

DATA WAREHOUSE E USABILIDADE DO MODELO DIMENSIONAL ESTRELA: IMPLICAÇÕES ORGANIZACIONAIS E O PAPEL DA GESTÃO DA TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO

DATA WAREHOUSE AND USABILITY OF THE STAR DIMENSIONAL MODEL: ORGANIZATIONAL IMPLICATIONS AND THE ROLE OF INFORMATION TECHNOLOGY MANAGEMENT

415

Marcos Henrique de Moraes¹, João Manoel da Silva¹, Joaquim M. F. Antunes Neto², Wladimir José Camilo Menegassi³

1- Formandos do CST em Gestão da Tecnologia da Informação da FATEC Itapira; 2- Doutor em Biologia Funcional e Molecular, IB, UNICAMP, Campinas, SP. MBA em Gestão de Estratégia Empresarial e Especialista em Tecnologias para a Indústria 4.0 (Faculdade São Luís, Jaboticabal, SP), graduado em Biologia. Docente na FATEC Itapira. 3- Mestre no Programa de Mestrado Multiprofissional em Saúde e Educação, UNAERP, Ribeirão Preto, São Paulo. Especialista em Gestão Empresarial, graduado em Análise de Sistemas. Docente e orientador da FATEC Itapira.

Contato: wladimir.menegassi@fatec.sp.gov.br

RESUMO

O presente trabalho aborda os princípios fundamentais da modelagem de *Data Warehouse* (DW), destacando a importância dessa prática na organização e estruturação de dados para análises visando a construção de indicadores e consultas para tomada de decisões de maneira eficiente e eficaz., atendendo as áreas de uma empresa. A relação entre o *Balanced Scorecard* (BSC) e o DW é extremamente sinérgica, especialmente no contexto da Tecnologia da Informação (TI) e nas organizações em geral. Ambas as ferramentas desempenham papéis complementares no suporte à gestão estratégica e à tomada de decisões informadas. Explora-se também a modelagem dimensional, granularidade, consistência dos dados, desempenho, flexibilidade, escalabilidade, documentação e segurança como aspectos essenciais a serem considerados na criação de um DW robusto. Por especificidade do estudo, abordou-se funcionalidades do *Data Marts* (DM), subconjuntos específicos do DW, os quais desempenham um papel vital ao fornecerem dados segmentados e relevantes para departamentos ou áreas específicas da organização. Isso permite análises mais detalhadas e focadas, alinhadas com os objetivos estratégicos globais, mas adaptadas às necessidades e contextos específicos de cada área funcional. O texto foi concebido a partir de um levantamento bibliográfico narrativo sobre modelagem de DW modelo *Star*, cuja temática é relevante para emissão de relatórios em *dashboards*. Ao final, considera-se a relevância do profissional de Gestão da TI na implementação e sustentação desta integração abordada no trabalho, muitas vezes os primeiros no âmbito organizacional a enfrentarem os desafios que impactam a gestão no dinâmico ambiente dos negócios.

Palavras-chave: *Data Warehouse*. *Data Mart*. Modelagem Dimensional. Modelo Estrela. Gestão da Tecnologia da Informação.

ABSTRACT

The present work addresses the fundamental principles of Data Warehouse (DW) modeling, highlighting the importance of this practice in the organization and structuring of data for analysis aiming at the construction of indicators and queries for decision making in an efficient and effective way, serving the areas of a company. The relationship between the Balanced Scorecard (BSC) and the DW is extremely synergistic, especially in the context of Information Technology (IT) and in organizations in general. Both tools play complementary roles in supporting strategic management and informed decision-making. It also explores dimensional modeling, granularity, data consistency, performance, flexibility, scalability, documentation, and security as essential aspects to consider when creating a robust DW. By specificity of the study, we addressed functionalities of Data Marts (DM), specific subsets of DW, which play a vital role in providing segmented and relevant data for specific departments or areas of the organization. This allows for more detailed and focused analyses, aligned with global strategic objectives, but tailored to the specific needs and contexts of each functional area. The text was conceived from a narrative bibliographic survey on DW Star model modeling, whose theme is relevant for reporting dashboards. In the end, the relevance of the IT Management professional in the implementation and support of this integration addressed at work is considered, often the first in the organizational scope to face the challenges that impact management in the dynamic business environment.

Keywords: Data Warehouse. Data Mart. Dimensional Modeling. Star Model. Information Technology Management.

1 INTRODUÇÃO

Em um mundo cada vez mais impulsionado por dados, as organizações precisam enxergar os bancos de dados não apenas como repositórios de informação, mas como ativos estratégicos fundamentais. A capacidade de coletar, armazenar, analisar e interpretar grandes volumes de dados permite que as empresas obtenham insights valiosos, identificando tendências de mercado, otimizando operações internas e melhorando a tomada de decisões (CARVALHO, 2021). O uso estratégico de bancos de dados possibilita uma visão total das operações e do comportamento do cliente, permitindo que as organizações sejam mais ágeis e competitivas. Além disso, a integração de dados de diversas fontes, analisados em tempo real, fornece uma base sólida para o desenvolvimento de estratégias mais eficazes e inovadoras, alinhadas com os objetivos de crescimento e sustentabilidade. Assim, a valorização e o aproveitamento estratégico dos bancos de dados se tornam essenciais para a sobrevivência e o sucesso das empresas no cenário econômico atual (KOMATSU, 2020).

O banco de dados para fins estratégicos, conhecidos por *Data Warehouse* (DW), que pode ser subdividido em Data Mart (DM) é essencial para permitir acesso adequado para produzir informações para tomada de decisões (CONNOLLY; BEGG, 2014), possibilitando o desenvolvimento de sistemas de Apoio a Executivos (SAE), conhecidos no mercado como *Business Intelligence* (BI).

Hoje é indispensável a gestão estratégica empresarial, na análise de dados, com visões baseadas em indicadores, consultas, gráficos conhecidos como dashboards, e a sua análise e utilização práticas pelos gestores e estrategistas. O DW tornou-se uma ferramenta essencial para a análise de dados em larga escala, proporcionando uma infraestrutura robusta para suportar a tomada de decisão informada. Sua capacidade de

integrar, centralizar e analisar dados históricos com eficiência faz dele um componente crucial para diversas áreas científicas e empresariais. De forma elementar, trata-se de sistema de armazenamento de dados projetado para facilitar o processo de análise e tomada de decisão, centralizando e consolidando grandes volumes de dados de várias fontes, estruturando-os de maneira otimizada para consultas complexas e análise eficiente (ELMASRI; NAVATHE, 2015).

417

Um DW é uma central de dados que suporta a tomada de decisões empresariais ao integrar, consolidar e analisar grandes volumes de dados históricos de diversas fontes. Ele organiza dados em quatro tipos principais: operacional, histórico, derivado e metadados. Os dados operacionais são coletados diretamente das operações diárias, os históricos registram informações ao longo do tempo para análise temporal, os dados derivados são calculados ou resumidos para análises específicas, e os metadados descrevem a estrutura e o conteúdo do DW, facilitando sua gestão e utilização (MACHADO, 2004).

O DW, conforme explicado, tem alto volume de informações, sendo uma fonte histórica consolidada e persistente de dados para consultas visando tomada de decisões, seja através de consultas não previstas (*ad-hoc*), e ou o uso dashboards para indicadores e outras formas de acompanhamento de resultados, conforme dimensões definidas pelo *Balanced Scorecard* (BSC), atendendo as áreas de uma empresa (KAPLAN; NORTON, 1996; SOUZA, 2019).

O BSC é uma ferramenta estratégica de gestão que permite às organizações traduzirem sua visão e estratégia em um conjunto coerente de objetivos e métricas de desempenho distribuídas em quatro perspectivas: financeira, do cliente, dos processos internos e do aprendizado e crescimento. Essa abordagem fornece um equilíbrio entre indicadores financeiros e não financeiros, facilitando uma visão holística do desempenho organizacional. O profissional de Gestão da Tecnologia da Informação (TI) desempenha um papel importante na implementação e manutenção do BSC, contribuindo com sua *expertise* na integração de sistemas de informação, análise de dados e automação de processos. Por meio do desenvolvimento e gestão de plataformas tecnológicas que suportam a coleta, armazenamento e análise de dados, o gestor de TI assegura que as informações necessárias estejam disponíveis em tempo hábil e com alta precisão, promovendo a tomada de decisões informadas e alinhadas aos objetivos estratégicos da organização (BATISTA, 2015).

A relação entre o BSC e o DW é altamente sinérgica, especialmente no contexto da TI e nas organizações em geral. Ambas as ferramentas desempenham papéis complementares no suporte à gestão estratégica e à tomada de decisões informadas. O **Quadro 1** apresenta as relações intrínsecas e correlativas entre o BSC e DW:

Quadro 1. Relação de funcionalidade entre BSC e DW.

<p>SUPOORTE À ESTRATÉGIA E TOMADA DE DECISÃO</p> <ul style="list-style-type: none">❖ BSC: Define e monitora métricas-chave de desempenho (KPIs) alinhadas aos objetivos estratégicos da organização.❖ DW: Fornece a infraestrutura de dados necessária para coletar, integrar e analisar as informações que alimentam os KPIs do BSC. <p>INTEGRAÇÃO DE DADOS</p> <ul style="list-style-type: none">❖ BSC: Necessita de dados precisos e integrados para medir o desempenho nas quatro perspectivas.❖ DW: Centraliza dados de diversas fontes, garantindo que os dados utilizados pelo BSC sejam consistentes, precisos e atualizados. <p>MONITORAMENTO CONTÍNUO</p> <ul style="list-style-type: none">❖ BSC: Requer monitoramento contínuo e relatórios regulares para avaliar o progresso em direção aos objetivos estratégicos.❖ DW: Suporta o monitoramento contínuo ao fornecer dados atualizados e permitindo a criação de relatórios e dashboards em tempo real. <p>ANÁLISE DE DESEMPENHO</p> <ul style="list-style-type: none">❖ BSC: Analisa o desempenho organizacional em múltiplas dimensões e identifica áreas de melhoria.❖ DW: Facilita análises detalhadas e complexas através de ferramentas de <i>Business Intelligence</i> (BI), oferecendo <i>insights</i> valiosos que alimentam a análise de desempenho do BSC.
--

Fonte: Adaptado de Kaplan, Norton (1996); Souza (2019).

O BSC transcende a tradicional ênfase exclusiva em indicadores financeiros, permitindo que as organizações monitorem e melhorem seu desempenho em áreas críticas que influenciam diretamente a sustentabilidade e o sucesso a longo prazo (BATISTA, 2015).

Ao alinhar objetivos estratégicos com medidas de desempenho concretas em cada uma dessas áreas, o BSC proporciona uma abordagem integrada que facilita a execução da estratégia e a comunicação clara dos objetivos organizacionais, promovendo uma visão holística e equilibrada do progresso e das áreas que necessitam de atenção. De forma complementar, um DW é um sistema de armazenamento de dados que consolida informações de várias fontes, estruturando-as para facilitar consultas complexas e análise de dados. Trata-se de um sistema projetado para suportar a tomada de decisão estratégica, oferecendo uma visão integrada e histórica dos dados (TURBAN et al., 2009).

O processo de modelagem de um DW é feito fisicamente observando-se fatos que serão vistos por dimensões de um cubo ou hiper-cubo, representados em DM, e envolve a obtenção de dados, através da identificação da origem dos dados provenientes de uma ou mais fontes, como Sistemas Transacionais Comerciais (STC)

e seus bancos de dados e outras fontes de dados externas como planilhas e outros, conhecidas como ETL - extração, transformação e padronização, e carga de dados (MACHADO, 2018).

A estruturação desses dados no DW, e suas visões segmentadas conhecidas como *DM* (DM), usando a possibilidade de referências cruzadas de informações, ocorre através da aplicação de técnicas da Modelagem Dimensional, abordado neste estudo no Modelo Dimensional Estrela (MDE). Essa modelagem permite que os fatos das dimensões do BSC e do DW, façam com que as consultas sejam realizadas de forma eficiente, visando fornecer *insights* valiosos e relevantes para os usuários finais (LUNET; FERREIRA; AMBRÓSIO, 2023).

Ao longo deste trabalho, explorou-se os principais conceitos e técnicas envolvidas na modelagem de um DW, desde a definição de requisitos de visões de negócios até a implementação de esquemas de dados dimensionais em um sistema gerenciador de banco de dados (SGBD) relacional. Além disso, examinou-se as melhores práticas e os desafios comuns enfrentados pelos profissionais nesta área em constante evolução. As dimensões do BSC em negócios, em qualquer setor da economia que a empresa atue, são as dimensões de clientes, financeira, processos, aprendizado.

Desta forma, o objetivo do presente trabalho é abordar os princípios fundamentais da modelagem de DW, com ênfase no Modelo Dimensional Estrela (MDE), destacando a importância dessa prática na esfera organizacional e o impacto da estruturação de dados para análises visando a construção de indicadores e consultas para tomada de decisões de maneira eficiente e eficaz.

2 METODOLOGIA

De acordo com Gil (2010), trata-se de um estudo com objetivo descritivo e de abordagem qualitativa, pois foi concebido por intermédio de uma revisão bibliográfica de caráter narrativa para aprofundamento de quatro contextos, definidores das palavras-chave: *Data Warehouse*, *Data Mart*, *Modelagem Dimensional*, *Modelo Estrela*, *Gestão da Tecnologia da Informação*. Os descritores surgiram com o intuito de apresentar a temática sobre modelagem de DW modelo Star. A base de dados indexados disponibilizada na internet para a busca do material bibliográfico foi o Google Acadêmico, um sistema de buscas refinadas do Google que oferece ferramentas de buscas de diversas fontes acadêmico-científicas. Também foram consultados e trazidos para a concepção do trabalho os principais referenciais teóricos em livros que abordavam as necessidades estabelecidas no objetivo do trabalho. Durante o levantamento do material bibliográfico, tornou-se necessário estabelecer critérios de inclusão e exclusão destes para o processo de desenvolvimento textual. Os critérios de inclusão permitiram a participação de textos originais (artigos científicos, trabalhos monográficos, dissertação de mestrado e tese de doutorado) baseados em estudos de casos, escritos na língua portuguesa e sem determinação de período da publicação sobre a temática de infraestruturas e processos de modelagem sobre gestão de informações nas organizações. Os critérios de exclusão consideraram a não relação com a temática da pesquisa e inconsistências de qualidade e evidências técnicas,

evitando-se a elaboração de um trabalho conceitual apenas. A estratégia da revisão bibliográfica foi totalmente atrelada ao objetivo do estudo. Os processos de identificação e triagem foram realizados em conjunto com os autores e orientadores, para que a discussão avançasse no sentido de reconhecer com mais objetividade e agilidade os materiais que se adequassem ao tema.

420

3 REFERENCIAL TEÓRICO

O referencial teórico foi concebido para trazer os conceitos e princípios mais relevantes para a apresentação das relações entre BSC, DW, DM e MDE. São conceitos e sistemas que desempenham papéis cruciais no gerenciamento de dados e na tomada de decisões estratégicas dentro de uma organização. Embora possam ser vistos como ferramentas no sentido de que auxiliam na realização de tarefas específicas, é mais preciso descrevê-los como componentes de um sistema de gestão integrada.

3.1 Banco de Dados

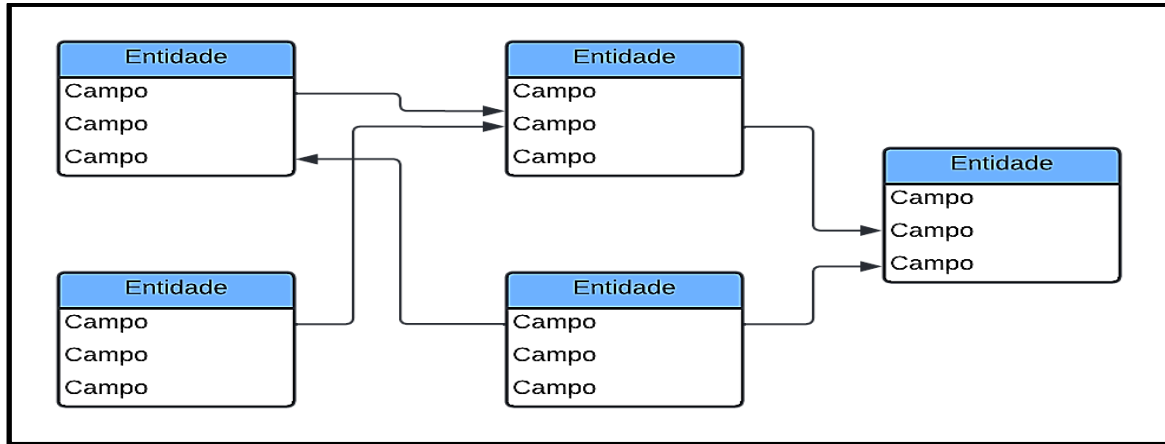
Um banco de dados é um sistema organizado para armazenar, gerenciar e recuperar dados de forma eficiente. Ele foi projetado para permitir que usuários e aplicativos armazenem, atualizem, consultem e analisem informações de maneira estruturada e segura. Os bancos de dados podem variar em tamanho e complexidade, desde pequenos bancos de dados pessoais até grandes sistemas utilizados por empresas e organizações em larga escala (DADOS, 2004; ELMASRI; NAVATHE, 2015).

Consiste em uma ou mais tabelas, onde cada tabela é composta por linhas e colunas. As colunas representam os atributos dos dados, enquanto as linhas contêm as instâncias individuais dos dados. Além das tabelas, os bancos de dados podem incluir outros objetos, como índices, visões, procedimentos armazenados, gatilhos, entre outros, para otimização e gerenciamento melhor dos dados (CONNOLLY; BEGG, 2014). Nada mais é que uma coleção de metadados que descreve os relacionamentos entre objetos e informações em um banco de dados.

Uma maneira fácil de imaginar um esquema é pensar nele como uma caixa que contém tabelas, procedimentos armazenados, visualizações e ativos de dados relacionados. Nas organizações, a importância dos bancos de dados reside na sua capacidade de centralizar informações críticas, facilitando a análise, a tomada de decisões e a otimização de processos operacionais. Eles garantem a integridade, segurança e acessibilidade dos dados, suportando operações diárias, planejamento estratégico e fornecendo uma base sólida para iniciativas de BI, resultando em maior eficiência, competitividade e inovação contínua (CONNOLLY; BEGG, 2014).

A **Figura 1** apresenta um esquema de banco de dados:

Figura 1. Esquemática de um banco de dados.



421

Fonte: Elaborado pelos autores.

Considerando a **Figura 1**, vale explicar que ao criar tabelas para uma organização ou projeto, é fundamental planejar cuidadosamente o *design* do banco de dados para evitar erros ao consultar e inserir dados. Utilizam-se comandos como *create* para criar tabelas, e *insert*, *update* e *delete* para manipular registros. Antes de usá-los, é necessário projetar a disposição dos dados conforme os requisitos organizacionais, determinando as tabelas e colunas necessárias, normalizações e hierarquias. Considera-se também a inserção e manutenção dos dados. Cada tabela deve ter uma chave primária, um campo especial que garante a identidade única de cada registro e define relacionamentos entre tabelas, facilitando consultas e assegurando a integridade dos dados ao evitar duplicações.

Os bancos de dados podem ser classificados de acordo com o modelo de dados que utilizam. Os mais comuns considerando a temática são os Bancos de Dados Relacionais. Nesses bancos de dados, os dados são organizados em tabelas relacionadas por chaves primárias e estrangeiras. Exemplos incluem MySQL, PostgreSQL, Oracle e Microsoft SQL Server (OLIVEIRA, 2020).

O DW é um banco de dados, que possui alto volume de dados, visto que armazena um histórico de informações por um ciclo de tempo médio de cinco anos, para tomada de decisões em ambiente de negócios, a que se referem os dados armazenados (OLIVEIRA, 2020). Além da sua capacidade de armazenar grande quantidade de dados de diversas fontes em um único local centralizado, o DW é projetado de forma a facilitar a consulta e análise desses dados de forma rápida e eficiente, permitindo a extração de informações estratégicas e relevantes para a tomada de decisão nas empresas. O DW também é organizado de forma a otimizar o desempenho das consultas e suportar operações analíticas complexas, tornando-se uma ferramenta fundamental para a análise de negócios e o suporte à gestão empresarial (SILVA et al., 2012).

A tomada de decisões é baseada em Sistemas para Apoio a Executivos (SAE), e no mercado é conhecido, conforme já colocado, como BI (GOMES et al., 2011). Os

SAE são sistemas de informação que fornecem aos executivos e gerentes informações concisas e atualizadas sobre o desempenho da organização. Esses sistemas utilizam dados provenientes de fontes diversas, como sistemas transacionais, bancos de dados e DW. Os bancos de dados, conforme se sabe, são estruturas de armazenamento de dados que permitem a organização e a recuperação eficiente de informações, utilizados para armazenar dados operacionais e históricos, que são fundamentais para a tomada de decisões estratégicas (TURBAN et al., 2009).

422

O **Quadro 2** apresenta as funcionalidades de um SAE:

Quadro 2. Caracterização das funcionalidades de um SAE.

Objetivo: auxiliar os executivos na tomada de decisões estratégicas e operacionais, fornecendo informações relevantes e análises precisas.

Componentes do sistema:

- ❖ **Banco de dados:** armazenamento de informações sobre a empresa, mercado, concorrentes, etc.
- ❖ **Software de análise de dados:** ferramentas de BI e *Data Analytics* para identificar tendências e padrões.
- ❖ **Dashboard:** painéis personalizados com indicadores-chave de desempenho e métricas de negócios.
- ❖ **Sistema de relatórios:** geração de relatórios automatizados com informações detalhadas e insights.
- ❖ **Ferramentas de colaboração:** comunicação interna entre os executivos e compartilhamento de informações.
- ❖ **Acesso remoto:** possibilidade de acessar o sistema de qualquer lugar, a qualquer momento.

Benefícios:

- ❖ Melhorar a eficiência e precisão na tomada de decisões.
- ❖ Reduzir o tempo gasto na obtenção e análise de dados.
- ❖ Aumentar a competitividade da empresa no mercado.
- ❖ Permitir a identificação de oportunidades de negócios e riscos.
- ❖ Facilitar a comunicação e colaboração entre os executivos e equipes.

Implementação:

- ❖ Identificar as necessidades e requisitos dos executivos.
- ❖ Selecionar e implementar as ferramentas e tecnologias adequadas.
- ❖ Treinar os executivos e colaboradores no uso do sistema.
- ❖ Monitorar e avaliar a eficácia do sistema, fazendo ajustes conforme necessário.

Segurança:

- ❖ Implementar mecanismos de segurança para proteger os dados sensíveis e confidenciais.
- ❖ Estabelecer políticas de acesso e controle de informações para evitar vazamentos.
- ❖ Realizar backups frequentes e manter os sistemas atualizados contra ameaças cibernéticas.

Atualização:

- ❖ Manter o sistema de apoio executivo atualizado com as últimas tecnologias e tendências do mercado.
- Realizar periodicamente revisões e atualizações para garantir a eficácia e relevância do sistema.

Fonte: adaptado de Gomes et al. (2011); TURBAN et al., (2009).

No caso do DW, este é um tipo específico de banco de dados que armazena grandes volumes de dados históricos de uma organização, de forma organizada e otimizada para facilitar a análise e a geração de relatórios. O DW é especialmente útil

para os SAE, pois fornece uma visão consolidada e integrada dos dados da empresa, permitindo uma análise mais abrangente e precisa. A relação entre os SAE, banco de dados e DW é que os dados armazenados nos bancos de dados e DW são utilizados como fonte de informação para os SAE, contribuindo para a geração de relatórios e análises estratégicas que auxiliam os executivos na tomada de decisões.

423

3.2 Especificação da Modelagem de um DW

A modelagem desenvolvida por um DW é conhecida como modelagem dimensional. Neste tipo de modelagem, os dados são organizados em estruturas conhecidas como cubos de dados, que são compostos por dimensões e medidas. As dimensões representam as diferentes características dos dados, enquanto as medidas são os valores que estão sendo analisados. A modelagem dimensional facilita a análise de dados e a geração de informações úteis para os usuários. Nesse tipo de modelagem, os dados são organizados em estruturas lógicas, os modelos dimensionais, que consistem em tabelas de fatos e tabelas de dimensão (CAMPOS, 2005).

Em uma perspectiva mais aplicada, considera-se a modelagem dimensional uma técnica utilizada para projetar bancos de dados relacionais de forma a facilitar a análise de dados e a criação de relatórios. Neste contexto, as tabelas de fatos e tabelas de dimensão desempenham papéis específicos. As tabelas de fatos contêm medidas numéricas que representam os dados que serão analisados, como vendas, lucro, quantidade, etc. Essas medidas são geralmente agregadas e analisadas em diferentes níveis, como por dia, por semana, por mês, por produto, etc. As tabelas de fatos também possuem chaves estrangeiras que se relacionam com as tabelas de dimensão, permitindo a análise de medidas através de diferentes dimensões. Já as tabelas de dimensão contêm atributos descritivos que representam as diferentes dimensões pelas quais os dados podem ser analisados, como produtos, clientes, tempo, etc. Essas tabelas são utilizadas para adicionar contexto aos dados armazenados nas tabelas de fatos, permitindo uma análise mais detalhada e específica. Assim, as tabelas de fatos e tabelas de dimensão trabalham em conjunto na modelagem dimensional para permitir uma análise eficiente e detalhada dos dados, facilitando a tomada de decisões e a geração de relatórios (KIMBALL, 1998).

As tabelas de fatos são aquelas que contêm medidas quantitativas e são geralmente relacionadas a transações ou eventos de negócio. Elas são conectadas às tabelas de dimensão através de chaves estrangeiras, que representam os atributos descritivos dos dados da tabela de fatos. As tabelas de dimensão são responsáveis por descrever os dados de forma mais detalhada e categorizá-los por diferentes atributos, como tempo, localização, produto, cliente, entre outros (KIMBALL, 1998).

Ao projetar um modelo dimensional, é essencial identificar quais dimensões e medidas são relevantes para o negócio, de modo a garantir uma estrutura coesa e eficiente para a consulta e análise dos dados. Além disso, a modelagem dimensional permite a criação de hierarquias e agregações dos dados, facilitando a visualização e compreensão das informações armazenadas no DW (MACHADO, 2004).

Ao adotar a modelagem dimensional, as organizações podem obter benefícios como maior desempenho na consulta de dados, facilitação na criação de relatórios e

análises, e maior agilidade na extração de informações relevantes para tomada de decisões estratégicas. Por isso, é uma técnica amplamente utilizada e recomendada para o projeto de DW (MACHADO, 2006).

3.2.1 Data Mart (DM)

O DM é uma subdivisão especializada do DW que se concentra em um único assunto ou área de negócio, como vendas, finanças ou marketing. Ele é projetado para atender às necessidades específicas de grupos de usuários dentro de uma organização, oferecendo uma estrutura simplificada e otimizada para consultas e análises rápidas. A importância dos DMs no contexto do DW reside em sua capacidade de fornecer dados de forma mais rápida e eficiente, permitindo que os usuários finais realizem análises detalhadas e obtenham insights relevantes com maior agilidade. Ao isolar dados específicos de uma área de negócios, os DMs reduzem a complexidade e o tempo de resposta das consultas, tornando-se ferramentas valiosas para a tomada de decisões estratégicas e operacionais (MACHADO, 2004; MACHADO, 2006; INMON, 1997).

O MDE desempenha um papel essencial na organização de dados dentro de um DM, pois sua principal característica de funcionalidade é permitir que os usuários executem consultas complexas de forma rápida e eficiente, graças à estrutura otimizada das tabelas dimensionais, que armazenam atributos descritivos e permitem agregações e filtros eficazes. Além disso, a clareza da estrutura facilita a manutenção e a expansão do DM, assegurando que a integridade e a consistência dos dados sejam mantidas ao longo do tempo. O MDE não apenas aprimora a funcionalidade e a eficiência dos DMs, mas também contribui significativamente para a qualidade das análises e a robustez do DW como um todo.

3.2.2 Granularidade

No contexto do DW, a granularidade refere-se ao nível de detalhe dos dados armazenados. A decisão sobre a granularidade dos dados é fator primordial, pois influencia diretamente na capacidade de análise e na eficiência do armazenamento. O conceito de SBC é frequentemente utilizado para otimizar o armazenamento de dados em DW, reduzindo redundâncias e aumentando a eficiência da consulta. Portanto, a escolha cuidadosa da granularidade, combinada com técnicas eficazes de modelagem dimensional e compressão de dados, desempenha um papel vital na construção de sistemas de DW robustos e eficientes (GOMES; SILVA ; ALBUQUERQUE, 2007).

Na modelagem dimensional, é necessário encontrar um equilíbrio adequado de granularidade para garantir que os dados sejam suficientemente detalhados para permitir análises precisas, mas também não tão detalhados a ponto de gerar uma sobrecarga de informações. Além disso, a granularidade adequada também facilita a criação de relatórios e análises personalizadas, permitindo aos usuários visualizar os dados de forma mais relevante para suas necessidades específicas. Um exemplo de granularidade em gestão de TI seria a definição de políticas de acesso em um sistema de gerenciamento de redes. Por exemplo, a equipe de TI pode decidir dividir as permissões de acesso em níveis mais granulares, como permitir que determinados usuários tenham acesso somente a dados específicos ou a certas funcionalidades do

sistema. Isso permite um controle mais preciso sobre quem pode visualizar, editar ou excluir determinadas informações, aumentando a segurança e a eficiência na gestão da rede (INMON, 1997).

Portanto, a granularidade desempenha um papel fundamental na eficácia e na utilidade dos sistemas de apoio a executivos e DW, pois impacta diretamente na qualidade e na precisão das informações que são disponibilizadas para análise e tomada de decisão. Quando adequada em BI, refere-se ao nível de detalhe dos dados armazenados e analisados em um sistema de BI. A granularidade dos dados é relevante para a análise, e para os níveis de consultas e geração de informações para tomada de decisão. Isso significa que a coleta de dados deve ter informações suficientes para responder às perguntas dos usuários finais sem sobrecarregá-los com detalhes detalhados (DILL et al., 2005).

Torna-se importante determinar o nível de detalhe necessário para atender aos requisitos de análise e tomada de decisão. Por exemplo, em um ambiente de vendas, a granularidade pode variar de vendas diárias para vendas individuais, dependendo das necessidades dos usuários. A granularidade excessiva pode levar a um aumento no volume de dados e afetar o desempenho das consultas e relatórios. Por outro lado, uma granularidade muito grosseira pode resultar na perda de detalhes importantes e *insights* valiosos. Encontrar o equilíbrio certo é essencial para garantir tanto o desempenho quanto à relevância dos dados (SACCOMORI; VANTI, 2006).

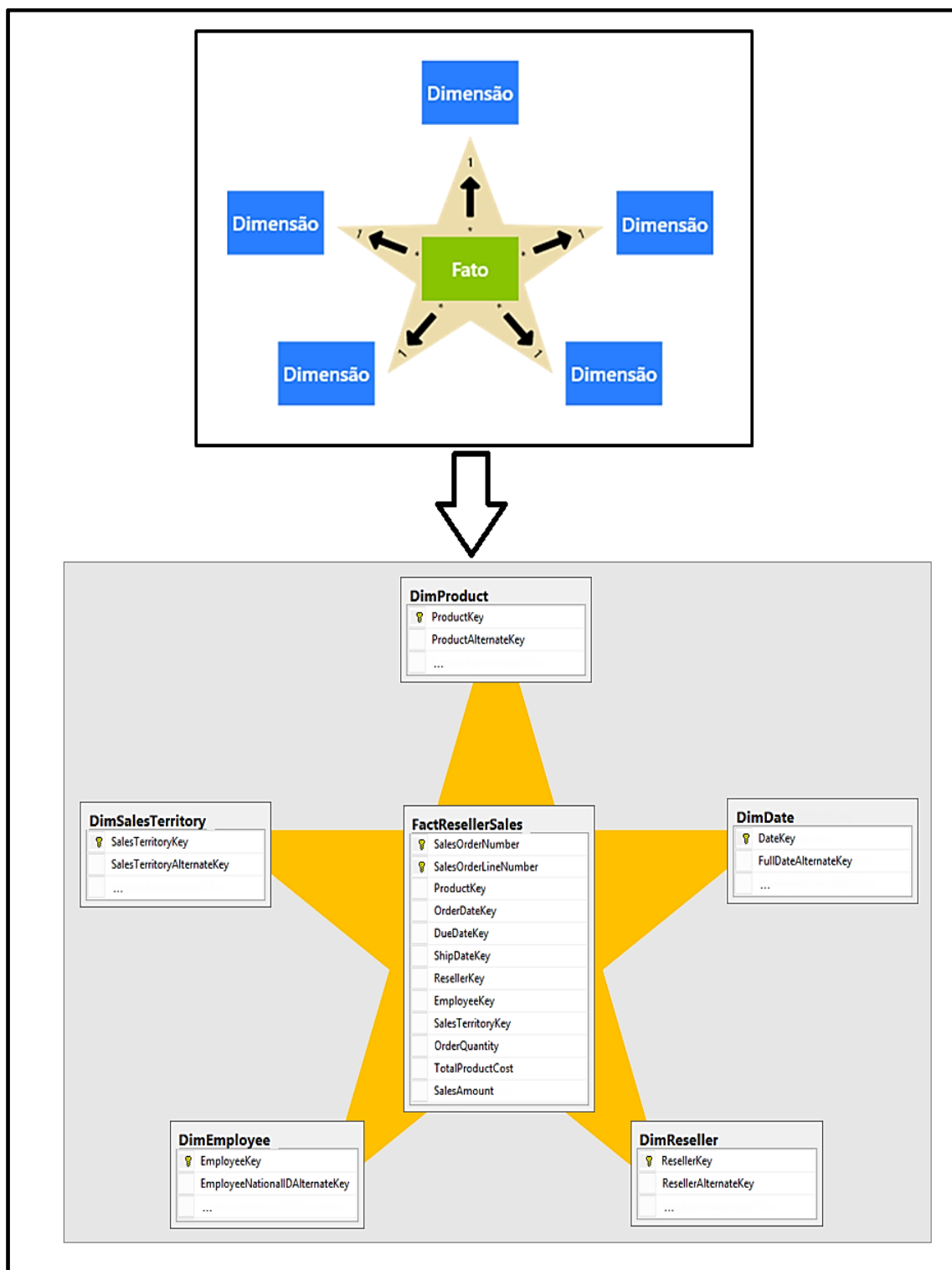
Os sistemas de BI devem ser flexíveis o suficiente para permitir a análise em diferentes níveis de granularidade, conforme necessário. Isso permite que os usuários explorem os dados de maneira dinâmica e obtenham *insights* detalhados ou de alto nível, dependendo das necessidades específicas (DILL et al., 2005).

3.3 Modelagem Dimensional Estrela (MDE)

A modelagem dimensional é uma abordagem essencial em projetos de DW e BI, projetada para facilitar o entendimento e a análise de dados. É baseada em dois componentes principais, fatos e dimensões, conforme já apresentado anteriormente.

No MDE, objeto de estudo do presente trabalho, os dados são organizados para a representação de um cubo ou hipercubo, com objetivo de dimensionar fatos de uma área de negócios da empresa, retratadas no conceito de DM. Os fatos são tabelas que contêm dados quantitativos (medidas) de um negócio. Exemplos de fatos incluem vendas, receitas, custos, etc. Cada registro na tabela de fatos é um evento ou transação. As dimensões são tabelas que descrevem os contextos em que os fatos ocorrem. Exemplos de dimensões incluem tempo, produto, cliente, região, etc. As tabelas de dimensões fornecem informações descritivas sobre as medidas encontradas nas tabelas de fatos (SANTANA, 2023).

Figura 2. Estrutura do MDE.



Fonte: adaptado de Microsoft Lear (2023)¹

¹ Disponível em: <https://learn.microsoft.com/pt-br/power-bi/guidance/star-schema>

A **Figura 2** contém os dados sumarizados, pelo nível mais detalhado da granularidade, para atender as consultas a tabela fato, que contém dados, para expressar as métricas de negócios, que após serem extraídos serão expostos aos usuários finais conforme o *dashboard*. As tabelas de dimensão (visão das facetadas de um cubo), estão normalmente contidas na chave primária da tabela fato, e temos as tabelas cadastrais das dimensões, relacionadas a ela por meio de relacionamentos organizados, conhecidos tecnicamente chaves estrangeiras.

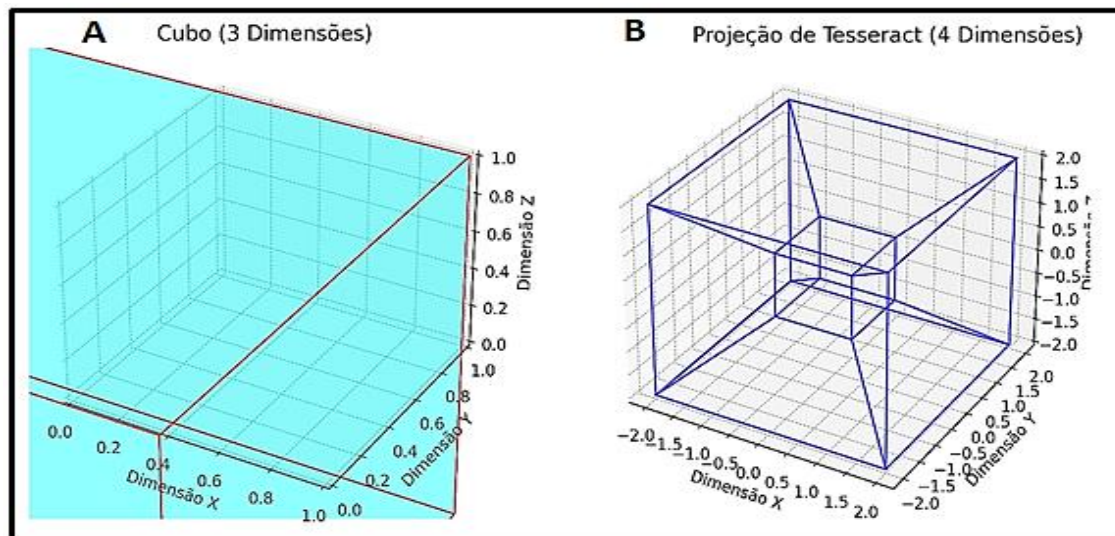
Observa-se na Figura 2 que o MDE é uma das formas mais comuns de modelagem dimensional. Ele é chamado assim porque seu *layout* se assemelha a uma estrela, com uma tabela de fatos no centro e várias tabelas de dimensões ao redor. A estrutura possui as tabelas de fatos, localizadas no centro do esquema, contendo chaves estrangeiras para as tabelas de dimensões e medidas quantitativas. As tabelas de dimensões então situadas ao redor da tabela de fatos. Contêm chaves primárias que se referem às chaves estrangeiras na tabela de fatos e atributos descritivos.

No contexto de DW e BI, especialmente quando se fala de "Processamento Analítico Online" (OLAP), os termos "campos de identificação dos fatos" e "dimensões do cubo ou hiper-cubo" são fundamentais para a organização e análise dos dados (MARZAROTTO, 2018).

Os fatos são os dados quantitativos que se deseja analisar. Eles geralmente representam eventos ou transações, como vendas, lucros, quantidade de produtos vendidos, etc. Os campos de identificação dos fatos são aqueles que especificam e descrevem esses fatos em termos de medidas numéricas. Por exemplo: a) vendas: pode incluir campos como valor_venda, quantidade, desconto, etc.; b) transações bancárias: pode incluir campos como valor_transação, taxa, saldo, etc. Esses campos são tipicamente armazenados em uma tabela de fatos no DW e estão associados às dimensões através de chaves. As Dimensões são os atributos pelos quais você deseja analisar os fatos. Elas fornecem o contexto para os dados de fatos e são usadas para "cortar" ou "filtrar" os dados de várias maneiras. Por exemplo, se está analisando vendas, as dimensões podem incluir: a) Tempo (ano, trimestre, mês, dia); b) Localização (país, estado, cidade, loja); c) Produto (categoria, marca, modelo); d) Cliente (idade, gênero, segmento).

Um cubo ou hiper-cubo é uma estrutura multidimensional que permite a organização e análise de dados através dessas dimensões. O cubo (3 dimensões), de forma aplicada seria um cubo de vendas que pode ter eixos para tempo, produto e localização. Já o hiper-cubo (mais de 3 dimensões) pode ter a extensão do conceito de cubo para mais de três dimensões. Embora não se possa visualizar hiper-cubos facilmente, eles funcionam de maneira similar aos cubos, permitindo consultas complexas e análises detalhadas através de muitas dimensões (CAMPOS, 2005).

A **Figura 3** representa esquematicamente um cubo e um hiper-cubo na perspectiva da modelagem dimensional:

Figura 3. Representação visual de um cubo e de um hipercubo.

Fonte: elaborado pelos autores.

A **Figura 3 A** mostra um cubo, que é uma estrutura tridimensional. As três dimensões poderiam representar, por exemplo: a) Eixo X Tempo (anos, trimestres, meses); b) Eixo Y Produtos (categorias, subcategorias); c) Eixo Z Localização (países, regiões, cidades). O Hipercubo (4 Dimensões), **Figura 3 B**, mostra a projeção de um *tesseract* (4D hipercubo) em três dimensões. As quatro dimensões poderiam representar: a) Eixo X Tempo (anos, trimestres, meses); b) Eixo Y Produtos (categorias, subcategorias); c) Eixo Z Localização (países, regiões, cidades; d) Dimensão adicional Cliente (segmentos, tipos, etc.). Estas representações ajudam a visualizar como diferentes dimensões podem ser combinadas para analisar dados em um contexto de BI, permitindo consultas complexas e detalhadas.

A modelagem dimensional, particularmente o MDE, desempenha um papel fundamental na análise de requisitos de um negócio devido a vários fatores (COUGO, 1997):

- ❖ **Simplicidade e Clareza:** a facilidade de entendimento é intuitiva e fácil de entender tanto para desenvolvedores quanto para usuários finais. A simplicidade do esquema facilita a comunicação entre os analistas de negócios e os profissionais de TI, garantindo que todos compreendam como os dados são organizados e como podem ser acessados.
- ❖ **Desempenho de Consultas:** a eficiência do Esquema Estrela melhora significativamente o desempenho das consultas analíticas. Como geralmente envolve menos junções entre tabelas, as consultas são mais rápidas e eficientes. Isso é crucial para obter insights em tempo hábil, permitindo que a empresa tome decisões informadas rapidamente.
- ❖ **Flexibilidade e Escalabilidade:** a adaptação as mudanças é uma outra característica importante, pois a estrutura modular do Esquema Estrela facilita a adição de novas dimensões e fatos conforme os requisitos de negócios evoluem. Isso significa que a empresa pode expandir sua análise de dados sem grandes revisões estruturais, suportando o crescimento e mudanças nas operações de negócios.

- ❖ **Facilita a Análise Multidimensional:** a visão 360° da modelagem dimensional permite uma análise multidimensional dos dados, fornecendo uma visão abrangente do negócio. As dimensões permitem explorar os dados de diferentes perspectivas, como tempo, produto, cliente e região, proporcionando uma visão completa e detalhada das operações e desempenho da empresa.
- ❖ **Melhoria na Tomada de Decisões:** ao organizar os dados de forma que sejam facilmente acessíveis e compreensíveis, a modelagem dimensional permite que os tomadores de decisão extraiam insights valiosos rapidamente. Isso apoia decisões baseadas em dados, melhorando a precisão e eficácia das estratégias de negócios.
- ❖ **Suporte à Integração de Dados:** a modelagem dimensional facilita a integração de dados de várias fontes, essencial para criar uma visão unificada do negócio, consolidando informações de sistemas diversos em um único repositório de dados analíticos.
- ❖ **Facilita o Desenvolvimento de Relatórios e Dashboards:** a estrutura organizada e clara do Esquema Estrela facilita o desenvolvimento de relatórios e dashboards. As Ferramentas de BI podem ser facilmente configuradas para extrair dados e apresentar insights visuais, permitindo que os usuários explorem os dados de maneira intuitiva.
- ❖ **Consistência e Qualidade dos Dados:** a modelagem dimensional promove a consistência e qualidade dos dados (padronização). As tabelas de dimensões e fatos são projetadas para garantir que os dados sejam registrados e analisados de forma consistente, minimizando erros e garantindo a integridade dos dados.

A modelagem dimensional com o MDE é uma ferramenta poderosa para a análise de requisitos de negócios. Sua simplicidade, desempenho, flexibilidade, e capacidade de suportar análises multidimensionais e integração de dados fazem dela uma escolha ideal para empresas que buscam obter insights profundos e precisos de seus dados (COUGO, 1997; MACHADO, 2004).

Um exemplo derivado do MDE é o Modelo de Constelação de Fatos (MCF), sendo a junção que combina elementos do MDE com elementos do modelo *snowflake schema*. Neste modelo, algumas dimensões podem ser normalizadas (*Snowflake*), enquanto outras são mantidas em uma estrutura sem normalização de dados (*Star*).

Os componentes MCF envolve as Tabelas de Fatos, as quais contêm dados quantitativos ou métricas, como vendas, lucros, quantidades, etc. Em um MCF pode-se ter múltiplas tabelas de fatos relacionadas. Há ainda as Tabelas de Dimensões, contendo atributos descritivos que fornecem o contexto para os fatos, como tempo, localização, produto, cliente, etc. As tabelas de dimensões são compartilhadas por várias tabelas de fatos (CARVALHO, 2003).

O MCF tem como características fundamentais e vantagens (CARVALHO, 2003):

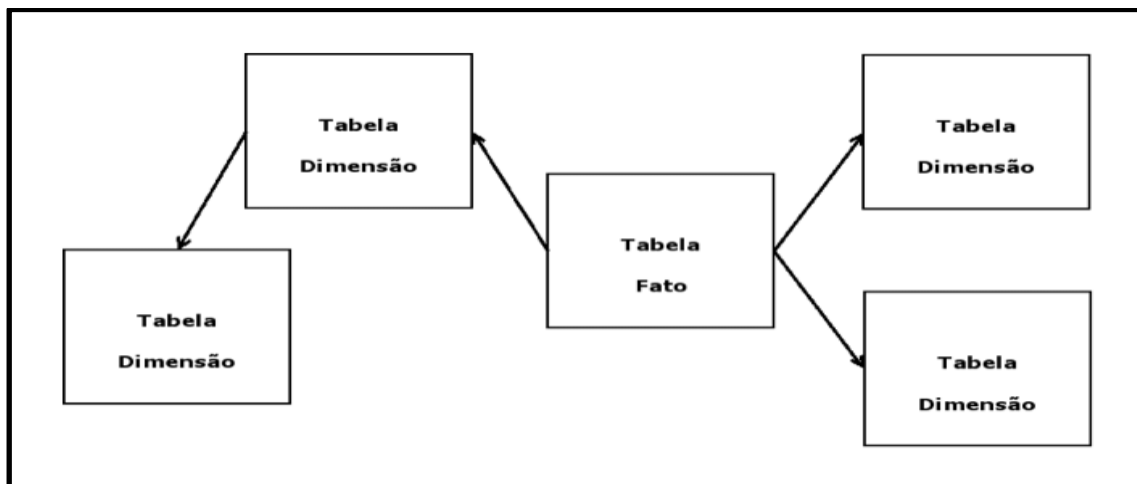
- ❖ **Flexibilidade:** permite a modelagem de processos de negócios complexos e inter-relacionados.
- ❖ **Consistência:** dimensões compartilhadas garantem consistência nos atributos descritivos.
- ❖ **Análise Integrada:** facilita a análise integrada de diferentes processos de negócios.
- ❖ Porém, são desvantagens deste modelo:
- ❖ **Complexidade:** mais complexo de implementar e manter comparado aos modelos estrela e floco de neve.

- ❖ **Desempenho:** pode exigir mais recursos computacionais devido à complexidade adicional.

O MCF é uma abordagem poderosa para modelar e analisar dados complexos e inter-relacionados em um DW, conforme apresentado pela **Figura 4**:

430

Figura 4. Estrutura do Modelo Dimensional Constelação.



Fonte: Elaborado pelos autores.

Pela **Figura 4** nota-se que o MCF é de relevância nas organizações por permitir uma visão abrangente e integrada de múltiplos processos de negócios relacionados. Esse modelo organiza os dados em várias tabelas de fatos conectadas a dimensões comuns, facilitando análises complexas e multifacetadas. Sendo assim, melhora a eficiência na extração de informação para uma nova perspectiva, permitindo compreensão das inter-relações entre diferentes áreas da organização e suporta decisões estratégicas mais informadas, promovendo uma vantagem competitiva sustentável.

3.3.1 Características da Funcionalidade do Modelo Dimensional Estrela (MDE)

Conforme já exposto, um MDE é uma abordagem essencial no desenvolvimento de sistemas de DW, reconhecida por suas diversas características que abrangem funcionalidade, eficiência de consulta, agilidade analítica, consistência e integridade dos dados. Ao adotar esse modelo, a estrutura estrela oferece flexibilidade e escalabilidade, permitindo que as organizações se adaptem facilmente às mudanças nos requisitos de negócios e ao aumento do volume de dados. Além disso, a segurança dos dados é aprimorada, garantindo que apenas usuários autorizados tenham acesso às informações sensíveis. A relevância documental é mantida através da integração de dados provenientes de diferentes fontes, resultando em uma visão unificada e completa dos dados. A estrutura de dados simplificada facilita a persistência e a qualidade da informação, garantindo que os dados sejam armazenados de forma eficiente e precisos para análises profundas e reflexões dos significativos.

A seguir, tem-se uma caracterização destas características mencionadas acima de um MDE:

3.3.1.1 Eficiência do MDE

A eficiência de um MDE reside em várias características que facilitam a compreensão, consulta e desempenho no processamento de grandes volumes de dados. No centro do MDE está a tabela fato, que armazena dados quantitativos relacionados a eventos de negócios, como vendas ou transações, conforme trazido na **Figura 4**. Esta tabela é circundada por várias tabelas dimensão, que contêm atributos descritivos, como tempo, produto e localização.

Uma das principais vantagens do MDE é sua simplicidade estrutural, que permite uma navegação fácil e intuitiva para analistas e ferramentas de BI. As tabelas de dimensão, geralmente desnormalizadas, evitam complexas junções múltiplas, o que agiliza as consultas SQL e melhora o tempo de resposta. Além disso, a clareza na estrutura dos dados facilita a manutenção e a escalabilidade do sistema, uma vez que a adição de novas dimensões ou fatos pode ser realizada com mínimo impacto na arquitetura existente (MACHADO; ABREU, 2018).

Outro fator de eficiência é a otimização do desempenho das consultas. Devido ao *design* específico do MDE, os sistemas de gestão de bancos de dados (SGBDs) podem empregar técnicas de indexação e particionamento de forma mais eficaz, resultando em um acesso mais rápido aos dados. A estrutura também é benéfica para a execução de análises complexas e relatórios *ad-hoc*, permitindo aos usuários extrair informações detalhadas sem comprometer o desempenho (MACHADO, 2018).

Quanto ao armazenamento de dados históricos, o MDE é particularmente eficiente. Ele facilita a agregação de dados ao longo do tempo, permitindo uma análise longitudinal que é crucial para a identificação de tendências e padrões. A simplicidade do modelo ajuda a garantir que os dados sejam consistentes e precisos, minimizando erros que podem surgir em modelos mais complexos. Observa-se ainda o MDE que é compatível com diversas ferramentas de BI e OLAP, otimizadas para trabalhar com esta arquitetura, promovendo uma integração suave entre o DW e as ferramentas de análise, permitindo uma exploração mais profunda e eficiente dos dados (MACHADO, 2004; MACHADO, 2006).

Por fim, resume-se que a eficiência do MDE é atribuída à sua simplicidade estrutural, que facilita a compreensão e a navegação dos dados; à sua capacidade de otimização de desempenho através de técnicas de indexação e particionamento; à facilidade de manutenção e escalabilidade; e à compatibilidade com ferramentas avançadas de BI e OLAP. Esses aspectos fazem do MDE uma escolha robusta e eficaz para organizações que buscam extrair o máximo valor de seus dados (MACHADO; ABREU, 2018).

3.3.1.2 Eficiência de Consulta

A eficiência de consulta em um MDE é um aspecto de relevância no projeto de sistemas de DW. Este tipo de modelo é estruturado de forma a otimizar o desempenho

das consultas analíticas, que são frequentemente executadas em grandes conjuntos de dados para obter informações significativas. A eficiência de consulta é alcançada através da desnormalização dos dados em uma estrutura estrela, onde as tabelas de fatos e as tabelas de dimensão são organizadas de maneira a permitir acesso rápido e eficiente às informações necessárias para análises. Além disso, a indexação adequada e o uso de técnicas de particionamento e agregação contribuem para melhorar ainda mais o desempenho das consultas, garantindo tempos de resposta rápidos mesmo em ambientes com grandes volumes de dados (MACHADO, 2004; MACHADO, 2006).

Para garantir a eficiência de consulta em um MDE, é fundamental considerar cuidadosamente o *design* e a implementação do esquema dimensional. Isso inclui a seleção adequada das dimensões e atributos a serem incluídos no modelo, bem como a definição de chaves e hierarquias que facilitem o acesso e a manipulação dos dados. Ressalta-se que a escolha de ferramentas e tecnologias de banco de dados adequadas, juntamente com a otimização de consultas e a configuração de *hardware* adequada, desempenham um papel crucial na maximização da eficiência de consulta. Ao adotar uma abordagem amplificada que leve em consideração todos esses aspectos, é possível criar um MDE altamente eficiente, capaz de suportar análises complexas e fornecer as informações valiosas para o negócio dados (MACHADO, 2004; MACHADO, 2006).

3.3.1.3 Ferramentas e Tecnologias de um MDE

O *SQL Server Analysis Services* (SSAS) é uma ferramenta de BI da *Microsoft* que permite a análise e exploração de grandes volumes de dados armazenados em DW. Um dos modelos de dados mais comuns implementados no SSAS é o MDE, pois contém as medidas quantitativas do negócio e várias tabelas de dimensões ao seu redor, que descrevem os contextos dessas medidas. Este modelo facilita a criação de consultas complexas e análises multidimensionais, pois as tabelas de dimensões são diretamente ligadas à tabela de fatos, simplificando a navegação e agregação dos dados. A utilização do SSAS com um modelo dimensional estrela potencializa a eficiência na recuperação e processamento dos dados, proporcionando tempos de resposta rápidos para consultas analíticas, o que é crucial para a tomada de decisões empresariais informadas (PERDIGÃO, 2021).

O SSAS oferece diversas funcionalidades avançadas para aprimorar a análise de dados dentro de um MDE. Entre essas funcionalidades, destacam-se a criação de cubos OLAP, que permitem o processamento e análise de dados multidimensionais de forma eficiente, e a implementação de medidas calculadas e KPIs (*Key Performance Indicators*), que auxiliam na monitoração e avaliação de desempenho de diferentes áreas do negócio. A arquitetura do SSAS é projetada para garantir a consistência e integridade dos dados, suportando operações de ETL (*Extract, Transform, Load*) que consolidam dados de múltiplas fontes em um formato unificado e consistente (FERNANDES, 2020).

Além disso, a ferramenta oferece recursos de segurança robustos, permitindo a definição de permissões de acesso granulares para diferentes usuários, garantindo que apenas informações autorizadas sejam acessadas. A flexibilidade e escalabilidade do

SSAS, combinadas com a robustez da modelagem dimensional estrela, proporcionam uma plataforma poderosa e confiável para a análise de dados em larga escala.

3.3.1.4 Criação de Cubos e Hipercubos por Processamento Analítico OLAP

433

A criação de cubos e hipercubos por meio do OLAP em um MDE é uma prática essencial para a análise de grandes volumes de dados em sistemas BI. Os cubos OLAP, conforme já descrito, são estruturas multidimensionais que permitem a organização e a visualização de dados de maneira eficiente, facilitando a realização de consultas complexas e a obtenção de dados detalhados. Em um MDE, os dados são estruturados em uma tabela de fatos central, rodeada por tabelas de dimensão que fornecem contextos específicos, como tempo, localização e produto. Essa configuração permite que os cubos OLAP sejam construídos de forma otimizada, explorando as relações entre os fatos e as dimensões para calcular agregações e métricas com rapidez e precisão (SANTOS; RAMOS, 2006).

A eficiência do processamento OLAP na criação de cubos e hipercubos se deve à capacidade de pré-agregar dados e armazenar resultados intermediários, o que reduz significativamente o tempo de resposta para consultas analíticas. Além disso, os hipercubos, que são extensões dos cubos OLAP em dimensões adicionais, permitem uma análise ainda mais detalhada e complexa, suportando operações como *drill-down*, *roll-up*, *slicing* e *dicing*. Essas operações são determinantes para a navegação interativa e exploratória dos dados, proporcionando aos analistas a capacidade de descobrir padrões e tendências ocultas. A arquitetura de um MDE facilita a implementação de cubos e hipercubos eficientes, promovendo uma análise de dados robusta e escalável que atende às necessidades dinâmicas de diversos aspectos da organização (SANTOS; RAMOS, 2006).

3.3.1.5 Agilidade Analítica

A agilidade analítica proporcionada por um MDE se deve principalmente à sua estrutura otimizada para consultas rápidas e eficientes, que conforme já explicitado, permite que as consultas sejam simplificadas, reduzindo a complexidade das operações necessárias para extrair informações úteis. A disposição das tabelas dimensionais facilita a execução de *joins* rápidos e eficientes, essencial para realizar análises *ad-hoc* e gerar relatórios em tempo hábil. Essa estrutura é particularmente benéfica em cenários onde grandes volumes de dados precisam ser analisados rapidamente para apoiar a tomada de decisões estratégicas e operacionais (MORAIS, 2023). Segue-se alguns cenários como exemplificações:

- ❖ **Empresas de comércio eletrônico:** a análise em tempo real das tendências de compra, preferências dos clientes e comportamentos de navegação pode ajudar a ajustar estratégias de marketing, otimizar o estoque e melhorar a experiência do usuário, resultando em aumento de vendas e fidelização de clientes.
- ❖ **Setor financeiro:** a análise rápida de dados de mercado, transações e comportamentos de clientes é vital para gerenciar riscos, detectar fraudes, e tomar decisões de investimento com base em informações atualizadas, garantindo a maximização dos retornos e a mitigação de perdas.

- ❖ **Setor de saúde:** a análise ágil de grandes volumes de dados de pacientes, resultados de exames e históricos médicos pode melhorar a qualidade do atendimento, permitindo diagnósticos mais precisos e tratamentos mais eficazes.
- ❖ **Operações logísticas e de cadeia de suprimentos:** a capacidade de analisar rapidamente dados de inventário, fluxos de transporte e demanda de mercado pode otimizar a distribuição de produtos, reduzir custos operacionais e melhorar a eficiência geral.
- ❖ **Ambientes de manufatura:** a análise em tempo real de dados de produção, manutenção de equipamentos e qualidade dos produtos pode ajudar a identificar problemas rapidamente, minimizar tempos de inatividade e garantir que os processos de produção sejam eficientes e conformes com os padrões de qualidade.

Em todas essas circunstâncias, a capacidade de processar e analisar rapidamente grandes volumes de dados é fundamental para a tomada de decisões informadas e oportunas, que podem ter impactos significativos na eficiência operacional e na vantagem competitiva das organizações.

O MDE suporta a agilidade analítica ao permitir a inclusão e modificação de dimensões e fatos de forma relativamente simples, sem comprometer a integridade dos dados existentes, tornando-o um modelo de flexibilidade. A escalabilidade inerente ao *design* do MDE garante que novas dimensões possam ser adicionadas sem necessidade de reestruturar completamente o banco de dados, facilitando a adaptação a novas necessidades de negócios e mudanças no ambiente corporativo (INMON, 1997).

A capacidade de realizar análises temporais, comparar métricas ao longo de diferentes períodos e explorar dados de diversas perspectivas com facilidade torna o MDE uma ferramenta poderosa para analistas e gestores. Dessa forma, a agilidade analítica proporcionada por esse modelo não só melhora a eficiência das consultas, mas também fortalece a capacidade das organizações de responder rapidamente a novas oportunidades e desafios, mantendo-se competitivas no mercado.

3.3.1.6 Consistência e Integridade dos Dados

No contexto de um MDE, a consistência e a integridade dos dados garantirão que as análises realizadas sejam confiáveis e precisas. A consistência refere-se à garantia de que os dados armazenados em diferentes partes do modelo estejam em concordância, sem discrepâncias ou conflitos. No MDE, a consistência é alcançada através da centralização das tabelas de fatos e dimensões, onde cada dimensão é conectada a uma única tabela de fatos por meio de chaves estrangeiras. Essa estrutura simplificada reduz a redundância e minimiza a possibilidade de inconsistências nos dados. Adicionalmente, os processos de extração, transformação e carga do ETL desempenham um papel vital na manutenção da consistência, assegurando que os dados provenientes de diferentes fontes sejam harmonizados e carregados de maneira uniforme no DW (PITON, 2018).

A integridade dos dados, por sua vez, abrange um conjunto de regras e restrições que asseguram a precisão e a confiabilidade das informações armazenadas. No MDE, a integridade referencial é mantida pela relação entre as tabelas de fatos e dimensões, onde as chaves estrangeiras nas tabelas de fatos referenciam as chaves

primárias nas tabelas de dimensões. Isso garante que cada registro na tabela de fatos corresponda a registros válidos nas tabelas de dimensões, evitando dados órfãos e inconsistências. Além disso, a integridade dos dados é reforçada por meio de validações e controles implementados durante os processos de ETL, que verificam a conformidade dos dados com as regras de negócio estabelecidas. Essas práticas garantem que o MDE não só armazene dados de forma eficiente, mas também forneça uma base sólida e confiável para a tomada de decisões analíticas (PITON, 2018).

435

3.3.1.7 Relevância Documental

A relevância documental de um MDE é um determinante pois permite a centralização e a integração coerente de dados de múltiplas fontes. Tal característica é assegurada pela capacidade do MDE de representar dados de forma consistente e compreensível, promovendo a uniformidade e a precisão na interpretação dos dados. Isso é particularmente importante em cenários onde a informação é extraída de diferentes sistemas operacionais e necessita ser consolidada em um único repositório para análises estratégicas e táticas. A capacidade de integrar dados de maneira homogênea assegura que as análises realizadas sejam relevantes e precisas, proporcionando uma base sólida para a tomada de decisões (GOMES et al., 2011).

A relevância documental também é mantida pela capacidade do MDE de suportar dados históricos e temporais, permitindo que análises de tendências e variações ao longo do tempo sejam realizadas de maneira eficiente. Tais fatores são determinante para a eficácia do modelo, pois garante a integridade, a consistência e a eficiência na análise e na interpretação de dados, fundamentais para a tomada de decisões informadas e estratégicas.

3.3.1.8 Segurança

A segurança de um MDE em ambientes de DW é fundamental para garantir a integridade e confidencialidade dos dados armazenados e processados. Viu-se que os dados são organizados em uma tabela fato central e várias tabelas dimensão, facilitando a consulta e análise. A segurança desses dados é mantida através de rigorosos controles de acesso que definem quem pode visualizar ou modificar dados específicos. Implementações comuns incluem a autenticação de usuários, a atribuição de permissões detalhadas e o uso de criptografia para proteger dados sensíveis tanto em repouso quanto em trânsito. Além disso, auditorias regulares e monitoramento contínuo são necessários para detectar e responder rapidamente a atividades suspeitas ou não autorizadas, assegurando que quaisquer vulnerabilidades sejam tratadas prontamente para prevenir violações de dados (PEGETTI, 2021).

A arquitetura de segurança de um MDE também deve considerar a segregação de dados e a implementação de políticas de segurança que garantam a conformidade com regulamentações e padrões da organização. Ao segmentar dados com base em níveis de sensibilidade e ao utilizar técnicas como a mascaramento de dados e a anonimização, é possível minimizar os riscos de exposição indevida. Além disso, a documentação detalhada das políticas de segurança e dos procedimentos de gerenciamento de incidentes é essencial para garantir uma resposta eficaz a potenciais

ameaças. A integração de soluções de segurança avançadas, como firewalls de banco de dados e sistemas de detecção de intrusão, complementa essas medidas, proporcionando uma camada adicional de proteção contra ataques cibernéticos.

436

3.3.4 Considerações sobre o Capítulo

Em conclusão sobre o referencial teórico desenvolvido para contextualizar os objetivos do estudo, é evidente que a integração dessas tecnologias e metodologias proporciona uma base robusta para a tomada de decisões estratégicas nas organizações. O DW, como repositório centralizado e consolidado de dados históricos, facilita análises complexas e a obtenção de insights valiosos, promovendo uma visão holística do desempenho organizacional. O MDE destaca-se nesse contexto pela sua simplicidade e eficiência, permitindo consultas rápidas e intuitivas através de uma estrutura que organiza os dados em tabelas fato e dimensões. Esse modelo não só melhora a performance das consultas, mas também mantém a consistência e integridade dos dados, elementos fundamentais para a confiabilidade das informações utilizadas em análises empresariais.

Os DM, por sua vez, complementam essa arquitetura ao oferecerem soluções específicas e segmentadas para diferentes áreas funcionais da organização, como marketing, finanças e operações. Eles permitem que as análises sejam mais focadas e direcionadas, atendendo às necessidades particulares de cada departamento. Quando se combina com o BSC, uma ferramenta de gestão estratégica que traduz a visão e a estratégia da organização em objetivos mensuráveis e indicadores de desempenho, essas tecnologias criam um ecossistema integrado de gestão da informação. O BSC se beneficia diretamente da qualidade e da precisão dos dados fornecidos pelo DW e pelos DM, facilitando a monitorização contínua dos indicadores-chave de desempenho e alinhando as atividades operacionais com os objetivos estratégicos da empresa.

4 RESULTADOS

Mesmo em um estudo bibliográfico, onde não há coleta direta de dados, um capítulo de resultados possui fundamental relevância acadêmica. Este capítulo oferece uma síntese organizada das descobertas e análises derivadas da revisão extensiva da literatura considerando os objetivos estabelecidos pelo presente trabalho. Busca-se não apenas destacar os principais pontos discutidos, mas também fortalecer que a sinergia entre DW, MDE, DM e BSC sustenta uma gestão estratégica mais informada e eficaz, promovendo a excelência operacional e a competitividade organizacional.

Sendo assim, espera-se que as análises a seguir proporcionem uma estrutura para interpretar e contextualizar as informações apresentadas, ajudando a demonstrar como aplicabilidade do tema para os profissionais da área da Gestão da Tecnologia da Informação, por meio de uma análise crítica e aprofundada da literatura existente.

4.1 Benefícios da Modelagem de Dados no Contexto DW

A relação entre DW e modelagem de bancos de dados é significativa, uma vez que a construção e o uso eficaz de um DW dependem fortemente de uma modelagem

de dados bem planejada e executada. Tem-se, a seguir, um constructo dos autores considerando o vasto referencial teórico já apresentado.

Explicou-se neste trabalho que DW é um sistema de armazenamento de dados projetado para facilitar a análise e o relatório de dados, propiciando consolidar dados de várias fontes, organizando-os de maneira que seja fácil acessar e analisar informações históricas e multidimensionais. A modelagem de dados foi apresentada como o processo de criar um modelo de dados detalhado que define a estrutura lógica dos dados de um banco de dados, incluindo entidades, atributos e relacionamentos entre entidades, que são organizados para garantir consistência, integridade e desempenho.

A modelagem dimensional é a abordagem comum usada no *design* de DW. Esta técnica organiza dados em estruturas que são otimizadas para consultas e relatórios rápidos. Os principais componentes incluem fatos (dados quantitativos) e dimensões (dados contextuais). Os esquemas “estrela” e “flocos de neve” são dois tipos de modelagens dimensionais frequentemente usados no *design* de DW.

O MDE, interesse de estudo, é simplificado e facilita consultas rápidas, consistindo de uma tabela de fatos central ligada a várias tabelas de dimensões. A modelagem de dados também influencia o processo de ETL. Dados são extraídos de sistemas de origem, transformados para garantir qualidade e consistência, e carregados no DW: a) extração identifica as fontes de dados e extrai os dados; b) transformação tem como finalidade limpar, transformar e preparar os dados de acordo com o modelo dimensional; c) carregamento, como se refere, carrega os dados transformados nas tabelas de fatos e dimensões no DW.

Ao consolidar dados dispersos em um único local acessível, as empresas ganham uma visão unificada de suas operações, facilitando a tomada de decisões informadas e estratégicas (visto no **Quadro 3**). Além disso, os DWs capacitam os usuários a realizar análises complexas de maneira rápida e eficiente, permitindo uma compreensão mais profunda de tendências e padrões que poderiam passar despercebidos em sistemas fragmentados.

Quadro 3. Benefícios funcionais do uso de DW no contexto das organizações.

<p>1. CENTRALIZAÇÃO E INTEGRAÇÃO DE DADOS</p> <p>Centralização</p> <p>Coleta de Dados de Múltiplas Fontes: Um DW permite a integração de dados de diversas fontes, como sistemas transacionais, aplicativos ERP, CRM, e até fontes externas como redes sociais e pesquisas de mercado. Isso centraliza a informação e facilita o acesso a um repositório único de dados.</p> <p>Integração</p> <p>Consistência dos Dados: A modelagem de bancos de dados ajuda a garantir que os dados sejam consistentes e padronizados. Por exemplo, diferentes departamentos podem usar nomenclaturas ou formatos diferentes para os mesmos dados. A integração no DW resolve essas discrepâncias.</p>	<p>4. EFICIÊNCIA OPERACIONAL</p> <p>Otimização de Processos</p> <p>Processos Automatizados: A integração e automação de dados reduzem o tempo gasto em tarefas manuais e minimizam erros humanos, aumentando a eficiência operacional.</p> <p>Melhoria na Gestão de Recursos</p> <p>Alocação Eficiente: A análise de dados pode revelar áreas onde recursos estão sendo mal utilizados, permitindo uma realocação eficiente para maximizar a produtividade.</p>	<p>7. COMPLIANCE E SEGURANÇA</p> <p>Conformidade Regulatória</p> <p>Relatórios de Compliance: Facilita a geração de relatórios que comprovam a conformidade com regulamentos, como GDPR, HIPAA, entre outros.</p> <p>Segurança dos Dados</p> <p>Proteção e Privacidade: Um DW bem modelado e gerido inclui mecanismos de segurança robustos, como controle de acesso, criptografia e monitoramento, protegendo dados sensíveis contra acessos não autorizados.</p>
<p>2. QUALIDADE E GOVERNANÇA DOS DADOS</p> <p>Melhoria da Qualidade dos Dados</p> <p>Eliminação de Redundâncias e Inconsistências: Através de processos de ETL para garantir alta qualidade e precisão.</p> <p>Governança dos Dados</p> <p>Políticas e Procedimentos: A modelagem de dados define regras claras para a entrada e uso dos dados, garantindo conformidade com políticas internas e regulamentos externos.</p>	<p>5. PREVISÃO E PLANEJAMENTO ESTRATÉGICO</p> <p>Análise Preditiva</p> <p>Previsão de Tendências: Modelos preditivos podem ser desenvolvidos com base em dados históricos armazenados no DW. Isso ajuda a prever demandas, identificar oportunidades de mercado e preparar a organização para possíveis desafios.</p> <p>Planejamento Estratégico</p> <p>Simulações e Cenários: A modelagem de dados permite a criação de simulações e cenários "e se", auxiliando na elaboração de estratégias de longo prazo e mitigação de riscos.</p>	
<p>3. ANÁLISE E TOMADA DE DECISÃO</p> <p>Análise Avançada</p> <p>Business Intelligence (BI): Ferramentas de BI integradas ao DW permitem a criação de dashboards, relatórios e análises ad hoc. Isso facilita a visualização de tendências e padrões.</p> <p>Tomada de Decisões Informadas</p> <p>Insights Baseados em Dados: Com acesso a dados históricos e atualizados, os gestores podem tomar decisões baseadas em informações concretas e precisas, em vez de suposições.</p>	<p>6. PERSONALIZAÇÃO E ATENDIMENTO AO CLIENTE</p> <p>Experiência do Cliente</p> <p>Segmentação e Personalização: Dados centralizados e bem modelados permitem uma segmentação mais precisa dos clientes, resultando em campanhas de marketing mais eficazes e experiências de cliente personalizadas.</p> <p>Suporte ao Cliente</p> <p>Resolução de Problemas: Acesso rápido a um histórico completo de interações e transações permite um atendimento ao cliente mais rápido e eficaz.</p>	

Fonte: Elaborado pelos autores.

Os modelos de dados bem definidos garantem que os dados no DW sejam consistentes e mantenham integridade, facilitando análises precisas e confiáveis. Por fim, a escalabilidade surge como uma modelagem robusta que permite que o DW cresça e se adapte a novas fontes de dados e a maiores volumes de dados sem comprometer o desempenho ou a usabilidade.

A funcionalidade de um DW e a modelagem de bancos de dados são essenciais para o gerenciamento eficaz e eficiente de dados em uma organização. Enquanto o DW centraliza e otimiza a análise de grandes volumes de dados, a modelagem de bancos de dados assegura que os dados sejam armazenados e manipulados de forma estruturada e eficiente, atendendo aos requisitos de negócios e operacionais.

Sendo assim, a TI impacta diretamente nas estratégias em todos os segmentos de uma organização, conforme trazido no **Quadro 4**:

Quadro 4. Impacto da TI em diferentes aspectos organizacionais.

BENEFÍCIOS PARA A TI

Alinhamento Estratégico

- ❖ TI pode usar o BSC para alinhar suas atividades e projetos com os objetivos estratégicos da organização.
- ❖ Um DW fornece a base de dados necessária para monitorar KPIs específicos de TI, como disponibilidade de sistemas, tempo de resposta e custo-benefício de projetos de TI.

Melhoria da Eficiência Operacional

- ❖ O BSC ajuda a identificar áreas de melhoria na infraestrutura e nos processos de TI.
- ❖ O DW permite a análise detalhada de dados operacionais, ajudando a TI a identificar gargalos e oportunidades de otimização.

BENEFÍCIO PARA AS ORGANIZAÇÕES

Tomada de Decisão Informada

- ❖ O BSC fornece um framework estruturado para definir e acompanhar métricas de desempenho chave.
- ❖ O DW consolida dados de várias fontes, permitindo uma visão holística e precisa, essencial para decisões informadas.

Visão Integrada e Consistente

- ❖ O BSC exige uma visão integrada do desempenho organizacional, que é suportada pelos dados consolidados no DW.
- ❖ Isso garante que todos os níveis da organização estejam trabalhando com as mesmas informações, promovendo consistência e alinhamento.

Desempenho Organizacional

- ❖ O BSC monitora e melhora o desempenho em áreas críticas como finanças, clientes, processos internos e aprendizado.
- ❖ O DW oferece os dados históricos e atuais necessários para essas análises, facilitando a identificação de tendências e padrões.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Evidencia-se no **Quadro 4** uma sinergia entre o BSC e o DW, possibilitando criar uma base sólida para a gestão estratégica e a tomada de decisão informada. Enquanto o BSC define os objetivos e métricas de desempenho, o DW fornece os dados e a infraestrutura necessários para monitorar e analisar essas métricas de forma eficaz. Juntas, essas ferramentas permitem que organizações e departamentos de TI alinhem suas operações com as metas estratégicas, melhorem a eficiência e respondam rapidamente às mudanças no ambiente de negócios.

4.2 Perspectiva de Implementação de DW

De forma aplicada, a implementação de um DW baseado em MDE, alinhado com BSC, requer uma abordagem estruturada e cuidadosa para garantir o sucesso do projeto. As fases típicas para essa implementação podem incluir:

- ❖ **Planejamento e Definição de Objetivos:** esta fase envolve a definição dos objetivos estratégicos da organização e como eles se alinham com as perspectivas do BSC (financeira, cliente, processos internos e aprendizado/ crescimento). Identificar as métricas chave de desempenho (KPIs) associadas a cada perspectiva ajudará a determinar os requisitos de dados necessários no DW.
- ❖ **Análise de Requisitos e Modelagem Dimensional:** os requisitos de dados específicos são coletados em colaboração com os *stakeholders* da organização. A modelagem MDE é então aplicada para projetar a arquitetura do DW e dos DMs, identificando as tabelas de fatos e dimensões necessárias para suportar as análises de negócios conforme definido pelo BSC.
- ❖ **Design e Desenvolvimento do DW:** com base nos requisitos e no modelo dimensional definido, o DW é projetado e desenvolvido. Isso envolve a criação de pipelines de ETL para extrair dados de fontes diversas, transformá-los em um formato adequado e carregá-los no DW. Os DMs são construídos para atender às necessidades específicas de cada área da organização
- ❖ **Testes e Validação:** uma vez que o DW e DMs estejam construídos, é fundamental realizar testes abrangentes para garantir que os dados estejam sendo carregados corretamente e que as consultas de análise produzam resultados precisos e consistentes. Os *stakeholders* devem validar se as saídas do DW atendem às suas necessidades e expectativas.
- ❖ **Implantação e Treinamento:** após os testes e validação, o DW e DMs são implantados no ambiente de produção da organização. Paralelamente, é importante fornecer treinamento adequado aos usuários finais e administradores do sistema para garantir que saibam como usar efetivamente o DW para análises de negócios baseadas no BSC.
- ❖ **Monitoramento e Manutenção Contínua:** após a implantação, o DW e os DMs são implantados para uso operacional, e é estabelecido um processo contínuo de monitoramento e avaliação do desempenho do sistema em relação aos KPIs do BSC, garantindo que as metas estratégicas da organização sejam alcançadas e mantidas ao longo do tempo.

O **Quadro 6**, por fim, traz a relação do DM nos processos estabelecidos entre DW e BSC:

Quadro 6. Relação entre DW, BSC e DM.**SUPOORTE À ESTRATÉGIA E TOMADA DE DECISÃO**

- ❖ **BSC:** Define e monitora métricas estratégicas (KPIs) que refletem os objetivos organizacionais.
- ❖ **DW:** Armazena e integra dados de várias fontes, fornecendo uma base centralizada e consistente para análise.
- ❖ **Data Mart:** Fornece dados específicos e relevantes para departamentos ou áreas, permitindo análises detalhadas e focadas que suportam as métricas do BSC.

INTEGRAÇÃO E QUALIDADE DOS DADOS

- ❖ **BSC:** Requer dados precisos e integrados para medir o desempenho nas quatro perspectivas.
- ❖ **DW:** Centraliza e limpa dados de várias fontes, garantindo qualidade e consistência.
- ❖ **Data Mart:** Extrai dados relevantes do DW, garantindo que as análises departamentais sejam precisas e alinhadas com a visão global da organização.

MONITORAMENTO CONTÍNUO E RELATÓRIOS

- ❖ **BSC:** Necessita de monitoramento contínuo e relatórios regulares para avaliar o progresso em direção aos objetivos estratégicos.
- ❖ **DW:** Suporta o monitoramento contínuo e a geração de relatórios em tempo real através de ferramentas de BI.
- ❖ **Data Mart:** Facilita a geração de relatórios específicos para cada departamento, alinhando as operações departamentais com os objetivos estratégicos do BSC.

EFICIÊNCIA E FOCO NAS ANÁLISES

- ❖ **BSC:** Foca em uma visão equilibrada e integrada do desempenho organizacional.
- ❖ **DW:** Proporciona uma visão abrangente e integrada dos dados organizacionais.
- ❖ **Data Mart:** Permite uma análise detalhada e específica para cada departamento, melhorando a eficiência na extração de insights relevantes.

Fonte: elaborado pelos autores.

Evidencia-se no **Quadro 6** que a relação entre BSC, DW e DM é fundamental para uma gestão estratégica eficaz. O BSC define os objetivos e métricas de desempenho, o DW centraliza e integra os dados necessários para medir esses KPIs, enquanto que os DMs fornecem dados específicos para análises detalhadas em nível departamental. Juntos, esses componentes permitem uma visão holística e detalhada do desempenho organizacional, facilitando a tomada de decisões informadas e alinhadas com os objetivos estratégicos.

A Gestão em TI deve se posicionar como um facilitador estratégico no contexto da integração entre BSC, DW e DMs. Algumas diretrizes para o posicionamento da TI incluem, considerando todo o exposto no referencial teórico analisado:

- ❖ **Análise de uma Infraestrutura Robusta:** ter conhecimento que permita desenvolver e manter uma infraestrutura de TI que suporte a coleta, integração, armazenamento e análise eficiente de grandes volumes de dados.
- ❖ **Visão sobre Segurança e Confiabilidade dos Dados:** saber implementar práticas robustas de governança de dados para garantir a integridade, segurança e confidencialidade dos dados, que são fundamentais para análises precisas e confiáveis.

- ❖ **Suporte a Ferramentas de BI:** prover e gerenciar ferramentas avançadas de BI que facilitem a criação de dashboards interativos e relatórios detalhados, atendendo às necessidades específicas dos usuários.
- ❖ **Capacitação e Suporte Técnico:** oferecer treinamento contínuo e suporte técnico para garantir que os usuários saibam como utilizar as ferramentas e interpretar os dados de maneira eficaz.
- ❖ **Inovação Contínua:** monitorar e adotar novas tecnologias e práticas emergentes que possam aprimorar ainda mais a capacidade de análise e a tomada de decisão estratégica.

Não se trata de tarefa fácil a integração de tecnologias de TI e processos de modelagem, o que traz como desafios e considerações acerca deste trabalho os aspectos da complexidade de integração de dados de múltiplas fontes pode ser complexa, de forma que a modelagem de dados deve considerar as diferentes estruturas e formatos dos dados de origem. Outro ponto focal é a manutenção e atualização, necessitando que a modelagem de dados deva ser flexível para acomodar mudanças nos requisitos de negócios e nas fontes de dados, o que pode exigir atualizações regulares no modelo e nos processos de ETL. Um aspecto importante é a relação custo e Tempo, pois o desenvolvimento de um DW e a modelagem de dados associada podem ser custosos e demorados. Sendo assim, necessita-se de um planejamento cuidadoso e uma execução meticulosa são essenciais para garantir sucesso a longo prazo.

Contudo, conclui-se que a correlação entre DW e modelagem de bancos de dados é intrínseca e crucial. A modelagem de dados fornece a estrutura necessária para organizar e integrar dados de várias fontes de forma eficiente, permitindo que o DW ofereça suporte a análises detalhadas e relatórios de alto desempenho. Uma modelagem bem feita resulta em um DW eficaz, escalável e capaz de atender às necessidades analíticas de uma organização.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A correlação entre BSC, DW e DM é essencial para aprimorar o processo de gestão organizacional, oferecendo uma abordagem integrada e estratégica para a tomada de decisão. No contexto atual, onde os dados desempenham um papel crítico na definição e execução de estratégias organizacionais, a sinergia entre essas ferramentas proporciona um framework robusto para alcançar a excelência operacional e estratégica.

O BSC traduz a visão e a estratégia da organização em um conjunto coerente de métricas de desempenho sendo importante que tais métricas se baseiem em dados precisos, integrados e consistentes. Neste ponto, o DW é de extrema relevância, uma vez que centraliza e consolida dados de várias fontes, garantindo que as informações utilizadas na análise e no monitoramento de KPIs sejam confiáveis e atualizadas. Adicionalmente, os DMS, como subconjuntos específicos do DW, desempenham um papel vital ao fornecerem dados segmentados e relevantes para departamentos ou áreas específicas da organização. Isso permite análises mais

detalhadas e focadas, alinhadas com os objetivos estratégicos globais, mas adaptadas às necessidades e contextos específicos de cada área funcional.

Ao proporcionar uma visão integrada e detalhada do desempenho organizacional, os processos de modelagem de dados apresentados neste trabalho podem capacitar as organizações a tomar decisões informadas, alinhar suas operações com os objetivos estratégicos e promover uma cultura de melhoria contínua, devendo para isso contar um gestor de TI em seu quadro de colaboradores.

O profissional de TI com conhecimento em BI desempenha um papel fundamental ao garantir o funcionamento eficaz em todos os níveis estratégicos da organização. Este papel inclui a análise de dados e o direcionamento das decisões dos líderes da empresa com base em informações precisas e bem embasadas. Para exercer essa função complexa, o profissional de BI precisa ter um amplo conjunto de habilidades e conhecimentos, incluindo o uso de ferramentas e softwares específicos. O papel principal deste profissional é oferecer respostas baseadas em dados dos sistemas implantados, com precisão e agilidade, garantindo que os gestores possam tomar decisões assertivas e informadas. A eficiência e a eficácia da estratégia de BI dependem diretamente das habilidades e do conhecimento deste profissional, bem como das ferramentas que ele utiliza.

Portanto, a Gestão da TI, ao se posicionar como um facilitador estratégico, desempenha um papel crucial na implementação e sustentação dessa integração, garantindo que a organização esteja equipada para enfrentar os desafios e aproveitar as oportunidades no dinâmico ambiente de negócios atual.

REFERENCIAS

BATISTA, A. P. **O *Balanced Scorecard* como ferramenta de gestão estratégica**: um estudo de caso em uma rede de supermercado varejista de Içara-SC. 2015. Monografia (MBA em Gestão Estratégica de Finanças e Controladoria) - Universidade do Extremo Sul Catarinense – UNESC. Criciúma, Santa Catarina, 2015. 86 p.

CAMPOS, R. A. **Qualidade de dados em *Data Warehouse***. TCC (Graduação em Bacharelado em Sistemas de Informação). Centro de Ensino Superior de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2005.

CARVALHO, N. P. **Proposta de esquema dimensional hierárquico genérico para implementação em SGBD relacional**. 2003. Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2003.

CARVALHO, D. E. Inteligência competitiva: uma ferramenta de apoio estratégico às empresas brasileiras. **Brazilian Journal of Business**, v 3, n. 1, p. 2-15, 2021.

CONNOLLY, T. M.; BEGG, C. E. **Sistemas de banco de dados**: uma abordagem prática para design, implementação e gerenciamento (6ª ed.). São Paulo: Pearson, 2014.

COUGO, P. **Modelagem conceitual e projeto de bancos de dados**. Rio de Janeiro: Campus, 1997.

DILL, S. L. et al. Uma metodologia para desenvolvimento de *Data Warehouse*. **Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação (SBSI)**, 2. , 2005, Florianópolis. Anais [...]. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2005 . p. 135-142.

ELMASRI, R.; NAVATHE, S. B. **Fundamentos de Sistemas de Banco de Dados**. (7ª ed.). São Paulo: Pearson, 2015.

FERNANDES, B. D. L. **Business Intelligence no Suporte à Decisão Estratégica**. Dissertação (Mestrado em Engenharia e Gestão Industrial) - Instituto Politécnico de Coimbra, 2020. 103 p.

KAPLAN, R. S.; NORTON, D. P. **The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action**. Harvard Business Review Press, 1996.

GIL, A. C. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

GOMES, L. F. A. M. et al. Uma abordagem multicritério para a seleção de ferramentas de *business intelligence*. **Revista Eletrônica de Sistemas de Informação**, v. 10, n. 2, p. 1-28, 2011.

INMON, W. H. **Como construir o Data Warehouse**. Rio de Janeiro: Campus, 1997.

KIMBALL, R. **Data Warehouse Toolkit**. Makron Books, Rio de Janeiro: Campus, 1998.

KOMATSU, ALINE YUMI. **Nível de maturidade de BI dentro das organizações no Brasil**. Monografia (Trabalho de conclusão de curso) - Faculdade De Economia, Administração, Contabilidade E Atuária Da Universidade De São Paulo. São Paulo, 2020. 80 p.

LUNET, J.; FERREIRA, A.; AMBRÓSIO, F. Implementação de um Data Warehouse: uma perspectiva bibliométrica. **Gestão e Desenvolvimento**, v. 31, p. 179-204, 2023.

MACHADO, F. N. R. **Modelagem de Dados para Data Warehouses**. Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna, 2018.

MACHADO, F. N. R. **Projeto de Data Warehouse: uma visão multidimensional**, São Paulo: Érica, 2004.

MACHADO, F. N. R. **Tecnologia e projeto de Data Warehouse**. São Paulo: Érica, 2006.

MACHADO, N. F. S.; ABREU, M. P. **Projeto de Banco de Dados: Uma Visão Prática**. 17ª Ed. São Paulo: Érica, 2018. 420 p.

MARZAROTTO, D. F. **Modelagem e implantação de um DM: estudo de caso no CBMSC**. Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Graduação em Sistema de Informação, Florianópolis, 2018.

MORAIS, J. P. G. F. **A usabilidade do T-SQL na construção e manutenção de processos ETL**. 2023. 34 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Gestão da Informação) – Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2023.

OLIVEIRA, D. A. **Banco de Dados: Teoria e Prática**. São Paulo: Editora Érica, 2020.

PEGETTI, A. L. **Banco de dados para tomada de decisão**. Editora Senac São Paulo, 2021.

PERDIGÃO, S. S. **Uma solução de Business Intelligence para a área de recursos humanos da Universidade do Porto**. Dissertação (Mestrado Integrado em Engenharia de Redes e Sistemas Informáticos) – Faculdade de Ciências, Universidade do Porto, 2021. 82 p.

PITON, R. **Data Warehouse Passo a Passo: O Guia Prático de Como Construir um Data Warehouse do Zero**. Porto Alegre, 2018.

SACCOMORI, L. A. B.; VANTI, A. A. Proposta de modelo de gestão de projetos através do uso da tecnologia de Data Warehouse (DW). **3º Congresso Internacional de Gestão da Tecnologia e Sistemas de Informação**. São Paulo: SP, 2006. p. 240-254.

SANTANA, R. S. M. Modelagem de dados em *Data Warehouses* modernos comparação entre modelos no contexto nas novas plataformas analíticas. **Revista Científica Semana Acadêmica**, ed. 234, v. 11, p. 1-18, 2023.

SANTOS, M. Y.; RAMOS, I. **Business Intelligence: Tecnologias da Informação na Gestão de Conhecimento**. Lisboa: FCA Editora de Informática, 2006.

SILVA, A. A. N. et al. **Gestão estratégica da tecnologia da informação**. Rio de Janeiro: FGV Editora, 2012.

SOUZA, M. **Sistemas de Informações Gerenciais: Uma Abordagem Gerencial**. São Paulo: Editora Saraiva, 2019.

TURBAN, E.; SHARDA, R.; ARONSON, J.; KING, D. 2009. **BI: um enfoque gerencial para a inteligência do negócio**. Porto Alegre, Bookman, 2009.

Os autores declararam não haver qualquer potencial conflito de interesses referente a este artigo.