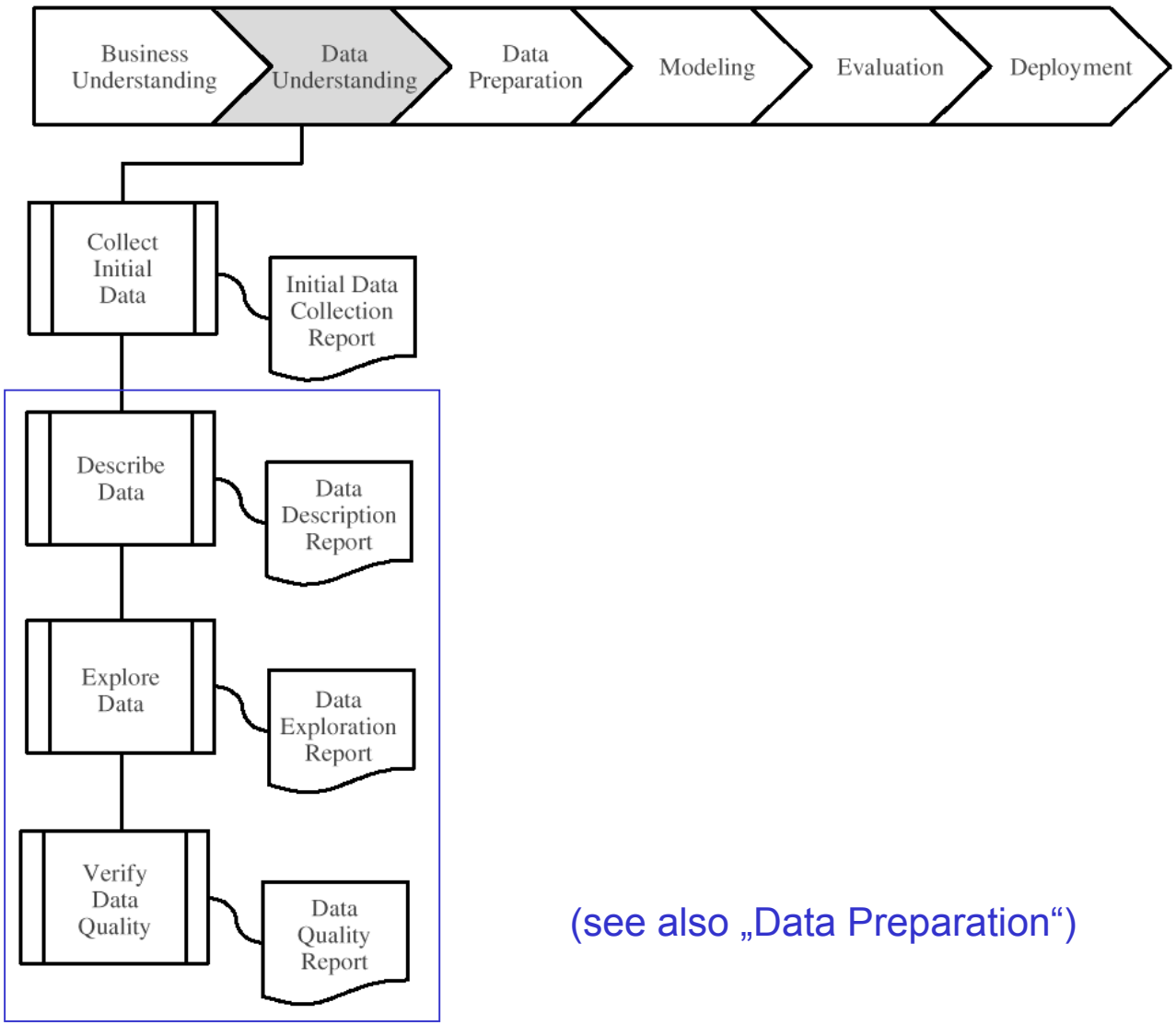
Kapitel III

Vertrautmachen mit Daten

III Vertrautmachen mit Daten



(see also „Data Preparation“)

III.1 OLAP

III.1.1 Einführung in OLAP

Wie gesehen, gibt es große Unterschiede zwischen operativen Systemen und dem DWh

Entsprechend gibt es fundamentale Unterschiede auch zwischen den jeweiligen Zugriffsarten auf diese Datenquellen:

- **OLAP = On-Line Analytical Processing** benutzt DWh
- **OLTP = On-Line Transaction Processing** benutzt operative Systeme

OLTP

- hohe Zahl **kurzer**, atomarer, isolierter, wiederkehrender Transaktionen
  - z.B. Konto-Update, Flugbuchung, Telefon-Gespräch
- Transaktionen benötigen detaillierte, aktuelle Daten
- Daten werden (oft tupelweise) gelesen und relativ **häufig aktualisiert**
- Transaktionen dienen dem **Tagesgeschäft** und haben relativ hohe Ansprüche an die Bearbeitungsgeschwindigkeit

Definition von OLAP:

- **OLAP Systeme**
  - dienen der **Entscheidungs-Unterstützung** oder
  - können in den Phasen **„Data Understanding“** bzw. **„Data Preparation“** im Rahmen des Data-Mining-Prozesses eingesetzt werden.

- **OLAP-Funktionen** erlauben
  - den schnellen, **interaktiven** Zugriff auf Unternehmensdaten
  - unter „beliebigen“ unternehmensrelevanten Blickwinkeln (**Dimensionen**)
  - auf verschiedenen **Aggregationsstufen**
  - mit verschiedenen Techniken der Visualisierung

- Hauptmerkmal ist die **multi-dimensionale** Sichtweise auf Daten mit flexiblen interaktiven Aggregations- bzw. Verfeinerungsfunktionen entlang einer oder mehrerer Dimensionen.

Multi-Dimensionalität:

- Mehrdimensionale Sichtweise auf Daten ist sehr **natürlich**.
- Sichtweise der Analysten auf Unternehmen **ist** mehrdimensional.

  $\Rightarrow$ Konzeptuelles Datenmodell sollte mehrdimensional sein, damit Analysten leicht und intuitiv Zugang finden.

- **Beispiel:** *Verkaufszahlen* können nach unterschiedlichen Kriterien / Dimensionen aggregiert und analysiert werden.
  - nach **Produkt:** *Produkt, Produktkategorie, Industriezweig*
  - nach **Region:** *Filiale, Stadt, Bundesland*
  - nach **Zeit:** *Tag, Woche, Monat, Jahr*
  - nach verschiedenen Dimensionen des Käufers: **Alter, Geschlecht, Einkommen** des Käufers
  - und nach **beliebigen Kombinationen von Dimensionen**, z.B.
    - nach *Produktkategorie, Stadt* und *Monat*

Kennzahlen:

- Die **Analyse-Gegenstände** von OLAP sind **numerische Werte,** typischerweise **Kennzahlen** genannt (oder auch Maße, Metriken oder Fakten).
  - **Beispiel:** *Verkaufszahlen, Umsatz, Gewinn, Lagerbestand,...*
- Diese numerischen Werte lassen sich auf verschiedene Weise verdichten, z.B.
  - Summenbildung
  - Mittelwertbildung
  - Minimum- oder Maximumbestimmung
  - Die zulässige Art der Verdichtung hängt vom **Skalenniveau** der Kennzahl ab.

Skalenniveaus

In der Statistik unterscheidet man die Attributausprägungen einer vorgegebenen Menge von Daten mittels Skalen mit unterschiedlichem Skalenniveau. Die wichtigsten Typen sind:

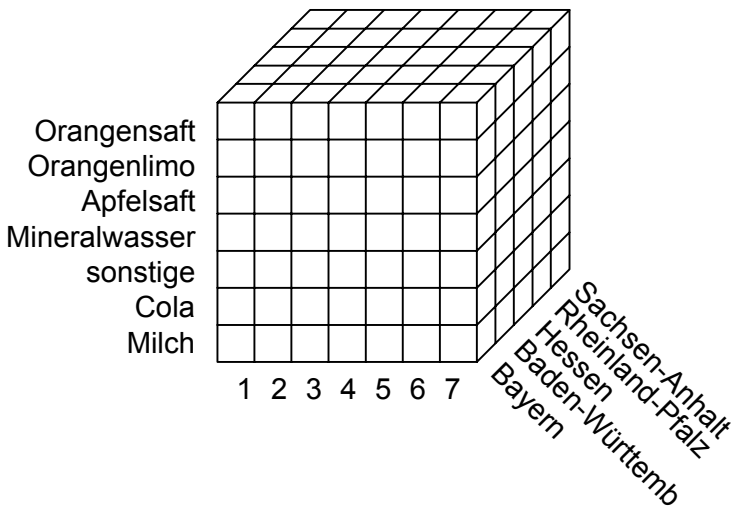
Nominalskalierte Merkmale:
Ausprägungen sind ‘‘Namen‘‘, keine Ordnung möglich
→ keine Aggreagation möglich

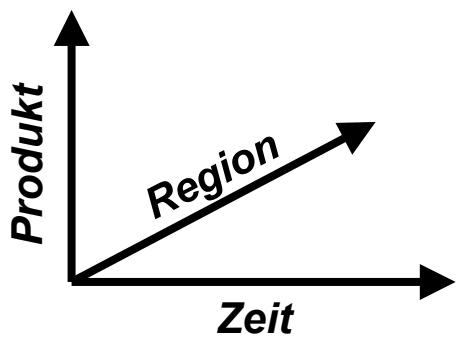
Ordinalskalierte Merkmale:
Ausprägungen können geordnet, aber Abstände nicht interpretiert werden.
→ Median macht Sinn, Mittelwert z.B. nicht

Kardinalskalierte Merkmale:
Ausprägungen sind Zahlen, Interpretation der Abstände möglich (metrisch)
→ Mittelwertbildung, Standardabweichung etc. sinnvoll

Dimensionen:

- Jede Kennzahl hängt von einer Menge von **Dimensionen** ab.
  Diese bilden den **Kontext der Kennzahlen.**
  - **Beispiel:** Die *Verkaufszahlen* (Kennzahl) hängen von den Dimensionen *Produkt, Region* und *Zeit* ab.
  - Die Dimensionen sind **orthogonal (unabhängig).**
  - Sie definieren einen sog. **Hyper-Würfel (hyper cube).**





- Es kann eine beliebige Zahl an Dimensionen geben (abhängig vom Zweck des OLAP-Systems und der enthaltenen Daten).
  In manchen Anwendungen treten bis zu 50 Dimensionen auf.

Dimension Zeit:

- **Spezielle Dimension,** die in jedem OLAP-System existiert, ist die ***Zeit.***
- Leistung eines Unternehmens wird immer anhand der Zeit bewertet:
  - aktueller Monat im Vergleich zu letztem Monat
  - aktueller Monat im Vergleich zum gleichen Monat des Vorjahres
- Dimension *Zeit* unterscheidet sich von allen anderen Dimensionen:
  - Zeit hat einen linearen Charakter:
    - Januar kommt vor Februar
  - Zeit hat Wiederholungscharakter: jeden Montag, werktags, ...
- OLAP-System muss Umgang mit der Dimension Zeit und den damit verbundenen Besonderheiten unterstützen.

Attribute und Attributelemente:

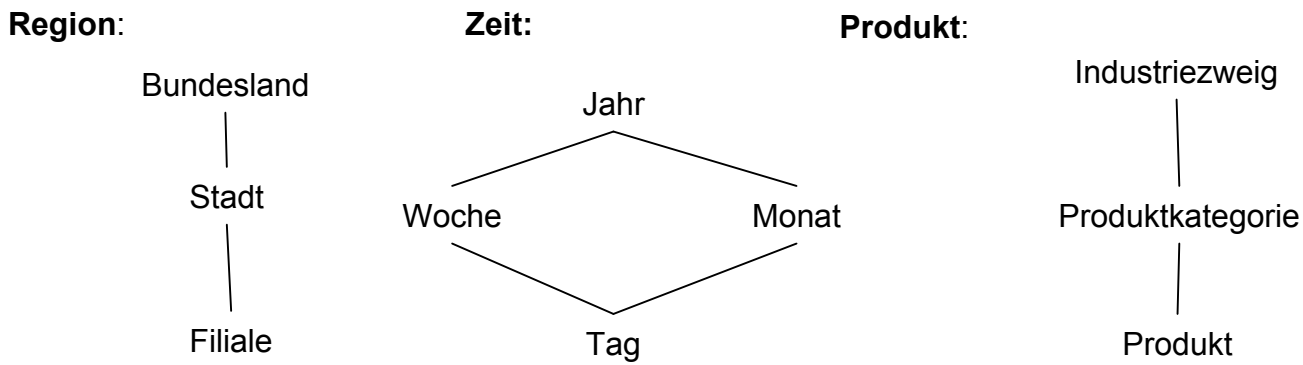
Jede Dimension ist durch eine **Menge von Attributen** charakterisiert.

- **Beispiel:** Die Dimension *Region* ist charakterisiert durch die Attribute *Filiale, Stadt* und *Bundesland.*

Attribute und Attributelemente:

•Diese Attribute können **hierarchisch** angeordnet sein (Aggregationsstufen)

- **Beispiel:**
  - Gesamtwert ergibt sich aus den Werten mehrerer *Bundesländer.*
  - Wert für ein *Bundesland* ergibt sich aus Werten mehrerer *Städte*.
  - Wert für eine Stadt ergibt sich aus Werten mehrerer *Filialen.*



- Ein Pfad in einer solchen **Attribut-Hierarchie** (z.B. *Tag, Monat, Jahr*) wird auch **consolidation path** genannt.

- Jedes Attribut einer Dimension wird durch **Attributelemente** instantiert.
  - **Beispiel:**
    - Das Attribut ***Produkt*** der Dimension *Produkt* hat die Attributelemente: *Coca-Cola, Pepsi-Cola, Afri-Cola, ...*
    - Das Attribut ***Produktkategorie*** hat die Attributelemente: *Orangensaft, Apfelsaft, Orangenlimo, Cola,...*
    - Das Attribut ***Industriezweig*** hat die Attributelemente: *Lebensmittelindustrie, Textilindustrie, Schwerindustrie,...*

III.1.2 OLAP Funktionalität

- Bei der Analyse können beliebige Aggregationsstufen visualisiert werden:

  Drill-Down bzw. **Roll-Up-**Operationen

- Bedingungen an Dimensionen, Attribute und Attributelemente reduzieren Dimensionalität der visualisierten Daten:

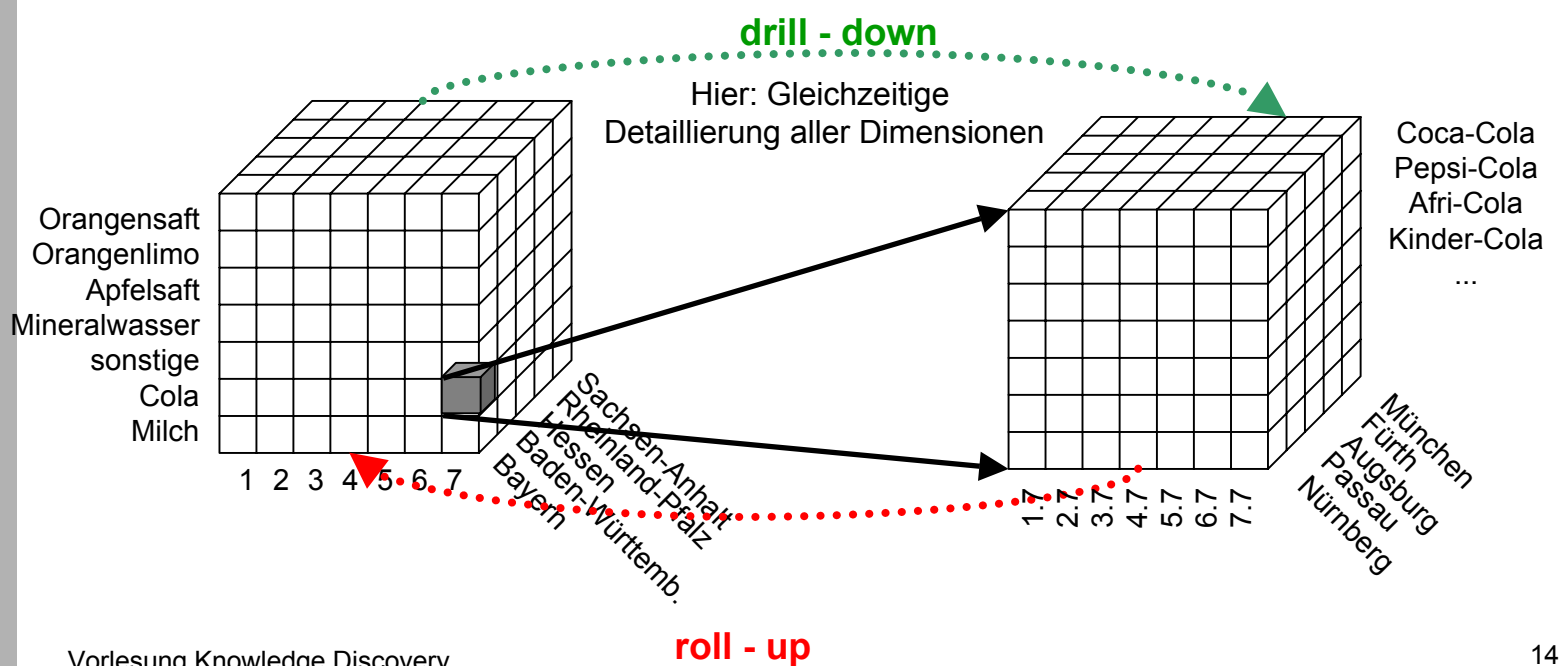
  Slice & Dice - Operationen

- Analyse wird durch Vielzahl von **Visualisierungstechniken** unterstützt. Bedingungen werden **interaktiv** gewählt (Buttons, Menüs, *drag & drop*), so dass Analysten und Manager keine komplizierte Anfragesprache lernen müssen.

Drill-Down und Roll-Up

- Entlang der Attribut-Hierarchien werden die Daten **verdichtet** bzw. wieder **detailliert** und sind so auf verschiedenen **Aggregationsstufen** für Analysen zugreifbar.

- Verdichtung/Detaillierung kann entlang einer, mehrerer oder aller Dimensionen geschehen - gleichzeitig oder in beliebiger Reihenfolge.



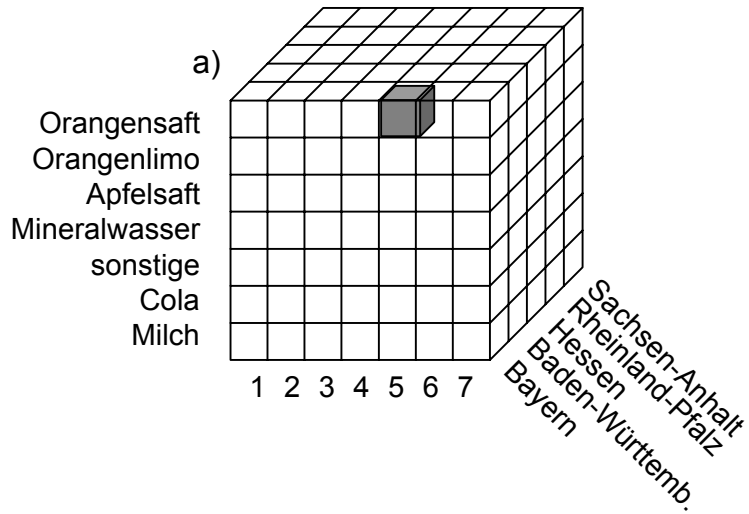
Slice & Dice:

- Bei dieser Operation wird die **Dimensionalität** der visualisierten Daten **reduziert.**
- Zu einer Teilmenge der Dimensionen (sog. **page dimensions**) werden Bedingungen formuliert.
- Alle Daten in der resultierenden Tabelle genügen diesen Bedingungen.
- Die **page dimensions** tauchen in der neuen Tabelle nicht mehr explizit auf, sondern definieren implizit die Menge dargestellter Daten.

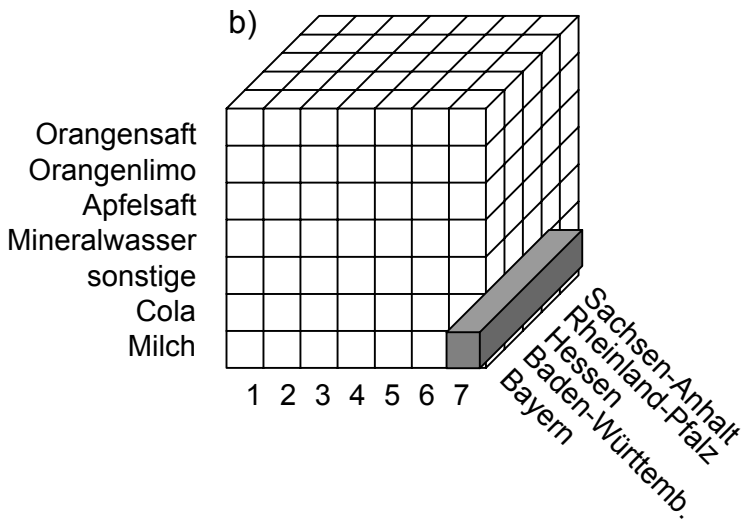
Slice & Dice entspricht dem Herausschneiden einer Scheibe (*slice*) aus dem Hyper-Würfel. Nur diese Scheibe wird weiterhin visualisiert.

Beispiele:

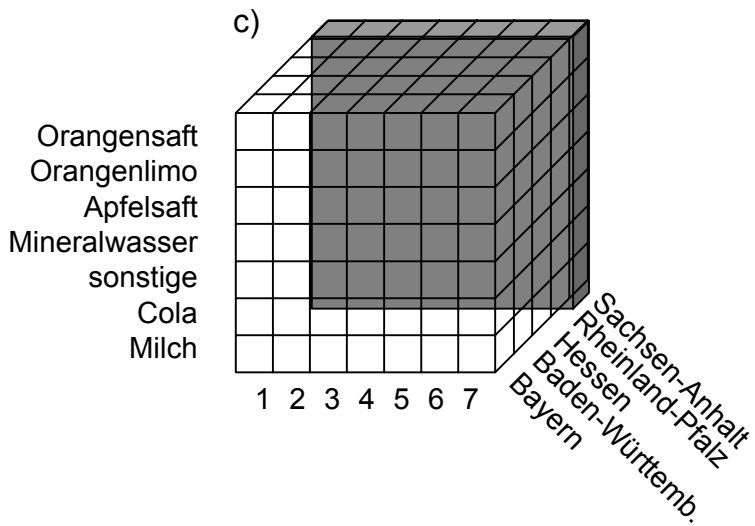
Lokation bestimmter atomarer und aggregierter Werte im Hyper-Würfel.



a) Verkaufszahlen für Orangensaft in Bayern im Mai



b) Verkaufszahlen für Milch in ganz Süddeutschland im Juli



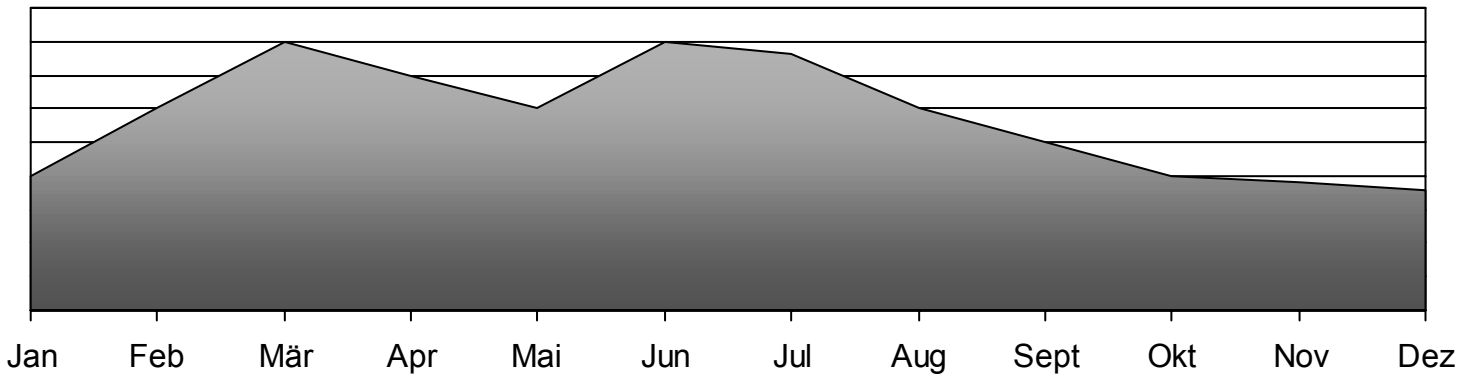
c) Verkaufszahlen insgesamt für Sachsen-Anhalt

⇒ Aggregation der Verkaufszahlen über alle Monate **und** alle Produkte

III.1.2 OLAP-Funktionalität

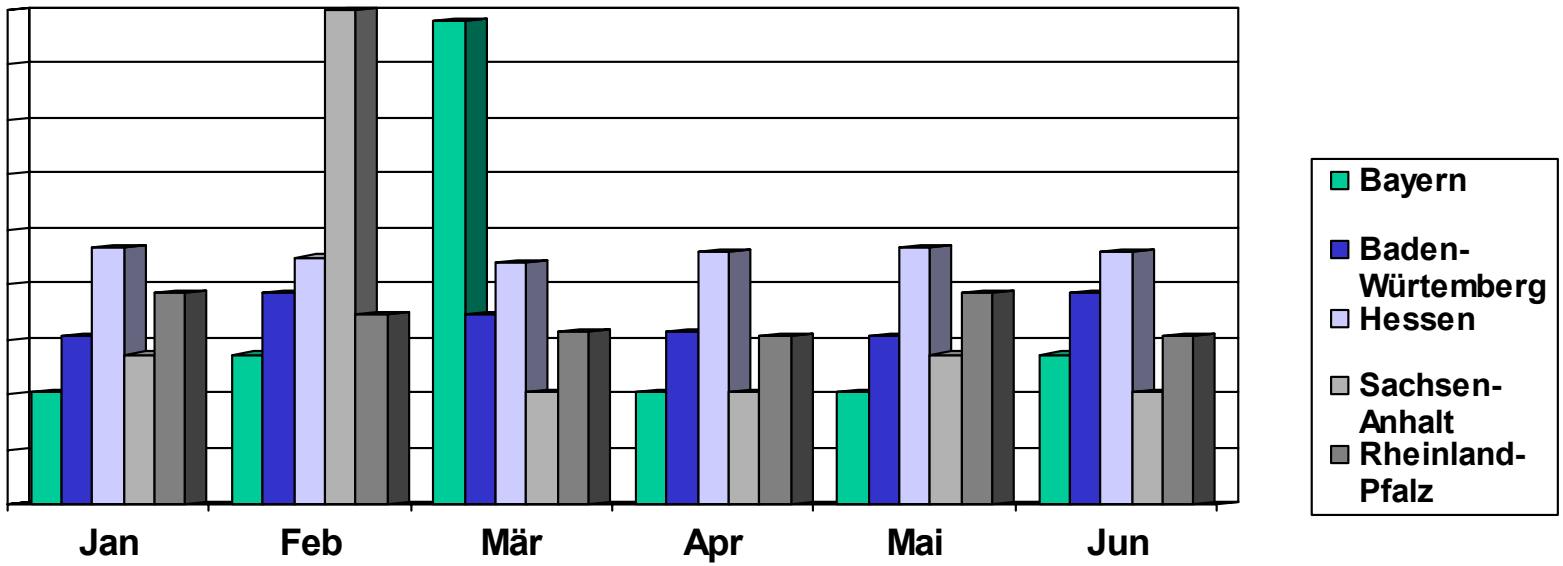
- Analyse bezieht sich nur selten auf einen Wert:
  - sondern auf eine Folge von Werten
    $\Rightarrow$ Entwicklungen und **Trends** erkennbar (d)
  - oder auf eine Menge von Werten
    $\Rightarrow$ Vergleiche verschiedener Werte ermöglicht (e)

d) Entwicklung der Verkaufszahlen für Apfelsaft in Baden-Württemberg im letzten Jahr.



page dimensions: Produkt = Apfelsaft, Region = Baden-Württemberg

e) Vergleich der Verkaufszahlen für Apfelsaft in den Regionen Deutschlands für das erste Halbjahr



page dimensions: Produkt = Apfelsaft

III.1.3 Mehrdimensionales Datenmodell

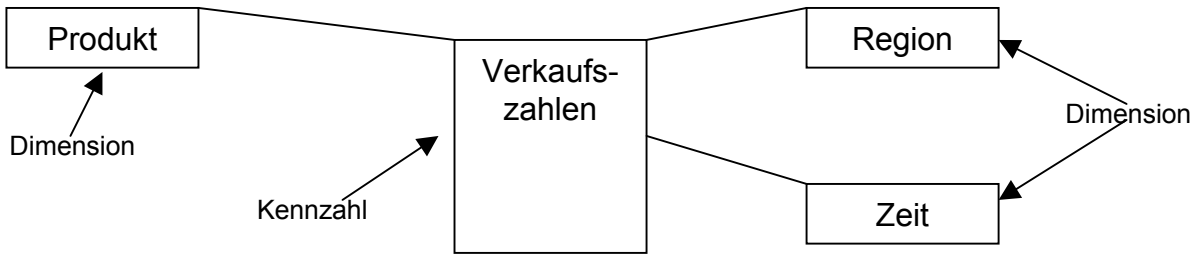
Der beste Weg um zu einem OLAP-fähigen DWh zu kommen:

1. Erstellen eines **mehrdimensionalen** konzeptuellen Datenmodells.
2. Ableiten eines **relationalen** logischen Datenmodells.
    - Relationale DBS bilden die Implementierungsebene des DWh

Stern-Schema: (star schema)

- mehrdimensionales Datenmodell durch **Stern-Schema** realisierbar.
- Konstrukte eines Stern-Schemas:
    - **Kennzahlen:** Gegenstände der Analyse: Verkaufszahlen
    - **Dimensionen** definieren den Kontext der Kennzahlen: Produkt, Region, Zeit

Beispiel:


Produkt
Dimension
Kennzahl
Verkaufs-
zahlen
Region
Dimension
Zeit

Vorteile des Stern-Schemas gegenüber herkömmlichen relationalen Schemata:

- Schema-Entwurf entspricht der **natürlichen Sichtweise** der Benutzer
  - Daten können in einer für Analysen adäquaten Weise zugegriffen werden.
- **Erweiterungen** und **Änderungen** am Schema sind leicht zu realisieren.
- **Beziehungen** zwischen den Tabellen sind **vordefiniert**
  - Join-Operationen können durch entsprechende Zugriffspfade unterstützt werden
  - Schnelle Antwortzeiten sind möglich
- Stern-Schema kann leicht in relationales DB-Schema umgesetzt werden.

III.1.3 Mehrdimensionales Datenmodell

- Umsetzung des Stern-Schemas in relationale Tabellen:
  - **Kennzahlentabelle (major table):** Die Gegenstände der Analyse (Kennzahlen) werden in dieser Tabelle gesichert
  - **Nebentabelle (minor tables):** Jede Dimension wird zu einer eigenen Relation / Tabelle.

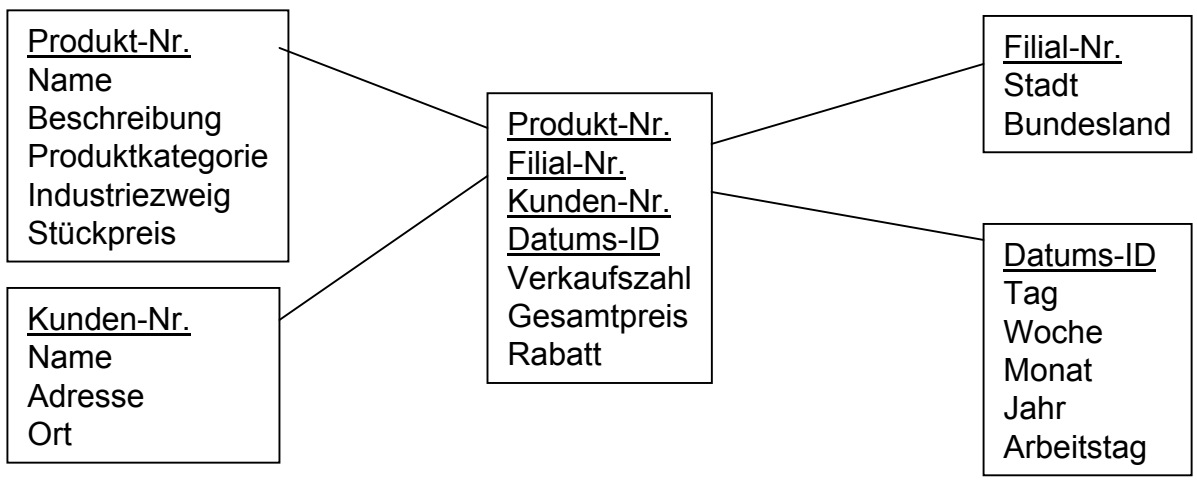
Kennzahlentabelle:

- Jedes **Tupel der Kennzahlentabelle** besteht aus
  - einem Zeiger für jede Dimensionstabelle (Fremdschlüssel), die den Kontext eindeutig definieren und
  - den numerischen Werten (**Daten**) für den jeweiligen Kontext.
- Sie enthält die eigentlichen Geschäftsdaten, die analysiert werden sollen.
- Die Kennzahlentabelle kann sehr viele Zeilen enthalten (Millionen).
- Der Schlüssel der Kennzahlentabelle wird durch die Gesamtheit der Dimensionszeiger gebildet

Dimensionstabelle:

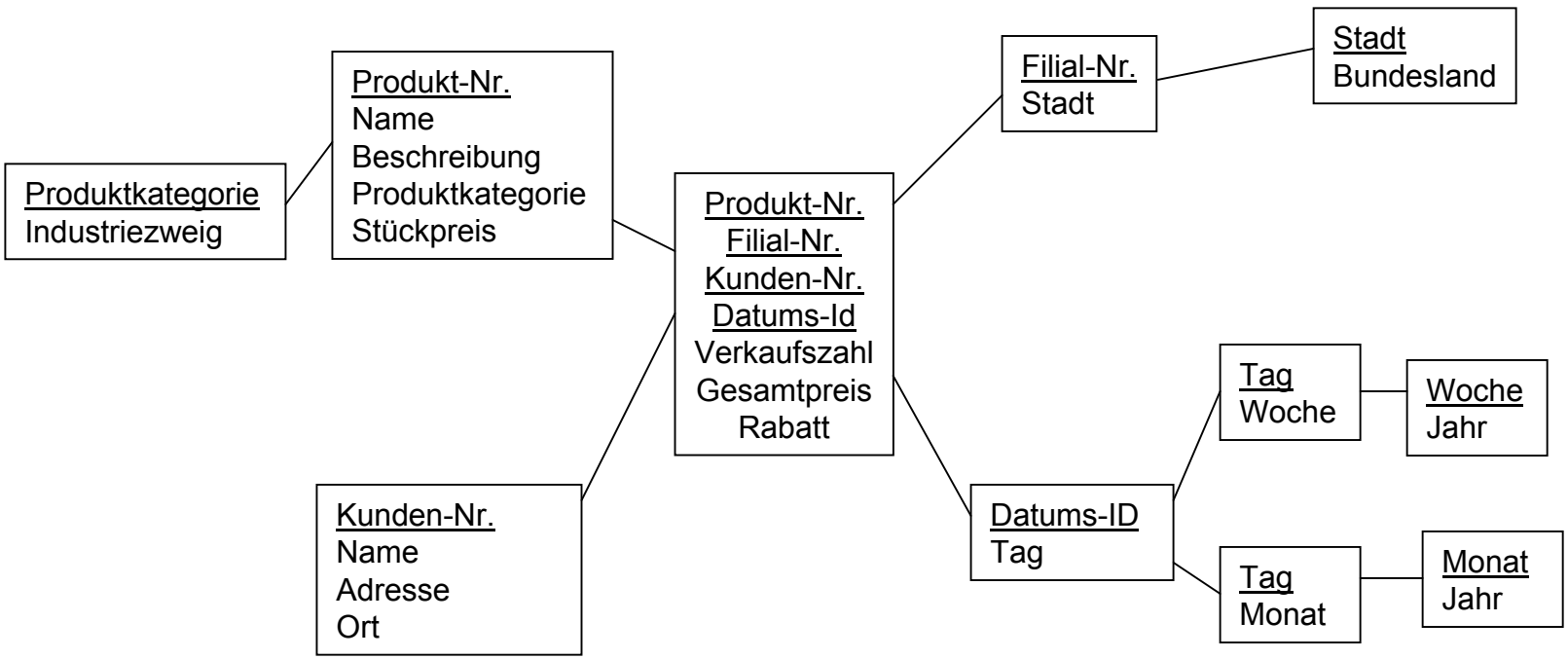
- Jede **Dimensionstabelle** enthält
  - einen eindeutigen Schlüssel (z.B. Produktnummer) und
  - beschreibende Daten der Dimension (**Attribute**).
- Dimensionstabellen sind deutlich kleiner als die Kennzahlentabelle.
- Zusammenhang zur Kennzahlentabelle über Schlüssel/Fremdschlüssel-Relation

Beispiel: Tabellen abgeleitet aus einem Stern-Schema:



Schneeflocken-Schema:

- Stern-Schema repräsentiert die Attribut-Hierarchien in den Dimensionen nicht explizit.
- Explizite Hierarchie kann durch sog. **Schneeflocken-Schemata (Snowflake Schema)** erreicht werden.
- **Beispiel:** Schneeflocken-Schema



III.1.3 Mehrdimensionales Datenmodell

MOLAP: Multidimensional On-Line Analytical Processing

Spezifische Produkte für OLAP, die auf einer eigenen, proprietären mehrdimensionalen Datenbank beruhen.

Intern beruht die Datenbank auf einer Zell-Struktur, bei der jede Zelle entlang jeder Dimension identifiziert werden kann.

ROLAP: Relational On-Line Analytical Processing

Produkte, die eine multidimensionale Analyse auf einer relationalen Datenbank ermöglichen.

Sie speichern eine Menge von Beziehungen, die logisch einen mehrdimensionalen Würfel darstellen, aber physikalisch als relationale Daten abgelegt werden.

III.2 Visualisierung von großen Datenmengen

(Keim/Kriegel 1996)
(Keim 1997)

III.2.1 Einführung

– Visualisierung kann verwendet werden für

- **explorative Datenanalyse**:
  - Ausgangspunkt: Datenbestand
  - Ziel: **datengetriebene** Bildung von **Hypothesen** durch interaktive Suche nach Strukturen / Abhängigkeiten

- **bestätigende Analyse**:
  - Ausgangspunkt: Hypothesen und Datenbestand
  - Ziel: Visualisierung, die vorgegebene Hypothesen bestätigt

- **Präsentation**:
  - Ausgangspunkt: bestätigte Zusammenhänge und Datenbestand
  - Ziel: Visualisierung der Zusammenhänge durch geeignete Visualisierungstechnik

– nachfolgend wird Aspekt der **explorativen Datenanalyse** betrachtet:

- **Vertrautmachen** mit Daten und Erkennen von Strukturen ist Voraussetzung für **Data Preparation-Phase** und für Auswahl / Anwendung von geeigneten Data Mining Algorithmen

- typische Hypothesen: funktionale Abhängigkeiten
  Datencluster

III.2 Visualisierung großer Datenmengen

– Visualisierung kann **interaktiv** durchgeführt werden:

  • Kombination menschlicher Wahrnehmungsfähigkeiten mit hoher Leistungsfähigkeit heutiger Rechner

– Visualisierungstechniken können in verschiedene Klassen eingeteilt werden:

  • **Pixel-orientierte** Techniken
  • **Geometrische** Techniken
  • **Icon-basierte** Techniken
  • Hierarchische Techniken
  • Graph-basierte Techniken

III.2.2 Pixel-orientierte Techniken

– **Idee**:
  - jeder **Attributwert** eines n-stelligen Datentupels wird als **ein farbiges Pixel** repräsentiert
  - die **m Werte** eines Datentupels werden auf **m separate** Windows verteilt
  - in jedem Window werden die Attributwerte eines Datentupels an **derselben** Stelle angezeigt

– Technik erlaubt die Visualisierung **sehr großer** Datenmengen

– Visualisierung kann
  - **Anfrage-unabhängig** sein
    Datenbestand muß natürliche Ordnung haben (z.B. Zeit)
  - **Anfrage-abhängig** sein

III.2.2 Pixel-orientierte Techniken

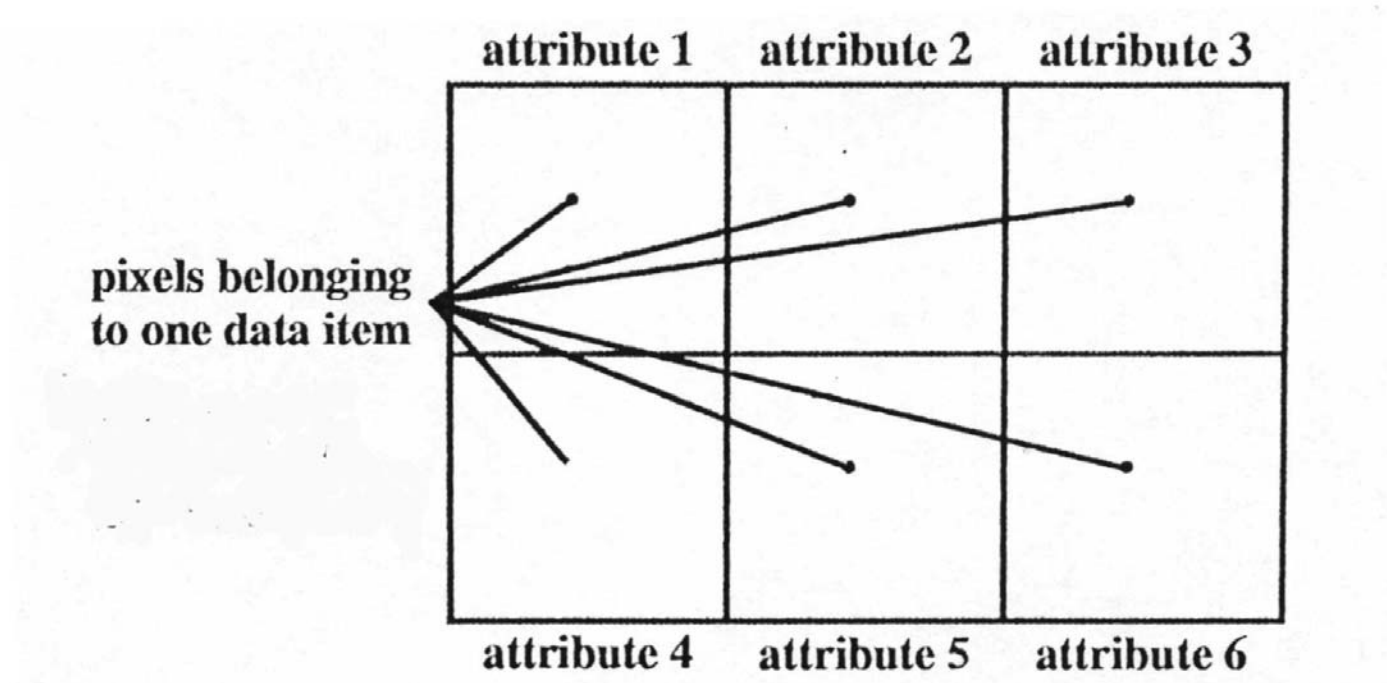
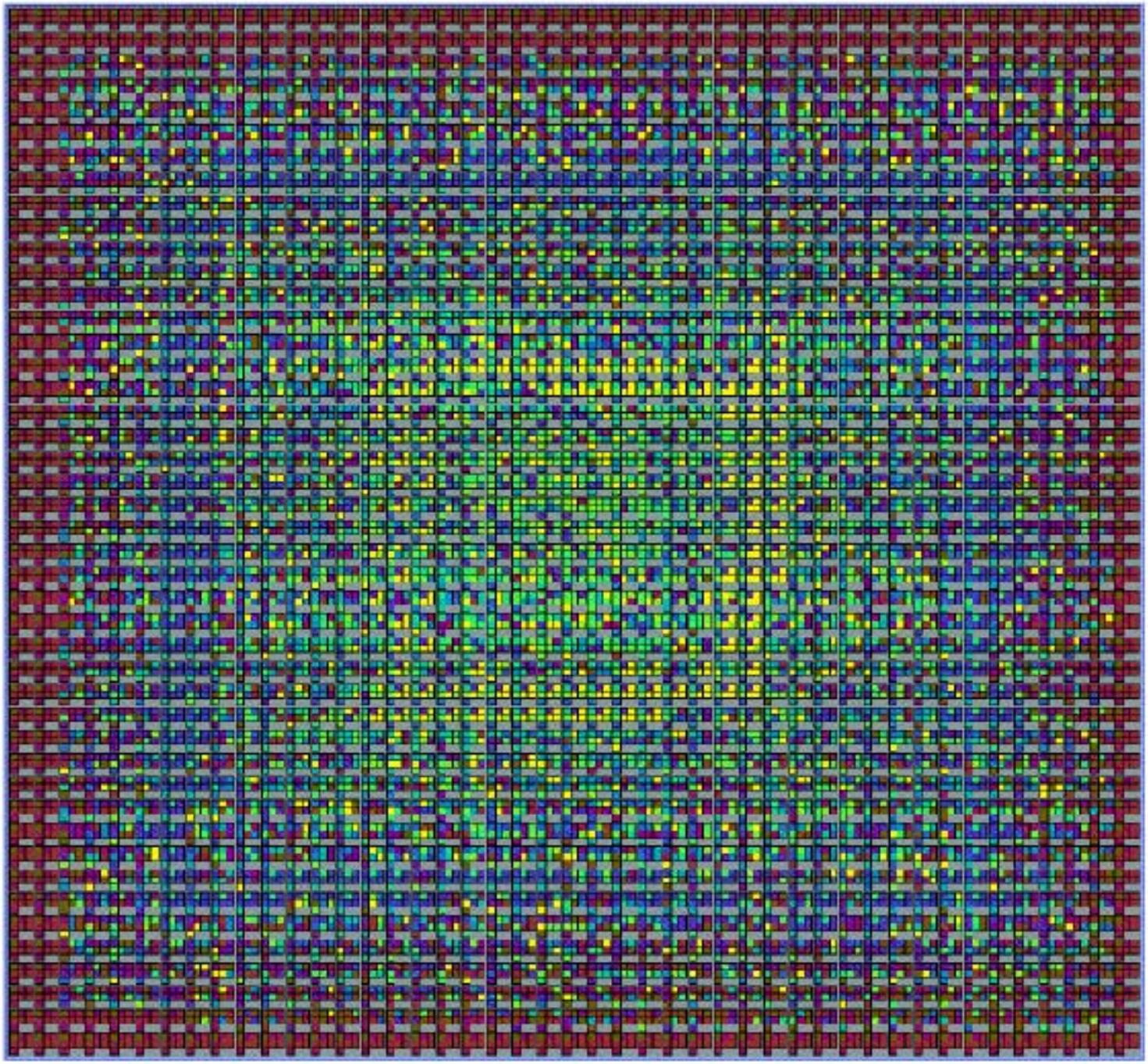
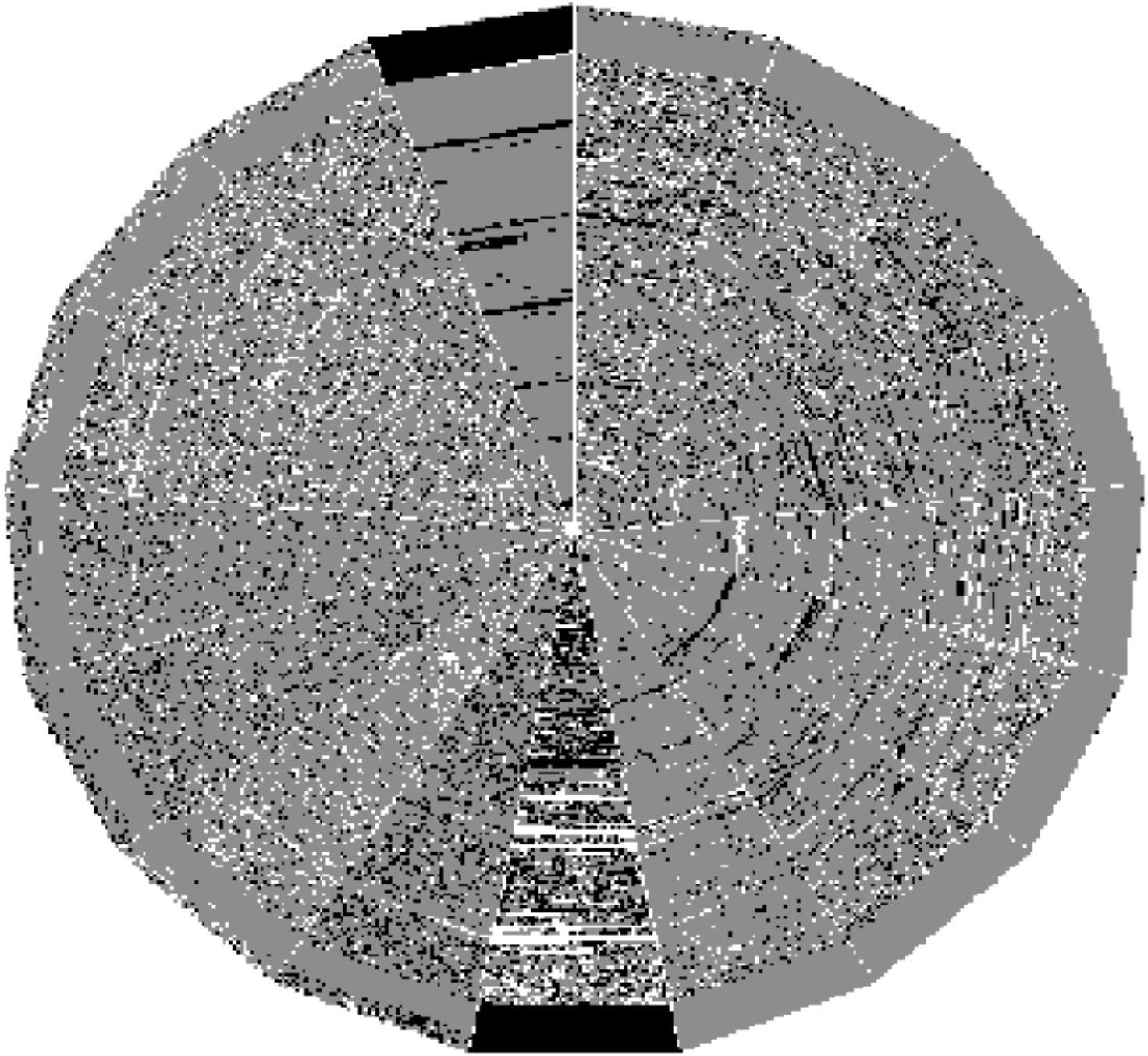


Abbildung 1: Pixel-basierte Darstellung von Datentupel (Keim/Kriegel 1996)





– **Anfrage-abhängige Darstellung**
(query-dependent visualisation technique)

- visualisiert wird **Distanz** (d_1, ..., d_m) zwischen Anfrage q (q_1, ..., q_m) und Datentupel (a_1, ..., a_m)

- Anfrage q kann **verallgemeinert** werden zu Anfrage, die für die verschiedenen Attribute nicht einzelne Werte, sondern **Intervalle** spezifiziert

  $\Rightarrow$ Anfrage definiert Region im m-dimensionalen Raum der Attributwerte

- Distanztupel wird um (m+1)-ten Wert erweitert, der Gesamtdistanz des Datentupels zur Anfrage beschreibt; i.a. ist **Gesamtdistanz** gewichtete Summe der Einzeldistanzen:

$$d_{m+1} = \sum_{i=1}^{m} w_i d_i \qquad , w_i \geq 0$$

- Distanztupel werden nach **Gesamtdistanzwert** d_{m+1} **sortiert**

- Datentupel, die die Anfrage **erfüllen** (Distanztupel haben Werte 0), werden im **Zentrum** des Windows visualisiert; die zu den anderen Datentupeln gehörigen Distanztupel spiralförmig um diesen Mittelpunkt

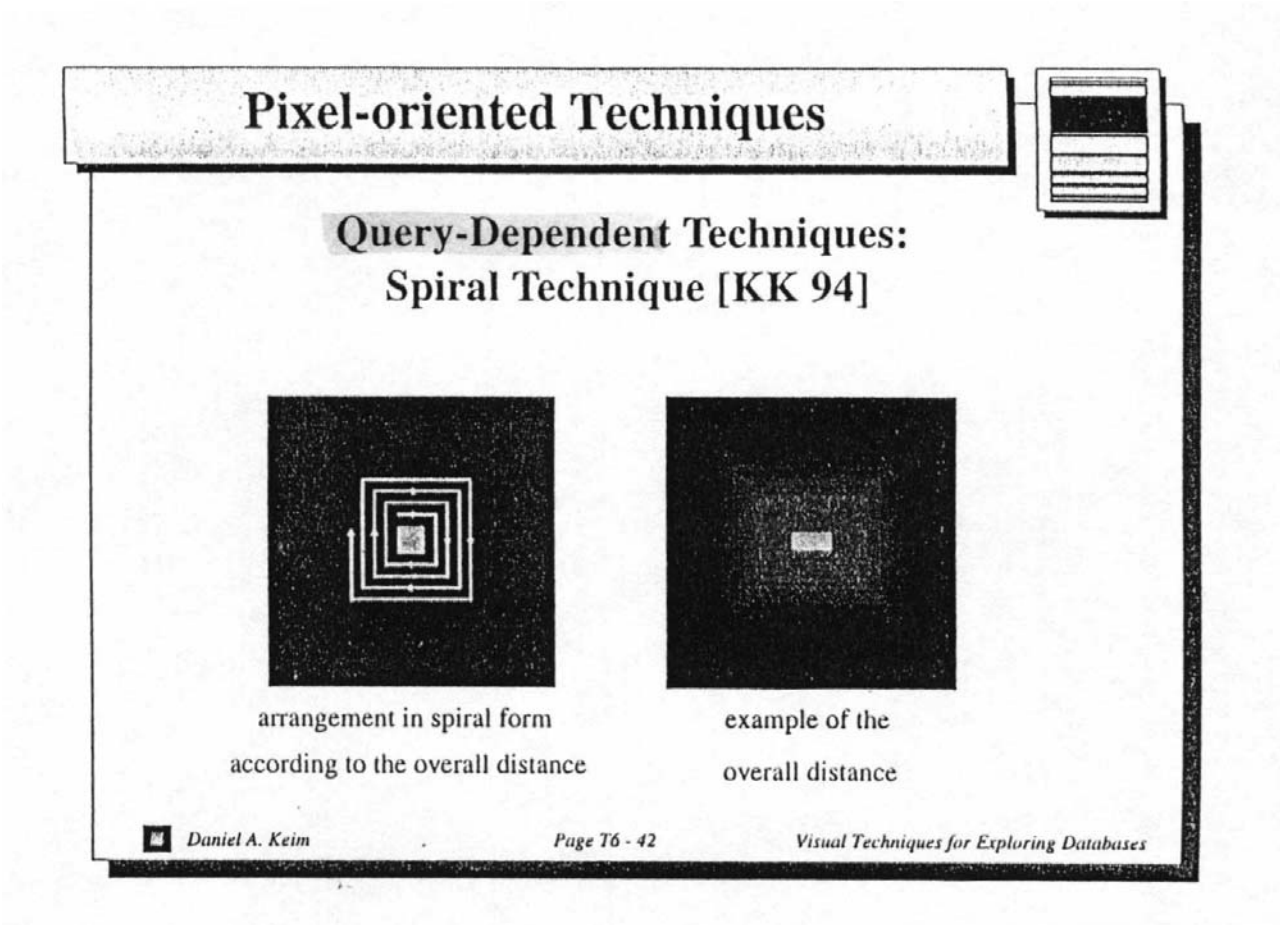


Abbildung 2: Anfrage-abhängige Visualisierung (Keim 1997)

III.2.2 Pixel-orientierte Techniken

- **Achsentechnik** (axes techniques)
  - **zwei** der m **Attribute** werden den beiden **Achsen** eines jeden Window zugeordnet
  - negative bzw. positive Distanzwerte teilen Window in 4 **Quadranten** auf
  - Achsentechnik visualisiert die „**Richtung**“, in der die Datentupel von der Anfrage abweichen
    (in Bezug auf die zwei ausgewählten Attribute)

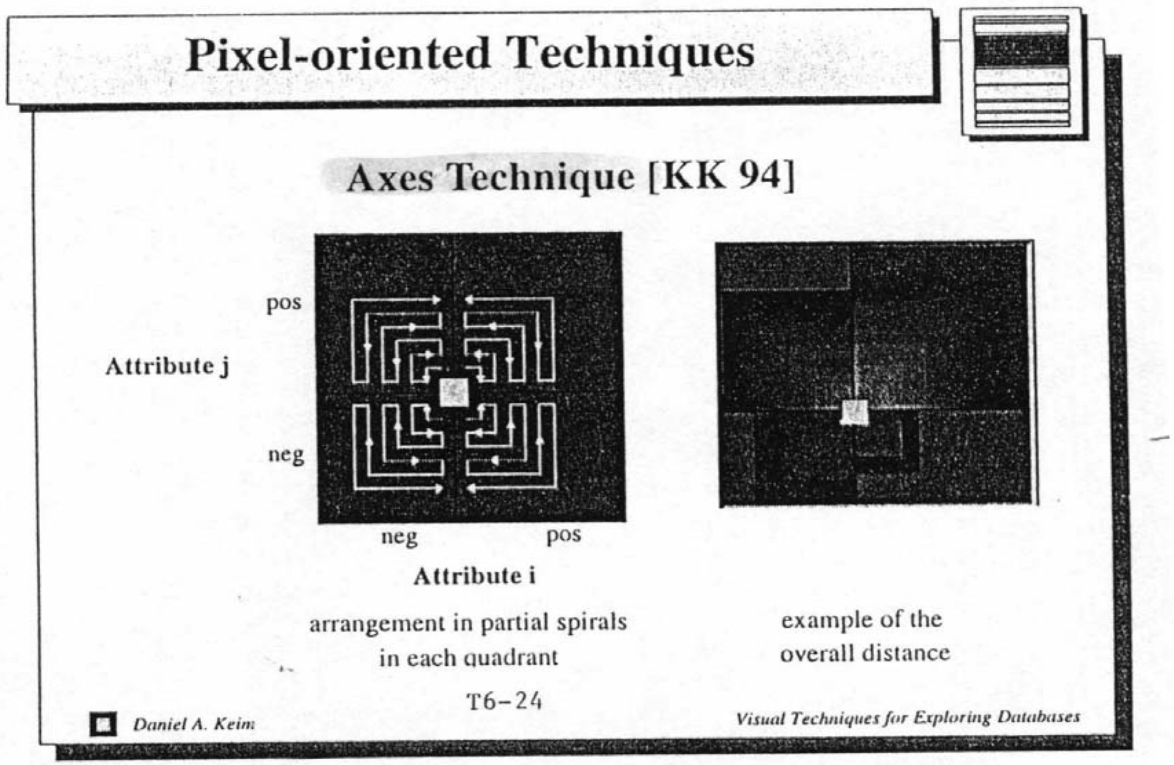


Abbildung 3: Achsentechnik (Keim 1997)

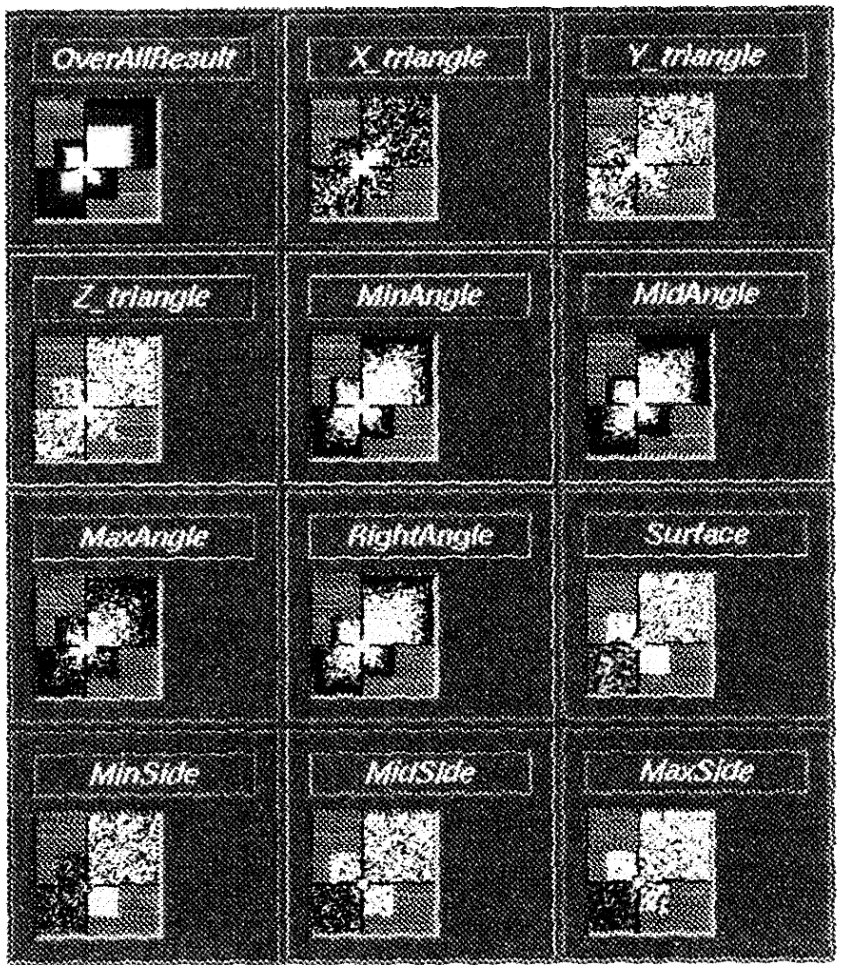
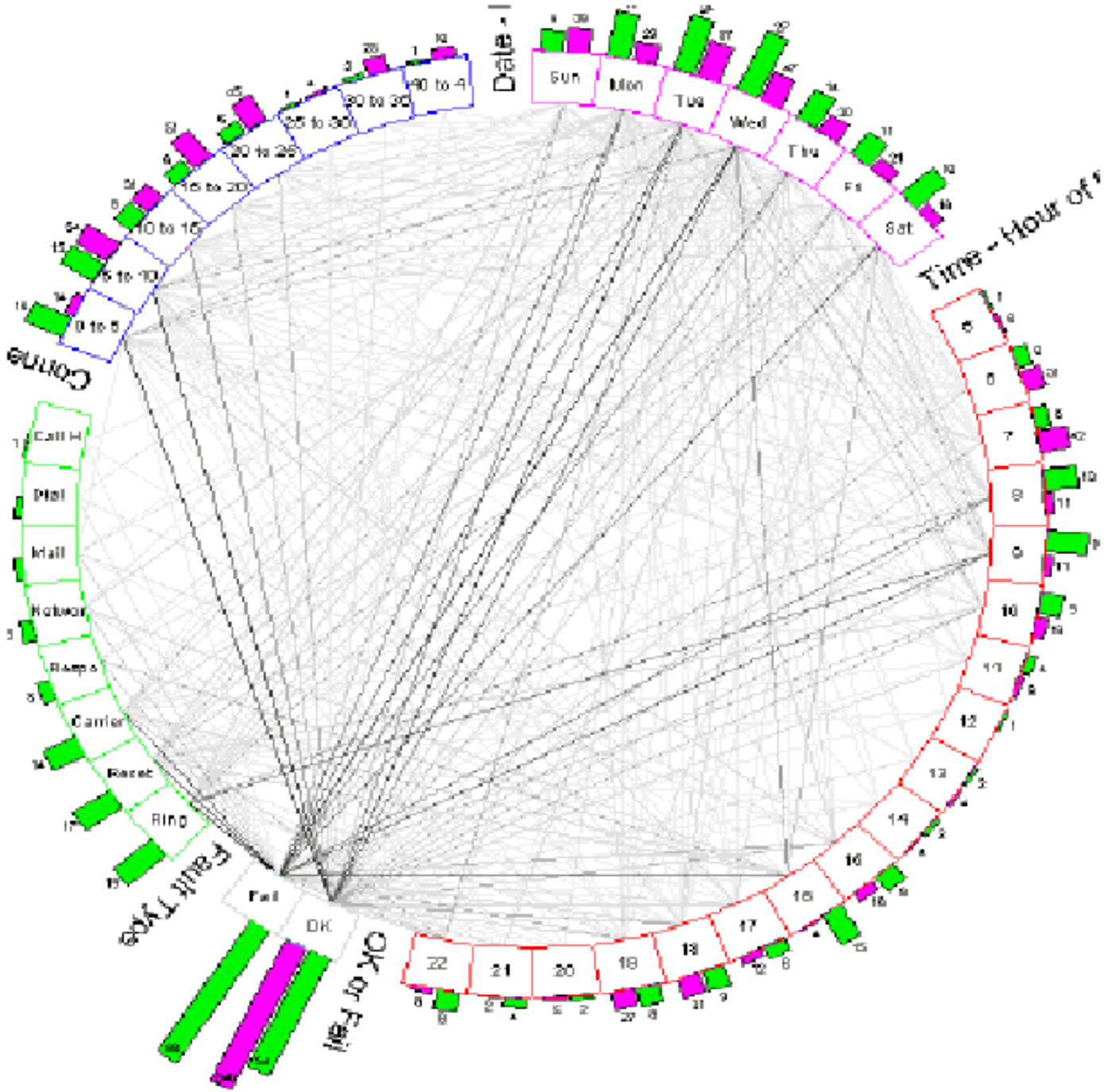


Abbildung 4: Partitioning a molecule into regions by using properties of the Triangulation with Axes Technique (Keim/Kriegel 1996)

III.2.3 Geometrische Techniken

- Projektion multidimensionaler Datenbestände auf 2-dimensionale Darstellungen
- es existiert eine Vielzahl von Techniken (z.B. Hauptkomponentenanalyse, Faktoranalyse)


Date - I
Sun
Mon
Tue
Wed
Thu
Fri
Sat
Time - Hour of
0 to 5
5 to 10
10 to 15
15 to 20
20 to 25
25 to 30
30 to 35
35 to 40
Comma
Call H
Pfail
Wall
Noise
Ramp
Carrier
Reset
Ring
Fault Type
Fail
OK
OK or Fail

Parallele Koordinatentechnik
(parallel coordinate visualization technique)

– **Idee**:
  - für n-dimensionale Datentupel werden n **äquidistante Achsen** verwendet (1 Achse pro Attribut)
  - jede Achse wird entsprechend dem Wertebereich des zugehörigen Attributs **skaliert**
  - Datentupel wird als **Polygon** visualisiert (Schnittpunkt mit Achse i repräsentiert Attributwert a_i)

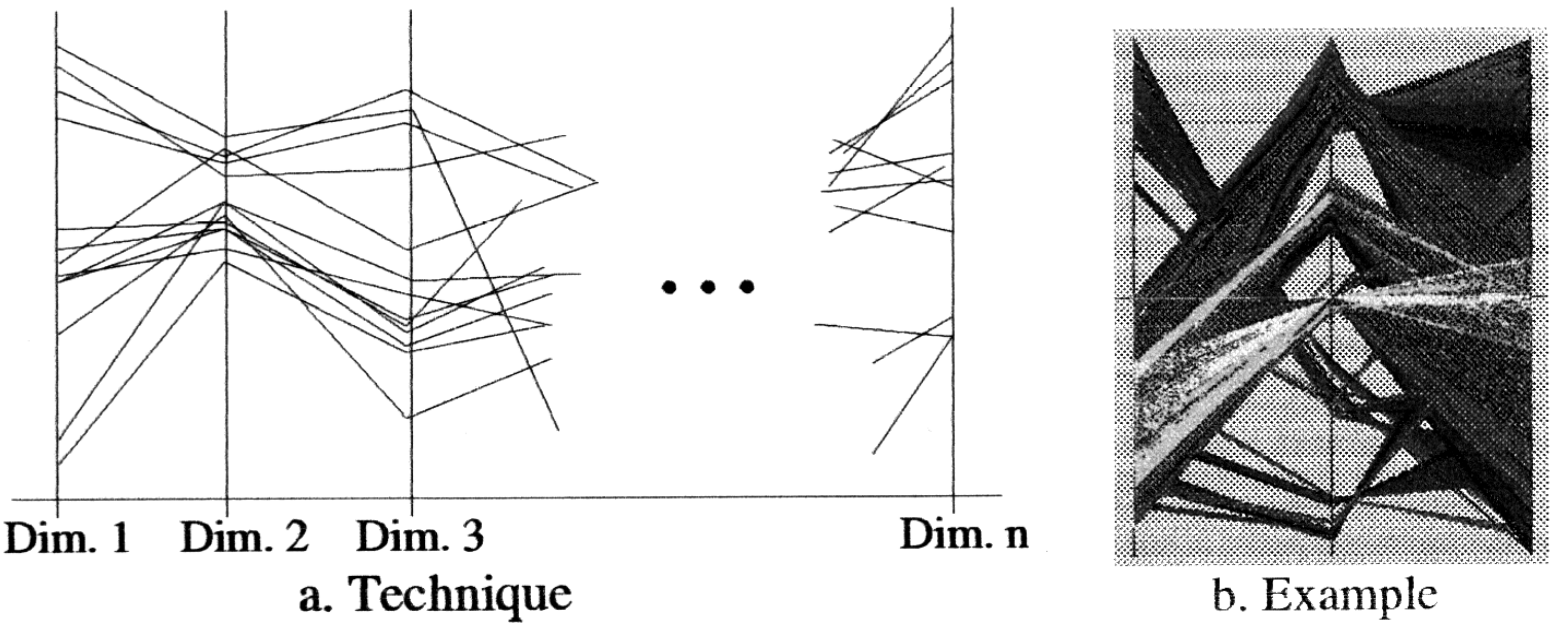


Abbildung 5: Parallele Koordinatentechnik (Keim/Kriegel 1996)

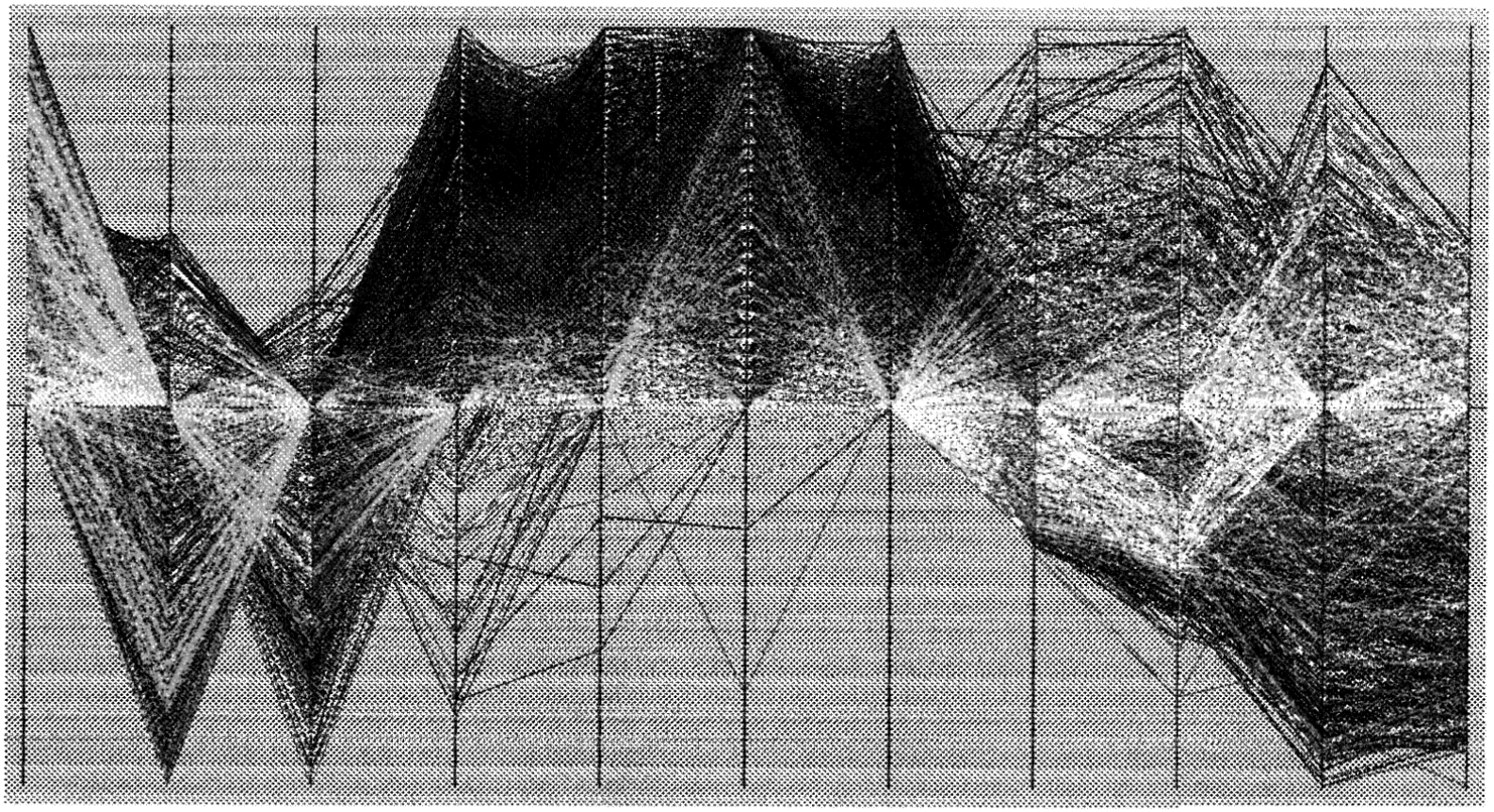


Abbildung 6: Example for the Parallel Coordinate Visualization of the Molecule Surface Data (Keim/Kriegel 1996)

III.2.3 Geometrische Techniken

- Technik erlaubt die Visualisierung von **kleinen** Datenmengen (ca. 1000 Datenelemente)
- Technik erlaubt gute Visualisierung der „**Richtung**“, in der die Datentupel von der Anfrage abweichen - in Bezug auf **jedes** Attribut
- „Ausreißer“ (**hot spots**) sind unmittelbar sichtbar
- **funktionale Abhängigkeiten** zwischen Attributen sind gut erkennbar

III.2.4 Icon-basierte Techniken

– multidimensionale Daten werden auf **Icons** abgebildet
– **Gestalt** des Icon repräsentiert Wert der Attribute
– **zwei** der Attribute werden den **Achsen** der Projektionsebene (d.h. des Windows) zugeordnet
– im folgenden betrachtet:

stick figure technique

– **Idee**:
  • verbleibende (n-2) Attribute werden den **Winkeln** und den **Längen** der Figurelemente zugeordnet
  • sofern die Datenelemente hinreichend dicht beieinander liegen, entstehen **Muster**, die die Charakteristik der Daten widerspiegeln

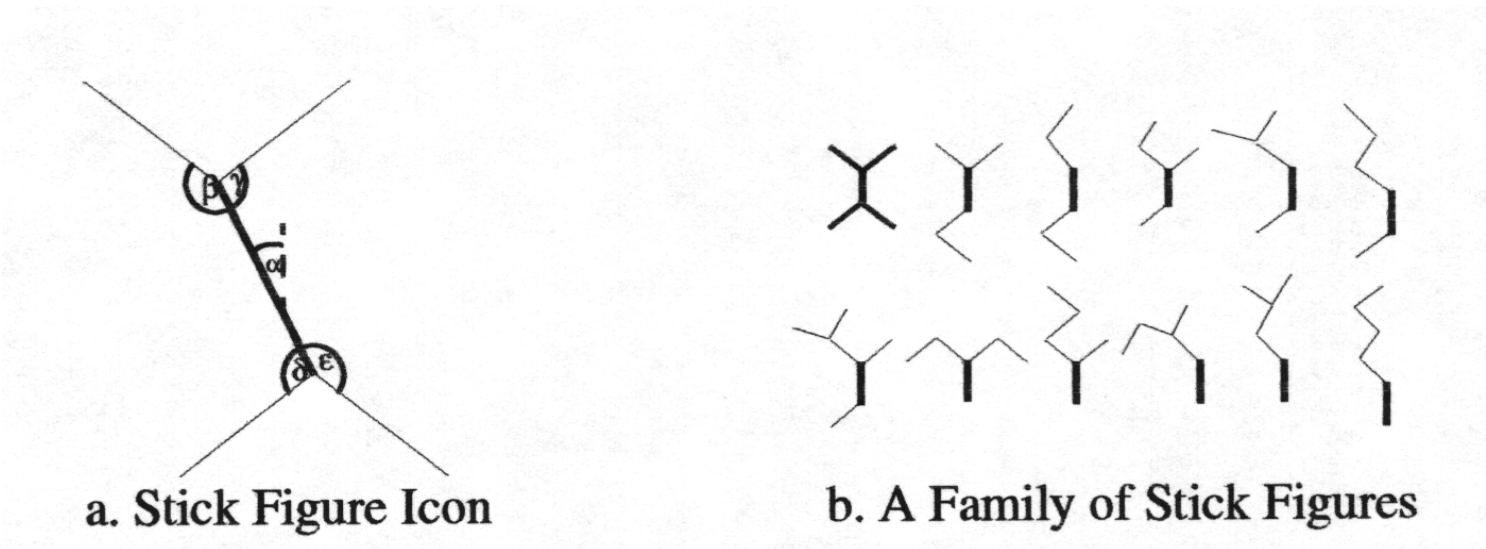


Abbildung 7: Stick Figure Visualization Technique (Keim 1997)

III.2.4 Icon-basierte Techniken

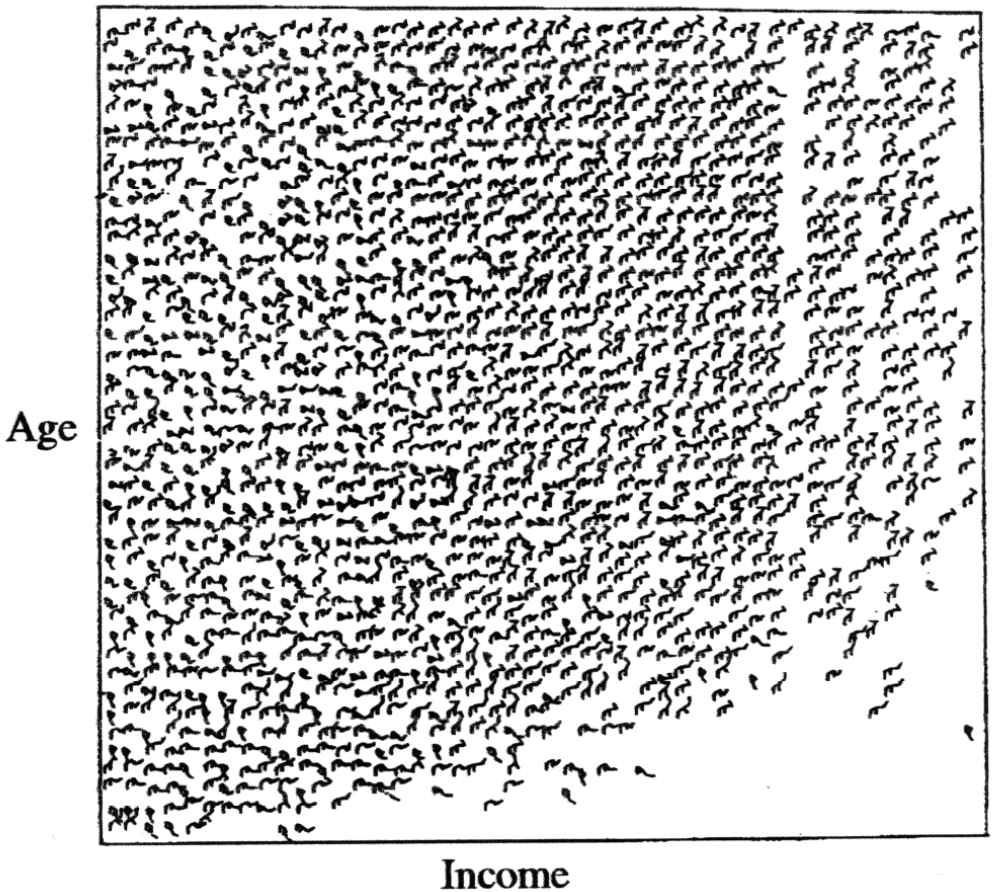


Abbildung 8: Stick Figure Visualization of Census Data (Keim/Kriegel 1996)

III.2.4 Icon-basierte Techniken

- **Komplexität** der Figuren **beschränkt** Anzahl der Dimensionen, die gut visualisiert werden können
- sofern die Anzahl der Datenelemente **zu groß** ist, sind Strukturen in den Daten kaum erkennbar
- Auswahl der Attribute, die den Projektionsachsen zugeordnet werden, ist sehr wichtig
  - sofern z.B. **Cluster-Attribute** als Achsen ausgewählt werden, sind Cluster durch Häufung bestimmter Elemente in gewissen Regionen erkennbar

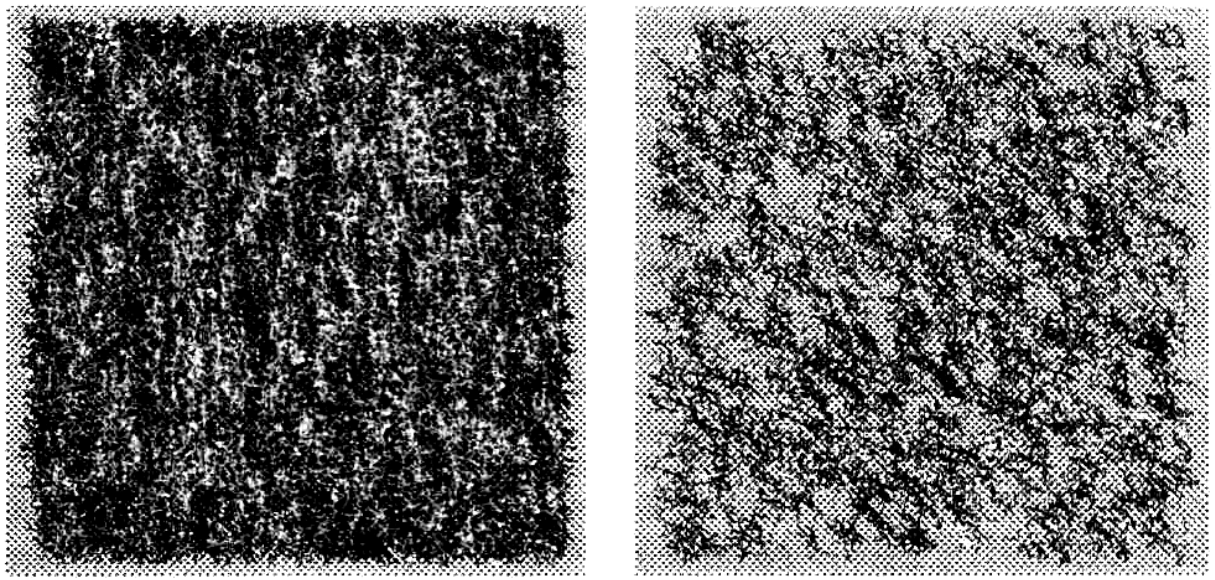


Abbildung 9: Four-dimensional Clusters in Six-dimensional Data (Keim/Kriegel 1996)

III.3 Data Characterization Tool (DCT)

(Engels et al. 1997; Engels/Theusinger 1998)

III.3.1 Introduction

- data characteristics may later on be exploited for
  - altering the **dimensionality** of the data
    - attribute generation
    - attribute filtering
    - attribute transformation
  - altering the **quantity** of the data
    - selecting learning examples
    - balancing learning examples

- DCT offers **statistical** and **information theoretical** measures

III.3.2 Simple Characteristics

- a collection of simple data characteristics provides **first insights** into the structure of the available data:
    - number of learning examples
    - number of classes
    - number of examples per class
    - number of attributes
    - number of numeric attributes
    - number of symbolic attributes

III.3.3 Statistical Measures for Attributes

- applicable for **numerical** attributes
- no NULL values
  - presume data cleaning
- collection of measures
  (i) **location** parameters, among others
  - **arithmetic mean**
  - **α-trimmed mean**
    (cut away the 2*α percent extreme values of an attribute)
  - **median**

III.3.3 Statistical Measures for Attributes

- location parameters provide insight into the existence of **extreme values:**
  - e.g. if arithmetic mean and α-trimmed mean **differ** considerably, attribute contains extreme values
  - extreme values may be **interesting** or **disturbing** depending on the problem definition at hand
    - e.g. find unexpected values (e.g. fraud detection)

III.3.3 Statistical Measures for Attributes

(ii) dispersion parameters, among others

- **standard deviation**
  - sensitive to extreme values
- **median deviation**
  - robust with respect to extreme values
- **quartiles distance**
  - range of the middle 50% of the data
  - robust with respect to extreme values

III.3.4 Statistical Measures for Relationships between Classes / Attributes

- The analysis of the relationships between the classes/attributes provides further insights into the structure of the data set

- **Discriminant Analysis [Diskriminanzanalyse]** is an approriate approach for performing such an analysis (if its assumptions are fulfilled)

- It indicates complexity of a **classification task:**
  How difficult/promising is it to discriminate between different classes?

III.3.4 Statistical Measures for Relationships between Classes / Attributes

• covariance matrices and eigenvalues as determined in discriminant analysis provide estimations for the complexity of the classification problem, e.g.

- **Wilks Lambda:**
  - measures **class differences**:
    - value near 1: no good distinction between classes
    - value near 0: good distinction between classes

    $\Rightarrow$ **good classifier** can be learned

III.3.5 Information Theoretical Measures

- applicable for **symbolic** attributes
- measures are applicable for **single** attributes
- collection of measures are offered, among others

(i) **attribute entropy H(B)**:

- given an attribute B with K different values $b_1,...,b_K$
  p_i: probability of value b_i

$$H(B) = -\sum_{i=1}^{K} p_i \log_2(p_i)$$

- interpret as number of yes/no-questions that are needed to determine a specific value b_i

- H(B) is maximum if all values have the same probability

- (see also description of C4.5 in Part V)

(ii) **class entropy H(C):**

- entropy of the **target attribute** (attribute used for the classification of the learning examples)
- indicates **compexity** of classification task: minimal number of yes/no-questions that are needed to determine the class membership of a learning example

(iii) **joint entropy**:

- entropy of a **combination** of attributes
- combines any **given** attribute with **target** attribute
  - indicates relative importance of selected attribute with respect to classification task

(iv) Equivalent Number of Attributes

- estimates the **number of attributes** that are needed to determine the value of the target attribute c, i.e. to determine the **class membership** of a learning example

$$EN.attr = \frac{H(c)}{\bar{I}_{gain}(c, A)}$$ with

$$\bar{I}_{gain}(c, A) = \frac{1}{s}\sum_{i=1}^{s} I_{gain}(c, A_i) = \frac{1}{s}\sum_{i=1}^{s} (H(c) - H(c \mid A_i))$$

- $\bar{I}_{gain}(c, A)$ indicates how much information - in the average - all attributes together provide about class membership (see also description of C4.5).

- If the number of relevant attributes that are provided by the data set is larger than the value of EN.attrib, there exists a good chance to learn a good classification tree.

(v) Gini-Index

- similar to ‘Information Gain‘, however based on a different interpretation of entropy
- small values indicate that the attributes do not contribute a lot of information about class membership

III.3.6 Examples

a) Data set "**Segment**"

- classify pictures into 7 classes
- 19 numerical attributes
  - 3 attributes have constant values, are eliminated

- consider **statistical measures** for 2 attributes

	Mean	α-trimmed Mean	Std. Dev.
vegde-sd:	5,709	1,25	44,837
hegde-sd:	8,244	1,683	58,799
⋮	⋮	⋮	⋮

  - measures indicate that attributes suffer from **extreme values**

III.3.6 Examples

- **Multiple Correlation Coefficients** indicate that several attributes are (perfectly) correlated

Var:	reg.col	reg.row	vdg-mn	vgd-sd	hdg-mn	hdg-sd	intsy-mn	rwred-mn
MCC:	0,185	0,717	0,726	0,794	0,760	0,809	1,000	1,000
Var:	**rwblue-mn**	**rwgrn-mn**	**xred-mn**	**xblue-mn**	**xgrn-mn**	**value-mn**	**sat.-mn**	**hue-mn**
MCC:	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,774	0,94

Table 2. Multiple Correlation Coefficients for the sixteen variables of the segment dataset

  - remove these attributes
    - considerable **reduction of dimensionality**

- very **small value** of **Wilks Lambda** indicates that there exists a high discrimination power within the data set

  - constructed classifier has very **high accuracy** (>90%)

b) Data set ‘‘**Post-Operative**‘‘

- classify patients in one of three classes:
  „Intensive Care“, „Normal Care“ or „Send them home“
- 7 symbolic attributes
  - **EN-attrib** has **high value**, since
    - class entropy H(C)=0.98
    - mean information gain $\bar{I}_{gain}(c, A)$ = 0.018

    $\Rightarrow$ attributes do not provide a lot of information, many of them are needed
  - **Gini-Index** $\leq$ 0.021 provides the same insight as EN.attr
- learning a classifier is **not promising**

Remarks

- DCT measures can be used to get various insights into the structure of the data set as well as into the possibility to learn a good classifier (DCT is oriented towards classification tasks)
    - is the available data set suitable for solving the KDD-task?
- Of course, the top-down business problem analysis **interacts** closely with the bottom-up analysis of the available data set(s)
    - **data set** and **problem** at hand have to fit togther
- A complete DCT analysis involves a lot of effort
    - **balance** effort spent and insights gained

III.4 Examples of flawed datasets

- **Classic flawed big data sets**
  - the Literary Digest Poll of 1936
  - the Lanarkshire Milk Experiment of 1930
- **Typical modern flawed big data sets**
  - voluntary surveys by magazines
  - customer data bases ignoring competitor data

Such flaws may be discovered using the techniques described before and/or by checking with common sense/background knowledge!

Thanks to Antony Unwin for providing these examples.

Poll for the US elections 1936

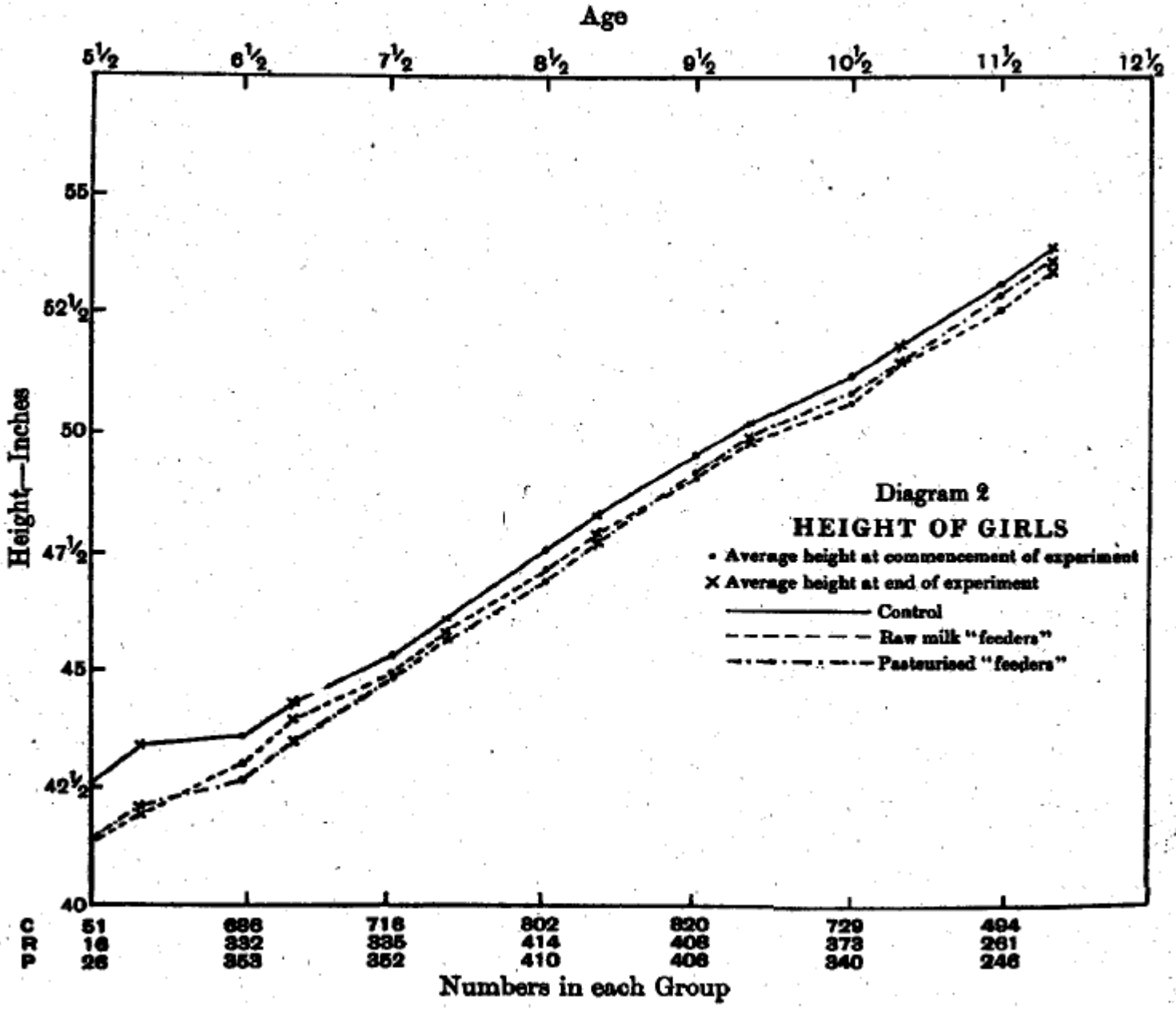
- 10 million car owners and telephone subscribers mailed
  - 2.376 million responded:
  - 57% for Alf Landon, 43% for Franklin D. Roosevelt

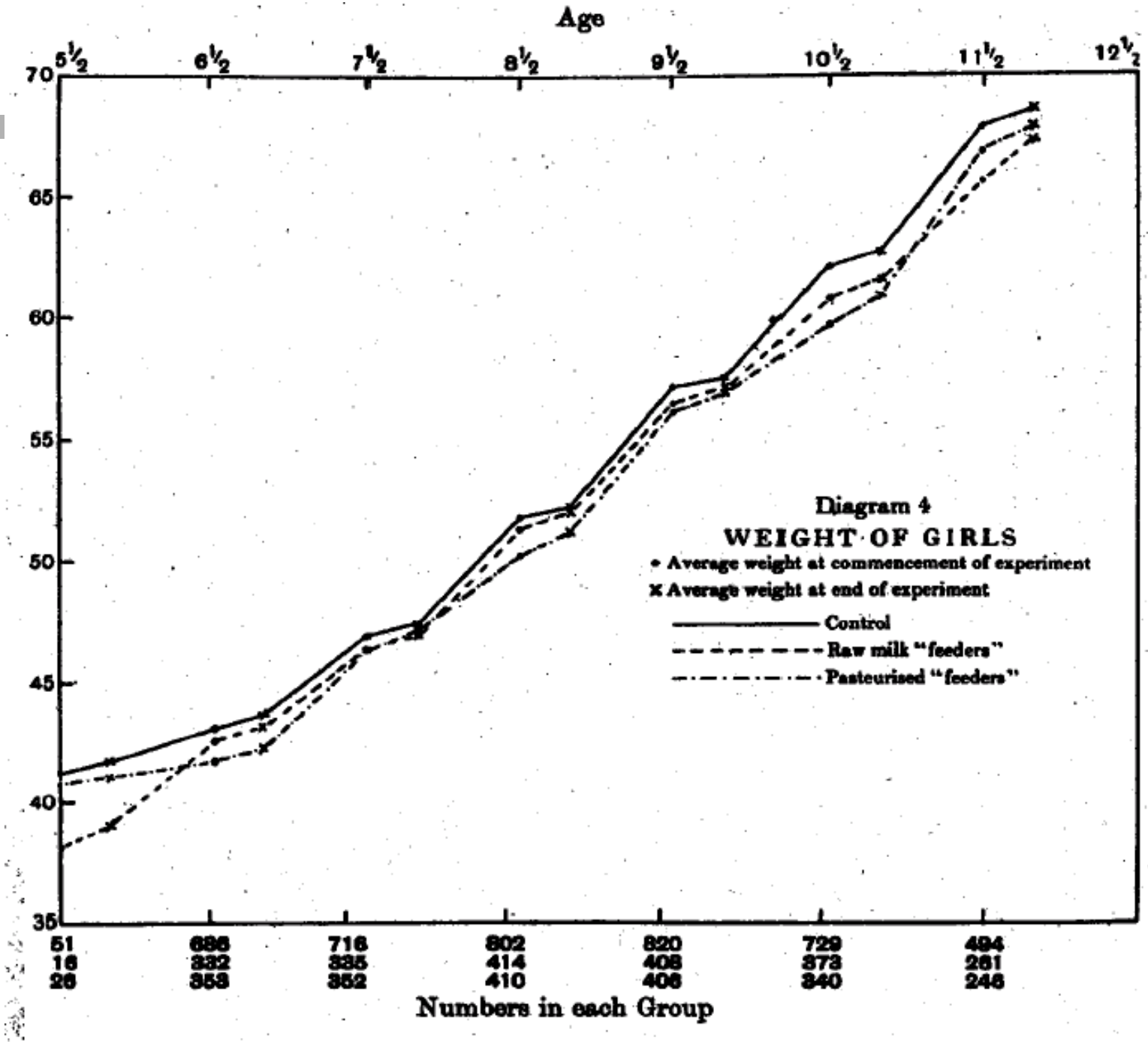
- Gallup polled 50000, and predicted FDR to win

- Result: FDR 62%, Alf Landon 38%
- Reasons: Biased sample, voluntary response

III.4.2 Lanarkshire Milk Experiment of 1930

- For four months from February to June 1930, in the Scottish county of Lanarkshire 20,000 children, aged between 5 and 12 years, from 67 schools took part in an experiment:
  - 5,000 got raw milk
  - 5,000 got pasteurised milk
  - 10,000 got no milk
- Did milk help growing and, if so, which kind was better?


Age
5½
6½
7½
8½
9½
10½
11½
12½
55
52½
50
47½
45
42½
40
Height—Inches
Diagram 2
HEIGHT OF GIRLS
• Average height at commencement of experiment
× Average height at end of experiment
Control
Raw milk "feeders"
Pasteurised "feeders"
C 51 686 716 802 820 729 494
R 16 332 335 414 408 373 261
P 26 353 352 410 406 340 246
Numbers in each Group


Age
5½
6½
7½
8½
9½
10½
11½
12½
70
65
60
55
50
45
40
35
Diagram 4
WEIGHT OF GIRLS
• Average weight at commencement of experiment
× Average weight at end of experiment
Control
Raw milk "feeders"
Pasteurised "feeders"
51 686 716 802 820 729 494
16 332 335 414 408 373 261
26 353 352 410 406 340 246
Numbers in each Group

III.4.2 Lanarkshire Milk Experiment of 1930

Problems with the experiment

- No school got both types of milk
- Allocation by ballot or alphabetically BUT then the teachers could reallocate “to obtain a more level selection”
- Weighed in February (with heavier clothes) and in June (with lighter clothes)
- Controls were analysed as one group

W.S. Gosset pointed out that a study of the identical twins amongst the group could have been much better controlled and would have given much more reliable results.

$\rightarrow$ Small, well-planned studies are often better than large, hard to control ones.

Some aspects influencing the data quality:

- Quality of variables, of definition of variables, of measurement and recording of variables
- Quality of sampling definition, of sampling procedure (choosing, locating, enrolling)
- Quality of representation
- Quality of data checks and balances
- Quality of control of potential influences

Data quality criteria at the Lanarkshire Milk Experiment :

- Weight the best measure of growth? Definition with clothes? Accuracy?

- Schools sampled? (Only big schools)
- Pupils chosen by teachers.
- Allocation to groups ‚corrected' by teachers

- Dropouts? Illnesses?

- Height as a check on weight

- Getting milk at home