

**UNIVERSIDADE DE PASSO FUNDO**  
**INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E GEOCIÊNCIAS**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM**  
**COMPUTAÇÃO APLICADA**

**UM SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO**  
**APLICADO A PRODUTOS COM BAIXO**  
**GIRO DE ESTOQUE**

**Luiz Eugênio Barbieri**

Passo Fundo

2019



**UNIVERSIDADE DE PASSO FUNDO**  
**INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E GEOCIÊNCIAS**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO APLICADA**

**UM SISTEMA DE  
RECOMENDAÇÃO APLICADO A  
PRODUTOS COM BAIXO GIRO DE  
ESTOQUE**

**Luiz Eugênio Barbieri**

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Computação Aplicada na Universidade de Passo Fundo.

**Orientador: Prof. Dr. Cristiano Roberto Cervi**

Passo Fundo

2019

CIP – Catalogação na Publicação

---

B236s Barbieri, Luiz Eugênio  
Um sistema de recomendação aplicado a produtos com  
baixo giro de estoque / Luiz Eugênio Barbieri. – 2019.  
69 f. : il. Color. ; 30 cm.

Orientador: Prof. Dr. Cristiano Roberto Cervi.  
Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) –  
Universidade de Passo Fundo, 2019.

1. Controle de estoque. 2. Software – Desenvolvimento.  
3. Programas de computador. I. Cervi, Cristiano Roberto,  
orientador. II. Título.

CDU: 004.4

---

Catalogação: Bibliotecária Juliana Langaro Silveira – CRB 10/2427

**ATA DE DEFESA DO  
TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO DO ACADÊMICO**

**LUIZ EUGÊNIO BARBIERI**

Aos vinte e nove dias do mês de março do ano de dois mil e dezenove, às 8 horas e 30 minutos, realizou-se, no Instituto de Ciências Exatas e Geociências, prédio B5, da Universidade de Passo Fundo, a sessão pública de defesa do Trabalho de Conclusão de Curso "Um sistema de recomendação aplicado a produtos com baixo giro de estoque", de autoria de Luiz Eugênio Barbieri, acadêmico do Curso de Mestrado em Computação Aplicada do Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada – PPGCA/UPF. Segundo as informações prestadas pelo Conselho de Pós-Graduação e constantes nos arquivos da Secretaria do PPGCA, o aluno preencheu os requisitos necessários para submeter seu trabalho à avaliação. A banca examinadora foi composta pelos doutores Cristiano Roberto Cervi, Rafael Rieder e Paulo Sérgio Sausen. Concluídos os trabalhos de apresentação e arguição, a banca examinadora considerou o candidato APROVADO. Foi concedido o prazo de até quarenta e cinco (45) dias, conforme Regimento do PPGCA, para o acadêmico apresentar ao Conselho de Pós-Graduação o trabalho em sua redação definitiva, a fim de que sejam feitos os encaminhamentos necessários à emissão do Diploma de Mestre em Computação Aplicada. Para constar, foi lavrada a presente ata, que vai assinada pelos membros da banca examinadora e pela Coordenação do PPGCA.



Prof. Dr. Cristiano Roberto Cervi - UPF  
Presidente da Banca Examinadora  
(Orientador)



Prof. Dr. Rafael Rieder - UPF  
(Avaliador Interno)



Prof. Dr. Paulo Sérgio Sausen - Unijuí  
(Avaliador Externo)



Prof. Dr. Rafael Rieder  
Coordenador do PPGCA



Dedico este trabalho aos meus pais, Mauro Barbieri e Noemi Maria da Silva Barbieri, que me ensinaram que a educação é meu bem maior e à minha namorada Ana Carolina Lorenzet Galvan, que foi e é meu maior porto seguro.



## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente eu gostaria de agradecer aos meus pais, Mauro Barbieri e Noemi Maria da Silva Barbieri pelos constantes incentivos, e a minha namorada Ana Carolina Lorenzet Galvan que esteve sempre ao meu lado e nunca me deixou desistir.

Agradeço também ao meu amigo e orientador Dr. Cristiano Roberto Cervi pelo voto de confiança no processo de seleção e por me dar a honra de trabalhar ao seu lado nesta longa jornada.

Agradeço imensamente a Universidade de Passo Fundo pela bolsa de estudos, sem a qual não teria condições de realizar este projeto.

Agradeço a Ren9ve Softwares pela parceria no desenvolvimento do software, por flexibilizar meus horários e agradeço especialmente ao Diretor Rafael Dal Molin, que recebeu com alegria e entusiasmo meu desejo de participar do PPGCA.

Aos meus colegas do PPGCA, por todo conhecimento que pudemos compartilhar.

Aos meus amigos Me. Carlos Adriani Lara Schaeffer e Me. Ronaldo Serpa da Rosa pelos incentivos na graduação que me orientaram a trilhar este caminho.



“Escolher escrever é rejeitar o silêncio.”  
**(Chimamanda Ngozi Adichie)**



# UM SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO APLICADO A PRODUTOS COM BAIXO GIRO DE ESTOQUE

## RESUMO

Dentre os pilares da administração encontra-se a gestão de estoques. Uma das metodologias que auxilia na gestão de estoques é a curva ABC, que possibilita a identificação do giro de estoque de um produto. Neste trabalho é apresentada uma metodologia que tem como objetivo recomendar ao gestor de estoques os potenciais compradores de determinado produto. Para isso, foi desenvolvido um software que, com base em uma lista de compradores e suas compras, analisa quem foi o último comprador do produto e recomenda ao gestor os compradores similares ao último comprador. A recomendação dos potenciais compradores de um produto com baixo giro ao gestor, possibilita a propaganda direcionada, a fim de aumentar o giro de estoque do produto e por consequência a lucratividade e saúde financeira da empresa. A identificação da similaridade entre os compradores se dá com a aplicação da Distância de Barbieri, que identifica como similares os compradores que compram quantidades similares dos mesmos produtos. Durante os experimentos geraram-se 67 recomendações em forma de e-mail. Destas, 26 foram visualizadas pelo comprador final, e obteve-se um percentual de 61,54 por cento de acerto. Assim, considera-se que o trabalho possui relevância por recomendar possíveis compradores sem depender das avaliações dos usuários.

Palavras-Chave: baixo giro, curva abc, estoque, gestão, metodologia, recomendação, sistema, software.



# **A RECOMMENDATION SYSTEM APPLIED TO PRODUCTS WITH LOW-INVENTORY TURNOVER**

## **ABSTRACT**

Among the pillars of management is inventory management. One of the methodologies that assist in inventory management is the ABC curve, which enables the identification of the inventory turnover of a product. This work presents a methodology that aims to recommend to the inventory manager the potential buyers of a certain product. For this, we developed a software based on a list of buyers and their purchases, which analyzes who was the last buyer of the product and recommends to the manager the buyers similar to the last buyer. The recommendation of potential buyers of a product with a low-inventory turnover to the manager allows directed advertising, in order to increase the turnover of the product and consequently the profitability and financial health of the company. The identification of similarity among buyers occurs with the Barbieri Distance application, which identifies as similar the buyers who buy similar quantities of the same products. During the experiments, the software generates 67 recommendations in the form of an e-mail. Of these, the final purchaser visualized 26, and we obtained a 61.54 percent success rate. Thus, we considered that the work has relevance for recommending possible buyers without depending on the users' evaluations.

Keywords: abc curve, low turnover, management, methodology, stock, recommender, software, system.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1.	Fluxograma seguido nas experimentações. . . . .	40
Figura 2.	Mockup da aba de configuração de atributos utilizados no cálculo de similaridade de produtos. . . . .	50
Figura 3.	Mockup da aba de procura de recomendações. . . . .	53
Figura 4.	Mockup da aba de procura de recomendações com a pop-up dos produtos similares ao produto base aberta. . . . .	54
Figura 5.	Mockup da aba de procura de recomendações com a pop-up dos produtos similares ao produto base aberta. Na figura o produto de código 965 está detalhando a similaridade de cada um dos atributos. . . . .	55
Figura 6.	Mockup da aba de procura de recomendações com a pop-up dos clientes similares ao último comprador aberta. . . . .	55
Figura 7.	Mockup da aba de procura de recomendações com a pop-up dos clientes similares ao último comprador aberta. Na figura o comprador de código 20664 está detalhando a similaridade de cada um dos produtos adquiridos. . . . .	56
Figura 8.	Mockup da aba de procura de recomendações com a pop-up de envio de recomendação aberta. . . . .	56
Figura 9.	Mockup da aba de recomendações disparadas. . . . .	57
Figura 10.	Mockup da aba de recomendações disparadas com a pop-up de confirmação de leitura aberta. . . . .	58
Figura 11.	Representação de e-mail que é disparado quando se deseja enviar uma recomendação. . . . .	59
Figura 12.	Percentual das recomendações disparadas agrupadas em 50% a 60%, 60% a 70%, 70% a 80% e mais de 80%. . . . .	60
Figura 13.	Relação entre o percentual de relevância da recomendação e a taxa de abertura dos e-mails disparados. . . . .	60
Figura 14.	Relação entre o percentual de relevância da recomendação e as respostas obtidas. . . . .	61



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1.	Custos de manutenção do estoque. Adaptado de Caxito [17]. . . . .	26
Tabela 2.	Tabela que representa o arranjo obtido aplicando a fórmula que gera a torre das distâncias entre os elementos. . . . .	37
Tabela 3.	Lista de compradores e seus respectivos históricos de compras. . . . .	41
Tabela 4.	Similaridade entre os itens comprados por Ana e Noemi considerando a singularidade do histórico de compras entre ambas. . . . .	41
Tabela 5.	Similaridade entre os itens comprados por Ana e Eugênio considerando a singularidade do histórico de compras entre ambos. . . . .	42
Tabela 6.	Similaridade entre Ana e os demais compradores, considerando a singularidade entre o histórico de compras do comprador base e o comprador comparado. . . . .	42
Tabela 7.	Similaridade entre os itens comprados por Noemi e Mauro considerando a singularidade do histórico de compras entre ambos . . . . .	42
Tabela 8.	Similaridade entre os itens comprados por Noemi e Larissa considerando a singularidade do histórico de compras entre ambas . . . . .	43
Tabela 9.	Similaridade entre Noemi e os demais compradores, considerando a singularidade entre o histórico de compras do comprador base e comprador comparado. . . . .	43
Tabela 10.	Similaridade entre Ana e os demais compradores, desconsiderando a singularidade entre o histórico de compras do comprador base e o comprador comparado. . . . .	43
Tabela 11.	Comparativo entre os resultados obtidos quando aplicada a métrica da Distância de Barbieri considerando e desconsiderando a singularidade entre o histórico de compras de Ana com o histórico de compras dos compradores comparados. . . . .	44
Tabela 12.	Similaridade entre Noemi e os demais compradores, desconsiderando a singularidade entre o histórico de compras do comprador base e o comprador comparado. . . . .	44
Tabela 13.	Comparativo entre os resultados obtidos quando aplicada a métrica da Distância de Barbieri considerando e desconsiderando a singularidade entre o histórico de compras de Noemi com o histórico de compras dos compradores comparados. . . . .	44



# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>21</b>
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>23</b>
2.1	ESTOQUE	23
2.1.1	<b>Gestão de Estoque</b>	24
2.1.2	<b>Justificativa da Gestão de Estoque</b>	24
2.1.3	<b>Giro de Estoque</b>	25
2.1.4	<b>Custo de Estoque</b>	25
2.2	CURVA ABC	26
2.3	LOTE ECONÔMICO	27
2.4	<i>JUST IN TIME</i>	27
2.5	SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO	28
2.5.1	<b>Modelagem de Perfil</b>	29
2.5.2	<b>Filtragem baseada em conteúdo</b>	30
2.5.3	<b>Filtragem colaborativa</b>	30
2.5.4	<b>Filtragem híbrida</b>	31
2.6	TRABALHOS RELACIONADOS	31
<b>3</b>	<b>DISTÂNCIA DE BARBIERI: UMA MÉTRICA PARA IDENTIFICAR SIMILARIDADE ENTRE PERFIS DE CONSUMIDORES</b>	<b>33</b>
3.1	RESUMO	33
3.2	INTRODUÇÃO	33
3.3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	34
3.4	ABORDAGEM PROPOSTA	36
3.5	EXPERIMENTOS E RESULTADOS	38
3.5.1	<b>Base de Dados</b>	39
3.5.2	<b>Abordagem de Uso da Distância de Barbieri</b>	39
3.6	EXPERIMENTO 1	40
3.7	EXPERIMENTO 2	42
3.8	EXPERIMENTO 3	43
3.9	EXPERIMENTO 4	44
3.10	CONSIDERAÇÕES	45

4	<b>UM SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DE COMPRADORES PARA PRODUTOS COM BAIXO GIRO DE ESTOQUE</b> .....	<b>47</b>
4.1	RESUMO .....	47
4.2	INTRODUÇÃO .....	47
4.3	PROBLEMA DE PESQUISA .....	48
4.4	PROPOSTA DE SOLUÇÃO .....	49
4.5	EXPERIMENTOS E RESULTADOS .....	53
4.5.1	<b>Resultados Obtidos</b> .....	59
4.6	CONSIDERAÇÕES .....	62
5	<b>CONCLUSÕES</b> .....	<b>63</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>65</b>

## 1. INTRODUÇÃO

A administração de empresas é uma atividade dividida em vários pilares, dentre os quais encontra-se a gestão de estoques. Ela pode ser conceituada como um conjunto de atividades que visa, por meio de políticas de cada empresa, o pleno atendimento das necessidades das mesmas, com a máxima eficiência e ao menor custo, através do maior giro de estoque possível para o capital investido em materiais ou produtos [1].

Assim, uma boa gestão de estoque é aquela na qual os produtos mantêm seu giro de estoque em um, indicando que os produtos adquiridos foram vendidos e o giro de estoque do mesmo foi completo. Atentando também para que não falem produtos, afinal, a falta acarreta em perda de vendas. A sobra, por sua vez, traz problemas como a depreciação do produto, redução da liquidez e dos ativos da empresa e ocupação do espaço de armazenamento que poderia ser utilizado para outras finalidades.

Na literatura foram encontradas algumas metodologias aplicáveis à gestão de estoques, dentre as quais destacaram-se a Curva ABC [2] [3] [4] [5] comparada com outras citadas como Lote Econômico [5] e *Just in Time* [5] [6]. Porém, não foram encontradas referências consistentes que indiquem qual destino dar a produtos com baixo giro de estoque, uma vez que as pesquisas relacionadas dão ênfase na identificação da quantidade ideal de um produto a ser mantida em estoque.

O dimensionamento dos estoques deve ser precedido de uma gestão de estoques eficiente para que não incorra em custos adicionais. Assim, a pesquisa aqui apresentada encaixa-se na lacuna encontrada nos trabalhos pesquisados, fornecendo uma alternativa em casos de sobra de estoque. Em um mercado cada vez mais competitivo no qual as margens de lucro são pequenas, e tendo em vista que estoque parado gera custos adicionais, saber qual destino dar aos produtos com baixo giro de estoque, com baixa ou nenhuma perda de lucro, é uma das mais importantes atividades da gerência de estoque. A solução aqui proposta possibilita encontrar um comprador ideal para um produto com baixo giro, permitindo ao gestor realizar tentativas de venda direcionada e personalizada, ou seja, é fornecida a recomendação dos compradores que possuem o maior potencial de tornarem-se o destino do produto.

Além disso, usando sistemas computacionais que possibilitam o mapeamento do perfil dos compradores que possuem histórico de compras, bem como do uso de categorização dos produtos pelas suas características, é possível gerar uma padronização das recomendações, informando qual percentual de assertividade que a mesma poderá ter.

Desta forma, munido da informação de que determinado produto está com baixo giro de estoque, um sistema de recomendação pode auxiliar o gestor na identificação de potenciais compradores para estes. Conseqüentemente o gestor pode planejar propaganda personalizada

a ser ofertada para os potenciais clientes. Ainda, o sistema pode identificar potenciais compradores para novos produtos que não estão devidamente apresentados aos consumidores.

Um Sistema de Recomendação combina várias técnicas computacionais para selecionar itens personalizados com base nos interesses dos usuários e conforme o contexto no qual estão inseridos [7]. O tipo de sistema de recomendação baseado em conteúdo utiliza palavras-chave para descrever itens e construir um perfil de usuário com base nos itens que representam as preferências e os interesses dos usuários. Nesta perspectiva, os algoritmos desenvolvidos para tais sistemas visam recomendar itens similares àqueles que determinado usuário gostou no passado ou está examinando no presente. Assim, por meio de comparação entre itens previamente classificados, os itens com maior correlação são recomendados [8].

Com base em análises de dados adquiridos por meio do uso de sistema de gestão empresarial, identificou-se que neste contexto os compradores tendem a comprar de forma recorrente. Nas recorrências, identificou-se também que os compradores, em muitas ocasiões, repetem a compra de um determinado produto. Com a recompra, nota-se a formação de um perfil de compra implícito. Deste modo, neste trabalho apresentamos um software que tem por objetivo implementar uma metodologia de recomendação, encontrando potenciais compradores para produtos com baixo giro de estoque.

A seção 2 abrange os conceitos e a fundamentação teórica utilizada no trabalho. As seções 3 e 4 estão apresentadas em formato de artigo, sendo que a seção 3 envolve a experimentação que resultou na Distância de Barbieri. A seção 4 descreve a aplicação do software Comprador Potencial no contexto de produtos com baixo giro de estoque. E por fim, a seção 5 conclui o presente trabalho.

## 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Encontra-se nesta seção o estado da arte da pesquisa, conceituando Estoque, Gestão de Estoque, Curva ABC, Lote Econômico, *Just in Time* e Sistemas de Recomendação.

### 2.1 ESTOQUE

O termo estoque é abrangente. Do ponto de vista clássico pode-se considerá-lo como representativo de matérias primas, produtos semiacabados, componentes para montagem, produtos acabados e vários outros suprimentos. Algumas organizações atribuem ainda outros significados a este termo como estoque de livros, de dinheiro em banco, de consultores, dentre outros [1].

Segundo Ballou [9], estoques são pilhas de matérias-primas, insumos, componentes, produtos em processo e produtos acabados que aparecem em numerosos pontos por todos os canais logísticos e de produção da empresa. Por sua vez, Martins e Campos [10] afirmam que estoque é o acúmulo armazenado de recursos materiais em um sistema de produção e/ou operações.

Para Moreira e Lhi [11], os estoques são usados para ocultar as falhas nos sistemas de produção e distribuição, o que ocasiona dois problemas: se de um lado o custo da venda não efetuada é alto, por outro uma quantidade alta de produtos em estoque traz outro problema, sendo este solucionado com promoções e descontos para estimular a venda.

Martins e Alt [10] classificam os estoques em cinco categorias:

1. **Matérias-primas:** é o material bruto, natural ou semimanufaturado que será submetido a um processo de transformação;
2. **Produtos em Processos:** são aqueles que já entraram no processo de produção, mas ainda não são produtos acabados;
3. **Produtos acabados:** são aqueles que já estão acabados e prontos para a venda;
4. **Estoques em trânsito:** são os itens que já foram despachados de uma unidade fabril para outra;
5. **Produto em consignação:** estes são disponibilizados a um cliente tendo em vista a venda futura, no qual os materiais continuam sendo de propriedade de quem os forneceu.

Logo, algumas empresas possuem um ou mais tipos de estoques citados acima, seja para atender o consumidor final ou para manter fluente o processo produtivo.

### **2.1.1 Gestão de Estoque**

Um dos pressupostos da gestão de estoques é saber identificar a quantidade de consumo de certo produto por determinado período de tempo. Sendo que o estoque deve funcionar como um elemento regulador do fluxo de materiais da empresa, pois, a velocidade com que chega à empresa é diferente da que sai. Assim, há uma necessidade de certa quantidade de materiais que varia conforme a necessidade [12].

Segundo Moreira e Lhi [11], as organizações devem considerar a disponibilidade da mercadoria ao consumidor final e os custos referentes ao excesso ou falta de produtos, além da variação da demanda. Afinal, atender seus clientes na hora certa e com a quantidade de material necessária tem se revelado o objetivo de grande parte das empresas, portanto a rapidez e a prontidão na distribuição das mercadorias têm assumido cada vez mais um papel importante no alcance de uma vantagem competitiva em relação às demais organizações [10].

A administração de materiais envolve vários interesses. Seja dentro da própria empresa ou por parte dos clientes, os usuários desejam receber o material correto, entregue no tempo esperado e em perfeitas condições. Do ponto de vista da área financeira, o desejo é de que se adquiram produtos com menor custo e maior prazo de pagamento assim como buscam constantemente a redução dos estoques.

Em contrapartida, os fornecedores desejam fornecer os materiais em abundância, e vendê-los com o maior preço possível e receber em curto prazo. Tendo em vista estas informações, a administração de materiais deve conciliar esses interesses tão diversos e fazer possível para agradar a todos [13].

### **2.1.2 Justificativa da Gestão de Estoque**

A gestão de estoque permite otimizar os investimentos em estoques, garantindo o controle eficiente dos custos decorrentes do material parado e conservado de forma improdutiva. Uma das atribuições da gestão de estoques diz respeito a dimensionar o estoque, ou seja, determinar a quantidade de materiais ou mercadorias que deve estar presente no estoque em um determinado período de tempo, evitando custos [14].

Ching [15] justifica a gestão do estoque por exercer forte influência na rentabilidade da empresa. Os estoques desviam fundos de outros usos, consomem capital e têm o mesmo custo de capital que qualquer outro projeto. Aumentar o giro de estoque libera ativo e economiza o custo de manutenção do inventário.

### 2.1.3 Giro de Estoque

Giro de estoque é conceituado como um indicador de qualidade e desempenho do estoque. Pode ser aplicado a qualquer tipo de estoque, independente da complexidade do mesmo.

É um indicador que representa quantas vezes cada item foi renovado dentro de um determinado período. Sua escala máxima é 1, sendo que, dizer que o estoque foi grau 1 pelo período de um mês é o mesmo que afirmar que todos os produtos em estoque foram vendidos e renovados.

$$GE = \frac{E_i + C - E_f}{E_m} \quad (1)$$

A Equação 1 representa o cálculo deste índice. Temos o Estoque Inicial ( $E_i$ ) somado às Compras ( $C$ ) e diminuído o Estoque Final ( $E_f$ ). Este resultado é dividido pelo Estoque Médio ( $E_m$ ) e o resultado final é a representação do giro de estoque mensal. O estoque médio por sua vez têm como cálculo a Equação 2.

$$E_m = \frac{E_i + E_f}{2} \quad (2)$$

### 2.1.4 Custo de Estoque

Os custos com estocagem de produtos pode variar de uma empresa para outra. Existem algumas que necessitam ter uma quantidade maior de produtos em estoques e tempo de armazenagem maior que outras, ocasionando custos mais elevados com estoque. Dias [16] informa que toda e qualquer armazenagem de material gera determinados custos que podem estar associados aos seguintes fatores: juros, depreciação, aluguel, equipamentos de movimentação, deterioração, obsolescência, seguros, salários e conservação.

De acordo com Dias [16], Ballou [9] e Caxito [17], existem diferentes tipos de custos com estoque. Para Ballou [9], há três categorias diferentes de custos na gestão dos estoques, quais sejam: custos de manutenção, custo de aquisição ou compra e custos de falta de estoques. Os custos de manutenção estão associados a todos os custos necessários para manter certa quantidade de mercadorias por um período de tempo. O custo de aquisição ou compra estão associados ao processo de aquisição das quantidades requeridas para reposição do estoque. Por último, o custo de falta de estoques está relacionado à perda de capital que ocorre, caso haja demanda por itens em falta no estoque.

Segundo Caxito [17], os custos envolvidos no gerenciamento de estoque podem ser divididos em dois grandes grupos: os custos de aquisição e os custos de manutenção. Os custos de aquisição, também chamados de custos do pedido, incluem todas as despesas que a empresa teve para colocar o produto dentro do seu estabelecimento. Essas despesas incluem o custo do processamento e transmissão do pedido ao fornecedor (seja pelos diversos modos

eletrônicos disponíveis ou por métodos manuais), o custo do transporte da mercadoria até o ponto solicitado e o custo de inspeção para verificar a qualidade da mercadoria. Outro custo a ser considerado é o custo para manter a mercadoria em estoque. Os custos relacionados à manutenção da mercadoria em estoque estão apresentados na Tabela 1:

Tabela 1. Custos de manutenção do estoque. Adaptado de Caxito [17].

<b>TIPO DE CUSTO</b>	<b>CONCEITO</b>
Custo de espaço	Os custos de espaço são cobrados pelo uso da área do espaço físico onde a mercadoria está armazenada.
Custo de capital	Valor financeiro imobilizado na estocagem.
Custo dos serviços de estocagem	Cálculo do seguro e dos impostos da mercadoria armazenada.
Custos de riscos na estocagem	Custos relacionados a deterioração, roubos, danos e obsolescência do material.

Os custos que envolvem a manutenção do produto em estoque englobam os custos de propriedade da mercadoria (custo de posse) durante o ano, que podem ser divididos nos quatro grupos menores apresentados na Tabela 1.

## 2.2 CURVA ABC

De acordo com Koch [18], na curva ABC aplica-se o princípio 80/20 (onde 20% dos produtos correspondem a 80% das vendas). Suas ideias são baseadas na lei do foco onde o menos é mais, e na lei do progresso onde se pode ter mais lucro com menos.

Segundo Dias [16] a Curva ABC permite identificar os itens que justificam atenção e tratamento adequados quanto à sua administração, tornando-se um importante instrumento para o administrador. A definição das classes ABC utiliza apenas os critérios de bom senso e conveniência dos controladores a serem estabelecidos. Portanto, o autor afirma que no máximo podem ser colocados 20% na classe A, 30% na classe B e 50% na classe C.

Para construir a classificação ABC, Costa [19] sugere que o administrador siga alguns passos:

1. Listar os itens cadastrados com seus custos e venda média;
2. Calcular o valor da demanda;
3. Classificar os itens por ordem de importância, do maior para o menor;
4. Ordená-los por ordem de grandeza;
5. Calcular a demanda;
6. Calcular os percentuais da demanda;
7. Agrupar os itens nas classes A, B e C;

8. Construir o gráfico representativo;
9. Analisar as informações obtidas;
10. Elaborar estratégias conforme os objetivos desejados.

A análise da Curva ABC proporciona a fácil visualização dos produtos que mais e menos rendem. Dandaro e Martello [20] afirmam que o principal benefício desta análise é proporcionar ao trabalho de controle de estoque do analista a decisão certa de compra. Assim, por consequência, ocorre a otimização da aplicação dos recursos financeiros e materiais. Com isso, é possível afirmar que a Curva ABC também pode ser utilizada para identificar produtos que estejam com baixo Giro de Estoque.

### 2.3 LOTE ECONÔMICO

É uma ferramenta de apoio à gestão de estoques que auxilia na identificação da quantidade de materiais necessários para um pedido de reabastecimento [21]. Faz, assim, com que se tenha um maior equilíbrio entre o custo de armazenagem e os custos de aquisição.

Femenick [22] traz um conceito sobre o assunto ao afirmar que lote econômico é estabelecer a quantidade de unidades que deve ser comprada dos fornecedores ou fabricada em cada pedido, de maneira que a empresa obtenha o menor custo com aquisição e com o armazenamento das unidades que passam a compor seus estoques. O objetivo básico que se busca ao determinar o lote econômico é redução de custos. Têm-se, dessa forma, uma possibilidade para responder aos seguintes questionamentos: Quando adquirir? Quanto Adquirir?

Segundo Caxito [17], “lote econômico de compras (LEC) é a quantidade ideal de material a ser adquirida em cada operação de reposição de estoque, em que o custo total de aquisição, bem como os respectivos custos de estocagem, são mínimos para o período considerado.” A questão chave é encontrar um ponto de equilíbrio, isto é, um nível no qual o conjunto de custos apresenta o ponto mínimo.

### 2.4 JUST IN TIME

Na concepção de Viana [1], *Just-in-time* é a produção necessária no momento necessário para atender à variação de vendas com o mínimo de estoque em produtos acabados, em processos e em matéria-prima. Isto significa eliminar toda e qualquer perda e desperdício por meio da melhoria contínua da produtividade. Em síntese, pode-se dizer que são elementos importantes do *just-in-time*, ter somente o estoque necessário e melhorar a qualidade tendendo a zero defeito.

No entanto, conforme ressalta Ballou [9], o enfoque do *just-in-time* nem sempre leva ao “estoque zero”. Caso as necessidades ou os tempos de reposição não sejam conhecidos com

precisão, as quantidades e os tempos maiores deverão ser usados, o que ocasiona estoque extra na empresa, terminando por levar a resultados iguais a outras técnicas para controlar os estoques. Contudo, afirma o mesmo pensador que para que a técnica de *just-in-time* seja vantajosa para a empresa, há a necessidade de se observar os seguintes critérios:

1. os produtos têm alto valor unitário e necessitam de alto nível de controle;
2. as necessidades ou demandas são conhecidas com alto grau de certeza;
3. os tempos de reposição são pequenos e conhecidos; e
4. não há benefício econômico em suprir-se com quantidades maiores que as requeridas.

## 2.5 SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO

Os Sistemas de Recomendação, conforme definidos nos trabalhos de Herlocker e Vieira [23] [24], tem um foco específico: prever quais itens ou informações um usuário achará interessante ou útil, com a função de conduzir o usuário ao disponibilizar sugestões personalizadas e individuais de acordo com os interesses do mesmo. Os sistemas de recomendação são utilizados em diversos contextos, como ressalta Maria [25], podendo ser aplicados na venda de produtos, sugestões de serviços e/ou de pessoas, educação, entre outros. Atualmente os sistemas de recomendação mais utilizados pelos usuários são da Amazon e da Netflix, que, com base na preferência do usuário, recomendam produtos ou serviços que se encaixam nas preferências do mesmo.

O assunto manifestou-se claramente como área de pesquisa independente em meio à década de 1990, momento em que os pesquisadores passaram a focar em problemas de recomendação que nitidamente se utilizavam de estruturas de avaliação (ratings). Este impulso na discussão se deu através do sistema de recomendação Tapestry [26] e do surgimento dos primeiros artigos sobre filtragem colaborativa, que é uma das técnicas utilizadas para realizar a recomendação.

Resnick e Varian e Santana [27] [28] caracterizam como típico o sistema de recomendação no qual as pessoas fornecem recomendações como entradas, que o sistema agrega e dirige aos destinatários apropriados. Assim, os sistemas são classificados em três categorias:

- **Sistemas de sugestão:** fornecem uma lista de itens ou recomendações candidatas. Como exemplo pode-se usar as recomendações de um e-commerce, que apresenta ao usuário uma lista de itens que o mesmo pode gostar.
- **Sistemas de estimativa:** fornecem uma estimativa da preferência do usuário em itens específicos ou predições. Um exemplo é o sistema da Netflix, que fornece determinado filme com base em uma agregação das opiniões dos usuários.

- **Sistemas de comentários:** fornecem acesso a recomendações textuais. É possível identificá-las também em e-commerces, onde, ao comprar um produto é possível fazer um breve comentário avaliativo. Esses comentários outros usuários podem ver em uma determinada posição dos detalhes do produto.

### 2.5.1 Modelagem de Perfil

O estudo sobre modelagem de perfil de usuário se deu no final da década de 1970 com o trabalho de Rich [29]. O trabalho descreve os problemas envolvidos na construção e exploração de modelos de usuários individuais, a fim de orientar o desempenho de um sistema interativo. Nele, um sistema chamado Grundy, que recomenda romances para pessoas, é descrito e analisado como um fórum no qual essas questões são exploradas.

Para gerar uma modelagem de perfil é preciso capturar características do usuário. A modelagem de perfil pode ser dividida em três tipos de detecção: Modelagem Explícita, na qual o usuário possui interação direta, como a captura de informações de questionários respondidos ou avaliações do usuário sobre produtos; Modelagem Implícita, que captura os dados e a forma de navegação do usuário para modelar seu perfil, que pode se dar com a observação do comportamento de um usuário, seja analisando o tempo que um usuário observa um produto ou a quantidade de vezes que ele interage com o mesmo [30]; e Modelagem Híbrida, que utiliza as duas modelagens anteriores.

Outro estudo que também trabalha a modelagem de perfil é de Cervi, Galante e Oliveira [31] [32], no qual é abordada a questão de identificar o perfil de pesquisadores e medir sua reputação. O estudo resultou na definição de um indicador chamado Rep-Index. Tal indicador faz uso de um modelo de perfil para identificar individualmente a reputação dos pesquisadores. O Rep-Index é abrangente e adaptável porque envolve a trajetória do pesquisador construído ao longo de sua carreira e pode ser usado em diferentes áreas e em diferentes contextos.

Para que a recomendação seja eficaz e precisa, é importante ter uma boa medida de similaridade [33]. A similaridade, especialmente entre perfis de usuários, é essencial para a geração de uma boa recomendação, pois as características de preferências e interesses dos usuários são levados em consideração.

Considerando modelagens que geram um perfil com base em palavras-chave, a identificação da similaridade entre esses perfis se dá pela comparação de quão próximas são as palavras-chave. A distância de Levenshtein [34] é uma das formas utilizadas para se verificar a similaridade entre palavras por meio do método de comparação por proximidade. A distância de Levenshtein se dá pelo número mínimo de passos necessários para transformar uma palavra na outra. Para ser utilizado como índice de similaridade, é preciso dividir a distância de Levenshtein obtida pelo comprimento da maior palavra e depois subtraindo o resultado de um. O índice varia de zero a um, sendo zero quando for necessário substituir todas as letras da palavra e um para palavras iguais [35].

### 2.5.2 Filtragem baseada em conteúdo

Recomendações que se baseiam em conteúdos realizam uma comparação entre o conteúdo dos itens, recomendando itens parecidos àqueles que o usuário demonstrou interesse no passado. Pelo desenvolvimento dessas áreas de pesquisa nas aplicações baseadas em textos, há sistemas com foco em recomendação de itens reunindo informações textuais, como documentos, web-sites e notícias.

O propósito deste método é recomendar itens que pertençam a um grupo de itens que o usuário esteve recentemente interessado. De acordo com Meurer [36], a filtragem é conhecida como baseada em conteúdo por analisar diferentes informações armazenadas sobre os itens com o objetivo de encontrar àqueles de particular interesse ao usuário. Assim, são usadas as últimas transações do histórico do perfil do usuário. Dentro de cada transação o grupo de itens que tiver mais acessos tem um peso maior que os restantes. É uma técnica de aprendizagem supervisionada, onde o perfil serve como dados de treino e os itens são avaliados como relevantes ou não [37] segundo uma medida de similaridade.

Os sistemas de recomendação baseados em conteúdo podem, em princípio, ser utilizados em qualquer domínio no qual se deseja gerar recomendações, mas na prática este método costuma ser utilizado em domínios cujos itens tenham quantidade considerável de informação armazenada de forma textual. Isso ocorre pelo fato de que a técnica baseada em conteúdo se limita às *features* associadas explicitamente aos objetos que se deseja recomendar. E para se ter uma quantidade suficiente de *features*, o conteúdo precisa estar em uma forma que seja possível analisá-lo automaticamente por um computador.

### 2.5.3 Filtragem colaborativa

Nesta filtragem, a recomendação de itens depende do usuário. Prevê-se automaticamente o interesse do usuário por meio de informações ou padrões derivados de interesses colaborativos de vários usuários, pontos de vista, fonte de dados e afins. São duas as principais abordagens na filtragem colaborativa: a filtragem baseada em itens e em itens de usuários [38]:

1. Na relação de filtragem colaborativa item-item, são criados relacionamentos entre diferentes itens e itens similares com histórico de usuário são recomendados [39].
2. Já na filtragem colaborativa de item do usuário, a recomendação é feita usando a distância entre os usuários com base em seus gostos/classificação em vez da distância entre os itens [40].

Os mais conhecidos e estudados são os que utilizam a filtragem de item de usuário, baseados na formação de uma vizinhança entre os usuários ou itens. Nestas abordagens procura-se identificar uma similaridade entre itens ou entre usuários definindo uma vizinhança

sobre a instância a ser predita e em seguida calcula-se a predição do valor que o usuário alvo da recomendação daria para o item candidato à recomendação. Esta predição baseia-se nos valores das avaliações que os vizinhos do usuário alvo deram ao respectivo item.

#### 2.5.4 Filtragem híbrida

As limitações existentes nos métodos baseados em conteúdo e baseados em colaboração podem ser amenizadas através da combinação de ambas abordagens [38].

Existem diferentes formas de combinar técnicas colaborativas e técnicas baseadas em conteúdo em um sistema híbrido de recomendação. Podemos dividir estas formas das seguintes maneiras:

1. implementando os métodos colaborativos e baseados em conteúdo em separado e combinando suas predições;
2. incorporando algumas características de sistemas baseados em conteúdo dentro de abordagens colaborativas;
3. incorporando algumas características de sistemas colaborativos dentro de abordagens baseadas em conteúdo; e
4. construindo um modelo unificado que incorpora ambas características.

## 2.6 TRABALHOS RELACIONADOS

O sistema de recomendação apresentado no trabalho de Hernández-Rodríguez *et al.* [41], tem como objetivo o desenvolvimento de um sistema de recomendação para facilitar a tarefa indireta de seleção de materiais para a criação de peças sobressalentes. Neste caso, o problema que foi ponto de partida é que no segmento industrial a rotatividade de pessoal é alta. Com isso, acontece perda de conhecimento em relação à seleção de materiais base para a criação de novas peças, sendo possível o sistema substituir o responsável pela análise de quais materiais devem ser selecionados.

No trabalho de Hidalgo *et al.* [42] o problema ocorre em uma grande parcela da população que possui doenças crônicas, como insuficiência renal ou diabetes, e necessita controlar rigorosamente diversos fatores de sua vida. A solução proposta a esse problema sugere a utilização de um sistema web que auxilia o paciente e o médico a controlar e analisar os diversos dados que necessitam acompanhamento. Dentro da solução proposta encontra-se um sistema de recomendação que visa facilitar a vida do paciente, fornecendo-lhe recomendações automáticas com base nos dados registrados e nas preferências dos médicos para melhorar seus hábitos e conhecimentos sobre a doença.

Têm-se também o trabalho de Cobos *et al.* [43], no qual o problema se dá dentro do âmbito pedagógico. Buscando realizar processos de aprendizagem e ensino de maior eficácia, professores de variadas instituições educacionais necessitam de apoio. Esse apoio pode se dar de diversas formas, como passar por processos de treinamento formal (mestrado, doutorado ou especializações) e/ou não formais (aconselhamento e auto-treinamento). Em ambas as formas existem empecilhos, como o alto custo nos treinamentos formais e riscos como seguir tendências inadequadas ao contexto no segundo caso. Com o problema em mãos, os pesquisadores propuseram um sistema de recomendação que permite aos professores definir suas melhores estratégias de ensino para serem utilizadas no contexto de uma classe específica.

Encontra-se na pesquisa de Tao Li *et al.* [44] uma proposta para resolver o problema do gerenciamento de informações obtidos após desastres naturais e dados de simulações pré-desastres. O estudo sugere uma série de medidas e técnicas que auxiliam na gerência das informações, dentre elas, um sistema de recomendação que assista na distribuição das informações, tanto para simulação (previsão pelos órgãos competentes) quanto para situações pós-desastre (na distribuição inteligente e personalizada de notícias para diferentes tipos de público).

Por fim, encontra-se no estudo de Lóscio *et al.* [45] um problema que aborda o retorno em busca de dados na web de má qualidade. A proposta de solução para o problema colocado consiste em implementar uma fórmula matemática que calcule a qualidade da informação através de um ranqueamento e recomende quais dados são mais relevantes para a busca realizada. No estudo relatado, em nenhum momento o sistema proposto é nomeado como um sistema de recomendação. No entanto, segundo a definição de um sistema de recomendação citada no início deste capítulo, é possível afirmar que trata-se de um sistema de recomendação, pois tal sistema está recomendando algo a alguém.

### 3. DISTÂNCIA DE BARBIERI: UMA MÉTRICA PARA IDENTIFICAR SIMILARIDADE ENTRE PERFIS DE CONSUMIDORES

#### 3.1 RESUMO

O presente trabalho insere-se nos estudos de sistemas de recomendação com filtragem baseada em conteúdo, tendo como motivação para seu desenvolvimento a observação do comportamento de usuários em um sistema de gestão empresarial. A principal contribuição do trabalho é o desenvolvimento da distância de Barbieri, uma métrica cujo propósito é medir a similaridade entre compradores com base em seu histórico de compras. A métrica foi desenvolvida para situações onde não existe dados de avaliação do comprador para o produto adquirido. Como não necessita de *ratings* para os itens, pois, a similaridade acontece quando compradores adquirem muito ou pouco de um mesmo produto, é possível identificar a similaridade do perfil de consumidores com base em seu histórico de compras. Para realizar os experimentos de validação da métrica, utilizou-se um método de comparação entre perfis de compradores, que apresentou resultados satisfatórios no cálculo da similaridade.

#### 3.2 INTRODUÇÃO

A área de sistemas de recomendação têm avançado no contexto de recomendação de produtos e serviços. Tais sistemas são amplamente aplicados em muitos domínios, como bancos, celulares, músicas, livros e assim por diante [46].

Um Sistema de Recomendação combina várias técnicas computacionais para selecionar itens personalizados com base nos interesses dos usuários e conforme o contexto no qual estão inseridos [7]. O tipo de sistema de recomendação baseado em conteúdo utiliza palavras-chave para descrever itens e construir um perfil de usuário com base nos itens que representam as preferências e os interesses do usuário. Nesta perspectiva, os algoritmos desenvolvidos para tais sistemas visam recomendar itens similares àqueles que determinado usuário gostou no passado ou está examinando no presente. Por meio da comparação entre itens previamente classificados, os itens com maior correlação são recomendados [8].

Neste trabalho apresentamos um algoritmo que tem por objetivo identificar a similaridade entre compradores em cenários onde não há *ratings*. Aplicando a Distância de Barbieri, buscou-se identificar a similaridade entre perfis de compradores com base nas quantidades de produtos comprados pelos compradores experimentados. No decorrer deste artigo, será explicado o funcionamento do algoritmo, cujo surgimento se deu pela percepção de uma lacuna neste cenário. Com base em análises de dados adquiridos por meio do uso de sistema de gestão empresarial, identificou-se que neste contexto os compradores tendem a comprar de forma

recorrente. Nas recorrências, identificou-se também que os compradores, frequentemente, repetem a compra de um determinado produto. Com a recompra de determinado produto nota-se a formação de um perfil de compra implícito.

Nas abordagens convencionais o modelo de perfil gerado é sobre um usuário que está utilizando o sistema. Um perfil de usuário consiste, principalmente, de conhecimento sobre as preferências individuais que determinam o comportamento do usuário [30]. Neste caso, o ator que vai receber a recomendação não faz parte da modelagem. Isso porque o objetivo é disponibilizar ao vendedor qual comprador possui maior probabilidade de comprar determinado produto, tendo como fonte de dados o histórico de vendas do estabelecimento.

Na seção 3.3, serão discutidos conceitos e abordagens da literatura, os quais fundamentam este trabalho. Na seção seguinte, dar-se-á ênfase no detalhamento da abordagem proposta, apresentando a seguir os experimentos e resultados obtidos, isto é, a fase de testes. Por fim, constam as considerações finais do trabalho.

### 3.3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Os Sistemas de Recomendação, conforme definidos nos trabalhos de Herlocker [23] e Vieira [24], tem um foco específico: prever quais itens ou informações um usuário achará interessante ou útil, com a função de conduzir o usuário ao disponibilizar sugestões personalizadas e individuais de acordo com os interesses do mesmo. Resnick e Varian [27] e Santana [28] caracterizam como típico o sistema de recomendação no qual as pessoas fornecem recomendações como entradas, que o sistema agrega e dirige aos destinatários apropriados. Os sistemas de recomendação são utilizados em diversos contextos, como ressalta Maria [25], podendo ser aplicados na venda de produtos, sugestões de serviços e/ou de pessoas, educação, entre outros. Alguns sistemas como da Amazon<sup>1</sup> e da Netflix<sup>2</sup>, que, com base na preferência do usuário, recomendam produtos ou serviços que se encaixam nas preferências do mesmo. O assunto manifestou-se claramente como área de pesquisa independente em meio à década de 1990, momento em que os pesquisadores passaram a focar em problemas de recomendação que nitidamente se utilizavam de estruturas de avaliação *ratings*. Este impulso na discussão se deu através do sistema de recomendação Tapestry [26] e do surgimento dos primeiros artigos sobre filtragem colaborativa, que é uma das técnicas utilizadas para realizar a recomendação.

Dentre as opções encontradas na literatura, a filtragem que foi utilizada neste trabalho é a Baseada em Conteúdo. O propósito deste método é recomendar itens que pertençam a um grupo de itens que o usuário esteve recentemente interessado. De acordo com Meurer [36], essa filtragem analisa diferentes informações armazenadas sobre os itens com o objetivo de encontrar àqueles de particular interesse ao usuário. São usadas as últimas transações do histórico do perfil do usuário com a finalidade de abranger as mudanças comportamentais do

---

<sup>1</sup>[www.amazon.com](http://www.amazon.com)

<sup>2</sup>[www.netflix.com](http://www.netflix.com)

usuário. Dentro de cada transação o grupo de itens que tiver mais acessos tem um peso maior que os restantes. É uma técnica de aprendizagem supervisionada, onde o perfil serve como dados de treino e os itens são avaliados como relevantes ou não [37] segundo uma medida de similaridade.

A modelagem de perfil é utilizada para identificar preferências e interesses de um usuário com base em características significativas ou estereótipos que o insiram em um grupo que demonstra um comportamento similar em uma coleção de usuários [47]. Estas preferências são todas aquelas informações diretamente necessárias para a adaptação do comportamento do sistema aos interesses do usuário, possibilitando prever quais produtos o usuário poderia gostar.

O estudo sobre modelagem de perfil de usuário se deu no final da década de 1970 com o trabalho de Rich [29]. O trabalho descreve os problemas envolvidos na construção e exploração de modelos de usuários individuais, a fim de orientar o desempenho de um sistema interativo. Nele, um sistema chamado Grundy, que recomenda romances para pessoas, é descrito e analisado como um fórum no qual essas questões são exploradas.

Outros estudos que também trabalham a modelagem de perfil são os de Cervi, Galante e Oliveira [31] [32], no qual é abordada a questão de identificar o perfil de pesquisadores e medir sua reputação. O estudo resultou na definição de um modelo chamado Rep-Model e de uma métrica chamada Rep-Index. A métrica utiliza o modelo de perfil para identificar individualmente a reputação de pesquisadores.

Para gerar uma modelagem de perfil é preciso capturar características do usuário. A modelagem de perfil pode ser dividida em três tipos de detecção: Modelagem Explícita, na qual o usuário possui interação direta, como a captura de informações de questionários respondidos ou avaliações do usuário sobre produtos; Modelagem Implícita, que captura os dados e a forma de navegação do usuário para modelar seu perfil, que pode se dar com a observação do comportamento de um usuário, seja analisando o tempo que um usuário observa um produto ou a quantidade de vezes que ele interage com o mesmo [30]; e Modelagem Híbrida, que utiliza as duas modelagens anteriores. Para que a recomendação seja eficaz e precisa, é importante ter uma boa medida de similaridade [33]. A similaridade, especialmente entre perfis de usuários, é essencial para a geração de uma boa recomendação, pois as características de preferências e interesses dos usuários são levadas em consideração.

Considerando modelagens que geram um perfil com base em palavras-chave, a identificação da similaridade entre esses perfis se dá pela comparação de quão próximas são as palavras-chave. A distância de Levenshtein [34] é uma das formas utilizadas para se verificar a similaridade entre palavras por meio do método de comparação por proximidade. A distância de Levenshtein se dá pelo número mínimo de passos necessários para transformar uma palavra na outra. Para ser utilizado como índice de similaridade, é preciso dividir a distância de Levenshtein obtida pelo comprimento da maior palavra e depois subtraindo o resultado de um. O índice varia

de zero a um, sendo zero quando for necessário substituir todas as letras da palavra e um para palavras iguais [35].

### 3.4 ABORDAGEM PROPOSTA

Contrapondo situações nas quais o perfil do usuário é formado por palavras-chave, em nosso trabalho o perfil a ser modelado é de um comprador dentre uma lista de compradores. Cada comprador possui seu histórico de compras, dispondo da informação de qual produto e quantas unidades foram adquiridas por comprador. Equiparando os produtos e sua quantidade do estudo atual com as características e palavras-chave dos estudos sobre modelagem de perfil, procurou-se uma forma de identificar a quantidade mínima de passos necessários para equiparar dois valores.

Em cenários com palavras chave é possível aplicar a Distância de Levenshtein para identificar a similaridade entre perfis. Neste caso o perfil se dá com base nas quantidades dos produtos comprados, logo manifestou-se a necessidade de uma nova abordagem que informa a distância entre dois valores.

Assim, para se obter a similaridade entre os valores origem  $V_o$  e valor alvo  $V_a$  dentre uma coleção de valores, foi proposta a Equação 3, denominada distância de Barbieri.

$$S = 1 - \frac{D}{\max(V_o, V_a)} \quad (3)$$

Primeiramente é preciso calcular a distância  $D = |P(V_o) - P(V_a)|$  entre os valores, sendo esta o resultado absoluto da subtração entre a posição do valor origem  $P(V_o)$  e a posição do valor alvo  $P(V_a)$ . Para encontrar a posição, é preciso antes gerar um arranjo de números reais  $\mathbb{R}$ , chamado de Torre. O tamanho  $t$  da torre  $\mathbb{R}$  é o resto absoluto  $\mathbb{Z}$  da subtração entre o valor máximo da coleção  $V_{max} = \max \mathbb{R}$  e o valor mínimo da coleção  $V_{min} = \min \mathbb{R}$ , assim sendo representado por  $t_{\mathbb{R}} = \mathbb{Z}(V_{max} - V_{min})$ .

A torre tem seus elementos definidos pelo quociente resultante da divisão entre o resto do valor máximo subtraído pelo mínimo, dividido pelo tamanho da torre e somado pelo valor do índice anterior. Um elemento de posição  $i > 0$  na torre tem seu valor representado por  $\mathbb{R}_i = \mathbb{R}_{i-1} + \left(\frac{V_{max} - V_{min}}{t}\right)$ , com a observação de que o elemento de posição 0 possui o valor mínimo  $\mathbb{R}_0 = V_{min}$ .

A posição de um valor na torre é o índice no qual o valor é maior que o valor do elemento que se está buscando saber a posição  $V > R_i$  e menor ou igual ao valor do elemento posterior ao elemento que se busca saber a posição  $V \leq \mathbb{R}_{(i+1)}$ , representado pela fórmula  $P_v = \mathbb{R}_i < V \leq \mathbb{R}_{(i+1)}$ . Assim, a distância é obtida através do resto absoluto entre a posição do valor origem na torre, subtraído pela posição do valor alvo na torre. O exemplo a seguir ilustra o funcionamento da fórmula. Dado um conjunto de elementos igual a

$$\mathbb{R} = \begin{bmatrix} 5,2 & 0,6 & 6,9 & 1,1 & 6,6 & 11,4 \\ 9,1 & 7 & 1,4 & 3,7 & 7 & 12 \end{bmatrix}$$

Identifica-se o  $\min \mathbb{R}$  como o menor valor

$$\min \mathbb{R} = 0,6$$

e  $\max \mathbb{R}$  como o maior valor

$$\max \mathbb{R} = 12$$

visto que o tamanho  $t$  é a diferença inteira da subtração do maior pelo menor

$$t = \mathbb{Z}(\max \mathbb{R} - \min \mathbb{R})$$

$$t = \mathbb{Z}(12 - 0,6)$$

$$t = \mathbb{Z}(11,4)$$

$$t = 11$$

Assim, um arranjo de 11 elementos é montado, com o elemento de índice 0 o valor igual a  $\min \mathbb{R}$  e seus elementos posteriores com valor representado pelo resultado da fórmula

$$\mathbb{R}_i = \mathbb{R}_{i-1} + \left( \frac{V_{\max} - V_{\min}}{t} \right).$$

Tendo o elemento de índice 0 o valor de  $\min \mathbb{R}$  que é 0,6, o elemento de índice  $i = 1$  pode ser calculado como

$$\mathbb{R}_i = \mathbb{R}_{i-1} + \left( \frac{V_{\max} - V_{\min}}{t} \right)$$

$$\mathbb{R}_1 = \mathbb{R}_{1-1} + \left( \frac{12 - 0,6}{11} \right)$$

$$\mathbb{R}_1 = \mathbb{R}_0 + \left( \frac{11,4}{11} \right)$$

$$\mathbb{R}_1 = 0,6 + (1,03)$$

$$\mathbb{R}_1 = 1,63$$

Para calcular ao elemento de índice  $i = 2$  aplica-se a mesma fórmula

$$\mathbb{R}_2 = \mathbb{R}_{2-1} + \left( \frac{12 - 0,6}{11} \right)$$

$$\mathbb{R}_2 = \mathbb{R}_1 + \left( \frac{11,4}{11} \right)$$

$$\mathbb{R}_2 = 1,63 + (1,03)$$

$$\mathbb{R}_2 = 2,66$$

E assim sucessivamente até completar todos os elementos. Dessa forma, obtêm-se uma torre como a da Tabela 2.

Tabela 2. Tabela que representa o arranjo obtido aplicando a fórmula que gera a torre das distâncias entre os elementos

<b>Índice</b>	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>Valor</b>	0,6	1,63	2,66	3,69	4,72	5,75	6,78	7,81	8,84	9,87	10,9

A posição de qualquer valor do arranjo pode ser encontrada seguindo a fórmula  $P(V) = f_i < V \leq f_{i+1}$ . Assim, sabe-se que a posição do valor 5,2 no arranjo é 4, pois 5,2 está entre os valores 4,72 e 5,75, que pertencem respectivamente às posições 4 e 5. Considerando que se procura saber a posição de 5,2 atribuímos à  $V_0$  valor de 5,2. Logo,

$$P(5,2) = f_0 < 5,2 \leq f_1$$

Substituindo  $f_0$  pelo valor que representa o índice de 0 e  $f_1$  pelo valor que representa o índice de 1, obtêm-se a seguinte afirmação

$$P(5,2) = 0,6 < 5,2 \leq 1,63$$

Vê-se que a posição do valor na torre não é 0, pois, 5,2 não é menor ou igual à 1,63, tornando a afirmação falsa. O teste pode ser repetido sucessivamente até chegar em  $i = 4$ , onde

$$P(5,2) = 4,72 < 5,2 \leq 5,75$$

Assim, para saber qual a similaridade entre 5,2 e 9,1 dentre o conjunto de elementos proposto aplicando a fórmula  $S = 1 - \frac{D}{\max(V_o, V_a)}$  e considerando que  $V_o = 5,2$  e  $V_a = 9,1$ , encontramos a distância com  $D = |P(V_o) - P(V_a)|$

$$D = |P(5,2) - P(9,1)|$$

Sabemos que  $P(5,2) = 4$ , e que  $P(9,1) = 8$ , pois

$$P(9,1) = f_8 < 9,1 \leq f_9$$

Substitui-se  $f_8 = 8,84$  e  $f_9 = 9,87$ , assim

$$P(9,1) = 8,84 < 9,1 \leq 9,87$$

Logo

$$D = |4 - 8|$$

$$D = |-4|$$

$$D = 4$$

Também se sabe que  $\max(V_o, V_a) = 9,1$ , pois, 9,1 é maior que 5,2, sendo assim é o valor máximo entre ambos. Seguindo a métrica

$$S = 1 - \frac{4}{9,1}$$

$$S = 1 - 0,44$$

$$S = 0,56$$

Ou seja, considerando o conjunto de elementos  $\mathbb{R}$ , a similaridade entre 5,2 e 9,1 é de 0,56 ou 56%.

### 3.5 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Os experimentos realizados descritos nesta seção buscam avaliar a Distância de Barberi para verificar se ela atende aos propósitos planejados. Para isso, apresenta-se uma introdução acerca do *baseline* utilizado, o detalhamento dos experimentos, assim como a análise dos resultados obtidos.

### 3.5.1 Base de Dados

Para realizar os experimentos, foram utilizados dados provenientes de empresas usuárias do ERP360, um sistema de gestão empresarial desenvolvido pela Ren9ve Softwares. O desenvolvimento da metodologia se deu em parceria com a Ren9ve Softwares, que intermediou a liberação do uso dos dados para fins acadêmicos, com aceite e autorização das empresas usuárias do sistema.

Os dados são provenientes de uma das empresas usuárias do ERP360. Foram escolhidos cinco compradores de forma aleatória na base de dados de determinada empresa, com a restrição de que o comprador houvesse comprado no máximo sete produtos distintos. A restrição de compras de produtos se deu para que os resultados pudessem ser transcritos em sua totalidade no presente trabalho. Coletou-se então o histórico de compras dos compradores selecionados, sendo que o histórico é composto pelo produto, quantidade de itens e data em que ocorreu a compra. O único tratamento realizado nos dados foi a substituição dos nomes dos compradores e dos produtos por nomes fictícios.

### 3.5.2 Abordagem de Uso da Distância de Barbieri

A fim de realizar experimentos, realizou-se uma coleta de dados manual, analisando e armazenando os dados de cada comprador, bem como seu histórico de compras. Conforme consta na seção anterior, apenas foram substituídos os nomes dos compradores e produtos como tratamento para esses dados. Tal tratamento se deu a fim de manter a privacidade dos dados. Para estas etapas foi utilizada a visualização das informações no ERP360. Para realizar os experimentos, desenvolveu-se um algoritmo na linguagem C#. Tal algoritmo recebe por parâmetro os dados, sendo estes a lista de compradores com seu histórico de compras, o comprador base que será utilizado como parâmetro para identificação da similaridade e um arranjo de dados representando a torre utilizada na Distância de Barbieri.

Considerando que o histórico de compras possui uma quantidade volátil de elementos, que a Distância de Barbieri é aplicada para cada produto comprado por ambos compradores e assim é obtido como resultado uma lista de N similaridades, é preciso realizar uma média aritmética com a finalidade de obter um valor percentual único que represente a similaridade entre os compradores comparados, pois sem o valor resultante não é possível observar tal similaridade.

Conforme é possível observar na Figura 1, a Ren9ve Softwares (1) é detentora do sistema de gestão empresarial ERP360 (2). Atualmente o sistema é utilizado por mais de setecentas empresas, sendo que cada empresa possui a sua base de dados (3). A base de dados (4) possui informações de todas as vendas realizadas pela empresa usuária (5). Nos registros, encontram-se informações como os dados do comprador, produtos vendidos, datas das vendas, quantidades adquiridas, entre outras. Com uma base de dados em mãos (6), é realizada uma seleção aleatória de compradores e coletado o histórico de compras dos mesmos. Na etapa

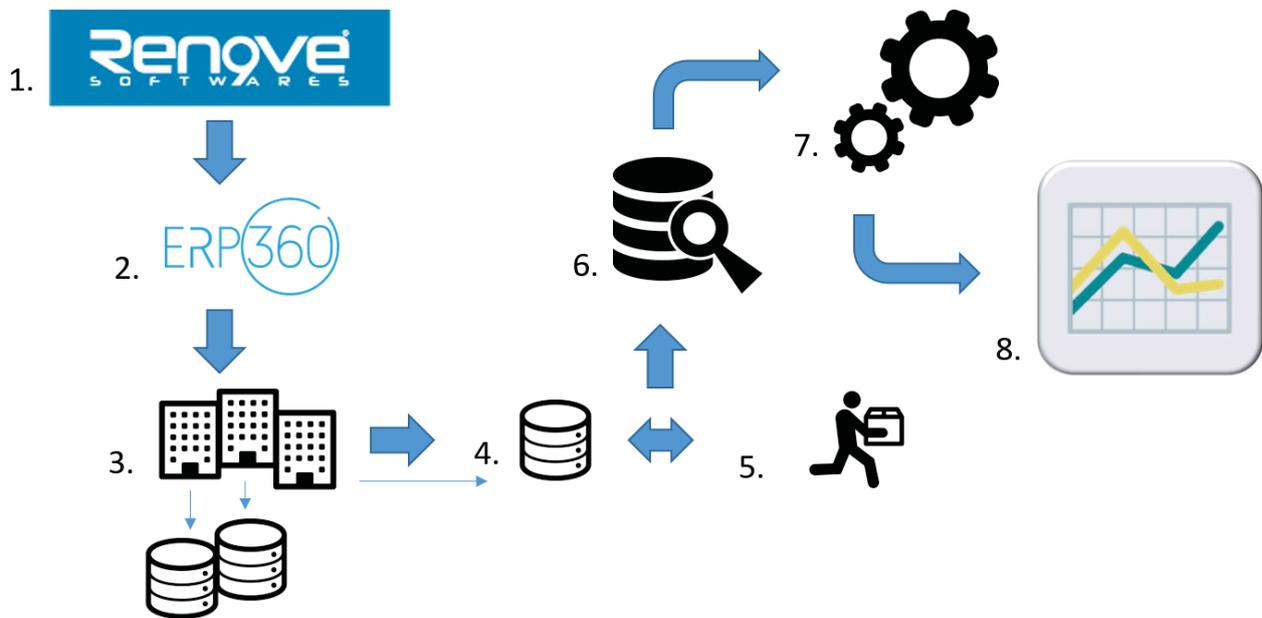


Figura 1. Fluxograma seguido nas experimentações.

(6) um tratamento nos dados abstrai informações sensíveis como o nome dos compradores e produtos, visando manter a privacidade das informações. Na sequência, os dados são enviados ao algoritmo (7) que faz o processamento destes dados, tendo como objetivo identificar a similaridade dos compradores com base em seu histórico de compras. Por fim, o algoritmo apresenta como retorno os resultados (8), sendo estes a representação da similaridade percentual entre os compradores comparados.

Para a realização dos experimentos, utilizou-se os dados disponibilizados e, mediante um conjunto de compradores, cada um com sua lista de compras e com respectivas quantidades, aplicou-se a métrica da distância de Barbieri. O objetivo foi identificar o comprador com maior similaridade a dois usuários: Ana e Noemi. Para isso, duas situações distintas foram experimentadas. Na primeira situação, Experimentos 1 e 2, foi considerada a singularidade entre os compradores para identificar o  $V_{max}$  e o  $V_{min}$  e, conseqüentemente, o tamanho  $t$  do arranjo. Apenas a lista de compras dos dois perfis que se está comparando é considerada para identificar os referidos valores. Na segunda situação, Experimentos 3 e 4, a singularidade é desconsiderada, assim, para identificar os valores  $V_{max}$  e  $V_{min}$ , toda a lista é considerada.

Na Tabela 3, apresenta-se os dados dos compradores e o histórico de compras de cada um deles.

A seguir, os experimentos são apresentados em detalhes.

### 3.6 EXPERIMENTO 1

No primeiro experimento, considerando a singularidade dos compradores, ao comparar Ana com Noemi foi identificado  $V_{max} = 437$  e  $V_{min} = 1$ . Assim, gera-se um arranjo de tamanho

Tabela 3. Lista de compradores e seus respectivos históricos de compras.

	Ana	Noemi	Eugênio	Mauro	Larissa
<b>Produto A</b>	3	369	3	13	318
<b>Produto B</b>	4	171	4	0	167
<b>Produto C</b>	7	437	8	16	354
<b>Produto D</b>	1	107	3	28	173
<b>Produto E</b>	6	159	5	2	0
<b>Produto F</b>	31	194	20	24	326
<b>Produto G</b>	12	31	11	26	0

436. Ao comparar os valores de Ana e Noemi para o Produto A, observa-se que os mesmos possuem uma similaridade de 0,81%, enquanto a mesma comparação para o Produto G gera uma similaridade de 38,7%. A similaridade dos demais produtos podem ser observados na Tabela 4.

Tabela 4. Similaridade entre os itens comprados por Ana e Noemi considerando a singularidade do histórico de compras entre ambas.

	A	B	C	D	E	F	G
<b>Ana</b>	3	4	7	1	6	31	12
<b>Noemi</b>	369	171	437	107	159	194	31
<b>Similaridade</b>	0,81%	2,33%	1,83%	0,93%	3,77%	16,00%	38,7%

Usando a distância de Barbieri, é possível obter o percentual de similaridade de cada um dos itens comprados por ambos os compradores. Para se obter a similaridade entre os perfis dos compradores utilizados na comparação, é preciso considerar a similaridade de todos os produtos comprados.

É necessário considerar que a quantidade de itens comprados pelos perfis comparados é variável. Assim, realiza-se a soma da similaridade de cada um dos itens comprados e a divide pela quantidade de itens comparados. Isto tem a finalidade de identificar a média da similaridade do histórico de compras dos perfis comparados. Portanto, constata-se que a similaridade entre Ana e Noemi é de 9,19% com base na média aritmética das similaridades dos itens.

Ao realizar a comparação entre os perfis de Ana e Eugênio, considerando a singularidade dos perfis, foi identificado  $V_{max} = 31$  e  $V_{min} = 1$ . Neste caso, o arranjo é de tamanho 30. Com isso, realizando a comparação entre os valores de Ana e Eugênio para o produto A, observa-se uma similaridade de 100%, visto que ambos compraram a mesma quantidade do produto em questão. A menor similaridade neste caso é para o produto D, no qual é possível observar uma similaridade de 33,33%. Usando média aritmética, observa-se neste caso uma similaridade de 80,51% para o perfil de Ana com Eugênio, conforme valores apresentados na Tabela 5.

Após realizar a comparação de Ana para com todos os demais compradores, obtêm-se um resultado conforme o apresentado na Tabela 6.

Tabela 5. Similaridade entre os itens comprados por Ana e Eugênio considerando a singularidade do histórico de compras entre ambos.

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>	<b>F</b>	<b>G</b>
<b>Ana</b>	3	4	7	1	6	31	12
<b>Eugênio</b>	3	4	8	3	5	20	11
<b>Similaridade</b>	100%	100%	87,5%	33,33%	83,33%	67,74%	91,66%

Tabela 6. Similaridade entre Ana e os demais compradores, considerando a singularidade entre o histórico de compras do comprador base e o comprador comparado.

<b>Comprador</b>	Noemi	Eugênio	Mauro	Larissa
<b>Similaridade</b>	9,19%	80,51%	32,93%	2,23%

Com isso, é possível afirmar que o comprador com perfil mais similar a Ana é Eugênio, com uma similaridade de 80,51%. Assim, pode-se afirmar que ao oferecer um produto que Ana tenha comprado e Eugênio não, existe uma chance de 80,51% de que Eugênio compre o mesmo produto oferecido a Ana em um dado momento. Já o comprador com perfil menos similar a Ana é Larissa, com uma similaridade de 2,23%. Neste caso, ao oferecer um produto que Ana comprou e Larissa não, a chance de que Larissa compre o produto oferecido é de 2,23%.

### 3.7 EXPERIMENTO 2

No segundo experimento, o objetivo é identificar qual dos compradores tem o perfil mais similar ao de Noemi. Para isso, aplicou-se a métrica de similaridade comparando Noemi com cada um dos demais compradores.

Novamente, considerando a singularidade dos compradores, ao comparar Noemi com Mauro foi identificado  $V_{max} = 437$  e  $V_{min} = 0$ . Assim, gera-se um arranjo de tamanho 437. Ao comparar os valores de Noemi e Mauro para o Produto A, observa-se que os mesmos possuem uma similaridade de 3,52%, enquanto a mesma comparação para o produto G gera uma similaridade de 83,87%. A similaridade dos demais produtos podem ser observados exemplificados na Tabela 7.

Tabela 7. Similaridade entre os itens comprados por Noemi e Mauro considerando a singularidade do histórico de compras entre ambos.

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>	<b>F</b>	<b>G</b>
<b>Noemi</b>	369	171	437	107	159	194	31
<b>Mauro</b>	13	0	16	28	2	24	26
<b>Similaridade</b>	3,52%	0%	3,89%	26,16%	1,25%	12,37%	83,87%

Com a média aritmética aplicada, constata-se uma similaridade de 18,72% entre Noemi e Mauro.

Ao realizar a comparação entre os perfis de Noemi e Larissa, considerando a singularidade dos perfis, foi identificado  $V_{max} = 437$  e  $V_{min} = 0$ . Novamente o arranjo é de tamanho 437.

Comparando os valores de Noemi e Larissa para o produto A, observa-se uma similaridade de 86,17%. Já a menor similaridade neste caso é para os Produtos E e G, onde é possível observar uma similaridade de 0%, visto que Larissa não comprou os produtos em questão. A similaridade para os perfis de Noemi e Larissa é de 55,2%, conforme valores apresentados na Tabela 8.

Tabela 8. Similaridade entre os itens comprados por Noemi e Larissa considerando a singularidade do histórico de compras entre ambas.

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>	<b>F</b>	<b>G</b>
<b>Noemi</b>	369	171	437	107	159	194	31
<b>Larissa</b>	318	167	354	173	0	326	0
<b>Similaridade</b>	86,17%	97,66%	81,23%	61,84%	0%	59,50%	0%

Após realizar a comparação de Noemi para com todos os demais compradores, obtêm-se um resultado conforme o apresentado na Tabela 9.

Tabela 9. Similaridade entre Noemi e os demais compradores, considerando a singularidade entre o histórico de compras do comprador base e comprador comparado.

<b>Comprador</b>	Ana	Eugênio	Mauro	Larissa
<b>Similaridade</b>	9,19%	8,13%	18,72%	55,2%

Desta forma, é possível afirmar que o comprador com perfil mais similar a Noemi é Larissa, com uma similaridade de 55,2%. Afirma-se que ao oferecer um produto que Noemi tenha comprado e Larissa não, há 55,2% de chance que Larissa compre o produto oferecido. Já o comprador com perfil menos similar a Noemi é Eugênio, com uma similaridade de 8,13%. Neste caso, ao oferecer um produto que Noemi comprou e Eugênio não, a chance de que Eugênio compre o produto oferecido é de 8,13%.

### 3.8 EXPERIMENTO 3

No terceiro experimento, a singularidade de Ana com os demais compradores e Noemi com os demais compradores não é considerada. Isso significa que o valor máximo, valor mínimo e conseqüentemente o tamanho do arranjo serão os mesmos para calcular a similaridade de todos os perfis. Todos os demais passos do experimento foram seguidos da mesma forma que o anterior, exceto o de encontrar o valor máximo, mínimo e tamanho do arranjo. Ou seja, considera-se  $V_{max} = 437$  e  $V_{min} = 0$  em todas as comparações. Também é considerado 437 o tamanho do arranjo em todas as comparações.

Tabela 10. Similaridade entre Ana e os demais compradores, desconsiderando a singularidade entre o histórico de compras do comprador base e o comprador comparado.

<b>Comprador</b>	Noemi	Eugênio	Mauro	Larissa
<b>Similaridade</b>	9,19%	80,05%	32,47%	2,19%

Após comparar Ana com os demais compradores, é possível observar a similaridade apresentada na Tabela 10.

Tabela 11. Comparativo entre os resultados obtidos quando aplicada a métrica da Distância de Barbieri considerando e desconsiderando a singularidade entre o histórico de compras de Ana com o histórico de compras dos compradores comparados.

<b>Comprador</b>	<b>Similaridade Singular</b>	<b>Similaridade Geral</b>	<b>Diferença</b>
Noemi	9,19%	9,19%	0%
Eugênio	80,51%	80,05%	-0,57%
Mauro	32,93%	32,47%	-1,4%
Larissa	2,23%	2,19%	-1,79%

É possível observar que não há mudança significativa entre a similaridade calculada considerando a singularidade ou não, visto que a diferença de resultados é ínfima, conforme pode-se observar no comparativo feito na Tabela 11.

### 3.9 EXPERIMENTO 4

No quarto experimento a singularidade de Noemi com os demais compradores não é considerada. Observam-se as similaridades apresentadas na Tabela 12.

Tabela 12. Similaridade entre Noemi e os demais compradores, desconsiderando a singularidade entre o histórico de compras do comprador base e o comprador comparado.

<b>Comprador</b>	Ana	Eugênio	Mauro	Larissa
<b>Similaridade</b>	9,19%	8,13%	18,72%	55,2%

Neste caso foi possível observar a total nulidade de diferença entre a comparação considerando a singularidade ou não, visto que não houve diferença nos resultados, conforme pode-se observar na Tabela 13.

Tabela 13. Comparativo entre os resultados obtidos quando aplicada a métrica da Distância de Barbieri considerando e desconsiderando a singularidade entre o histórico de compras de Noemi com o histórico de compras dos compradores comparados.

<b>Comprador</b>	<b>Similaridade Singular</b>	<b>Similaridade Geral</b>	<b>Diferença</b>
Ana	9,19%	9,19%	0%
Eugênio	8,13%	8,13%	0%
Mauro	18,72%	18,72%	0%
Larissa	55,2%	55,2%	0%

Com isso constata-se que é possível obter a similaridade de perfil entre os compradores considerando ou não a singularidade entre os perfis comparados.

### 3.10 CONSIDERAÇÕES

Considerando que a metodologia proposta neste trabalho visa identificar a similaridade entre compradores e recomendar qual comprador possui maior probabilidade de adquirir um produto, pode-se afirmar que os resultados dos experimentos se mostram positivos, uma vez que foi possível identificar a similaridade entre os perfis comparados utilizando a fórmula proposta.

O desenvolvimento desta metodologia foi impulsionado pela percepção de uma lacuna neste cenário, vindo a contribuir para identificar a similaridade de perfis de consumidor com base no histórico de suas compras. A distância de Barbieri vem a contribuir também para identificar similaridade entre valores em um conjunto.

A representação do funcionamento do algoritmo como estudo piloto ilustra a funcionalidade da abordagem. Aplicando-a em conjuntos maiores, acredita-se que ela pode vir a ser uma facilidade num cenário de gestão empresarial real, permitindo ao gestor conhecer de forma objetiva quais são os interesses de seus clientes, fornecendo ofertas personalizadas e remodelando as relações entre empresa e cliente.

A aplicação deste método neste cenário pode reforçar a eficácia da métrica como forma de identificar similaridade entre perfis de consumidores em que não se dispõe das avaliações ou *ratings* para os produtos comprados. Outra possibilidade a ser explorada é o desenvolvimento de um sistema que identifica um produto com baixo giro de estoque, identifica o último comprador deste produto, identifica compradores com o perfil similar ao do último comprador, e recomenda o produto com baixo giro aos potenciais compradores, com base na similaridade dos perfis.



## 4. UM SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO DE COMPRADORES PARA PRODUTOS COM BAIXO GIRO DE ESTOQUE

### 4.1 RESUMO

Um dos problemas relacionados à gestão de estoques é a ação a ser tomada quando sobram produtos. Nesse contexto, o objetivo deste trabalho é apresentar a implementação de um sistema que recomenda compradores para produtos com baixo giro de estoque. O sistema deve ser acoplado à um sistema de gestão, para que possa fazer uso dos dados característicos dos produtos vendidos, bem como dos compradores e seus históricos de compras. Para o desenvolvimento do sistema foram usados como base um sistema ERP de empresa parceira e os dados reais gerados pelo uso do mesmo. Para validação, criou-se uma solução web, na qual o gestor, ao inserir um produto, recebe como recomendação os potenciais compradores do produto, podendo enviar um e-mail recomendando o produto ao comprador potencial identificado. Tais e-mails foram a base para os experimentos, que demonstraram uma assertividade de 61,54% nas recomendações enviadas. A solução mostrou-se útil para auxiliar o gestor de estoques com informações substanciais que possibilitem a oferta de produtos direcionada, visando aumentar o giro de estoque de produtos não rentáveis e, como consequência, melhorar a saúde financeira da empresa.

### 4.2 INTRODUÇÃO

A administração de empresas é uma atividade dividida por vários pilares, dentre os quais encontra-se a gestão de estoques. Ela pode ser conceituada como um conjunto de atividades que visa, por meio de políticas de cada empresa, o pleno atendimento das necessidades das mesmas, com a máxima eficiência e ao menor custo, através do maior giro de estoque possível para o capital investido em materiais ou produtos [1]. Uma boa gestão de estoque é aquela na qual os produtos armazenados em estoque não sobram, nem faltam. Afinal, a falta acarreta em perda de vendas, e a sobra traz problemas como a depreciação do produto, a redução da liquidez e dos ativos da empresa e a ocupação do espaço de armazenamento que poderia ser utilizado para outras finalidades [48].

A pesquisa aqui apresentada possui relevância, uma vez que a proposta se insere em uma lacuna literária que forneça um método, sistema ou aplicação computacional que indique qual destino dar a produtos com baixo giro de estoque<sup>3</sup>. Assim, o objetivo deste trabalho é apresentar o sistema de recomendação Comprador Potencial, que visa recomendar comprado-

---

<sup>3</sup>Giro de estoque é conceituado como um indicador de qualidade e desempenho do estoque. Pode ser aplicado a qualquer tipo de estoque, independente da complexidade do mesmo. Pode ainda ser conceituado como a medição da atividade ou liquidez do estoque de uma empresa [49]

res com maior probabilidade de aquisição de determinado produto com baixo giro de estoque. A solução aqui apresentada pode ser considerada como um diferencial competitivo no âmbito empresarial e pode ser utilizada em diversas áreas de aplicação e em diferentes contextos.

Na seção 4.3, será apresentado o problema de pesquisa, bem como alguns conceitos utilizados no embasamento do estudo e do artigo. A seção 4.4 delimita-se pela proposta de solução para o problema apresentado na seção anterior. A seção 4.5 traz os experimentos e resultados decorrentes da solução proposta. E, por fim, na seção 4.6, serão apresentadas algumas considerações finais.

### 4.3 PROBLEMA DE PESQUISA

Gestão de estoque é caracterizada pelas atividades de controle da quantidade de produtos armazenados, tomada de decisões de quando comprar, como organizar, identificar e classificar produtos. Pode ser conceituada como um conjunto de atividades que visa, por meio de políticas de cada empresa, o pleno atendimento das necessidades das mesmas, com a máxima eficiência e ao menor custo, através do maior giro de estoque possível para o capital investido em materiais ou produtos [1] [20]. Com isso, seu objetivo fundamental é a busca pelo equilíbrio entre consumo e estoque [20].

A gestão do estoque é justificada por exercer grande influência na rentabilidade da empresa [50]. Os estoques desviam fundos de outros usos, consomem capital e têm o mesmo custo de capital que qualquer outro projeto. Aumentar o giro de estoque libera ativo e economiza o custo de manutenção do inventário [15].

Empresas que gerenciam seus custos de forma eficiente tem a oportunidade de transformar custo em investimento, ou até mesmo reduzir o custo final dos seus produtos ou serviços. Mesmo que a composição de estoques consuma capital de giro, é difícil que se conheça com precisão a demanda futura e nem sempre os suprimentos estarão disponíveis. Logo, possuir um estoque se faz necessário para assegurar fatores como disponibilidade de mercadorias e distribuição das mesmas [9] [20]. Com base nisso, estudos trabalham metodologias e formas de acertar uma quantidade ideal de estoque, porém, sem considerar ações posteriores em caso de sobra de estoque [20].

Em um cenário no qual há uma quantidade excedente de um determinado produto ou grupo de produtos armazenado em estoque, um gestor utiliza estratégias para que o produto em questão seja vendido. Dentre as estratégias conhecidas encontram-se promoções com desconto percentual, oferta do produto com desconto ao comprar outro com maior giro, dentre outros. Ao executar alguma dessas estratégias, o produto poderá ser vendido por um valor muito abaixo do esperado ou, em um cenário ruim, pode até ser que o produto nem seja vendido, frustrando a gestão de estoque.

Analisando-se o contexto apresentado, percebe-se que tendo uma base com dados de vendas anteriores e categorizando os produtos, é possível fazer uma análise desses dados e gerar informações relevantes ao gestor de estoque. Isto é a parte essencial em sistemas que fazem uso de recomendação. Tais sistemas têm forte presença em trabalhos das ciências cognitivas, teorias da aproximação, recuperação de informação, teoria de previsões e nas ciências de administração e marketing [51] [52]. São utilizados também em diversos outros contextos, como ressalta Maria [25], destacando-se na venda de produtos, na sugestão de serviços e/ou de pessoas, bem como na área de ensino. Por meio de cálculos probabilísticos, por exemplo, pode-se apontar qual dos compradores anteriores têm maior chance de adquirir determinado produto. A análise, se realizada de forma manual, exigiria grande demanda de tempo do gestor, ou até mesmo seria tecnicamente inviável, fazendo com que o cálculo deixasse de ser vantajoso. Contudo, é possível delegar a tarefa de realizar a análise massiva de dados a um sistema computacional, tornando o cálculo eficiente e vantajoso para a empresa.

Diante do exposto, chegou-se ao seguinte problema de pesquisa: é possível implementar uma metodologia de recomendação em software, que recomende compradores com maior probabilidade de aquisição de um determinado produto? Essa questão direcionou o desenvolvimento deste estudo, que propõe um método capaz de identificar a similaridade entre perfis de clientes e gerar recomendação de potenciais clientes para determinado produto. O funcionamento do método será descrito nas próximas subseções.

#### 4.4 PROPOSTA DE SOLUÇÃO

Observando os dados armazenados provenientes de uso do sistema de gestão empresarial ERP360<sup>4</sup>, e também as ações cotidianas de uso do sistema por parte dos usuários, é possível constatar que o histórico de compras tem alto grau de relevância na tomada de decisão quando se deseja identificar um possível comprador para determinado produto.

A constatação é fundamentada com o conhecimento da modelagem de banco de dados que o sistema em questão possui, visto que todas as vendas realizadas pelo utilizador do sistema são registradas com informações analíticas, tais como: (i) quem é o comprador; (ii) qual produto foi comprado; (iii) em que data ocorreu a compra. Também é possível constatar que em momentos que o usuário precisa encontrar um comprador para um produto, além de oferecer recurso para procurar os compradores que adquiriram o produto para realizar uma oferta direcionada. Dessa forma, desenvolveu-se um sistema de recomendação intitulado Comprador Potencial, o qual recomenda compradores para um determinado produto, apresentando qual a probabilidade deste comprador adquirir o item ofertado.

Para que o sistema funcione, é preciso identificar um produto que se deseja ofertar e depois analisar o histórico de compra de todos os compradores, com a finalidade de encontrar

---

<sup>4</sup>Sistema de gestão empresarial desenvolvido pela Ren9ve Softwares, empresa parceira na implementação da solução e organização na qual o autor possui vínculo empregatício.

quem foi o último comprador do mesmo. Caso ninguém o tenha comprado, o sistema deve procurar qual o produto mais similar ao que se está ofertando, considerando a oferta como produto origem, e a comparação como produto alvo. Para identificar qual é o produto com maior similaridade ao origem, são analisados todos os produtos cadastrados na base de dados, visando encontrar aquele que possui as características mais similares. As características são determinadas em um configurador, no qual é possível determinar o peso que cada uma das características possui, conforme pode-se observar na Figura 2.

ERP9ve | Similaridades Ren9ve

Recomendações Disparadas Procurar Recomendações **Configurar Atributos**

Atributo:

**Adicionar**

Atributo	Valor	
Descrição	<input type="text" value="30,00"/>	<input type="button" value="🗑"/>
Grupo	<input type="text" value="15,00"/>	<input type="button" value="🗑"/>
Marca	<input type="text" value="15,00"/>	<input type="button" value="🗑"/>
Texto	<input type="text" value="20,00"/>	<input type="button" value="🗑"/>
Categoria	<input type="text" value="20,00"/>	<input type="button" value="🗑"/>

**Gravar**

Seu Código: 1000 2018 | Ren9ve | www.ren9ve.com.br **Ren9ve**

Figura 2. Mockup da aba de configuração de atributos utilizados no cálculo de similaridade de produtos.

Com as características configuradas, o cálculo de similaridade se dá pela utilização do algoritmo de distância de Levenshtein [34], no qual as características do produto origem e do produto alvo são comparadas medindo a quantidade necessária de passos para transformar a característica alvo na característica origem. A similaridade entre duas características é encontrada com a normalização da distância, dividindo-a pelo comprimento da maior característica, dentre as duas características comparadas, e subtraindo de 1 (um) o valor resultante, como pode-se observar na Equação 4.

$$S = 1 - \frac{Levenshtein(c_o, c_a)}{\max(tam(c_o), tam(c_a))} \quad (4)$$

Para se obter a similaridade  $S$  entre uma característica origem  $c_o$  e uma característica alvo  $c_a$ , realiza-se a normalização da distância de Levenshtein  $Levenshtein(c_o, c_a)$ , dividindo-a pelo tamanho máximo das características  $\max(tam(c_o), tam(c_a))$  e subtraindo o valor resultante de 1. O tamanho de uma característica, seja ela alvo ou origem, se refere ao comprimento da mesma. O valor máximo representa o maior valor dentre os dois comprimentos. Ao final é gerada uma média ponderada considerando o peso configurado para os atributos que represen-

tará a similaridade entre os produtos. Assim, é possível ordenar os produtos pela similaridade de forma decrescente e identificar o produto com maior similaridade ao produto origem. Isto possibilita buscar o último comprador do produto similar. Caso não se encontre novamente o último comprador para o produto similar, procura-se o último comprador para o produto seguinte na lista de produtos, e assim consecutivamente, até se encontrar um último comprador.

O último comprador passa a ser o comprador origem, e por meio de seu histórico de compras procura-se saber quais são os compradores que possuem um perfil de compras similar ao dele. Considera-se perfil de compras similar o comprador que houver comprado, para o mesmo produto, uma quantidade aproximada ao comprador origem. Para identificar a similaridade entre dois compradores considerando seu histórico de compras, foi utilizada a Distância de Barbieri (Seção 3). Este trabalho implementa um algoritmo que visa encontrar a distância entre dois valores dentre um conjunto de valores. Para isto, é gerada uma torre de elementos numéricos utilizando como base o valor mais baixo e o valor mais alto da lista/conjunto de elementos. O resultado da subtração do valor máximo pelo valor mínimo resulta na altura da torre a ser gerada (entende-se por altura a representação da quantidade de andares que a torre terá). O primeiro andar da torre é preenchido com o valor mínimo e todos os demais andares são preenchidos pela soma do valor do andar anterior acrescido de um saldo proveniente da subtração entre o valor máximo pelo mínimo e dividido pela quantidade de andares da torre (tamanho da torre).

Com a torre formulada, é possível identificar a distância entre dois valores, visto que cada valor estará posicionado em um andar. Para saber o andar em que um elemento se encontra, basta observar para que o valor seja maior que o valor representativo do andar e menor ou igual ao valor que representa o próximo andar. Dadas as posições de um valor origem e de um valor alvo, sabe-se a distância necessária que uma precisa percorrer para igualar-se à posição da outra. Assim, utilizando a normalização da distância, que consiste em dividir a distância pelo valor máximo de origem e alvo, e reduzindo esse valor de 1, obtém-se como resultado um valor entre 0 e 1, que representa de 0 a 100% de similaridade entre dois produtos comprados. Tal fórmula é utilizada para identificar a similaridade entre a quantidade de um produto comprada pelo comprador origem e quantidade comprada pelo comprador alvo. É possível, então, realizar uma média aritmética na similaridade da quantidade dos produtos que o comprador origem e o comprador alvo compraram.

Em uma situação o produto ofertado  $P(o)$  é um produto denominado Produto A. Para isto é preciso identificar quem foi o último comprador a adquirir o produto, sendo este o comprador base  $C_b$ . Neste caso é identificado que o último comprador do Produto A foi José, desta forma o comprador base é José  $C_b = Jos$ . Assim, a similaridade entre o produto base  $P(b)$ , e o produto comprado pelo último comprador é 100%, pois

$$P(o) = P(b)$$

Sabendo que o comprador base é José, busca-se saber a similaridade entre o perfil de compras de José com os demais compradores, representado na Equação 5, na qual a similaridade  $S$  é calculada entre o comprador base  $C_b$  e o comprador comparado  $C_c$ .

$$S(C_b, C_c) \quad (5)$$

Utilizando a Distância de Barbieri obtêm-se o resultado de que Paulo possui 84,56% de similaridade, Madalena possui 75,25% de similaridade e Pedro possui 61,93% de similaridade com José. Desta forma, para calcular a probabilidade de compra  $PC$  de Paulo adquirir o Produto A, é aplicada a equação

$$PC(Paulo) = \frac{S(P_a, P_b) + S(C_b, C_c)}{2}$$

Sabe-se que a similaridade entre o produto ofertado  $P(o)$  e o produto base  $P(b)$  é 100%, e que a similaridade entre o comprador base (José)  $C_b$  e o comprador comparado (Paulo)  $C_c$  é 84,56%

$$PC(Paulo) = \frac{100 + 84,56}{2}$$

$$PC(Paulo) = \frac{184,56}{2}$$

$$PC(Paulo) = 92,28$$

Sendo assim, a probabilidade de Paulo comprar o Produto A é de 92,28%.

Caso o produto ofertado não houvesse sido comprado por ninguém, identifica-se o produto mais similar ao produto ofertado  $S(P(o), P(c))$  utilizando a equação de Levenshtein analisando a similaridade dos produtos pelos seus atributos característicos. Desta forma, busca-se saber quem foi o último comprador do produto similar, e subsequentemente até identificar um produto já que tenha sido comprado. Assim, supondo que a similaridade do produto ofertado e o produto comparado é de 86,42%, a fórmula seria resolvida como

$$PC(Paulo) = \frac{86,42 + 84,56}{2}$$

$$PC(Paulo) = \frac{170,98}{2}$$

$$PC(Paulo) = 85,49$$

Neste caso a probabilidade de compra de Paulo adquirir o produto ofertado seria de 85,49%.

Para o desenvolvimento do sistema de Comprador Potencial foram utilizadas as tecnologias Microsoft, como Windows Server, SQL Server e ASP.NET. Para o desenvolvimento do módulo web utilizou-se o Framework .NET 4.5 e linguagem de programação C# (ASP.NET).

Visando a segurança e confidencialidade dos dados, apenas foram coletados dados de uma empresa, usuária do sistema ERP360, que utilizará o sistema de recomendação que foi desenvolvido, com sua devida permissão. A coleta se dá no momento da emissão de nota fiscal de saída, visto que tal ação concretiza uma venda. É utilizado um período retroativo fixado em dois anos para a coleta de dados que geram o perfil dos compradores, fazendo assim com que a similaridade de perfis dos compradores seja volátil e se adapte com o tempo.

## 4.5 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Para realizar os experimentos foi desenvolvido um módulo que recebe uma lista de produtos com suas características e uma lista de compradores e seu histórico de compras, sendo este o produto que comprou, a data em que a compra foi realizada e a quantidade do item que foi adquirida. Este módulo foi acoplado ao sistema de gestão empresarial ERP360, disponibilizando ao módulo os dados reais da empresa que venha a utilizá-lo. Para os experimentos em questão, uma empresa usuária do ERP360 foi utilizada como base experimental.

ERP360 | Similaridades Ren9ve

Recomendações Disparadas [Procurar Recomendações](#) Configurar Atributos

Produto utilizado para cálculo: 12 - CAMISA BRANCA P

Produtos Similares Produto:  [Procurar Recomendação](#)

Cod	Produto	Similaridade
1007	CAMISA BRANCA PP	98.86 %
965	CAMISA BRANCA M	92.74 %

Último Comprador Compradores Potenciais

12770 - JOÃO DA SILVA

Cod	Cliente	E-mail	Potencial
20664	NOEMI MARIA	noemi@provedor.com	92.56 % <input type="checkbox"/>
14702	MAURO	mauro@provedor.com	88,23 % <input type="checkbox"/>
12576	ANA CAROLINA	ana_c@provedor.com	87,96 % <input type="checkbox"/>
2410	LARISSA	larissa@provedor.com	73,41 % <input type="checkbox"/>

Registros: 4 1 2 3 ...

Seu Código: 1000 2018 | Ren9ve | www.ren9ve.com.br

Figura 3. Mockup da aba de procura de recomendações.

Para fazer uso do módulo, foi desenvolvida uma interface que possui acesso aos algoritmos implementados no módulo de similaridades. A interface possui a aba das configurações, podendo ser observada na Figura 2. Também possui uma aba onde é possível procurar por recomendações de potenciais compradores para um determinado produto, Figura 3.

Nesta tela, uma caixa de seleção é apresentada ao usuário, proporcionando a pesquisa e seleção do produto que se procura saber os compradores potenciais. Em seu lado direito possui um botão com o texto Procurar Recomendação, que, ao ter o evento de clique disparado, envia para o módulo de recomendações os dados dos produtos e clientes contidos na base de dados. Assim que retornados os dados do módulo, o título é apresentado ao usuário logo acima da caixa de seleção. Esta informação serve para que o usuário possa visualizar o produto utilizado para a busca de compradores potenciais.

Ao lado esquerdo da caixa de seleção e abaixo do título encontra-se a região dos produtos similares. Nela o usuário pode visualizar a rastreabilidade de produtos similares que tiveram de ser percorridos para se encontrar o último comprador. Caso não tenha sido necessário procurar por último comprador, a região apresenta uma mensagem ao usuário informando que não foi

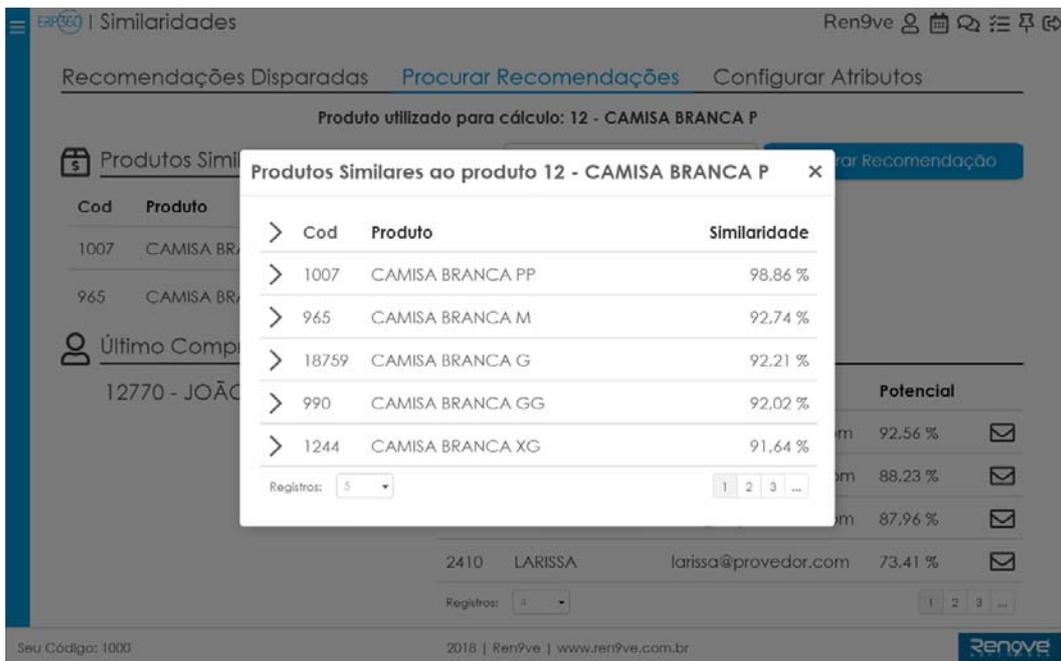


Figura 4. Mockup da aba de procura de recomendações com a pop-up dos produtos similares ao produto base aberta.

necessário procurar por produtos similares. Ainda assim, é disponibilizado ao usuário um ícone de caixa com um cifrão, representando os produtos, que ao ser clicado abre uma pop-up<sup>5</sup> com a lista dos cem produtos de maior similaridade ao produto base<sup>6</sup> para a operação, observável na Figura 4.

Também é possível observar a similaridade de cada um dos atributos de cada produto, clicando na seta que aponta para a direita e que antecede o código do produto, conforme representado na Figura 5.

Abaixo da região dos produtos similares, vê-se a área de interface do último comprador. Nela o usuário visualiza quem é o comprador base. Ou seja, o comprador que terá seu perfil de compras comparado aos demais compradores. O comprador base pode ter sido o último comprador do produto base, ou, caso ninguém tenha comprado o produto base, ele será o último comprador do último produto da lista de produtos similares visualizável na região dos produtos similares. Nesta área também é disponibilizado ao usuário um ícone de usuário, que ao ser clicado abre uma pop-up com a lista dos cem compradores de maior similaridade ao cliente base, observável na Figura 6.

Da mesma forma que na área de interface dos produtos similares, ao clicar na seta apontando para a direita que antecede o código do cliente, é possível observar a similaridade de cada uma das compras realizadas pelos compradores comparados, conforme exemplificado na Figura 7.

<sup>5</sup>Pop-up é uma janela que abre no navegador da internet quando se acessa uma página na web ou algum link de redirecionamento.

<sup>6</sup>Produto base é o produto utilizado como referência para encontrar os compradores potenciais. Os compradores potenciais, são prováveis compradores do produto base.

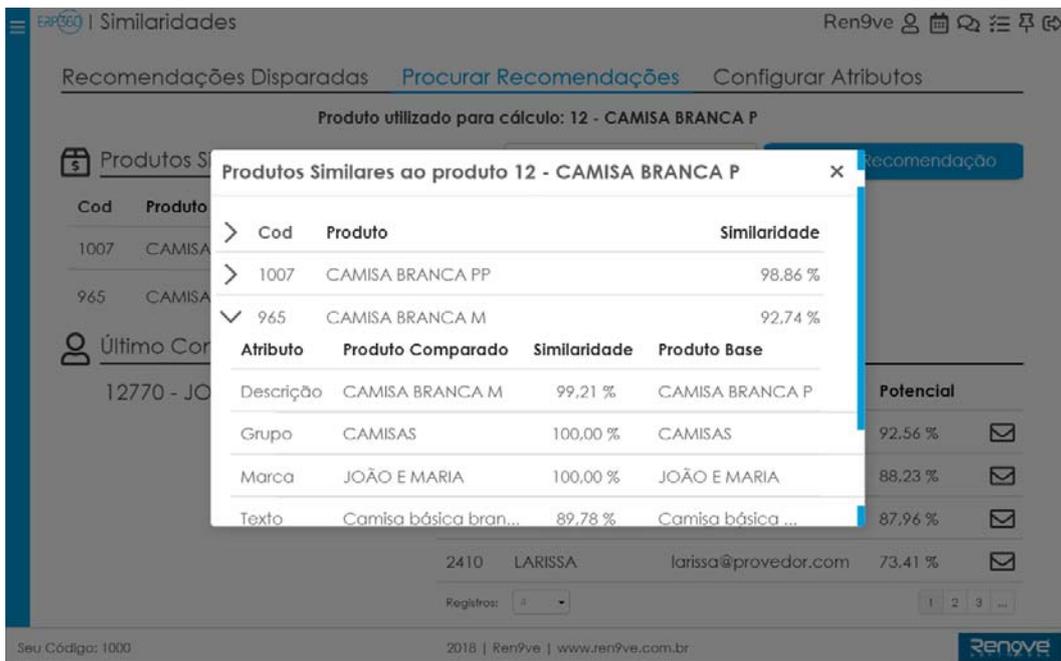


Figura 5. Mockup da aba de procura de recomendações com a pop-up dos produtos similares ao produto base aberta. Na figura o produto de código 965 está detalhando a similaridade de cada um dos atributos.

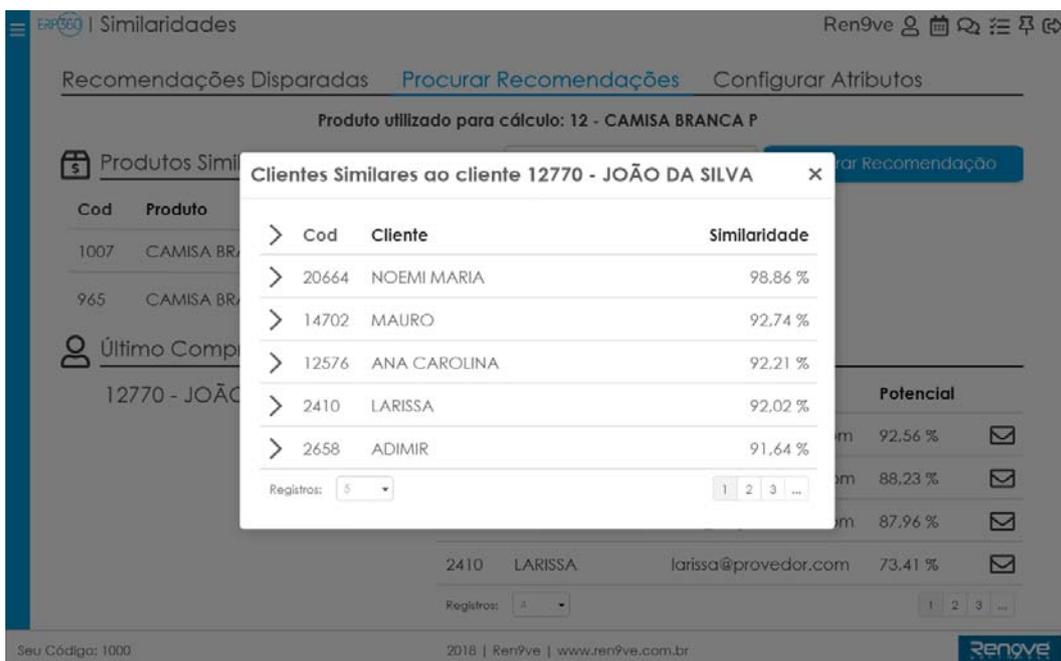


Figura 6. Mockup da aba de procura de recomendações com a pop-up dos clientes similares ao último comprador aberta.

Por fim encontra-se ao lado direito da região do último comprador e abaixo da caixa de seleção de produto a área de interface dos compradores potenciais. Esta área apresenta ao usuário os potenciais compradores do produto base. Nela encontram-se informações como

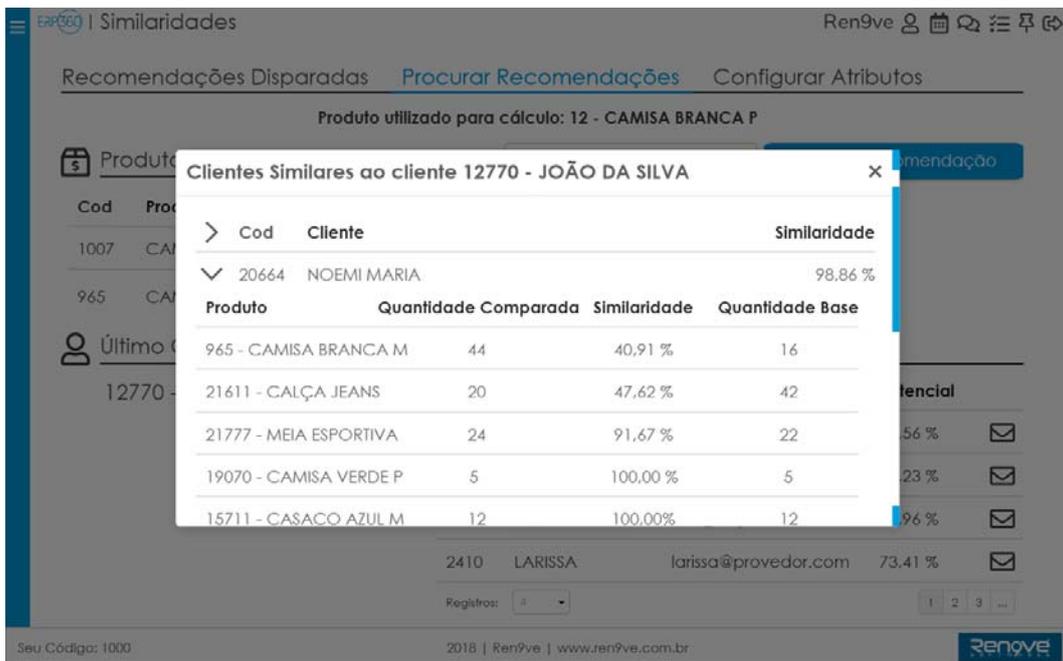


Figura 7. Mockup da aba de procura de recomendações com a pop-up dos clientes similares ao último comprador aberta. Na figura o comprador de código 20664 está detalhando a similaridade de cada um dos produtos adquiridos.

o nome ou razão social do comprador, e-mail(s) do comprador, percentual da probabilidade de compra<sup>7</sup> e um ícone em formato de carta, que representa o ato de enviar e-mail ao comprador.

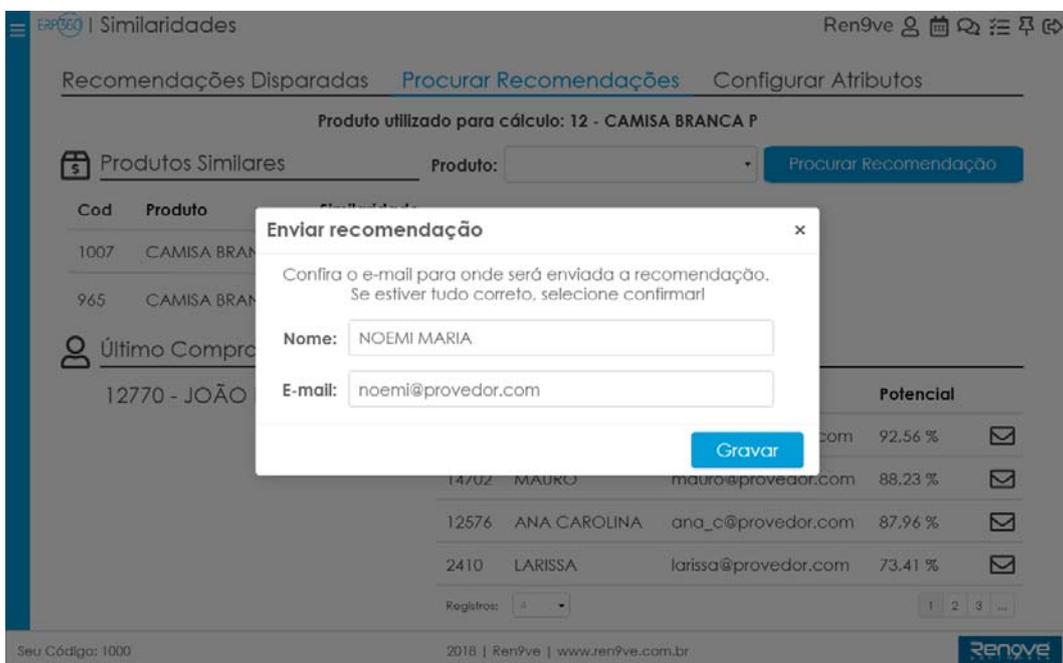


Figura 8. Mockup da aba de procura de recomendações com a pop-up de envio de recomendação aberta.

<sup>7</sup>Probabilidade de Compra é o percentual de probabilidade de que determinado comprador adquira o produto recomendado.

O ícone de enviar e-mail, ou enviar recomendação, pode ser clicado, o que abre uma pop-up com duas caixas de texto, conforme Figura 8. Na primeira caixa de texto encontra-se o nome ou razão social do comprador. Na segunda caixa de texto encontra-se o primeiro e-mail da lista de e-mails do comprador em questão. Ambos são editáveis, para que o usuário possa personalizar o tratamento dado ao comprador (possibilita que o usuário acrescente pronomes de tratamento), ajustar o nome para um tratamento mais informal ou mesmo mude o e-mail para algum outro que o comprador tenha acesso mais fácil.

Cod	Cliente	E-mail	Produto		Probabilidade	Envio	Status	Resposta
			Cod	Recomendado				
20664	NOEMI MARIA	noemi@provedor.com	12	CAMISA BRANCA P	92,56 %	04/02/2019 12:08:59		Sim
14702	MAURO	mauro@provedor.com	12	CAMISA BRANCA P	88,23 %	04/02/2019 12:06:21		Sim
12576	ANA CAROLINA	ana_c@provedor.com	12	CAMISA BRANCA P	87,96 %	04/02/2019 12:03:34		Não Respondeu
2410	LARISSA	larissa@provedor.com	12	CAMISA BRANCA P	73,41 %	04/02/2019 12:01:21		Sim
2658	ADIMIR	adimir@provedor.com	12	CAMISA BRANCA P	71,21 %	04/02/2019 11:59:59		Não

Registros:  1

Seu Código: 1000 2018 | Ren9ve | www.ren9ve.com.br

Figura 9. Mockup da aba de recomendações disparadas.

A interface desenvolvida possui ainda a aba das recomendações disparadas, Figura 9, que dispõe das informações de recomendações como código e nome do comprador para quem foi disparada a recomendação, e-mail para o qual a recomendação foi disparada, código e descrição do produto recomendado, probabilidade estimada da recomendação ter relevância para o comprador, data e hora em que a recomendação foi disparada, status da recomendação e resposta da recomendação disparada.

O status é representado por um ícone de envelope fechado quando o comprador não abriu o e-mail, ou por um ícone de envelope aberto quando o comprador já abriu o e-mail. Tal informação serve de âncora para dar um panorama de quantos e-mails de recomendação foram abertos, pois, e-mails que não tenham sido abertos não devem ser considerados como recomendação sem relevância, visto que o e-mail com a recomendação pode ter sido perdido no processo ou direcionado à caixa de spam sem que o comprador tivesse a oportunidade de abri-lo. O ícone dispõe ainda de um tooltip<sup>8</sup> que apresenta a mensagem de e-mail não visualizado quando ainda não foi visualizado. Quando o e-mail já foi aberto, o tooltip apresenta

<sup>8</sup>Tooltip é uma caixa flutuante que é apresentada ao usuário quando passa-se o mouse sobre um elemento da interface e que possui uma explicação adicional sobre o elemento [53].

uma mensagem informativa de que o e-mail já foi visualizado, e que é possível ainda clicar no ícone para verificar mais detalhes da visualização. Ao ser clicado, é apresentada ao usuário uma pop-up com a data e hora que o e-mail foi aberto, o IP que o comprador estava utilizando no momento e o agente do usuário<sup>9</sup>, conforme pode-se observar na Figura 10.

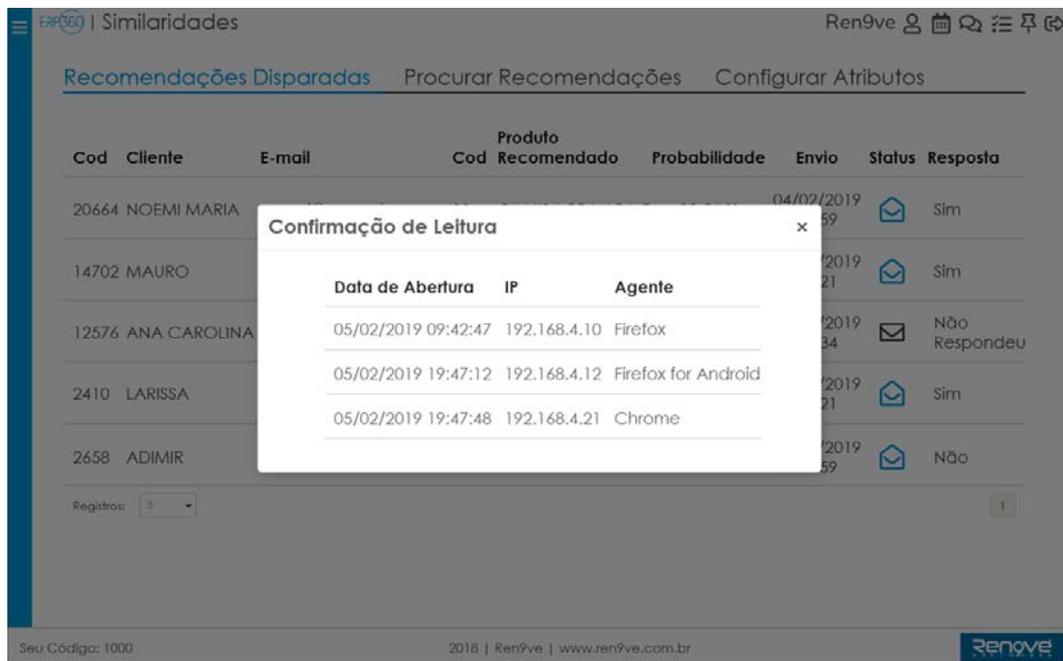


Figura 10. Mockup da aba de recomendações disparadas com a pop-up de confirmação de leitura aberta.

Tratando-se do e-mail contendo a recomendação do produto que é disparada ao comprador, todos seguem um padrão mecânico, tendo em vista que são gerados de forma automática ao clicar no botão de enviar na pop-up de envio de recomendações da seção dos compradores potenciais Figura 11.

O e-mail contém um cabeçalho onde fica o logotipo da empresa que está enviando a recomendação. Logo abaixo um pequeno texto iniciado por uma saudação introduz o leitor ao assunto. No próximo quadrante estão as informações do produto (como o nome que é destacado em negrito). Ainda neste quadrante consta uma imagem do produto localizada no ícone de caixa com cifrão. Logo abaixo desses dados, mas ainda neste setor, estão os dois botões de resposta. Eles são diferenciados pela cor e texto, sendo o verde a resposta afirmativa em que está descrito que *Sim, possui relevância* e o vermelho contendo a resposta negativa em que está escrito *Não possui relevância*. Logo abaixo um pequeno texto informa ao leitor a ação que irá ocorrer ao executar o clique em um dos botões, bem como um agradecimento por ele ter chegado até este ponto. No último quadrante constam os dados de um vendedor da empresa que está enviando o e-mail, bem como endereço e o logotipo da empresa.

<sup>9</sup>O agente do usuário representa o software que está agindo em nome de um usuário [54].

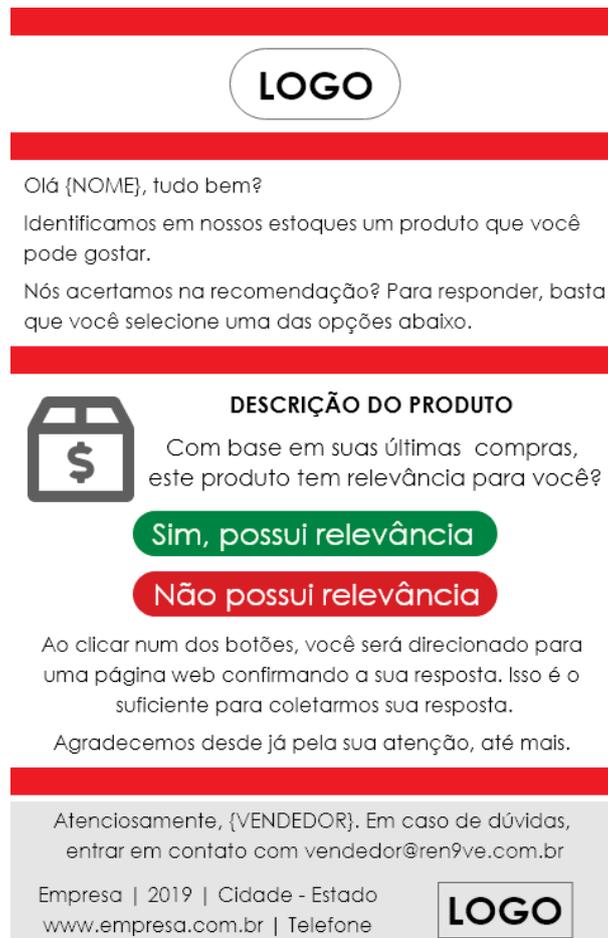


Figura 11. Representação de e-mail que é disparado quando se deseja enviar uma recomendação.

#### 4.5.1 Resultados Obtidos

Foram selecionados 11 diferentes produtos para realizar o experimento. O sistema encontrou compradores potenciais em todas as situações. Para validar a eficácia da recomendação, foram disparados 67 e-mails como o da Figura 11 no período entre o dia 4 de fevereiro de 2019 e 8 de fevereiro de 2019 para diferentes compradores potenciais. O sistema ficou ativo coletando as informações de visualizações dos e-mails, bem como suas respostas, até o dia 19 de fevereiro do mesmo ano.

Dos 67 e-mails disparados, 33 deles apresentaram uma probabilidade de compra entre 50% e 60%. Outros 29 apresentaram uma probabilidade de compra entre 60% e 70%. Quatro deles apresentaram uma probabilidade entre 70% e 80%, e por fim, uma das recomendações apresentou uma probabilidade superior a 80% a Figura 12 a seguir representa as probabilidades mencionadas.

Dentre os 67 e-mails disparados, 26 foram visualizados pelos compradores potenciais, apresentando assim uma taxa de abertura de 38,80%. Separando as visualizações pela probabilidade de compra, é possível observar que dos 33 e-mails com probabilidade entre 50% e 60%,



Figura 12. Percentual das recomendações disparadas agrupadas em 50% a 60%, 60% a 70%, 70% a 80% e mais de 80%.

10 deles foram visualizados, apresentando uma taxa de abertura de 30,30%. Das 29 recomendações com probabilidade entre 60% e 70%, 11 delas foram visualizadas, apresentando uma taxa de abertura de 37,93%. Já das quatro recomendações com probabilidade entre 70% e 80% e a recomendação com probabilidade superior a 80%, todas foram visualizadas, apresentando uma taxa de abertura em 100%, conforme observa-se na Figura 13.

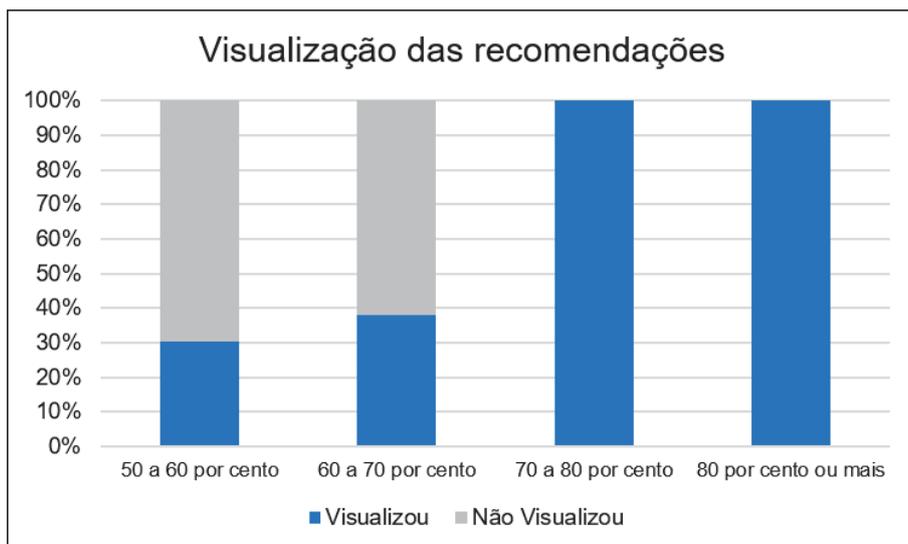


Figura 13. Relação entre o percentual de relevância da recomendação e a taxa de abertura dos e-mails disparados.

Com isso é possível afirmar que, quanto maior a probabilidade de compra, maior é a taxa de abertura do e-mail.

Tendo como foco a validação das recomendações, os e-mails não visualizados foram desconsiderados. Assim sendo, dos 26 e-mails visualizados, em 16 ocasiões compradores responderam de forma afirmativa quanto a relevância da recomendação. Nove deles apenas visualizaram o e-mail e não responderam, e apenas 1 comprador respondeu que a recomendação não possuía relevância. Tais dados apresentam um percentual de 61,54% de acerto nas recomendações, 34,61% de indiferença quanto a relevância da recomendação e apenas 3,85% de não relevância da recomendação.

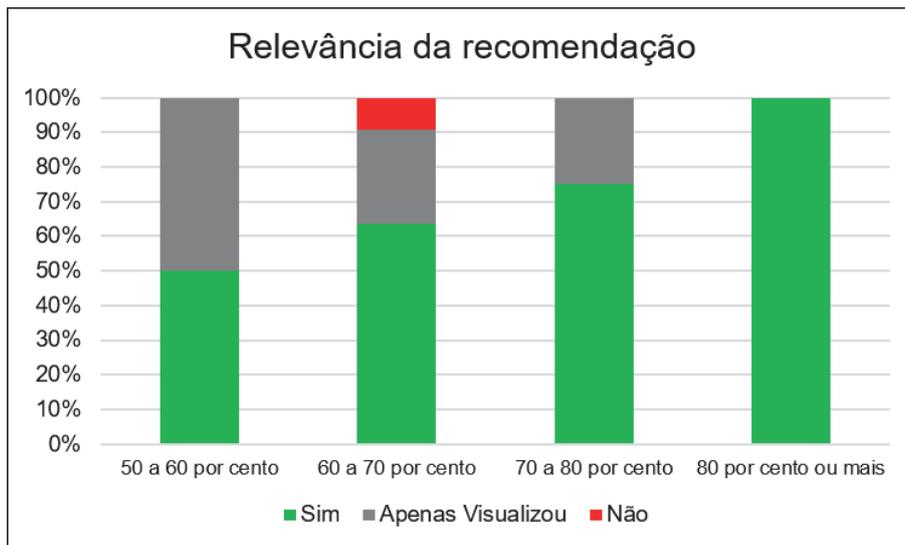


Figura 14. Relação entre o percentual de relevância da recomendação e as respostas obtidas.

Quando analisadas as respostas relativas ao percentual de probabilidade de compra representadas da Figura 14, observa-se que das 10 recomendações com probabilidade entre 50% e 60%, em cinco delas o comprador respondeu que a recomendação possui relevância, apresentando um percentual de acerto de 50% e um percentual de 50% de indiferença quanto a relevância da recomendação. Das 11 recomendações com probabilidade entre 60% e 70%, sete compradores responderam de forma afirmativa quanto a relevância de recomendação, apresentando um percentual de acerto em 63,64%, outros três compradores apenas visualizaram, representando 27,27% de indiferença e apenas um comprador respondeu que a recomendação não possuía relevância, representando apenas 9,09% de não relevância na recomendação disparada. Das quatro recomendações entre 70% e 80%, três compradores responderam afirmativamente e um apenas visualizou, representando 75% de acerto e 25% de indiferença respectivamente. A recomendação com probabilidade superior a 80% teve resposta positiva, apresentando um percentual de 100% de acerto da recomendação. É possível observar que, quanto maior a probabilidade, maior é a taxa de aceitação da recomendação. Este cenário reforça a assertividade e adequação do sistema quanto ao caso proposto.

## 4.6 CONSIDERAÇÕES

Considerando que o sistema proposto neste trabalho visa recomendar compradores potenciais de um determinado produto ao gestor de estoques, pode-se afirmar que os resultados dos experimentos mostram-se satisfatórios, uma vez que observou-se uma taxa de 61,54% de aceite das recomendações e apenas 3,85% de recomendações não relevantes. Também observou-se que a taxa de aceitação é gradativamente maior conforme o aumento da probabilidade informado pelo algoritmo.

O desenvolvimento deste sistema foi impulsionado para preencher uma lacuna existente na literatura quanto a ações a serem tomadas em cenários nos quais a gestão de estoques não é bem sucedida e sobram produtos. Para realizar os experimentos, foram utilizados dados provenientes de empresas usuárias do ERP360, sistema de gestão empresarial desenvolvido pela Ren9ve Softwares. O desenvolvimento do sistema Comprador Potencial se deu em parceria com a Ren9ve Softwares, que intermediou a liberação do uso dos dados para fins acadêmicos, os quais foram liberados pelas empresas usuárias do ERP360.

A representação do funcionamento do sistema demonstra sua funcionalidade e importância, uma vez que sua implementação num cenário de gestão empresarial pode permitir ao gestor conhecer de forma objetiva quais são os interesses de seus clientes, permitindo que uma propaganda personalizada seja aplicável ao caso. A adoção desta metodologia poderá melhorar o resultado financeiro da empresa, levando consigo o aumento da saúde financeira da mesma.

Ainda, considerando um produto novo, que não tenha consolidado seu espaço no mercado, como um produto base e identificando o último comprador de um produto similar a ele, seria possível identificar os compradores potenciais para o mesmo, atribuindo assim uma nova funcionalidade para a equação e solução proposta.

## 5. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma abordagem de recomendação para encontrar potenciais compradores para produtos com baixo giro de estoque. A abordagem define uma métrica, denominada distância de Barbieri, e um software, chamado Comprador Potencial. A métrica tem como propósito medir a similaridade entre compradores com base em seu histórico de compras. Ela foi desenvolvida para situações onde não existe dados de avaliação do comprador para o produto adquirido. O software utiliza a distância de Barbieri como base para a recomendação de compradores para produtos com baixo giro de estoque.

A abordagem expõe um dos problemas mais relevantes no meio empresarial, a gestão de estoque. Para assegurar que se tenha sempre disponibilidade e distribuição de mercadorias, bem como manter um estoque com alto giro de produtos, o uso de nossa abordagem pode ser relevante. Ela oportuniza a racionalidade de recursos e potencializa os resultados financeiros da empresa.

Analisando os testes realizados e os resultados obtidos, podemos concluir que o trabalho atingiu seu objetivo, uma vez que com a Distância de Barbieri é possível calcular a similaridade entre produtos e perfis de compradores. Este fato também é reforçado pela possibilidade de encontrar compradores com base no histórico de compras em situações em que os *ratings* não estão à disposição. Ratifica-se também a funcionalidade da ferramenta no auxílio a venda de produtos com baixo giro, identificando e recomendando compradores potenciais com base nos históricos de compras de perfis similares.

Como trabalhos futuros, visualiza-se uma oportunidade de utilizar a abordagem a médio e longo prazo analisando o impacto do uso do sistema na liquidez dos ativos e no giro de estoque de produtos de diferentes empresas. Outra possibilidade é fazer uma nova validação dos instrumentos utilizados para recomendar os produtos com baixo giro, considerando uma análise estatística com mais de uma empresa e um intervalo de tempo maior. Por fim, o uso do sistema para posicionar novos produtos no mercado, identificando produtos similares que já tenham seu espaço consolidado no mercado e recomendando esses novos produtos aos compradores dos produtos similares consolidados, também pode ser um trabalho relevante.



## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] VIANA, J. J. *Administração de materiais: um enfoque prático*. São Paulo: Atlas, 2009.
- [2] KAPOOR, B.; MULLEN, T. Integration of just in time (jit) inventory in outpatient pharmacy information systems. *Journal of Cases on Information Technology*, v. 14, p. 27, 10 2012. ISSN 15487717. 4.
- [3] ALMEIDA, D. dos S.; SILVA, J. D. da. Análise da gestão de estoque de uma microempresa de autopeças de campo mourão-pr: Uso da classificação abc dos materiais. *Revista FOCO*, v. 8, n. 1, p. 21–38, 2015. ISSN 1981-6480. Disponível em: <<http://www.novomilenio.br/periodicos/index.php/foco/article/view/140/98>>.
- [4] JONES, G. et al. Gerenciamento das operações de vendas: Um modelo de acompanhamento e controle por meio de planilhas gerenciais aplicado a uma indústria. *Revista GEINTEC - Gestão, Inovação e Tecnologias*, v. 5, n. 1, 2015. ISSN 2237-0722. Disponível em: <<http://www.revistageintec.net/portal/index.php/revista/article/view/398>>.
- [5] MORAIS, R. G. de; SOUZA, N. M. O. de. Práticas de gestão de estoques e seus impactos nos custos com estoques: estudo de caso na sapataria muniz no shopping difusora de Caruaru/pe. *Interfaces de saberes*, v. 14, n. 1, p. 1–21, 2015. Disponível em: <<https://interfacesdesaberes.fafica-pe.edu.br/index.php/import1/article/view/532/273>>.
- [6] VAGO, F. et al. A importância do gerenciamento de estoque por meio da ferramenta curva abc. *Revista Sociais e Humanas*, v. 26, n. 3, p. 638–655, 2013. ISSN 2317-1758. Disponível em: <<https://periodicos.ufsm.br/sociaisehumanas/article/view/6054>>.
- [7] RICCI, F.; ROKACH, L.; SHAPIRA, B. Introduction to recommender systems handbook. In: \_\_\_\_\_. *Recommender Systems Handbook*. Boston, MA: Springer US, 2011. p. 1–35. ISBN 978-0-387-85820-3.
- [8] AGGARWAL, C. C. *Recommender Systems: The Textbook*. 1st. ed. [S.l.]: Springer Publishing Company, Incorporated, 2016. ISBN 3319296574, 9783319296579.
- [9] BALLOU, R. H. *Logística empresarial: transportes, administração de materiais e distribuição física*. São Paulo: Atlas, 2010.
- [10] MARTINS, P. G.; ALT, P. R. C. *Administração de materiais e recursos patrimoniais*. Saraiva, 2006. ISBN 9788502056008. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=Xs0POgAACAAJ>>.

- [11] MOREIRA, D.; IHY, M. Gerenciamento do abastecimento de mercadorias: estudo de caso da reposição automática do makro atacadista s.a. *RAI - Revista de Administração e Inovação*, v. 3, n. 2, p. 5–22, 2007. ISSN 1809-2039. Disponível em: <<https://www.revistas.usp.br/rai/article/view/79061>>.
- [12] PROVIN, D. T.; SELLITTO, M. A. Política de compra e reposição de estoques em uma empresa de pequeno porte do ramo atacadista de materiais para construção civil. *Revista Gestão Industrial*, v. 7, n. 2, p. 187–200, 2011. Disponível em: <<https://periodicos.utfpr.edu.br/revistagi/article/view/631/674>>.
- [13] NETO, G. V.; FILHO, W. R. *Gestão de Recursos Materiais e de Medicamentos*. São Paulo: Faculdade de Saúde Pública da Universidade de São Paulo, 1998. v. 12. 91 p.
- [14] KOXNE, D. C.; HAUSSMANN, D. C. S.; BEUREN, I. M. Um estudo do controle e dos custos dos estoques: O caso de uma empresa comercial varejista importadora. *SEGeT – Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia*, III, 2006.
- [15] CHING, H. Y. *Gestão de Estoques na Cadeia de Logística Integrada. Supply Chain*. São Paulo: Atlas, 2010. 254 p.
- [16] DIAS, M. *Administração de materiais: princípios, conceitos e gestão*. Atlas, 2009. ISBN 9788522439591. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=uZItPgAACAAJ>>.
- [17] CAXITO, F. *Logística - Um Enfoque Prático*. São Paulo: Saraiva, 2011.
- [18] KOCH, R. *PRINCÍPIO 80/20*. Rio de Janeiro: Sextante, 2000. 270 p.
- [19] COSTA, F. J. C. L. *Introdução à administração de materiais em sistemas Informatizados*. São Paulo: iEditora, 2002. 186 p.
- [20] DANDARO, F.; MARTELLO, L. L. Planejamento e controle de estoque nas organizações. *Revista Gestão Industrial*, v. 11, n. 2, 2015. ISSN 1808-0448. Disponível em: <<https://periodicos.utfpr.edu.br/revistagi/article/view/2733>>.
- [21] MARTINS, P. G.; LAUGENI, F. P. *Administração da Produção*. São Paulo: Saraiva, 2015. 576 p. ISBN 9788502618350.
- [22] FEMENICK, T. R. *Controladoria e Auditoria de Estoques - Para Negócios Globalizados*. Curitiba: Juruá, 2011.
- [23] HERLOCKER, J. L. *Understanding and Improving Automated Collaborative Filtering Systems*. Tese (Doutorado), Minneapolis, MN, USA, 2000. AAI9983577.
- [24] VIEIRA, P. K. M. *Recomendação semântica de conteúdo em ambientes de convergência digital*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 3 2013.

- [25] MARIA, S. A. A. *RecETC : uma funcionalidade baseada na recomendação de conteúdo para auxiliar no processo de escrita coletiva digital*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 5 2017.
- [26] GOLDBERG, D. et al. Using collaborative filtering to weave an information tapestry. *Commun. ACM*, ACM, New York, NY, USA, v. 35, n. 12, p. 61–70, dez. 1992. ISSN 0001-0782. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/138859.138867>>.
- [27] RESNICK, P.; VARIAN, H. R. Recommender systems. *Commun. ACM*, ACM, New York, NY, USA, v. 40, n. 3, p. 56–58, mar. 1997. ISSN 0001-0782. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/245108.245121>>.
- [28] SANTANA, L. L. B. d. S.  
*Explorando relações entre usuários em um sistema de recomendação híbrido baseado em filmes* — Universidade Federal da Bahia, Salvador, 10 2018.
- [29] RICH, E. Building and exploiting user models. In: *Proceedings of the 6th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 2*. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1979. (IJCAI'79), p. 720–722. ISBN 0-934613-47-8. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1623050.1623079>>.
- [30] BARTH, F. J. Modelando o perfil do usuário para a construção de sistemas de recomendação: um estudo teórico e estado da arte. *Revista de Sistemas de Informação da FSMA*, n. 6, p. 59–71, 7 2010.
- [31] CERVI, C. R.; GALANTE, R.; OLIVEIRA, J. P. M. de. Application of scientific metrics to evaluate academic reputation in different research areas. *International Journal of Social, Behavioral, Educational, Economic, Business and Industrial Engineering*, World Academy of Science, Engineering and Technology, v. 7, n. 10, p. 2778 – 2788, 2013. ISSN PISSN:2010-376X, EISSN:2010-3778. Disponível em: <<http://waset.org/Publications?p=82>>.
- [32] CERVI, C. R.; GALANTE, R.; OLIVEIRA, J. P. M. d. Comparing the reputation of researchers using a profile model and scientific metrics. In: *2013 IEEE 16th International Conference on Computational Science and Engineering*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 353–359.
- [33] HENRIQUES, P. M. M. *Smart Search in a Distributed Environment*. Dissertação (Mestrado) — Faculdade De Engenharia Da Universidade Do Porto, 6 2016.
- [34] LEVENSHTEIN, V. I. Binary codes capable of correcting deletions, insertions, and reversals. In: *Soviet physics doklady*. [S.l.: s.n.], 1966. v. 10, n. 8, p. 707–710.
- [35] BASTOS, W. M. *Metodologia para recomendação de consultores ad-hoc baseada na extração de perfis do currículo Lattes*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de Brasília, Brasília, DF, Brasil, 7 2009.

- [36] MEURER, H. *Ferramenta de gerenciamento e recomendação como recurso na aprendizagem baseada em projeto em design*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 12 2014.
- [37] CROFT, W. B.; METZLER, D.; STROHMAN, T. *Search engines: Information retrieval in practice*. [S.l.]: Addison-Wesley Reading, 2010. v. 283.
- [38] JARIHA, P.; JAIN, S. A state-of-the-art recommender systems: An overview on concepts, methodology and challenges. In: . [S.l.: s.n.], 2018. p. 1769–1774.
- [39] NING, X.; KARYPIS, G. Slim: Sparse linear methods for top-n recommender systems. In: IEEE. *2011 11th IEEE International Conference on Data Mining*. [S.l.], 2011. p. 497–506.
- [40] DESHPANDE, M.; KARYPIS, G. Item-based top-n recommendation algorithms. *ACM Trans. Inf. Syst.*, ACM, New York, NY, USA, v. 22, n. 1, p. 143–177, jan. 2004. ISSN 1046-8188. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/963770.963776>>.
- [41] HERNÁNDEZ-RODRÍGUEZ, S. et al. A recommender system applied to the indirect materials selection process (rs-irmsp) for producing automobile spare parts. *Computers in Industry*, v. 82, p. 233 – 244, 2016. ISSN 0166-3615. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016636151630118X>>.
- [42] HIDALGO, J. I. et al. glucmodel: A monitoring and modeling system for chronic diseases applied to diabetes. *Journal of Biomedical Informatics*, v. 48, p. 183 – 192, 2014. ISSN 1532-0464. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1532046413002062>>.
- [43] COBOS, C. et al. A hybrid system of pedagogical pattern recommendations based on singular value decomposition and variable data attributes. *Information Processing & Management*, v. 49, n. 3, p. 607 – 625, 2013. ISSN 0306-4573. Personalization and Recommendation in Information Access. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306457312001409>>.
- [44] LI, T. et al. Data-driven techniques in disaster information management. *ACM Comput. Surv.*, ACM, New York, NY, USA, v. 50, n. 1, p. 1:1–1:45, mar. 2017. ISSN 0360-0300. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/3017678>>.
- [45] LóSCIO, B. F. et al. Using information quality for the identification of relevant web data sources: A proposal. In: *Proceedings of the 14th International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services*. New York, NY, USA: ACM, 2012. (IIWAS '12), p. 36–44. ISBN 978-1-4503-1306-3. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2428736.2428747>>.
- [46] YAO, L. et al. Synergies between association rules and collaborative filtering in recommender system: An application to auto industry. In: \_\_\_\_\_. [S.l.: s.n.], 2019. p. 65–80. ISBN 978-3-319-95650-3.

- [47] PLUMBAUM, T. *User modeling in the social semantic web*. Tese (Doutorado) — Technische Universität Berlin, Berlin, 12 2015.
- [48] HINGHAUS, E. K. Relatório final do estágio supervisionado - comercial de alimentos klöppel ltda. (filial) - gestão de estoque: o estudo da acurácia em um supermercado. *Repositório de Relatórios de Estágio e TCs de Engenharia de Produção da UNIPLAC*, Universidade do Planalto Catarinense (UNIPLAC), Lages, SC, Brasil, n. 2, 2018.
- [49] GITMAN, L. J. *Princípios de administração financeira*. 12. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.
- [50] VIEIRA, D. G.; LIMA, G. B. A.; SANT'ANNA, A. P. Método de solução de problemas na gestão de suprimentos: utilização de regressão logística para análise das causas de atrasos no recebimento de materiais. *Exacta*, Universidade Nove de Julho, v. 13, n. 1, 2015.
- [51] A handbook for researchers and practitioners. In: ARMSTRONG., J. (Ed.). *Principles of Forecasting*. Boston, MA: Springer US, 2001. p. 850. ISBN 978-0-306-47630-3.
- [52] MURTHI, B. P. S.; SARKAR, S. The role of the management sciences in research on personalization. *Manage. Sci.*, INFORMS, Institute for Operations Research and the Management Sciences (INFORMS), Linthicum, Maryland, USA, v. 49, n. 10, p. 1344–1362, out. 2003. ISSN 0025-1909. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.49.10.1344.17313>>.
- [53] TOOLTIP. <https://techterms.com/definition/tooltip>. Accessed: 2019-01-29.
- [54] DEFINITION of User Agent. [https://www.w3.org/WAI/UA/work/wiki/Definition\\_of\\_User\\_Agent](https://www.w3.org/WAI/UA/work/wiki/Definition_of_User_Agent). Accessed: 2019-01-29.