foram sendo criadas, com funções complementares como suporte de TI, call center, seguros, consórcio, investimentos, formando assim um conglomerado financeiro. A partir de 2016 adquiriu também um banco comercial, para oferecer demais produtos financeiros aos clientes como cartões, conta corrente e internet banking, buscando oferecer uma conta digital completa. Como os serviços descritos ainda são recentes para o grupo, o core business de suas atividades ainda é o crédito pessoal, sendo responsável por cerca de 80% do faturamento. Devido a esta alta relevância do produto, o foco deste trabalho concentrou-se na avaliação específica da eficiência do processo de concessão de crédito (detalhado na próxima seção).

Com mais de 400 agências (também denominados Pontos de Atendimento) no momento da elaboração deste estudo, a instituição atua em todos os estados do País, estando presente em todas cidades com mais de 500 mil habitantes. Os objetivos estratégicos incluem o expressivo aumento desta rede, com desejo de se atingir mais de 500 Pontos de atendimento ainda no ano de 2019. Assim, denota-se a importância de avaliar a eficiência destes, afim de mapear os melhores em atividade, mapear seus processos e replicar o conhecimento para os pontos menos eficientes. Como consequência desta expansão, as áreas de *backoffice* estão sendo cada vez

mais demandadas, e a melhoria dos processos de apoio são cada vez mais necessários, uma vez que não há espaço físico na matriz para uma expansão de *backoffice* proporcional ao aumento da rede de agências. Para suprir esta demanda, é cada vez mais urgente a necessidade de melhorar a eficiência dos processos de apoio. Para tal, diversos indicadores são apresentados pelas áreas interessadas, mas não há um consenso sobre quais indicadores ou processos apresentam as maiores oportunidades de melhoria.

Do ponto de vista organizacional, a empresa é composta pelos pontos de atendimento, que são constituídos por consultores (de dois a 13 consultores por ponto) e um supervisor. Subindo hierarquicamente, agrupados geograficamente, estão os níveis de coordenação (três a 18 pontos de atendimento) e gerência regional (36 a 89 pontos de atendimento), compondo assim a diretoria comercial, responsável pelas vendas e atendimento ao cliente.

A parte de análise de risco de crédito corresponde à diretoria de crédito, que avalia políticas, mitiga riscos, monitora o impacto das tomadas de decisão na carteira, na produção e retroalimenta o sistema buscando melhores resultados. Estão sob a alçada da diretoria de crédito todos os demais processos do ciclo de crédito: análise de risco de crédito, cadastro, formalização, arrecadação, cobrança e possíveis renegociações. É importante salientar esta divisão organizacional, uma vez que os processos da etapa de crédito dependem diretamente da eficiência do processo inicial, que está sob alçada da diretoria comercial. Assim, uma visão com foco apenas no volume de vendas proporciona uma observação muito simplificada do real impacto na cadeia de valor da empresa, por isso a necessidade da utilização de indicadores encontrados em múltiplas etapas do processo em análise.

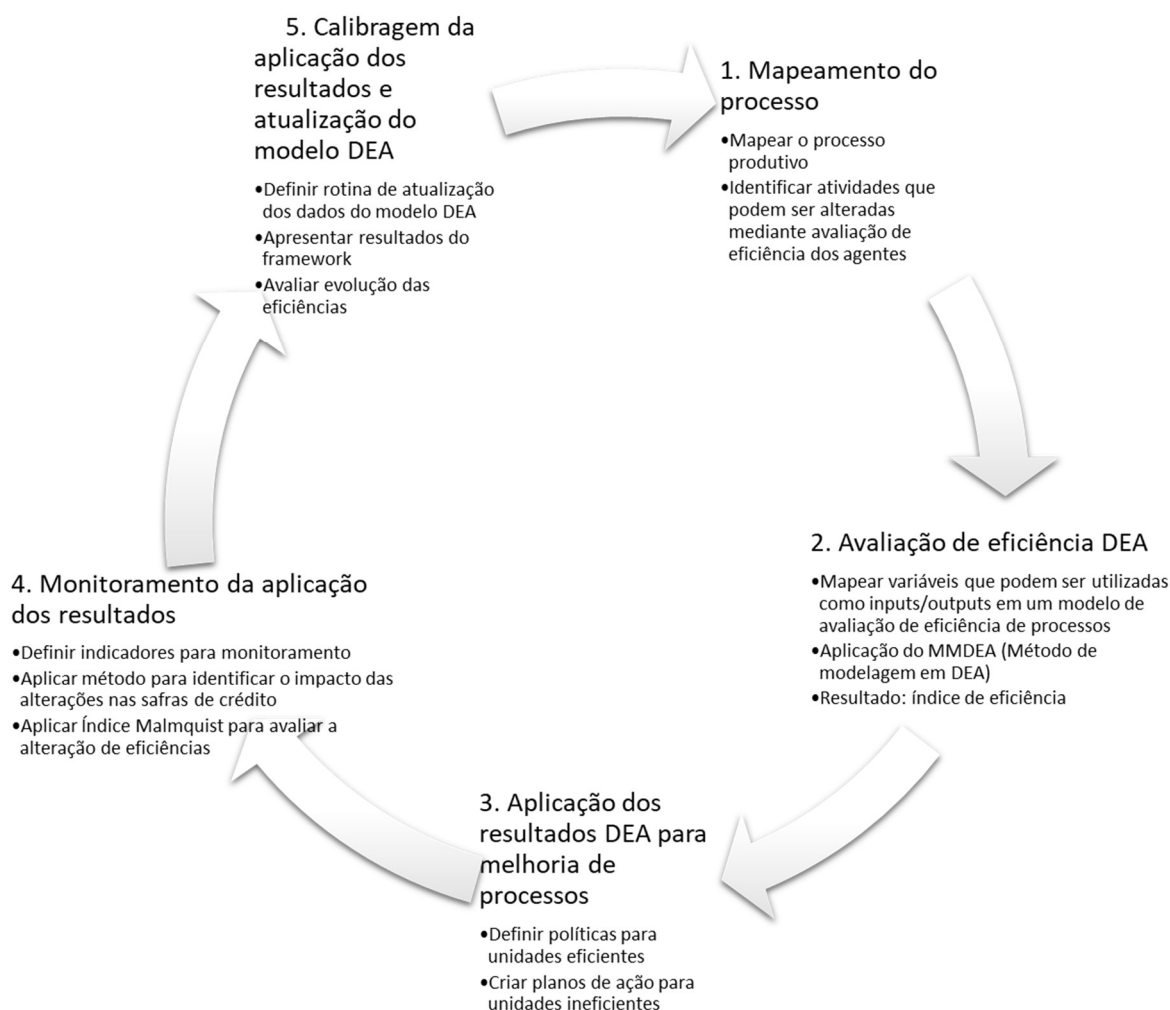
#### **4 PROPOSTA DE FRAMEWORK PARA APLICAÇÃO DOS RESULTADOS DE DEA EM MELHORIA DE PROCESSOS**

A bibliografia apresentada no capítulo 2 demonstra a importância das informações a respeito da eficiência de unidades e seus processos. No presente capítulo é proposta um framework para a utilização dos resultados do modelo DEA para melhoria de processos, propondo abordagens diferentes para unidades identificadas como eficientes ou ineficientes.

Entende-se a importância de acompanhar continuamente o comportamento das eficiências na organização. Para tanto, é proposto um modelo de gestão de resultados de forma a integrar o modelo de gestão atualmente utilizado pela empresa com as informações obtidas na modelagem DEA. O *framework* proposto disponibiliza informações que possibilitam à gestão avaliar a eficiência ao longo do tempo, definir ações nas unidades ineficientes, acompanhá-las e buscar atingir a eficiência. Neste sentido, o framework busca contribuir para o aumento e contínua avaliação da eficiência. Por outro lado, temos as unidades identificadas eficientes, em que este trabalho propõe um *framework* que gratifica as unidades que atingiram a eficiência máxima, de acordo com o framework. Assim, a presente pesquisa, propõe cinco etapas para aplicação dos resultados conforme ilustra a Figura 11:



Figura 11 – Framework para avaliação de eficiência e aplicação dos resultados



(fonte:elaborado pelo autor)

Segundo Cook et al. (2014), em qualquer estudo de eficiência organizacional, primeiramente é necessário ter uma compreensão do processo em análise.

A primeira etapa tem como objetivo o mapeamento do processo produtivo como um todo. O objetivo desta análise é identificação todas as etapas do processo e distinguir atividades redundantes, manuais ou de conferência operacional, que possam ser eliminadas em um caminho ideal, onde existem mecanismos que garantam a eficiência operacional dos agentes. Na identificação das etapas do processo que podem ser eliminadas, deve-se avaliar o *trade-off* entre a economia pela redução desta etapa e possíveis riscos operacionais.

Na etapa de mapeamento de processos, dois pontos são fundamentais para o sucesso desta atividade. O primeiro, é o domínio de técnicas de análise e mapeamento de processos, e o

segundo é o conhecimento sobre o processo e o acesso as informações. Nesta etapa, a integração entre os especialistas do processo e o pesquisador que irá aplicar o método de eficiência é fundamental.

A segunda etapa consiste em elaborar um método de avaliação de eficiência dos agentes do processo. Aqui, deve-se avaliar os *inputs* e *outputs* que representam o processo produtivo em análise, bem como o enfoque de eficiência que é o objetivo do estudo. Nesta etapa, na visão do processo construída na etapa anterior é aplicada a avaliação de eficiência. As particularidades da aplicação de modelos DEA devem ser estudadas para evitar vieses na análise e elaboração de um modelo que gere uma abordagem de eficiência diferente da esperada.

É interessante que a abordagem de eficiência por meio da DEA contemple variáveis que avaliem a eficiência da unidade no quesito eficiência operacional, ou seja, retrate o impacto da DMU na cadeia de valor do processo.

Nesse sentido, a análise da eficiência possibilita aos gestores que tomem decisões de forma mais qualificada. (HADI-VENCHEH et al., 2014) Segundo Piran (2015), essas decisões podem estar relacionadas a diversos fatores, como: utilização dos recursos, a redução de custos, a alocação de investimentos e a definição de metas. As decisões tomadas e seus planos de ação podem ser avaliadas por meio dos alvos e folgas na técnica DEA.

Esta etapa demanda conhecimento específico em análise de eficiência e domínio do método DEA, bem como domínio do processo avaliado e do contexto da empresa. Nesta etapa, os passos sugeridos no MMDEA (Método de modelagem em DEA), proposto por Piran et al., (2018) podem ser utilizado para a elaboração de um modelo que represente a realidade da operação e gere um indicador de eficiência que aborde as perspectivas que atendam as expectativas dos tomadores de decisão da empresa. Assim, o principal resultado desta etapa é um modelo de avaliação de eficiência robusto e confiável, que possa ser utilizado para tomadas de decisão da gestão, como descreve a Etapa 3.

Em organizações se deseja que o comportamento operacional esteja adequado à estratégia competitiva. É possível avaliar esse comportamento operacional e a necessidade de melhorias e ajustes no processo por meio de indicadores de desempenho (MARRAS, 2012). Além disso, o uso e o monitoramento desses indicadores permitem o aprimoramento do desempenho. (GILSA, 2014). Neste sentido, a Etapa 3 propõe a utilização dos resultados do modelo de

eficiência para criar políticas de benefícios operacionais aos agentes eficientes, e planos de ação para que as unidades ineficientes melhorem seus indicadores. Estas políticas dependem do contexto do processo produtivo e da análise realizada no mapeamento do processo, na primeira etapa do *framework*. Com base no conhecimento gerado na análise das etapas que podem ser suprimidas no processo dada a eficiência dos agentes, os especialistas do processo, em conjunto com os pesquisadores do método de avaliação de eficiência podem propor regras para aumentar a produtividade do processo a partir da redução das etapas desnecessárias para agentes eficientes.

Na etapa 4, definido como monitoramento da aplicação dos resultados, o primeiro passo é avaliar o impacto das alterações no sistema, através da definição de indicadores para acompanhamento do sistema. Mais uma vez, o envolvimento dos especialistas do processo é fundamental, para o correto mapeamento dos indicadores de monitoramento, e entendimento de possíveis sazonalidades na operação. Esta ferramenta de monitoramento deve conter indicadores que apresentem os resultados dos benefícios gerados para as unidades eficientes e os resultados dos planos de ação para as DMUs ineficientes.

Implementados os benefícios, é esperado que aconteçam alterações no sistema produtivo. Feita esta alteração no sistema, é esperado que esta intervenção provoque alterações na série temporal. A avaliação das alterações a partir de uma intervenção é chamada de análise da inferência causal (ANTONAKIS et al., 2010). Para mapear o impacto das alterações no sistema, a bibliografia estudada apresentou alguns métodos, com destaque para a técnica de *Causal Impact* (BRODERSEN et al., 2015, PIRAN, 2015).

Já para a avaliação de eficiência, um indicador amplamente utilizado em modelos DEA é o Índice de Malquist, que busca avaliar as variações de eficiência em um sistema produtivo ao longo do tempo (MALMQUIST, 1953, SCAZZIERI et al., 1995, FERREIRA; GOMES, 2009, AHN; MIN, 2014).

Por fim, na Etapa 5, calibragem da aplicação dos resultados e atualização do modelo DEA, as informações obtidas na etapa 3 devem ser utilizadas para a retroalimentação do sistema.

Deve-se criar uma rotina de atualização dos indicadores para o cálculo da eficiência através do modelo DEA. Em conjunto com especialistas na modelagem de eficiência e do processo, deve-se fazer uma revisão do modelo DEA como um todo, validando se as variáveis seguem

coerentes, se existem novas informações que podem ser incorporadas no modelo e se os grupos das DMUs ainda fazem sentido.

Os indicadores do modelo DEA, das políticas de benefícios operacionais e planos de ação para melhoria contínua devem ser apresentados para a diretoria e demais *stakeholders* para apresentar os resultados financeiros gerados pela implementação do modelo.

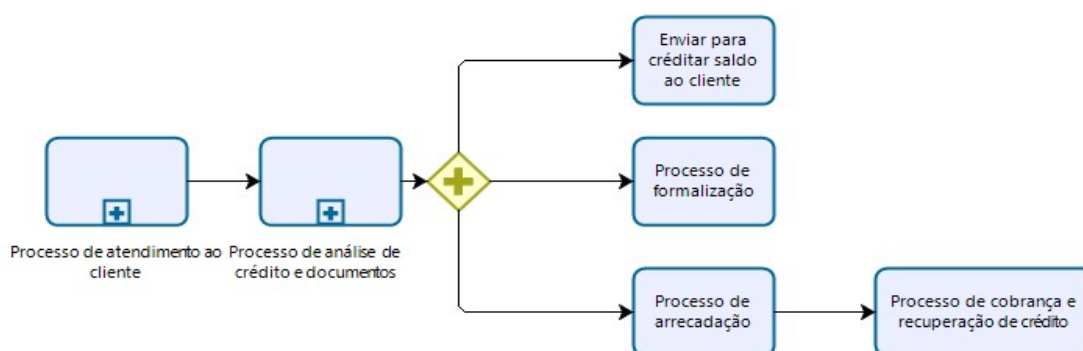
## 5 APLICAÇÃO DO FRAMEWORK

Esta seção busca apresentar o estudo de caso que gerou o *framework* proposto na seção anterior.

### 5.1 MAPEAMENTO DO PROCESSO

Numa visão macro, podemos ver o processo de concessão de crédito e suas etapas apresentadas na Figura 12:

Figura 12 – Macro processo do ciclo de crédito

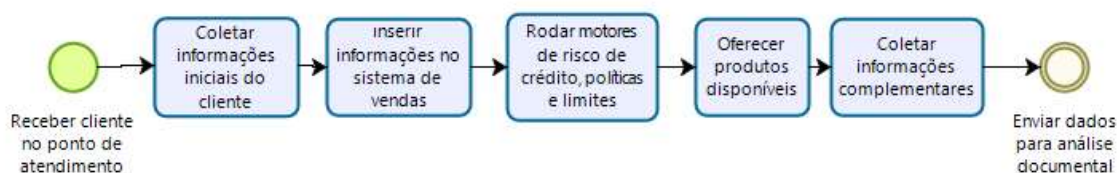


(fonte:elaborado pelo autor)

A concessão de crédito tem seu primeiro passo através de agências para atendimento ao público, onde consultores atendem o cliente, entendem suas demandas e montam seu perfil de acordo com dados de renda, fonte pagadora (o público alvo do crédito pessoal são aposentados, pensionistas, servidores públicos e das forças armadas, ou seja, clientes que possuem data fixa para recebimento), histórico financeiro (comprometimento da renda com demais instituições financeiras e ela mesma). A partir destas informações, o consultor pode oferecer o subproduto que melhor atende as necessidades do cliente (crédito pessoal, consignado, adiantamento de 13º, refinanciamento, renegociação). Neste momento, é feita uma simulação de crédito disponível, onde com as informações inseridas no sistema de vendas, os motores de risco de crédito, políticas e limites são acionados e retornam a disponibilidade de crédito para o cliente

de acordo com as diretrizes de risco da empresa. Se o cliente estiver de acordo com as condições, demais documentações complementares são coletadas e inseridas no sistema de análise. A Figura 13 apresenta o processo que ocorre ainda na agência:

Figura 13 – Processo de atendimento ao cliente



(fonte: elaborado pelo autor)

A partir destes dados iniciais, é feita a análise de risco de crédito, onde a proposta é enviada para a mesa de análise. Nesta etapa do processo, os analistas têm a tarefa de conferir se a documentação enviada está de acordo com as normas da empresa. É importante salientar, que de acordo com o subproduto em análise, podem ser necessários documentos diferentes. Um cliente com histórico de curto prazo, por exemplo, não precisa de comprovante de residência. Já um cliente que deseja fazer a portabilidade do seu salário, para virar um correntista, deve solicitar o termo de portabilidade no banco de origem. Assim, esse conjunto diferente de documentos obrigatórios para a gama de produtos, e a mudança nas políticas de solicitação de documentos, muitas vezes gera dúvidas aos consultores na hora de solicitar a documentação ao cliente e implantar no sistema de análise. A ansia por atender com velocidade o cliente, que nem sempre possui todos os documentos necessários disponíveis no momento do atendimento, são alguns dos fatores que fazem com que a proposta de crédito seja pendenciada durante a análise de documentos. Uma proposta pendenciada significa que ela voltará para o painel do consultor, e ele deverá verificar qual documento faltante e solicitar ao cliente. Assim, uma proposta pendenciada depende da disponibilidade do cliente voltar a agência e fornecer o documento faltante. Como muitas vezes os cliente buscam crédito rápido, uma proposta pendenciada afeta em muito a percepção de qualidade de serviço pelo ponto de vista do cliente.

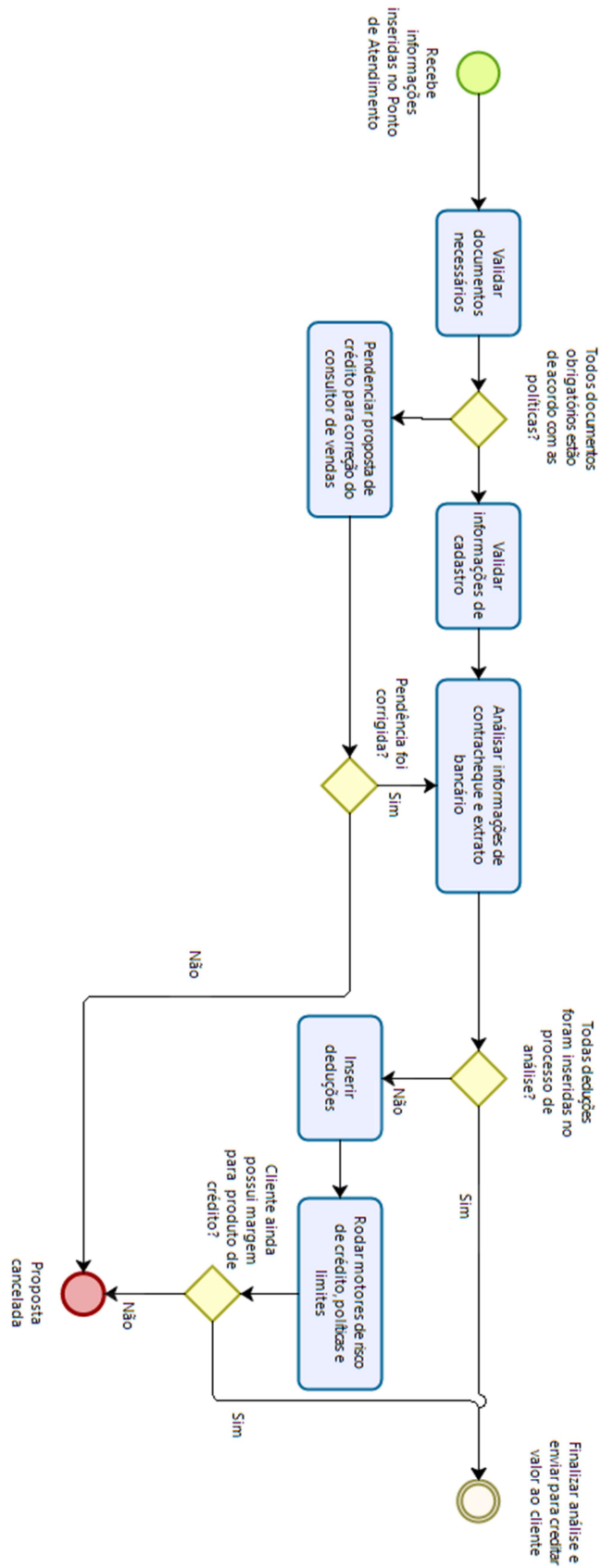
Nesta análise cabe também ao analista verificar se o preenchimento de dados de cadastro (nome, data de nascimento, filiação, endereço, telefones, dados bancários, etc.) estão de acordo com os documentos. Caso seja necessária alguma correção, o analista pode alterar o cadastro, sem que a proposta precise voltar para o consultor. O impacto desta ação é menor que uma pendência,

todavia é uma atividade que aumenta o tempo necessário para análise, aumentando a fila de análise de propostas e demandando uma equipe maior para atender a demanda dentro do SLA – *Service Level Agreement*, que é o prazo estimado para tempo de análise. A Figura 14 apresenta o processo.

Após a análise de cadastro, o analista verifica os dados financeiros através dos documentos de contracheque e extrato bancário. Neste, o analista confere os rendimentos informados, deduções (descontos em folha, impostos, empréstimos e demais débitos) para chegar ao valor de renda que pode ser comprometida em um produto de crédito, de acordo com as políticas de risco de crédito da empresa. Nesta etapa, o caminho ideal acontece quando o analista apenas confere os dados inseridos pelo consultor. Todavia, pode ser necessário inserir deduções que o consultor não informou. Isso pode gerar apenas uma inserção de informação que reduz o valor disponível para crédito, ou fazer com que a proposta seja cancelada, porque o cliente não possui mais margem para comprometimento de renda.

Sendo aprovada na etapa de análise, a proposta é enviada para compensação financeira, etapa onde o cliente recebe o crédito na sua conta, num processo ideal, em até duas horas. Um dos principais valores entregues ao cliente é a agilidade na liberação de crédito, logo, a efetividade de todos os processos é fundamental para sua execução.

Figura 14 – Processo de análise de crédito



(fonte: elaborado pelo autor)



Paralelamente a este processo, ocorre ainda o processo de formalização, que é o envio do contrato físico, com as vias assinadas para o armazenamento, e o início do processo de arrecadação. Na arrecadação, é confirmada a data de recebimento do benefício por parte do cliente, para programação dos débitos de arrecadação das parcelas do empréstimo. A efetividade deste processo é diretamente influenciada pela eficiência nos processos de coleta de dados, uma vez que falhas no número da conta, dados de cadastro ou data de informação do recebimento podem gerar na falha do recebimento. A eficiência no recebimento dos débitos efetuados é mensurada através do indicador EPD – Eficiência no Primeiro Débito, que mede o percentual da carteira que foi arrecadado sobre o total da carteira em que foram enviados débitos de arrecadação. Além do impacto direto nos resultados da empresa pelo não recebimento, o EPD também tem impacto nos custos da empresa, uma vez que cada tentativa de débito nos bancos conveniados implica em custos.

Em caso de insucesso no processo de cobrança, os débitos pendentes são enviados para a equipe de recuperação de crédito, onde são elaboradas estratégias de cobrança de acordo com o perfil do cliente.

Assim, o processo como um todo, abrange uma complexa cadeia de setores, que dependem da qualidade da atividade inicial que é executada no ponto de atendimento. Foi identificado na etapa de mapeamento do processo, que a atividade de análise manual de crédito e documentação é uma etapa que confere e valida a veracidade das informações inseridas no processo na etapa de atendimento ao cliente. Assim, se assegurada a confiança nas informações da primeira etapa, não haveria a necessidade de uma conferência, uma vez que os cálculos de limites de crédito já são feitos de maneira automatizada com base nos dados da proposta.

Buscando atacar este problema, para este estudo, foi proposta a utilização de indicadores que abordem as várias etapas do processo de concessão de crédito, buscando mensurar a eficiência operacional de um ponto de atendimento e seus impactos no processo crítico da empresa, que é a concessão de crédito.

Na empresa avaliada, o conceito utilizado para medir o desempenho consiste em medir os resultados financeiros. Assim, a utilização desses recursos pode ser avaliada por meio da DEA, que permite a análise das variáveis relevantes em relação à eficiência, auxiliando na tomada de decisões

No estudo de caso apresentado, para retratar a eficiência da agência de crédito no processo de concessão como um todo, foi avaliado a utilização de indicadores que abordam indicadores financeiros, número de funcionários, índices de falhas documentais, irregularidades de políticas de crédito, número de correções de cadastro que as equipes de backoffice devem aplicar nas propostas de crédito, etc.

## 5.2 AVALIAÇÃO DE EFICIÊNCIA DEA

Esta seção utilizou como base alguns dos passos do framework MMDEA, proposto por Piran et al. (2018) para avaliação de eficiência de agências de concessão de crédito de uma instituição financeira.

### 5.2.1 Definir o objetivo da análise e o tipo de eficiência a ser avaliada

O presente estudo identificou como problema a comparação entre as unidades (*benchmarking interno*) de atendimento ao público de uma instituição financeira. Para uma visão mais ampla da análise da eficiência das agências, foram levantados não só indicadores de vendas, comumente utilizados em uma análise mais simplista, mas também indicadores de qualidade da operação e impacto na cadeia de valor do processo de concessão de crédito, principal produto de vendas dos pontos de atendimento. O objetivo desta análise de eficiência é identificar quais agências são mais eficientes como agentes do processo de concessão de crédito. Para tal, foram avaliadas as eficiências nas perspectivas técnica e de escala.

### 5.2.2 Definir as unidades de análise

Neste estudo de caso, as unidades de análise foram os Pontos de atendimento de uma instituição financeira, através de uma análise transversal, com dados coletados no primeiro semestre de 2018. Uma vez que unidades com menos de seis meses de inauguração ainda possuem indicadores de carteira bastante voláteis, e a fase de implementação do Ponto de Atendimento passa por um processo de adaptação a demanda da economia local e por vezes contratação de novos funcionários que também estão em fase de aprendizagem, unidades com menos de seis meses não foram consideradas no estudo.

Nesta etapa foram excluídas as agências com menos de 6 meses de operação ou com informações inconsistentes, reduzindo assim o total de DMUs de 548 para 434. DMUs com

indicadores inconsistentes, identificados como *outliers* também foram removidas da análise nesta etapa do processo.

Além disso, considerou-se que atividades subsequentes ao processo de venda são diretamente afetadas pela qualidade do processo de inserção de informações no momento da venda, e que falhas na atividade inicial geram retrabalhos nas atividades seguintes. A partir disto, definiu-se ainda que o estudo buscaria variáveis que avaliem não só o volume de vendas do ponto de atendimento, mas também a qualidade destes serviços e o impacto da efetividade das atividades de venda nos demais processos da instituição.

### **5.2.3 Desenvolver um modelo conceitual DEA**

O desenvolvimento do modelo conceitual no presente trabalho originou-se com o questionamento de como identificar quais pontos de atendimento apresentam os melhores resultados do ponto de vista de eficiência operacional, ou seja, considerando também o impacto de suas atividades nos demais processos da cadeia de valor da empresa, e não apenas o volume de vendas, análise que é feita pela diretoria comercial e utilizada como ferramenta de reconhecimento e meritocracia.

Para tal, a bibliografia pesquisada recomenda que especialistas selecionados para participar do estudo sejam escolhidos em função da experiência e conhecimento dos processos da empresa e por terem condições de apoiar o desenvolvimento do projeto, além de auxiliar na coleta de dados (PIRAN et al., 2018). A equipe formada para participar do projeto deve ser multidisciplinar, visto que os profissionais envolvidos devem exercer cargos estratégicos (por exemplo, diretores), táticos (por exemplo, gerente) e operacionais (por exemplo, analistas). Essa multidisciplinaridade é relevante, pois as diferentes posições organizacionais influenciam diferentemente os indivíduos na interpretação dos eventos (O'LEARY-KELLY; J. VOKURKA, 1998).

No estudo de caso apresentado foram envolvidos profissionais de diversos setores e níveis hierárquicos, buscando apresentar o projeto para todos e coletar informações e pontos de vista diferentes do processo analisado. É possível sumarizar os profissionais envolvidos na análise conforme descreve a Tabela 2

Tabela 2 – Profissionais envolvidos no desenvolvimento da pesquisa

Cargo	Tempo do profissional na empresa
Analistas Estratégicos de Crédito	1 a 4 anos
Analistas de Crédito	6 meses a 5 anos
Analistas de monitoramento de crédito	6 meses a 4 anos
Analistas de <i>backoffice</i>	6 meses a 5 anos
Coordenador Estratégico de Crédito	4 anos
Coordenador de monitoramento de crédito	4 anos
Supervisores da Mesa de Análise de Crédito	6 meses a 4 anos
Coordenador da Mesa de Análise de Crédito	4 anos
Gerente de Crédito e Arrecadação	10 anos
Superintendente de Crédito e Arrecadação	4 anos
Diretora de Crédito, Arrecadação e Cobrança	4 anos
Coordenadora de formalização	2 anos
Gerente Nacional – Comercial	2 anos
Superintendente Comercial	3 anos

A busca por quais indicadores existentes na empresa poderiam ser utilizados para mensurar a eficiência dos processos de concessão de crédito e da cadeia de valor teve como início a compreensão e mapeamento do processo como um todo, e foi apresentada na seção 5.1 deste trabalho.

A partir dessa compreensão num nível macro, foram realizadas diversas reuniões com as áreas envolvidas para entender que métricas já estavam sendo utilizadas, e como cada indicador era

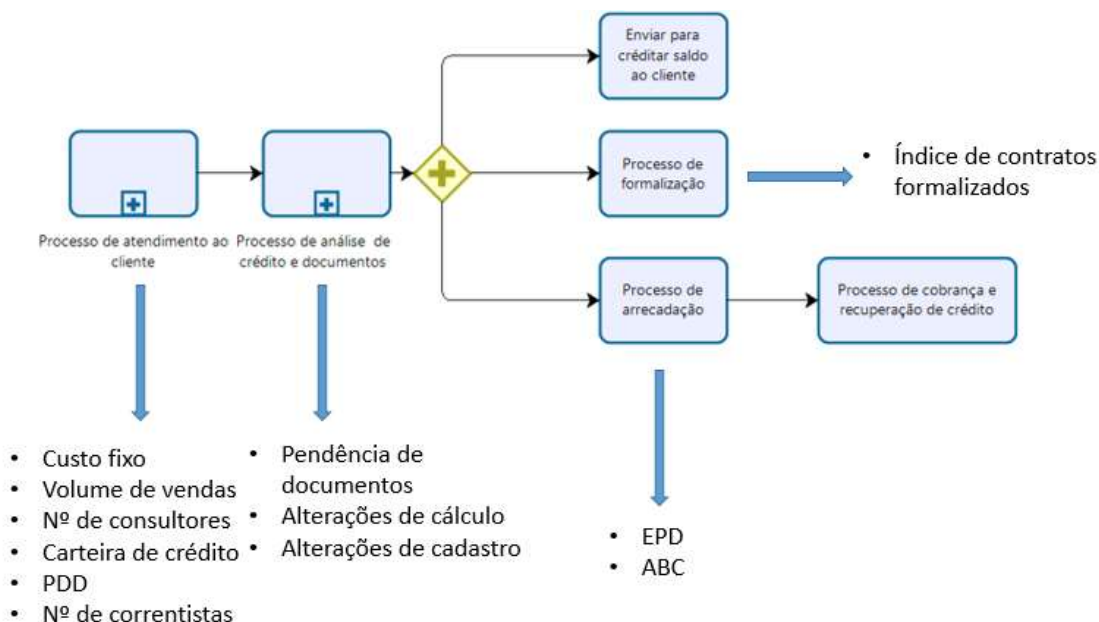
influenciado pela eficiência do ponto de atendimento. Durante essa fase de compreensão das atividades de cada área, foi unânime o ideal de que a eficiência dos processos no ponto de atendimento é fundamental para o desenvolvimento das etapas subsequentes, e que a mensuração, e por consequência, conscientização de todas as áreas das interdependências é fundamental para suportar o desenvolvimento e a expansão pretendido pela companhia. Para engajar os *stakeholders* neste processo, foram feitas questões como:

- Que indicadores são utilizados hoje no setor/área?
- Estes indicadores são impactados pela qualidade/efetividade dos processos do ponto de atendimento e demais setores subsequentes?
- Que indicadores da área em questão podem representar a eficiência dos pontos de atendimento?
- Como uma rede de pontos de atendimentos mais eficiente impactaria no setor?
- Se identificado que um ponto de atendimento é eficiente, que processos da área poderiam ser alterados para conceder benefícios para o ponto de atendimento eficiente?

Não só as áreas de *backoffice*, mas a diretoria comercial, responsável pela gestão dos pontos de atendimento, também foi envolvida no desenvolvimento deste estudo. Nas reuniões com os gestores e especialistas, foi identificada uma forte gestão baseada em indicadores de venda, que inclusive norteiam boa parte da remuneração variável da equipe. Os indicadores consistem em desdobramentos da meta anual de produção e expectativa de crescimento da carteira de crédito. A partir da meta geral, há o rateio por regional, descendo até o nível da agência, bem como a divisão por produtos e subgrupos de produtos, de acordo com o alinhamento estratégico da empresa. Assim, cada consultor sabe exatamente quanto deve produzir/vender de cada subproduto por mês para atingir suas metas e receber o reconhecimento. Todavia, nenhum indicador de qualidade/eficiência é avaliado neste processo. Há uma cobrança nos supervisores, que são responsáveis pelo controle de custos nos pontos de atendimento, mas não há nada no sentido de buscar a melhoria da entrega das informações para as áreas subsequentes. Assim, os consultores não são incentivados a melhoria de suas atividades para reduzir custos de processamento da cadeia de valor. Ao final destes encontros, foi percebido que a área comercial compreendia que não fazia sentido avaliar apenas os seus resultados com base na efetividade das vendas, sem analisar a eficiência do processo como um todo.

O resultado destas discussões é apresentado na Figura 15, que ilustra as variáveis mapeadas em cada etapa do processo estudado:

Figura 15 – Etapas do processo de concessão de crédito e variáveis avaliadas



(fonte:elaborado pelo autor)

## 5.2.4 Avaliar o modelo conceitual DEA

Após uma primeira rodada de discussões com os especialistas listados na Tabela 2, foi elaborado o modelo conceitual inicial, e apresentado a todos os envolvidos no estudo. O modelo foi considerado satisfatório e aprovado pelos especialistas do processo.

## 5.2.5 Definir do período de tempo da análise

Os autores sugerem que em análises de *benchmarking* interno deve-se fazer uma análise ao longo do tempo, chamada de análise longitudinal. Todavia, devido a diversas alterações nas políticas de concessões de crédito, alterações nos processos e expansão da rede comercial, onde muitos pontos de atendimento foram abertos nos últimos dois anos (64% dos pontos de atendimento foram abertos em 2016 ou depois), é difícil avaliar a evolução da eficiência ao longo do tempo, uma vez que muitos indicadores ainda estão instáveis, reflexo da abertura recente.

Tendo em vista também flutuações mensais de custos e produção, indicadores de despesas, produções mensais e índices de qualidade (Pendência de documentos, vias e alterações de cadastro) foram tratados fazendo a média simples dos resultados dos primeiros seis meses de 2018. Quanto as variáveis utilizadas, indicadores que medem carteira avaliam todo o histórico do ponto de atendimento.

Como nos primeiros estágios do tratamento de dados e modelagem foi identificada uma forte diferenciação das unidades conforme sua data de abertura e porta da carteira, foram criados *clusters* para agrupar os pontos de atendimento semelhantes e assim garantir a homogeneidade entre as DMUs.

### **5.2.6 Definir as variáveis a serem utilizadas no modelo DEA**

A partir do entendimento do processo como um todo o início da coleta de dados passou pela etapa de reuniões com especialistas de cada setor envolvido para compreensão destas e sugestões das mesmas quanto inclusão de variáveis e cuidados na abordagem devido a particularidades dos indicadores existentes.

Ainda a respeito da definição de variáveis Piran et al. (2018) sugerem as seguintes subetapas no processo:

- i) Analisar a literatura para elaborar listagem prévia das variáveis do modelo.
- ii) Avaliar e validar as variáveis do modelo com os especialistas do processo.
- iii) Se necessário, efetuar ajustes nas variáveis listadas.
- iv) Se novas variáveis forem sugeridas pelos especialistas do processo, buscar posteriormente validação na literatura.

Estas recomendações são muito importantes, pois os especialistas normalmente conhecem melhor o contexto de análise que o pesquisador/modelador. No entanto, se novas variáveis forem sugeridas pelos especialistas da empresa, é recomendado que o pesquisador/modelador busque a validação destas variáveis na literatura. O pesquisador/modelador deve ainda observar aspectos importantes, como por exemplo, tornar os resultados do processo de definição de variáveis comparáveis com estudos nacionais e internacionais.

Neste mesmo sentido, Dyson *et al.* (2001) afirmam que estimar uma fronteira de eficiência correta requer uma adequada especificação da escolha de *inputs* e *outputs*. Os autores sugerem quatro critérios para a seleção destes:

- i) Os indicadores cobrem todos os recursos utilizados
- ii) Os indicadores cobrem todos níveis de atividades e performances
- iii) Os indicadores são comuns para todas as unidades
- iv) Variações de ambiente foram avaliadas e tratadas, se necessário.

A partir destas observações destacadas pela literatura pesquisada, foram levantados todos as possíveis variáveis, com o apoio dos especialistas envolvidos em cada processo. Assim, as variáveis mapeadas foram:

- Número de consultores por ponto de atendimento: como o custo com pessoal não foi disponibilizado pela diretoria comercial/recursos humanos, a unidade utilizada para mensurar o capital humano aplicado em cada PA foi o número de consultores em atividade em cada unidade.
- Custo Fixo: valor médio de custos com aluguel, condomínio, IPTU, energia elétrica e água do primeiro semestre de 2018.
- Valor líquido de vendas: valor total de vendas de crédito pessoal. Principal indicador de resultado utilizado pelo setor comercial.
- Valor de carteira: volume total de operações a serem arrecadadas. Pode ser entendido como o ‘estoque’ do que já foi produzido. Em trabalhos em inglês, o termo usado para esta variável é *Gross loan portfolio* (THADEO, 2013).
- Número de correntistas: indica quantos clientes da instituição financeira de estudo abriram conta corrente em cada agência.
- Percentual de pendências: durante a etapa de análise de risco de crédito, os analistas, caso julguem algum documento/informação em desacordo com as políticas de crédito, a proposta pode ser cancelada ou pendenciada, devendo assim ser reavaliada pelo consultor para sanar as irregularidades. Pode ser dividido em duas categorias:



pendências de documentos (documento de identificação, contratos, comprovante de residência, etc.) ou pendência de cálculo (não foram inseridas todas informações de contracheque ou extrato bancário).

- Alteração de cadastro na mesa de análise: indica quando o analista faz uma alteração na proposta de crédito, porém ela não precisa retornar para o consultor.
- EPD – Efetividade no Primeiro Débito: indicador relacionado à área de arrecadação, que mede a efetividade dos débitos (cobrança efetuada na conta do cliente). Seu complementar, a FPD - Falha no Primeiro Débito pode indicar erro cadastral, ou fundos insuficientes na conta do cliente. Um contrato que apresenta Falha No Primeiro Débito possui grandes chances de não ter nenhuma parcela paga, gerando prejuízo financeiro.
- % ABC: percentual da carteira que encontra-se com no máximo 60 dias de atraso. De acordo com a Resolução CMN nº 2.682/99, a classificação de risco da operação deve ser revista: (i) mensalmente em função de atraso no pagamento de parcela de principal ou de encargos, observado os dias de atraso; (ii) a cada seis meses, para operações de um mesmo cliente ou grupo econômico cujo montante seja superior a 5% do patrimônio líquido ajustado da instituição; e (iii) uma vez a cada 12 meses. Para os empréstimos vencidos, a regulamentação estabelece classificações de risco mínimo, como segue na Tabela 3. A Resolução CMN nº 2.682/99, estabelece ainda ao Sistema Financeiro Nacional os critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa (“PCLD” ou “PDD”). Esta norma estabelece que as operações de crédito devem ser classificadas em 9 níveis de risco e sobre elas constituída a PCLD/PDD, nos percentuais apresentados na Tabela 3:

Tabela 3 – Nível de risco por período de atraso nas operações de crédito

Período de atraso	Nível de risco	Provisão
Entre 0 e 14 dias	Risco nível A, no mínimo	0,5% sobre o valor das operações
Entre 15 e 30 dias	Risco nível B, no mínimo	1% sobre o valor das operações
Entre 31 e 60 dias	Risco nível C, no mínimo	3% sobre o valor das operações

Entre 61 e 90 dias	Risco nível D, no mínimo	10% sobre o valor das operações
Entre 91 e 120 dias	Risco nível E, no mínimo	30% sobre o valor das operações
Entre 121 e 150 dias	Risco nível F, no mínimo	50% sobre o valor das operações
Entre 151 e 180 dias	Risco nível G, no mínimo	70% sobre o valor das operações
Atraso superior a 180 dias	Risco nível H, no mínimo	100% sobre o valor das operações

FONTE: adaptado de (CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL, 1999)

- Percentual de PDD – Provisão para Devedores Duvidosos: conforme descrito no tópico acima.
- Pendências de Formalização: indicador que aponta ocorrências no envio do contrato físico para o departamento de formalização.

### 5.2.7 Definir o modelo DEA (CRS/VRS) a ser utilizado

O modelo principal adotado foi o VRS, dada a diferença de escala entre as DMUs, e comparado com os resultados do modelo CRS para avaliação de eficiência de escala.

### 5.2.8 Definir a orientação do modelo (*input* ou *output*)

Como os indicadores de retrabalho, que são pontos chave deste modelo de avaliação de eficiência foram aplicados como *inputs*, a orientação do modelo buscará minimizá-los. Outro ponto a favor da análise para orientação a *inputs* é por se tratar de uma operação de vendas de produtos de crédito, que depende muito da demanda, da economia e de questões do mercado local (concorrentes próximos, produtos substitutos, etc.), os *outputs* são de difícil controle por parte da empresa. Neste caso a análise calculará a eficiência e buscará mostrar por meio dos alvos e folgas o quanto a empresa pode produzir a mais utilizando os mesmos recursos (PIRAN; LACERDA; CAMARGO, 2018).

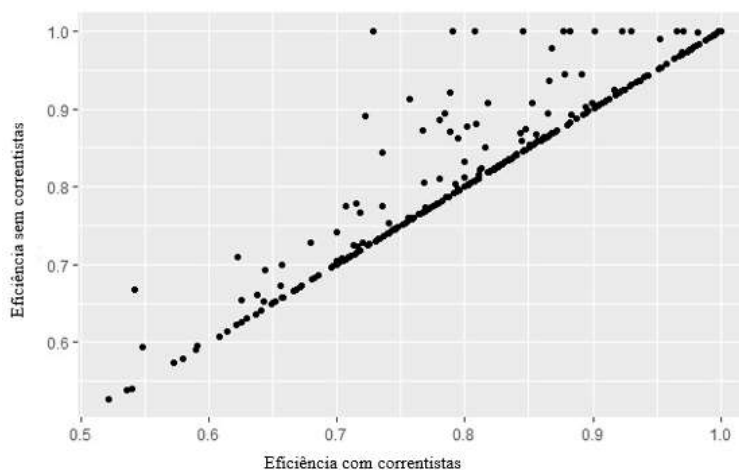
### 5.2.9 Elaborar e validar o modelo DEA final

Após algumas rodadas de discussão entre o grupo de pesquisa e o grupo de especialistas no processo, foi questionado por parte dos especialistas a necessidade e utilidade da variável

“número de correntistas” no modelo. Do ponto de vista da operação da instituição, as condições de produtos e serviços de crédito para clientes correntistas e não correntistas diferencia-se apenas pelas taxas de juros aplicadas.

Do ponto de vista da pesquisa, para avaliar o impacto da remoção da variável no modelo, foi aplicado o algoritmo do modelo com e sem a variável em questão. Do universo de 434 DMUs, apenas 31 tiveram alteração de eficiência, todas reduzindo depois da remoção da variável, como mostra a Figura 16. A média de eficiência do modelo reduziu assim de 0.877 para 0.867, ou seja, uma variação de cerca de 1%.

Figura 16 – Alteração da eficiência com a remoção da variável “número de correntistas”



(fonte: elaborado pelo autor)

Assim, apesar de a bibliografia da área (LAPLANTE; PARADI, 2015) sugerir a utilização desta variável, esta foi removida do modelo final para adequar-se à realidade do estudo de caso, sem comprometer a qualidade do modelo. A Figura 17 a seguir ilustra o modelo DEA final, com as variáveis utilizadas no modelo:

Figura 17 – Ilustração do modelo DEA

Unidade de análise	Inputs	Descrição dos inputs	Período	Output	Descrição Output
			Dados dos seis primeiros meses de		
Pontos de atendimento da instituição financeira com mais de 6 meses de abertura e informações disponíveis de todos os inputs/outputs avaliados	Número de consultores	Quantidade de funcionários que prestam serviço de	<b>Descrição das DMUs:</b> As DMUs são os pontos de atendimento ao público de uma instituição financeira, cujo produto principal é a oferta de crédito pessoal para público de faixas econômicas C e D. <b>Período Analisado:</b> dados dos seis primeiros meses de 2018	Valor líquido de vendas	Valor mensal de vendas de contratos de crédito pessoal
	Custo fixo	Média mensal de custos com aluguel, condomínio, IPTU, energia elétrica e água do primeiro semestre de 2018			
	PDD	Reserva contábil que deve ser mantida para clientes com probabilidade de inadimplência (percentual do valor do contrato que aumenta com o prazo de atraso)			
	Falhas no primeiro débito	Número de tentativas de débito mal sucedidas na primeira operação. Pode indicar fundos insuficientes do cliente ou erro de cadastro			
	Pendência de documentação de cálculo	Falhas na documentação financeira do cliente (extrato bancário e contracheque)			
	Pendência de documentação de identificação	Falhas na documentação de identificação do cliente (identidade, comprovante de residência, vias do contrato)			
	Alterações de cadastro	Número de correções de cadastro realizadas pela equipe de backoffice evitando pendências/erros na proposta			
	Pendências de formalização	Número de contratos físicos que não foram enviados para o setor de formalização			
				Valor de carteira em ABC	valor acumulado a ser cobrado (estoque) com menos de 30 dias de atraso

= inputs diretos  
 = indicadores de qualidade

(fonte: elaborado pelo autor, adaptado de PIRAN; LACERDA; CAMARGO, 2018).

### 5.2.10 Coletar dados

Nesta etapa a coleta de dados contou com o apoio de analistas das áreas de Gestão e Monitoramento Estratégico de Crédito, responsáveis pelo acompanhamento dos indicadores de produção, qualidade da operação e risco de crédito da carteira. Informações a respeito da gestão comercial, como data de abertura dos pontos de atendimento e número de consultores foram obtidos dos relatórios de expansão comercial. Informações de custos foram obtidas pela área de gestão corporativa de recursos e instalações.

### 5.2.11 Tratar os dados

Nesta etapa, unidades com informações inconsistentes ou faltantes foram removidas. Alguns autores (BROWN, 2006) ressaltam a importância e impacto da qualidade das informações no resultado da avaliação em modelos DEA. Por ser um método de comparação com pontos extremos (DMUs eficientes), onde todas as unidades são comparadas com as com resultado ideal, os resultados são bastante sensíveis a *outliers*, ou seja, pontos distorcidos na análise. Erros na coleta de dados podem levar a distorção nos scores e na medida de eficiência do sistema de DMUs como um todo, levando pontos para dentro ou para fora da envoltória de dados.

Ainda sobre o tratamento dos dados, foram identificadas algumas variáveis que se classificam como *bad outputs*, ou seja, resultados indesejados na operação, que devem ser minimizados para a busca da eficiência. Neste trabalho destaca-se a situação da variável PDD, que indica o nível de risco da carteira, ou seja, quanto maior, pior. Nos estudos de DEA similares pesquisados, foram encontrados alguns estudos que também abordaram indicadores de valores de provisão e seguros aplicados para concessão de crédito (CHEN et al., 2013). Variáveis semelhantes foram encontrados em outros estudos através da variável '*Portfolio at Risk 30*', que indica o volume de crédito com atraso superior a 30 dias (KAR et al., 2017, HADAD et al., 2011, LAEVEN; MAJNONI, 2003). Na bibliografia estudada, os autores sugerem a aplicação desta variável como um *input*, uma vez que é uma variável que deseja-se minimizar (CHARNES et al., 1990, ASMILD; ZHU, 2016).

Brown (2006) cita ainda a importância de que as unidades de análise estejam em condições iguais de operação, seja no âmbito regulatório ou condições de mercado muito diferenciadas. Uma vez que este estudo abrange unidades de uma mesma empresa, localizadas todas no mesmo País, admitiu-se que não existem condições heterogêneas entre as mesmas, o que garante, neste quesito, a qualidade da coleta dos dados.

Durante este levantamento, foi indicado também que o porte de cada ponto de atendimento também poderia ser um quesito que levaria a condições diferentes das DMUs. Como exemplo da discrepância, pode-se observar pontos de atendimento em centros populacionais bastante densos, com até 13 consultores, e um volume de vendas superior a um milhão de reais por mês, contra agências em cidades menores, com apenas um ou dois consultores, onde a demanda é baixa, e são feitos apenas alguns poucos atendimentos por dia, que geram um volume de vendas mensal de R\$10mil.

A variável que consolida o resultado destas duas informações (porte do ponto de atendimento e data de abertura) é a carteira de crédito arrecadável, que representa o estoque de parcelas a serem cobradas dos contratos já efetuados.

Dado o grande número de DMUs, avaliou-se a possibilidade de criar *clusters* para facilitar a análise. Indo ao encontro das práticas aplicadas pela empresa, o agrupamento foi realizado pelo tamanho da carteira de cada ponto de atendimento.

Porém, uma vez que a técnica DEA é baseada na envoltória gerada pelas DMUs, a inclusão/exclusão de unidades que compõem a envoltória pode afetar os índices de eficiência de todo o conjunto. Assim, buscando evitar vieses na modelagem, optou-se por rodar a análise com todas as unidades em um único modelo, e a posterior análise dos resultados nos grupos específicos sugeridos pelo algoritmo.

### 5.2.12 Efetuar o cálculo de eficiência em DEA

Para este estudo, foram avaliados alguns *softwares* disponíveis na internet, levando em conta suas características, restrições e custo das licenças de utilização. A Tabela 4 sumariza alguns dos aplicativos

Tabela 4 – Softwares de DEA pesquisados

Software	Autores	Restrições
SIAD v3.0	Lídia Ângulo Meza, Luiz Biondi Neto, João Carlos C. B. Soares de Mello e Eliane Gonçalves Gomes (UFF)	Máximo de 100 DMU's e 20 variáveis. Utilização gratuita
EMS 1.3	Holger Scheel (Universitat Dortmund)	
DEA SOLVER	Saitech Int	Versão gratuita até 50 DMUs
DEAP	Tim Coelli (University New England)	Interface pouco amigável. Demanda uso de softwares estatísticos

Software	Autores	Restrições
		complementares como SHASAM ou SAS.
Warwick DEA	Emmanuel Thanassoulis (Aston University)	
Frontier Analyst	Banxia Software Ltda.	Custo da licença: a partir de £195
PIM DEA V3.0	Ali Emrouznejad (Aston Business School)	Custo da licença: U\$50
MaxDea	Beijing Realworld Software Company Ltd	Modelos CRS e VRS simples gratuitos. Demais modelos liberados apenas na versão paga. Custo da licença: a partir de U\$445
Pacote R MultiplierDEA	Aurobindh Kalathil Puthanpura	Gratuito. Requer conhecimento básico em R Studio
Pacote R Benchmarking	Peter Bogetoft and Lars Otto	Gratuito. Requer conhecimento básico em R Studio
SAGEPE	Luis Felipe Riehs Camargo	Gratuito. Desenvolvido a partir do pacote R benchmarking, com funcionalidades de avaliação de eficiência, folgas, benchmarking e <i>stepwise</i>

Adicionalmente, os modelos DEA podem ser programados em planilha eletrônica por meio do Solver Excel, conforme descrito por Ragsdale (2009). Embora programas comerciais sejam práticos e contem com diversos modelos e recursos para aplicação de Análise Envoltória de Dados, a possibilidade de programar modelos em DEA em linguagem computacional é interessante, pois oferece ao analista uma maior flexibilidade na implementação computacional

dos modelos, inclusive na investigação de inovação, análise de dados customizada ao estudo de caso e aplicações específicas. O programa R, ambiente R, ou simplesmente R, (<http://www.r-project.org/>) é um software livre e de código aberto, que apresenta uma grande variedade de funções para análise de dados e rotinas gráficas por meio de funções nativas ou obtidas em pacotes distribuídos na internet (PESSANHA et al., 2013). Assim, além da possibilidade de utilizar pacotes já existentes, a ferramenta R permite ao pesquisador desenvolver códigos próprios que incluem outras funcionalidades pertinentes ao estudo.

O R é, portanto, uma importante ferramenta de análise e manipulação de dados, por apresentar testes paramétricos e não-paramétricos, modelagem linear e não-linear, análise de séries temporais, análise de sobrevivência, simulação e estatística espacial, além da facilidade na elaboração de diversos tipos de gráficos, entre outros (ANGULO MEZA et al., 2005).

Um dos pacotes avaliados durante a elaboração deste estudo foi o pacote em R MultiplierDEA (PUTHANPURA, 2018), que tem como benefícios ser gratuito, ser o pacote de DEA mais recente no ambiente R, de fácil aplicação, além de possuir as funcionalidades dos modelos tradicionais em R, possui modelos de *cross-efficiency*. Outros pacotes de R também foram utilizados em artigos, e sua aplicação é descrita e amplamente recomendada por Pessanha et al. (2013). No trabalho citado, dois pacotes em R foram utilizados e comparadas suas funcionalidades.

Outra solução encontrada na busca por um *software* que atendesse as necessidades de pesquisadores em DEA é o MaxDEA (CHENG, 2014), aplicativo desenvolvido em *Access*, que em sua versão gratuita possui os modelos básicos (CCR e BCC, orientados a *inputs* e *outputs*) e um extenso livro que apresenta uma robusta revisão bibliográfica e exemplos e guias de aplicação de suas funcionalidades.

Por fim, destaca-se o aplicativo SAGEPE - Sistema para Análise e Gestão da Produtividade e Eficiência, desenvolvido pelo pesquisador Luis Felipe Riehs Camargo e o Grupo de Pesquisa para Modelagem e Aprendizagem – GMAP da Unisinos. O SAGEPE é um aplicativo web desenvolvido em R *Shiny* para estimar modelos DEA. Possui funcionalidades para configuração de entrada de dados e seleção de variáveis, distribuindo estas em *inputs* e *outputs*, orientação do modelo (*inputs* ou *outputs*), tipo do modelo (CRS ou VRS). Na análise de eficiência são apresentados dados de eficiência padrão, invertida, composta, composta normalizada e de escala. São apresentadas também as folgas nas variáveis das DMUs ineficientes e o



benchmarking, ou seja, as DMUs de referência para estas e qual o peso ( $\lambda$ ). Há também uma aba para análise *stepwise* para seleção do melhor conjunto de variáveis para definição do modelo e redução de variáveis redundantes. Dado este conjunto de funcionalidades disponíveis na ferramenta, e a possibilidade de contato com os desenvolvedores para sanar dúvidas no processo de modelagem, aplicação e análise dos resultados, este *software* foi bastante utilizado, principalmente para análise de remoção de variáveis (método *stepwise*), em conjunto com o pacote R *Benchmarking*, desenvolvido no ambiente R, que apresenta como diferencial a flexibilidade para programação de scripts que englobam a modelagem DEA, análise de resultados através de testes estatísticos e elaboração de gráficos para visualização e tomada de decisões.

### 5.2.13 Analisar a discriminação dos resultados do modelo DEA

A bibliografia ressalta a importância de que as unidades de análise estejam em condições iguais de operação, seja no âmbito regulatório ou condições de mercado muito diferenciadas (PIRAN et al., 2018). Uma vez que este estudo abrange unidades de uma mesma empresa, localizadas todas no mesmo País, admitiu-se que não existem condições heterogêneas entre as mesmas, o que garante, neste quesito, a qualidade da coleta dos dados.

De posse do modelo descrito na seção 5.2.9, foi utilizado o pacote *Benchmarking* no *software* Rstudio, que apresentou a distribuição de eficiências de acordo com a Tabela 5:

Tabela 5 – Discriminação das eficiências no primeiro modelo

Faixa de eficiência	Nº de PAs	Distribuição em percentual
0,5-0,6	9	2.1%
0,6-0,7	34	7.8%
0,7-0,8	101	23.3%
0,8-0,9	96	22.1%
0,9-1	59	13.6%
1,00	135	31.1%

#### **5.2.14 Utilizar um método de seleção de variáveis (*stepwise*)**

LaPlante e Paradi (2015) sugerem que é comum em estudos encontrar uma distribuição de DMUs eficientes na faixa de 25 a 30%, principalmente quando se utiliza a orientação VRS. Mesmo assim, rodou-se o algoritmo *Stepwise* no aplicativo SAGEPE para verificar se o mesmo sugeriria alguma variável para remoção, e este não sugeriu nenhuma alteração no modelo.

#### **5.2.15 Analisar os resultados (eficiência, alvos e folgas e *benchmarks*)**

Para esta etapa, após a coleta inicial dos dados nos sistemas da empresa, as informações foram agrupadas em planilhas eletrônicas e tratadas para aplicação nos *softwares* utilizados.

As informações oriundas do software são: eficiência padrão, eficiência invertida, eficiência composta, eficiência composta normalizada, eficiência de escala, as folgas de cada *input/output* utilizado, quais unidades são referência de *benchmark* e qual o peso ( $\lambda$ ) de cada referência e por fim a análise *stepwise* apresenta os modelos avaliados e quais variáveis podem ser desconsideradas.

Foram feitos testes também com o pacote *Benchmarking* no ambiente R. A principal diferença encontrada foi que este não entrega resultados de análise de eficiência invertida e composta, porém a elaboração do *script* de testes dos modelos oferece uma maior possibilidade de fazer ajustes e reaplicar o algoritmo com maior velocidade. É possível elaborar também gráficos e análises estatísticas entre as variáveis no mesmo projeto. Por estes benefícios encontrados, a análise dos resultados desenvolveu-se principalmente através do Rstudio.

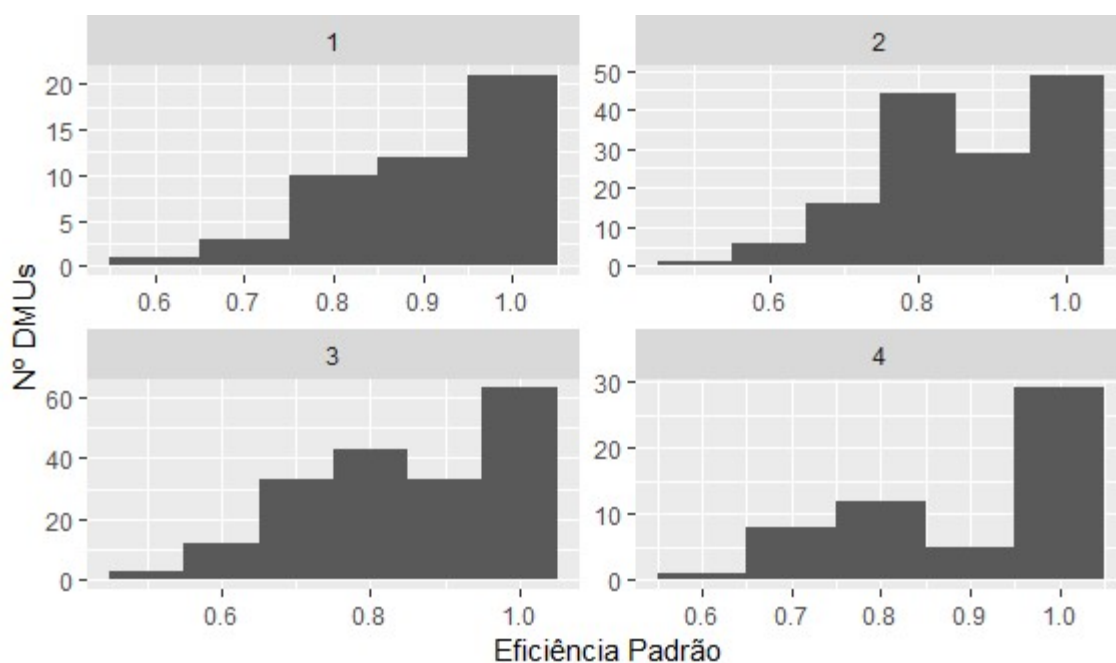
#### **5.2.16 Apresentar e discutir os resultados finais**

Os resultados encontrados na elaboração desta dissertação foram apresentados a membros da diretoria de crédito (responsável pelas políticas de crédito e análises de *backoffice*) e diretoria de crédito (responsável pela gestão dos pontos de atendimento). Foi consenso entre os profissionais que as informações apresentadas geraram uma visão inexistente na empresa a respeito da eficiência dos pontos de atendimento e que os dados podem servir de subsídio para elaboração de políticas de crédito específicas para agências eficientes, bem como filas de análise diferenciadas. Avaliando as DMUs ineficientes e as folgas nas variáveis, é possível traçar planos de melhoria e treinamentos focados nas unidades onde foram identificadas

oportunidades de melhoria. Por fim, as DMUs que mais vezes foram indicadas como *benchmark* serão *case* de análise para mapeamento dos microprocessos desenvolvido *in loco* pela equipe para identificar oportunidades de aprendizado pelas demais unidades.

Como apresentado na seção 5.2.12, o primeiro conjunto de dados entregue pelo modelo DEA é a distribuição de eficiências. Após isso, cruzou-se a informação de índices de eficiência com porte da carteira, conforme apresentam os gráficos da Figura 18, que indicam que nos clusters 1 e 4 (carteiras menores e maiores, respectivamente) há uma maior concentração de DMUs eficientes.

Figura 18 – Distribuição da eficiência das DMUs por porte de carteira



(fonte: elaborado pelo autor)

Neste mesmo sentido, a Figura 19 apresenta o gráfico de dispersão eficiência *versus* carteira e a respectiva regressão polinomial entre as variáveis:

Figura 19 – Dispersão eficiência x Carteira

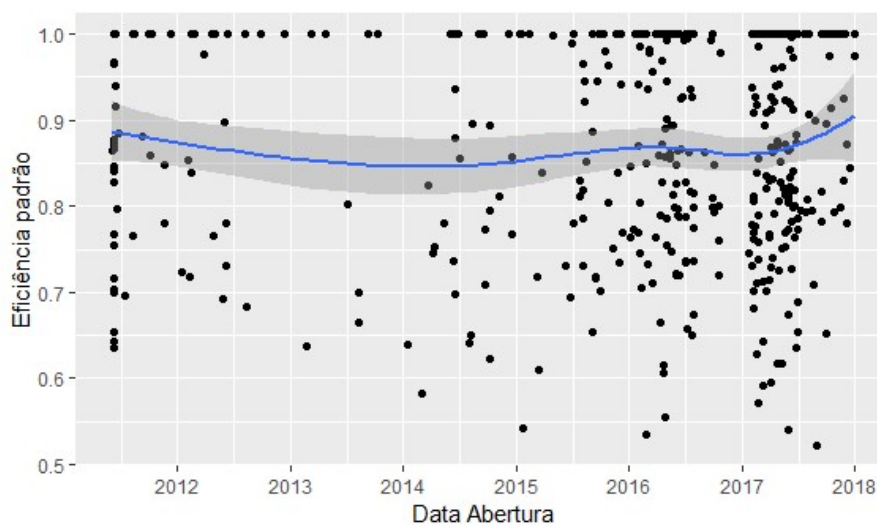


(fonte: elaborado pelo autor)

Neste gráfico, através da linha de regressão polinomial, é possível ver que as unidades no grupo de menor carteira de crédito (até R\$ 1MM) e maior carteira (acima de R\$5MM) tendem a possuir uma maior eficiência que as unidades com carteira intermediária. No grupo de carteira pequena, este movimento é explicado por serem em sua maioria unidades novas, com uma carteira que não atingiu o seu ponto de maturidade. Já nas de grande porte, o movimento explica-se por estas serem unidades de destaque, com uma estrutura já consolidada e identificadas como unidades com uma gestão experiente e alvo de *benchmark* interno, mesmo que de maneira informal e sem um embasamento técnico na empresa.

Posteriormente, foi avaliada a dispersão de eficiência por data de abertura da agência. Nesta análise, foi observado que os pontos de atendimento mais recentes (grupo inaugurado em 2017) tendem a ser mais eficientes que pontos mais antigos, como mostra a Figura 20:

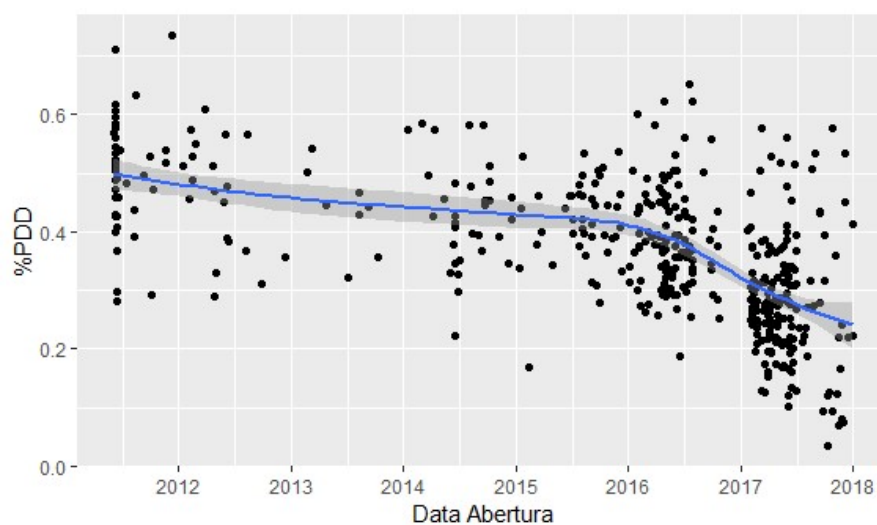
Figura 20 – Dispersão eficiência x Data de Inauguração do Ponto de Atendimento



(fonte: elaborado pelo autor)

A partir desta informação, buscou-se entender se algum *input/output* estava relacionado com a data de abertura. Praticamente todas as variáveis, num maior ou menor nível, apresentavam um comportamento similar, tendendo a um padrão para agências abertas antes de 2017 e outro para as abertas em 2017, apresentando uma homogeneidade dentro de cada grupo. A variável que apresenta este comportamento de maneira mais acentuada é o PDD, como apresenta a Figura 21:

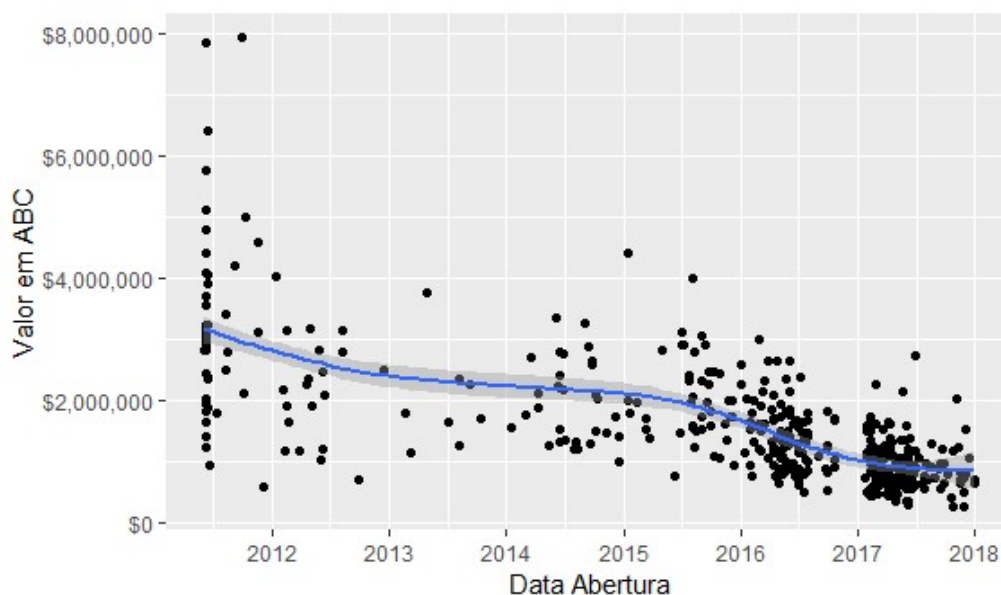
Figura 21 – Dispersão PDD x Data de Inauguração do Ponto de Atendimento



(fonte: elaborado pelo autor)

O *output* Valor\_ABC também apresenta este comportamento, como mostra a Figura 22:

Figura 22 – Dispersão Valor em ABC x Data de Inauguração do Ponto de Atendimento



(fonte: elaborado pelo autor)

Este padrão pode ser compreendido através do entendimento da natureza do negócio e suas particularidades. Por ser uma operação de crédito pessoal de alto risco, por ser sem garantias, e para um público que tende a ter altos níveis de inadimplência, as agências nos primeiros meses após a sua abertura não possuem uma carteira de crédito ‘madura’, ou seja, sua carteira é composta basicamente por contratos novos, que ainda não atingiram o estágio em que tendem a entrar em atraso ou inadimplência.

A partir destas conclusões, aprofundou-se a análise *clusterizando* as agências nestes dois grandes grupos: agências abertas antes e depois do início de 2017, e rodando o modelo DEA dentro de cada grupo. Esta nova proposta de análise busca avaliar de forma homogênea agências que já estão com carteiras maduras e as recentes e avaliar quais indicadores mais impactam na eficiência de cada grupo.

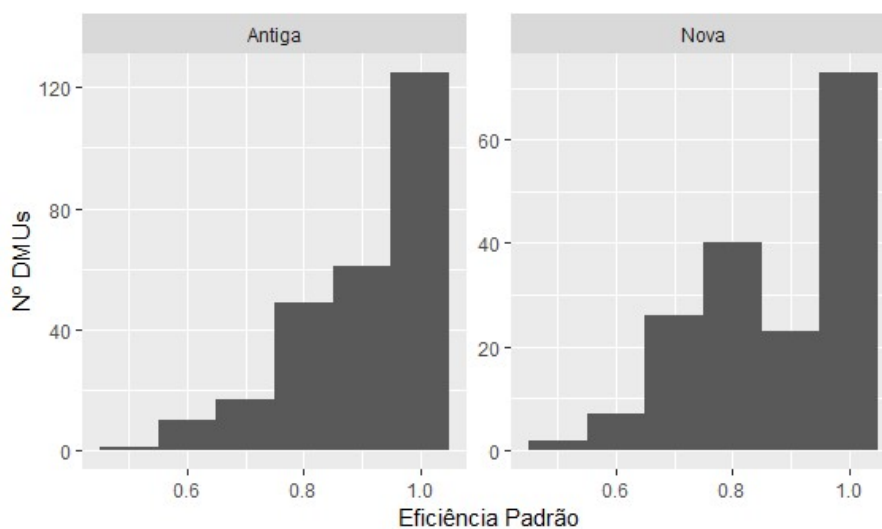
Neste novo modelo, ambos os grupos tiveram um pequeno aumento na eficiência média, como é apresentado na Tabela 6. Para ambos os grupos foi rodado o método *stepwise*, que não indicou a remoção de nenhuma variável.

Tabela 6 – Comparação dos resultados dos modelos DEA

	Nº DMUs	Modelo geral		Modelo 2 grupos	
		eff média	% DMUs eficientes	eff média	% DMUs eficientes
<b>Lojas Antigas</b>	263	0,864	30,0%	0,882	35,7%
<b>Lojas Novas</b>	171	0,866	31,0%	0,903	42,1%

O gráfico da Figura 23 apresenta a distribuição de eficiência dos dois grupos no novo modelo:

Figura 23 – Histograma de eficiências com no modelo DEA de cada grupo



(fonte: elaborado pelo autor)

Após este agrupamento, foi calculada a correlação dos inputs/outputs com a eficiência de cada grupo. A Tabela 7 apresenta os resultados:

Tabela 7 – Correlação entre as variáveis e a eficiência em cada grupo

	<b>Grupo DMUs Novas</b>	<b>Grupo DMUs Antigas</b>
<b>Custo_fixo</b>	-0,181	-0,146
<b>vl_PDD</b>	-0,145	-0,039
<b>N_Consultores</b>	-0,115	-0,049
<b>Falhas1deb</b>	-0,312	0,017
<b>Erros_pend_Calc</b>	-0,286	-0,014
<b>Erros_pend_Doc</b>	-0,270	-0,026
<b>Erros_alt_Cad</b>	-0,372	-0,004
<b>Formaliz_pend</b>	-0,197	-0,221
<b>vl_ABC</b>	0,072	0,140
<b>vl_Vendas</b>	-0,045	0,135

Pelo índice de correlação, é possível avaliar o impacto de cada variável na avaliação de eficiência dos grupos. No grupo ‘DMU Novas’, composto por agências abertas no ano de 2018, é vista uma maior correlação entre os *inputs* do que entre a eficiência e os *outputs*, com destaque para os indicadores de falhas no débito, pendências da mesa de crédito e alteração de cadastro. Isto pode ser reflexo da falta de experiência dos consultores na implantação da documentação no sistema de vendas e uma oportunidade de melhoria na empresa.

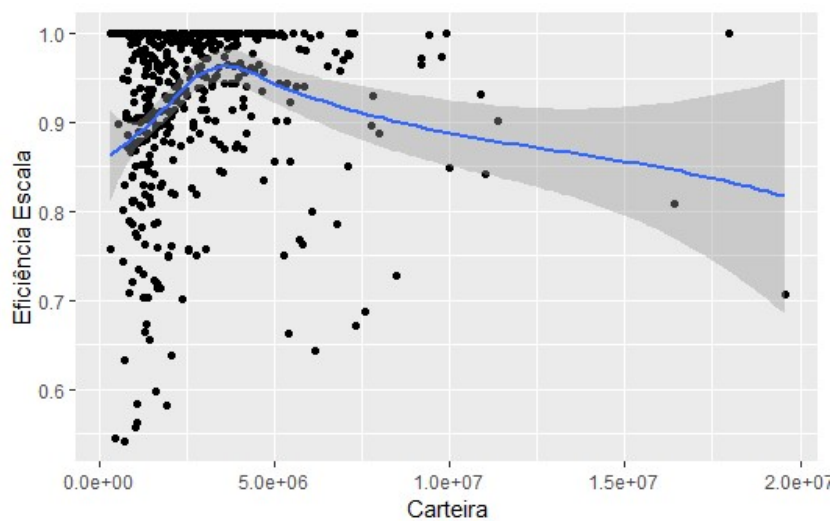
Já no grupo das DMUs abertas anteriormente a 2017 a correlação é mais forte com indicadores de formalização, e principalmente os *outputs* valor de ABC e volume de vendas.

A ferramenta DEA também gera informações bastante úteis a respeito da eficiência de escala. No estudo de caso apresentado, após a aplicação do modelo VRS, foi aplicado o modelo CRS e calculado o quociente entre as eficiências para se obter a eficiência de escala. A população de DMUs como um todo teve uma média de eficiência de escala de 0,92, onde o grupo das unidades antigas teve uma média de 0,93 e as inauguradas mais recentemente 0,90.

Cruzando as informações de eficiência de escala e tamanho da carteira, foi identificado que as agências nas extremidades tendem a ter uma eficiência de escala menor. O mesmo se reflete com as variáveis volume mensal de vendas e número de consultores, o que sugere uma faixa intermediária de tamanho de agência que reflete em maiores índices de eficiência, como mostram a Figura 24 e Figura 25:

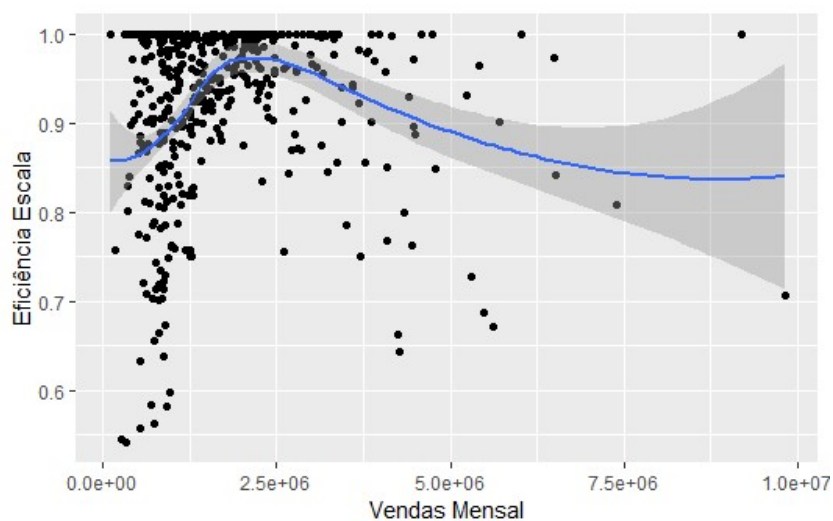


Figura 24 – Eficiência de escala x Carteira de crédito da DMU



(fonte: elaborado pelo autor)

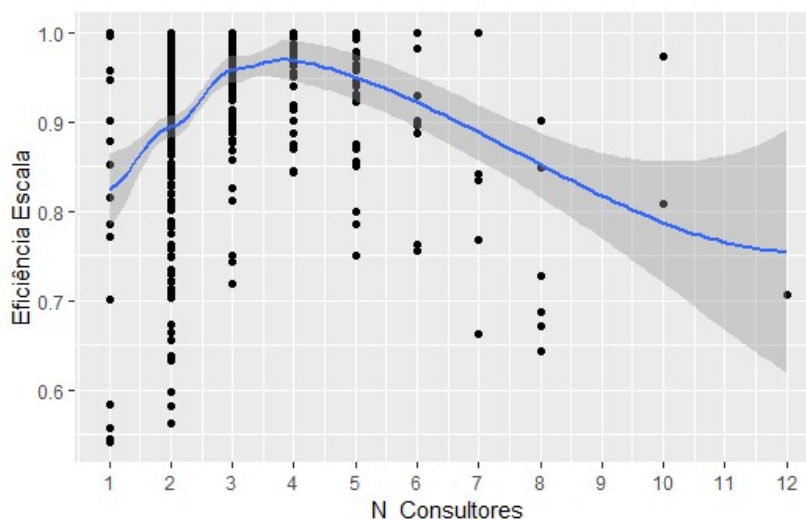
Figura 25 – Eficiência de escala x Valor mensal de vendas



(fonte: elaborado pelo autor)

Essa conclusão pode ser utilizada pela empresa nos projetos de expansão, onde pode ser estudada uma padronização do tamanho de futuras agências. De acordo com as informações obtidas no modelo, agências com 3 a 5 consultores são as que apresentam os melhores índices de eficiência, como mostra a Figura 26.

Figura 26 – Eficiência de escala x N° de consultores



(fonte: elaborado pelo autor)

Outra entrega de grande valor do método DEA é relativo a folgas das variáveis. Neste bloco de informações, o algoritmo entrega quais seriam os valores dos *inputs/outputs* que resultariam na eficiência máxima de cada DMU. Assim, analisando esta diferença é possível verificar as folgas sugeridas em cada atributo, ou seja, o quanto e onde cada DMU pode melhorar. A Tabela 8 e Tabela 9 apresenta os resultados calculados no modelo agrupando em unidades antigas e novas:

Tabela 8 – Folgas das variáveis – DMUs novas

	<b>Custo_fixo</b>	<b>vl_PDD</b>	<b>N_Consultores</b>	<b>Falhas1deb</b>	<b>Erros_pend_Calc</b>
<b>Soma</b>	R\$ 149.386	R\$ 17.895.952	19	5.302	2.841
<b>Média</b>	R\$ 568	R\$ 68.045	0	20	11
<b>Desvio Padrão</b>	R\$ 2.274	R\$ 220.348	0	43	20
<b>Folga máxima</b>	R\$ 23.864	R\$ 2.044.776	2	478	109
<b>% folga</b>	11%	4%	2%	12%	5%
	<b>Erros_pend_Doc</b>	<b>Erros_alt_Cad</b>	<b>Formaliz_pend</b>	<b>vl_ABC</b>	<b>vl_Vendas</b>
<b>Soma</b>	3.569	2.696	8.957	R\$ 7.581.250	R\$ 13.080.290
<b>Média</b>	14	10	34	R\$ 28.826	R\$ 49.735
<b>Desvio Padrão</b>	24	20	90	R\$ 94.316	R\$ 124.407
<b>Folga máxima</b>	127	135	1.024	R\$ 691.095	R\$ 768.624
<b>% folga</b>	8%	6%	24%	2%	2%

Tabela 9 – Folgas das variáveis – DMUs antigas

	<b>Custo_fixo</b>	<b>vl_PDD</b>	<b>N_Consultores</b>	<b>Falhas1deb</b>	<b>Erros_pend_Calc</b>
<b>Soma</b>	R\$ 16.476	R\$ 5.986.034	9	2.029	1.587
<b>Média</b>	R\$ 96	R\$ 35.006	0	12	9
<b>Desvio Padrão</b>	R\$ 382	R\$ 117.806	0	24	17
<b>Folga máxima</b>	R\$ 3.331	R\$ 912.681	2	126	81
<b>% folga</b>	3%	8%	2%	12%	7%
	<b>Erros_pend_Doc</b>	<b>Erros_alt_Cad</b>	<b>Formaliz_pend</b>	<b>vl_ABC</b>	<b>vl_Vendas</b>
<b>Soma</b>	1.517	1.323	5.504	R\$ 3.858.925	R\$ 6.249.281
<b>Média</b>	9	8	32	R\$ 22.567	R\$ 36.546
<b>Desvio Padrão</b>	17	16	73	R\$ 61.147	R\$ 103.310
<b>Folga máxima</b>	76	91	562	R\$ 419.004	R\$ 838.147
<b>% folga</b>	8%	7%	33%	3%	4%

Através da análise do percentual é possível verificar que alguns *inputs* possuem um maior potencial de melhoria nos processos, e existem diferenças nos comportamentos das unidades abertas mais recentemente se comparado com as antigas. A variável com o maior percentual de folga é o relacionado a pendências de formalização. Esta folga sugere que existe pelo menos uma DMU operando de maneira bastante superior as demais. Essa diferença também pode ser vista avaliando a natureza do indicador: este *input* avalia o envio dos contratos físicos para o local onde estes ficam armazenados, no sul do País. Como existem agências em todos os estados do País, é possível que as unidades mais distantes encontrem mais dificuldades para o envio, ou o gestor da área opte por fazer um estoque maior *in loco* para enviar remessas maiores e menos frequentes.

Este ponto já levanta a hipótese de criar-se um plano de ação para melhorar este processo. Para reduzir o problema de envios, pode-se estudar a implantação de um sistema de contratos eletrônicos, por exemplo, que substitua as vias em papel.

Falhas no primeiro débito é o segundo indicador com o maior percentual de folga sugerido. Este indicador impacta diretamente o resultado da operação e da empresa como um todo, uma vez que um contrato que não consegue ser efetivo na primeira cobrança tem grandes chances de não arrecadar nenhuma parcela. Os principais ofensores desta variável são ações fraudulentas, erros no preenchimento do cadastro, má fé do cliente optando por cancelar a conta

em que efetuou o débito em conta ou insuficiência de fundos. Este é um dos principais pontos avaliados pelos núcleos de inteligência da diretoria de crédito: como criar modelos ou políticas de crédito que melhorem a efetividade dos débitos. Comparando o grupo de unidades novas com as antigas, é visto o mesmo percentual de folga sugerido, o que pode ser explicado por todas as regras de concessão de crédito serem corporativas, ou seja, não há distinção das regras entre os pontos de atendimento.

Avaliando as variáveis que tiveram maior diferença entre os grupos, identifica-se custo fixo como o mais discrepante. O grupo de unidades mais antigas apresenta uma folga de 11% neste indicador, contra 3% nas novas, o que pode representar uma melhoria nas negociações de contratos de aluguéis e estruturação física das novas unidades.

O grupo de pontos de atendimento abertos no ano de 2017 apresentam uma folga maior no indicador pendências de cálculo, o que sugere que estes ainda carecem de maior treinamento nesta etapa do processo para redução de erros e melhoria da eficiência operacional.

Apesar de ser uma ferramenta interessante, a informação a respeito das folgas nas variáveis deve ser avaliada com atenção pelos pesquisadores e especialista do processo e analisar se faz sentido a sugestão proposta pelo modelo, ou se existem outras particularidades que expliquem o excesso em dado *input*. Como exemplo, é possível apresentar a DMU que possui a folga máxima em custo fixo, que sugere que esta deveria reduzir em R\$23.864 seus custos fixos. Trazendo para o contexto da operação, entretanto, este excesso explica-se por ser uma agência estratégica, localizada em uma das avenidas de maior movimento no País, o que estrategicamente é importante para a divulgação da marca, além da captação de clientes e expansão da carteira. Assim, apesar desta DMU ser identificada como ineficiente pelo modelo, tem seu importante papel na instituição, o que justifica o maior custo fixo apresentado.

Por fim, a análise de unidades identificadas como benchmark sugere que DMUs operam na fronteira eficiente e servem de ponto de referência para as demais unidades. A Tabela 10 e a Tabela 11 apresentam as 10 unidades mais referenciadas na análise de *benchmark*. Em ambos os grupos as três primeiras DMUs destacam-se no número de vezes que são referência, logo, sugere-se que estas sejam *case* para troca de conhecimento entre os gestores e mapeamento dos processos *in loco*.

Tabela 10 – DMUs Novas mais identificadas como *benchmark*

<b>Código Filial</b>	<b>Nº vezes referência</b>
<b>30047</b>	65
<b>30046</b>	64
<b>50001</b>	64
<b>30045</b>	35
<b>34016</b>	31
<b>30039</b>	30

Tabela 11 – DMUs Antigas mais identificadas como *benchmark*

<b>Código Filial</b>	<b>Nº vezes referência</b>
<b>9224</b>	150
<b>7030</b>	85
<b>7018</b>	49
<b>9216</b>	39
<b>9061</b>	36
<b>1053</b>	35

Esta seção apresentou o conjunto de informações obtidas na modelagem DEA. Estas geram subsídios importantes para os tomadores de decisão identificarem quais unidades operam de maneira eficiente, sempre comparando com as próprias unidades internas, e as ineficientes, bem como quais as variáveis responsáveis pela ineficiência (folgas) e as unidades de referência para as ineficientes. Apresentados estes achados nesta seção, a próxima propõe um framework para aplicação destes resultados em uma ferramenta de melhoria contínua na empresa.

### 5.3 APLICAÇÃO DOS RESULTADOS DEA PARA MELHORIA DE PROCESSOS

Identificadas as etapas no processo que consistem em atividades duplicadas e/ou de conferência, como apontada na seção 5.1 deste trabalho, e aplicada uma metodologia para avaliação de eficiência com uma abordagem voltada para a inclusão de indicadores do processo, a etapa atual consiste em elaborar ferramentas de melhoria para os processos em análise.

Como identificado no mapeamento do processo, a etapa de análise documental e de risco de crédito nada mais é que a validação dos dados inseridos na etapa de atendimento ao cliente. Esta etapa, executada manualmente por um analista de crédito, tem duração que varia de 5 a 15 minutos, dependendo da especificidade do produto de crédito (crédito consignado, crédito pessoal com portabilidade de salário, crédito com posterior débito em banco externo), do

relacionamento do cliente com a instituição (se já é cliente e possui algum produto contratado recentemente, alguns documentos não são necessários), dos documentos obrigatórios para cada produto (contracheque, comprovante de residência, extrato de conta corrente, etc.) e da experiência do analista.

Hoje já existe uma equipe de cerca de 100 analistas, que além da análise de propostas de crédito é responsável pela análise de outros produtos como verificação documental para abertura de conta digital. O ritmo de expansão da empresa, tanto para produtos de crédito pessoal como para produtos digitais é crescente, logo a demanda para esta equipe de análise está se tornando um ponto crítico para o processo, uma vez que o tamanho deste setor já é visto como grande, e não há espaço físico para expansão do setor. Assim, nesta etapa do *framework*, foi proposta a utilização dos indicadores de eficiência como métrica para criar políticas que liberam a análise documental de unidades eficientes.

Partindo do pressuposto que o método DEA avalia as agências e identifica as que operam de maneira eficiente, atendendo as políticas de qualidade da empresa, esta etapa manual pode ser eliminada.

Assim, com a análise de eficiência resultante do modelo DEA, as agências podem ser identificadas como eficientes, e por consequência as unidades eficientes teriam alçada, ou seja, capacidade de aprovar automaticamente as propostas, sem depender da análise documental da matriz, que valida as informações inseridas pelos consultores.

O indicador de eficiência resultante do modelo DEA foi utilizado como uma variável para criação de políticas de alçada, onde as agências têm autonomia para aprovar uma proposta de crédito sem a necessidade de validação documental feita pelo setor da matriz da empresa.

Tendo em vista mitigar o impacto da inadimplência de uma proposta de crédito com valor elevado, as políticas de liberação foram criadas tendo como variáveis de entrada o índice de eficiência da agência (unidades com eficiência = 1) e o valor total do contrato (valor de contrato menor que o ticket médio das operações, o que corresponde a 56% do número de propostas). Assim, foram criadas políticas para liberar a análise documental das propostas que atendessem os dois critérios: serem implantadas por uma unidade eficiente E valor total da operação inferior a R\$1.400, o que corresponde a cerca de 15% das propostas analisadas pela mesa de crédito.

Já para as unidades identificadas como ineficientes, o método fornece informações para planos de ações, já que este identifica quais unidades e quais indicadores possuem folgas, ou seja, cabem ações de melhorias. Foram criados *clusters* de análise das unidades eficientes de acordo com a variável identificada como problemática, ou seja, que o modelo DEA identificou como possuindo folga para melhoria, e agrupando as variáveis de acordo com a área de abordagem do plano de ação:

- Folga em custo fixo e número de consultores, que será avaliada pela área de gestão empresarial;
- Folga em pendência de documentos, cálculos, alteração de cadastro e formalização, onde a equipe de facilitadores focará em treinamentos específicos sobre os processos da empresa;
- Folga em valor de PDD, falhas no primeiro débito e valor de ABC, onde a equipe de risco de crédito irá avaliar a carteira e estudar a criação de políticas específicas para estas unidades;
- Folga em número de correntistas e valor de vendas, onde a área comercial irá fazer um acompanhamento específico sobre as estratégias de venda, localização das unidades e condições microeconômicas da região.

Sugere-se que cada plano de ação seja objetivo, tenha um responsável, possua prazo de início e término e a gestão do conjunto de planos seja centralizado para avaliação dos resultados.

#### 5.4 MONITORAMENTO DA APLICAÇÃO DOS RESULTADOS

A principal aplicação dos resultados desta pesquisa, que são as políticas para liberação de análise documental, ainda não haviam sido implementados no momento da apresentação deste trabalho. Todavia, os relatórios para melhoria das unidades eficientes já foram estruturados e enviados para as áreas responsáveis pela atuação. De acordo com a periodicidade de atualização dos indicadores de modelo, são gerados os relatórios que indicam as unidades ineficientes em cada grupo de indicadores, bem como seus alvos, para que as áreas responsáveis trabalhem em estratégias para melhorar a eficiência das unidades, seja através de planos de ação de educação corporativa, novas políticas de crédito, estratégias de venda ou reavaliação da estrutura das agências. A comparação de práticas entre unidades eficientes e ineficientes também é uma

ferramenta para identificar pontos de melhoria da instituição e padronização de seus processos operacionais.

Para as políticas de isenção de análise das unidades eficientes, sugere-se que os indicadores utilizados para acompanhamento da eficiência modelo sejam os mesmos utilizados pela empresa para análise da carteira de crédito como um todo, atentando-se para a segregação das agências e propostas que tiveram alguma alteração no fluxo de liberação: percentual de falhas no primeiro débito, provisão para devedores duvidosos e margem financeira da carteira são os principais indicadores para acompanhar a evolução deste produto. Assim, utilizando os mesmos indicadores padrão, é possível comparar as agências/propostas que passaram por alterações no fluxo de análise de crédito, e assim avaliar se a liberação da análise documental está tendo algum impacto negativo no risco de crédito. Se for identificado algum desvio, deve-se fazer uma análise mais pontual, identificando se este desvio ocorre em alguma agência ou produto em específico, para uma possível adequação do modelo proposto.

## 5.5 CALIBRAGEM DA APLICAÇÃO DOS RESULTADOS E ATUALIZAÇÃO DO MODELO DEA

A etapa anterior, de monitoramento da aplicação de regras é fundamental para obter conhecimento a respeito dos resultados do modelo. Caso seja identificada uma piora nos indicadores de risco de crédito em alguma unidade específica, é preciso entender se é necessária uma calibração do modelo ou se é uma variação sazonal.

Foi definido em conjunto com os especialistas do processo que o modelo será revisitado e atualizado mensalmente, utilizando para as informações de vendas e qualidade nos processos os dados dos últimos seis meses das agências (custo fixo, falhas no primeiro débito, pendências de análise e alterações de cadastro) e da carteira acumulada para o indicador de PDD.

Foi identificado como ponto de atenção a divisão entre unidades antigas e novas, e o monitoramento do ponto de maturação de cada unidade. Na *timeline* de abertura das agências fica claro um hiato entre o *cluster* de lojas novas e antigas. Porém, deve-se manter o acompanhamento dos demais indicadores para identificar se essa diferença se permanecerá prevalecendo com o desenvolvimento da unidade e experiência dos profissionais.



Para apresentação dos resultados do modelo como um todo, sugere-se a utilização de indicadores relacionados a número de propostas aprovadas automaticamente, horas de analistas reduzidos e indicadores de acompanhamento das carteiras aprovadas automaticamente em comparação com as que seguem o processo normal. Assim, consegue-se avaliar o *trade-off* entre agilidade nos processos e risco de crédito.

O conjunto de informações a respeito das unidades ineficientes também é um ponto que deve ser enaltecido do modelo. A avaliação do resultado dos planos de ação deve apresentar a evolução das agências e as oportunidades de melhorias de processos encontradas. Estas alterações nos processos podem ser de tal impacto que demandem a revisão das variáveis utilizadas no modelo de avaliação de eficiência para seguir retratando a eficiência operacional desejada pelos tomadores de decisão.

## 6 DISCUSSÕES DA APLICAÇÃO DO *FRAMEWORK*

A aplicação do *framework* no estudo de caso apresentado na seção anterior gerou alguns pontos de melhoria para a utilização do modelo em futuros estudos. Na primeira etapa, onde foi realizado o mapeamento do processo, é interessante que já no início da investigação se identifique qual o agente do processo será alvo da análise de eficiência, para uma melhor compreensão das suas atividades e o impacto destas nas etapas seguintes do processo.

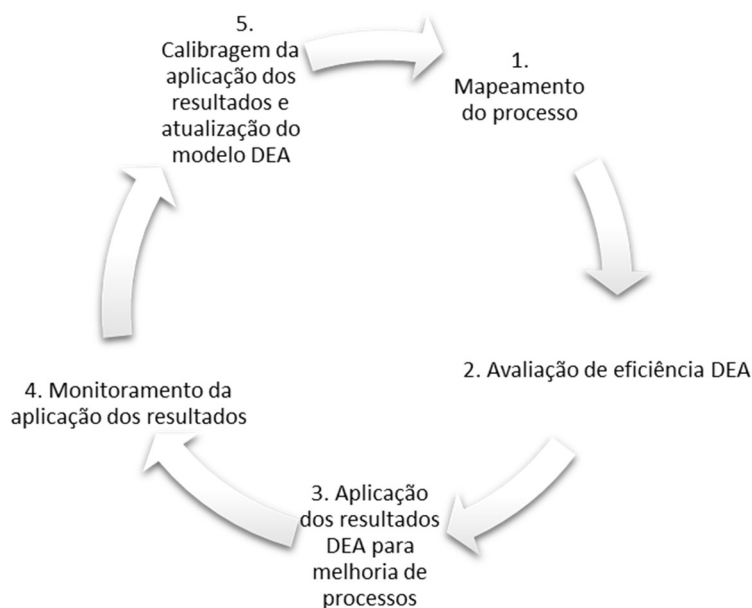
Na segunda etapa, a principal dificuldade enfrentada é encontrar um conjunto de indicadores que representem toda a complexidade do processo da empresa e que gere um índice de eficiência que leve em conta todos estes aspectos. Para futuras versões do *framework*, um ponto de melhoria pode ser a elaboração de um *checklist* ou ferramenta que assegure que os *inputs* utilizados abordam todos indicadores das etapas do processo. Neste estudo de caso, esta confiança se obteve envolvendo uma ampla gama de especialistas da empresa, de diversas áreas e níveis hierárquicos, porém, uma subetapa formal no método pode trazer mais confiabilidade ao estudo.

Ainda na etapa 2, por ser um algoritmo de análise de unidades que estão na fronteira, é preciso assegurar a homogeneidade das DMUs e a exclusão de *outliers* na análise para evitar distorções na fronteira, e por consequência, nos indicadores de eficiência como um todo. Assim, outro incremento que pode ser feito no método é a aplicação de algoritmos de identificação de *outliers* ou de clusterização se for identificada uma heterogeneidade significativa entre as unidades de análise.

No estudo de caso apresentado, durante a aplicação dos modelos, percebeu-se uma discriminação nas variáveis entre as agências abertas anteriormente a 2017 e neste ano. Esta observação levou a um agrupamento das DMUs por este critério, e a análise dos resultados foi feita separada para cada grupo. A análise DEA nestes dois grupos mostrou que a correlação entre os *inputs* e a eficiência é diferente entre cada grupo, logo sugere-se um acompanhamento diferenciado em cada grupo. Neste estudo de caso, foi discrepante a diferença, porém em casos mais sutis, a utilização de métodos estatísticos pode ser uma ferramenta necessária para a tomada de decisão a respeito de clusterizações ou identificação de padrões de comportamento.

A terceira etapa propõe a aplicação de regras de negócio aos processos de acordo com a avaliação de eficiência dos agentes. Durante a elaboração deste estudo, foi ressaltado também a importância do envolvimento do grupo de pesquisa com os especialistas do processo, que podem oferecer um contexto que explique as variações nos *inputs* do modelo, o que melhora a qualidade da modelagem, sua representatividade da realidade do processo bem como propostas de aplicação das informações obtidas nas etapas anteriores. Um ponto de atenção identificado no estudo de caso para o desenvolvimento das próximas etapas do processo é a necessidade de identificar impedimentos sistêmicos ou organizacionais que dificultem a aplicação dos resultados do DEA. No estudo de caso apresentado, o sistema de regras de análise de propostas não estava apto para utilizar a variável código do Ponto de Atendimento para aprovação automática, o que demandou desenvolvimento de software, e por consequência atrasou a implantação das regras.

Com base nessa análise crítica da aplicação do *framework*, foram adicionados os pontos de atenção identificados no estudo de caso para chegar assim em uma versão atualizada do *framework*, apresentado na Figura 27:

Figura 27 – Versão final do *framework*

- |   |   |
|---|---|
| <p>1. Mapeamento do processo</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Mapear o processo produtivo</li> <li>Identificar atividades que podem ser alteradas mediante avaliação de eficiência dos agentes</li> <li><b>Identificar agentes responsáveis pelo processo;</b></li> </ul> <p>2. Avaliação de eficiência DEA</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Mapear variáveis que podem ser utilizadas como inputs/outputs em um modelo de avaliação de eficiência de processos</li> <li><b>Validar com especialistas do processo se todas as etapas estão representadas nas variáveis do modelo</b></li> <li><b>Aplicar algoritmos de identificação/exclusão de outliers</b></li> <li><b>Identificar possíveis clusters/heterogeneidades nas agências</b></li> <li>Aplicação do MMDEA (Método de modelagem em DEA)</li> <li>Resultado: índice de eficiência</li> </ul> | <p>3. Aplicação dos resultados DEA para melhoria de processos</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Definir políticas para unidades eficientes</li> <li>Criar planos de ação para unidades ineficientes</li> <li><b>Identificar impedimentos sistêmicos para aplicação dos resultados</b></li> </ul> <p>4. Monitoramento da aplicação dos resultados</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Definir indicadores para monitoramento</li> <li>Aplicar método para identificar o impacto das alterações nas safras de crédito</li> <li>Aplicar Índice Malmquist para avaliar a alteração de eficiências</li> </ul> <p>5. Calibragem da aplicação dos resultados e atualização do modelo DEA</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Definir rotina de atualização dos dados do modelo DEA</li> <li>Apresentar resultados do framework</li> <li>Avaliar evolução das eficiências</li> </ul> |
|---|---|

(fonte:elaborado pelo autor)

## 7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O *framework* proposto consiste numa ferramenta de melhoria contínua que abrange conhecimentos de mapeamento e melhoria de processos e avaliação de eficiência através de DEA. Além da proposição teórica, este trabalho buscou uma aplicação prática da ferramenta. Apesar de não ter sido aplicado todo o ciclo do *framework* até a elaboração deste trabalho, as etapas utilizadas já apresentaram alguns benefícios para a empresa estudo de caso, bem como pontos de melhoria no método.

Este trabalho teve como objetivo, através da análise de eficiência, criar subsídios para uma melhor tomada de decisão por parte dos gestores para a melhoria de processos, com a aplicação do *framework* proposto em um estudo de caso em uma instituição financeira, com foco em crédito pessoal. Para cumprir o objetivo proposto, realizou-se a aplicação da técnica de Análise Envoltória de Dados (DEA) para avaliar a eficiência das agências, tendo como variáveis do modelo indicadores de produção, qualidade e retrabalhos operacionais. Estas análises resultaram em considerações a respeito das etapas percorridas e sugestões de próximos passos no desenvolvimento de novos conhecimentos.

As etapas propostas foram criadas durante o desenvolvimento deste trabalho, e sua aplicação no estudo de caso sugeriu algumas propostas de melhoria, apresentadas na seção anterior. Novas aplicações do método em outros estudos de caso e em diferentes indústrias podem sugerir novas visões ou pontos de melhoria para o desenvolvimento de um *framework* mais robusto.

Do ponto de vista de gestão de processos, foi identificada que a maturidade da empresa a respeito do nível de conhecimento de seus processos e uma matriz de indicadores confiáveis para a avaliação de suas etapas é um ponto fundamental para uma correta avaliação de eficiência.

De uma maneira geral, o *framework* mostrou-se bastante útil como uma ferramenta de geração de informação e autoconhecimento da empresa avaliada. Muitas vezes, processos críticos das empresas não são avaliados em toda sua cadeia, deixando assim margem para que etapas que não agregam valor sejam desenvolvidas sem o questionamento de sua real necessidade. Outro ponto levantado pelo método é a confiança na qualidade dos agentes do processo, para que

etapas de conferência tornem-se desnecessárias e puramente burocráticas. Assim, destaca-se a importância e oportunidade de futuros estudos a respeito da aplicação de métodos de avaliação de qualidade e eficiência para melhoria de processos industriais.

Não só os dados a respeito das eficiências são importantes, mas também os indicadores de possíveis melhorias nas unidades são uma ótima fonte de informações que podem ser utilizados no desenvolvimento do conhecimento da instituição. Para os relatórios das unidades ineficientes, é interessante identificar a área responsável pela melhoria de cada indicador, para que seja gerada uma informação coesa e direcionada para a equipe capaz de utilizá-la da melhor forma.

Devido ao prazo para elaboração deste trabalho, demora na aprovação nas políticas de liberação de análise, e por consequência acompanhamento nos indicadores da carteira de crédito, que depende dos ciclos de arrecadação e cobrança, não foi possível avaliar na prática os resultados gerados pelas alterações no sistema, que consistem nas etapas finais do *framework*.

As etapas de monitoramento dos resultados e calibragem do modelo não puderam ser avaliadas no estudo de caso de maneira prática, pois as políticas ainda não foram implementadas em produção no momento de apresentação deste trabalho. Um esclarecimento maior sobre o método DEA, que utiliza-se *benchmark* interno para avaliação de eficiência, ou seja, uma unidade apontada como eficiente no modelo é a mais eficiente entre as avaliadas, não necessariamente a mais eficiente numa operação ideal, é importante para que o método ganhe a confiança e por consequência a sua aprovação na alteração de processos da empresa. Assim, como possível desenvolvimento em estudos futuros, pode-se estudar a estruturação de *workshops* de propagação de conhecimento a respeito de DEA no ambiente do estudo de caso.

De uma maneira geral, o *framework* atendeu as expectativas de utilização de informações de avaliação de eficiência dos agentes para melhoria de processos. A aplicação do método e a medição dos resultados é um argumento forte para a confiança no modelo, que nesta pesquisa, devido à restrição de tempo, não foi alcançado, porém sugere-se a continuidade deste em estudos futuros.

A pesquisa efetuada contribuiu com uma nova proposta de utilização do modelo de Análise Envoltória de Dados, reforçando o poder desta ferramenta na análise de eficiência nos mais

variados contextos. Esta aplicação ressalta a ampla gama de análises que podem ser feitas através da técnica *Data Envelopment Analysis*.

No nicho de aplicação de DEA em instituições financeiras, a revisão bibliográfica apresentada trouxe diversas utilizações do método, seja comparando instituições bancárias como um todo, agências de um único banco, candidatos a uma oferta de crédito ou como uma ferramenta de apoio no modelo de *credit score*. Esta nova aplicação apresentada neste trabalho propõe uma aplicação diferente, utilizando a avaliação de eficiência para redução de processos de conferência. Esta abordagem pode ser aplicada em outras indústrias que devido à falta de confiabilidade nos agentes dos processos, demandam atividades redundantes de verificação de seus processos. A análise de eficiência dos agentes pode ser assim usada para enxugar processos, demandando conferências mais rigorosas aos atores identificados como ineficientes, e automatizando ou propondo análises mais ágeis em agentes eficientes.

De acordo com pesquisas da indústria de análise de riscos, cerca de um em cada quatro pedidos são revistos manualmente. O estudo também descobriu que os comércios relatam aceitar 82% dos pedidos após a revisão, indicando que o número de pedidos analisados está acima do estritamente necessário (CORP, 2017). Estes dados ressaltam a importância de pesquisas no sentido de reduzir processos repetitivos e análises manuais desnecessárias. A inclusão da análise da perspectiva de eficiência dos agentes é um caminho que pode reduzir processos de avaliação manual, não só no mercado de crédito, mas em indústrias como um todo.

O trabalho contribuiu para a empresa na qual se desenvolveu o estudo, pois trouxe o conceito de indicadores de eficiência que vão além de indicadores relacionados apenas com dados financeiros e metas de venda. A aplicação do conceito de eficiência para redução de processos manuais de conferência pode abrir caminho para análise e revisão de outros processos na instituição. As informações a respeito de folgas das variáveis e DMUs de referência são uma poderosa ferramenta para a melhoria contínua da instituição.

## 7.1 LIMITAÇÕES DO ESTUDO

Apesar das contribuições apresentadas, essa pesquisa possui limitações. No que se refere a coleta dos dados e elaboração do modelo conceitual, assumiu-se que os resultados dos indicadores não são afetados por fatores externos ao ponto de atendimento, relacionados à economia local. O pressuposto utilizado foi de que o estudo da escolha do local de implantação

do ponto de atendimento levou em conta estes fatores, e todos os pontos estão em locais que existe uma demanda mínima que justifique a operação do mesmo. Portanto, foi admitido que todas operam em condições semelhantes, atendendo aos mesmos processos padronizados pela instituição.

Vendas de produtos complementares como seguros de vida, veículo, residencial, consórcios não foram avaliados em indicadores individuais pois são produtos secundários aos empréstimos, que são o produto principal de vendas. Não foi considerado também um indicador individual para operações de cartão de crédito individualizado, uma vez que a grande maioria das operações de cartão também estão atreladas as propostas de crédito pessoal.

Dentro do grande grupo de produtos crédito pessoal, existem algumas ramificações, como crédito consignado ou modalidade débito em conta, status da relação do cliente com a empresa (se possui histórico ou se é um cliente novo) e status da operação (novo empréstimo ou refinanciamento). Para não agregar uma complexidade desnecessária no modelo, foram desconsideradas estas subclassificações.

Outra limitação inerente aos modelos DEA que deve ser considerada, é que mesmo com a integração entre especialistas e pesquisadores do método, o modelo pode ser suscetível a questionamentos. Cook et al., (2014) reconhecem que não é possível ter certeza de que todas as variáveis relevantes foram consideradas, porém, todos os esforços devem ser realizados na tentativa de incluir as variáveis que demonstram relevância para o contexto de análise.

Por fim, a falta de uma análise longitudinal dos efeitos das propostas de melhoria nos processos, devido ao prazo limitado para execução deste trabalho restringiu as análises das etapas finais do *framework* proposto.

## 7.2 SUGESTÕES DE ESTUDOS FUTUROS

A elaboração deste estudo levantou alguns questionamentos e *insights* que podem servir de ponto de partida para novos trabalhos neste sentido e podem contribuir para a geração de conhecimento tanto no ambiente acadêmico como profissional e para a aproximação destes universos.



A primeira sugestão é a replicação do *framework* proposto em novos estudos de caso para identificar possíveis pontos de melhoria deste e avaliação dos resultados, como já comentado no capítulo anterior.

A entrega de valor que este trabalho oferece a empresa avaliada é o subsídio para criação de políticas de análise diferenciada ou automatização de processos de validação que são feitos de maneira manual. A avaliação de tais benefícios para as unidades eficientes pode ser aferida através do método de *Causal Impact*, técnica que busca medir o impacto de uma alteração específica em uma série temporal de dados (BRODERSEN et al., 2015, PIRAN, 2015).

Neste mesmo sentido, pode ser aplicado o Índice de Malmquist, que é uma técnica utilizada para de modo longitudinal, ou seja, ao longo do tempo, avaliar a variação da produtividade decompondo-a em mudança de eficiência técnica e mudança tecnológica (MALMQUIST, 1953, SCAZZIERI et al., 1995, FERREIRA; GOMES, 2009, AHN; MIN, 2014).

Aplicando puramente DEA, é possível fazer esta análise de maneira longitudinal considerando como DMUs cada ponto de atendimento e seus indicadores em um período específico de tempo (PIRAN et al., 2018).

Outro aspecto não abordado neste trabalho, que pode servir de ponto de partida para futuros estudos é a inclusão dos custos de cada variável para uma análise de eficiência econômica e de alocação de recursos (CUMMINS; WEISS, 2013).

Para futuros desenvolvimentos deste trabalho na empresa, já foi identificada a possibilidade da inclusão de outros indicadores que estão sendo construídos, como por exemplo índices de reclamações dos clientes por ponto de atendimento, de modo a ter uma análise completa de todo o ciclo do produto e satisfação dos clientes.

Outro ponto que pode ser foco de uma análise mais aprofundada é avaliar se pontos de atendimentos recém-inaugurados, porém com supervisores com experiência na própria empresa ou em outras instituições do mesmo mercado possuem índices de eficiência maiores. Os resultados desta análise podem servir de subsídio para estratégias de contratação e *setup* das equipes.

## REFERÊNCIAS

- ABDULLAH, D. et al. A research framework for data envelopment analysis with upper bound on output to measure efficiency performance of higher learning institution in Aceh province. **International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology**, [s. l.], 2018.
- AHN, Y. H.; MIN, H. Evaluating the multi-period operating efficiency of international airports using data envelopment analysis and the Malmquist productivity index. **Journal of Air Transport Management**, [s. l.], v. 39, p. 12–22, 2014.
- ANGULO MEZA, L. et al. Free software for decision analysis: a software package for data envelopment models. In: 7TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON ENTERPRISE INFORMATION SYSTEMS 2005, **Anais...** [s.l: s.n.]
- ANTONAKIS, J. et al. **On making causal claims: A review and recommendations**, 2010.
- APPA, G.; WILLIAMS, H. P. A new framework for the solution of DEA models. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], 2006.
- ASMILD, M.; ZHU, M. Controlling for the use of extreme weights in bank efficiency assessments during the financial crisis. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 251, n. 3, p. 999–1015, 2016.
- AVKIRAN, N. K. Developing foreign bank efficiency models for DEA grounded in finance theory. **Socio-Economic Planning Sciences**, [s. l.], v. 40, n. 4, p. 275–296, 2006.
- BABER, Z. et al. The New Production of Knowledge: The Dynamics of Science and Research in Contemporary Societies. **Contemporary Sociology**, [s. l.], v. 24, n. 6, p. 751, 1995.
- BANKER, R. D. Hypothesis tests using data envelopment analysis. **Journal of Productivity Analysis**, [s. l.], v. 7, n. 2–3, p. 139–159, 1996.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, [s. l.], v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1984.
- BARTELSMAN, E. et al. American Economic Association Cross-Country Differences in Productivity: The Role of Allocation and Selection Cross-Country Differences in Productivity: The Role of Allocation and Selection1. **Source: The American Economic Review American Economic Review**, [s. l.], v. 103, n. 1031, p. 305–334, 2013.
- BASEL. The Journal of Risk Finance"Credit risk management system of a commercial bank in. **The Journal of Risk Finance Balance Sheet Iss International Journal of Managerial Finance Iss International Journal of Emerging Markets Iss**, [s. l.], v. 5, n. 3, p. 37–41, 2008.
- BERGER, An; HUMPHREY, D. Efficiency of financial institutions: International survey and directions for future research. **European journal of operational research**, [s. l.], v. 98, n. 2,

p. 175–212, 1997.

BESSIS, J. **Risk Management in Banking, Section 6.** [s.l.: s.n.].

BOGETOFT, P.; OTTO, L. Efficiency measures. In: **Benchmarking with DEA, SFA, and R.** [s.l.: s.n.]. v. 157p. 368.

BRASIL, B. C. Do. **Glossário completo.** 2018.

BRODERSEN, K. H. et al. Inferring causal impact using bayesian structural time-series models. **Annals of Applied Statistics**, [s. l.], v. 9, n. 1, p. 247–274, 2015.

BROWN, R. Mismanagement or mismeasurement? Pitfalls and protocols for DEA studies in the financial services sector. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 174, n. 2, p. 1100–1116, 2006.

CAIRNS, G.; GOODWIN, P.; WRIGHT, G. A decision-analysis-based framework for analysing stakeholder behaviour in scenario planning. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 249, n. 3, p. 1050–1062, 2016.

CAMP, R. Best Practice Benchmarking: the Path to Excellence. **GBN Review**, [s. l.], v. 2003/2004, p. 12–17, 2003.

CARPINETTI, L. C. R.; DE MELO, A. M. What to benchmark? A systematic approach and cases. **Benchmarking**, [s. l.], v. 9, n. 3, p. 244–255, 2002.

CARVALHO, P. L. C. Análise por Envoltória de Dados no Setor Bancário : variáveis de entrada / input e saída / output mais utilizadas. [s. l.], v. 38, n. N° 03, p. 1–16, 2017.

CHARNES, A. et al. Polyhedral Cone-Ratio DEA Models with an illustrative application to large commercial banks. **Journal of Econometrics**, [s. l.], v. 46, n. 1–2, p. 73–91, 1990.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 2, n. 6, p. 429–444, 1978.

CHEN, Y. C. et al. The analysis of bank business performance and market risk-Applying Fuzzy DEA. **Economic Modelling**, [s. l.], v. 32, n. 1, p. 225–232, 2013.

CHENG, E. W. L.; CHIANG, Y. H.; TANG, B. S. Alternative approach to credit scoring by DEA: Evaluating borrowers with respect to PFI projects. **Building and Environment**, [s. l.], v. 42, n. 4, p. 1752–1760, 2007.

CHENG, G. **Data Envelopment Analysis: Methods and MaxDEA Software.** 1. ed. Beijing: Publishing House Co., 2014. Disponível em: <<http://maxdea.com/Book/MaxDEABook.pdf>>

CHIU, Y. H.; MA, C. M.; SUN, M. Y. Efficiency and credit rating in Taiwan banking: Data envelopment analysis estimation. **Applied Economics**, [s. l.], 2010.

CHORNOUS, G.; URSULENKO, G. Risk Management in Banks: New Approaches To Risk Assessment and Information Support. **Ekonomika**, [s. l.], v. 92, n. 1, p. 120–132, 2013.

COELLI, T. J. et al. **An introduction to efficiency and productivity analysis**. [s.l: s.n.].

CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL. **Resolução 2682/99**, 1999.

COOK, W. D.; SEIFORD, L. M. Data envelopment analysis (DEA) - Thirty years on. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 192, n. 1, p. 1–17, 2009.

COOK, W. D.; TONE, K.; ZHU, J. Data envelopment analysis: Prior to choosing a model. **Omega (United Kingdom)**, [s. l.], v. 44, p. 1–4, 2014.

CORP, C. **Annual Fraud Benchmark Report: A Balancing Act**. 2017. Disponível em: <[www.cybersource.com/content/dam/cybersource](http://www.cybersource.com/content/dam/cybersource)>.

CUMMINS, J. D.; WEISS, M. A. Analyzing firm performance in the insurance industry using frontier efficiency and productivity methods. In: **Handbook of Insurance: Second Edition**. [s.l: s.n.]. p. 795–861.

DE BOER, F. G. **Modelo de estruturação de serviços de um escritório de processos aderente ao grau de maturidade em gestão por processos**. 2014. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, [s. l.], 2014.

DEBREU, G. The Coefficient of Resource Utilization. **Econometrica**, [s. l.], v. 19, n. 3, p. 273, 1951.

DRAKE, L.; HALL, M. J. B.; SIMPER, R. Bank modelling methodologies: A comparative non-parametric analysis of efficiency in the Japanese banking sector. **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, [s. l.], v. 19, n. 1, p. 1–15, 2009.

DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; ANTUNES, J. A. V. Design Science Research. In: **Design Science Research**. [s.l: s.n.]. p. 67–102.

DU, K.; WORTHINGTON, A. C.; ZELENYUK, V. Data envelopment analysis, truncated regression and double-bootstrap for panel data with application to Chinese banking. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 265, n. 2, p. 748–764, 2018.

DU, T. Performance measurement of healthcare service and association discussion between quality and efficiency: Evidence from 31 provinces of mainland China. **Sustainability (Switzerland)**, [s. l.], v. 10, n. 1, 2017.

DYSON, R. G. et al. Pitfalls and protocols in DEA. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 132, n. 2, p. 245–259, 2001.

EFENDIC, V.; HADZIAHMETOVIC, N. The social and financial efficiency of microfinance institutions: The case of Bosnia and Herzegovina. **South East European Journal of Economics and Business**, [s. l.], v. 12, n. 2, p. 85–101, 2017.

EMROUZNEJAD, A.; DE WITTE, K. COOPER-framework: A unified process for non-parametric projects. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], 2010.

EMROUZNEJAD, A.; YANG, G. liang. A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in DEA: 1978-2016. **Socio-Economic Planning Sciences**, [s. l.], p. 1–5, 2017.

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

ESKELINEN, J. et al. Assessing bank efficiency and performance with operational research and artificial intelligence techniques: A survey. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 42, n. 2, p. 204–213, 2010.

ESKELINEN, J. Comparison of variable selection techniques for data envelopment analysis in a retail bank. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 259, n. 2, p. 778–788, 2017.

FALL, F.; AKIM, A. mouksit; WASSONGMA, H. **DEA and SFA research on the efficiency of microfinance institutions: A meta-analysis**, 2018.

FANCHON, P. Variable selection for dynamic measures of efficiency in the computer industry. **International Advances in Economic Research**, [s. l.], v. 9, n. 3, p. 175–188, 2003.

FARRELL, M. J. The Measurement of Productive Efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)**, [s. l.], v. 120, n. 3, p. 253, 1957.

FERREIRA, C. M. C.; GOMES, A. P. **Introdução a Análise Envoltória de Dados**. 1. ed. Viçosa: Editora UFV, 2009.

FERREIRA, J.; SOUZA, W. Modelagem de processos através do BMP – Business Process Management. **Revista Techoje**, [s. l.], 2017.

FERRIER, G. D.; TRIVITT, J. S. Incorporating quality into the measurement of hospital efficiency: A double DEA approach. **Journal of Productivity Analysis**, [s. l.], v. 40, n. 3, p. 337–355, 2013.

FIORDELISI, F.; MOLYNEUX, P. Total factor productivity and shareholder returns in banking. **Omega**, [s. l.], v. 38, n. 5, p. 241–253, 2010.

FØRSUND, F. R. **Economic interpretations of DEA**, 2018.

GILSA, C. Von. **Avaliação longitudinal da eficiência e fator total de produtividade em uma empresa petroquímica a partir da análise envoltória de dados (DEA) e do índice Malmquist**. 2012. Universidade do Vale do Rio dos Sinos, [s. l.], 2012.

GILSA, C. Von. Avaliação Longitudinal Da Eficiência E Fato Total De Produtividade Em Uma Empresa Petroquímica a Partir Da Análise Envoltória De Dados (Dea) E Do Índice De Malmquist. **Igarss 2014**, [s. l.], n. 1, p. 1–5, 2014.

GONZALEZ-BRAVO, M. I. Prior-ratio-analysis procedure to improve data envelopment analysis for performance measurement. **The Journal of the Operational Research Society**, [s. l.], v. 58, n. 9, p. 1214–1222, 2007.

GOYAL, S. K. ; S. A. Technical Efficiency of Microfinance Institutions in India:Data Envelopment Analysis. **Journal of Rural Development**, [s. l.], v. 36, n. 1, 2017.

- GU, W. et al. A Unified Framework for Credit Evaluation for Internet Finance Companies: Multi-Criteria Analysis Through AHP and DEA. **International Journal of Information Technology & Decision Making**, [s. l.], v. 16, n. 03, p. 597–624, 2017.
- HADAD, M. D. et al. Productivity changes and risk management in Indonesian banking: A Malmquist analysis. **Applied Financial Economics**, [s. l.], v. 21, n. 12, p. 847–861, 2011.
- HADI-VENCHEH, A.; GHELEJ BEIGI, Z.; GHOLAMI, K. On the input/output reduction in efficiency measurement. **Measurement: Journal of the International Measurement Confederation**, [s. l.], 2014.
- HAHN, F. R. A note on management efficiency and international banking. Some empirical panel evidence. **Journal of Applied Economics**, [s. l.], v. 12, n. 1, p. 69–81, 2009.
- HAMMER, M.; CHAMPY, J. **Reengenharia: revolucionando a empresa em função dos clientes, da concorrência e das grandes mudanças da gerência**. Rio de Janeiro.
- HARRINGTON, J. **Aperfeiçoando processos gerenciais**. São Paulo: Makron books, 1993.
- HENRIQUES, IAGO COTRIM; SOBREIRO, VINICIUS AMORIM; KIMURA, H. M. B. Efficiency in the Brazilian banking system using data envelopment analysis. **Future Business Journal**, [s. l.], v. 4, n. 2, p. 157–178, 2018.
- HITT, M. A.; XU, K.; CARNES, C. M. Resource based theory in operations management research. **Journal of Operations Management**, [s. l.], v. 41, p. 77–94, 2016.
- HRONEC, S. **Sinais vitais: usando medidas de desempenho da qualidade, tempo e custo para traçar a rota para o futuro de sua empresa**. [s.l.] : Makron books, 1994.
- IAZZOLINO, G.; BRUNI, M. E.; BERARDI, P. Using DEA and financial ratings for credit risk evaluation: an empirical analysis. **Applied Economics Letters**, [s. l.], v. 20, n. 14, p. 1310–1317, 2013.
- INTERNATIONAL STANDARDS ORGANIZATION. **Norma ISO 9001-20159000**. [s.l: s.n.].
- JAIN, S.; TRIANTIS, K. P.; LIU, S. **Manufacturing performance measurement and target setting: A data envelopment analysis approach**, 2011.
- JENKINS, L.; ANDERSON, M. A multivariate statistical approach to reducing the number of variables in data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 147, n. 1, p. 51–61, 2003.
- JOHN, T. M. et al. Validity in logistics research. **Journal of Business Logistics**, [s. l.], v. 18, n. 1, p. 199, 1997.
- JONSEN, K.; JEHN, K. A. Using triangulation to validate themes in qualitative studies. **Qualitative Research in Organizations and Management: An International Journal**, [s. l.], v. 4, n. 2, p. 123–150, 2009.
- KAR, SANTA; JOYEETA, D. Efficiency determinants of microfinance institutions in India: two stage DEA analysis. **Central European Review of Economics and Management**, [s. l.],

v. 1, n. 4, p. 87–115, 2017.

KAUR, S.; GUPTA, P. K. Productive Efficiency Mapping of the Indian Banking System Using Data Envelopment Analysis. **16th Annual Conference on Finance and Accounting, Acfa Prague 2015**, [s. l.], v. 25, n. 15, p. 227–238, 2015.

KETCHEN, D.; SHOOK, C. The application of cluster analysis in strategic management research: An analysis and critique. **Strategic Management Journal**, [s. l.], v. 17, n. 6, p. 441–458, 1996.

KHOLOUSI, Y. Performance evaluation of bank branches using data envelopment analysis and analytical hierarchy process (AHP/DEA). **Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology**, [s. l.], v. 6, n. 3, p. 529–536, 2013.

KUAH, C. T.; WONG, K. Y.; BEHROUZI, F. Application of data envelopment analysis to assess quality management efficiency. **World Academy of Science, Engineering and Technology**, [s. l.], v. 46, n. 10, p. 753–758, 2010.

LAEVEN, L.; MAJNONI, G. Loan loss provisioning and economic slowdowns: Too much, too late? **Journal of Financial Intermediation**, [s. l.], v. 12, n. 2, p. 178–197, 2003.

LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. de A. **Fundamentos de Metodologia Científica**. 7. ed. [s.l.] : Atlas, 2010.

LAPLANTE, A. E.; PARADI, J. C. Evaluation of bank branch growth potential using data envelopment analysis. **Omega**, [s. l.], v. 52, p. 33–41, 2015.

LEE, H.; KIM, C. Benchmarking of service quality with data envelopment analysis. **Expert Systems with Applications**, [s. l.], v. 41, n. 8, p. 3761–3768, 2014.

LEWIN, A. Y.; MOREY, R. C.; COOK, T. J. Evaluating the administrative efficiency of courts. **Omega**, [s. l.], v. 10, n. 4, p. 401–411, 1982.

LIU, J. S. et al. A survey of DEA applications. **Omega (United Kingdom)**, [s. l.], v. 41, n. 5, p. 893–902, 2013.

LO, S.-F.; LU, W.-M. DOES SIZE MATTER? FINDING THE PROFITABILITY AND MARKETABILITY BENCHMARK OF FINANCIAL HOLDING COMPANIES. **Asia-Pacific Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 23, n. 02, p. 229–246, 2006.

MALMQUIST, S. Index numbers and indifference surfaces. **Trabajos de Estadística**, [s. l.], v. 4, n. 2, p. 209–242, 1953.

MARANHÃO, M. **O processo nosso de cada dia: modelagem de processo de trabalho**. 2. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2010.

MARRAS, J. P. **Avaliação de Desempenho humano**. [s.l.] : Elsevier, 2012.

MEGGINSON, L. C. **Administração: Conceitos e Aplicações**. São Paulo: Harbra, 1986.

MICHAEL PIDD. **Tools for Thinking - Modelling in Management Science**. [s.l: s.n.]. v. Second edi

MICHELETTO, M. A. P. A. A. N. et al. **PARA COMPREENDER A CIÊNCIA UMA PERSPECTIVA HISTÓRICA**. [s.l: s.n.]. v. 1

MIGUEL, P. C. Aspectos relevantes no uso da pesquisa-ação na engenharia de produção. **Exacta**, [s. l.], 2011.

MIN, H.; MIN, H. Benchmarking the quality of hotel services: managerial perspectives. **International Journal of Quality & Reliability Management**, [s. l.], v. 14, n. 6, p. 582–597, 1997.

MORABITO, R.; PUREZA, V. Modelagem e Simulação. In: **Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações**. [s.l: s.n.].

MULLER, C. J. **Modelo de gestão integrando planejamento estratégico, sistemas de avaliação de desempenho e gerenciamento de processos (MEIO - Modelo de Estratégia, Indicadores e Operações)**. 2003. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, [s. l.], 2003.

NAYAR, P.; OZCAN, Y. A. Data envelopment analysis comparison of hospital efficiency and quality. **Journal of Medical Systems**, [s. l.], v. 32, n. 3, p. 193–199, 2008.

O'LEARY-KELLY, S. W.; J. VOKURKA, R. The empirical assessment of construct validity. **Journal of Operations Management**, [s. l.], v. 16, n. 4, p. 387–405, 1998. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0272696398000205>>

PARIS, A. . **OVERALL EQUIPMENT EFFECTIVENESS - OEE: NECESSÁRIO, MAS NÃO SUFICIENTE. UMA ANÁLISE INTEGRANDO O OEE E A DATA ENVELOPMENT ANALYSIS - DEA**. 2016. Universidade do Vale do Rio dos Sinos, [s. l.], 2016.

PASTOR, J. T.; RUIZ, J. L.; SIRVENT, I. A statistical test for nested radial DEA models. **Operations Research**, [s. l.], v. 50, n. 4, p. 728–735, 2002.

PESSANHA, J. F. M. et al. Implementando modelos DEA no R. **X Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia - SEGeT**, [s. l.], p. 11, 2013.

PIDD, M. Five Simple Principles of Modeling. In: 1996 WINTER SIMULATION CONFERENCE 1996, **Anais...** [s.l: s.n.]

PIMENTA, A. C. **Contribuição para a análise de desempenho das instituições financeiras a partir dos indicadores da carteira de crédito**. 2014. PUC-SP, [s. l.], 2014.

PIRAN, F. A. S. **Modularização de produtos e os efeitos sobre a eficiência técnica: uma avaliação em uma fabricante de ônibus**. 2015. Unisinos, [s. l.], 2015.

PIRAN, F. S.; LACERDA, D. P.; CAMARGO, L. F. R. **Análise e Gestão Da Eficiência**. 1. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2018.

PRADELLA, S.; FURTADO, J. C.; KIPPER, L. M. . **Gestão de processos da teoria à prática – Aplicando a Metodologia de Simulação para a Otimização do Redesenho de processos**. 1. ed. São Paulo: Atlas, 2012.

PRESTES MOTTA, F. C. A teoria geral dos sistemas na teoria das organizações. **RAE-**



**revista de administração de empresas**, [s. l.], v. 11, n. 1, p. 17–33, 1971.

PSILLAKI, M.; TSOLAS, I. E.; MARGARITIS, D. Evaluation of credit risk based on firm performance. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 201, n. 3, p. 873–881, 2010.

PUTHANPURA, A. K. **MultiplierDEA: Multiplier Data Envelopment Analysis and Cross Efficiency**. 2018.

QUARANTA, A. G.; RAFFONI, A.; VISANI, F. A multidimensional approach to measuring bank branch efficiency. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 266, n. 2, p. 746–760, 2018.

R CORE TEAM et al. **R: A language and environment for statistical computing**. 2017.

RAGSDALE, C. T. **Modelagem e análise de decisão**. 1. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2009.

RAMANATHAN, R. **An Introduction to Data Envelopment Analysis**. [s.l: s.n.].

REVERE, L. Re-engineering proves effective for reducing courier costs. **Business Process Management Journal**, [s. l.], 2004.

RUBEM, A. P. dos S. et al. Comparação entre modelo DEA clusterizado pela escala de operação e modelo DEA tradicional para retornos variáveis de escala na avaliação de empresas aéreas brasileiras. **Transportes**, [s. l.], v. 23, n. 4, p. 21, 2015.

RUGGIERO, J. IMPACT ASSESSMENT OF INPUT OMISSION ON DEA. **International Journal of Information Technology & Decision Making**, [s. l.], v. 04, n. 03, p. 359–368, 2005.

SAHIN, G.; GOKDEMIR, L.; OZTURK, D. Global Crisis and its Effect on Turkish Banking Sector: A Study with Data Envelopment Analysis. **Procedia Economics and Finance**, [s. l.], v. 38, p. 38–48, 2016.

SANDRONI, P. **Dicionário de Administração e Finanças**. São Paulo: Best Seller, 1996.

SCAZZIERI, R. et al. Production Frontiers. **The Economic Journal**, [s. l.], v. 105, n. 430, p. 738, 1995.

SHARMA, M. J.; YU, S. J. Stepwise regression data envelopment analysis for variable reduction. **Applied Mathematics and Computation**, [s. l.], v. 253, p. 126–134, 2015.

SHERMAN, H. D.; GOLD, F. Bank branch operating efficiency. Evaluation with Data Envelopment Analysis. **Journal of Banking and Finance**, [s. l.], v. 9, n. 2, p. 297–315, 1985.

SILVA, E. L.; MENEZES, E. M. **Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação**. [s.l: s.n.].

SILVA PORTELA, M. C. A. Value and quantity data in economic and technical efficiency measurement. **Economics Letters**, [s. l.], v. 124, n. 1, p. 108–112, 2014.

- SIMAR, L.; WILSON, P. W. Testing restrictions in nonparametric efficiency models. **Communications in Statistics Part B: Simulation and Computation**, [s. l.], v. 30, n. 1, p. 159–184, 2001.
- SKINNER, W. The Focused Factory. **Harvard Business Review**, [s. l.], v. 52, p. 113–121, 1974.
- SMITH, H.; FINGAR, P. BPM ' s Third Wave. **World War II**, [s. l.], 2003.
- SOARES DE MELLO, J. C. C. B. et al. DEA advanced models for geometric evaluation of used lathes. **WSEAS Transactions on Systems**, [s. l.], v. 7, n. 5, p. 510–520, 2008.
- SODHI, M. S.; TANG, C. S. **Guiding the next generation of doctoral students in operations management**, 2014.
- SOUTHARD, P. B.; PARENTE, D. H. A model for internal benchmarking: when and how? **Benchmarking: An International Journal**, [s. l.], v. 42, n. 2, p. 161–171, 2007.
- SOUZA, D. G. De. **Metodologia para mapeamento de gestão de processos**. 2014. UFRGS, [s. l.], 2014.
- SOUZA, J. C.; SOUZA, M. C. S.; TAUNNURI-PIANTO, M. E. Modelos Não Paramétricos Robustos de Gestão Eficiente de Agências Bancárias: O Caso do Banco de Brasil. **Revista Economia**, [s. l.], v. 9, p. 601–23, 2008.
- SOUZA, P. C. T.; WILHELM, V. E. Uma introdução aos modelos DEA de eficiência técnica. **Ciência e Cultura**, [s. l.], v. 42, p. 121–139, 2009.
- SPENDOLINI, M. J. **The Benchmarking Book**. [s.l: s.n.]. v. 24
- STAUB, R. B. **Evolution of bank efficiency in brazil: a DEA Approach**. [s.l: s.n.].
- STERMAN, J. et al. System dynamics perspectives and modeling opportunities for research in operations management. **Journal of Operations Management**, [s. l.], v. 39–40, p. 1–5, 2015.
- TALWAR, R. Business re-engineering-a strategy-driven approach. **Long Range Planning**, [s. l.], 1993.
- THADEO, Y. Evaluation of the Determinants of Efficiency in Operation of Microfinance Institutions in. [s. l.], 2013.
- TSOLAS, I. E.; CHARLES, V. Incorporating risk into bank efficiency: A satisficing DEA approach to assess the Greek banking crisis. **Expert Systems with Applications**, [s. l.], v. 42, n. 7, p. 3491–3500, 2015.
- VAN AKEN, J. E. Management research as a design science: Articulating the research products of mode 2 knowledge production in management. **British Journal of Management**, [s. l.], v. 16, n. 1, p. 19–36, 2005.
- VAN GREUNING, H.; BRAJOVIC BRATANOVIC, S. **Analyzing Banking Risk: A framework for assessing corporate governance and financial risk management**. [s.l: s.n.].

VOM BROCKE, J.; ROSEMANN, M. **Handbook on business process management 1: Introduction, methods, and information systems.** [s.l: s.n.].

VON GILSA, C. et al. Longitudinal evaluation of efficiency in a petrochemical company. **Benchmarking**, [s. l.], v. 24, n. 7, p. 1786–1813, 2017.

WAGNER, J. M.; SHIMSHAK, D. G. Stepwise selection of variables in data envelopment analysis: Procedures and managerial perspectives. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 180, n. 1, p. 57–67, 2007.

WANKE, P.; BARROS, C. Author ' s personal copy Two-stage DEA : An application to major Brazilian banks. **Expert Systems with Applications journal**, [s. l.], v. 41, p. 2337–2344, 2014.

WIERZBICKI, A. P. Modelling as a way of organising knowledge. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 176, n. 1, p. 610–635, 2007.

YAMADA, Y, MATUI, T. & SUGIYAMA, M. New analysis of efficiency based on DEA. **Journal of the Operations Research Society of Japan**, [s. l.], v. 37, n. 2, p. 158–167, 1994.

YANNICK, G. Z. S.; HONGZHONG, Z.; THIERRY, B. Technical Efficiency Assessment Using Data Envelopment Analysis: An Application to the Banking Sector of Côte D'Ivoire. **Procedia - Social and Behavioral Sciences**, [s. l.], v. 235, p. 198–207, 2016.

YIN, R. K. **Estudo de caso: planejamento e métodos.** [s.l: s.n.].