

# 1. Data Warehouses - Einführung

## ■ Definitionen und Merkmale

- Grobdefinition
- Einsatzbeispiele
- DW-Merkmale nach Imnon
- OLTP vs. OLAP
- Grobarchitektur

## ■ Virtuelle vs. physische Datenintegration

## ■ Mehrdimensionale Datensicht

- Stern-Schema und -Anfragen

## ■ Data Mining

## ■ Big Data

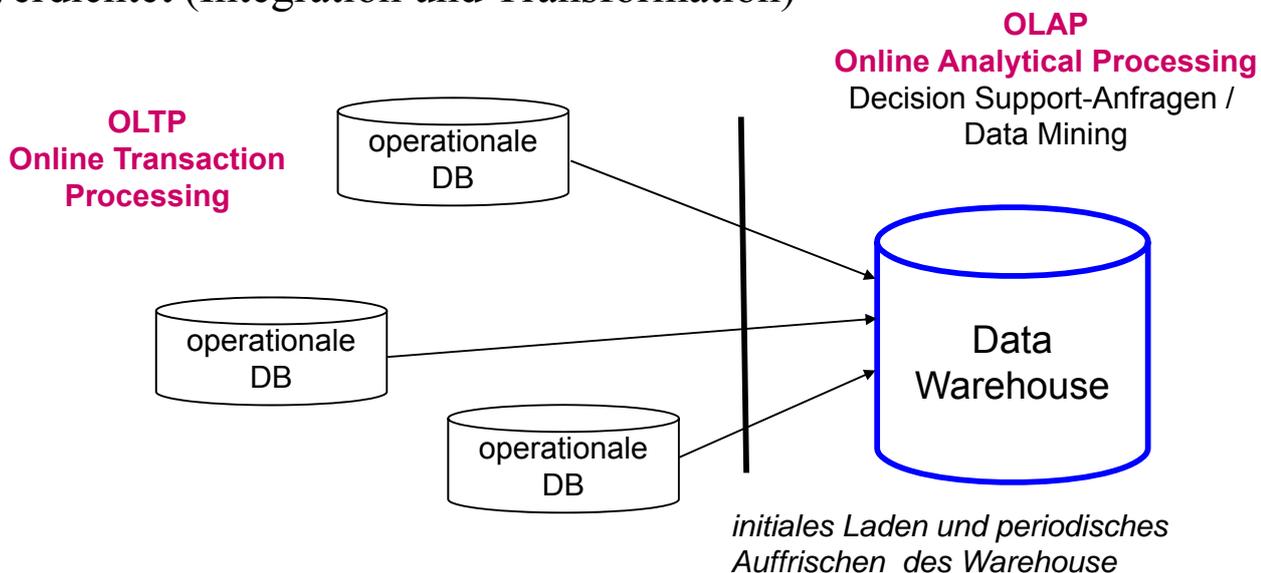


## Data Warehouses

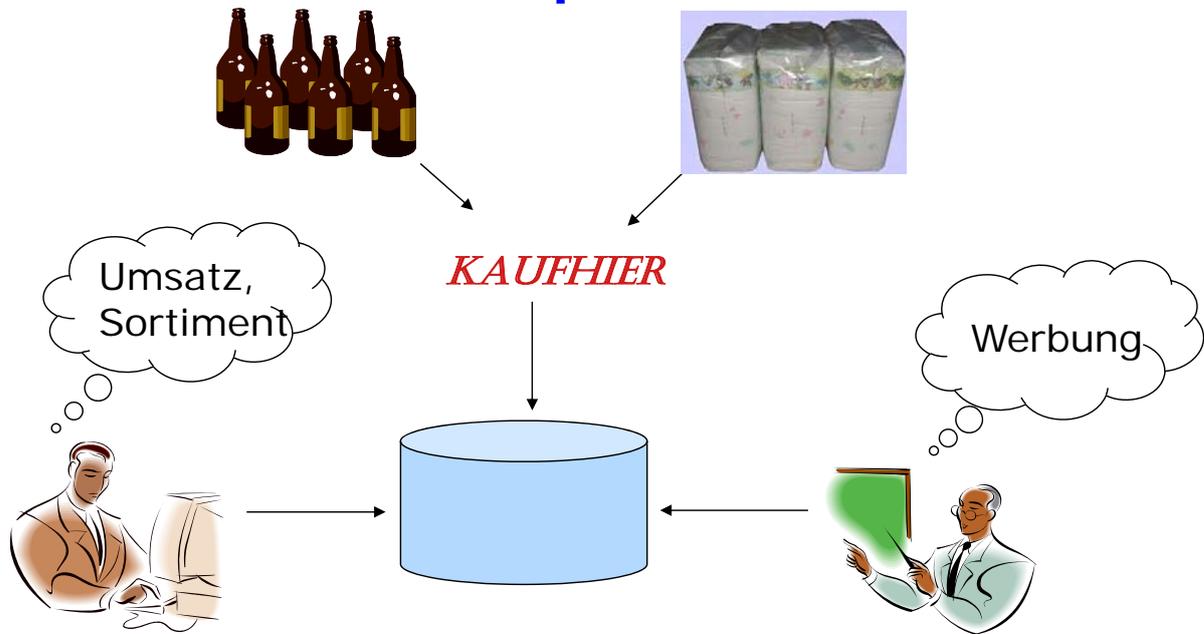
### ■ Ausgangsproblem

- viele Unternehmen haben Unmengen an Daten, ohne daraus ausreichend Informationen und Wissen für kritische Entscheidungsaufgaben ableiten zu können

- **Data Warehouse (Def.):** für Analysezwecke optimierte zentrale Datenbank, die Daten aus mehreren, i.a. heterogenen Quellen zusammenführt und verdichtet (Integration und Transformation)



# Szenario: Supermarktkette



## ■ Anfragen:

- wie viele Pakete Windeln wurden letzten Monat verkauft?
- wie hat sich der Verkauf von Bier und Wasser im letzten Jahr entwickelt?
- wo sind unsere Top-Filialen?
- von welchem Lieferanten beziehen wir das meiste Bier?
- wie wirkten sich die Werbepreise für Produkt X aus? ...



# Einsatzbeispiele

## ■ Warenhauskette

- Verkaufszahlen und Lagerbestände aller Warenhäuser
- mehrdimensionale Analysen: Verkaufszahlen nach Produkten, Regionen, Warenhäusern
- Ermittlung von Kassenschlagern und Ladenhütern
- Analyse des Kaufverhaltens von Kunden (Warenkorbanalyse)
- Erfolgskontrolle von Marketing-Aktivitäten
- Minimierung von Beständen
- Optimierung der Produktpalette, Preisgestaltung •••

## ■ Versicherungsunternehmen

- Bewertung von Filialen, Vertriebsbereichen, Schadensverlauf, ...
- automatische Risikoanalyse
- schnellere Entscheidung über Kreditkarten, Lebensversicherung, Krankenversicherung ...

## ■ Banken, Versandhäuser, Restaurant-Ketten

## ■ wissenschaftliche Einsatzfälle (z.B. Bioinformatik) •••

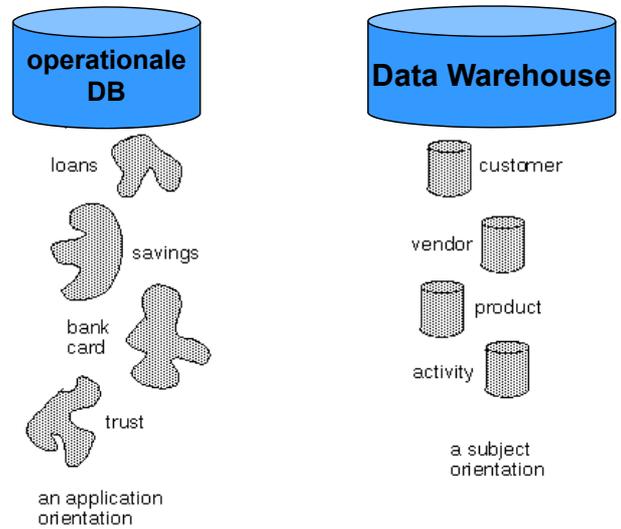


# DW-Eigenschaften nach Inmon

*A Data Warehouse is a subject-oriented, integrated, non-volatile, and time variant collection of data in support of management decisions (W. H. Inmon, Building the Data Warehouse, 1996)*

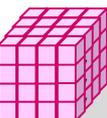
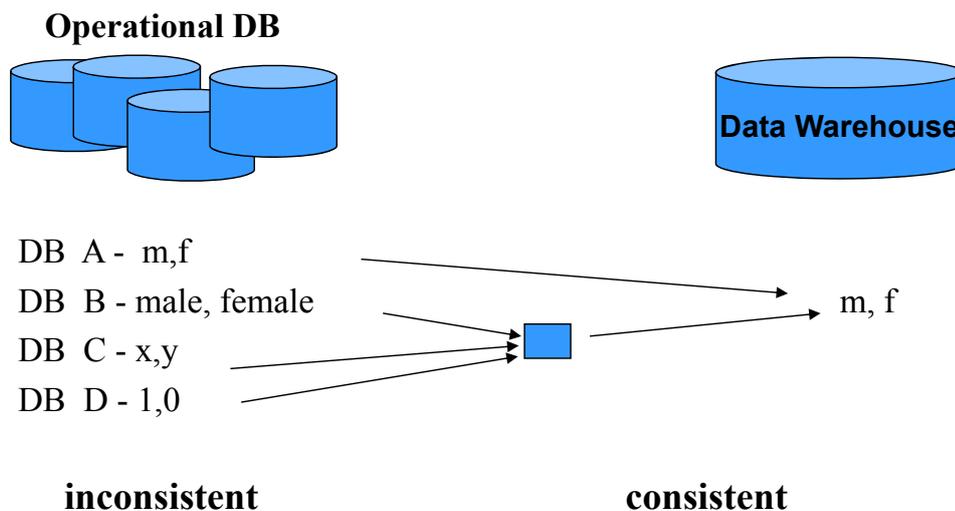
## ■ Themenorientiert (subject-oriented):

- Zweck des Systems ist nicht Erfüllung einer dedizierten Aufgabe (z.B. Personaldatenverwaltung), sondern Unterstützung übergreifender Auswertungsmöglichkeiten aus verschiedenen Perspektiven
- alle Daten - unternehmensweit - über ein Subjekt (Kunden, Produkte, Regionen ...) und nicht „versteckt“ in verschiedenen Anwendungen



# DW-Eigenschaften nach Inmon (2)

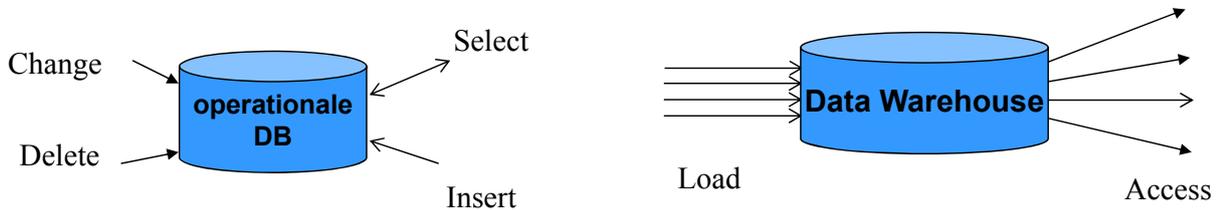
## ■ integrierte Datenbasis (integrated): Daten aus mehreren verschiedenen Datenquellen



## DW-Eigenschaften nach Inmon (3)

### ■ Nicht-flüchtige Datenbasis (non-volatile):

- Daten im DW werden i.a. nicht mehr geändert
- stabile, persistente Datenbasis



regelmäßige Änderungen von Sätzen



## DW-Eigenschaften nach Inmon (4)

### ■ Historische Daten (time-variant):

- Vergleich der Daten über Zeit möglich (Zeitreihenanalyse)
- Speicherung über längeren Zeitraum



*Time Variancy*



aktuelle Datenwerte:

- Zeitbezug optional
- Zeithorizont: 60-90 Tage
- Daten änderbar

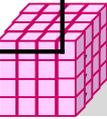
Schnappschuß-Daten

- Zeitbezug aller Objekte
- Zeithorizont: 2-10 Jahre
- keine Änderung nach Schnappschuß-Erstellung



# Operationale Datenbanken vs. Data Warehouses (OLTP vs. OLAP)

	Operationale Datenbanken /OLTP	Data Warehouses/OLAP
<i>Entstehung</i>	für je eine Applikation / eine Perspektive	
<i>Bedeutung</i>	Tagesgeschäft	
<i>Nutzer</i>	Sachbearbeiter, Online-Nutzer	
<i>Datenzugriff</i>	sehr häufiger Zugriff; kleine Datenmengen pro Operation; Lesen, Schreiben, Modifizieren, Löschen	
<i>Änderungen</i>	sehr häufig	
<i>#Datenquellen</i>	meist eine pro Anwendung	
<i>Datenmerkmale</i>	nicht abgeleitet, zeitaktuell, autonom, dynamisch	
<i>Optimierungsziele</i>	hoher Durchsatz, sehr kurze Antwortzeiten (ms .. s), hohe Verfügbarkeit	

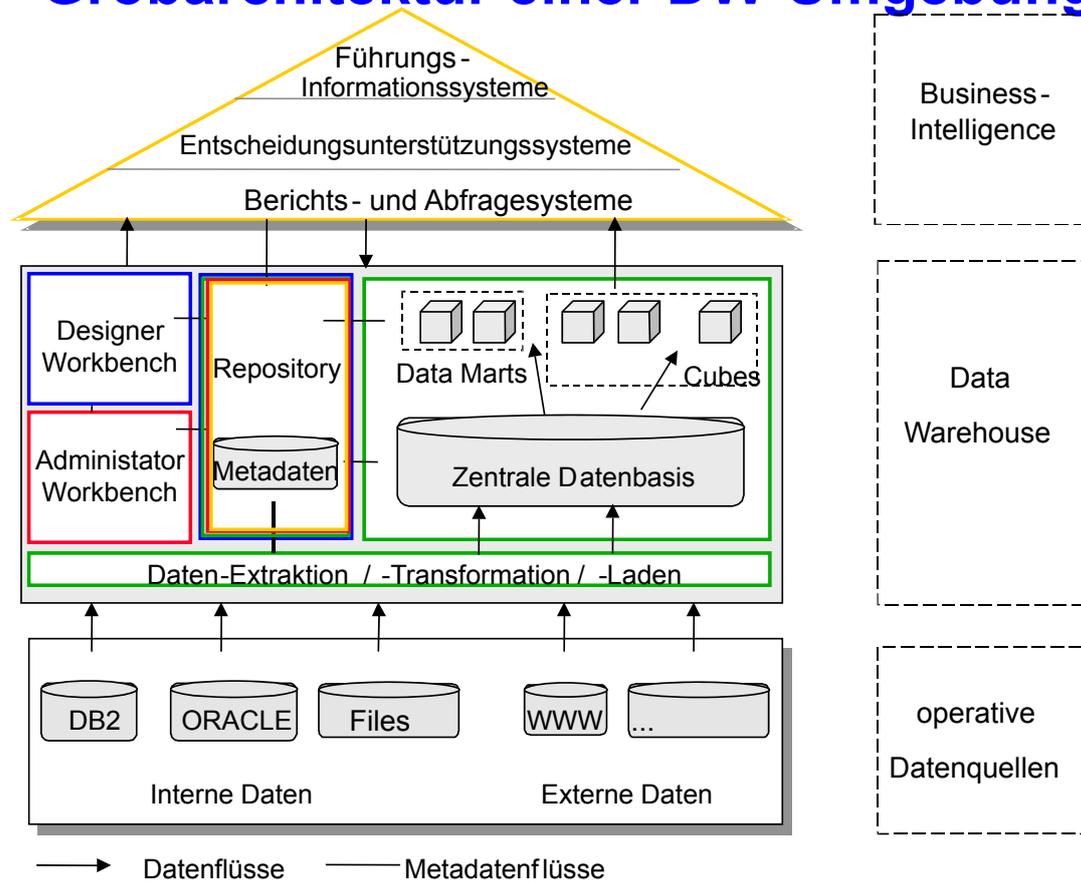


## Warum separates Data Warehouse?

- unterschiedliche Nutzung und Datenstrukturierung
- Performance
  - OLTP optimiert für kurze Transaktionen und bekannte Lastprofile
  - komplexe OLAP-Anfragen würden gleichzeitige OLTP-Transaktionen ausbremsen
  - OLAP erfordert speziellen logischen / physischen DB-Entwurf für mehrdimensionale Anfragen  
Transaktionseigenschaften (ACID) nicht wichtig
- Funktionalität
  - historische Daten
  - Konsolidierung (Integration, Bereinigung und Aggregation) von Daten aus heterogenen Datenquellen
- Sicherheit
- Nachteile der separaten Lösung
  - Datenredundanz
  - Daten nicht vollständig aktuell
  - hoher Administrationsaufwand
  - hohe Kosten



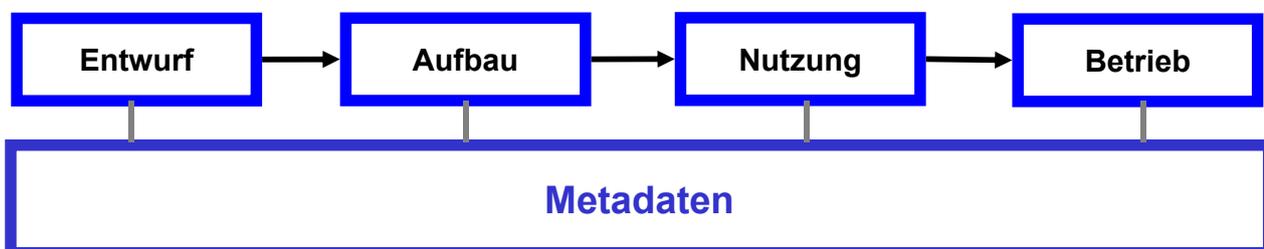
# Grobarchitektur einer DW-Umgebung



## DW-Prozesse

### ■ Data Warehousing umfasst mehrere Teilprozesse

- Entwurf (“design it”),
- Aufbau (“build it”, „populate“),
- Nutzung (“use it”, „analyze“) sowie
- Betrieb und Administration („maintain it“ / „administer“)



### ■ DW ist oft kein monolithisches System

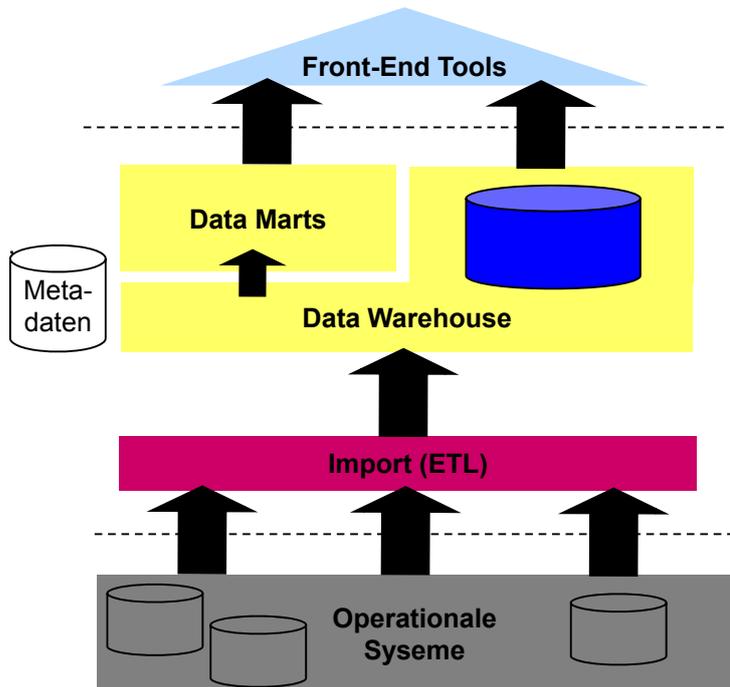
- Nutzung von Tools / Komponenten unterschiedlicher Hersteller sowie eigenprogrammierten Anteilen

### ■ zentrale Bedeutung der Metadaten, jedoch oft unzureichend unterstützt

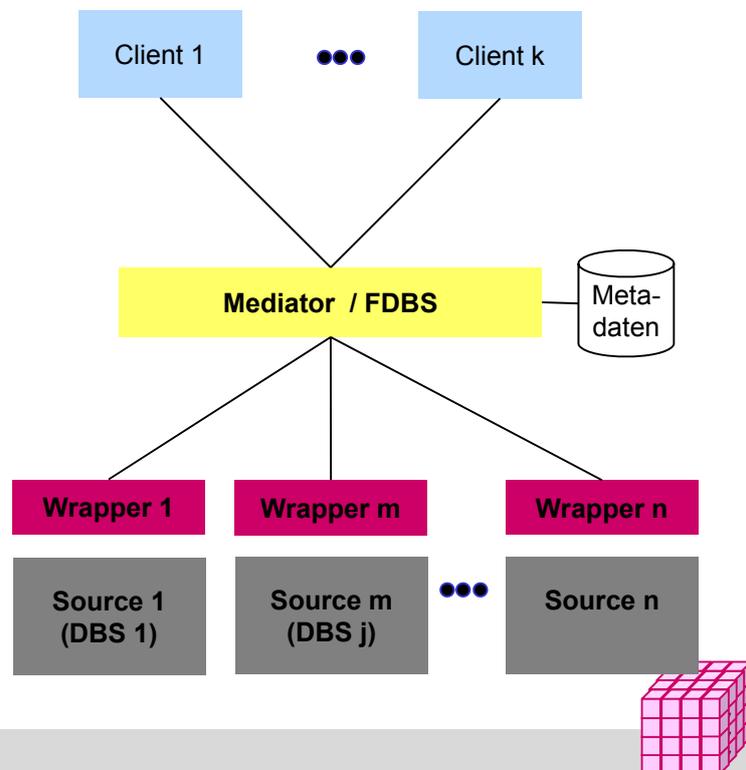


# Datenintegration: physisch vs. virtuell

## Physische (Vor-) Integration (Data Warehousing)



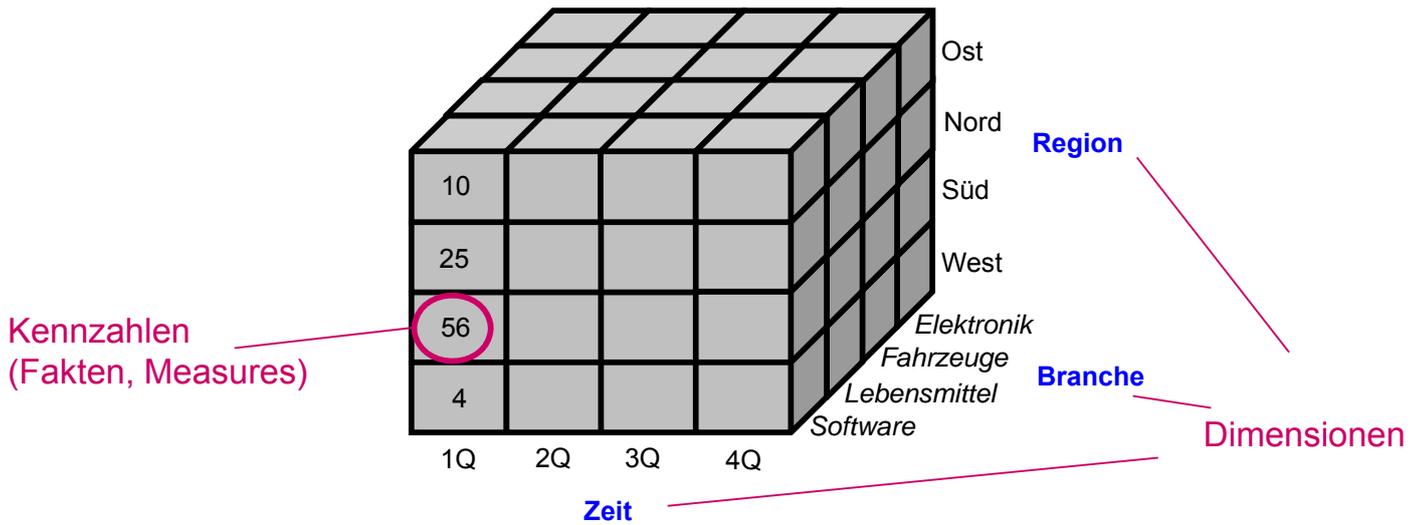
## Virtuelle Integration (Mediator/Wrapper-Architekturen, föderierte DBS)



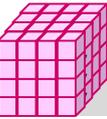
## Datenintegration: physisch vs. virtuell (2)

	Physisch (Data Warehouse)	Virtuell
Integrationszeitpunkt: Metadaten	Vorab (DW-Schema)	Vorab (globale Sicht)
Integrationszeitpunkt: Daten	vorab	Dynamisch (zur Anfragezeit)
Aktualität der Daten		
'Autonomie der Datenquellen		
Erreichbare Datenqualität		
Analysezeitbedarf für große Datenmengen		
Hardwareaufwand		
Skalierbarkeit auf viele Datenquellen		

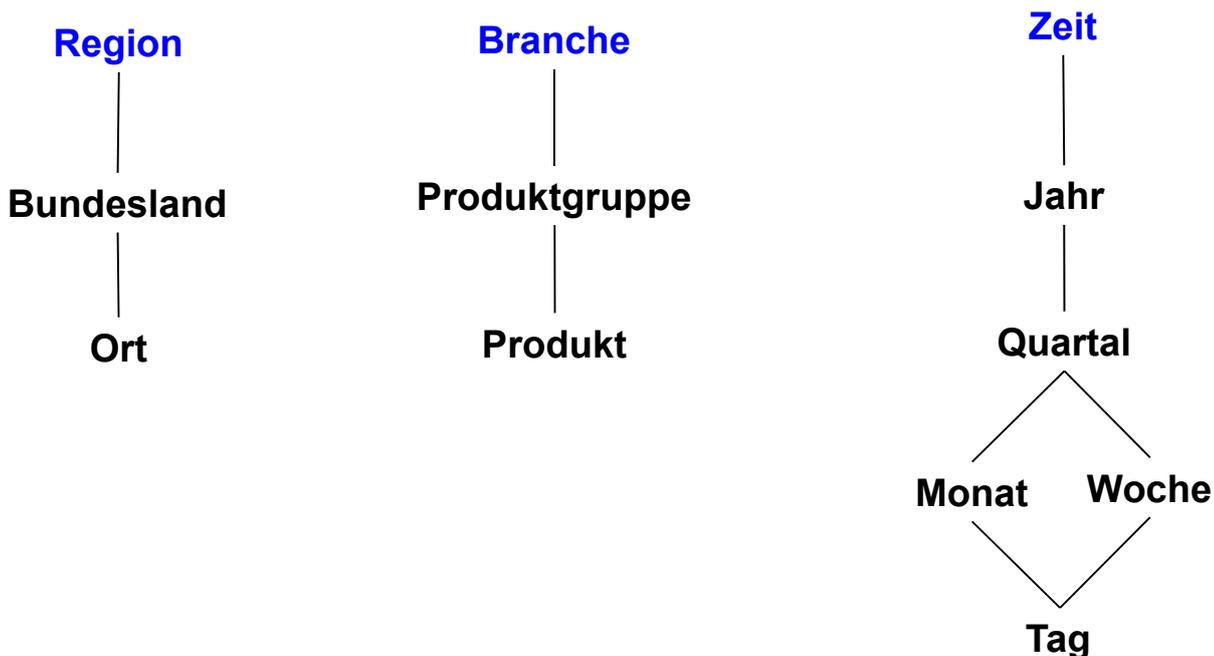
# Mehrdimensionale Datensicht



- Kennzahlen: numerische Werte als Grundlage für Aggregationen/Berechnungen (z.B. Absatzzahlen, Umsatz, etc.)
- Dimensionen: beschreibende Eigenschaften
- Operationen:
  - Aggregation der Kennzahlen über eine oder mehrere Dimension(en)
  - Slicing and Dicing: Bereichseinschränkungen auf Dimensionen



# Hierarchische Dimensionierung



- Operationen zum Wechsel der Dimensionsebenen
  - Drill-Down
  - Roll-Up

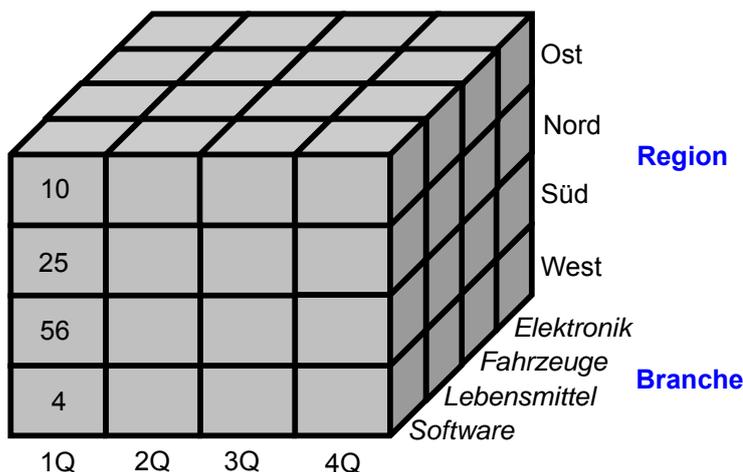


# OLAP (Online Analytical Processing)

- interaktive multidimensionale Analyse auf konsolidierten Unternehmensdaten
- Merkmale / Anforderungen
  - mehrdimensionale, konzeptionelle Sicht auf die Daten
    - unbegrenzte Anzahl an Dimensionen und Aggregationsebenen
    - unbeschränkte dimensionsübergreifende Operationen
  - intuitive, interaktive Analyse und Visualisierung
  - Integrierter Zugang zu heterogenen Datenbeständen mit logischer Gesamtsicht
  - Skalierbarkeit auf große Datenmengen
    - stabile, volumenunabhängige Antwortzeiten
  - Mehrbenutzerunterstützung
  - Client/Server-Architektur



## Multidimensional vs. relational



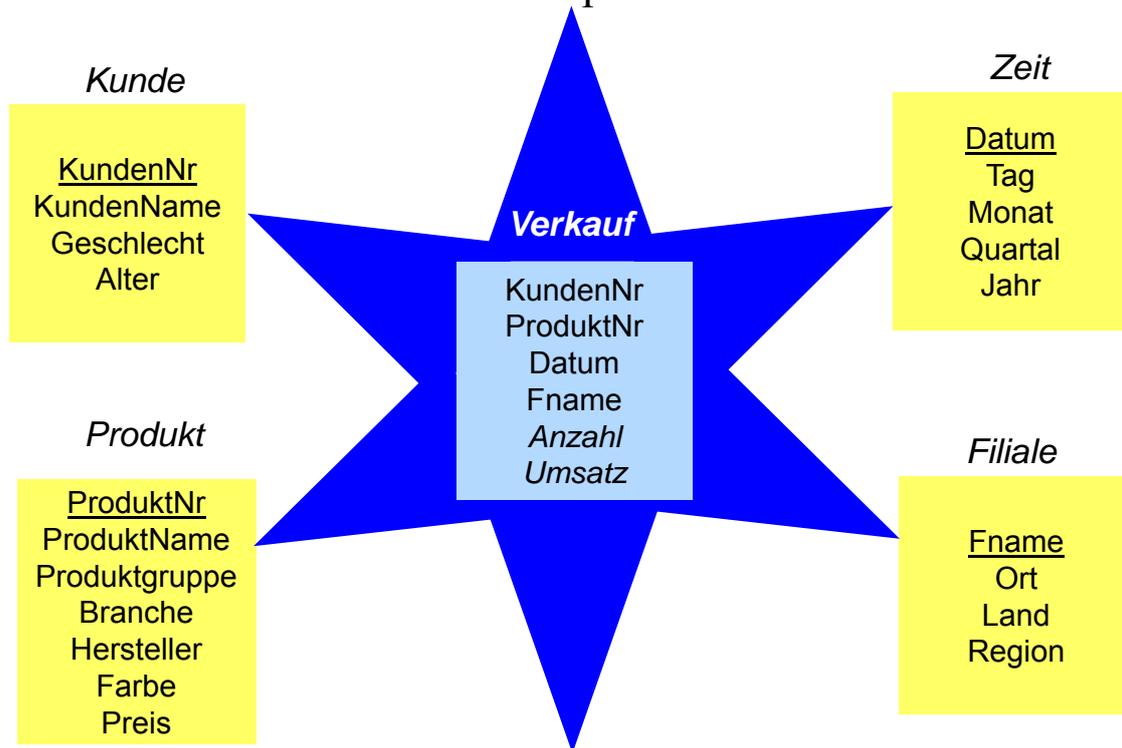
<u>Bestellnr</u>	Region	Branche	Zeit	Menge
1406	Ost	Fahrzeuge	2Q	5
4123	West	Elektronik	1Q	58
7829	Süd	Fahrzeuge	2Q	30
5327	Ost	Lebensmittel	4Q	3000
9306	Nord	Software	1Q	25
2574	Ost	Elektronik	4Q	2

- multidimensionale Darstellung (MOLAP): Kreuzprodukt aller Wertebereiche mit aggregiertem Wert pro Kombination
  - Annahme: fast alle Kombinationen kommen vor
- relationale Darstellung (ROLAP):
  - Relation: Untermenge des Kreuzproduktes aller Wertebereiche
  - nur vorkommende Wertekombinationen werden gespeichert (Tupel)
- Hybrides OLAP (HOLAP): ROLAP + MOLAP



# Star-Schema

- zentrale Faktentabelle sowie 1 Tabelle pro Dimension



## Anfragen

*Beispielanfrage: Welche Auto-Hersteller wurden von weiblichen Kunden in Sachsen im 1. Quartal favorisiert?*

```
select p.Hersteller, sum (v.Anzahl)
from Verkauf v, Filialen f, Produkt p, Zeit z, Kunden k
where z.Quartal = 1 and k.Geschlecht = 'W' and
      p.Produkttyp = 'Auto' and f.Land = 'Sachsen' and
      v.Datum = z.Datum and v.ProduktNr = p.ProduktNr and
      v.Filiale = f.FName and v.KundenNr = k.KundenNr
group by p.Hersteller;
```

- Star-Join

- sternförmiger Join der (relevanten) Dimensionstabellen mit der Faktentabelle
- Einschränkung der Dimensionen
- Verdichtung der Kennzahlen durch Gruppierung und Aggregation



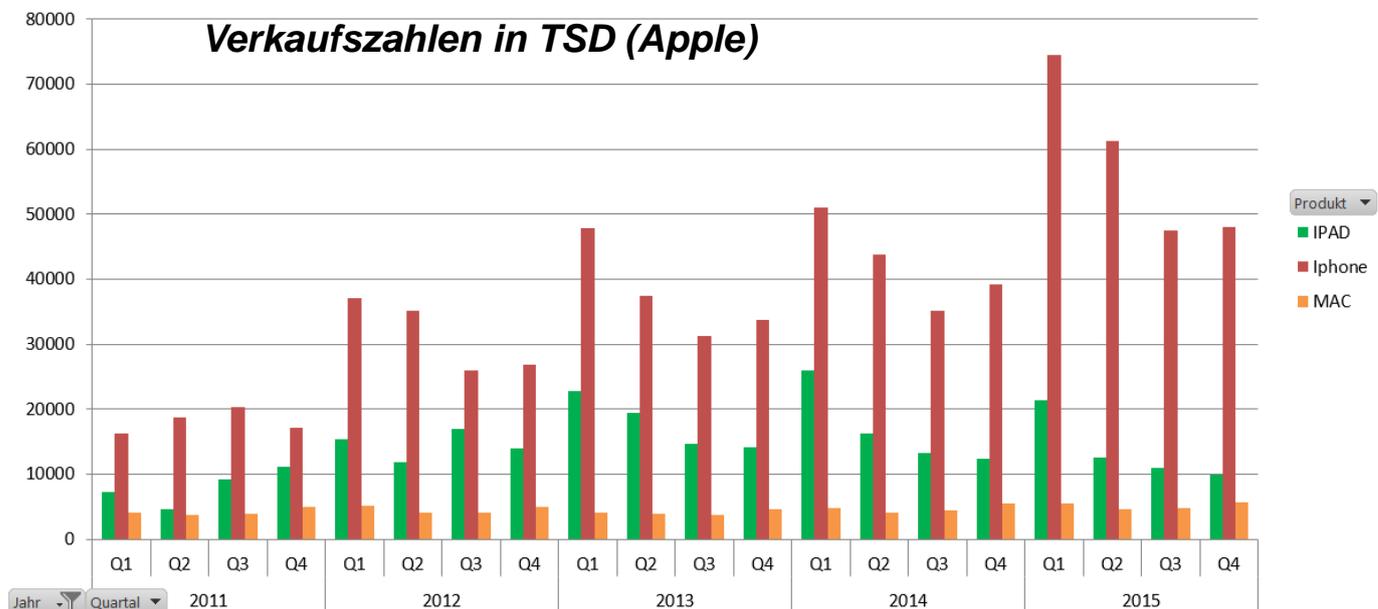
# Analysewerkzeuge

- (Ad Hoc-) Query-Tools
  - Reporting-Werkzeuge, Berichte mit flexiblen Formatierungsmöglichkeiten
  - OLAP-Tools
    - interaktive mehrdimensionale Analyse und Navigation (Drill Down, Roll Up, ...)
    - Gruppierungen, statistische Berechnungen, ...
  - Data Mining-Tools
- 
- Darstellung
    - Tabellen, insbesondere Pivot-Tabellen (Kreuztabellen)
    - Analyse durch Vertauschen von Zeilen und Spalten, Veränderung von Tabellendimensionen
    - Graphiken sowie Text und Multimedia-Elemente
  - Nutzung über Web-Browser, Spreadsheets-Integration

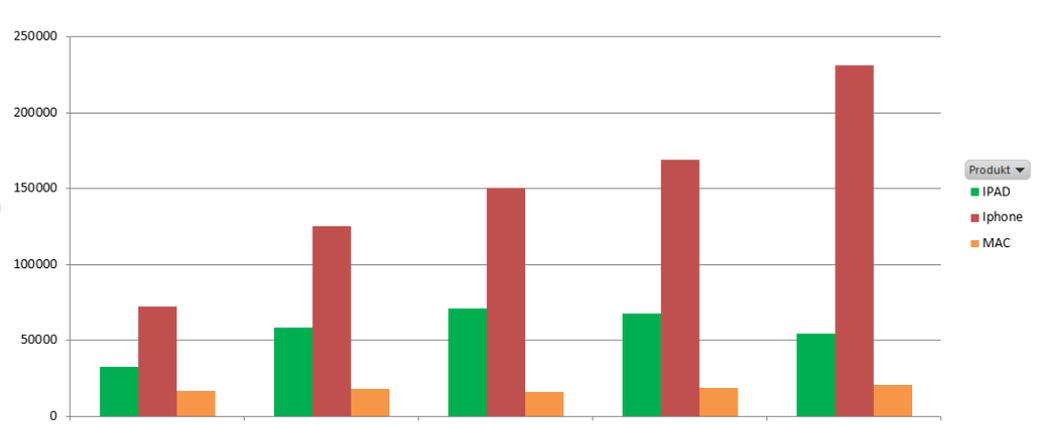


## Beispiel: OLAP-Ausgabe (Excel)

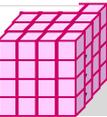
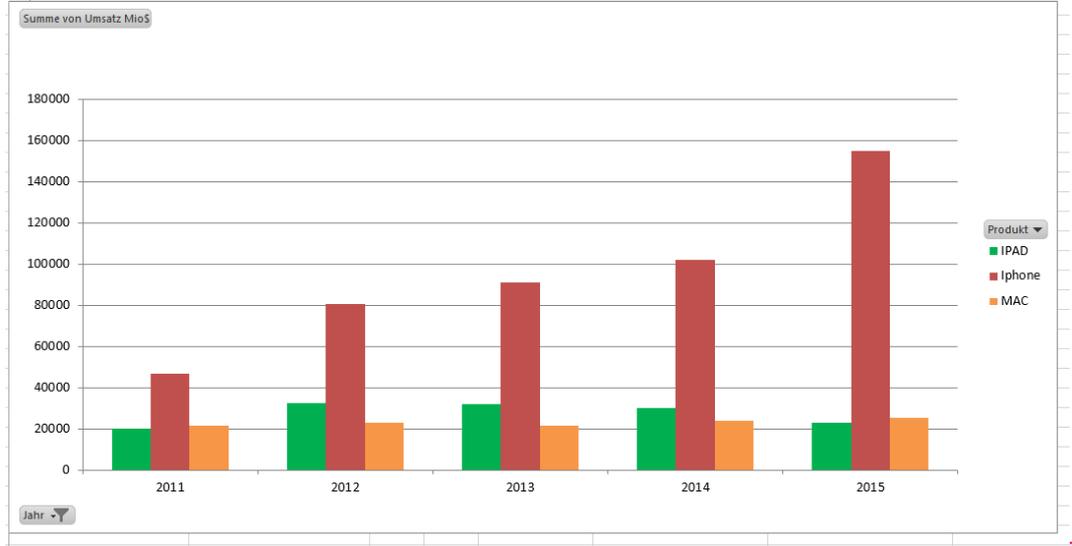
IPHONE	Oct-Dec Q1	Jan-Mar Q2	Apr-Jun Q3	Jul-Sep Q4	IPAD	Oct-Dec Q1	Jan-Mar Q2	Apr-Jun Q3	Jul-Sep Q4
2011	16.240	18.650	20.340	17.070	2011	7.331	4.694	9.246	11.123
2012	37.044	35.064	26.028	26.910	2012	15.434	11.798	17.042	14.036
2013	47.789	37.430	31.241	33.797	2013	22.860	19.477	14.617	14.079
2014	51.025	43.719	35.203	39.272	2014	26.035	16.350	13.276	12.316
2015	74.468	61.170	47.534	48.046	2015	21.419	12.623	10.931	9.883



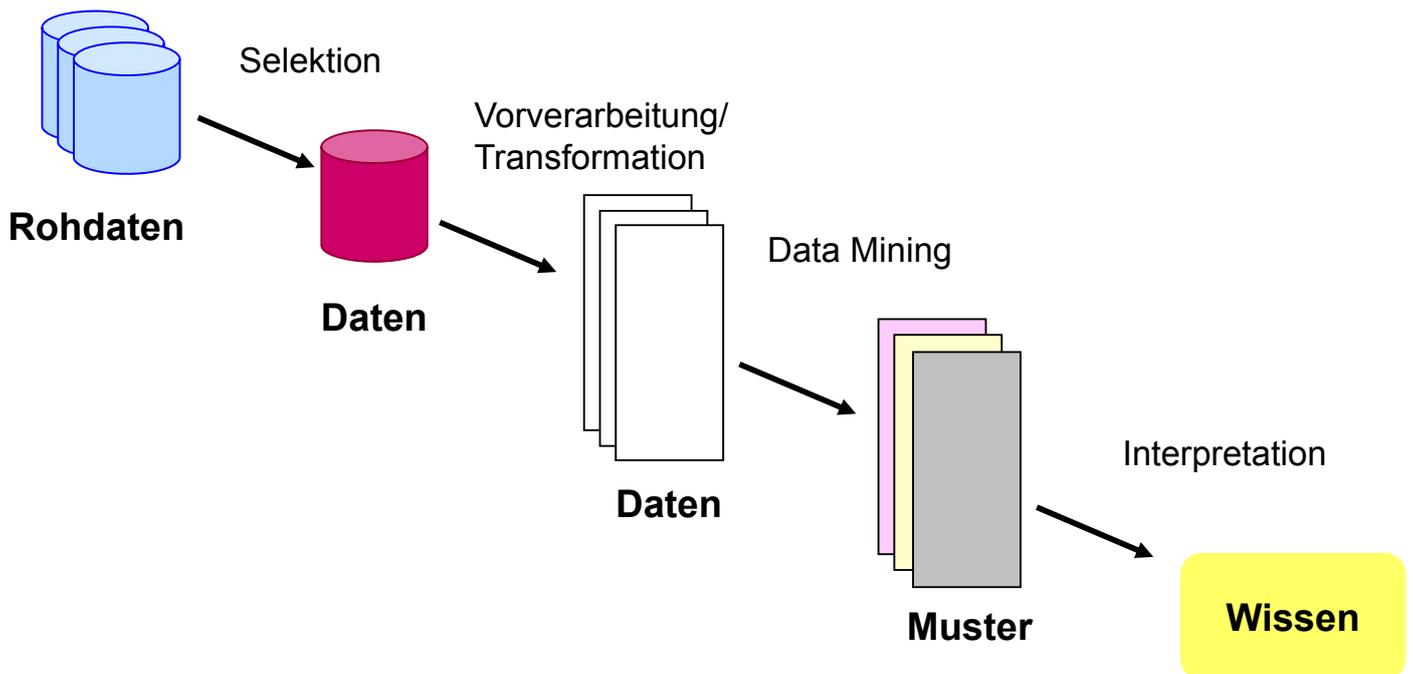
## Jahresabsatz #Produkte (in TSD)



## Jahresumsatz nach Produkttyp (in Mio \$)



# Knowledge Discovery



# Data Mining: Techniken

- Data Mining: Einsatz statistischer und wissensbasierter Methoden auf Basis von Data Warehouses
  - Auffinden von Korrelationen, Mustern und Trends in Daten
  - “Knowledge Discovery”: setzt im Gegensatz zu OLAP (“knowledge verification”) kein formales Modell voraus
- Clusteranalyse
  - Objekte werden aufgrund von Ähnlichkeiten in Klassen eingeteilt (Segmentierung)
  - Bsp.: ähnliche Kunden, ähnliche Website-Nutzer ...
- Assoziationsregeln
  - Warenkorbanalyse (z.B. Kunde kauft A und B => Kunde kauft C)
- Klassifikation
  - Klassifikation von Objekten
  - Erstellung von Klassifikationsregeln / Vorhersage von Attributwerten (z.B. “guter Kunde” wenn Alter > 25 und ... )
  - mögliche Realisierung: Entscheidungsbaum



## Beispiel Warenkorbanalyse



Hier klicken **Blick ins Buch!**

Andreas Bauer - Holger Günzel (Hrsg.)  
**Data Warehouse Systeme**  
Architektur, Entwicklung, Anwendung  
dpunkt.verlag

Für eine größere Ansicht klicken Sie auf das Bild  
Für Kunden: Stellen Sie Ihre eigenen Bilder ein.  
[Hier reinlesen und suchen](#)

Data-Warehouse-Systeme: Architektur, Entwicklung, Anwendung | Ausgabe]

Andreas Bauer (Autor), Holger Günzel (Autor)  
[Geben Sie die erste Bewertung für diesen Artikel ab](#)

Preis: **EUR 49,90** kostenlose Lieferung. [Siehe Details.](#)  
Alle Preisangaben inkl. MwSt.

**Nur noch 11 auf Lager (mehr ist unterwegs).**  
Verkauf und Versand durch **Amazon**. Geschenkverpackung verfügbar.

**Lieferung bis Freitag, 4. April:** Bestellen Sie innerhalb **1 Stunde und 36 Minuten** per **Morning-E**

**Z3 neu** ab EUR 49,90 **8 gebraucht** ab EUR 29,

**Kunden, die diesen Artikel gekauft haben, kauften auch**

**GRATIS-LIEFERUNG AM NÄCH**

[> Mehr erfahren](#)

Weitere Ausgaben	Amazon-Preis
Kindle Edition	EUR 39,99
Gebundene Ausgabe	EUR 49,90

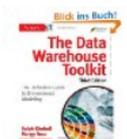
**Nutzen Sie bewährte Cloud-R**  
Mit der Cloud-Lösung Amazon W  
mehrere Dev- & Test-Umgebung  
you-go-Modell betreiben. [Jetzt!](#)  
[> Weitere Hinweise und Aktionen](#)



**Business Intelligence -  
Grundlagen und ...**  
> Hans-Georg Kemper  
★★★★☆ (7)  
Taschenbuch  
EUR 32,99



**Data Warehouse  
Technologien: ...**  
> Veit Köppen  
★★★★☆ (2)  
Broschiert  
EUR 29,95



**The Data Warehouse Toolkit:  
The Definitive ...**  
> Ralph Kimball  
★★★★☆ (2)  
Taschenbuch  
EUR 46,69

**Wird oft zusammen gekauft**



+



+



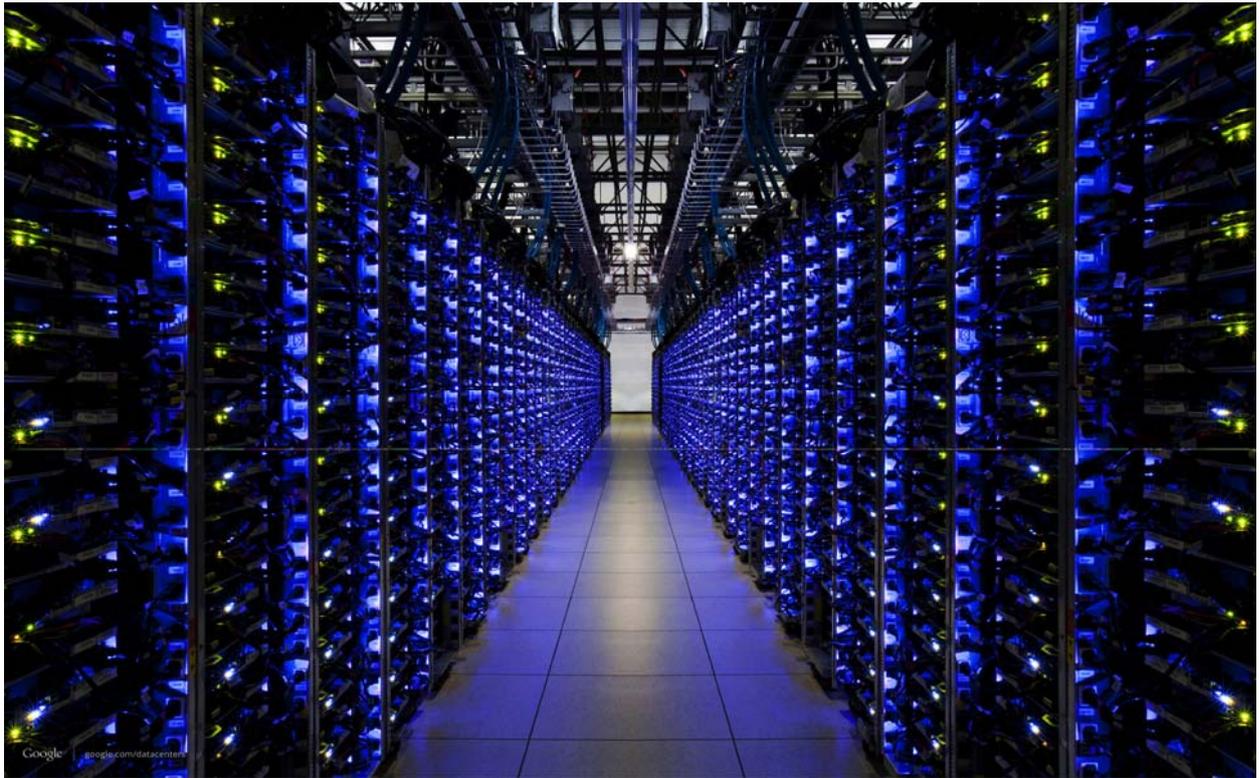
**Preis für alle drei: EUR 107,84**

**Alle drei in den Einkaufswagen**

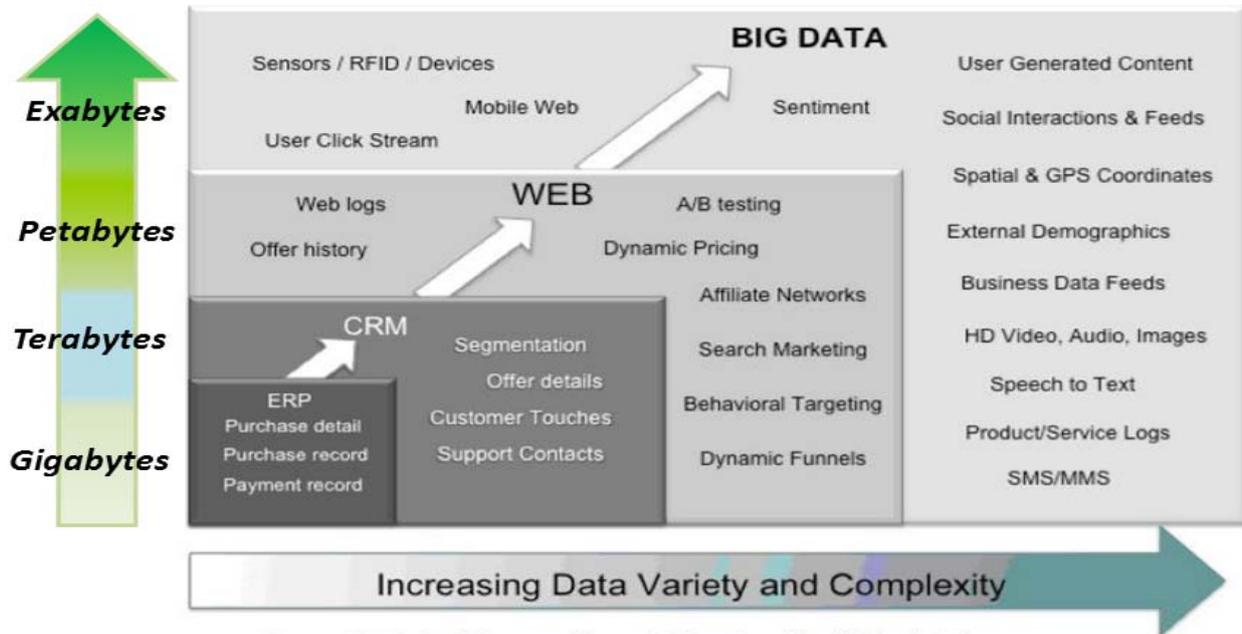
[Verfügbarkeit und Versanddetails anzeigen](#)



# Big Data



## Massives Wachstum an Daten: Big Data

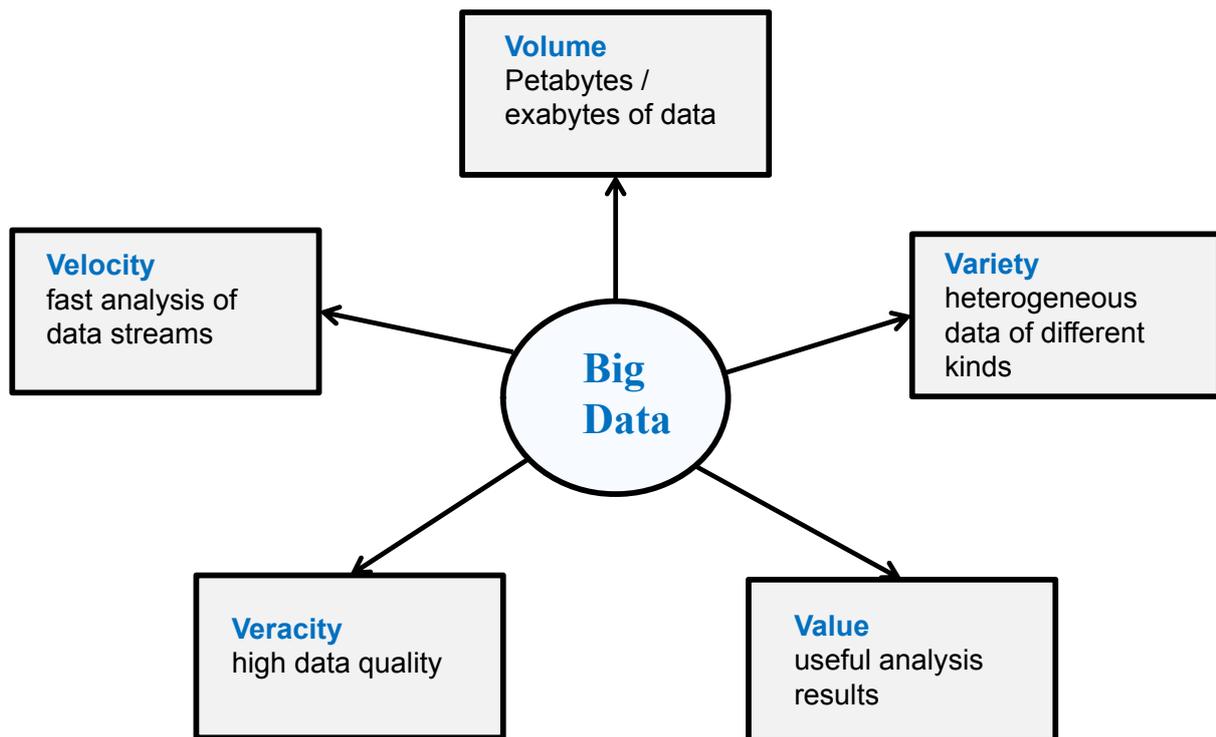


Gartner-Schätzungen:

- pro Tag werden 2.5 Exabytes an Daten generiert
- 90% aller Daten weltweit wurden in den 2 letzten Jahren erzeugt.

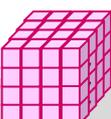


# Big Data Challenges

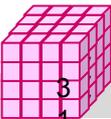
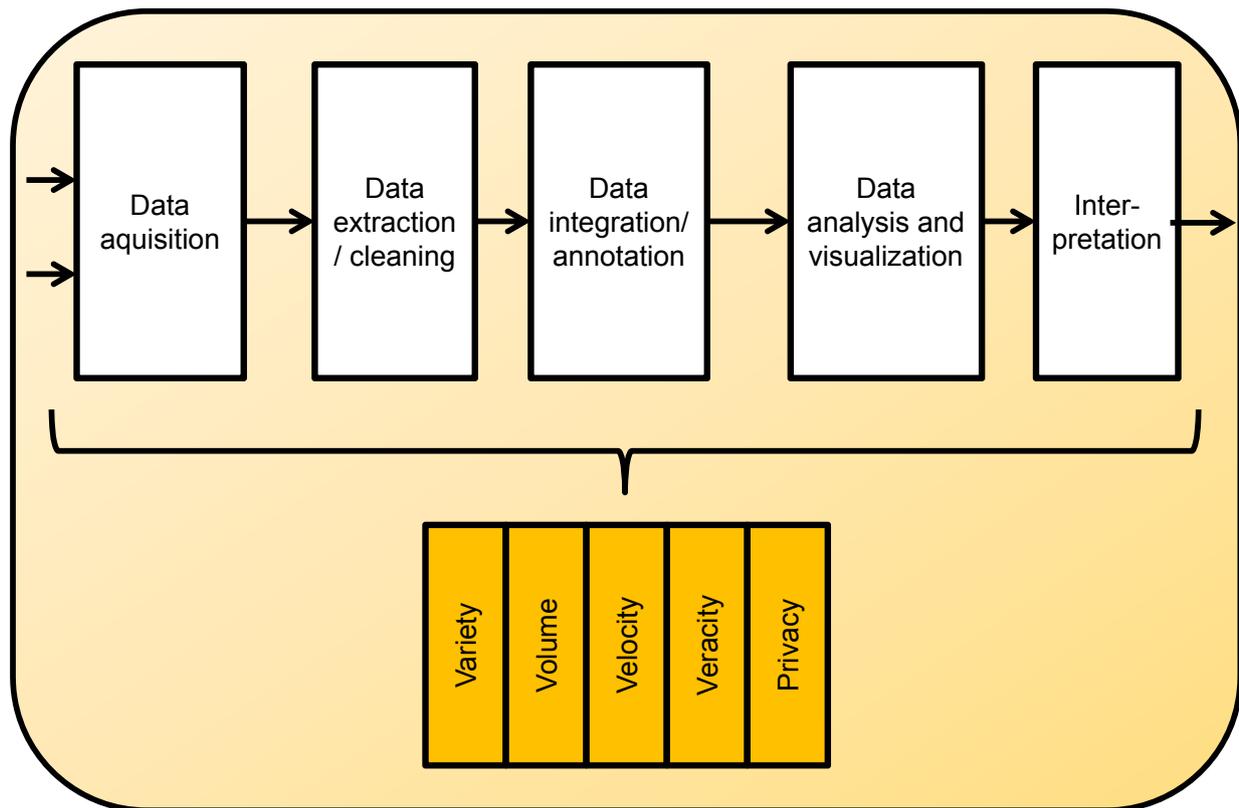


## Potentiale für Big Data-Technologien

- Daten sind Produktionsfaktor ähnlich Betriebsmitteln und "Humankapital"
- essentiell für viele Branchen und Wissenschaftsbereiche
- valide Grundlage für zahlreiche Entscheidungsprozesse
- schnelle Analysen von Realdaten im Geschäftsleben
- Beispiele
  - Nutzungsanalyse auf Web-Sites
  - Empfehlungsdienste (Live Recommendations)
  - Analyse/Optimierung von Werbe-Maßnahmen
  - Personalisierte Medizin
  - Industrie 4.0
  - smart cities, smart house, connected cars, ...
  - Kriminalistik ...



# Analyse-Pipeline für Big Data



## Zusammenfassung

- Data Warehousing: DB-Anfrageverarbeitung und Analysen auf integriertem Datenbestand für Decision Support (OLAP)
- riesige Datenvolumina
- Hauptschwierigkeit: Integration heterogener Datenbestände sowie Bereinigung von Primärdaten
- physische Datenintegration ermöglicht
  - aufwändige Datenbereinigung
  - effiziente Analyse auf großen Datenmengen
- mehrdimensionale Datenmodellierung und -organisation
- breites Spektrum an Auswertungs- und Analysemöglichkeiten
- Data Mining: selbständiges Aufspüren relevanter Muster in Daten
- Big Data: Datenanalysen auf großen Mengen integrierter Daten

