

## ANÁLISE DE DADOS NO APOIO À TOMADA DE DECISÕES INDUSTRIAIS

Daiana Brito Rodrigues<sup>1</sup>

Carlos Eduardo de França Roland<sup>2</sup>

*A essência do conhecimento consiste em aplicá-lo, uma vez possuído.*  
Confúcio

### Resumo

O desenvolvimento da Tecnologia Digital da Informação e Comunicação nas indústrias permitiu a implantação de sistemas de informação que se tornaram fontes geradoras de dados. O volume de dados armazenados cresce exponencialmente, e estima-se que uma minoria desses dados seja utilizada para tomada de decisão gerencial. O processo de mineração de dados visa transformar dados em informações relevantes que geram conhecimento e auxiliam os gestores nos processos decisórios, a partir de análises que têm por objetivo mitigar riscos e maximizar oportunidades promovendo a competitividade das organizações. Neste contexto, utilizando-se de pesquisas bibliográficas exploratórias e experimentos em cenário real como estudo de caso, a pesquisa pretendeu demonstrar a importância da exploração de dados armazenados em fontes diversas, para a geração de conhecimento. São detalhadas as etapas do processo de preparação dos dados e apresentada a ferramenta de *Business Intelligence* usada, com base nas melhores práticas de análise sobre dados simulados, de confecção própria, equivalentes aos extraídos de um sistema de gestão empresarial. O objetivo da pesquisa foi implementar o processo para facilitar o gerenciamento do estoque de produtos acabados de uma indústria. A ferramenta oferece ao gestor informações descritivas que podem prever rupturas e excessos no estoque, tornando possível a prescrição de medidas a serem tomadas para mitigá-los, além de descrever o cenário de saudabilidade do estoque de acordo com o prazo de validade dos produtos estocados.

**Palavras-chave:** Análise de Dados. Gestão de Estoque. Gestão Industrial. Inteligência de Negócios.

### Abstract

*The development of Digital Information and Communication Technology in industries allowed the implementation of information systems that have become sources of data generators. The volume of stored data grows exponentially, and it is estimated that a minority of this data is used for management decision making. The data mining process aims to transform data into relevant information that generate knowledge and assist*

---

<sup>1</sup> Tecnóloga em Gestão de Produção Industrial pela Fatec Dr. Thomaz Novelino – Franca/SP. Endereço eletrônico: daiana.rodrigues@fatec.sp.gov.br

<sup>2</sup> Docente no curso de Análise e Desenvolvimento de Sistemas pela Fatec Dr. Thomaz Novelino – Franca/SP. Endereço eletrônico: carlos.roland@fatec.sp.gov.br

*managers in decision-making processes, based on analyzes that aim to mitigate risks and maximize opportunities promoting the competitiveness of organizations. In this context, using exploratory bibliographical research and experiments in a real scenario as a case study, the research aimed to demonstrate the importance of exploring data stored in different sources for the generation of knowledge. The stages of the data preparation process are detailed, and the Business Intelligence tool used is presented, based on the best analysis practices on simulated data, which are self-made, equivalent to those extracted from a business management system. The objective of the research was to implement the process to facilitate the management of an industry's finished product inventory. The tool provides the manager with descriptive information that can predict stockouts and surpluses, making it possible to prescribe measures to be taken to mitigate them, in addition to describing the stock health scenario according to the expiration ate of the stocked products.*

**Keywords:** *Data Analysis. Stock Management. Industrial Management. Business Intelligence.*

## 1 Introdução

Segundo estudo realizado pela International Data Corporation, (REINSEL, GANTZ e RYDNING, 2018) de 2018 a 2025 o volume de dados armazenados em formato digital crescerá por um fator de mais de 5, indo de 33 trilhões de gigabytes (Zettabytes – ZB) para 175 ZB. Segundo Silva, Peres e Boscaroli (2016), não é fácil lidar com todo esse volume de dados de forma a trazer benefícios à sociedade, mas há como fazê-lo de maneira eficaz e eficiente por meio da mineração de dados.

A pesquisa realizada pretendeu demonstrar para gestores de estoques que a análise de dados pode contribuir consideravelmente para a escolha das melhores decisões, com baixo ou até zero custo de implantação a depender dos recursos da indústria.

O presente trabalho é apresentado em quatro capítulos, sendo esta primeira parte uma explanação geral e introdutória. A partir de embasamento teórico no segundo capítulo, são apresentados o conceito de mineração de dados, especificadas as diferenças entre dado, informação e conhecimento, além de detalhar as etapas do processo de análise de dados. O terceiro capítulo aborda as novas tecnologias que têm permitido a coleta de dados relevantes para o negócio da indústria, a ineficiência dos sistemas ERPs na extração de informação de forma ágil, e a importância da exploração e monitoramento desses dados na busca por informação útil que gere conhecimento que contribua para a tomada de decisões mais assertivas. Por fim, o quarto capítulo apresenta o desenvolvimento de uma ferramenta de Business

Intelligence, nomeada de BI Gestão Estoque, percorrendo as etapas abordadas do processo de mineração de dados.

## 2 Mineração de dados e Inteligência de Negócios

Mineração de Dados, também conhecida pelo termo em inglês *Data Mining*, pode ser contextualizada como um conjunto de técnicas e algoritmos que exploram dados organizando-os e padronizando-os a fim de extrair conhecimento potencialmente útil.

Mineração de dados é definida em termos de esforços para descoberta de padrões em bases de dados. A partir dos padrões descobertos, têm-se condições de gerar conhecimento útil para um processo de tomada de decisão. Trata-se, portanto, da aplicação de técnicas, implementadas por meio de algoritmos computacionais, capazes de receber, como entrada, um conjunto de fatos ocorridos no mundo real e devolver, como saída, um padrão de comportamento, o qual pode ser expresso, por exemplo, como uma regra de associação, uma função de mapeamento ou a modelagem de um perfil. (SILVA, PERES, e BOSCARIOLI, 2016, p. 11).

Em análise de dados vale a máxima: um texto não é tão bom quanto uma tabela, e uma tabela não é tão boa quanto um gráfico. A visualização gráfica de resultados é um dos principais objetivos da análise de dados. A Inteligência de Negócios, *Business Intelligence* (BI) em inglês, nasceu para a análise de dados buscando encurtar o tempo entre dados de negócios e decisões de negócios, ou seja, como usar dados para influenciar decisões (CHOU, 2019). BI foi um termo proposto por Howard Dresner do Gartner Group em 1989 para designar o conjunto de metodologias, processos, arquiteturas, e tecnologias que transformam dados brutos em informação significativa e útil, usada para habilitar percepções estratégicas, táticas, e operacionais mais efetivas para a tomada de decisões organizacionais (ELIAS, 2014; JI *et al.*, 2004).

### 2.1 Dado, Informação e Conhecimento

Dado, informação e conhecimento têm definições distintas e são diretamente relacionadas no processo de análise de dados.

Dado pode ser definido como um fragmento bruto da realidade, um fato isolado, uma entidade descontextualizada de sentido e sem valor agregado, que não possibilita tirar conclusões para tomada de decisões (SETZER, 2015).

Os dados são a matéria-prima para que o processo de mineração ocorra e podem ser encontrados de maneira estruturada, não estruturada e semiestruturada.

Os dados estruturados possuem estrutura rígida, padrão bem definido e são de fácil organização. São armazenados em estruturas tabulares, onde cada linha registra um item da classe e as colunas mantém as características dele. Dados originários de sistemas ERPs, por exemplo, usam um modelo de base de dados estruturados.

A Tabela 1 mostra um conjunto de registros de dados estruturados de produtos. Pode-se observar dados de estoque de produtos, onde cada registro possui um identificador único e sequencial (NUMERO\_REGISTRO) e atributos descritivos, como localização do produto no estoque, código do produto, descrição do produto, lote, data de fabricação e validade e quantidade disponível.

**Tabela 1** – Modelo de base de dados estruturados.

NUMERO_REGISTRO	LOCAL_ESTOQUE	CODIGO_PRODUTO	PRODUTO	LOTE	FABRICACAO	VALIDADE	QUANTIDADE_ESTOQUE
1	Expedição	11105	Fininho	MFI55	12/07/2018	01/07/2020	24.492
2	Expedição	11109	Nhoque	MNH20	09/08/2018	29/07/2020	26.505
3	Expedição	11107	Ave Maria	MAV41	10/08/2018	30/07/2020	1.342
4	Expedição	11103	Penne	MPE144	03/04/2019	23/03/2021	60.392
5	Expedição	11102	Espaguete	MES320	15/04/2019	04/04/2021	49.991

**Fonte:** autoria própria

Já dados não estruturados não possuem estrutura definida. Os atributos de cada registro são coletados e armazenados de forma flexível. Como exemplo pode-se citar dados de áudio digitalizados, fotos, documentos e vídeos. Estima-se que 90% dos dados gerados classificam-se em não estruturados como mostrado na Figura 1.

Os dados semiestruturados são representados por uma estrutura heterogênea, possuem algum nível de organização, porém faz-se necessário um pré-processamento para identificação e extração da sua estrutura (SOMASUNDARAN, 2011). A exemplo de dados semiestruturados pode-se citar conteúdos de redes sociais acompanhados de *tags* que marcam o conteúdo com palavras-chave descritivas, conhecidas por *hashtags*.

Os dados podem ser dimensionados pelo seu volume, velocidade, variedade, veracidade e valor. A organização, o arranjo e o relacionamento dos dados de maneira significativa, obtidos a partir de processos operados sobre eles, gera informação.

**Figura 1 – Tipos de dados.**



Fonte: EMC2 (2012, p. 12).

Pode-se assim, caracterizar informação como um conjunto de dados contextualizados (SETZER, 2015). O autor afirma:

Informação é uma abstração informal (isto é, não pode ser formalizada através de uma teoria lógica ou matemática), que está na mente de alguém, representando algo significativo para essa pessoa. Note-se que isto não é uma definição, é uma caracterização, porque "algo", "significativo" e "alguém" não estão bem definidos (SETZER, 2015, p. 1).

À medida que se torna possível tomar decisões através de informações obtidas a partir do tratamento de dados, tem-se o conhecimento. Ou seja, da aplicabilidade da informação surge o conhecimento. Pode-se considerar que conhecimento é o bem mais valioso de qualquer organização, especialmente as que operam na chamada Era da Informação definida por Manuel Castells na trilogia *A Era da Informação: Economia, Sociedade e Cultura* publicada na segunda metade dos anos 90 (SOUZA, 2019).

A compreensão desse conceito por gestores e colaboradores e a sua utilização de forma adequada no ambiente organizacional pode contribuir significativamente para o aumento de sua competitividade no mercado que opera. Porém, para que isso seja possível é fundamental que o conhecimento gerado seja compartilhado entre os executores da organização e de fácil entendimento.

Conhecimento é classificado em tácito e explícito, sendo o tácito restrito a cada indivíduo, e varia de acordo com as percepções, ideias, experiências e *know-how* de cada um. Por ser subjetivo e depender das habilidades e competências de cada indivíduo, normalmente pode haver dificuldade no compartilhamento.

[...] conhecimento tácito é pessoal, específico ao contexto e de difícil formulação e comunicação, representado pelos modelos mentais individuais e o saber técnico relativo às habilidades inerentes na realização de uma ação (FERNADES *et al.*, 2015, p. 3).

Já o conhecimento explícito é caracterizado por acesso à informação já contida ou recebida transmissível em linguagem formal e sistemática, de fácil compartilhamento, que de alguma forma foi articulado, codificado e documentado em um arquivo. É o conhecimento mais próximo do concreto.

[...] o conhecimento explícito é oriundo da racionalidade, caracterizando-se como metafísico e objetivo. Desse modo, é orientado para uma teoria independente do contexto, ou seja, refere-se a uma atividade digital (FERNADES *et al.*, 2015, p. 4).

Transformar o conhecimento tácito em conhecimento explícito contribui para o desenvolvimento da empresa e de seus colaboradores, de forma que uma vez que o conhecimento tácito possa ser compartilhado, se torna explícito e de fácil reprodução, promovendo a gestão do conhecimento no ambiente organizacional (FERNANDES *et al.*, 2015).

O conceito de “business intelligence” com o entendimento de que é Inteligência de Negócios ou Inteligência Empresarial compõe-se de um conjunto de metodologias de gestão implementadas através de ferramentas de software, cuja função é proporcionar ganhos nos processos decisórios gerenciais e da alta administração nas organizações, baseada na capacidade analítica das ferramentas que integram em um só lugar todas as informações necessárias ao processo decisório. Reforça-se que o objetivo do “business intelligence” é transformar dados em conhecimento, que suporta o processo decisório com o objetivo de gerar vantagens competitivas (REIS e ANGELONI, 2006, p.2).

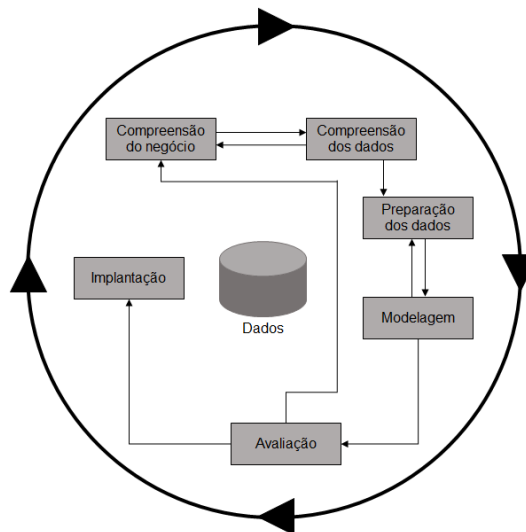
## 2.2 O Processo de Mineração de Dados

Um processo de mineração de dados bem definido amplia a probabilidade de um resultado assertivo, sendo constituído pelas seguintes etapas: Compreensão do Negócio, Compreensão dos Dados, Preparação dos Dados, Modelagem, Avaliação e Implantação, podendo haver diversas repetições até que se obtenha um resultado



plausível (PROVOST e FAWCET, 2016). A Figura 2 apresenta o ciclo de mineração de dados.

**Figura 2** – O processo de mineração de dados CRISP-DM



**Fonte:** Adaptado de Provost e; Fawcett (2016, p. 27)

Ainda segundo os autores, cada etapa do ciclo é caracterizada como:

- **Compreensão do Negócio:** antes de se iniciar a mineração de dados é fundamental que se tenha clareza do problema a ser resolvido. Logo, se torna indispensável compreender as regras do negócio em questão e os objetivos do usuário final antes da aplicabilidade eficiente de técnicas de mineração para obtenção de resultados condizentes, evitando desperdício de tempo em etapas posteriores e trabalhos desnecessários.
- **Compreensão dos Dados:** é importante ter total dominância das bases de dados a serem utilizadas e entendimento do relacionamento entre elas para a correta combinação. Os dados serão a matéria-prima que possibilitarão a construção do conhecimento. Muitas vezes a obtenção dos dados pode exigir esforços, outras não, estes podem ser provenientes de fontes internas ou externas, alguns deverão ser comprados e outros não existirão, sendo preciso ser coletados. Verificar a qualidade dos dados disponíveis pode parecer uma tarefa que demandará esforço, porém garantirá a veracidade deles, possibilitando o avanço do processo.
- **Preparação dos Dados** (também encontrado na literatura como Pré-processamento): preparar os dados exige o uso de tecnologias

específicas, havendo limitações entre elas para cada tipo de dado. Estas manipulam os dados de entrada de forma a exibir os resultados desejados. Exemplos típicos de preparação de dados são sua conversão para o formato tabular, removendo ou inferindo valores ausentes, e convertendo dados para diferentes tipos.

- **Modelagem:** se baseia na empregabilidade de técnicas e algoritmos aos dados de entrada para atingimento dos resultados esperados. Existem três tipos de modelagem: 1. Descritiva, que revela associação ou realiza agrupamento de dados passados; 2. Preditiva: que pode prever eventos futuros e estimar resultados antes desconhecidos com uso de modelos estatísticos e técnicas de previsão probabilísticas; e 3. Prescritiva: apresenta recomendações usando algoritmos de otimização e simulação.
- **Avaliação:** esta etapa tem como objetivo avaliar rigorosamente a exatidão do resultado e se o problema de negócio foi resolvido.
- **Implantação:** na implantação os resultados obtidos são empregados para que seja efetivada a tomada de decisões pelo usuário.

A qualidade da solução obtida está diretamente ligada à criatividade, bom senso e compreensão do negócio pelo analista.

### 2.3 Mineração de Dados nas Indústrias

O desenvolvimento de novas tecnologias tem permitido a geração de uma enorme quantidade de dados valiosos para as indústrias.

Dentre estas novas tecnologias podem-se citar a informatização dos processos operacionais internos e os de relacionamentos da organização com seus clientes e fornecedores, com sistemas integrados de gestão empresarial que são capazes de coletar dados de forma estruturada armazenando-os em sistemas gerenciadores de banco de dados.

Mídias sociais também são grandes propulsoras de geração de dados não estruturados e semiestruturados, e visto que as indústrias estão cada vez mais presentes nestes meios passa a ser necessário acompanhar também o comportamento dos consumidores para com a marca e seus produtos a fim de manter e conquistar novos clientes.



Órgãos governamentais e institutos de pesquisas também foram beneficiados com essas novas tecnologias que propiciam a coleta e disseminação de dados.

Em suma, todo processo que possa ser digitalizado é convertido em dados, mas gerenciá-los e transformá-los em conhecimento que crie ou agregue valor ao negócio torna-se um desafio para as indústrias. Os sistemas integrados, por lidarem com processos operacionais complexos, carecem de funcionalidades para a geração de análises pontuais de forma ágil que supram às necessidades dos tomadores de decisões. Tais sistemas são essenciais para a coleta de todos os dados operacionais, incluindo aqui os relativos a aspectos tributários, legais e fiscais, que podem ser filtrados para extração daqueles com relevância gerencial específica para serem relacionados com dados adquiridos de fontes externas caracterizando informação geradora de conhecimento. Para tanto é essencial que se tenha profissionais habilitados para desempenhar o processo de mineração de dados.

O monitoramento contínuo desses dados se torna indispensável para o sucesso do negócio especialmente em tempos de alta competitividade. Dominar a informação traz vantagens estratégicas e competitivas, porém é fundamental a implementação de processos de coleta, processamento e análise de dados para criação de aplicações analíticas que, quando utilizadas pelos decisores, auxiliem de forma eficaz a tomada de decisões e a definição de ações efetivas, seja na otimização de processos de negócios ou na análise comportamental dos clientes consumidores, por exemplo.

“Quem tem a informação tem o poder” (AVILA e AVILA, 2002, p. 14). Especialistas consideram que a informação é o novo petróleo o que torna promissor o futuro do profissional em análise de dados. Tal especialização passará a ser essencial para bons resultados nos negócios com a criação de indicadores que ofereçam suporte à gestão, garantindo o acesso à informação para tomada de decisões assertivas que trarão maiores vantagens competitivas e consequente melhoria de resultados.

#### 2.4 Ferramentas de BI

A vantagem do uso de ferramentas de BI é que elas facilitam as interações entre as tabelas de dados e a geração de relatórios. São propícias para a interpretação tanto de dados históricos quanto dos gerados em tempo real. Existem diversas ferramentas de BI no mercado. O princípio delas é facilitar a construção de

*dashboards*, pela ligação e detalhamento de dados multidimensionais para obtenção de análises visuais (CHOU, 2019).

Com o crescimento do fenômeno BI, ferramentas e tecnologias de visualização de dados surgiram no mercado. Em 2019 algumas das principais ferramentas de BI disponíveis eram Microsoft Power BI, Tableau, QlikView e Qlik Sense. Esses produtos foram listados no Quadrante Mágico do Gartner de plataformas para Análises de Dados e Inteligência de Negócio (GOUR, 2019). A ferramenta adotada para a visualização dos dados minerados no estudo de caso realizado neste projeto foi a Microsoft Power BI por ser a mais popular e integrada ao conjunto de produtos de escritório da Microsoft, especialmente o Microsoft Office.

Microsoft Power BI é uma ferramenta de visualização de dados baseada em nuvem disponível em duas versões: Power BI Desktop e Power BI Mobile. O produto oferece funcionalidades de fácil uso para preparação e visualização de dados, podendo acessar nativamente dados de diferentes fontes como de planilhas eletrônicas em Excel e do Sistema Gerenciador de Bancos de Dados (SGBD) MsSQL ambos da Microsoft, bem como oferece conectividade a uma gama de fontes de dados como bancos de dados Oracle e IBM, dados de sistemas como Salesforce, Google Analytics, Azure DevOPs, Zendesk, Mailchimp, além de receber dados de arquivos texto puro e com formato JSON (JavaScript Object Notation – formato de troca de dados entre aplicações leve e compacta), bem como de serviços web (GOUR, 2019).

Power BI da Microsoft é uma coleção de serviços de *software*, aplicativos, e conectores que trabalham juntos para permitir que dados de fontes não relacionadas sejam associados em visões coerentes, imersivas e interativas para uso em tomadas de decisões gerenciais.

### **3 Estudo de caso**

O estudo de caso exposto neste trabalho se dedicou à apresentação das etapas realizadas para construção de uma ferramenta voltada para o gerenciamento do estoque de uma indústria de alimentos, com aplicação do processo de mineração de dados e apresentação dos resultados com recursos de BI para permitir a tomada de decisões de forma assertiva pelos gestores. Os valores descritos neste estudo de caso são fictícios.

Manter a saudabilidade do estoque, garantindo o prazo de validade adequado para venda, evitar excessos e prever rupturas é um dos maiores desafios na armazenagem de alimentos. Assim, ter clareza do cenário de estoque constantemente pode contribuir para uma melhor gestão.

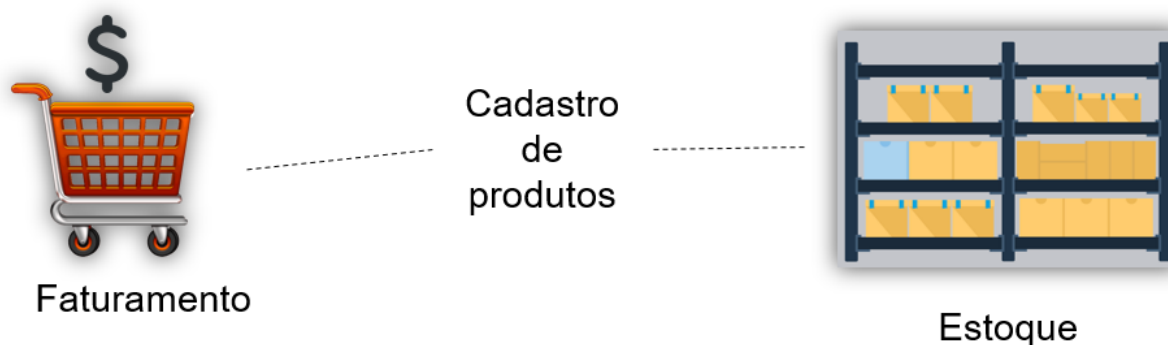
A rotina de preparação, processamento e análise dos dados descrita a seguir, nomeada BI Gestão de Estoque, foi implementada para permitir a visibilidade das ocorrências destes problemas pelo gestor através de análises rápidas e simples.

Para o processamento foram utilizados dados estruturados, confeccionados pelos autores em editor de planilhas eletrônicas Excel da Microsoft, mantendo a integridade referencial dos dados do estudo de caso, mas sendo descaracterizados para preservar o sigilo da empresa. Após a análise e o entendimento da estrutura de armazenamento, os dados foram carregados para ferramenta *Power BI* da Microsoft, aplicando-se os filtros necessários para se obter somente os dados pertinentes à volume e saudabilidade do estoque. Foram utilizados registros de tabelas fato de faturamento e de estoque atual, além de uma tabela dimensão de cadastro de produtos. O código do produto permitiu o relacionamento entre elas (Figura 3).

Tabelas fato são tabelas que contém as medidas de interesse nas análises, como por exemplo o volume de vendas de um determinado produto por região geográfica ou o estoque de determinado produto por data de vencimento. No caso de volume de vendas a tabela fato conteria três colunas: uma de data, outra da região e a terceira com o total de vendas do produto em análise. Tabelas Dimensão são as que contém dados descritivos dos elementos em análise. Por exemplo, uma tabela dimensão Produto no contexto do exemplo ilustrado na Figura 3 conteria a descrição do produto, seus preços e peso unitários, bem como unidades por embalagem coletiva e outros atributos aplicáveis (NOVAIS, 2012).

Um único produto pode ter mais de uma Unidade de Manutenção de Estoque (SKU do termo inglês Stock Keeping Unit) e para as análises foi exibido apenas um tipo de unidade para cada produto, a unidade de venda padrão. Para as consultas que necessitavam identificar o valor líquido de devoluções, o preço e o peso nos registros dessas operações tiveram seus valores transformados para valor negativo.

Figura 3 – Fontes de dados usados no estudo de caso



Fonte: autoria própria

Para que o gestor tenha maior clareza de quais produtos demandam maior atenção, estes foram classificados pela Curva ABC, sendo A os que representaram, nos últimos 90 dias, 80% do valor faturado líquido de devoluções pela empresa, B os que apresentaram 15% e C 5%. Conforme exemplo descrito na Tabela 2.

Tabela 2 – Exemplo de classificação de Curva A, B, C.

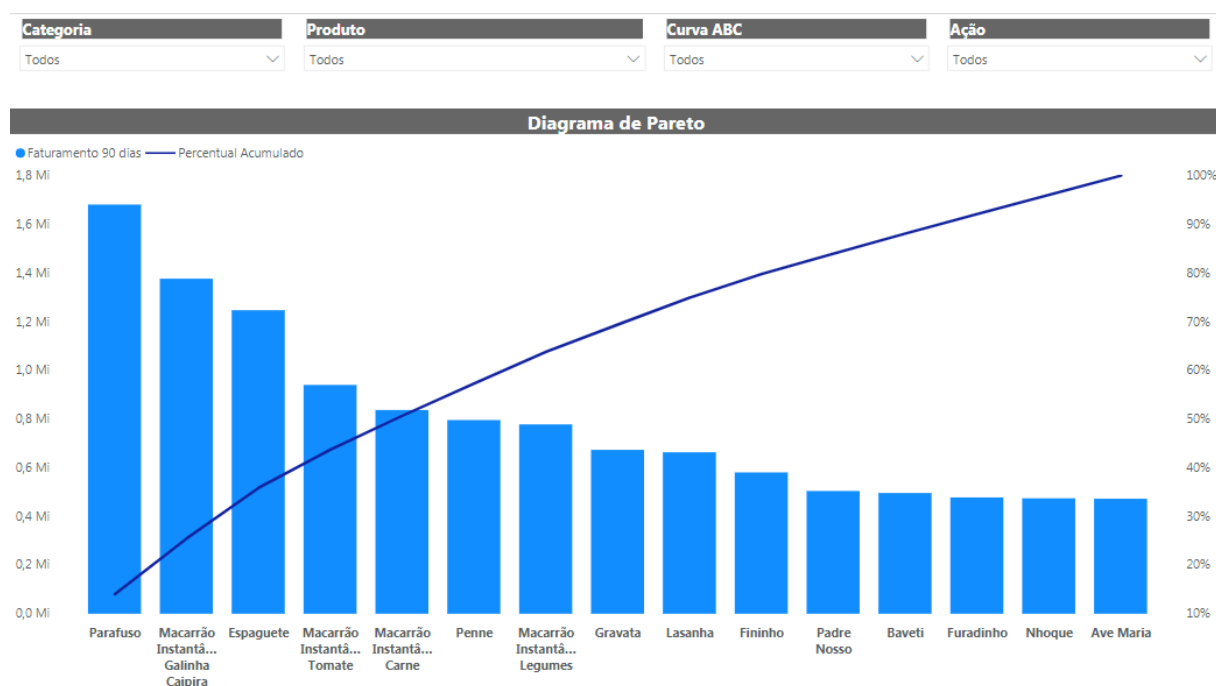
PRODUTO	FATURAMENTO	FATURAMENTO_ ACUMULADO	PARTICIPACAO	PARTICIPACAO_ ACUMULADA	CLASSIFICACAO
Parafuso	1.681.379	1.681.379	14%	14%	A
Macarrão Instantâneo Galinha Caipira	1.376.804	3.058.183	11%	25%	A
Espaguete	1.247.263	4.305.446	10%	36%	A
Macarrão Instantâneo Tomate	940.181	5.245.627	8%	44%	A
Macarrão Instantâneo Carne	837.202	6.082.829	7%	51%	A
Penne	795.875	6.878.704	7%	57%	A
Macarrão Instantâneo Legumes	778.093	7.656.797	6%	64%	A
Gravata	673.474	8.330.271	6%	69%	A
Lasanha	663.559	8.993.830	6%	75%	A
Fininho	580.712	9.574.542	5%	80%	A
Padre Nosso	504.498	10.079.040	4%	84%	B
Baveti	496.084	10.575.124	4%	88%	B
Furadinho	477.919	11.053.043	4%	92%	B
Nhoque	474.367	11.527.411	4%	96%	C
Ave Maria	472.589	12.000.000	4%	100%	C
<b>Total</b>	<b>12.000.000</b>		<b>100%</b>		

Fonte: autoria própria

Esta classificação foi modelada de forma que ela represente variações de acordo com o filtro aplicado pelo usuário na ferramenta, assim, foi possível identificar a curva do produto dentro de apenas uma linha específica, por exemplo. Para visibilidade da curva foi criada também uma tela com o Diagrama de Pareto, conforme Figura 4.


O gráfico apresentado permite que o usuário visualize a classificação da curva por produto, onde tem-se no eixo y primário o valor líquido de faturamento e no secundário a representatividade acumulada por produto (eixo x). O diagrama possibilita ao usuário uma visualização simples da classificação de cada produto, com possibilidade de aplicação de filtros pelos parâmetros definidos na parte superior do *dashboard*.

**Figura 4** – Diagrama de Pareto de uma linha específica de produtos.



Fonte: autoria própria

Para prever rupturas e excessos foi calculado para quantos dias em média haverá estoque disponível, parâmetro identificado como Cobertura. Dividiu-se o estoque atual pela média de faturamento diário de acordo com os últimos 90 dias, e o peso em quilos, conforme exemplo na Tabela 3. Prevendo os mais diversos cenários, para casos de estoque zerado e faturamento menor ou igual a zero a Cobertura ficou igual a zero, e para casos de estoque maior que zero e faturamento menor ou igual a zero a Cobertura infinita foi descrita pelo valor 9.999.999.

**Tabela 3** – Exemplo de cálculo de cobertura.


PRODUTO	ESTOQUE_DISPONIVEL_KG	FATURAMENTO_90_DIAS_KG	FATURAMENTO_MEDIO_DIARIO_KG	COBERTURA_DIAS
Espagete	402.781	382.596	4.251	95
Macarrão Instantâneo Tomate	9.012	79.915	888	10
Gravata	116.087	206.587	2.295	51

Fonte: autoria própria

Considerando que os produtos dessa indústria possuem prazos de validade distintos e que um único produto pode ter mais de um lote com datas de fabricação diferentes, para realização da análise preditiva de classificação da Cobertura, foi identificada a média aritmética do tempo de vida restante por produto de acordo com o lote, ponderado pela quantidade disponível em estoque de cada lote, obtendo assim, a quantidade de dias a vencer por produto ponderado pela quantidade de cada lote em estoque. Para classificação do produto em risco de ruptura, cobertura ideal e risco de excesso, o valor obtido de cobertura foi dividido pela quantidade de dias a vencer ponderado pela quantidade em estoque, de acordo com os parâmetros estabelecidos apontados no Quadro 1.

**Quadro 1** – Classificação da cobertura para análise preditiva

CLASSIFICACAO	COBERTURA
Risco de Ruptura	Menor que 8% do prazo médio ponderado de vida da data atual até o vencimento
Cobertura Ideal	Maior ou igual a 8% e menor ou igual a 13% do prazo médio ponderado de vida da data atual até o vencimento
Risco de Excesso	Maior que 13% do prazo médio ponderado de vida da data atual até o vencimento

Fonte: autoria própria

Ou seja, supondo que haja quatro lotes distintos do item Macarrão Instantâneo Tomate (MIT) em estoque, como mostrado na Tabela 4, a média aritmética do tempo de vida restante deste produto ponderado pela quantidade é de 191 dias. Considerando que a média de venda diária desse produto seja de 888 kg por dia, a Cobertura será de 10 dias. Logo, o resultado da Cobertura dividido pela média aritmética do tempo de vida restante ponderado pela quantidade ( $10 / 191$ ) é 5,24%, o que o classifica como Risco de Ruptura.

A partir dos parâmetros definidos acima, o gestor terá visibilidade de qual Análise (predição) a correspondente Ação (prescrição) deve ser executada, sendo



para o Risco de Ruptura (na coluna Análise) a descrição Alerta PCP (coluna Ação) e para Risco de Excesso a descrição Alerta Vendas. Se seguidas as orientações, medidas poderão ser tomadas para mudança do cenário de ocorrências pelas áreas de planejamento e controle da produção e de vendas, refletindo possíveis aumentos da produção e das vendas. Na Figura 5 pode-se observar os alertas.

**Tabela 4** – Exemplo de processamento da Cobertura para classificação

Lote	Vencimento (dias)	Estoque (kg)	Valores ponderados
MIT298	143	2.082	297.726
MIT299	184	1.540	283.360
MIT300	203	2.795	567.385
MIT301	220	2.595	570.900
<b>Média ponderada do produto</b>			<b>191</b>

Fonte: autoria própria

**Figura 5** – Análise preditiva e prescritiva feita pela ferramenta

Ranking	Produto	Estoque - Kg	Faturamento Médio Dia - Kg	Dias de Estoque	Média Dias Para Vencer	Análise	Ação
1	Parafuso	336.350	5.731	59	505	Cobertura Ideal	
2	Macarrão Instantâneo Galinha Caipira	54.099	1.300	42	171	Risco de Excesso	Alerta Vendas
3	Espaguete	402.781	4.251	95	583	Risco de Excesso	Alerta Vendas
4	Macarrão Instantâneo Tomate	9.012	888	10	191	Risco de Ruptura	Alerta PCP
5	Macarrão Instantâneo Carne	23.613	791	30	194	Risco de Excesso	Alerta Vendas
6	Penne	169.434	2.713	62	557	Cobertura Ideal	
7	Macarrão Instantâneo Legumes	23.784	735	32	84	Risco de Excesso	Alerta Vendas
8	Gravata	116.087	2.295	51	591	Cobertura Ideal	
9	Lasanha	305.483	893	342	294	Risco de Excesso	Alerta Vendas
10	Fininho	48.146	1.979	24	409	Risco de Ruptura	Alerta PCP
11	Padre Nosso	13.756	1.719	8	522	Risco de Ruptura	Alerta PCP
12	Baveti	7.046	1.691	4	611	Risco de Ruptura	Alerta PCP
13	Furadinho	92.601	1.629	57	541	Cobertura Ideal	
14	Nhoque	16.105	1.617	10	144	Risco de Ruptura	Alerta PCP
15	Ave Maria	1.007	1.611	1	269	Risco de Ruptura	Alerta PCP
<b>Geral</b>		<b>1.619.301</b>	<b>29.842</b>	<b>54</b>	<b>469</b>		

Fonte: autoria própria

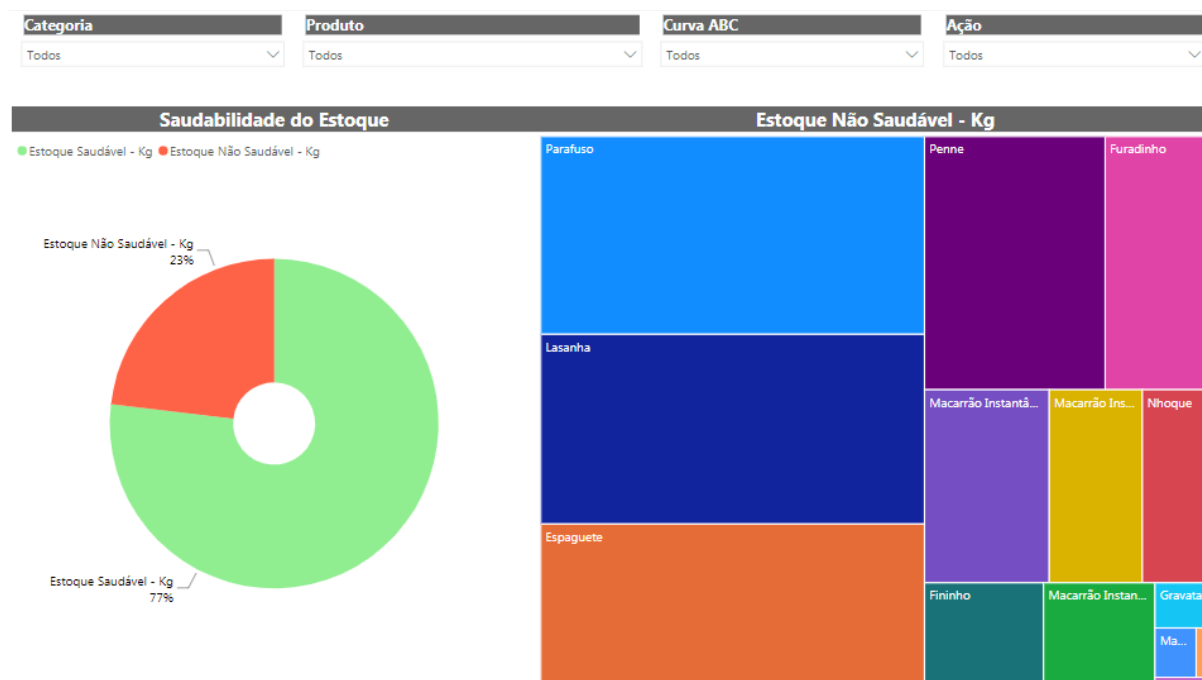
Para visibilidade da saudabilidade do estoque foram classificadas as quantidades disponíveis de cada produto em kg, de acordo com o tempo restante de vida em percentual, com base no prazo de validade total que varia por produto e a

data atual, categorizando como saudável o tempo de vida restante igual ou superior a 70% do prazo de validade, e não saudável quando inferior a 70%. Foi criada uma tela exclusiva para visibilidade destas classificações (Figura 6). No gráfico de rosca (à esquerda) o gestor tem fácil leitura da participação dos não saudáveis dentro do seu estoque total e no gráfico de mapa de árvore (à direita) a representatividade de cada produto não saudável dentro do total de não saudáveis, de acordo com os filtros realizados.

Após conclusão da modelagem os resultados foram avaliados e ajustes foram realizados retornando às etapas anteriores para garantir a exatidão deles.

Com os resultados o gestor pode prever rupturas e excessos antecipadamente, além de ter uma melhor visibilidade da saudabilidade do seu estoque. As informações obtidas pela ferramenta através do processo exposto não isenta a capacidade analítica do gestor, mas diminui a probabilidade de erros.

**Figura 6** – Análise descritiva de saudabilidade de estoque.



Fonte: autoria própria

Quando aplicada em uma indústria real a ferramenta pode ser construída utilizando recursos próprios da empresa em 10 horas de trabalho, visto que muitas já são consumidoras dos pacotes de serviços Microsoft. O custo e prazo para desenvolvimento da mesma solução por adaptações em sistemas ERP foi estimado,

mediante cotações com profissionais de TI, em aproximadamente R\$ 4.900,00 (quatro mil e novecentos reais) e 35 horas técnicas de trabalho.

### Considerações finais

Para se obter informação de qualidade, é necessário ter, além de habilidades e competências técnicas em Tecnologia Digital da Informação e Comunicação, conhecimento elaborado de gestão de negócios, e dominar a visão dos processos envolvidos nas operações e gerenciamento da organização.

O sucesso na extração de informação de qualidade, a partir dos dados disponíveis na empresa envolve apurada visão de gestão empresarial para definir as questões que devem ser respondidas pelo processamento dos dados, dos processos operacionais envolvidos na tomada de decisão, além de se dominar o vocabulário técnico dos termos relacionados aos atributos dos dados usados. Detalhes característicos da terminologia própria dos produtos e serviços da empresa têm que ser conhecidos para que seja possível, a partir de tabelas de dados mantidas por SGBDs, definir rotinas, filtros, e relacionamentos a serem aplicados pelas ferramentas de extração e análise para que se possa apresentar os resultados de forma acessível aos tomadores de decisão.

O desenvolvimento do presente estudo possibilitou o entendimento do processo de extração e preparação de dados e a sua importância no cenário socioeconômico do século XXI para que as empresas obtenham vantagens competitivas sobre seus concorrentes através do uso da informação.

Levando em consideração que o objetivo da análise de dados é auxiliar os gestores nos processos decisórios, o estudo de caso em questão cumpriu com o seu papel, pois a ferramenta BI Gestão de Estoque aqui apresentada, alcançou seu objetivo de prescrever uma solução para o problema de negócio definido - como fazer a gestão de rupturas e excessos de estoque e manter sua saudabilidade? - viabilizando, em termos econômicos, seu desenvolvimento e implantação.

O relatório resultante desse estudo pode ser acessado neste link: [BI - Gestão de Estoque](#).

## Referências

AVILA, M. L.; AVILA, S. R. S. A. **Apropriação das tecnologias digitais de informação e comunicação por organizações do terceiro setor.** 2002. Disponível em: <http://www.anpad.org.br/admin/pdf/enanpad2002-adi-1121.pdf>. Acesso em 27 nov.2019.

CHOU, L. **Comparison of Data Analysis Tools: Excel, R, Python and BI Tools.** 2019. Disponível em: <https://towardsdatascience.com/comparison-of-data-analysis-tools-excel-r-python-and-bi-tools-6c4685a8ea6f>. Acesso em 1 jun.2020.

ELIAS, D. **Entendendo o Business Intelligence (BI).** 2014. Disponível em: <https://canaltech.com.br/business-intelligence/Entendendo-o-Business-Intelligence-BI/>. Acesso em 1 jun.2020.

EMC2. **Armazenamento e Gerenciamento de Informações V2.** 2012. Disponível em: [https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/4120169/mod\\_lesson/intro/EMC\\_ism\\_v2.pdf](https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/4120169/mod_lesson/intro/EMC_ism_v2.pdf). Acesso em: 22 nov.2019.

FERNANDES, A. M.; REMUSSI, R.; D'ARRIGO, F. P.; FACHIMELLI, A. C. **Compartilhamento de Conhecimento Tácito e Explícito entre Grupos de Pesquisa.** 2015. Universidade de Caxias do Sul. Disponível em: [http://www.ucs.br/etc/conferencias/index.php/mostraucsppga/xvmostrappga/paper/vi\\_ewFile/4212/1321](http://www.ucs.br/etc/conferencias/index.php/mostraucsppga/xvmostrappga/paper/vi_ewFile/4212/1321). Acesso em 21 nov.2019.

GOUR, R. **Top 5 BI Tools Widely Used for Data Visualization.** 2019. Disponível em: <https://towardsdatascience.com/top-5-bi-tools-that-you-must-use-for-data-visualization-7ccc2a852bd3>. Acesso em 1 jun.2020.

JI, X.; WANG, H.; TANG, H.; HU, D.; FENG, J. **The Application and Prospect of Business Intelligence in Metallurgical Manufacturing Enterprises in China.** 2004. p. 18-29. Conceptual Modeling – ER 2004. 23rd International Conference on Conceptual Modeling. Shangai, China.

NOVAIS, R. R. C. **Modelagem Dimensional.** 2012. Disponível em: <http://www.fatecsp.br/dti/tcc/tcc00071.pdf>. Acesso em: 12 jul.2020.

PROVOST, F.; FAWCETT, T. **Data Science para Negócios. O que Você Precisa Saber Sobre Mineração de Dados e Pensamento Analítico de Dados.** 1. ed. Rio de Janeiro: Alta Books, 2016.

REINSEL, D.; GANTZ, J.; RYDNING, J. **DATA AGE 2020: the digitalization of the world from edge to core.** 2018. Disponível em: <https://www.seagate.com/files/www-content/our-story/trends/files/idc-seagate-dataage-whitepaper.pdf>. Acesso em 12 jul.2020.

REIS, E. S.; ANGELONI, M. T. **Business Intelligence como Tecnologia de Suporte à Definição de Estratégias para a Melhoria da Qualidade do Ensino**. 2006. EnANPAD 2006 30º Encontro da ANPAD. Salvador. Disponível em: [http://www.anpad.org.br/diversos/down\\_zips/10/enanpad2006-adid-0815.pdf](http://www.anpad.org.br/diversos/down_zips/10/enanpad2006-adid-0815.pdf). Acesso em 1 jun.2020.

SETZER, V. W. **Dado, Informação, Conhecimento e Competência**. 2015. Disponível em: <https://www.ime.usp.br/~vwsetzer/dado-info.html>. Acesso em 21 nov.2019.

SILVA, L. A. D.; PERES, S. M.; BOSCARIOLI, C. **Introdução à Mineração de Dados Com Aplicações em R**. 1º ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2016.

SOMASUNDARAM, G. **Armazenamento e Gerenciamento de Informações: como armazenar, gerenciar e proteger informações digitais**. Porto Alegre: Bookman, 2011.

SOUZA, H. **A Monumental Trilogia de Manuel Castells – A Era da Informação: Economia, Sociedade e Cultura**. sd. Disponível em: [file:///home/ce\\_roland/Dropbox/03-FATEC/01-DisciplinasAtribuidas/ADS-TG/01-DaianaBritoRodrigues/Castells M 2002 A Era da Informacao Economia Socie.p df](file:///home/ce_roland/Dropbox/03-FATEC/01-DisciplinasAtribuidas/ADS-TG/01-DaianaBritoRodrigues/Castells_M_2002_A_Era_da_Informacao_Economia_Sociedade.pdf). Acesso em 21 nov.2019.