



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
Centro de Informática
Graduação em Ciência da Computação

**SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO PARA OTIMIZAÇÃO DE ESTOQUE
BASEADO EM DETECÇÃO DE PADRÕES DE DEMANDA NO
MERCADO AERONÁUTICO**

Trabalho de Graduação

Aluno: Leandro Ferraz Farias
Orientador: Ricardo Bastos Cavalcante Prudêncio

Recife
2017

Leandro Ferraz Farias

**SISTEMA DE RECOMENDAÇÃO PARA OTIMIZAÇÃO DE ESTOQUE
BASEADO EM DETECÇÃO DE PADRÕES DE DEMANDA NO
MERCADO AERONÁUTICO**

Trabalho de graduação apresentado à
Universidade Federal de Pernambuco como
requisito parcial para obtenção do título de Bacharel
em Ciência da Computação.

Orientador: Ricardo Bastos Cavalcante Prudêncio

Recife

2017

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente às pessoas que tornaram essa conclusão de curso uma realidade: meu pai Leandro, minha mãe Telga e meu irmão Caio. Desde o começo fizeram o possível e o impossível para que eu pudesse focar nos estudos e trilhar o meu caminho. São meus maiores exemplos e meu grande orgulho.

Agradeço à minha parceira de vida, Patrícia, que é minha inspiração, o motivo do meu sorriso de cada manhã, e que me deu forças para continuar nas horas mais difíceis. Você foi essencial para a realização deste trabalho.

Agradeço à UFPE e a todos os professores com quem pude dividir sala de aula, por todo o conhecimento adquirido ao longo desses anos. Agradeço aos meus amigos do CIn por terem tornado essa jornada bem mais divertida e por toda a ajuda do dia a dia (em especial: valeu, Túlio! Eduardo! Emanuel! Iago! Canvas!). Agradeço à SUNY Albany pelos conhecimentos e pela motivação que eu precisava.

Agradeço aos colegas do estágio e à empresa pelos conhecimentos, extremamente necessários para a realização deste trabalho.

Gratidão! MUITÍSSIMO OBRIGADO!

RESUMO

A previsão da demanda é componente diferencial para empresas que vendem peças de reposição no mercado aeronáutico. A exigência por disponibilidade de peças dos clientes deste ramo é acima da média, visto que os mesmos terão que arcar com os prejuízos do tempo em que a aeronave passa fora de operação. Além disso, essas peças costumam ter grandes dimensões, altos valores e um tempo de fabricação elevado. Um estoque eficiente faz-se necessário para garantir a satisfação dos clientes e um baixo custo de manutenção. O bom planejamento de estoque é consequência de uma previsão de vendas confiável. Este trabalho objetiva estudar a existência de padrões que revelem indicativos de futuras vendas, além de fornecer um modo simples de unir diferentes técnicas de previsão e gerar recomendações para otimização de estoque através da implementação de um sistema.

ABSTRACT

Demand forecasting is an essential element for a company that sells spare parts in the aviation industry. Customers require an above average parts availability, as they have to pay for the time that the aircraft is out of operation. On the other hand, these spare parts usually have large dimensions, high costs and long manufacturing time. An efficient inventory ensures customer satisfaction and low maintenance costs. A good inventory planning is a consequence of being able to predict sales in a reliable way. The purpose of this work is to study the existence of patterns that reveal indicatives of future sales, as well as to provide a simple way to connect different forecasting techniques and generate recommendations for inventory optimization through the implementation of a system.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	8
2	CONTEXTO E MOTIVAÇÃO.....	9
3	FUNDAMENTOS.....	12
3.1	Peças de reposição	12
3.2	Forecast.....	12
4	METODOLOGIA.....	14
4.1	Esquematização	14
4.2	Predição de Links	15
4.3	Métricas	16
5	APRESENTAÇÃO DA FERRAMENTA.....	19
5.1	Descrição do sistema.....	19
5.2	Arquitetura	19
5.3	Tecnologias utilizadas.....	22
6	DEFINIÇÃO DOS MÓDULOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	24
6.1	Definições Iniciais	24
6.2	Módulo 1: Análise de compra conjunta	24
6.3	Módulo 2: Comportamento de clientes	29
6.4	Módulo 3: Conversão de Cotação	32
6.5	Módulo 4: Tendências por Cluster	34
7	CONCLUSÃO.....	37

1 INTRODUÇÃO

As empresas aeronáuticas encontram um cenário desafiador no segmento de vendas de peças de reposição. A demanda global é frequente e exige grande nível de disponibilidade de peças (GU; ZHANG; LI, 2015). Por outro lado, essa demanda é imprevisível e as peças costumam ter altos custos de aquisição e manutenção (PALUDO; YONEYAMA; RODRIGUES, 2016). Um eficiente planejamento de estoque mostra-se extremamente necessário para competir em um mercado com características tão particulares.

Com uma previsão de demanda apurada, seria possível minimizar os custos com armazenamento e logística e elevar os níveis de disponibilidade de peças. Os métodos para previsão de demanda mais comumente utilizados neste segmento baseiam-se no histórico de vendas para projetar o futuro (GU; ZHANG; LI, 2015). Porém, a eficácia deste tipo de abordagem é questionável, tendo em vista que o consumo de peças tende a variar por diversos motivos (LOWAS, 2015), como o envelhecimento das peças ou incidentes durante o voo.

O objetivo central deste trabalho é oferecer novas maneiras de aumentar a eficiência dos métodos tradicionais de previsão de demanda através do estudo de possíveis tendências. Para apoiar os planejadores de estoque, foi desenvolvido um sistema de recomendação que interpreta as informações relativas às vendas de peças de reposição como uma rede complexa. Este sistema analisa as vendas utilizando métricas da área de predição de links e busca situações rotineiras, como a venda conjunta de peças. Como resultado, sugestões para otimização do estoque são geradas pelo sistema.

2 CONTEXTO E MOTIVAÇÃO

A formação de estoque na indústria em geral é uma necessidade a fim de garantir um bom desempenho logístico e operacional para a empresa. Encontrar o ponto de equilíbrio para o seu estoque é um grande desafio, visto que possuir elevada quantidade de itens em estoque contrasta com o alto investimento e riscos de obsolescência do material. No entanto, a eficiência na formação e controle destes estoques torna-se um fator ainda mais crucial quando se trata do mercado aeronáutico de peças de reposição (PALUDO; YONEYAMA; RODRIGUES, 2016), devido as suas diversas peculiaridades, que serão destrinchadas ao longo deste capítulo.

O primeiro aspecto crítico a ser apontado é a alta exigência de disponibilidade de peças por parte das companhias aéreas para manutenções de aeronave. De acordo com Kennedy, Patterson e Fredendall (2002), uma manutenção de um avião pode ser classificada de duas formas: programada ou não planejada. Para as manutenções programadas, que são definidas normalmente por horas de voo, a empresa não deverá ter dificuldades para prever a demanda e antecipar a estocagem das peças necessárias. Porém, em casos de uma parada não planejada, seja devido a uma falha de peça, um acidente ou qualquer outro acontecimento de natureza parecida, a falta da peça em estoque pode gerar consequências severas para a companhia aérea, como atrasos e cancelamentos de voos (GU; ZHANG; LI, 2015). Para o operador, o custo relativo a cada hora em que o avião fica impossibilitado de voar pode chegar a mais de \$50.000,00 (GHOBBAR; FRIEND, 2003). Ademais, o tempo necessário para fabricação destas peças pode ser bastante elevado.

A grande complexidade, o reduzido ciclo de vida e o alto custo para aquisição das peças de reposição são outras dificuldades comumente identificadas que as companhias que as vendem enfrentam na hora de formar seus estoques (REGO; MESQUITA, 2011). As peças podem também evoluir para versões mais modernas ou até mesmo expirar e se tornarem inutilizáveis após certo tempo. Além disso, a variedade de peças existentes é enorme; cada produto final de uma empresa possui centenas de peças de reposição em sua composição (MORRIS, 2013). Como resultado desta combinação, temos como panorama atual uma grande quantidade de peças de reposição, obsoletas ou não, no mercado. Devido ao enorme impacto causado por estes fatores nas operações das companhias, elas buscam analisar e

estimar o consumo futuro destas peças (HEMEIMAT; AL-QATAWNEH; ARAFEH, 2016).

Previsões de demanda com alta confiabilidade, quão antes estimadas (levando em consideração o tempo que a empresa precisa para fabricar ou comprar as peças de reposição envolvidas), trariam bons níveis de serviço e significativas reduções de custos com estocagem. Houveram grandes avanços nas áreas de planejamento e previsão de demanda nos últimos 50 anos, como o aparecimento de novos métodos estatísticos e o desenvolvimento de softwares complexos com esta finalidade (SYNTETOS; BOYLAN; DISNEY, 2009). Segundo PWC (2011), o *forecast* da aviação, como é conhecido o fator de previsão de demanda, deve englobar toda a cadeia de processos: do tipo de material ao tempo de montagem da peça.

No mercado de peças de reposição aeronáuticas, a abordagem para a previsão de demanda de um item difere fundamentalmente das práticas adotadas para produtos finais (MORRIS, 2013). A necessidade da obtenção de uma nova peça por parte das companhias aéreas surge esporadicamente (GHOBBAR; FRIEND, 2003). Neste contexto, as demandas de peças de reposição, em sua maioria, são intermitentes e irregulares, variando fortemente em período e quantidade. Consequentemente, a assertividade dos métodos de *forecast* existentes é muito baixa e insatisfatória para um mercado tão rigoroso. Um *forecast* ineficiente gera gastos adicionais com compra e estocagem de peças e atrasos nas manutenções de aeronaves (LOWAS, 2015).

Várias pesquisas estão sendo feitas visando aumentar a acuracidade dos métodos tradicionais de previsão de necessidade de peças de reposição (SILVA, 2009). Em seu estudo, Clemen (1989) concluiu que a combinação de múltiplas técnicas individuais de *forecast* podem aprimorar substancialmente o resultado da assertividade da previsão. O autor afirma que esta prática deve ser encorajada e softwares que produzem visões combinadas de *forecast* devem ser disponibilizados. Já em PWC (2011), a necessidade de uma colaboração mais efetiva e de um maior compartilhamento de informações relativas ao planejamento e previsão de demanda de peças de reposição por toda a cadeia de suprimentos é apontada como descoberta importante do estudo.

Tendo em vista a comprovada necessidade de melhoria dos métodos de previsão de demanda atuais e os seus consequentes benefícios para a área da aviação, este trabalho objetiva estudar novas maneiras de contribuir com o tema e fornecer opções de combinação de técnicas através da análise dos dados de vendas de peças de reposição a fim de identificar tendências ainda pouco exploradas no âmbito. No próximo capítulo deste trabalho, serão detalhados fundamentos essenciais para a viabilização desta análise.

3 FUNDAMENTOS

3.1 Peças de reposição

A aquisição de peças de reposição é necessária para manutenção e reparo de produtos finais, tais como veículos, máquinas industriais ou outros equipamentos (REGO; MESQUITA, 2011). No contexto deste trabalho, pode-se destacar como produto final a aeronave, enquanto as peças de reposição são desde parafusos até um trem de pouso. Segundo Silva (2009), uma empresa de manufatura costuma manter seu estoque de peças de reposição entre \$5 milhões e \$15 milhões de dólares.

Devido à grande quantidade de peças existentes, com suas diferentes funções e particularidades, elas são tradicionalmente divididas em quatro categorias: Os *rotables*, ou rotativos, que são componentes complexos e que dificilmente são sucateados, pois podem ser reparados ilimitadamente; os *repairables*, ou reparáveis, que são itens mais econômicos e que podem ser reparados algumas vezes; os *expendables*, ou descartáveis, que são itens que não podem ser reparados ou que economicamente seu reparo é inviável; e os *consumables*, ou consumíveis, que são materiais utilizados apenas uma vez, como produtos químicos (GU; ZHANG; LI, 2015).

A classificação das peças de reposição faz-se importante na hora de definir os níveis de estoque da companhia. Normalmente cria-se uma política de planejamento que define quais itens devem ser estocados. Por exemplo, existem muitos itens que possuem baixa demanda. Para estes itens, a melhor decisão em termos de gerenciamento de inventário talvez seja a de não os estocar (REGO; MESQUITA, 2011). Já ao tratar de itens *consumables*, onde o reparo é inviável, sua falta no estoque pode ocasionar problemas mais difíceis de serem resolvidos. Todos esses fatores devem ser levados em consideração ao estimar uma previsão de demanda (*forecast*).

3.2 Forecast

A busca por um elevado nível de disponibilidade de produtos por parte das empresas que vendem peças de reposição no setor aeronáutico fez surgir diversos métodos quantitativos e qualitativos de previsão de demanda (HEMEIMAT; AL-QATAWNEH; ARAFEH, 2016). Todo o planejamento de estocagem e logística, que

vai desde questões orçamentárias até delimitação de espaço físico para armazenamento dos itens, utiliza informações provenientes destes métodos de *forecast* para gerar planos de ação. Uma decisão sobre requisição de fabricação de novas peças, por exemplo, deve ser tomada com antecedência em relação ao pedido do cliente, já que precisa respeitar o tempo necessário para fabricação e transporte da peça, conhecido como *lead time*.

Ghobbar e Friend (2003) realizaram um levantamento dos principais métodos de *forecast* utilizados pelas companhias de aviação. Dois métodos muito populares entre as companhias são o *Single Exponential Smoothing* (SES) e o *Mean Time Between Repairs* (MTBR). Enquanto o primeiro baseia-se numa média do histórico de demanda unida a fatores de suavização (Hyndman; Athanasopoulos, 2013), o segundo tenta estimar quando a peça vai falhar com base no histórico de uso e no tempo de vida útil previsto da mesma. O trabalho concluiu que estes métodos possuem uma performance insatisfatória e que as empresas que os utilizam devem reconsiderar sua escolha.

O método que obteve a melhor performance no estudo foi o *Weighted Moving Average* (WMA) ou média móvel ponderada. Este método consiste em aplicar pesos aos períodos delimitados no histórico de demandas e gerar uma média. Demandas mais recentes tendem a ter um peso maior na hora de projetar as futuras vendas. Portanto, o método infere que itens que não vendem há algum tempo deverão vender menos do que outros recentemente adquiridos.

Mesmo apresentando um desempenho muito superior aos outros métodos citados, a média móvel ponderada também possui elevado índice de erro, o que indica possibilidades de melhorias. Combinar os resultados deste método com a análise de outras variáveis que exploram os dados sobre o histórico de vendas de modo mais profundo pode fazer a diferença para o planejamento de estoque. Definir um modo de encontrar tendências ao explorar estes dados é o desafio abordado no próximo capítulo.

4 METODOLOGIA

4.1 Esquematização

Para uma análise completa das vendas de modo a se alcançar o objetivo de encontrar possíveis tendências, faz-se necessária a utilização de uma esquematização clara e que facilite a inferência de relacionamentos entre os agentes envolvidos no contexto. Para tanto, foi escolhida a representação utilizando grafos que, segundo Peng-Liang (1986), são instrumentos poderosos para construção de modelos de representação, simples ou complexos, e para solução de problemas.

Os grafos possuem duas unidades básicas em sua composição. A primeira é o vértice, que é a representação da unidade fundamental do contexto, também chamado de ator por ser a estrutura que gera as ações. A segunda é a aresta, que tem por função interligar dois vértices, representando um relacionamento de qualquer natureza entre os mesmos (NEWMAN, 2003).

O resultado de um grafo é uma rede complexa, que pode conter milhões de vértices e arestas para simular diferentes sistemas dinâmicos reais (REBAZA, 2013). Pode-se citar como exemplo de redes complexas as redes tecnológicas como a Internet, as Redes Sociais e até mesmo modelagens para representações de redes de informação, como rotas traçadas para entrega de produtos ou redes de citação entre artigos (NEWMAN, 2003).

Uma particularidade importante na análise dos grafos é a identificação e classificação de comunidades, ou seja, subgrupos que apresentam uma ou mais características em comum, chamados de *clusters*. Os grafos também possuem classes diferenciadas em termos de representação de *clusters*. Os grafos bipartidos, por exemplo, são grafos em que os vértices podem pertencer a dois conjuntos diferentes de acordo com sua natureza, e as arestas representam apenas os relacionamentos entre estes dois conjuntos (SCHAEFFER, 2007).

Trazendo as definições acima para o contexto em estudo, a rede de vendas de peças de reposição do mercado aeronáutico pode ser facilmente interpretada como uma rede complexa e, conseqüentemente, representada por um grafo. Suas particularidades ficam em evidência a partir das classificações de *clusters* da rede.

A Figura 1 ilustra a esquematização desta rede: um grafo bipartido onde seus vértices podem pertencer ao conjunto dos clientes ou das peças. As arestas representam as compras realizadas por esses clientes.

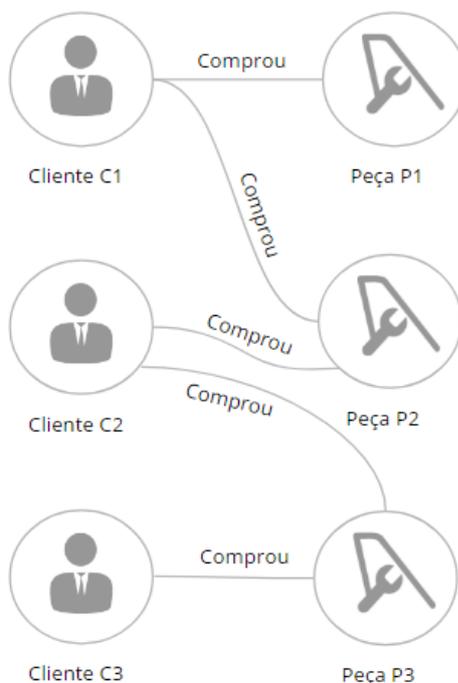


FIGURA 1 – Exemplo da esquematização proposta: Grafo bipartido da rede de vendas

FONTE: Próprio Autor

4.2 Predição de Links

Com o esquema da rede já definido, o próximo passo é tentar mensurar potenciais novas vendas tendo em mãos os dados relativos ao histórico das vendas das peças. Para isso, serão utilizadas abordagens da área de Predição de Links, que busca exatamente resolver o problema de, dado um grafo baseado no contexto atual, que inclui os atores e suas características, estimar quais serão as novas ligações que passarão a existir em um momento futuro. Em outras palavras, com a análise do panorama da rede em um momento t , o objetivo seria prever como estaria a configuração da mesma em um momento $t+1$, conforme ilustrado na Figura 2. Um exemplo clássico de aplicação dessas técnicas seria a predição de novas amizades em redes sociais (GETOOR; DIEHL, 2005).



FIGURA 2 – Representação do estado de uma rede complexa em um dado momento “t” e em um momento seguinte “t+1”

FONTE: Próprio Autor

Liben-Nowell e Kleinberg (2004) exemplificam a essência de predição de links utilizando o contexto de colaboração entre autores. Para eles, um indicador natural de que dois autores que nunca escreveram juntos viessem a fazê-lo seria o fato de eles terem se aproximado geograficamente. Esta aproximação é difícil de prever. Porém, ao analisar o contexto - uma rede completa de colaboração entre autores - outros indicativos surgem, como o número de colegas em comum. É exatamente em especificidades como estas que a predição de links concentra sua metodologia.

Utilizar grafos e predição de links difere fundamentalmente dos métodos tradicionais de *forecast* de peças de reposição. Enquanto os métodos tradicionais buscam calcular uma média de vendas ou uma taxa de falha de componentes para fornecer uma visão geral do que será vendido nos próximos meses, os métodos de predição de links identificam as peculiaridades das vendas estudando as relações entre os agentes envolvidos nas transações – peças e clientes – para apontar situações que possam vir a acontecer. Constata-se assim, mais uma vez, que a combinação de métodos de previsão de demanda é um passo importante para uma análise cada vez menos superficial do universo em estudo.

4.3 Métricas

Existem diversas métricas para se fazer uma previsão de novos links dentro de uma rede. A escolha da métrica é um passo importante a fim de se obter resultados assertivos. Liben-Nowell e Kleinberg (2004) apontam em sua pesquisa duas

classificações para as métricas: as métricas baseadas na vizinhança e as métricas baseadas nos caminhos do grafo. O presente trabalho, que é configurado como um grafo bipartido, irá fazer uso de métricas baseadas na vizinhança. Algumas das principais métricas deste grupo são: *Common Neighbors* ou Vizinhos em Comum, coeficiente de Jaccard e Adamic/Adar. Elas serão abordadas por serem facilmente aplicáveis ao contexto da rede de vendas de peças de reposição.

A métrica de *Common Neighbors* estima o valor do relacionamento entre dois vértices como sendo o número de vértices que são vizinhos em comum entre eles. Mesmo sendo uma métrica simples, é bastante utilizada e pode garantir bons resultados, pois em muitos contextos a influência direta dos vizinhos é um fator chave para a aparição de novos relacionamentos.

$$CN(x,y) = | \Gamma(x) \cap \Gamma(y) |$$

Já a métrica de Adamic/Adar utiliza o conceito dos vizinhos em comum, mas valoriza a exclusividade dos vértices. Os vértices que possuem muitas relações com outros terão um peso menor na hora de calcular a métrica, enquanto os vértices que possuem menos relações ganham maior destaque.

$$AA(x,y) = \sum \frac{1}{\log(\Gamma(z))}$$

$$z \in | \Gamma(x) \cap \Gamma(y) |$$

Por último, o coeficiente de Jaccard testa a similaridade dos vértices. O peso dos vizinhos em comum é dividido pela união do total de vizinhos relacionados com os dois principais.

$$J(x,y) = \frac{| \Gamma(x) \cap \Gamma(y) |}{| \Gamma(x) \cup \Gamma(y) |}$$

Para fazer a aplicação das métricas, deve-se escolher uma abordagem. Algumas abordagens comumente utilizadas são o ranqueamento e o *clustering*. O ranqueamento define um ponto de corte e, ao calcular as métricas, considera que os pares de vértices que obtiveram um valor maior que este ponto se relacionarão. Já o método de *clustering* remove os pares com valor menor do que um limiar pré-

estabelecido e recalcula os valores da nova rede até encontrar uma configuração confiável (Liben-Nowell; Kleinberg, 2004).

5 APRESENTAÇÃO DA FERRAMENTA

5.1 Descrição do sistema

O conceito da ferramenta surge da união entre um cenário que apresenta grandes oportunidades de melhoria na previsão de demanda de peças de reposição aeronáuticas e a literatura referente às redes complexas, rica e facilmente aplicada ao contexto.

Diante do indicativo de que a combinação de diferentes técnicas de *forecast* pode ajudar a gerar melhores resultados, um sistema de recomendação para suporte às ferramentas de decisão tradicionais e aos planejadores de estoque foi desenvolvido. Sistemas de recomendação são aqueles que possuem o objetivo de sugerir ao usuário os itens de seu interesse dentre uma vasta gama de objetos, que podem pertencer a qualquer domínio (OZSOY; POLAT, 2013).

Aplicando o conhecimento para o escopo deste trabalho em uma visão geral, o sistema contém informações geradas no momento da venda ou da cotação de uma peça de reposição, além dos dados referentes às características das peças. A interpretação destas informações a fim de criar recomendações é responsabilidade de módulos de inteligência acoplados ao sistema, que utilizam métricas pré-definidas. Estas sugestões serão disponibilizadas aos usuários para auxiliar na preparação da estocagem de materiais.

5.2 Arquitetura

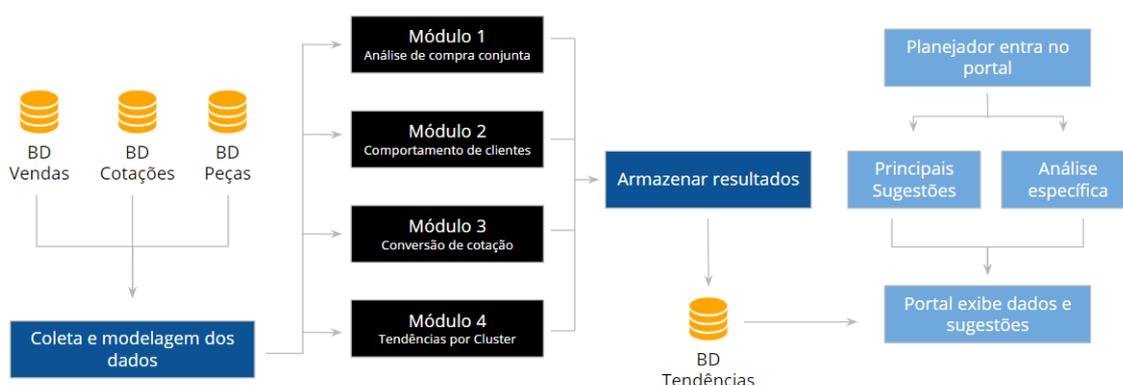


FIGURA 3 – Diagrama que representa todas as etapas internas do sistema implementado: coleta, análise e exibição dos dados

FONTE: Próprio Autor

O fluxo geral do sistema desenvolvido está representado no diagrama ilustrado na Figura 3. O fluxo interno de geração das recomendações contempla desde a obtenção dos dados até a disponibilização para o usuário final. Neste projeto, foi estabelecido que esse fluxo acontece mensalmente, para que haja tempo de planejamento de estoque a partir das recomendações e também por facilitar a visualização dos resultados. Será detalhado a seguir este fluxo interno para geração das recomendações:

Os dados que são relevantes ao contexto e necessários de modo a permitir que o sistema faça todas as análises definidas serão coletados de bancos de dados existentes. Para o escopo do projeto foram utilizadas três fontes diferentes de dados. A primeira delas armazena informações sobre as vendas consumadas de peças de reposição. Já a segunda possui a mesma configuração de dados, porém se refere apenas a cotações realizadas pelos clientes sobre as peças. As principais informações coletadas nestas fontes são:

- Código identificador da peça.
- Data da venda/cotação.
- Cliente que efetuou a compra/cotação.

A terceira fonte de dados utilizada guarda informações sobre as peças de reposição, permitindo assim análises mais profundas a nível de características de peças. As principais informações coletadas nesta fonte são:

- Código identificador da peça.
- Código do sistema do avião ao qual a peça pertence.

Os dados obtidos passam por uma validação e por pequenos ajustes, como a retirada de caracteres inválidos das informações. Em seguida, são modelados pelo sistema de modo a garantir fácil leitura para os módulos de inteligência.

Os módulos de inteligência, por sua vez, são implementados separadamente e realizam análises sobre os dados disponibilizados. A ideia é facilitar o desenvolvimento e acoplamento de novos módulos para combinação de técnicas diferentes de previsão de demanda. É nesta etapa que a esquematização,

clusterização e cálculos de métricas são feitos. Além disso, para fins de validação, os módulos também ficam responsáveis pelas simulações de resultados neste trabalho.

As informações que os módulos de inteligência conseguem extrair analisando os dados são armazenadas em um novo banco de dados. Todos os módulos geram recomendações que serão disponibilizadas para os planejadores de estoque, cada um com suas particularidades.

Existe também o fluxo de ações do usuário no sistema. Ele consome os dados e recomendações criados no fluxo mencionado acima em tempo real. O usuário final, que é um planejador de estoque, acessa o sistema e pode receber as sugestões de duas maneiras:

- Através da aba de principais sugestões do sistema:

A Figura 4 ilustra a aba de principais sugestões do sistema, que aponta os resultados mais relevantes gerados pelos módulos de inteligência. A priorização é feita utilizando a quantidade de recomendações realizadas para as peças em questão.

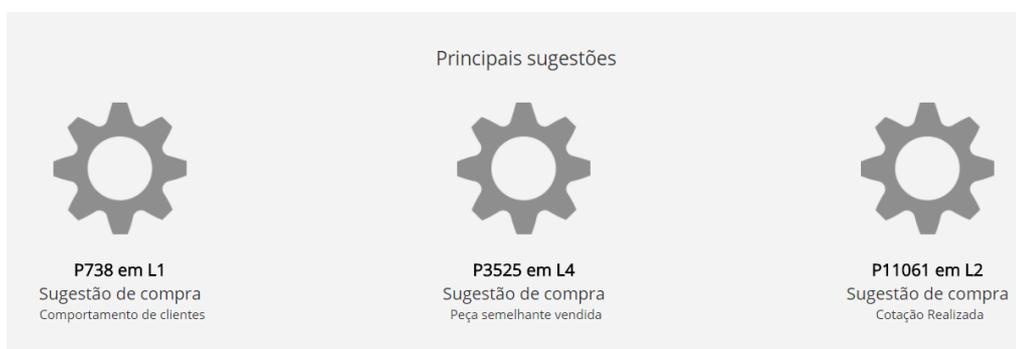


FIGURA 4 – Seção de principais sugestões do sistema

FONTE: Próprio Autor

- Através da pesquisa por peça e localidade:

A Figura 5 ilustra a seção de pesquisa por peça e localidade no sistema. O usuário pode realizar uma análise específica pela escolha da peça de reposição. Desta forma o sistema disponibilizará todas as recomendações já criadas para aquela peça a partir de seu código identificador, destacando as mais recentes.

Procure a peça desejada

Código da Peça
Localidade
Q

FIGURA 5 – Seção de pesquisa por peça e localidade

FONTE: Próprio Autor

A tela das recomendações faz uma leitura sobre os dados compilados pelos módulos de inteligência e exibe as principais informações sobre a peça de reposição em análise (Figura 6).

Peça P3525 - Localidade L4

Data da Recomendação	Recomendação	Previsão	Prioridade
01/06/2016	↑ aumento	Tendência de venda da peça P3525 em L4 devido a venda do material P8505 em L4 para o cliente C32	1
01/06/2016	↑ aumento	Tendência de venda da peça P3525 em L4 devido a venda do material P8943 em L4 para o cliente C49	1
01/05/2016	↑ aumento	Tendência de venda da peça P3525 em L4 devido a venda do material P8505 em L4 para o cliente C620	1

FIGURA 6 – Seção de exibição dos dados e previsões

FONTE: Próprio Autor

5.3 Tecnologias utilizadas

O sistema de recomendação desenvolvido neste trabalho foi implementado na linguagem de programação Java. Para sua interface com a Web, a tecnologia utilizada foi a JSP, intercalada com as linguagens HTML, CSS e JavaScript.

A abordagem orientada a objetos que caracteriza a linguagem Java foi fundamental para a decisão de sua utilização neste trabalho. Suas técnicas possibilitam um desenvolvimento que favorece o reaproveitamento, a aplicação de alterações e a manutenção do código do programa (KUNZ, 1989). Já a linguagem JSP, que é usada para criar conteúdo dinâmico em Java nas páginas Web, é flexível

e auxilia o acesso e manuseio dos bancos de dados (HACKENHAAR; ZANELLA; CARDOSO, 2010). Ambas são compatíveis com a essência do Sistema de Recomendação deste projeto, uma vez que este consiste em modularizar e combinar as soluções de sugestão.

Os bancos de dados utilizados pela ferramenta são estruturados de maneira relacional em linguagem SQL. O sistema de gerenciamento de banco de dados adotado é o MySQL. Alguns ajustes aos bancos de dados lidos pela aplicação, como a eliminação de caracteres inválidos, foram feitos no Microsoft Access, que é o sistema de gerenciamento de banco de dados no qual os dados foram originalmente disponibilizados para este trabalho.

6 DEFINIÇÃO DOS MÓDULOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS

6.1 Definições Iniciais

Para o completo desenvolvimento e análise de confiabilidade do sistema, foram utilizadas algumas bases de dados de uma empresa fabricante do setor aeronáutico, que contêm informações relacionadas às vendas e cotações de peças de reposição e às características destas peças. A abrangência dos dados vai de janeiro de 2012 até maio de 2017. Com o intuito de preservar os dados, os códigos identificadores das peças foram substituídos por uma chave composta pela letra P e por um número randômico. O mesmo foi feito para os códigos identificadores de clientes e para a localização geográfica das peças, utilizando as letras C e L respectivamente.

Para fins de testes, adotou-se também a premissa de que o fluxo geral do sistema, que engloba a leitura das novas vendas, o recálculo das métricas e atualização das sugestões, aconteceu no primeiro dia de cada mês entre junho de 2015 e junho de 2016, garantindo ao menos um ano para que a previsão da demanda se concretizasse. Esse período faz-se necessário para atender o alto *lead time* das peças de reposição do mercado aeronáutico.

Os módulos de inteligência inicialmente escolhidos para serem implementados neste trabalho visam investigar tendências em diversos níveis de profundidade, promovendo não só uma análise numa esfera macro das vendas e cotações, mas também apurando se determinadas particularidades das peças poderiam ser levadas em consideração para previsão de demandas. Eles se baseiam nos conceitos detalhados neste estudo e na experiência de planejadores de estoque do setor e serão explorados a seguir.

6.2 Módulo 1: Análise de compra conjunta

O indicador de compra conjunta é comumente encontrado em portais de *e-commerce* e sugere ao cliente um item que pode lhe interessar baseado no que ele já adquiriu anteriormente ou no que ele demonstrou interesse em adquirir. Tecnicamente, a recomendação é construída analisando as vendas de cada item, criando uma relação com outros itens que também foram comprados pelos mesmos clientes.

Adaptando o indicador para o estudo, o módulo de inteligência calculará, para cada par de peças de reposição, um valor de métrica que representa uma similaridade no comportamento de demanda das peças. A ideia do módulo é capturar casos em que um cliente tende a comprar uma peça por ter comprado outra, se esta situação já aconteceu com outros clientes. Um ponto de corte é estabelecido baseado na análise geral dos resultados. No momento em que um cliente compra uma peça que possui um valor de métrica acima deste ponto, uma previsão de demanda é gerada pelo sistema para o seu par; esta é conhecida como a técnica de ranqueamento.

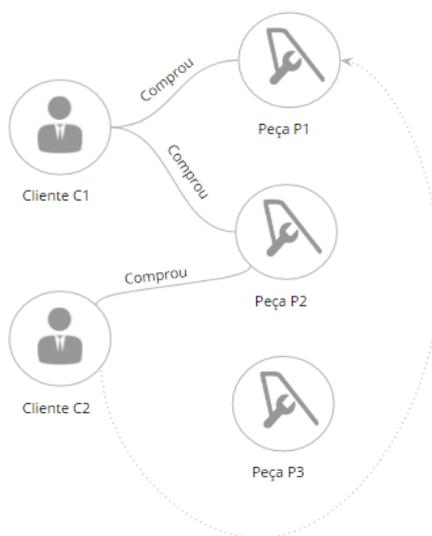


FIGURA 7 – Exemplo do módulo 1.

FONTE: Próprio Autor

O formato da previsão de demanda deste módulo no sistema segue o padrão exemplificado na Figura 7. Ao adquirir a Peça P2, a Peça P1 é apontada como possível futura demanda do Cliente C2. Ambas as peças já haviam sido adquiridas pelo Cliente C1. O resultado da análise da recomendação de estocagem é apontado como assertivo caso o cliente especificado tenha comprado a peça naquela determinada localização. Caso contrário, o resultado é classificado como falho.

Na rede complexa gerada pela aplicação, o valor obtido ao utilizar a métrica *Common Neighbors* representa a quantidade de clientes que já compraram as duas peças do par analisado. A Figura 8 explicita a relação entre o ponto de corte escolhido (eixo x), a quantidade de sugestões criadas pelo sistema classificadas em certas ou erradas (eixo y) e sua taxa de assertividade (eixo secundário).

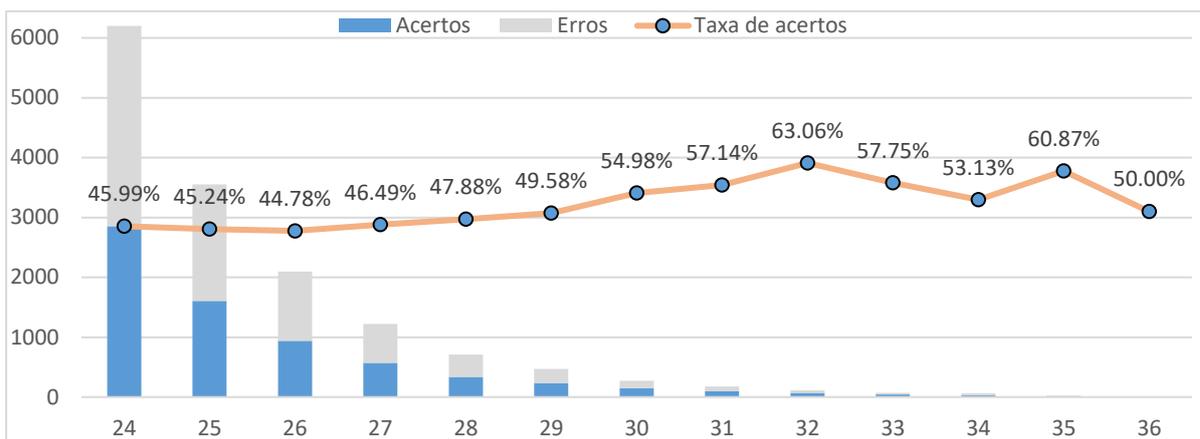


FIGURA 8 – Quantidade de previsões certas e erradas e a taxa de acertos por ponto de corte utilizando a métrica Common Neighbors no módulo 1 do sistema.

FONTE: Próprio Autor

O valor máximo calculado para esta métrica foi de 36. Para fins de comparação entre as métricas, o estudo utilizará os valores de ponto de corte que estão acima do terceiro quartil da amostra do ano (neste caso, 27). A média de assertividade para todas as recomendações criadas neste escopo foi de 46.49%, enquanto a média entre as taxas dos pontos de corte foi de 54.09%. Observa-se que há uma tendência natural de maior assertividade se mais clientes já adquiriram as duas peças do par em análise. Porém, quanto mais elevado o ponto de corte, menos acertos são registrados, já que o volume de sugestões com altos valores de métrica é menor. Deve-se, portanto, encontrar um equilíbrio que atenda às necessidades do contexto. A Figura 9 detalha o comportamento temporal da aplicação quando o ponto de corte escolhido é igual a 27, por englobar o número total de previsões no quartil.

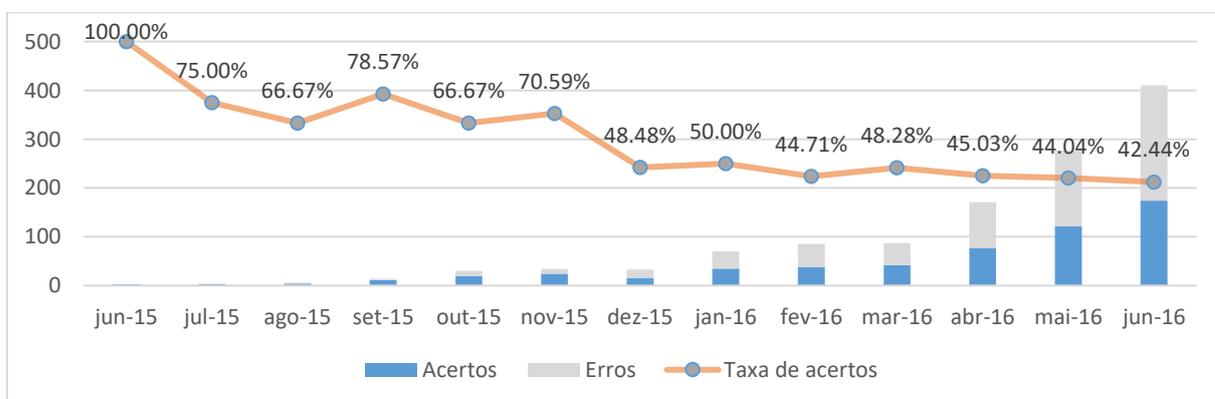


FIGURA 9 – Quantidade de previsões certas e erradas e a taxa de acertos por data de criação da previsão utilizando a métrica Common Neighbors no módulo 1 do sistema.

FONTE: Próprio Autor

A cada mês, com a leitura de novas vendas e o recálculo das métricas pelo sistema, mais sugestões são criadas. Esta situação acontece devido ao fato de mais pares de peças em estudo atingirem o ponto de corte da métrica, que foi implementado utilizando um valor fixo. Ao considerar a taxa de assertividade, o resultado apresenta uma tendência de redução à medida que novos pares passam a gerar sugestões e o valor máximo de métrica aumenta.

Optando por Adamic/Adar como métrica, os clientes que compram menos terão maior importância na hora de avaliar os pares de peças. A ideia é evitar que clientes que geram demanda para grande variedade de peças, que agem como *hubs* na rede complexa do sistema, influenciem de maneira negativa a criação das sugestões produzindo recomendações desnecessárias.

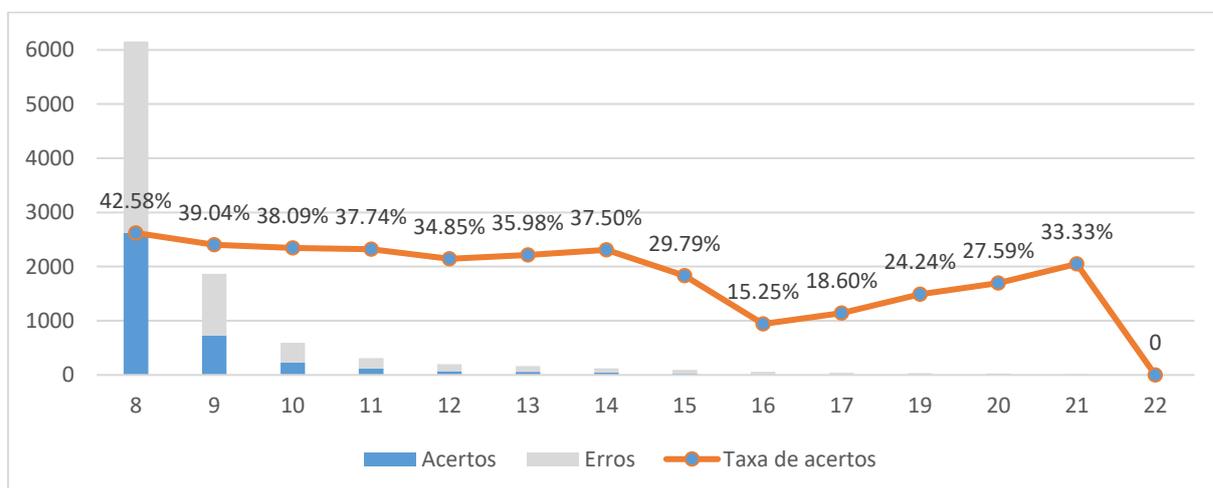


FIGURA 10 – Quantidade de previsões certas e erradas e a taxa de acertos por ponto de corte utilizando a métrica Adamic/Adar no módulo 1 do sistema.

FONTE: Próprio Autor

A Figura 10 permite observar que o desempenho da métrica Adamic/Adar para o escopo analisado foi bastante inferior ao demonstrado utilizando a métrica *Common Neighbors*. O valor máximo de métrica calculado foi 22.18. A assertividade para as recomendações do quartil superior foi de 15.25%, enquanto a média dos resultados obtidos por ponto de corte foi de 19.84%. Diferentemente do previsto, os poucos pares que obtiveram um valor alto não geraram muitas previsões convertidas em demandas reais. Infere-se, então, que os clientes que compram grande variedade de peças são os que mais auxiliam na criação de recomendações confiáveis.

Por sua vez, o coeficiente de Jaccard considera, do total absoluto de clientes que compraram pelo menos uma das peças envolvidas na comparação, quantos adquiriram as duas.

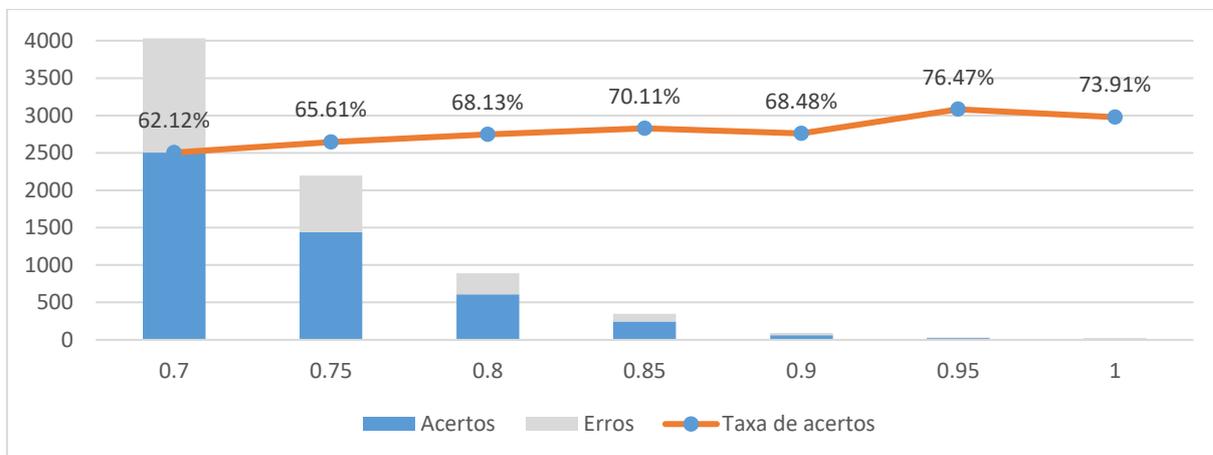


FIGURA 11 – Quantidade de previsões certas e erradas e a taxa de acertos por ponto de corte utilizando a métrica coeficiente de Jaccard no módulo 1 do sistema.

FONTE: Próprio Autor

A métrica, representada na Figura 11, apresenta um desempenho muito superior em comparação com aquelas consideradas anteriormente. O percentual de acertos para as previsões geradas acima do quartil superior dos pontos de corte é de 62.12%. Já a média das taxas de assertividade para o escopo chega a 69.26%. Outra grande vantagem de se utilizar o coeficiente de Jaccard como métrica é a facilidade de parametrizar o ponto de corte do sistema, tendo em vista que os valores representam um percentual.

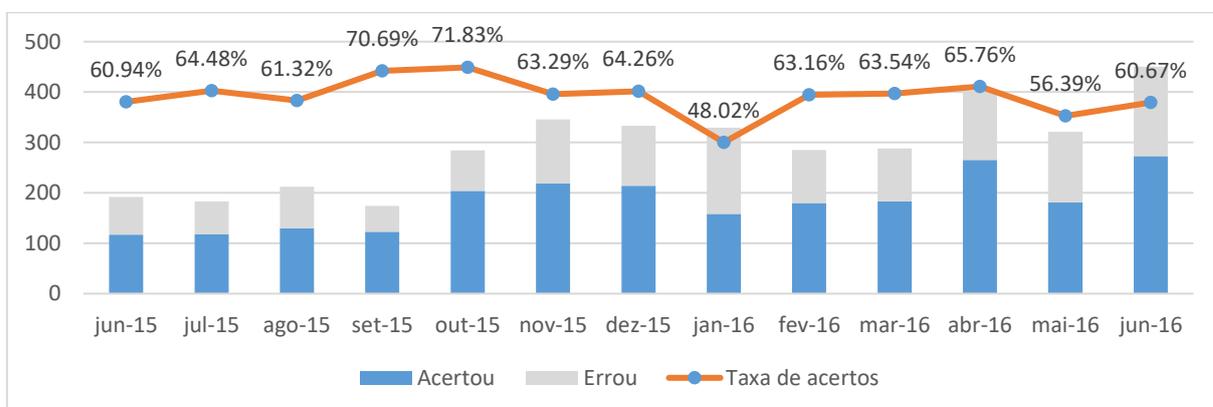


FIGURA 12 – Quantidade de previsões certas e erradas e a taxa de acertos por data de criação da previsão utilizando a métrica coeficiente de Jaccard no módulo 1 do sistema.

FONTE: Próprio Autor

Em relação ao comportamento temporal, ilustrado na Figura 12, a taxa de assertividade utilizando o coeficiente de Jaccard para o quartil destacado não apresenta grandes variações ao longo dos meses. O fato se deve exatamente à diferença na abordagem do valor da métrica, que representa um percentual dinâmico.

Por fim, o módulo apresenta um resultado bastante satisfatório em termos de assertividade de previsão de demanda, sobretudo ao utilizar o coeficiente de Jaccard como métrica principal. A venda de uma peça de reposição no contexto aeronáutico pode revelar indícios de venda de uma peça diferente no futuro.

6.3 Módulo 2: Comportamento de clientes

A abordagem utilizada pelo primeiro módulo para analisar o comportamento da demanda das peças de reposição em pares também pode ser aplicada de forma semelhante para estudar as características dos clientes por meio de suas compras. O objetivo do módulo é verificar, caso dois clientes tenham o costume de comprar as mesmas peças, a existência de uma tendência de demandas similares para ambos no futuro. A Figura 13 ilustra o padrão seguido de previsão de demanda no sistema para o módulo 2. Quando o cliente C1 compra a peça P1, uma previsão de venda da peça P1 é gerada para o cliente C2, visto que ambos os clientes anteriormente apresentaram comportamento de compras semelhante.

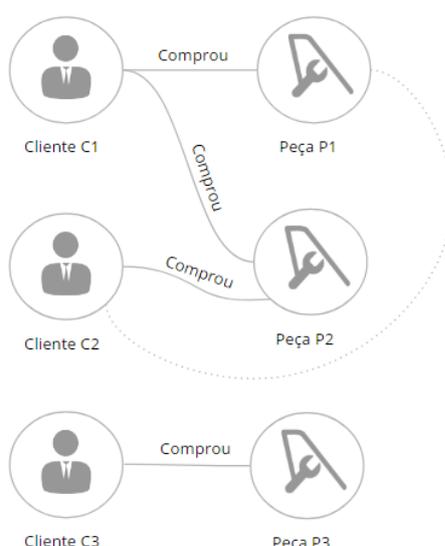


FIGURA 13 – Exemplo do módulo 2.

FONTE: Próprio Autor

As métricas utilizadas para o módulo de inteligência em questão serão calculadas por pares de clientes. Se dois clientes possuem um valor de métrica acima do ponto de corte e um deles realizou pelo menos uma compra no mês, uma previsão de demanda da peça em questão é gerada para o seu par pelo sistema. Para fins de análise, os resultados serão explorados aplicando os diferentes pontos de corte que estão acima do terceiro quartil da amostra. Será considerado um acerto caso a demanda prevista tenha realmente se concretizado da forma como foi sugerida pelo sistema, levando em consideração o cliente, a peça e a localidade.

Neste contexto, o valor da métrica *Common Neighbors* representa a quantidade de peças do mesmo modelo que os pares de clientes já adquiriram em comum. A assertividade ao se escolher essa métrica para o ano em análise é explicitada na Figura 14.

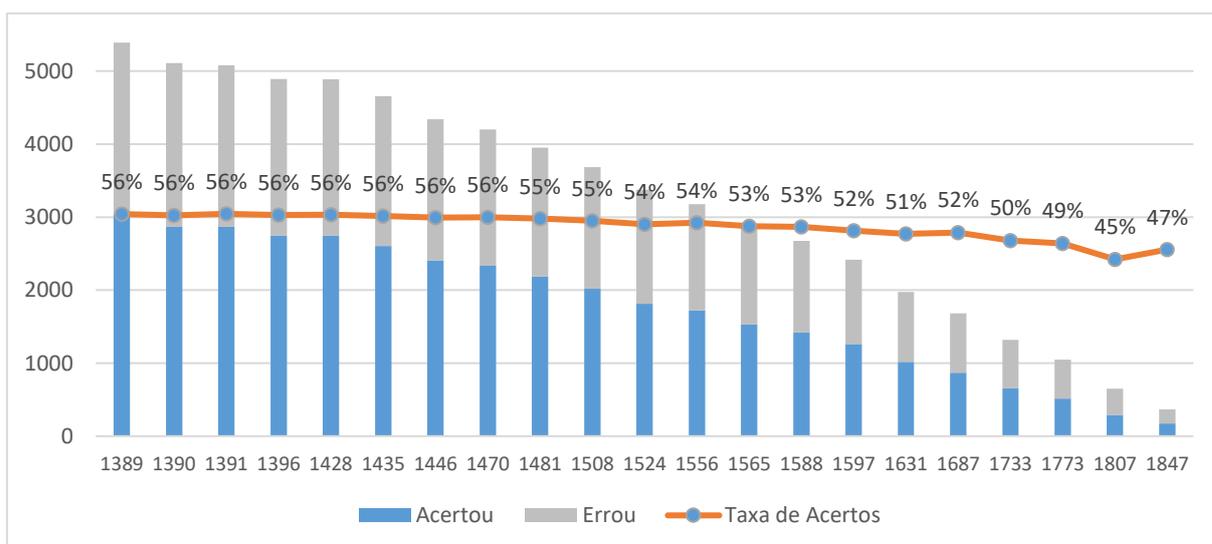


FIGURA 14 – Quantidade de previsões certas e erradas e a taxa de acertos por ponto de corte utilizando a métrica *Common Neighbors* no módulo 2 do sistema.

FONTE: Próprio Autor

Este módulo apresentou valores de *Common Neighbors* maiores e mais espaçados entre si, o que é natural devido à grande quantidade de peças que são vendidas para vários clientes. Percebe-se também a estabilidade dos resultados, uma vez que há pouca variação da taxa de assertividade para os diferentes valores de ponto de corte (média de 53.31%). A aplicação acertou 56.46% das suas previsões na amostra. Apesar do bom desempenho da métrica, a Figura 15 demonstra que, ao longo dos meses, houve uma leve redução na taxa de acertos das recomendações.

Assim como no primeiro módulo apresentado, o motivador dessa redução é o fato de ter sido estabelecido um ponto de corte estático.

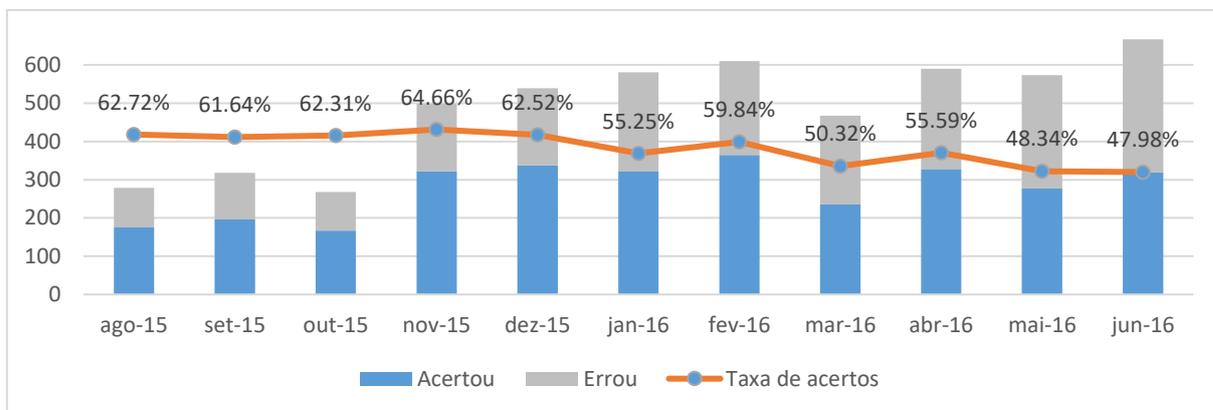


FIGURA 15 – Quantidade de previsões certas e erradas e a taxa de acertos por data de criação da previsão utilizando a métrica Common Neighbors no módulo 2 do sistema.

FONTE: Próprio Autor

Ao calcular Adamic/Adar em pares de clientes, o sistema estará indicando a quantidade de peças que eles compraram em comum. Porém, a diferença para *Common Neighbors* está no fato de que as peças que menos clientes adquiriram terão peso maior sobre as que foram adquiridas por diversos clientes diferentes. O propósito da métrica é buscar compras específicas que demonstram afinidade entre os clientes analisados.

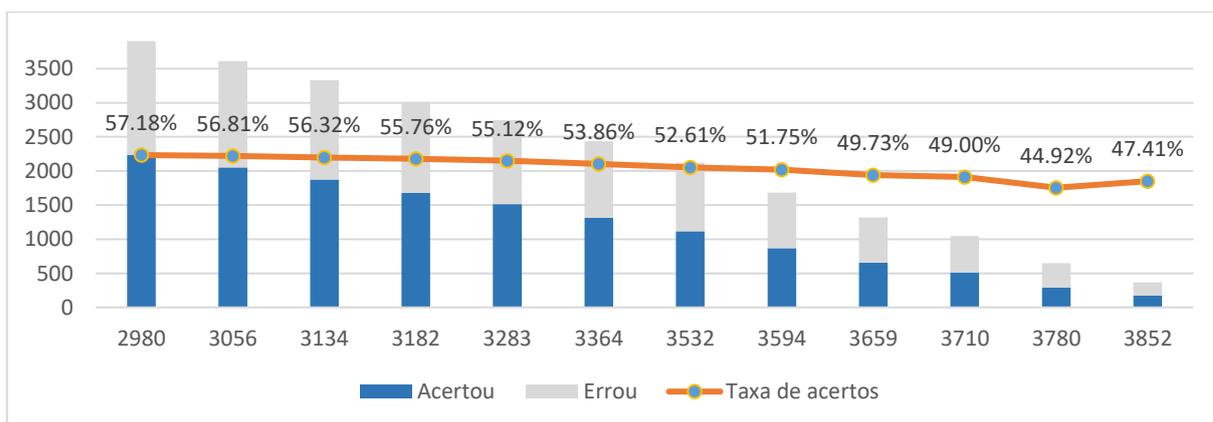


FIGURA 16 – Quantidade de previsões certas e erradas e a taxa de acertos por ponto de corte utilizando a métrica Adamic/Adar no módulo 2 do sistema.

FONTE: Próprio Autor

Neste módulo, Adamic/Adar também apresentou um resultado satisfatório, acertando em 57.18% das previsões do quartil superior da amostra conforme

observado na Figura 16. O comportamento do sistema mostrou-se equivalente àquele utilizando *Common Neighbors*: a taxa de acertos se manteve estável, apresentando leve redução à medida que se eleva o ponto de corte. Porém, essa redução torna-se pouco significativa, tendo em vista que neste caso menos sugestões são geradas.

O módulo mostrou-se eficaz para previsões de demanda, o que indica que existe uma relação entre o comportamento de diferentes clientes na hora de comprar. Portanto, há uma tendência de que clientes que compram as mesmas peças com frequência, seja por possuírem frotas parecidas ou outros motivos quaisquer, sigam comprando seguindo este perfil.

6.4 Módulo 3: Conversão de Cotação

As cotações são fatores importantes no dia a dia das vendas de uma empresa, pois podem indicar intenções de compra provenientes do próprio cliente. O objetivo desse módulo é estudar maneiras de aumentar a confiabilidade das tendências de compra apontadas pelas cotações. As informações sobre cotações possuem as mesmas características das demandas dos módulos anteriores, o que facilita a padronização das análises.

Esquematizando a natureza das cotações em grafos, a finalidade deste módulo é investigar as antigas cotações para prever se a demanda de uma nova cotação vai realmente existir.

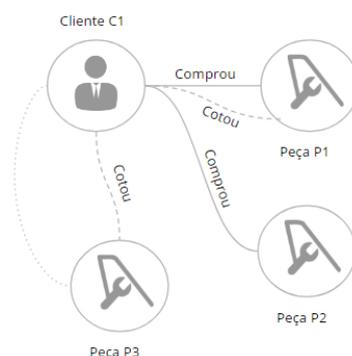


FIGURA 17 – Exemplo do módulo 3.

FONTE: Próprio Autor

Dois modelos de métricas baseados no histórico de cotações foram escolhidos. O primeiro deles, ilustrado na Figura 17, utiliza a taxa de conversão das cotações por

cliente. Caso o cliente tenha realizado as compras previstas nas cotações acima de um limiar percentual pré-definido, a aplicação criará uma previsão de demanda nas futuras cotações deste cliente. A Figura 18 ilustra a análise realizada com base neste primeiro modelo de métricas de histórico de cotações:

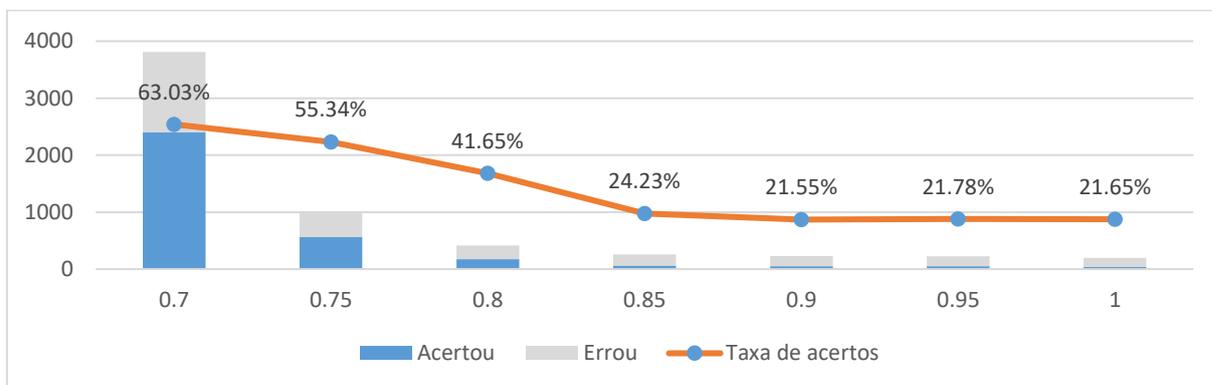


FIGURA 18 – Quantidade de previsões certas e erradas e a taxa de acertos por ponto de corte utilizando o histórico de conversão do cliente no módulo 3 do sistema.

FONTE: Próprio Autor

A taxa de acertos das previsões que surgiram no quartil superior da amostra foi de 63.03%. Porém, chama a atenção a diminuição no número de acertos à medida que o ponto de corte é elevado. Esse fato indica que deve haver um cuidado maior na hora de escolher o limiar, pois a quantidade da amostra influenciou o resultado.

O segundo modelo de métrica baseado no histórico de cotações refere-se à comparação do desempenho de conversão da peça em cotações passadas, independente do cliente envolvido. A Figura 19 demonstra esta análise.

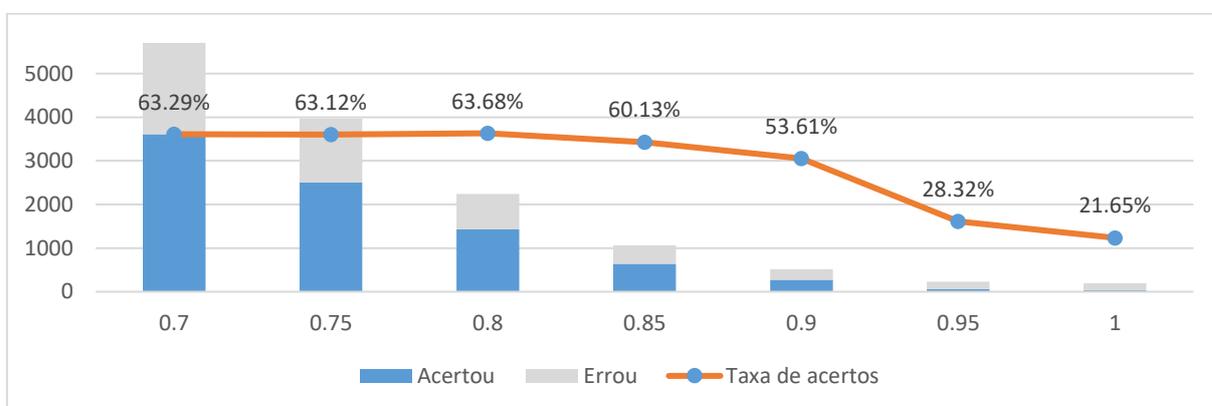


FIGURA 19 – Quantidade de previsões certas e erradas e a taxa de acertos por ponto de corte utilizando o histórico de conversão da peça no módulo 3 do sistema.

FONTE: Próprio Autor

Utilizando o histórico da peça como referência, o desempenho da aplicação referente à taxa de acertos (63.29%) aumentou e mais sugestões foram criadas pelo sistema no terceiro quartil da amostra (5704 sugestões). Além disso, a eficiência da aplicação ao utilizar pontos de corte maiores aumentou.

Analisar as cotações para prever demanda e recomendar estocagem mostrou-se um método eficaz. Porém, alguns estudos podem ser feitos visando a diminuição de erros ao utilizar grandes percentuais como ponto de corte.

6.5 Módulo 4: Tendências por Cluster

Informações sobre características das peças podem ser valiosas para prever demandas. As peças podem ser classificadas em vários grupos, de diversas naturezas, de acordo com seus atributos. Ao segmentar a rede complexa do sistema em grupos surgem os *clusters*, pequenos grafos delimitados por um perfil em comum de seus componentes.

O módulo atual visa apresentar uma maneira de identificar, de modo temporal, tendências de venda de peças que estão em um *cluster*. Para o estudo, a característica escolhida para segmentar a rede foi o sistema do avião ao qual a peça faz parte. Alguns exemplos de sistemas são o trem de pouso e o sistema de abastecimento. O padrão completo de classificação por sistemas de aeronave pode ser encontrado em ANAC (2012).

Para criar sugestões baseadas na previsão da demanda, a aplicação analisará a média histórica de vendas do grupo em questão e fará uma comparação com a quantidade vendida no mês corrente. Um percentual é definido como ponto de corte. Caso a quantidade de vendas do mês corrente, ao ser confrontada com a média histórica, apresente um crescimento percentual acima do ponto de corte, as peças que fazem parte daquele grupo terão tendência de aumento de pedidos e a recomendação de compra será gerada. Porém, caso a média corrente apresente redução percentual acima do ponto de corte, a tendência será de diminuição de pedidos, e a sugestão do sistema indicará reajuste de estoque. As recomendações só serão geradas para peças que venderam no mês em análise.

A Figura 20 ilustra um exemplo do módulo 4 para dois *clusters*, criados de acordo com o sistema do avião no qual a peça está inserida. Considera-se que todas as peças que fazem parte do *cluster* terão tendência de aumento ou redução, baseando-se na média histórica de vendas do Cluster.

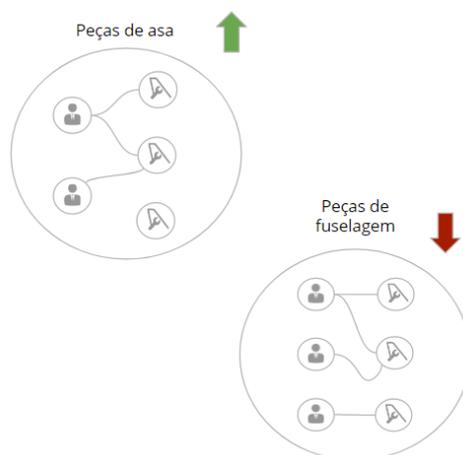


FIGURA 20 – Exemplo do módulo 4.

FONTE: Próprio Autor

Ao analisar o terceiro quartil da amostra das previsões geradas, com ponto de corte igual a 70%, que representa crescimento ou redução na média de vendas, observou-se que, no geral, a taxa de acertos para o módulo foi muito baixa: 9.43% para 2249 sugestões. A Figura 21 divide o resultado pelo tipo de recomendação – aumento ou diminuição de estoque. Apesar do bom desempenho nas previsões de redução de estoque, elas possuem pouca representatividade devido ao seu baixo volume presente na amostra.

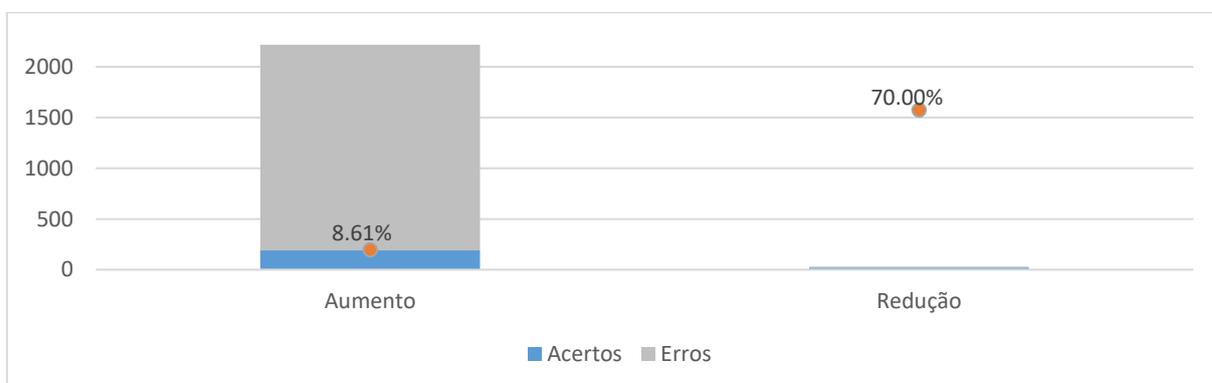


FIGURA 21 – Quantidade de previsões certas e erradas e a taxa de acertos por recomendação (aumento ou diminuição) no módulo 4 do sistema.

FONTE: Próprio Autor

Conclui-se que a escolha das características de segmentação do *cluster* é de fundamental importância para um bom resultado numa análise desta natureza. Características menos específicas, como no caso estudado, tendem a unir no mesmo *cluster* peças com comportamentos completamente distintos, o que leva o sistema ao erro na geração de previsões.

7 CONCLUSÃO

Por fim, este trabalho visou apresentar uma ferramenta flexível e de fácil manipulação, que une técnicas distintas de previsão de demanda de peças de reposição de aeronaves ao criar recomendações para estocagem. A alta exigência por disponibilidade de peças no mercado aeronáutico e a baixa eficiência dos métodos de previsão atuais foram os principais fatores que motivaram o estudo.

As técnicas utilizadas foram adaptadas e aplicadas ao contexto em questão por meio de diferentes módulos de inteligência. Para fins de testes de confiabilidade, uma simulação foi feita com todos os módulos utilizando dados de vendas de peças consolidadas entre 2012 e 2017.

Dos quatro módulos criados, três apresentaram resultados satisfatórios em termos de eficiência de suas recomendações, o que demonstra a existência de padrões de demanda no mercado da aviação. Diversas inferências puderam ser feitas com base no comportamento dos clientes e nas características das peças.

Visando trabalhos futuros, os módulos existentes serão aprimorados. Novas métricas e novas abordagens serão utilizadas para medir a similaridade de peças e clientes. Com a estabilidade dos módulos, as recomendações poderão ser mais precisas, acrescentando novos atributos, como a quantidade de peças que devem ser compradas. Além disto, novos módulos deverão ser implementados, explorando outras características da rede de vendas, e mais visibilidades serão desenvolvidas para o portal, trazendo novas informações que auxiliem no planejamento.

REFERÊNCIAS

- A SYNTETOS, A; BOYLAN, J e; DISNEY, S M. Forecasting for inventory planning: a 50-year review. *Journal Of The Operational Research Society*, [s.l.], v. 60, n. 1, p.149-160, 11 fev. 2009. Springer Nature. <http://dx.doi.org/10.1057/jors.2008.173>.
- AGÊNCIA NACIONAL DE AVIAÇÃO CIVIL. IS N° 00-001 REVISÃO A: Sistema de Dificuldades em Serviço. [s. L.]: Anac, 2012.
- CLEMEN, Robert T. et al. Combining forecasts: A review and annotated bibliography. *International Journal Of Forecasting*, [s.l.], v. 5, n. 4, p.559-583, jan. 1989. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/0169-2070\(89\)90012-5](http://dx.doi.org/10.1016/0169-2070(89)90012-5).
- DYKE, R. P. Ten; KUNZ, J. C.. Object-oriented programming. *Ibm Systems Journal*, [s.l.], v. 28, n. 3, p.465-478, 1989. IBM. <http://dx.doi.org/10.1147/sj.283.0465>.
- GETOOR, Lise; DIEHL, Christopher P.. Link Mining: A Survey. *SIGKDD Explorations*, [s. L.], v. 7, n. 2, p.3-12, dez. 2005.
- GHOBBAR, Adel A.; FRIEND, Chris H.. Evaluation of forecasting methods for intermittent parts demand in the field of aviation: a predictive model. *Computers & Operations Research*, [s.l.], v. 30, n. 14, p.2097-2114, dez. 2003. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0305-0548\(02\)00125-9](http://dx.doi.org/10.1016/s0305-0548(02)00125-9).
- GU, Jingyao; ZHANG, Guoqing; LI, Kevin W.. Efficient aircraft spare parts inventory management under demand uncertainty. *Journal Of Air Transport Management*, [s.l.], v. 42, p.101-109, jan. 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jairtraman.2014.09.006>.
- HACKENHAAR, Jonathan; ZANELLA, Renata; CARDOSO, Tatiana. Um comparativo entre PHP e JSP: definindo a melhor aplicação para o desenvolvimento de projetos web. *Revista Itec, Osório*, v. 1, n. 1, p.32-36, dez. 2010.
- HEMEIMAT, Raghad; AL-QATAWNEH, Lina; ARAFEH, Mazen. Forecasting Spare Parts Demand Using Statistical Analysis. *American Journal Of Operations Research*, [s.l.], v. 06, n. 02, p.113-120, 2016. Scientific Research Publishing, Inc.,. <http://dx.doi.org/10.4236/ajor.2016.62014>.
- HYNDMAN, Rob J; ATHANASOPOULOS, George. Forecasting: principles and practice. Disponível em: <<https://www.otexts.org/fpp/7/1>>. Acesso em: 26 maio 2017.

KENNEDY, W.j.; PATTERSON, J. Wayne; FREDENDALL, Lawrence D.. An overview of recent literature on spare parts inventories. *International Journal Of Production Economics*, [s.l.], v. 76, n. 2, p.201-215, mar. 2002. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0925-5273\(01\)00174-8](http://dx.doi.org/10.1016/s0925-5273(01)00174-8).

LIBEN-NOWELL, David; KLEINBERG, Jon. The link-prediction problem for social networks. *Journal Of The American Society For Information Science And Technology*, [s.l.], v. 58, n. 7, p.1019-1031, 2007. Wiley-Blackwell. <http://dx.doi.org/10.1002/asi.20591>.

LOWAS, Albert Frank. Improved Spare Part Forecasting for Low Quantity Parts with Low and Increasing Failure Rates. 2015. 528 f. Tese (Doutorado) - Curso de Filosofia, Wright State University, Ohio, 2015.

MORRIS, Michael. Forecasting Challenges of the Spare Parts Industry. *The Journal Of Business Forecasting*, [s. L.], v. 32, n. 3, p.22-27, Fall 2013.

NEWMAN, M. E. J.. The Structure and Function of Complex Networks. *Siam Review*, [s.l.], v. 45, n. 2, p.167-256, jan. 2003. Society for Industrial & Applied Mathematics (SIAM). <http://dx.doi.org/10.1137/s003614450342480>.

OZSOY, Makbule Gulcin; POLAT, Faruk. Trust based recommendation systems. *Proceedings Of The 2013 Ieee/acm International Conference On Advances In Social Networks Analysis And Mining - Asonam '13*, [s.l.], p.1267-1274, 2013. ACM Press. <http://dx.doi.org/10.1145/2492517.2500276>.

PALUDO, João Paulo de Moraes; YONEYAMA, Takashi; RODRIGUES, Leonardo Ramos. Um estudo sobre a utilização de modelos multi-elos para gestão de peças de reposição. In: *SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL*, 48., 2016, Vitória. Anais... . Vitória: SbpO, 2016. p. 1601 - 1612.

PENG-LIANG, Ting. A graph-based approach to model management. In: *INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS*, 38., 1986, [s.i]. *Proceedings...* [s. L.]: Icis, 1986. p. 136 - 151.

PWC. Spares forecasting: A commercial aviation perspective on value chain maturity and best practices. [s. L.]: Pwc, 2011. 32 p. Disponível em:

<<https://www.pwc.com/us/en/industrial-products/assets/commercial-aviation-spares-forecasting.pdf>>. Acesso em: 25 abr. 2017.

REBAZA, Jorge Carlos Valverde. Predicao de links em redes complexas utilizando informações de estruturas de comunidades. 2013. 132 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Ciências de Computação e Matemática Computacional, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2013.

REGO, José Roberto do; MESQUITA, Marco Aurélio de. Controle de estoque de peças de reposição em local único: uma revisão da literatura. *Production*, [s.l.], v. 21, n. 4, p.645-666, 2011. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0103-65132011005000002>.

SCHAEFFER, Satu Elisa. Graph clustering. *Computer Science Review*, [s.l.], v. 1, n. 1, p.27-64, ago. 2007. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cosrev.2007.05.001>.

SILVA, Gerson Luis Caetano da. Modelo de estoque para peças de reposição sujeitas à demanda intermitente e lead time estocástico. 2009. 87 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2009.