

CLASSIFICAÇÃO ABC DE SOBRESSALENTES USANDO O MÉTODO CROWM

Marcello Dantas Gomes Junior

Petróleo Brasileiro SA
Rua Henrique Valadares, 28, Centro. Rio de Janeiro/RJ
marcellodantasjr@yahoo.com.br

Marcos Santos

Instituto Militar de Engenharia (IME)
Praça Gen. Tibúrcio, 80 - Urca, Rio de Janeiro/RJ
marcosdossantos_doutorado_uff@yahoo.com.br

Carlos Francisco Simões Gomes

Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156 Campus Praia Vermelha Niterói/RJ
cfsgl@bol.com.br

RESUMO

Este trabalho propõe uma abordagem inovadora para a classificação ABC de materiais sobressalentes de manutenção, utilizando o método multicritério CROWM (*Communalities on Ranking and Objective Weights Method*). A proposta visa reduzir a subjetividade na tomada de decisão e melhorar a priorização de itens com base em sete critérios objetivos: consumo, custo, lead time, parque instalado, NPR (FMEA), peso e volume. O CROWM combina técnicas de normalização e ranqueamento para criar um modelo robusto e adaptável à realidade operacional. Os resultados mostram que a abordagem permite uma classificação eficiente, destacando os itens mais críticos (classe A) e promovendo uma gestão estratégica dos demais (classes B e C), com flexibilidade para atualização contínua conforme mudanças na demanda e criticidade.

PALAVRAS-CHAVE: ABC, Sobressalentes, CROWM, Decisão multicritério.

Tópicos: Decisão multicritério, logística.

ABSTRACT

This study proposes an innovative approach to ABC classification of maintenance spare parts using the multicriteria method CROWM (*Communalities on Ranking and Objective Weights Method*). The goal is to reduce subjectivity in decision-making and improve item prioritization based on seven objective criteria: consumption, cost, lead time, installed base, Risk Priority Number (RPN from FMEA), weight, and volume. CROWM combines normalization and ranking techniques to build a robust and adaptable decision-making model. The results indicate that the approach enables efficient classification, highlighting the most critical items (Class A) and promoting strategic management of the others (Classes B and C), with flexibility for continuous updates in response to changes in demand and operational criticality.

KEYWORDS. ABC, Spare Parts, CROWM, Multicriteria decision-making.

Paper topics: Multicriteria decision-making, logistics.

1. Introdução

A classificação ABC é uma metodologia amplamente empregada na gestão de estoques para categorizar itens em classes de acordo com sua importância relativa, facilitando a priorização e a alocação de recursos. Apesar de sua aplicação generalizada, no caso de materiais sobressalentes, essa classificação apresenta desafios específicos devido à diversidade de itens e critérios envolvidos, como custo, criticidade, tempo de reposição e frequência de uso.

Materiais sobressalentes desempenham um papel crucial na manutenção de processos industriais, garantindo a continuidade operacional e reduzindo tempos de inatividade. A ausência de itens críticos no momento necessário pode resultar em prejuízos financeiros significativos e comprometimento da confiabilidade das operações. Por outro lado, o excesso de estoque eleva custos de armazenagem e imobilização de capital, tornando a gestão eficiente desses itens uma tarefa desafiadora.

A abordagem tradicional da classificação ABC baseia-se em critérios isolados, como valor monetário ou consumo anual, o que pode ser insuficiente em ambientes industriais complexos. No caso de sobressalentes, múltiplos critérios devem ser integrados para refletir com precisão a criticidade e a prioridade dos itens. Métodos multicritério, como entropia de Shannon, AHP e TOPSIS, têm se mostrado eficazes para superar as limitações da abordagem tradicional, permitindo a ponderação objetiva de diferentes fatores.

Adicionalmente, a crescente volatilidade dos mercados e a globalização das cadeias de suprimentos têm reforçado a necessidade de soluções mais adaptáveis e dinâmicas. Em setores estratégicos, como óleo e gás, mineração e manufatura, a implementação de metodologias avançadas para a classificação de sobressalentes não é apenas uma prática recomendada, mas uma necessidade para evitar rupturas operacionais.

Assim, a classificação ABC de sobressalentes não apenas otimiza a gestão de estoques, mas também contribui para a melhoria contínua da eficiência operacional e da alocação de recursos. Este trabalho busca abordar essas lacunas ao propor uma abordagem baseada no método multicritério CROWM, oferecendo uma solução objetiva e robusta para um problema essencial da gestão de estoques em ambientes industriais modernos..

2. Descrição do Problema

Este problema de pesquisa trata da classificação ABC de sobressalentes para a aquisição, unitização e envio de 5.677 materiais (denotados de CM.0001 a CM.5677) aos almoxarifados centrais e locais de plataformas *offshore* de petróleo e gás natural. O objetivo é classificar os materiais de forma eficiente, levando em consideração múltiplos critérios que impactam as operações, como orçamento limitado, peso e volume dos materiais.

Para a análise e tomada de decisão, foram definidos sete critérios fundamentais:

- a. Histórico de consumo do material (UN): quantidade de peças consumidas em determinada janela de tempo.
- b. Custo do Material (R\$): Refere-se ao valor unitário de aquisição do material, influenciando diretamente o orçamento disponível para compra.
- c. Lead Time (dias): Relacionado ao tempo necessário para que o material seja adquirido e entregue, o que impacta o planejamento de manutenção e operação nas plataformas.
- d. Parque Instalado (UN): Indica o número de unidades do material presentes nos equipamentos das plantas industriais. Esse critério revela a frequência e a criticidade do material nos processos operacionais, afetando a priorização.
- e. Número de Prioridade de Risco (NPR): Valor adimensional obtido nas análises de FMEA (Failure Modes and Effects Analysis), que considera a probabilidade de falha, a consequência de falha e a detectabilidade do risco associado ao material. Este critério tem alta relevância para a gestão de riscos, priorizando materiais que, em caso de falha, podem afetar a operação de forma mais grave.

- f. Peso (kg): Refere-se ao peso do material, um fator importante para o transporte e armazenamento, especialmente em plataformas offshore, onde há limitações de espaço e capacidade de carga.
- g. Volume (m³): Indica o espaço ocupado pelo material, outro fator crítico para a alocação eficiente dos materiais no almoxarifado, onde o espaço é escasso.

A utilização da classificação ABC é essencial neste contexto, pois permite a priorização dos itens em função de sua importância relativa, considerando as diversas limitações e a necessidade de otimizar o estoque. A classificação ABC segmenta os materiais em três categorias:

- o Categoria A: Materiais de alta prioridade, com impacto significativo em custos, operação e risco, que devem ser adquiridos e armazenados com urgência.
- o Categoria B: Materiais de prioridade intermediária, que devem ser controlados, mas não exigem a mesma urgência que os da categoria A, ou sequer exigem a formação de estoque.
- o Categoria C: Materiais de baixa prioridade e não será formado estoque com eles.

Este modelo de priorização é crucial para a gestão de estoque em plataformas offshore, onde a logística de aquisição e armazenamento de materiais enfrenta desafios relacionados à limitação de espaço, peso, volume e orçamento. O problema de tomada de decisão envolve a alocação eficiente de recursos escassos, garantindo a continuidade das operações e a minimização de riscos associados ao abastecimento e ao uso dos materiais.

3. Revisão bibliográfica

O problema da classificação ABC de materiais sobressalentes é presente na literatura relevante. Uma pesquisa na base Scopus usando os termos “ABC”, “spare”, “part”, “classification” retornou 48 artigos. Destes, 18 apresentaram métodos de realizar a classificação. Em ordem de quantidade de citações, são apresentados trabalhos envolvendo metodologias propostas para classificação ABC de sobressalentes.

O trabalho de [Hu et al., 2017] propõe um framework de classificação de peças sobressalentes com múltiplos critérios, utilizando a abordagem DRSA, com acurácia de 96% em estudo de caso real. [Ishizaka et al., 2018] apresentam o DEASort, que melhora a DEA tradicional incorporando AHP e conhecimento dos decisores para classificar itens de estoque. [Baykasoğlu et al., 2016] introduzem uma abordagem fuzzy para decisão em grupo, aplicando-a com sucesso na classificação de inventário sob incerteza. [Stoll et al., 2015] propõem uma classificação tridimensional [ABC-XYZ, VED] para almoxarifados centralizados, com AHP e árvore de decisão, aplicada a 50.000 itens. [Sarmah & Moharana, 2015] desenvolvem um modelo fuzzy para classificar estoques visando minimizar paradas, com maior flexibilidade frente a métodos tradicionais. [Gong et al., 2022] integram FMECA à análise ABC para priorizar componentes críticos, aplicando ao sistema de freios de ônibus com ganhos em eficiência. [Ali et al., 2020] propõem um modelo [Q, r] para estoques MRO em óleo e gás, reduzindo estoques em 57% e aumentando nível de serviço em 8,88%. [Kareem & Lawal, 2015] apresentam um sistema dinâmico baseado em falhas e consequências, integrando ABC e séries temporais para gestão preditiva. [Sheikh-Zadeh et al., 2021] propõem o PBIC, método de classificação por desempenho que supera abordagens ABC tradicionais, com alta proximidade da solução ótima. [Raja et al., 2016] utilizam agrupamento hierárquico para desenvolver políticas de inventário baseadas em métricas transformadas de variáveis. [Hanafi et al., 2019] aplicam ABC e EOQ para reorganizar armazém, reduzindo deslocamento anual em mais de 133 mil metros e otimizando custos de fornecimento. [Prachuabsupakij, 2019] utiliza mineração de dados com cinco técnicas de ensemble para classificar SKUs via ABC em armazém de peças sobressalentes na Tailândia. [X. Sun, 2013] simula com Flexsim a otimização do inventário por classificação ABC, melhorando a eficiência da gestão. [Cantini et al., 2024] apresentam o SP-LACE, metodologia multicritério para SCs de reposição, superando limitações anteriores e melhorando desempenho logístico. [Çelebi et al., 2008] propõem uma classificação ABC multicritério para sistemas ferroviários, considerando impacto operacional, compra e controle. [Yang & Niu, 2009] comparam peças sobressalentes a WIP e produtos finais, propondo modelo de otimização para estoque em depósito único. [Amer &

Jawad, 2023] utilizam matriz ABC-VED para classificar itens por custo e criticidade funcional, aprimorando a organização do estoque. [Atakay et al., 2022] combinam AHP, ABC e VED no setor automotivo, aplicando políticas (R, S, s) e otimizando custos com ARENA e sistema DSS. [Emar et al., 2021] analisam estoque de TI, destacando obsolescência e demanda, e propõem melhoria no ABC com foco na criticidade. [Chen & Chen, 2016] propõem modelo ABC com múltiplos critérios via SVM, considerando MTBF, fornecimento, custo e criticidade. [Hematyar, 2011] desenvolve técnica fuzzy com SAW e função de pertencimento para classificar itens em usinas, sendo bem aceita por gestores. [Cantini et al., 2021] comparam duas heurísticas ABC para múltiplos locais, mostrando melhorias em níveis de estoque e eficiência nos pedidos. [X. Wang, 2019] aplica DEA à classificação ABC em loja 4S Citroën, visando otimizar a gestão de peças automotivas.

4. Procedimentos Metodológicos

O primeiro passo do procedimento metodológico é a pesquisa numa base científica renomada. Neste trabalho a revisão bibliográfica foi feita na base Scopus. Foram utilizadas combinações de termos como “ABC”, “classification”, “spare” e “part”. Não foi imposta nenhuma limitação na janela de tempo. A pesquisa retornou 48 artigos da base Scopus, destes, 32 abordavam formas de realizar a classificação ABC de sobressalentes. Portanto, estes 32 artigos foram selecionados e abordados na seção de Fundamentação Teórica.

O segundo passo é a construção da base de dados para aplicação da metodologia. Cada empresa tem seu repositório onde os dados são armazenados. No caso do presente trabalho, os dados foram retirados da base do SAP e anonimizados, de forma a resguardar informações sensíveis, inviabilizando a identificação de descrição, classes, modelos e fabricantes dos materiais sobressalentes. Os demais dados são reais. Para cada material são levantados os seguintes dados:

- Histórico de consumo do material (UN): quantidade de peças consumidas em determinada janela de tempo, sendo critério monotônico de lucro, ou seja, quanto maior o consumo, maior será a tendência de o material estar no topo.
- Preço (R\$): valor de comprar do material, sendo critério monotônico de lucro, ou seja, quanto mais caro, maior a tendência de o material estar no topo do ranque.
- Lead time (dias): tempo total de suprimento do material, sendo critério monotônico de lucro.
- Parque (UN): quantidade de vezes que o material se repete nos equipamentos das instalações, sendo critério monotônico de lucro.
- NPR: é o número de prioridade de risco, oriundo das FMECAs dos equipamentos, variando de 1 a 1000, sendo critério monotônico de lucro.
- Volume (m³): espaço físico ocupado pelo material, sendo critério monotônico de custo. Este parâmetro é importante devido limitações de espaço nos almoxarifados, sobretudo nos almoxarifados *offshore*.
- Peso (kg): é o peso bruto do material, sendo critério monotônico de custo. Este critério ou parâmetro tem fundamental importância nos almoxarifados *offshore*.

Após a extração da base, deve-se fazer uma análise de estatística descritiva e tratar os outliers. Outliers podem ocorrer devido inconsistências dos dados. Nestes caso, as inconsistências devem ser tratadas pontualmente e, quando não for possível o tratamento, os materiais outliers devem ser excluídos da análise. Em outros casos, alguns materiais realmente serão outliers. Nestes caso sofrerão tratamento separado. Ao final destes tratamentos, ter-se-á a matriz de decisão. Sendo composta pelos materiais (alternativas) e pelos critérios.

O terceiro passo é a execução do método CROWM. Ela ocorreu por meio da ferramenta web gratuita, acessível neste link: <https://crowm.ime.eb.br/>. Ela foi desenvolvida por [de Araújo Costa et al., 2024]. A análise deve ser feita nos seguintes resultados:

- Testes da PCA. Avaliar os resultados do teste de esfericidade de Bartlett e o KMO, conforme [Fávero & Belfiore, 2022].

- Pesos atribuídos aos critérios: o método CROWM faz a composição dos pesos por meio da média aritmética dos pesos advindos da análise PCA e do MEREC, conforme será visto mais adiante. Deve-se analisar se os pesos guardam coerência com a realidade e expectativas dos tomadores de decisão.
- Analisar o mapa de calor, de forma a entender as correlações entre os critérios.
- A plotagem de correlações entre os critérios é uma saída disponibilizada pela ferramenta, mostrando graficamente a correlação entre os critérios e o perfil de desempenho de todas as alternativas dentro de cada critério.
- Há uma saída também interessante que é a plotagem 2D das duas principais componentes, agrupando os sete critérios. Entretanto, de acordo com o percentual de variância capturada pelas duas, esta análise não é tão efetiva.
- É gerado o ranqueamento de todos os materiais sobressalentes da matriz de decisão.

Por fim, devem ser estabelecidos os pontos de corte da região ABC do ranque formado.

No presente trabalho os pontos de corte foram baseados na quantidade de materiais de cada região da curva ABC. Mas, se acordo com as necessidade e visão dos tomadores de decisão, estes pontos de corte podem ser estabelecidos de acordo com o preço dos materiais, volume total, peso total, NPR, consumo, lead time ou de outras maneiras.

5. Proposta de solução

Conforme mencionado, a aplicação do método CROWM na classificação ABC de materiais sobressalentes é inédita na literatura relevante, analisando-se a base Scopus. O método CROWM é composto por nove etapas, conforme [de Araújo Costa et al., 2024]:

- i. Estabelecimento de um conjunto de dados contendo um total de n observações e k variáveis apresentadas. Os dados são oriundos do repositório dos tomadores de decisão e é constituído por alternativas (linhas) e critérios (colunas.)
- ii. Determinação da matriz de correlações ρ :
Proveniente da matriz de decisão original. São as correlações par a par entre todos os critérios.

$$\rho = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \dots & \rho_{1k} \\ \rho_{21} & 1 & \dots & \rho_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k1} & \rho_{k2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad 1$$

- iii. Determinação dos autovalores e de suas respectivas variâncias compartilhadas:
A matriz de correlações $k \times k$ mostra k autovalores obtidos por meio da Equação 2:

$$\det(\lambda^2 \cdot I - \rho) = 0, \text{ com } \lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \dots + \lambda_k^2 = k \quad 2$$

Esta expressão pode ser reescrita conforme Equações 3 e 4, resultando no autovalores Λ^2 :

$$\rho = \begin{bmatrix} \lambda^2 - 1 & -\rho_{12} & \dots & -\rho_{1k} \\ -\rho_{21} & \lambda^2 - 1 & \dots & -\rho_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\rho_{k1} & -\rho_{k2} & \dots & \lambda^2 - 1 \end{bmatrix} \quad 3$$

$$\Lambda^2 = \begin{bmatrix} \lambda_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_k^2 \end{bmatrix} \quad 4$$

- iv. Determinação dos autovetores (v):
Os autovetores no PCA representam as direções principais no espaço dos dados, ou seja, os eixos nos quais a variância é maximizada. Cada autovetor está associado a um autovalor,

que indica a quantidade de variância explicada nessa direção. Eles são usados para transformar os dados originais em um novo sistema de coordenadas, facilitando a redução de dimensionalidade enquanto preservam a variância mais relevante.

$$\begin{bmatrix} \lambda^2 - 1 & -\rho_{12} & \dots & -\rho_{1k} \\ -\rho_{21} & \lambda^2 - 1 & \dots & -\rho_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\rho_{k1} & -\rho_{k2} & \dots & \lambda^2 - 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} v_{1k} \\ v_{2k} \\ \vdots \\ v_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad 5$$

$$\begin{cases} (\lambda_1^2 - 1) \cdot v_{1k} - \rho_{12} \cdot v_{2k} \dots - \rho_{1k} \cdot v_{kk} = 0 \\ -\rho_{21} \cdot v_{1k} + (\lambda_2^2 - 1) \cdot v_{2k} \dots - \rho_{2k} \cdot v_{kk} = 0 \\ \vdots \\ -\rho_{k1} \cdot v_{1k} - \rho_{k2} \cdot v_{2k} \dots + (\lambda_k^2 - 1) \cdot v_{kk} = 0 \end{cases} \quad 6$$

v. Determinação dos scores fatoriais:

Os scores fatoriais, no contexto de análise de componentes principais (PCA) ou análise fatorial, representam os valores projetados das observações nos novos eixos definidos pelos autovetores ou fatores. Eles indicam a posição de cada observação em relação às combinações lineares das variáveis originais que explicam a variância máxima. Esses scores são úteis para interpretar a relação entre as observações e os componentes principais, permitindo agrupar ou classificar os dados com base em suas características dominantes.

$$S_k = \begin{bmatrix} S_{1k} \\ S_{2k} \\ \vdots \\ S_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{v_{1k}}{\sqrt{\lambda_k^2}} \\ \frac{v_{2k}}{\sqrt{\lambda_k^2}} \\ \vdots \\ \frac{v_{kk}}{\sqrt{\lambda_k^2}} \end{bmatrix} \quad 7$$

vi. Determinação dos fatores:

No PCA, os fatores são componentes principais obtidos como combinações lineares das variáveis originais, maximizando a variância explicada. Eles são ortogonais, associados a autovalores (variância explicada) e definidos por autovetores (pesos das variáveis), permitindo reduzir a dimensionalidade dos dados com mínima perda de informação.

$$F_{ki} = \frac{v_{1k}}{\sqrt{\lambda_k^2}} \cdot ZX_{1i} + \frac{v_{2k}}{\sqrt{\lambda_k^2}} \cdot ZX_{2i} + \dots + \frac{v_{kk}}{\sqrt{\lambda_k^2}} \cdot ZX_{ki} \quad 8$$

Em que Z representa o valor do critério normalizado pelo Z score.

vii. Determinação das cargas fatoriais e comunicações:

A determinação das cargas fatoriais no PCA envolve calcular a correlação entre cada variável original e os componentes principais. Essas cargas indicam o quanto cada variável contribui para o fator. Já as comunicações representam a variância total de cada variável explicada pelos componentes principais selecionados, sendo a soma dos quadrados das cargas fatoriais de cada variável nos componentes.

Para cargas fatoriais tem-se a Equação 9:

Variável	F_1	F_2	...	F_k
x_1	α_{11}	α_{12}	...	α_{1k}
x_2	α_{21}	α_{22}	...	α_{2k}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
x_k	α_{k1}	α_{k2}	...	α_{kk}

9

Para comunalidade tem-se a Equação 10:

$$\alpha_{ij}^2 = C_{ij} \quad 10$$

Em que C_{ij} é a comunalidade, com i se referindo à i-ésima PC e j se referindo ao j-ésimo critério.

- viii. Determinação dos pesos dos critérios pelas cargas fatoriais e pelo MEREC:
A definição via MEREC é conforme [Keshavarz-Ghorabae et al., 2021] e Carga Fatoriais é conforme [Lee et al., 2010].

A Equação 11 contém o cálculo do peso j-ésimo critério pela cargas fatoriais:

$$\varphi_j = \sum_{i=1}^k |\alpha_{ij}| w_i \quad 11$$

Em que k é o número de PCs com autovalor maior que, conforme critério de Kaiser, [Fávero & Belfiore, 2022].

O cálculo dos pesos pelas cargas fatoriais é dado pela Equação 12:

$$\omega_j'' = \frac{\varphi_j}{\sum_{j=1}^m \varphi_j} \quad 12$$

Em que m é a quantidade de critérios.

A partir dos pesos derivados do MEREC e das Cargas Fatoriais, é possível calcular os pesos de CROWM, conforme [Ecer & Pamucar, 2022].

$$\omega_j = \frac{\omega_j' + \omega_j''}{2} \quad 13$$

- ix. Avaliação de desempenho:
Avaliação do desempenho via *weighted sum and ordering criteria* (PCA pura), conforme [Fávero & Belfiore, 2022]:

$$P_n = \sum_{i=1}^{k_{\max}} F_{in} w_i \quad 14$$

Avaliação de desempenho pelo CROWM, conforme [de Araújo Costa et al., 2024]:

$$P_n = \sum_{i=1}^{k_{\max}} \sum_{j=1}^m F_{in} C_{ji} \omega_j \quad 15$$

6. Discussão dos Resultados

A aplicação do método CROWM gerou os seguintes pesos para os sete critérios, conforme Tabela 1:

Tabela 1 - Ponderação dos critérios do problema usando o método CROWM.

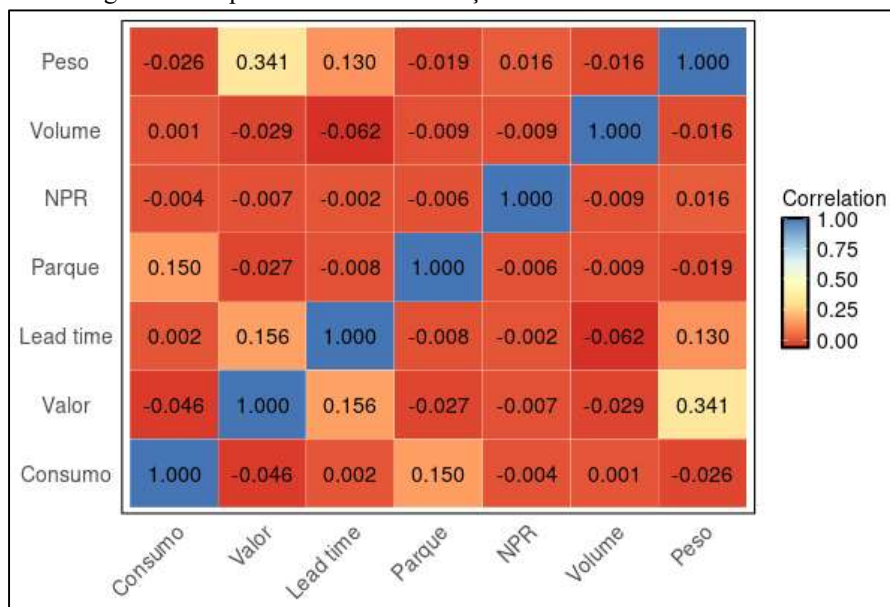
Critério	Peso MEREC	Peso PCA	Peso CROWM
Consumo	0.04689308	0.14673795	0.09681552
Valor	0.14622900	0.17079757	0.15851329
Lead time	0.05318791	0.14468162	0.09893477
Parque	0.08426983	0.14151428	0.11289205
NPR	0.12824204	0.07355282	0.10089743
Volume	0.31981437	0.14985795	0.23483616
Peso	0.22136377	0.17285781	0.19711079

Fonte: Produzido pelos autores.

Nota-se a importância da composição do MEREC e da PCA nos pesos elicitados via CROWM. O MEREC chegou em diferenças grandes na ponderação dos critérios, já a PCA obteve um uniformidade exagerada. O CROWM apontou como critérios mais importantes o Volume, Peso e Valor, bastante coerente com a realidade de materiais sobressalentes em almoxarifados *offshore*. O critério menos importante foi o consumo, já que ausência ou forte presença de consumo não necessariamente indica continuidade desta ou daquela tendência no futuro.

Analisando a Figura 1, percebe-se uma baixa correlação entre os critérios. Isto deve-se ao fato de a base se tratar de uma coleção bastante eclética de materiais. Percebe-se ainda a presença de valores extremos em todos os critérios, mesmo após o tratamento dos *outliers*. O que também era de se esperar.

Figura 1 - Mapa de calor das correlações de Pearson entre os critérios.



Fonte: Produzido pelos autores por meio da ferramenta online gratuita CROWM.

As maiores correlações identificadas são entre os critérios Valor (R\$) e Peso (kg), o que tem coerência com a realidade. Entre Lead Time (dias) e Valor (R\$), por influência de materiais importados e materiais que não são de prateleira, os quais tendem a ser mais caros. Entre Lead Time (dias) e Peso (kg), devido a maior esforço logístico. Ou correlação interessante é entre Parque Instalado (unidades) e Consumo (unidades), o que encontra amparo na realidade também.

A Tabela 22 mostra as cargas fatoriais. Pelo critério de Kaiser, serão adotadas apenas as três primeiras componentes ou fatores quem juntas, explicam apenas 51,55% da variância dos dados. Entretanto há a possibilidade de flexibilizar e incluir a PC4, sob pena do aumento da dimensionalidade do resultado. Isto ocorre pelo fato de se ter uma base bastante eclética de materiais sobressalentes.

Tabela 2 - Cargas fatoriais dos critérios.

Parâmetros PCA	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7
Cumulative Var	20.74%	37.08%	51.55%	65.79%	78.54%	90.62%	100.0%
Proportion Var	20.74%	16.35%	14.46%	14.25%	12.74%	12.09%	9.38%
SS loadings	1.452	1.144	1.012	0.997	0.892	0.846	0.656

Fonte: Produzido pelos autores.

Por fim, a Tabela 33 ilustra uma pequena amostra dos materiais de cada uma das regiões da curva ABC. Neste trabalho, o corte das regiões foi de acordo com a quantidade de materiais.

- Região A: 20% dos materiais sobressalentes;
- Região B: 30% dos materiais sobressalentes;
- Região C: 50% dos materiais sobressalentes.

Tabela 3 - Amostragem dos sobressalentes de cada região da curva ABC.

Material	Posição	Consumo	Valor (R\$)	Lead time	Parque	NPR	Volume (m³)	Peso (kg)	Região (ABC)
CM.01766	1	2	734076,38	234	6	192	0,729	500	A
CM.00990	2	1	963486,61	290	12	14	0,137	25	
CM.05141	3	4	803087,13	150	4	80	2,717	200	
CM.03692	4	4	752770,30	359	8	112	0,03	0,3	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
CM.05310	1333	60	183,65	149	392	256	1,728	4	B
CM.01990	1334	80	1982,25	305	96	60	0,18	0,2	
CM.03764	1335	14	46,66	323	12	84	0,027	0,01	
CM.00998	1336	288	144,59	250	288	8	0,02	0,01	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
CM.02029	1337	1	19543,54	344	8	12	0,02	1	B
CM.04578	1338	5	8867,94	266	8	60	0,535	30	
CM.04313	1339	3	8277,42	344	40	35	0,001	1,02	
CM.00901	1340	1	9129,27	247	32	168	0,012	1	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
CM.01284	3036	40	78,06	211	8	75	6,4	0,2	C
CM.03909	3037	1	726,28	256	20	48	13,5	0,02	
CM.01357	3038	8	6534,05	209	5	60	0,057	2,36	
CM.04150	3039	14	450,73	201	59	84	0,001	0,1	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
CM.00186	3040	2	420,19	183	8	120	0,09	0,1	C
CM.00962	3041	1	885,45	217	64	64	0,001	1,33	
CM.00036	3042	2	484,85	211	21	80	0,008	0,1	
CM.03164	3043	11	245,87	135	928	100	0,036	0,1	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
CM.04171	5674	6	16,33	55	32	84	900	0,25	C
CM.02735	5675	1	510,60	100	28	126	975	0,2	
CM.02207	5676	6	2663,88	130	40	48	980	0,45	
CM.02767	5677	4	154,57	75	2	12	961	2	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	

Fonte: Produzido pelos autores.

Ao sintetizar as três regiões divididas conforme quantidade de sobressalentes, chega-se na Tabela 4:

Tabela 4 - Síntese das três regiões da curva ABC.

Região	Percentual de sobressalentes	Valor (R\$)	Peso (kg)	Volume (m ³)
A	20%	39.118.086,21	33.137	1.658
B	30%	8.657.717,30	5.802	1.374
C	50%	5.429.452,05	3.436	75.188

Fonte: Produzido pelos autores.

7. Considerações Finais e Oportunidade Futuras

As considerações finais deste trabalho destacam o alcance do objetivo principal da pesquisa, que foi desenvolver uma abordagem inovadora e eficiente para a classificação ABC de materiais sobressalentes da manutenção utilizando o método multicritério CROWM. A metodologia proposta demonstrou sua eficácia ao mitigar a subjetividade dos decisores, permitindo uma avaliação objetiva e criteriosa de milhares de itens com base em critérios relevantes, como custo, lead time, parque instalado, Número de Prioridade de Risco (NPR), peso e volume.

Os resultados evidenciaram que o método CROWM é capaz de fornecer uma classificação ABC robusta e adaptada às necessidades operacionais, facilitando a identificação e priorização dos materiais mais críticos (classe A) e a gestão estratégica dos itens menos prioritários (classes B e C). Além disso, a flexibilidade do modelo para ser atualizado conforme mudanças na demanda e criticidade operacional garante sua aplicabilidade contínua em cenários dinâmicos.

Assim, a pesquisa atingiu seu propósito de oferecer uma solução prática e objetiva para a gestão de estoques, contribuindo para a eficiência dos processos de manutenção e para a tomada de decisão baseada em dados, fortalecendo a gestão estratégica dos materiais sobressalentes.

Oportunidades futuras de avanço neste tipo de problema seria implementar o trabalho com o método híbrido SAPEVO-H2 – CROWM. A ideia seria definir pesos para os critérios por meio da agregação de diversos especialistas, de forma a atender objetivos estratégicos do processo de gestão de sobressalentes e gestão de ativos. Na composição final dos pesos seria feita a média aritmética entre os pesos elicitados via SAPEVO H² e PCA, ao invés de MEREC e PCA. Desta forma, pode-se incluir a visão do grupo de tomadores de decisão e partes interessadas no problema de classificação ABC de materiais sobressalentes.

Referências

- Ali, U., Salah, B., Naeem, K., Khan, A. S., Khan, R., Pruncu, C. I., Abas, M., & Khan, S. (2020). Improved inventory management system in oil and gas company: Increased service level and reduced average inventory investment. *Sustainability (Switzerland)*, 12(19), 1–19. <https://doi.org/10.3390/su12198027>
- Amer, H. Y., & Jawad, M. K. (2023). Inventory Analysis Using the ABC-Ved Matrix - Applied Research in Al-Zawraa State Company. *International Journal of Professional Business Review*, 8(5), e01508. <https://doi.org/10.26668/businessreview/2023.v8i5.1508>
- Atakay, B., Onbaşılı, Ö., Özçet, S., Akbulak, İ., Cevher, H. B., Alcaz, H., Gördesli, İ., Paldrak, M., & Staiou, E. (2022). Spare Parts Inventory Management System in a Service Sector Company. In N. M. Durakbasa & M. G. Gençyılmaz (Eds.), *Lecture Notes in Mechanical Engineering* (pp. 787–799). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. https://doi.org/10.1007/978-3-030-90421-0_67
- Baykasoğlu, A., Subulan, K., & Karaslan, F. S. (2016). A new fuzzy linear assignment method for multi-attribute decision making with an application to spare parts inventory classification. *Applied Soft Computing Journal*, 42, 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.01.031>
- Cantini, A., De Carlo, F., Leoni, L., & Tucci, M. (2021). A novel approach for spare parts dynamic deployment. *Proceedings of the Summer School Francesco Turco*. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85124666574&partnerID=40&md5=95be6f42bb73eb88a9753b4aeae3ece1>

- Cantini, A., Peron, M., De Carlo, F., & Sgarbossa, F. (2024). A data-driven methodology for the periodic review of spare parts supply chain configurations. *International Journal of Production Research*, 62(5), 1818–1845. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2201939>
- Çelebi, D., Bayraktar, D., & Aykaç, D. S. Ö. (2008). Multi criteria classification for spare parts inventory. 38th International Conference on Computers and Industrial Engineering 2008, 2, 1780–1787. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84888260990&partnerID=40&md5=2b97391a84c3aaa406a15cb87781f131>
- Chen, J., & Chen, T. (2016). Research on classification method of spare parts inventory based on warranty data. *Proceedings - 2016 IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics, SOLI 2016*, 195–199. <https://doi.org/10.1109/SOLI.2016.7551686>
- de Araújo Costa, A. P., Terra, A. V., de Souza Rocha Junior, C., de Araújo Costa, I. P., Moreira, M. Â. L., dos Santos, M., Gomes, C. F. S., & da Silva, A. S. (2024). Optimization of Obstructive Sleep Apnea Management: Novel Decision Support via Unsupervised Machine Learning. *Informatics*, 11(2), 22. <https://doi.org/10.3390/informatics11020022>
- Ecer, F., & Pamucar, D. (2022). A novel LOPCOW-DOBI multi-criteria sustainability performance assessment methodology: An application in developing country banking sector. *Omega*, 112, 102690. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2022.102690>
- Emar, W., Al-Omari, Z. A., & Alharbi, S. (2021). Analysis of inventory management of slow-moving spare parts by using ABC techniques and EOQ model-a case study. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 23(2), 1159–1169. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v23.i2.pp1159-1169>
- Fávero, L. P., & Belfiore, P. (2022). *Manual de Análise de Dados: Estatística e Modelagem Multivariada* (1st ed.). LTC.
- Gong, J., Luo, Y., Qiu, Z., & Wang, X. (2022). Determination of key components in automobile braking systems based on ABC classification and FMECA. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, 9(1), 69–77. <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2019.01.008>
- Hanafî, R., Mardin, F., Asmal, S., Setiawan, I., & Wijaya, S. (2019). Toward a green inventory controlling using the ABC classification analysis: A case of motorcycle spares parts shop. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 343(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/343/1/012012>
- Hematyar, Sh. (2011). Fuzzy classification of gas power plant spare parts by combination statistical classification technique, SAW, ABC analysis. *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 1800–1804. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2011.6118226>
- Hu, Q., Chakhar, S., Siraj, S., & Labib, A. (2017). Spare parts classification in industrial manufacturing using the dominance-based rough set approach. *European Journal of Operational Research*, 262(3), 1136–1163. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.04.040>
- Ishizaka, A., Lolli, F., Balugani, E., Cavallieri, R., & Gamberini, R. (2018). DEASort: Assigning items with data envelopment analysis in ABC classes. *International Journal of Production Economics*, 199, 7–15. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.02.007>
- Jiang, S., Xu, F., Fan, S.-Q., Jiang, Y., Zhang, Y., & Chen, Y.-J. (2012). Researches on spare parts management of truck assembly shop. *Advanced Materials Research*, 403–408, 1262–1265. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.403-408.1262>
- Kareem, B., & Lawal, A. S. (2015). Spare parts failure prediction of an automobile under criticality condition. *Engineering Failure Analysis*, 56, 69–79. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2015.04.011>
- Keshavarz-Ghorabae, M., Amiri, M., Zavadskas, E. K., Turskis, Z., & Antucheviciene, J. (2021). Determination of Objective Weights Using a New Method Based on the Removal Effects of Criteria (MEREC). *Symmetry*, 13(4), 525. <https://doi.org/10.3390/sym13040525>
- Khasanah, R., Fadillah, M. I., Sodikin, I., & Susetyo, J. (2024). Spare parts inventory control to minimize total inventory cost using continuous review system and periodic review system approaches. In A. G. Abdullah, D. Ramayanti, H. Septanto, & Y. G. Adhiyoga (Eds.), *AIP Conference Proceedings* (Vol. 3077, Issue 1). American Institute of Physics. <https://doi.org/10.1063/5.0202654>
- Lee, J., Kang, S.-H., Rosenberger, J., & Kim, S. B. (2010). A hybrid approach of goal programming for weapon systems selection. *Computers & Industrial Engineering*, 58(3), 521–527. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2009.11.013>
- Luluah, L., Baidowi, N., & Jauhari, W. A. (2020). Inventory control of machine spare part using periodic review method: A case study in PT Sari Warna Asli Textile. In W. Sutopo, M. Anwar, M. H. Ibrahim, H.

- Maghfiroh, C. H. B. Apribowo, S. Ibrahim, & M. Hisjam (Eds.), AIP Conference Proceedings (Vol. 2217). American Institute of Physics Inc. <https://doi.org/10.1063/5.0000687>
- Muthalib, I. S., Indah, A. B., Asmal, S., & Hamzir, G. Z. R. (2022). Planning of Excavator 320D Spare Part Inventory used ABC-FSN Analysis and Lot Sizing Method (Case Study: PT Trakindo Utama Makassar). In B. Hamzah, F. Mahmuddin, & I. S. Areni (Eds.), AIP Conference Proceedings (Vol. 2543). American Institute of Physics Inc. <https://doi.org/10.1063/5.0095469>
- Prachuabsupakij, W. (2019). ABC Classification in Spare Parts for Inventory Management using Ensemble Techniques. Proceedings - APCCAS 2019: 2019 IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems: Innovative CAS Towards Sustainable Energy and Technology Disruption, 333–336. <https://doi.org/10.1109/APCCAS47518.2019.8953154>
- Raja, A. M. L., Ai, T. J., & Astanti, R. D. (2016). A Clustering Classification of Spare Parts for Improving Inventory Policies. In Z. Hamedon, A. R. Yusoff, M. A. M. Azhari, A. K. P. Rao, M. N. O. Zahid, & F. M. Turan (Eds.), IOP Conference Series: Materials Science and Engineering (Vol. 114, Issue 1). Institute of Physics Publishing. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/114/1/012075>
- Sarmah, S. P., & Moharana, U. C. (2015). Multi-criteria classification of spare parts inventories - A web based approach. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 21(4), 456–477. <https://doi.org/10.1108/JQME-04-2012-0017>
- Sheikh-Zadeh, A., Rossetti, M. D., & Scott, M. A. (2021). Performance-based inventory classification methods for large-Scale multi-echelon replenishment systems. Omega (United Kingdom), 101. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2020.102276>
- Stoll, J., Kopf, R., Schneider, J., & Lanza, G. (2015). Criticality analysis of spare parts management: a multi-criteria classification regarding a cross-plant central warehouse strategy. Production Engineering, 9(2), 225–235. <https://doi.org/10.1007/s11740-015-0602-2>
- Sun, B.-F., Liu, Y.-M., Jia, H.-F., & Ma, L.-L. (2008). Dynamic order strategy(R, st, ST) for automobile spare parts on a target service level. 2008 International Conference on Management Science and Engineering 15th Annual Conference Proceedings, ICMSE, 167–172. <https://doi.org/10.1109/ICMSE.2008.4668911>
- Sun, X. (2013). Simulations on the spare parts inventory management of equipment maintenance in manufacturing enterprise based on flexsim. Advanced Materials Research, 712–715, 3181–3186. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.712-715.3181>
- Ternero, R., Sepúlveda-Rojas, J. P., Alfaro, M., Fuertes, G., & Vargas, M. (2023). INVENTORY MANAGEMENT WITH STOCHASTIC DEMAND: CASE STUDY OF A MEDICAL EQUIPMENT COMPANY. South African Journal of Industrial Engineering, 34(1), 131–142. <https://doi.org/10.7166/34-1-2668>
- Wang, L., He, J., & Zeng, Y. (2009). Classifying spare parts inventory using an ANN and particle swarm optimization approach. Journal of Computational Information Systems, 5(1), 187–192. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-65649134423&partnerID=40&md5=056173789fe3e49a298600de2f84f6de>
- Wang, X. (2019). Optimization of ABC Classification Method for Automobile Spare Parts based on DEA. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 252(2). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/252/2/022005>
- Xu, N., & Xu, W. (2021). A Classification Method of Inventory Spare Parts Based on Improved Super Efficient DEA-ABC Model. In C. Pang, Y. Gao, G. Chen, E. Popescu, L. Chen, T. Hao, B. Zhang, S. M. Navarro, & Q. Li (Eds.), Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics): Vol. 12511 LNCS (pp. 214–224). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. https://doi.org/10.1007/978-3-030-66906-5_20
- Yang, K., & Niu, X. (2009). Research on the spare parts inventory. IE and EM 2009 - Proceedings 2009 IEEE 16th International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, 1018–1021. <https://doi.org/10.1109/ICIEEM.2009.5344253>
- Yu, J. (2021). Research on Rail Transit Spare Parts Management Based on AHP-ABC Model. In J. Jiao, H. Wang, H. Wei, X. Wang, Y. An, & X. Zhao (Eds.), CICTP 2021: Advanced Transportation, Enhanced Connection - Proceedings of the 21st COTA International Conference of Transportation Professionals (pp. 2484–2493). American Society of Civil Engineers (ASCE). <https://doi.org/10.1061/9780784483565.239>
- Zheng, X., & Chen, Y. (2024). Optimization of inventory cost control for SMEs in supply chain transformation: A case study and discussion. E a M: Economie a Management, 27(1), 87–107. <https://doi.org/10.15240/tul/001/2024-5-002>