

Bases de Dados

T23 - OLAP Parte I

Prof. Daniel Faria

Sumário

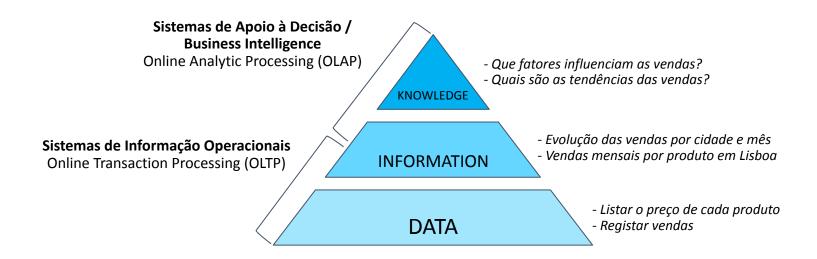
- Sistemas de Apoio à Decisão / Business Intelligence
- Data Warehouses
- Limitações do Modelo Relacional Normalizado (BD Operacionais)
- Esquema em Estrela
- Data Warehouses e SGBD





Sistemas de Apoio à Decisão / Business Intelligence

Sistemas de Informação



OLTP vs. OLAP

- Online Transaction Processing (OLTP)
 - Dados dinâmicos
 - Operações de escrita frequentes
 - Transações de escrita ou leitura rápidas e simples
- Online Analytic Processing (OLAP)
 - Dados quase estáticos
 - Atualizações periódicas (e.g. mensais, anuais) em bulk
 - Transações complexas mas só de leitura



Sistema de Apoio à Decisão

- Sistema de informação que apoia os processos de tomada de decisão em organizações ou empresas
- Possibilita a análise de dados atuais e históricos com o objetivo de encontrar padrões e suportar a delineação de uma estratégia
- Análise complexa, interactiva, exploratória de grandes conjuntos de dados obtidos por integração das várias fontes internas e externas
- Tipicamente implica integração e agregação de dados (data warehousing)



Business Intelligence

- Sistema de apoio à decisão empresarial, que apoia decisões desde o nível operacional (e.g. preço dos produtos) até ao nível estratégico (e.g. desenvolvimento de novos produtos)
- Tipicamente engloba:
 - Engenharia e integração de dados: data warehousing (BI/DW)
 - Análise e exploração de dados: data analytics
 - Mineração de dados: data mining
 - Análise de processos
 - Avaliação de desempenho



Business Intelligence

- 1. Reunir dados de múltiplas fontes num Data Warehouse
 - Dados frequentemente requerem extração, transformação para um esquema comum, e carregamento
- 2. Gerar agregações e relatórios que sumarizam os dados
 - Dashboards com gráficos e relatórios
 - Sistemas OLAP para exploração interativa dos dados
 - Análise estatística
- Construir modelos preditivos e utilizá-los para apoiar os processos de tomada de decisão

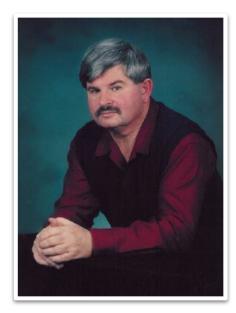




Data Warehouse

"A Data Warehouse [...] enables analysts, managers and executives to gain <u>insight into data</u> through fast, consistent, <u>interactive access</u> to a wide variety of possible <u>views of information</u> which has been <u>transformed from raw</u> data to reflect the real dimensionality of the enterprise as <u>understood by the user</u>"

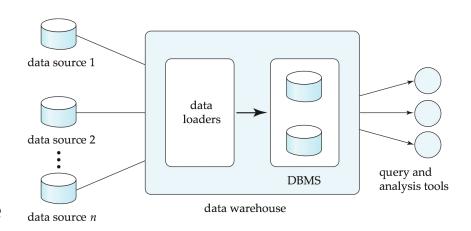
-Bill Inmon





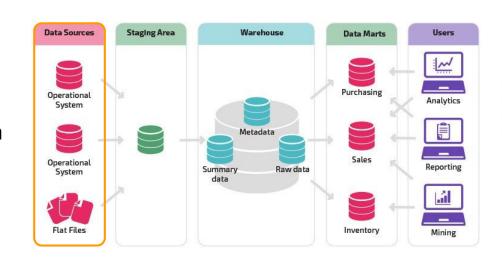
Data Warehouse

- Repositório central de grande volume de dados consolidados, históricos e agregados, complementados com sumários
- Permite simplificar queries complexas para análise de dados
- Base para reporte e análise de dados e componente chave de business intelligence



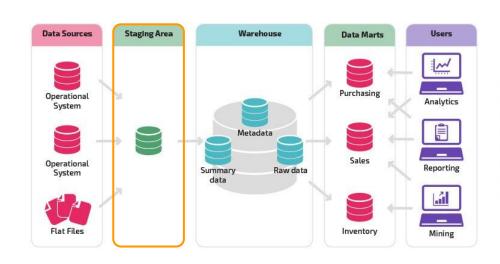


- O processo de construção de um data warehouse começa por identificar as fontes de dados a integrar
 - Tipicamente dados de vários sistemas operacionais da empresa (e.g., vendas, marketing)
 - Possivelmente dados externos (bases de dados ou em ficheiros)



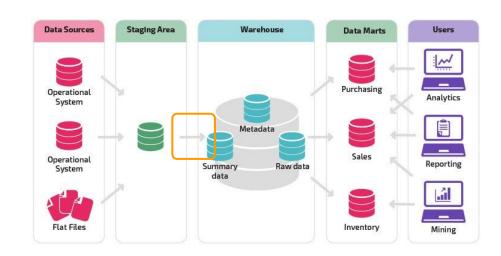


- A área de staging visa isolar o processo de carregamento do data warehouse das fontes de dados brutos
- Garante a disponibilidade dos dados
- Permite avaliar a qualidade dos dados
- Permite capturar alterações aos dados (i.e. determinar que dados são novos e precisam de ser carregados)





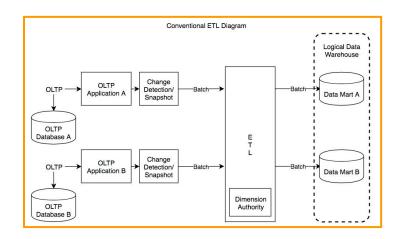
- Duas abordagens de integração de dados no data warehouse:
 - Extract, transform, load (ETL)
 - Dados são transformados e carregados no data warehouse no estado final
 - Extract, load, transform (ELT)
 - Dados são carregados no data warehouse e só aí transformados no estado final





Extract, transform, load (ETL)

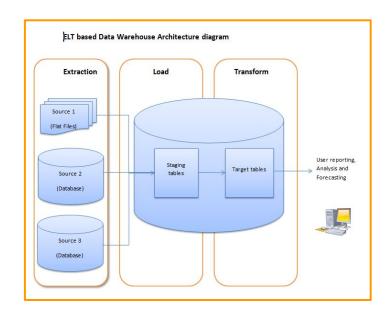
- Dados em bruto (área de staging) são transformados e integrados numa área de integração, frequentemente com recurso a uma base de dados operational data store (ODS)
- Dados integrados são carregados no data warehouse e aí reorganizados (esquema em estrela)





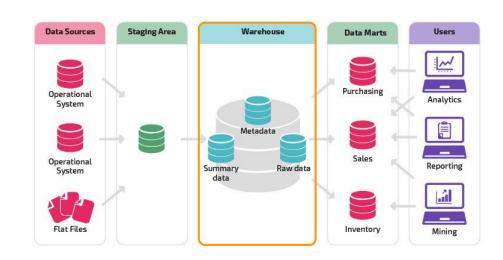
Extract, load, transform (ETL)

- A área de staging está contida no próprio data warehouse
- Todas as transformações de dados são conduzidas dentro do data warehouse
- Os dados transformados são introduzidos em tabelas finais (esquema em estrela)



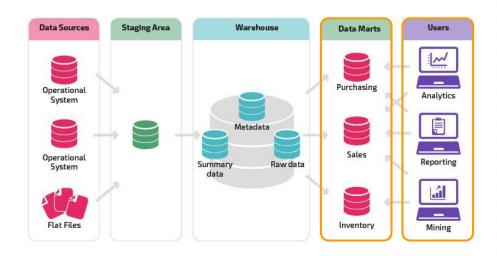


- O warehouse propriamente dito geralmente inclui
 - Dados em bruto, transformados mas não agregados
 - Dados agregados, com diferentes granularidades e perspectivas
 - Metadados que descrevem a proveniência e transformações dos dados





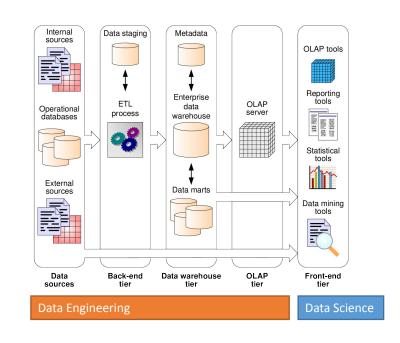
- Data Marts contêm um subconjunto dos dados no data warehouse orientado ao cliente
 - Oferecem uma vista dos dados adequada a um propósito específico (e.g. linha de negócio)
- Utilizadores acedem a um ou mais data marts através de interfaces configuradas para finalidades específicas





Desafios:

- Heterogeneidade dos dados: combinar e integrar dados de várias fontes e formatos
- Integração semântica: reconciliar esquemas de dados e representações de objetos
- Atualização: acrescentar novos dados, eliminar dados antigos
- Gestão de metadados: capturar proveniência e transformações





Atualização:

- Source-driven architecture: fontes de dados transmitem informação nova ao warehouse (de forma contínua ou periódica)
- Destination-driven architecture: warehouse periodicamente pede informação nova às fontes de dados
- Replicação síncrona vs. assíncrona:
 - Manter warehouse sincronizado com fontes de dados (e.g., two-phase commit) é geralmente demasiado dispendioso; é tipicamente aceitável ter dados ligeiramente desatualizados no warehouse



Transformação:

- Tipicamente requer data cleansing, e.g.:
 - Corrigir erros em moradas (typos, erros em códigos postais)
 - Fundir listas de moradas de várias fontes e eliminar duplicados
- Pode requerer integração semântica, e.g.:
 - Uniformizar diferentes formatos de morada (atributo único vs. vários atributos)
- Pode requerer sumarização: dados brutos podem ser demasiado volumosos para manter no warehouse e dados agregados podem ser suficientes



Data Warehouse vs. Data Lake

Data Lake:

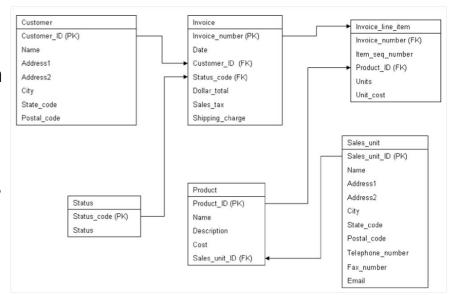
- Repositório que contém dados em múltiplos formatos sem integração de esquema
 - Para algumas aplicações não é necessária a transformação dos dados num esquema comum
- Trade-off:
 - Data Warehouse: maior esforço na organização e transformação dos dados
 - Data Lake: maior esforço na consulta de dados





Limitações do Modelo Relacional Normalizado (BD Operacionais)

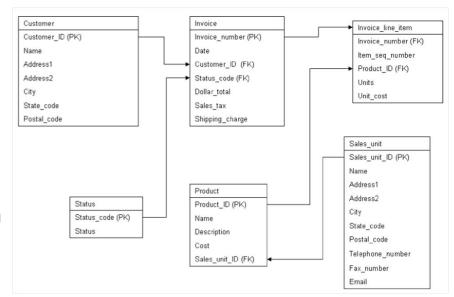
- Ideal para bases de dados operacionais (OLTP) em que há escrita frequente
 - Atomicidade dos dados minimiza custo de operações de escrita e evita inconsistências
- Pouco eficiente para processos analíticos devido à necessidade de atravessar várias tabelas (joins múltiplos)
 - Particularmente para agregações globais sobre os joins





Exemplos:

- Em que cidade(s) foram mais produtos vendidos no mês passado?
- Em que semanas, produtos e cidades observamos a maior variação de vendas para produtos em promoção?
- Quantos clientes compraram produtos da unidade A no primeiro mês deste ano?

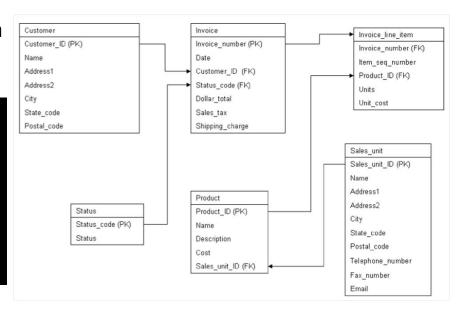




Exemplos:

 Quantos clientes compraram produtos da unidade A no primeiro mês deste ano?

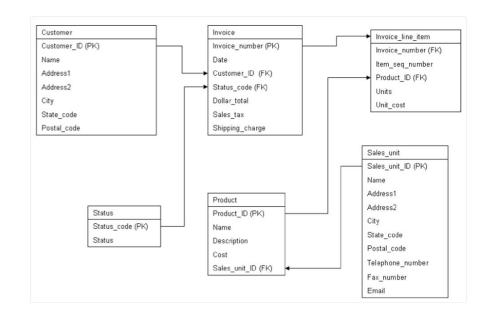
```
SELECT COUNT(DISTINCT Customer_ID)
FROM Sales_unit SU
JOIN Product USING (Sales_unit_ID)
JOIN Invoice_line_item USING (Product_ID)
JOIN Invoice I USING (Invoice_number)
WHERE SU.Name = 'A'
AND EXTRACT(YEAR FROM I.Date) = 2023
AND EXTRACT(MONTH FROM I.Date) = 1;
```





Como tornar a análise de dados mais eficiente?

- Dados pré-agregados?
- Vistas (materializadas)?
- Outro modelo de dados?







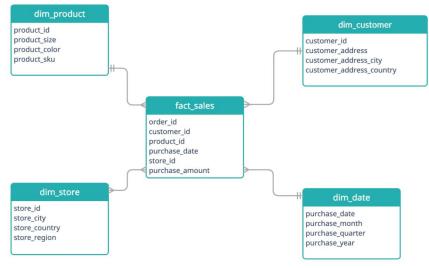
Dois tipos de tabelas:

Tabela(s) de factos

- Grande dimensão
- Frequentemente normalizada(s)
- Objeto primário de análise de dados

Tabelas de dimensões

- Relativamente pequenas
- Geralmente não normalizadas
- Contém informação adicional sobre os elementos (ou dimensões) da tabela de factos





Tabela(s) de factos:

- Atributos-medida: quantificam os factos e (geralmente) podem ser agregados
 - E.g. purchase_amount
- Atributos-dimensão: correspondem a dimensões sobre as quais os atributos-medida podem ser analisados
 - Geralmente índices numéricos que são chaves estrangeiras para as tabelas de dimensões
- A chave da tabela de factos é a combinação de chaves estrangeiras das várias tabelas de dimensões



Atributos-Medida:

- Não-Aditivos: não podem ser agregados em nenhuma dimensão
 - [Date, Product, Store, <u>Margin</u>] ('margins' não podem ser agregadas)
- Aditivos: podem ser agregados em todas as dimensões
 - [Date, Product, Store, Quantity]
- Semi-Aditivos: podem ser agregados nalgumas dimensões mas não em todas
 - [Date, Account, <u>Balance</u>] ('balance' não deve ser agregado em 'Date')

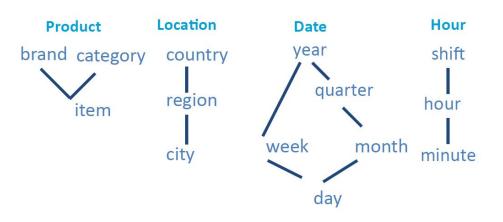
Tabelas sem atributos-medida são "factless":

- Factos podem ainda ser contados
 - [Date, Product]



Tabelas de dimensões:

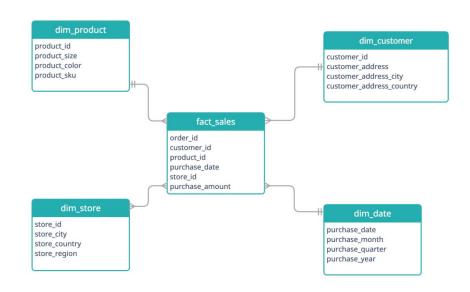
- Explicações dos factos: quem, onde, quando, o quê, ...
- Contêm informação frequentemente redundante e hierárquica
 - Redundância é menos importante do que eficiência de acesso
 - Operações de escrita são raras





Query típica:

- Join entre a tabela de factos com uma ou mais tabelas de dimensões
- Agrupamento em um ou mais atributos das tabelas de dimensões
- Agregação sobre um ou mais dos atributos-medida da tabela de factos

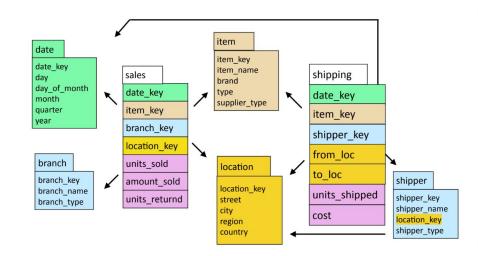




Variantes ao Esquema em Estrela

Constelação / Galáxia:

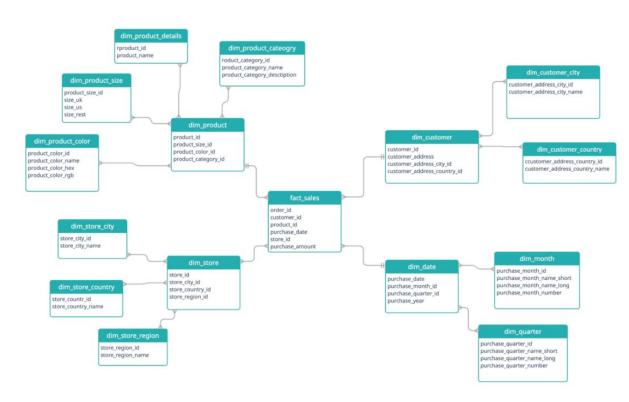
 Múltiplas tabelas de factos ligadas às mesmas tabelas de dimensões





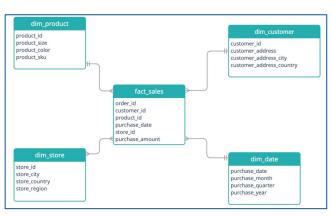
Variantes ao Esquema em Estrela

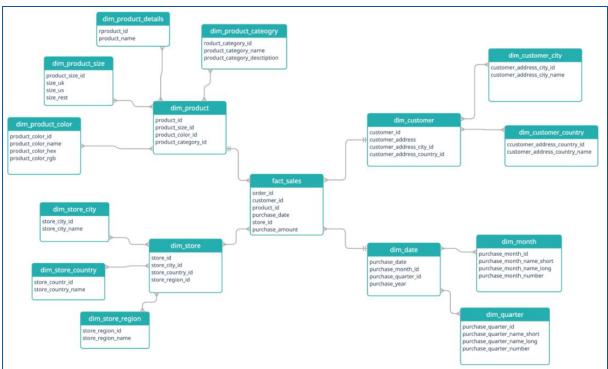
- Floco de Neve (Snowflake):
 - Tabelas de dimensões normalizadas dividindo em mais tabelas dimensionais (lookup tables)





Esquema em Estrela vs. Snowflake







Esquema em Estrela vs. Snowflake

Esquema em Estrela:

- Consulta mais eficiente (modelo de dados mais simples, menos joins)
- Armazenamento menos eficiente (redundância de dados)
- Potencial para problemas de integridade

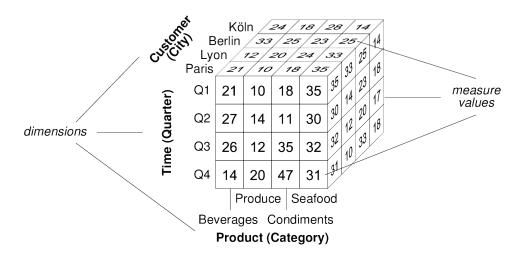
Esquema Snowflake:

- Armazenamento mais eficiente (não há redundância)
- Consulta menos eficiente (modelo de dados mais complexo, exige mais joins)



OLAP

- O esquema em estrela pode ser visto como um hipercubo
- Essa é a lógica dos sistemas OLAP



A. Vaisman, E. Zimányi, "Data Warehouse Systems: Design and Implementation", Springer, 2014





Data Warehouses e SGBD

Data Warehouses e SGBD

MOLAP

- Armazenamento baseado em colunas: arrays persistentes em disco
 - Arrays podem ser comprimidos, reduzindo custos de armazenamento, I/O e memória substancialmente
 - Queries apenas precisam de localizar os atributos relevantes, reduzindo custos de
 I/O e memória

ROLAP

- Implementação de esquema em estrela (ou snowflake) em SGBD relacionais
 - Menos eficiente (OK para data warehouses pequenos)



