Tutorial on Statistics, Probability and Information Theory for Language Engineers

Prof. Ibrahim F. Imam

Full Professor and Assistant Dean,
College of Computing and Information Technology
Arab Academy for Science, Technology & Maritime Transport, Cairo

Email: ifi05@yahoo.com Phone: 012-2242929

OUTLINE

Tutorial on Text Mining

Part 0

Supporting Tools
WordNet & SUMO

The WordNet

- WordNet is a semantic network encoding the words of a single (or multiple) language(s) using:
  - Synsets encoding the meanings for each word
  - Relations synonymy, antonymy, hypernymy, hyponymy, holonymy, meronymy, homonymy, troponymy, . . .
  - The English WordNet (v3) encodes 155287 words

POS	Unique Strings	Synsets	Total Word-Sense Pairs
Noun	117798	82115	146312
Verb	11529	13767	25047
Adjective	21479	18156	30002
Adverb	4481	3621	5580
Totals	155287	117659	206941

- WordNet is organized by the concept of synonym sets (synsets), e.g.:
  musician, instrumentalist, player
  person, individual, someone

http://wordnet.princeton.edu/

The WordNet Relations

Relation	Definition	Example
Hypernym	From lower to higher concepts	breakfast -> meal
Hyponym	From concepts to subordinates	meal -> lunch
Has-Member	From groups to their members	faculty -> professor
Member-Of	From members to their groups	copilot -> crew
Has-Part	From wholes to parts	table -> leg
Part-Of	From parts to wholes	course -> meal
Antonym	Opposites	leader -> follower

The WordNet

Word: Cool

Noun

S: (n) **cool** (the quality of being at a refreshingly low temperature) *"the cool of early morning"*
S: (n) aplomb, assuredness, **cool**, poise, sang-froid (great coolness and composure under strain) *"keep your cool"*

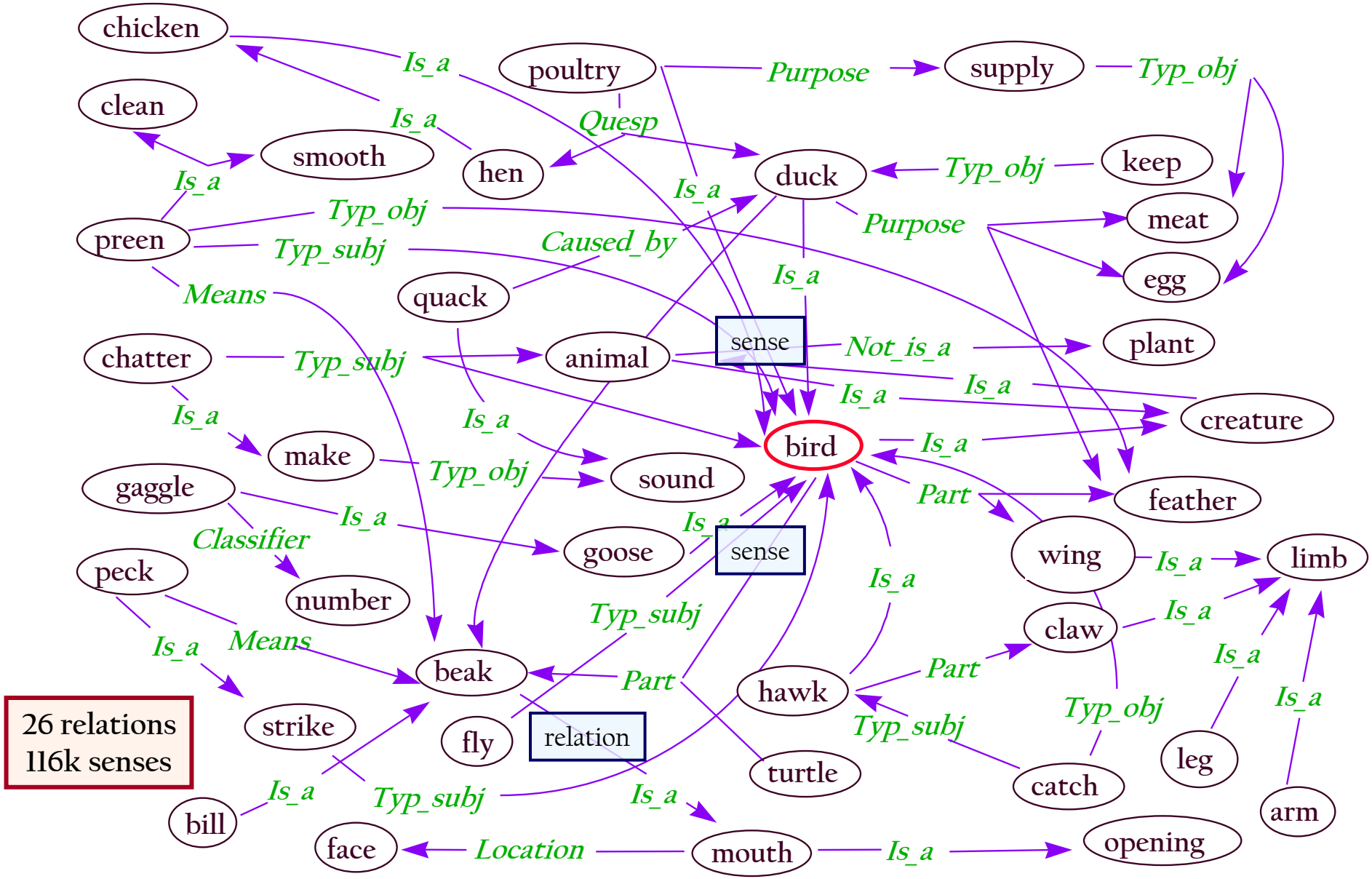
Verb

S: (v) **cool**, chill, cool down (make cool or cooler) *"Chill the food"*
S: (v) **cool**, chill, cool down (loose heat) *"The air cooled considerably after the thunderstorm"*
S: (v) **cool**, cool off, cool down (lose intensity) *"His enthusiasm cooled considerably"*

Adjective

S: (adj) **cool** (neither warm nor very cold; giving relief from heat) *"a cool autumn day"*; *"a cool room"*; *"cool summer dresses"*; *"cool drinks"*; *"a cool breeze"*
S: (adj) **cool**, coolheaded, nerveless (marked by calm self-control (especially in trying circumstances); unemotional) *"play it cool"*; *"keep cool"*; *"stayed coolheaded in the crisis"*; *"the most nerveless winner in the history of the tournament"*
S: (adj) **cool** ((color) inducing the impression of coolness; used especially of greens and blues and violets) *"cool greens and blues and violets"*
S: (adj) **cool** (psychologically cool and unenthusiastic; unfriendly or unresponsive or showing dislike) *"relations were cool and polite"*; *"a cool reception"*; *"cool to the idea of higher taxes"*
S: (adj) **cool** ((used of a number or sum) without exaggeration or qualification) *"a cool million bucks"*
S: (adj) **cool** (fashionable and attractive at the time; often skilled or socially adept) *"he's a cool dude"*; *"that's cool"*; *"Mary's dress is really cool"*; *"it's not cool to arrive at a party too early"*

Sample Graph from The WordNet



Suggested Upper Merged Ontology (SUMO)

Suggested S

It is large, open source, and formal

\+ Upper U

Focusing on *The most general* and reusable terms and definitions

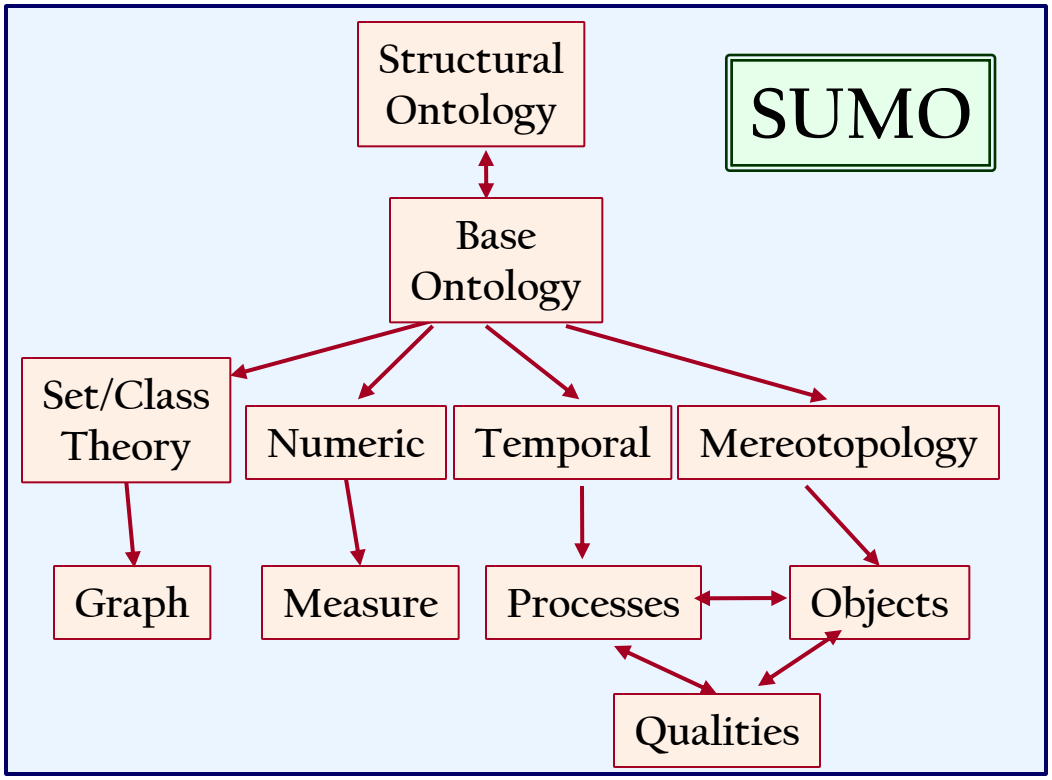
\+ Merged M

Mapped with large multi-lingual lexicon

\+ Ontology O = **SUMO**

Ontology is a set of term definitions in a formal language describing the world

Suggested Upper Merged Ontology (SUMO)

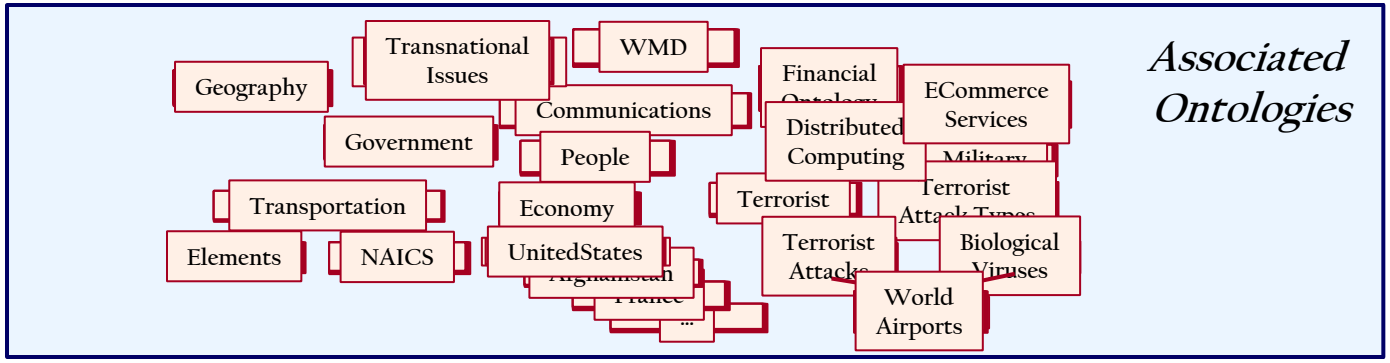


Total Terms = 20399

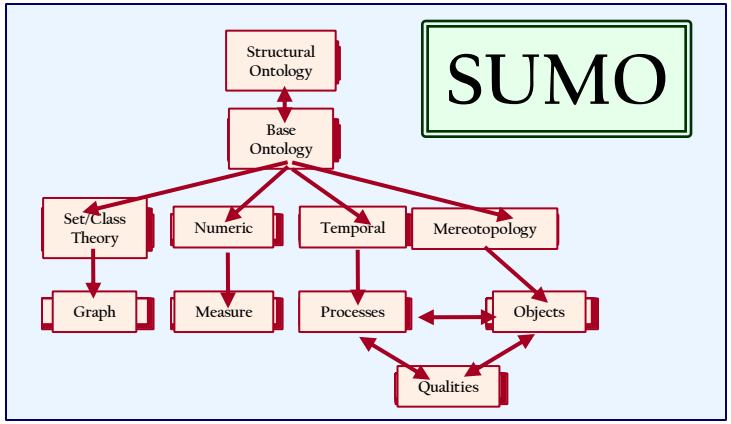
Total Axioms = 67108

Rules = 2500

www.ontologyportal.org



Suggested Upper Merged Ontology (SUMO)



Associated Ontologies

Geography
Transnational Issues
WMD
Communications
Government
People
Transportation
Economy
Elements
NAICS
UnitedStates
Afghanistan
France
...
Financial Ontology
ECommerce Services
Distributed Computing
Military
Terrorist
Terrorist Attack Types
Terrorist Attacks
Biological Viruses
World Airports

Suggested Upper Merged Ontology (SUMO)

SUMO Search Tool

This tool relates English terms to concepts from the SUMO ontology by means of mappings to WordNet synsets.

English Word: *According to WordNet, the noun "**table**" has **6 sense(s).***

104379243 a piece of furniture having a smooth flat top that is usually supported by one or more vertical legs; "it was a sturdy table".
SUMO Mappings: Table (equivalent mapping)

104379964 a piece of furniture with tableware for a meal laid out on it; "I reserved a table at my favorite restaurant".
SUMO Mappings: Table (subsuming mapping)

107565259 food or meals in general; "she sets a fine table"; "room and board".
SUMO Mappings: Food (subsuming mapping)

108266235 a set of data arranged in rows and columns; "see table 1".
SUMO Mappings: ContentBearingObject (subsuming mapping)

108480135 a company of people assembled at a table for a meal or game; "he entertained the whole table with his witty remarks".
SUMO Mappings: Meeting (subsuming mapping)

109351905 flat tableland with steep edges; "the tribe was relatively safe on the mesa but they had to descend into the valley for water".
SUMO Mappings: Mesa (equivalent mapping)

Suggested Upper Merged Ontology

Table(table)

King_Arthur's_Round_Table, Lord's_table, Parsons_table, Round_Table, altar, board, booth, breakfast_table, card_table, cocktail_table, coffee_table, communion_table, conference_table, console, console_table, council_board, council_table, counter, dining-room_table, dining_table, dinner_table, dresser, dressing_table, drop-leaf_table, gaming_table, gueridon, high_table, kitchen_table, operating_table, pedestal_table, pier_table, refectory_table, stand, table, tea_table, toilet_table, trestle_table, triclinium, vanity, work_table, worktable

appearance as argument number 1

(documentation Table EnglishLanguage "A piece of Furniture with four legs and a flat top. It is used either for eating, paperwork or meetings.")Mid-level-ontology.kif 1328-1329%3(externalImage Table "http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/7/7a/ Table_and_chairs.jpg")

BASIC MATHEMATICS

Part 1

Basic Concepts

BASIC MATHEMATICS

$$\sum_{i=1}^{n} i = 1 + 2 + \ldots + n$$

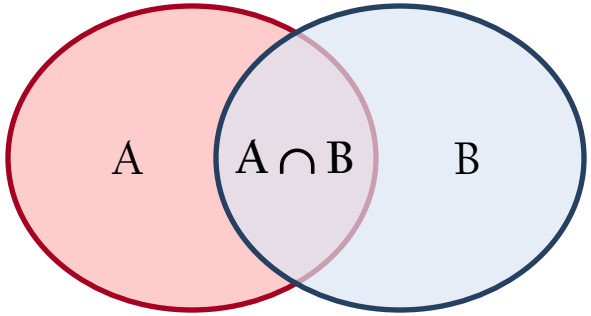
$$\prod_{i=1}^{n} i = 1 * 2 * \ldots * n$$

$$\sum_{i=1}^{n} ki = k \sum_{i=1}^{n} i$$

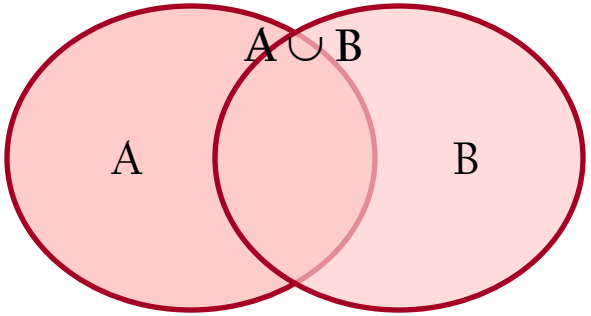
$$\prod_{i=1}^{n} ki = k \prod_{i=1}^{n} i$$

Introduction to Set Theory

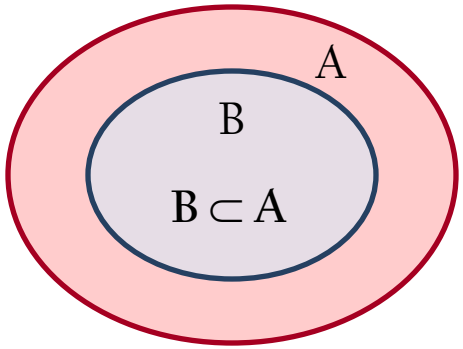
- A set is a collection of distinct items (Example: A = {1, 2, 3, 4, 5})



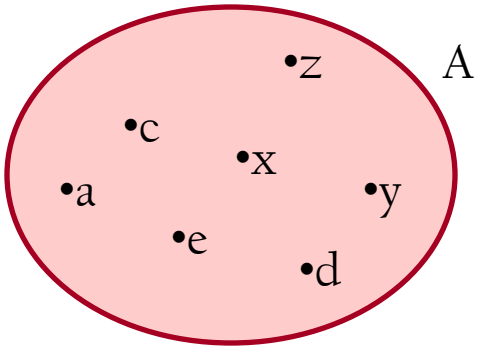
Intersection



Union



Sub-set & Super-set



x ∈ A; a∈ A; d ∈ A; …

Introduction to Set Theory

- $A = \{a, c, e, d, x, y, z\}$ $B = \{b, c, d, y, m, n\}$ $C = \{c, d\}$

$A \cap B = \{c, d, y\}$

Intersection

$A \cup B = \{a, b, c, d, e, m, n, x, y, z\}$

Union

$A \not\subset B$ $C \subset B$ $C \subset A$

Sub-set & Super-set

$x \in A$; $x \notin B$; $x \notin C$

Belong Relationship

Φ/ϕ is the empty set

$\cap \cup \subset \not\subset \in \notin \neg \wedge \vee$

Introduction to Set Theory

- $A \cap (B \cap C) = (A \cap B) \cap C$ & $A \cup (B \cup C) = (A \cup B) \cup C$
- $A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$
- $\neg(\neg A) = A$
- $\neg(A \cap B) = \neg A \cup \neg B$

Introduction to Propositional Logic

- It is also called the Zero Order Logic
- A sentence X can be either true or false (1 or 0)

X
0
1

Y
0
1

X	Y	X∧Y
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

X	Y	X∨Y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

X	Y	X➔Y
0	0	1
0	1	1
1	0	0
1	1	1

X	Y	X XOR Y
0	0	1
0	1	0
1	0	0
1	1	1

$X \rightarrow Y = \neg X \vee Y$
$\neg(X \wedge Y) = \neg X \vee \neg Y$
$X \wedge X = X \quad \& \quad X \vee X = X$
$X \vee (Y \wedge Z) = (X \vee Y) \wedge (X \vee Z)$
$\neg(\neg X) = X$

Introduction to Vectors

Part 2

Representing Documents As Vectors

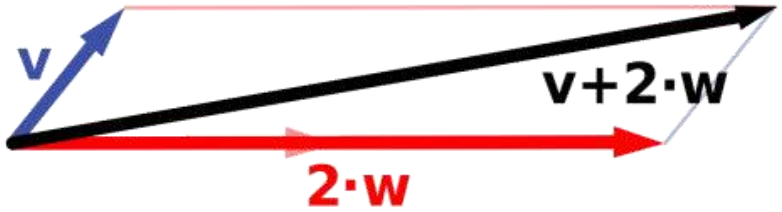
Introduction to Vectors

Adding two vectors

$(x_1, y_1) + (x_2, y_2) = (x_1 + x_2, y_1 + y_2)$

Multiplying a vector by a constant and adding it to another vector

$(x_1, y_1) + (2.x_2, 2.y_2) = (x_1 + 2x_2, y_1 + 2y_2)$

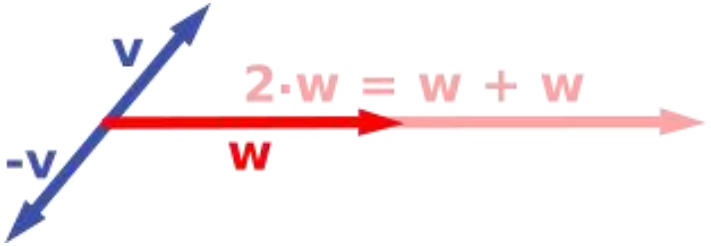


Multiplying a vector by -1

$-(x_1, y_1) = (-x_1, -y_1)$

Multiplying a vector by a constant

$2 . (x_2, y_2) = (2x_2, 2y_2)$



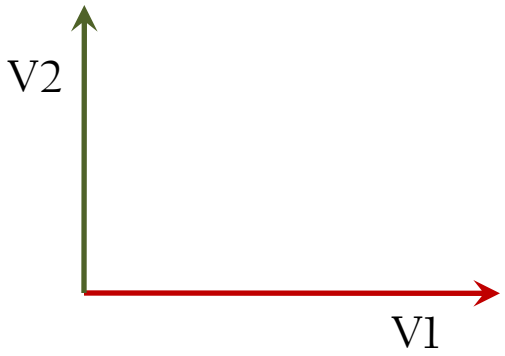
Introduction to Vectors

Multiplying two orthogonal vectors equal to zero.

Examples:

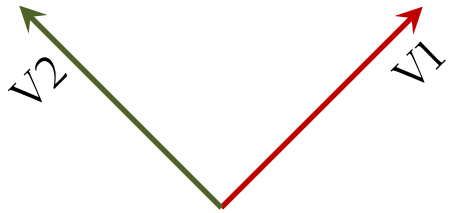
V1 =(5, 0) & V2=(0, 4)

V1 . V2 = 0



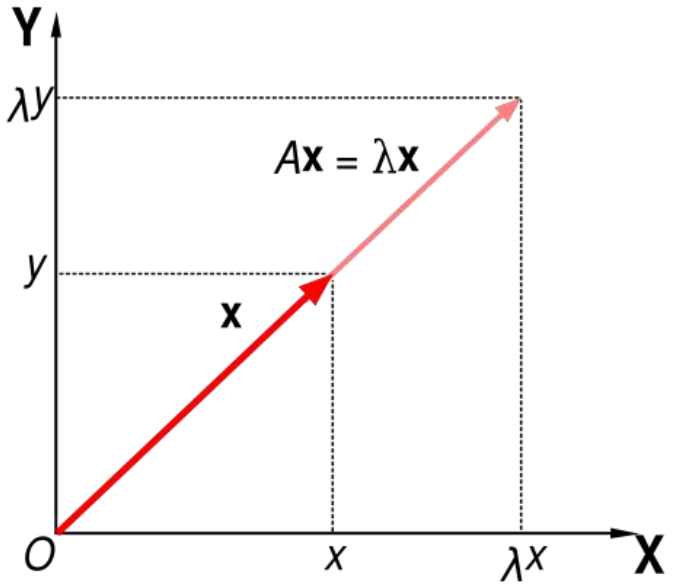
V1 =(5, 4) & V2=(-4, 5)

V1 . V2 = 0



Eigen Values & Eigen Vectors

- An eigenvector of a matrix A is a nonzero vector x; where $A.x$ is similar to applying a linear transformation λ to x which, may change in length, but not direction
- A acts to stretch the vector x, not change its direction, so x is an eigenvector of A



$$Ax - \lambda Ix = 0$$
$$(A - \lambda I)x = 0$$

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

if there exist an inverse $(A-\lambda I)^{-1}$, *then* $x = 0$

we need $\det(A-\lambda I) = 0$ *to avoid the trevial solution* $x = 0$

$$\det(A - \lambda I) = 0$$

Example on Eigen Values & Eigen Vectors

- Suppose A is 2x2 matrix

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$$

$$\det \begin{bmatrix} 2-\lambda & 1 \\ 1 & 2-\lambda \end{bmatrix} = (2-\lambda)^2 - 1 = 0$$

$$\lambda = 1 \quad or \quad \lambda = 3$$

$$for\ \lambda = 3, \quad \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = 3 \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

$$for\ \lambda = 1, \quad \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = 1 \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 2x+y \\ x+2y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3x \\ 3y \end{bmatrix}$$

$$2x + y = 3x$$

$$x = y$$

$$\begin{bmatrix} 2x+y \\ x+2y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

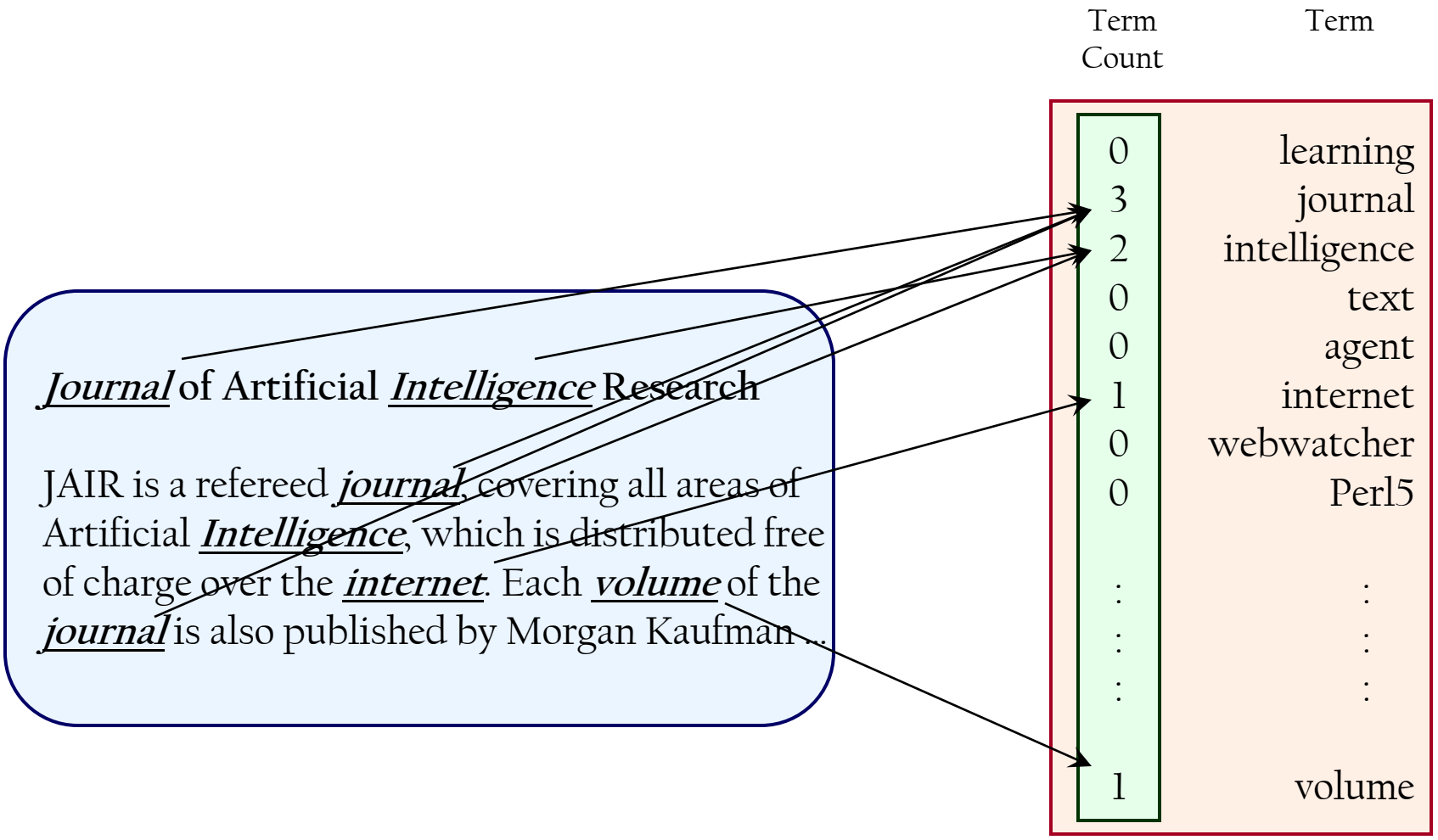
$$2x + y = x$$

$$x = -y$$

The eigenvectors are:

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

Representing Documents as Vectors

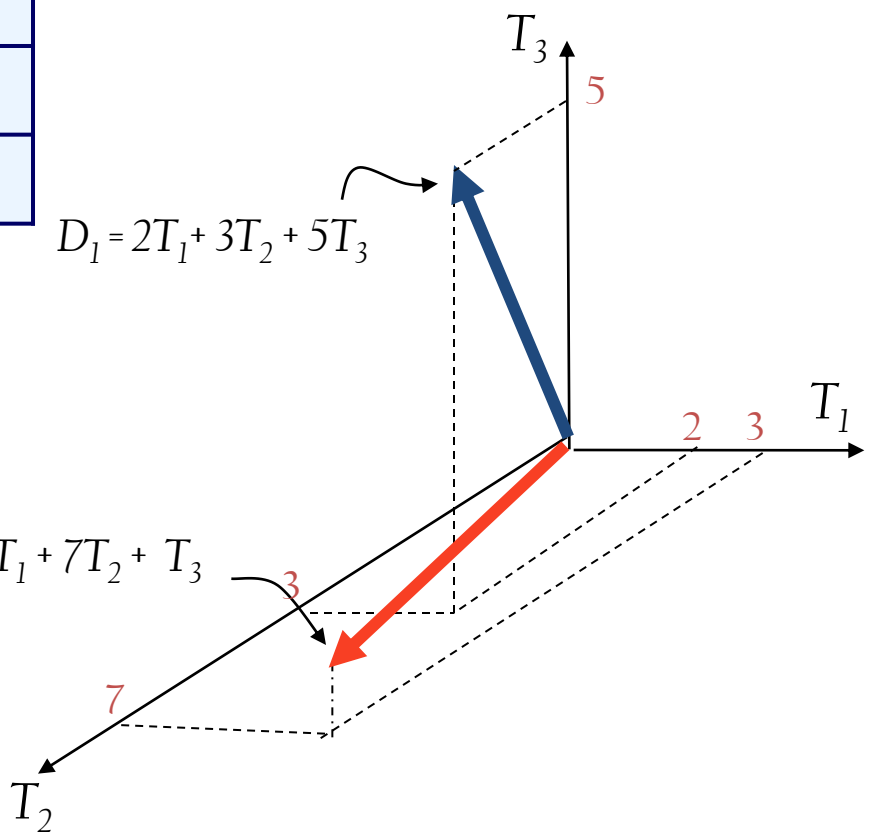


Documents as Vectors

Suppose we have two documents containing three nouns only

	Term T_1	Term T_2	Term T_3
Document D_1	2	3	5
Document D_2	3	7	1

D_1	D_2
2	3
3	7
5	1



Dimensionality Reduction

Term Count	Term
34	Home
32	Garden
15	Room
14	Window
11	Furniture
11	Restroom
6	Floor
5	Kitchen
5	Balcony
1	Chimney
1	Street
1	City
1	Dog
1	Lake

Dimensionality Reduction

- Term Count
- tfidf
- Chi-Square
- Information Gain
- Gain Ratio

Term Count	Term
15	Room
14	Window
11	Furniture
11	Restroom
6	Floor
5	Kitchen
5	Balcony

Term Frequency & Inverse Document Frequency

Usually a combination of the term frequency and the inverse document frequency

$$TFIDF = w_{ik} = tf_{ik} \times idf_{ik}$$

$$tf_{ik} = 1 + \log_2(tr_{ik}) \qquad and\ zero\ when \log = 0$$

$$idf_{ik} = \log_2\left(\frac{N}{n_{ik}}\right) \qquad and\ zero\ when \log = 0$$

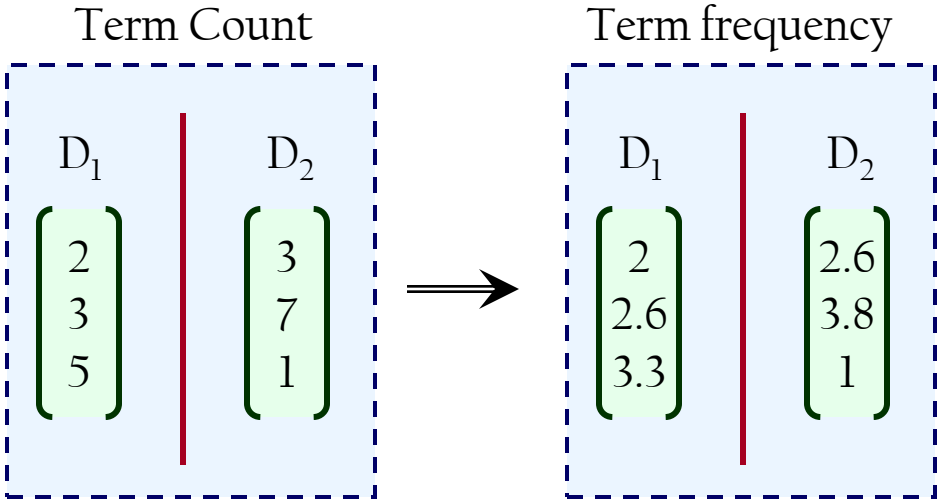
tf_{ik} is the term frequency of term i in document k, tr_{ik} is the count of term i in document k, idf_{ik} is the inverse document frequency of term i in document k, N is the total number of documents in the collection, n_{ik} is the number of occurrence of term i in document k, w_{ik} is the weight of term i in document k. Logarithm has been used to reduces the difference between the weight of high and low frequency terms. Logarithm of base 2 is used when vectors are full of binary TFIDF weights 0 and 1. Logarithm of base 10 is used when vectors are full of TFIDF weights except binary ones. TFIDF weights values are not normalized.

Term Frequency & Inverse Document Frequency

$$tf_{ik} = 1 + \log_2(tr_{ik}) \qquad \textit{and zero when} \log = 0$$

$$idf_{ik} = \log_2\left(\frac{N}{n_{ik}}\right) \qquad \textit{and zero when} \log = 0$$

$$\log_2 x = \log_{10} x / \log_{10} 2$$



The Chi-Square Distribution

$$\chi^2(t_k, c_i) = \frac{[P(t_k, c_i)P(\bar{t}_k, \bar{c}_i) - P(t_k, \bar{c}_i)P(\bar{t}_k, c_i)]^2}{P(t_k)P(\bar{t}_k)P(c_i)P(\bar{c}_i)}$$

$P(t_k, c_i)$ ➔ probability document x contains term t and belongs to category c.

$P(\bar{t}_k, c_i)$ ➔ probability document x does not contain term t and belongs to category c.

$P(t_k, \bar{c}_i)$ ➔ probability document x contains term t and does not belong to category c.

$P(\bar{t}_k, \bar{c}_i)$ ➔ probability document x does not contain term t and does not belong to category c.

$P(t)$ ➔ probability of term t

$P(c)$ ➔ probability of category c

The Information Gain

It measures the classification power of a term

$$IG(t_k, c_i) = \sum_{c \in \{c_i, \bar{c}_i\}} \sum_{t \in \{t_k, \bar{t}_k\}} P(t,c) \log_2 \frac{P(t,c)}{P(t)P(c)}$$

$P(t_k, c_i)$	➔probability document x contains term t and belongs to category c.
$P(\bar{t}_k, c_i)$	➔probability document x does not contain term t and belongs to category c.
$P(t_k, \bar{c}_i)$	➔probability document x contains term t and does not belong to category c.
$P(\bar{t}_k, \bar{c}_i)$	➔probability document x does not contain term t and does not belong to category c.
$P(t)$	➔probability of term t.
$P(c)$	➔probability of category c.

The Gain Ratio

$$GR(t_k, c_i) = \frac{\sum_{c \in \{c_i, \bar{c}_i\}} \sum_{t \in \{t_k, \bar{t}_k\}} P(t,c) \log_2 \frac{P(t,c)}{P(t)P(c)}}{-\sum_{c \in \{c_i, \bar{c}_i\}} P(c) \log_2 P(c)}$$

$P(t_k, c_i)$ ➔ probability document x contains term t and belongs to category c.

$P(\bar{t}_k, c_i)$ ➔ probability document x does not contain term t and belongs to category c.

$P(t_k, \bar{c}_i)$ ➔ probability document x contains term t and does not belong to category c.

$P(\bar{t}_k, \bar{c}_i)$ ➔ probability document x does not contain term t and does not belong to category c.

$P(t)$ ➔ probability of term t.

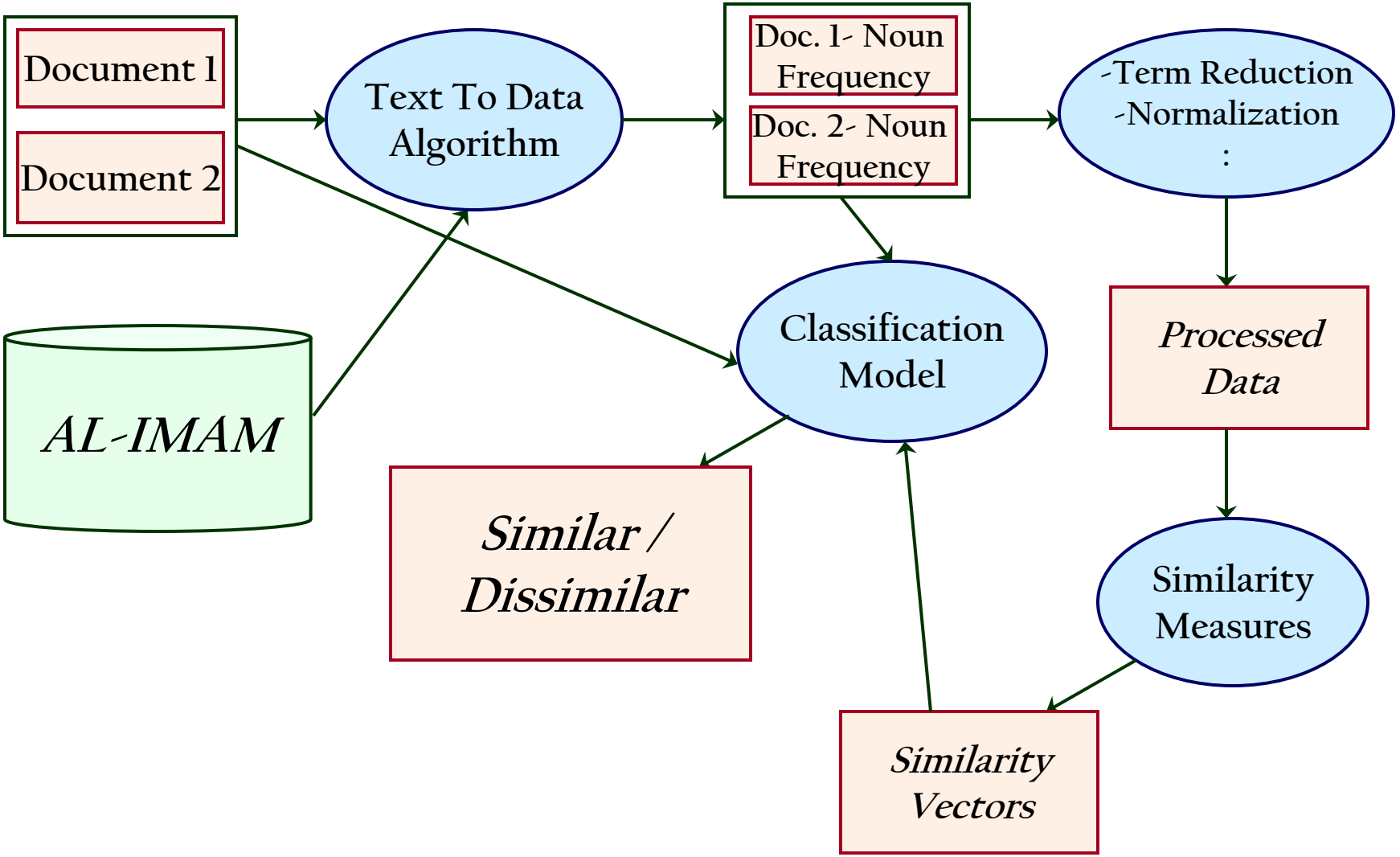
$P(c)$ ➔ probability of category c.

Tutorial on Text Mining

Part 3

Text Mining Applications

Text Similarity



Text Similarity

- Each Document is represented by a vector of terms
- Each Term is considered as a dimension in the space
- Terms in the space are uncorrelated so the dimensions are orthogonal on each other
- Each element of the vector has a value (**Term Weight**)

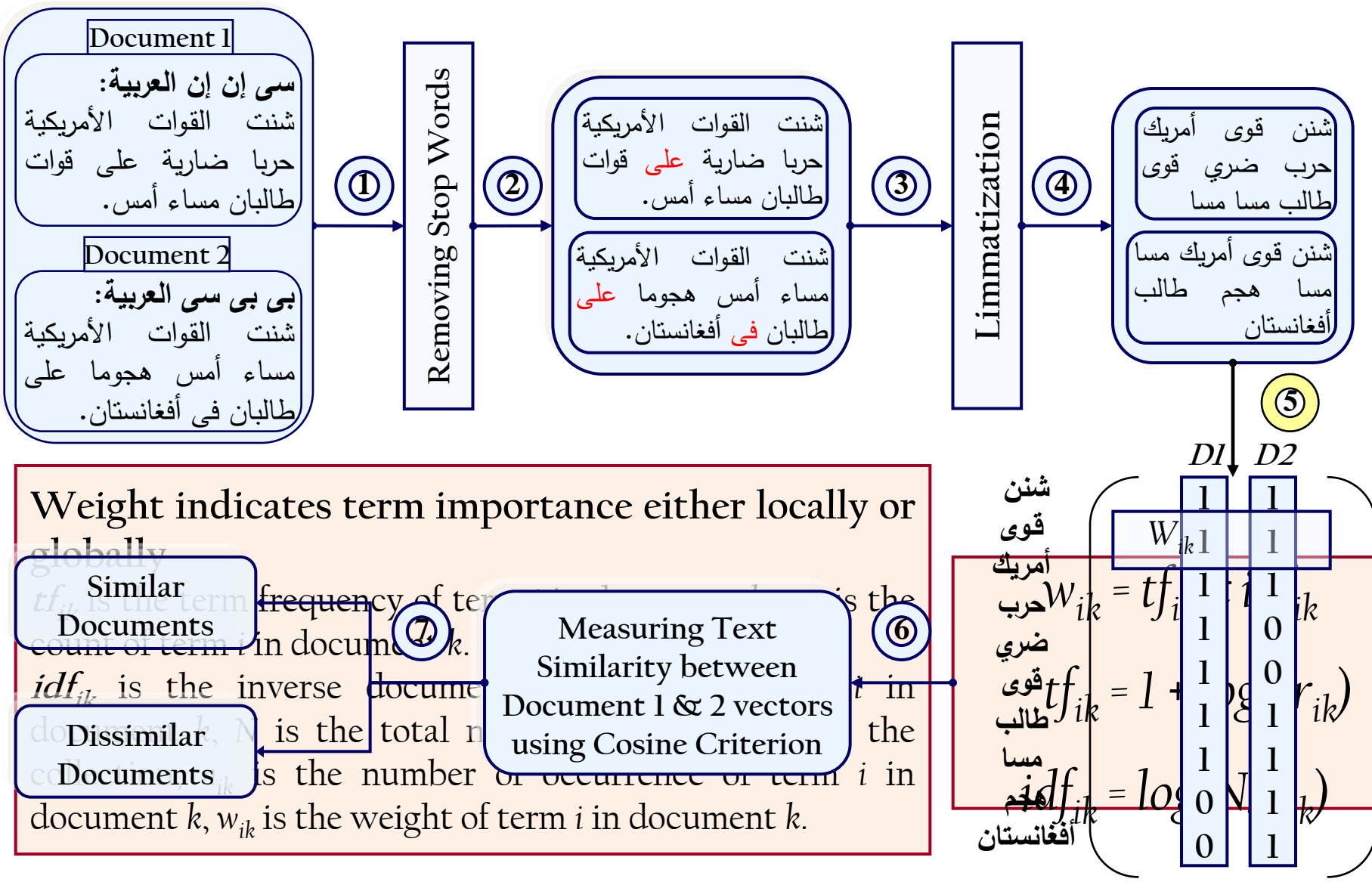
- Document A
  - "A dog and a cat."

A	Dog	and	Cat	Frog
2	1	1	1	0

- Document B
  - "A frog."

A	Dog	and	Cat	Frog
1	0	0	0	1

Text Similarity



Weight indicates term importance either locally or globally

tf_{ik} is the term frequency of term i in document k. idf_{ik} is the inverse document frequency of term i, where N is the total number of documents in the collection, n_k is the number of occurrence of term i in document k, w_{ik} is the weight of term i in document k.

Text Similarity

$$\text{Cosine}(D_j, D_k) = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_{ij} \times w_{ik}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} w_{ij}^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} w_{ik}^2}}$$

$$\text{Euclidean}\ (D_j, D_k) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (w_{i,j} - w_{i,k})^2 / n}$$

$$\text{Dice}(D_j, D_k) = \frac{2 \sum_{i=1}^{n} w_{i,j} \times w_{i,k}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} w_{i,j}^2} + \sqrt{\sum_{i=1}^{n} w_{i,k}^2}}$$

$$\text{Overlap}(D_j, D_k) = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_{i,j} \times w_{i,k}}{\min(\sqrt{\sum_{i=1}^{n} w_{i,j}^2}, \sqrt{\sum_{i=1}^{n} w_{i,k}^2})}$$

$$\text{Jaccard}(D_j, D_k) = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_{i,j} \times w_{i,k}}{\sum_{i=1}^{n} w_{i,j}^2 + \sum_{i=1}^{n} w_{i,k}^2 - \sum_{i=1}^{n} w_{i,j} \times w_{i,k}}$$

Term Weight (w_{ik})= $tf_{ik} \times idf_{ik}$,

Term Frequency (tf_{ik}) = $1 + \log(tr_{ik})$

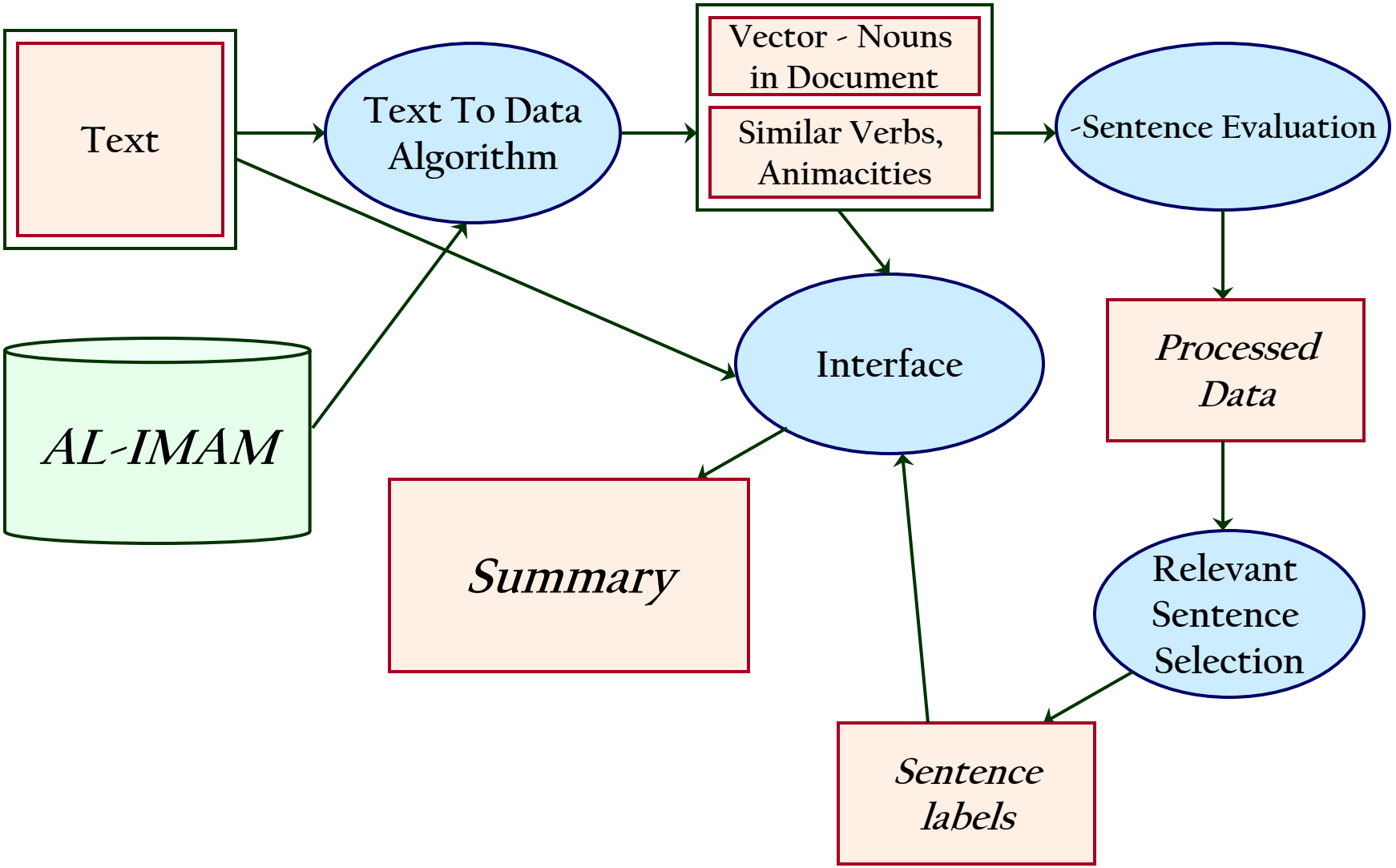
Inverse Doc. Freq. (idf_{ik}) = $\log(N/n_{ik})$

(tr_{ik}) is the count of term i in doc. k.

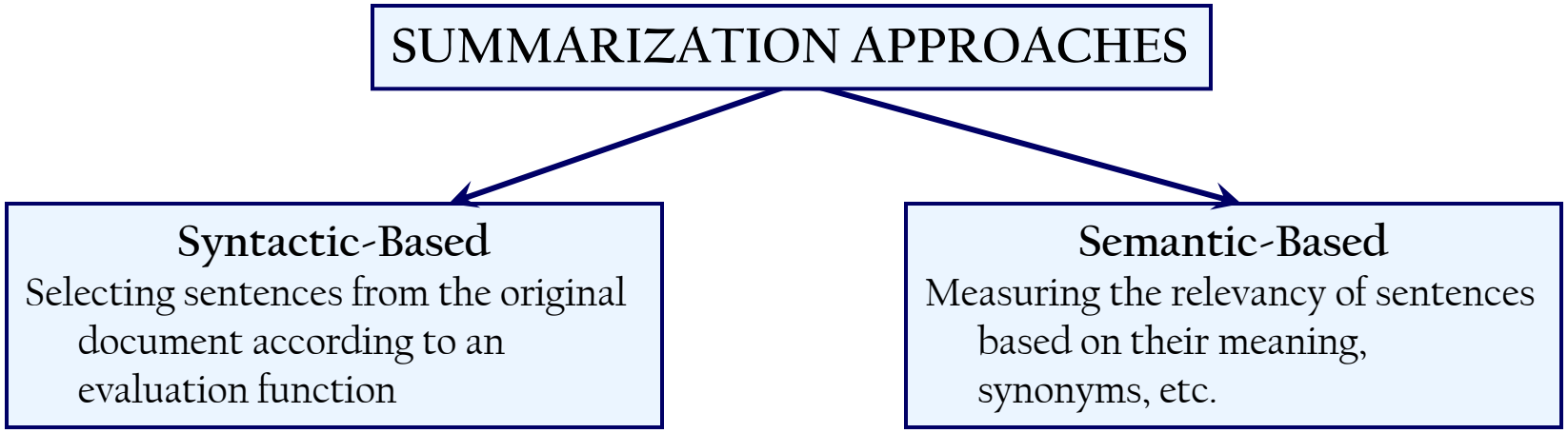
(N) is the total # of docs

(n_{ik}) is the # of occur. of term i in doc. k

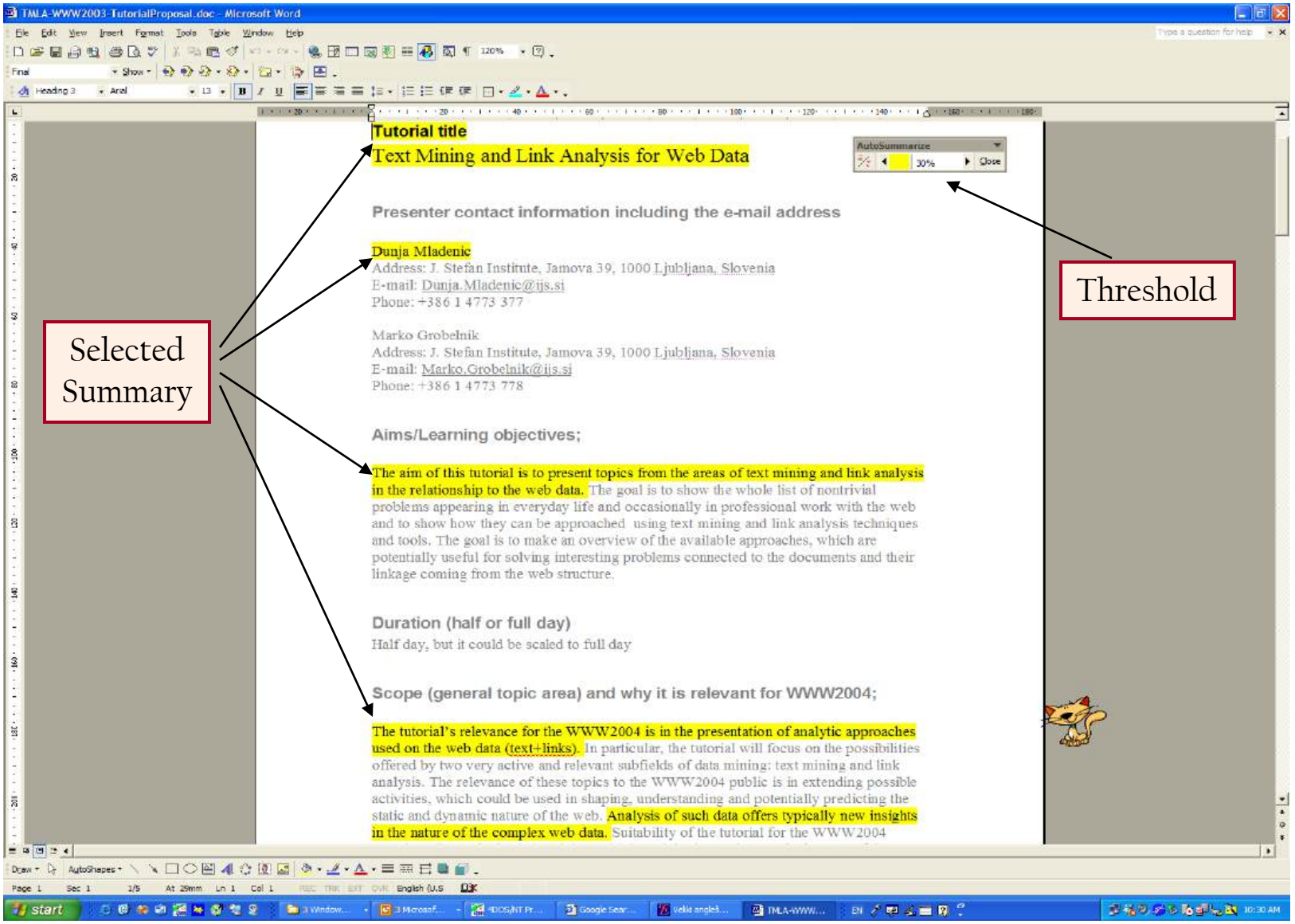
Text Summarization



Text Summarization Approaches



Microsoft Word Summarizer



Example of Semantic Summarization

- Summarize the following article in 10 words

  HOUSTON – The Hubble Space Telescope got smarter and better able to point at distant astronomical targets on Thursday as spacewalking astronauts replaced two major pieces of the observatory's gear. On the second spacewalk of the shuttle Discovery's Hubble repair mission, the astronauts, C. Michael Foale and Claude Nicollier, swapped out the observatory's central computer and one of its fine guidance sensors, a precision pointing device. The spacewalkers ventured into Discovery's cargo bay, where Hubble towers almost four stories above, at 2:06 p.m. EST, about 45 minutes earlier than scheduled, to get a jump on their busy day of replacing some of the telescope's most important components. . . .

Space News: [the shuttle Discovery's Hubble repair mission, the observatory's central computer]

Taken from: Ren´e Witte, "Introduction to Text Mining", http://rene-witte.net, 2006

Example of Semantic Summarization

1. Input document is split into sentences
2. Each sentence is deep-parsed
3. Name-entities are disambiguated:
   - Determining that 'George Bush' == 'Bush' == 'U.S. president'
4. Performing Anaphora resolution:
   - Pronouns are connected with named-entities
5. Extracting of **Subject-Predicate-Object** triples
6. Constructing a **graph** from triples
7. Each triple in the graph is described with features for learning
8. Using machine learning train a model for classification of triples into the summary
9. Generate a summary graph from selected triples
10. From the summary graph generate textual summary document

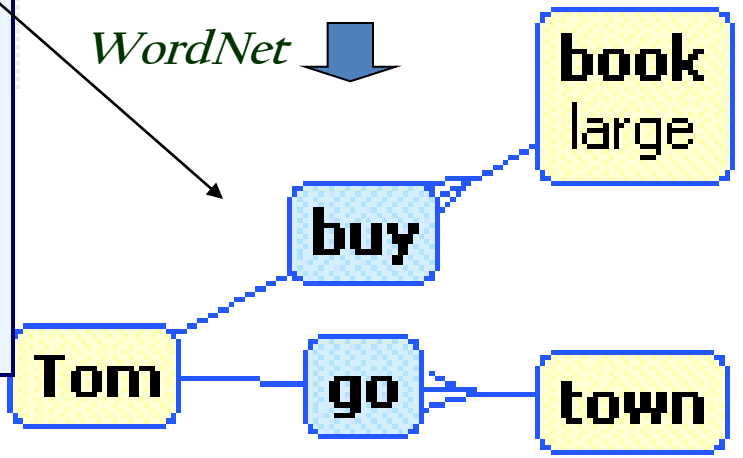
Tom went to town. In a bookstore he bought a large book.

NLPWin

Tom went to town. In a bookstore he [Tom] bought a large book.

Tom ← go → town
Tom ← buy → book

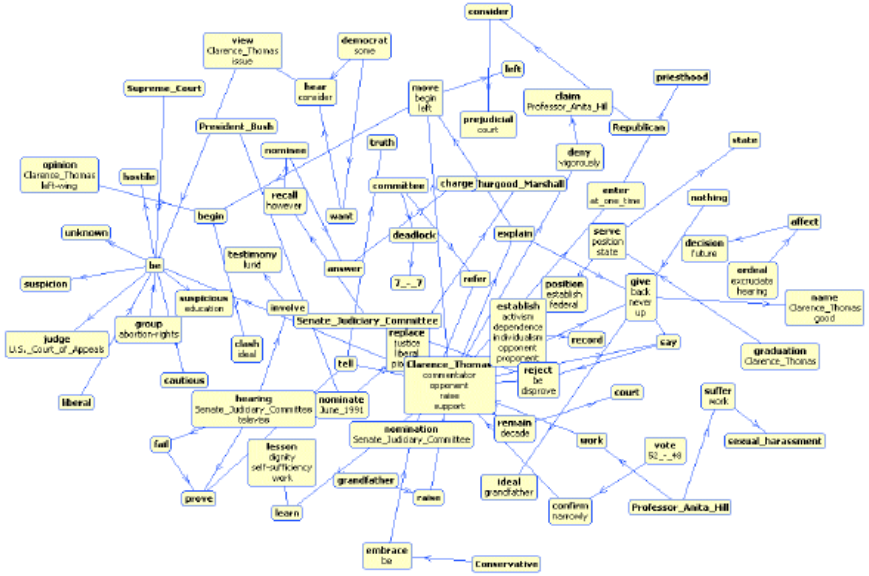
WordNet



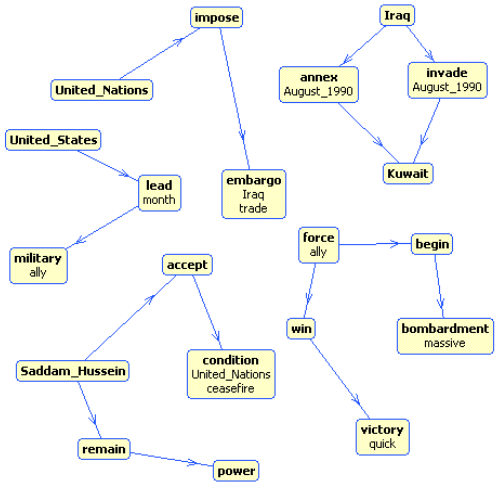
Example of Semantic Summarization (Cont.)

- A model was trained deciding which **Subject-Predicate-Object** triple belongs into the target summary
- For training was used Support Vector Machine (SVM) on 400 statistic, linguistic and graph topological features

Document Semantic network



Summary semantic network



Example of Arabic Summarization

انـهيار البورصة المصرية .تصحيح أم هبوط.

إنـهيار أسعار أسهم البورصة المصرية .

للمرة الثانية خلال شهرين يتظاهر مستثمرو البورصة المصرية مطالبين بإقالة رئيس البورصة، وجاءت التظاهرة الثانية على أثر تراجع البورصة والانخفاض بقيمة أغلب الأسهم المتداولة بمنتصف هذا الشهر (مايو 2006) بنسبة 4%؛ وهو ما أعاد للذاكرة ما حدث يوم الثلاثاء الأسود بشهر مارس لنفس العام من هبوط شديد بمؤشر البورصة، والتى حدت بهيئة سوق المال بإيقاف التداول ذلك اليوم .

وتعود طفرة التعاملات خلال 2005 إلى تضخم السيولة بالسوق؛ نتيجة طرح الحكومة أسهم شركتي أموك وسيدبك للجمهور، وتحقيق المشترين لتلك الأسهم لأرباح وصلت إلى حوالي ضعف ثمن الشراء خلال أسابيع قليلة. وفي هذا الجو من توقع تكرار تلك الأرباح العالية من شراء الأسهم الحكومية، طرحت الحكومة نسبة 20% من أسهم الشركة المصرية للاتصالات، وهي الشركة الوحيدة المحتكرة لخطوط التليفونات الثابتة وكذلك الاتصالات الدولية؛ وهو ما جعل الجمهور يتكالب عليها.

أسباب طفرة 2005

وساهم تضخيم الشركة المروجة لأسهم الاتصالات لنسب الإقبال، ومبالغة وسائل الإعلام الرسمية في التوقعات لقيمة السهم بعد طرحه. في حدوث إقبال كبير على شراء أسهم شركة الاتصالات من جانب فئات شعبية تدخل البورصة للمرة الأولى، وليس لديها أي ثقافة استثمارية. ومع تخصيص عدد محدود من الأسهم لطالبي الشراء اتجه هؤلاء الداخلون الجدد لتوجيه فوائض الاكتتاب لشراء أسهم أخرى أو لإعادة شراء أسهم الاتصالات بأسعارها المرتفعة توقعا لارتفاع أسعارها.

وعلى صعيد المستثمرين العرب ساعدت الفوائض البترولية العربية في اتجاه كثيرين منهم للشراء بالبورصة المصرية؛ وهو ما زاد من الطلب خاصة مع انخفاض سعر قيمة الأسهم المصرية النسبي بالنسبة للمستثمرين العرب والأجانب. وزاد دور المضاربين في توجيه السوق -والذي يخلو من وجود صانع سوق يمكنه ترشيد الطفرات السعرية- وسادت سياسة القطيع في الشراء دون الاستناد إلى المعلومات أو البيانات المالية للشركات أو للتحليل الأساسي أو الفني. حتى زادت أسعار شركات بنسب عالية لا تتناسب بالمرة مع أدائها، بل إن بعض أسهم شركات الدواجن كانت تتجه للصعود رغم كارثة إنفلونزا الطيور التي شهدتها مصر .

وزاد عدد الأسهم المقيدة بالبورصة بنسبة 41% ليصل إلى 9 316 مليارات سهم. كما زاد رأس المال السوقي للشركات المقيدة بالبورصة بنسبة 95% ليصل إلى 456 مليار جنيه.

وبدأ التصحيح...

وبلغ عدد الشركات المقيدة عام 2005 بالبورصة 744 شركة بنقص 48 شركة عن العام السابق، وهي شركات محدودة التعامل تم شطبها لأسباب تتعلق بنقص شروط القيد، وهو أمر لم يؤثر على السوق التي تتميز بظاهرة تركز النشاط في نحو 50 شركة فقط .**وارتفع مؤشر أسعار البورصة المصرية (CASE30) بنسبة 146** .%

إلا أن الأسعار لم تأخذ نفس الاتجاه الصعودي بعد أن بلغت مستويات لا تتفق مع واقع الشركات التي تنتمي إليها، ومن هنا فقد كان من الطبيعي أن تصحح السوق نفسها. خاصة مع حدوث نفس التصحيح بالأسواق الخليجية التي كانت قد شهدت طفرة في أسعارها خلال العام الماضي. وتضافر ذلك مع عدم تنسيق هيئة سوق المال نزول عدد من الاكتتابات في زيادة رؤوس أموال الشركات في نفس الوقت؛ وهو ما أدى لزيادة العرض.

وتعود طفرة التعاملات خلال 2005 إلى تضخم السيولة بالسوق؛ نتيجة طرح الحكومة أسهم شركتي أموك وسيدبك للجمهور، وتحقيق المشترين لتلك الأسهم لأرباح وصلت إلى حوالي ضعف ثمن الشراء خلال أسابيع قليلة .**وفي هذا الجو من توقع تكرار تلك الأرباح العالية من شراء الأسهم الحكومية، طرحت الحكومة نسبة 20% من أسهم الشركة المصرية للاتصالات، وهي الشركة الوحيدة المحتكرة لخطوط التليفونات الثابتة وكذلك الاتصالات الدولية؛ وهو ما جعل الجمهور يتكالب عليها .**

Example of Arabic Summarization (Cont.)

محاولات للإنعاش أسباب طفرة 2005.
كما استخدمت الحكومة سلطانها في توجيه محافظ الأوراق المالية الضخمة بالبنوك الحكومية العامة للشراء، ونفس الأمر لبعض صناديق الاستثمار التابعة للبنوك العامة.
ومن هنا تماسكت السوق بل اتجهت للارتفاع بعض الوقت. إلا أن قوى السوق كان لا بد لها من أن تؤدي دورها فاستمرت الأسعار في التراجع.
حتى إنه مع إعلان وزير الاستثمار -الذي يشرف على السوق من قبل الحكومة- في احتفال كبير عن بدء إطلاق مؤشر داو جونز الخاص بالأسهم المصرية اتجهت الأسعار للتراجع في اليوم التالي مباشرة لإطلاق المؤشر. وحدث نفس الأثر للإعلان عن تكوين محافظ في أسواق دولية تستند محافظها إلى مكونات مؤشر البورصة الذي يضم الشركات الثلاثين الأكثر نشاطا.
أسباب الانخفاض
وجاءت انفجارات مدينة دهب السياحية خلال شهر إبريل 2006 وكان من الطبيعي أن تؤثر على الأسعار بالبورصة. إلا أن الحكومة تدخلت أيضا في إطار سياستها التي تتجه إلى الدعوى بأن أحداث دهب لم تؤثر على حركة السياحة أو الطيران وبالتالي على البورصة رغم أن واقع الحال الحقيقي غير ذلك.
ومع عودة سياسة القمع الحكومية تجاه حركات المجتمع المدني كان من الطبيعي أيضا أن تتأثر البورصة باعتبارها المرآة لكل ما يحدث بالمجتمع من مؤثرات على مناخ الاستثمار. وساهمت عدة عوامل في تراجع ثقة المستثمرين بالسوق. منها تراجع سعر أسهم المصرية للاتصالات لأقل من سعر الطرح الحكومي؛ وهو ما ألحق خسائر كبيرة لحائزيه، خاصة لمن اشتروه بقيم عالية من السوق.
كذلك انخفاض سعر سهم هيرميس القابضة كسهم قائد للسوق، وزادت حالة التشاؤم لدى صغار المتعاملين الذين أصبحت لهم النسبة الكبرى من التعامل بعد ابتعاد كثير من المؤسسات المالية عن السوق توقعا لاستمرار حالة الهبوط السعري حتى شهر أكتوبر القادم.
دور بورصات الخليج
وبدأ التصحيح.
وذكر هؤلاء أن كثيرا من المستثمرين الخليجين كانوا مقترضين جانبا من قيمة مشترياتهم من الأسهم، وأنه مع انخفاض الأسعار بأسواقهم طالبتهم البنوك المقرضة لهم بسداد الفرق عن أسعار الأسهم المنخفضة. لذا اتجهوا لتسييل محافظهم في مصر لتدبير سيولة لدفعها لتلك البنوك .
ولقد استمرت كثير من مؤشرات التعامل بالبورصة في النمو مع بداية العام الحالي 2006؛ ففي الثلث الأول من العام زادت قيمة التعامل بنسبة 207% لتصل إلى 119 مليار جنيه مقابل 39 مليار تحققت خلال الثلث الأول من 2005 .وارتفع المتوسط اليومي لقيمة التعامل إلى 1. 457 مليار جنيه مقابل 491 مليون جنيه عن نفس الفترة العام الماضي. كما زاد عدد الأوراق المالية المتداولة بنسبة 78% وارتفع عدد الصفقات بنسبة 117%. مع الأخذ في الاعتبار انخفاض مؤشرات التعامل تدريجيا من يناير إلى إبريل.
توقيت حرج: جاء توقيت انهيار البورصة حرجا للحكومة المصرية التي تبنت تماسك الأسعار بالبورصة، والتي تستعد لافتتاح مؤتمر دافوس الشرق الأوسط بمدينة شرم الشيخ بعد 5 أيام من التظاهر في العشرين من مايو. وهو المؤتمر الذي تريد من خلاله الحكومة أن تؤكد ثقة المستثمرين العالميين بها خاصة بعد توالي أحداث العنف تجاه السياحة والشرطة وارتفاع حالة الاحتقان السياسي من جانب قطاعات من القضاة والصحفيين والأطباء ونقابات أخرى وبعض جمعيات حقوق الإنسان. ومن هنا تدخلت الحكومة لتتجه الأسعار للارتفاع بشكل واضح في اليوم التالي للتظاهرة مباشرة.
وهذا التدخل الحكومي بسوق الأوراق المالية المصرية يمنع حركتها من التعبير الحقيقي عن آليات السوق، والبورصة الطبيعية تحركها قوى العرض والطلب والمعلومات. حتى تكون مرآة صادقة عن الاقتصاد. ونظرا لأن الاقتصاد المصري يعاني من عجز مزمن بالميزان التجاري، وعجز مزمن بالموازنة العامة، ومن دين عام متزايد، ونسب عالية من البطالة والفقر وحالة من الغلاء، هذا بالإضافة إلى حالة احتقان سياسي غير مسبوق بالمجتمع المصري. فان هذه العوامل لا بد أن تلقي بظلالها على البورصة في الأجل القصير على الأقل، ومهما تدخلت الحكومة فإن قوى السوق لا بد أن تؤدي دورها ويكون لها الكلمة الأخيرة .

Example of Arabic Summarization (Cont.)

انهيار البورصة المصرية

إنهيار أسعار أسهم البورصة المصرية .

للمرة الثانية خلال شهرين يتظاهر مستثمرو البورصة المصرية مطالبين بإقالة رئيس البورصة، وجاءت التظاهرة الثانية على أثر تراجع البورصة والانخفاض بقيمة أغلب الأسهم المتداولة بمنتصف هذا الشهر (مايو 2006) بنسبة 4%؛ وهو ما أعاد للذاكرة ما حدث يوم الثلاثاء الأسود بشهر مارس لنفس العام من هبوط شديد بمؤشر البورصة، والتى حدت بهيئة سوق المال بإيقاف التداول ذلك اليوم .

وزاد عدد الأسهم المقيدة بالبورصة بنسبة 41% ليصل إلى
وارتفع مؤشر أسعار البورصة المصرية (CASE30) بنسبة 146 .%

وفى هذا الجو من توقع تكرار تلك الأرباح العالية من شراء الأسهم الحكومية، طرحت الحكومة نسبة 20% من أسهم الشركة المصرية للاتصالات، وهى الشركة الوحيدة المحتكرة لخطوط التليفونات الثابتة وكذلك الاتصالات الدولية؛ وهو ما جعل الجمهور يتكالب عليها .

ولقد استمرت كثير من مؤشرات التعامل بالبورصة في النمو مع بداية العام الحالي 2006؛ ففي الثلث الأول من العام زادت قيمة التعامل بنسبة 207% لتصل إلى 119 مليار جنيه مقابل 39 مليار تحققت خلال الثلث الأول من 2005

After Using Sentence-Base Summarization Algorithm:
Number of Pages in the Summary: ½ out of 5
Number of Paragraphs in the Summary: 7 out of 33
Number of Sentences in the Summary: 7 out of 73

Example of Arabic Summarization (Cont.)

بعض الجمل التى تم حذفها لعدم أهميتها

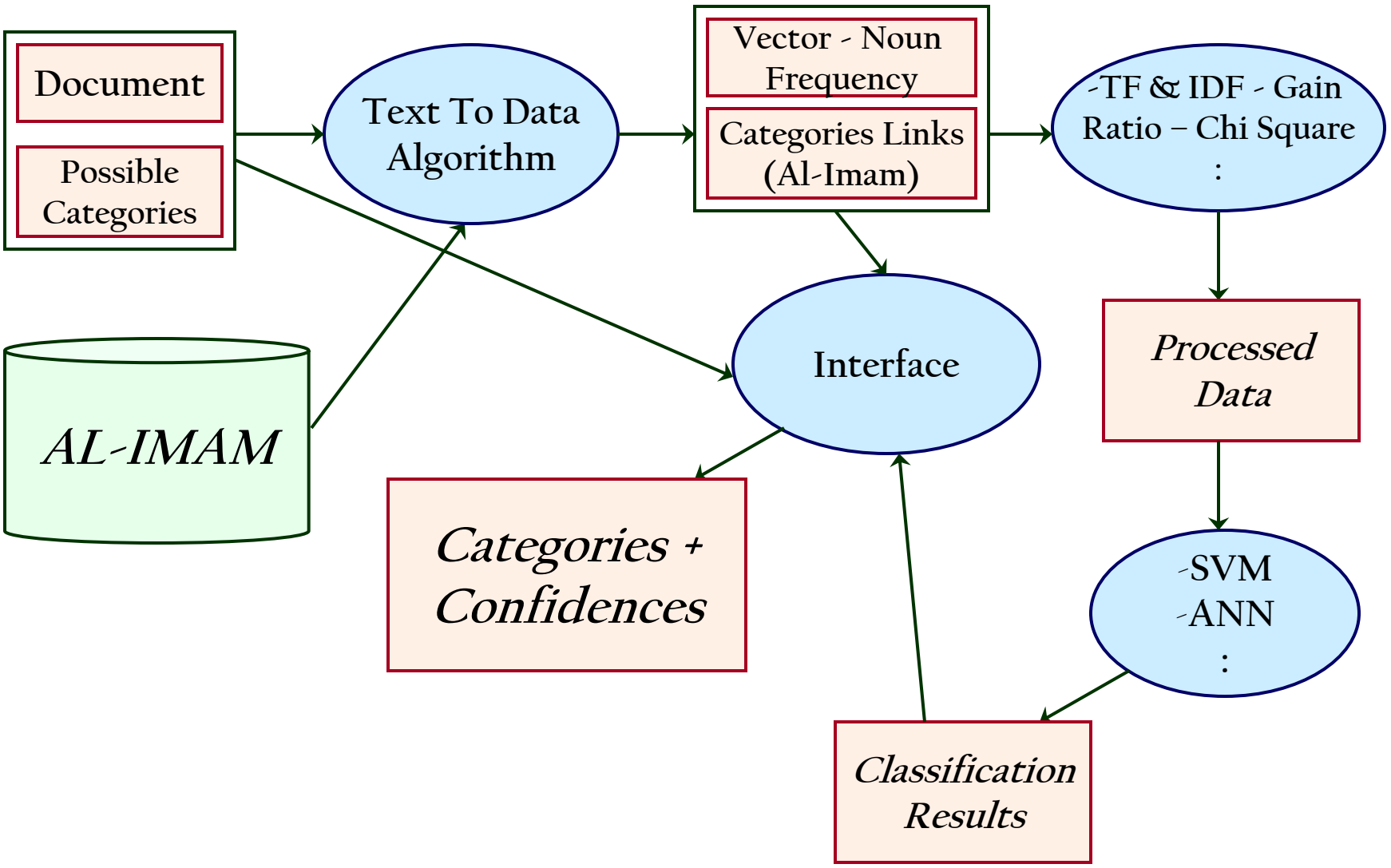
وتعود طفرة التعاملات خلال 2005 إلى تضخم السيولة بالسوق؛ نتيجة طرح الحكومة أسهم شركتي أموك وسيدبك للجمهور، وتحقيق المشترين لتلك الأسهم لأرباح وصلت إلى حوالي ضعف ثمن الشراء خلال أسابيع قليلة. وفي هذا الجو من توقع تكرار تلك الأرباح العالية من شراء الأسهم الحكومية، طرحت الحكومة نسبة 20% من أسهم الشركة المصرية للاتصالات، وهي الشركة الوحيدة المحتكرة لخطوط التليفونات الثابتة وكذلك الاتصالات الدولية؛ وهو ما جعل الجمهور يتكالب عليها.

أسباب طفرة 2005

وساهم تضخيم الشركة المروجة لأسهم الاتصالات لنسب الإقبال، ومبالغة وسائل الإعلام الرسمية في التوقعات لقيمة السهم بعد طرحه. في حدوث إقبال كبير على شراء أسهم شركة الاتصالات من جانب فئات شعبية تدخل البورصة للمرة الأولى، وليس لديها أي ثقافة استثمارية. ومع تخصيص عدد محدود من الأسهم لطالبي الشراء اتجه هؤلاء الداخلون الجدد لتوجيه فوائض الاكتتاب لشراء أسهم أخرى أو لإعادة شراء أسهم الاتصالات بأسعارها المرتفعة توقعا لارتفاع أسعارها.

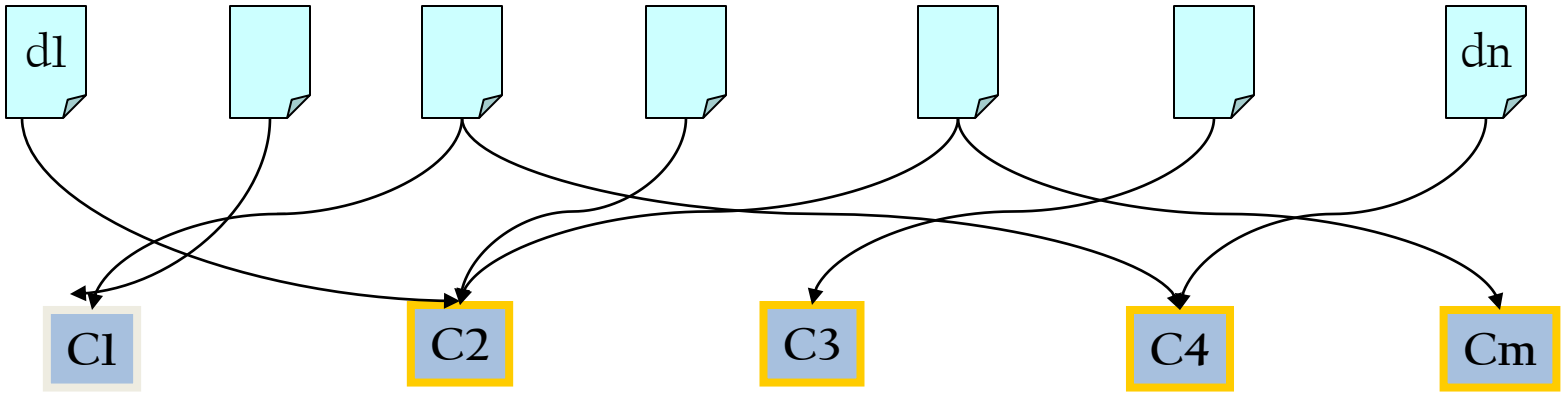
وعلى صعيد المستثمرين العرب ساعدت الفوائض البترولية العربية في اتجاه كثيرين منهم للشراء بالبورصة المصرية؛ وهو ما زاد من الطلب خاصة مع انخفاض سعر قيمة الأسهم المصرية النسبي بالنسبة للمستثمرين العرب والأجانب. وزاد دور المضاربين في توجيه السوق -والذي يخلو من وجود صانع سوق يمكنه ترشيد الطفرات السعرية- وسادت سياسة القطيع في الشراء دون الاستناد إلى المعلومات أو البيانات المالية للشركات أو للتحليل الأساسي أو الفني. حتى زادت أسعار شركات بنسب عالية لا تتناسب بالمرة مع أدائها، بل إن بعض أسهم شركات الدواجن كانت تتجه للصعود رغم كارثة إنفلونزا الطيور التي شهدتها مصر.

Supervised Text Categorization



Supervised Text Categorization

Text Categorization (TC) is the process of labeling electronic text documents with different labels



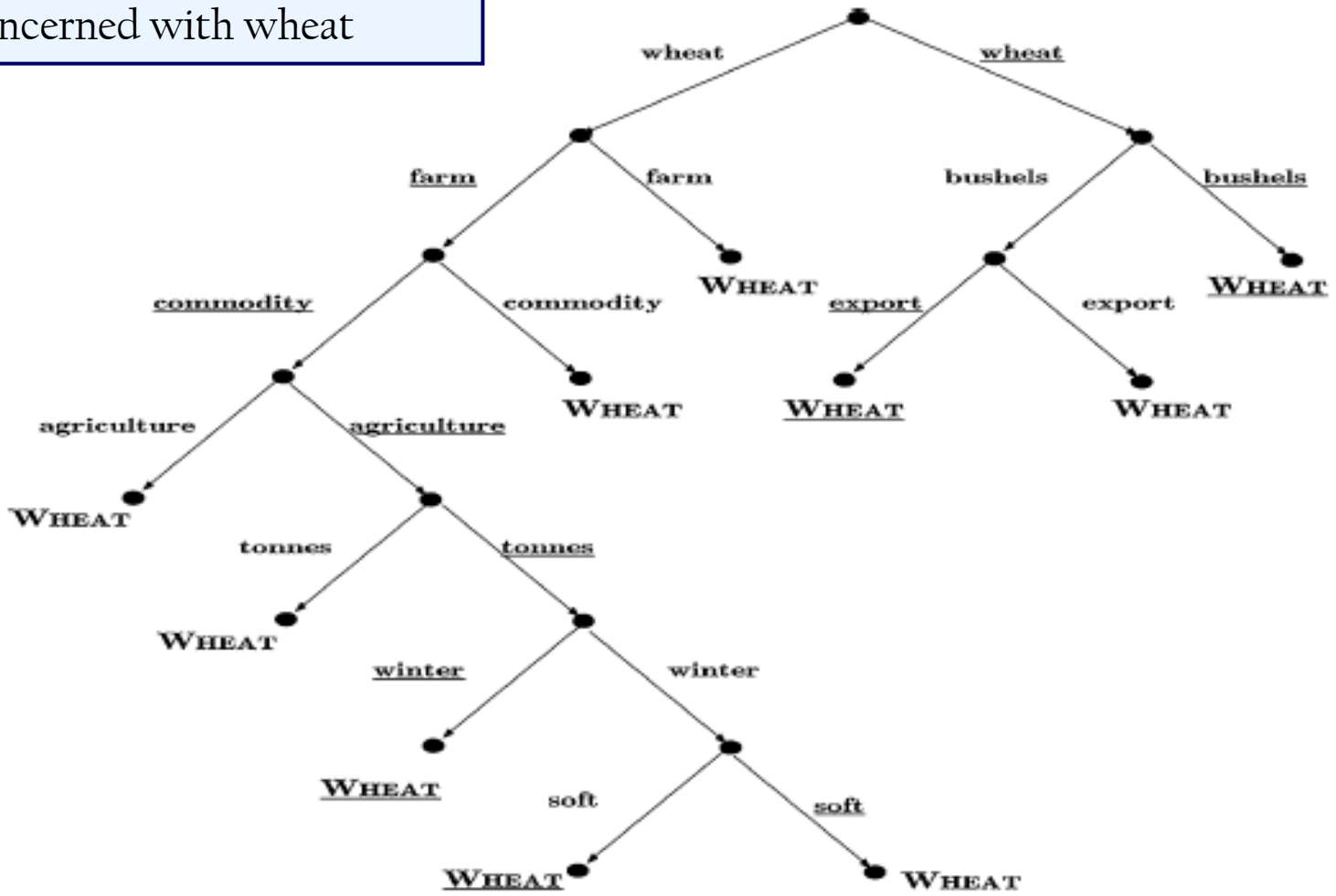
	d_1	...	...	d_j	...	...	d_n
c_1	a_{11}	...	...	a_{1j}	...	...	a_{1n}
...	...	...	...	...	...	...	...
c_i	a_{i1}	...	...	a_{ij}	...	...	a_{in}
...	...	...	...	...	...	...	...
c_m	a_{m1}	...	...	a_{mj}	...	...	a_{mn}

Supervised Text Categorization

	Supervised	Semi-supervised	Unsupervised
Input Documents	Labeled documents	Labeled and Unlabeled Documents	Unlabeled documents
Method	Machine Learning / Statistical Approaches	Clustering / Machine Learning / Statistical Approaches	Clustering / SOM / Similarity
References	*(Deng, Z. 2004)* *(Sebastiani F. ,2003)* *(Yang, Y. & Pedrson, J. 1997)*	*(Zeng, et al. 2003) (Nigam, et al.2000)*	*(Gliozzo, et al. 2005)* *(Zhao,Y.&Karypis,G. 2005)*

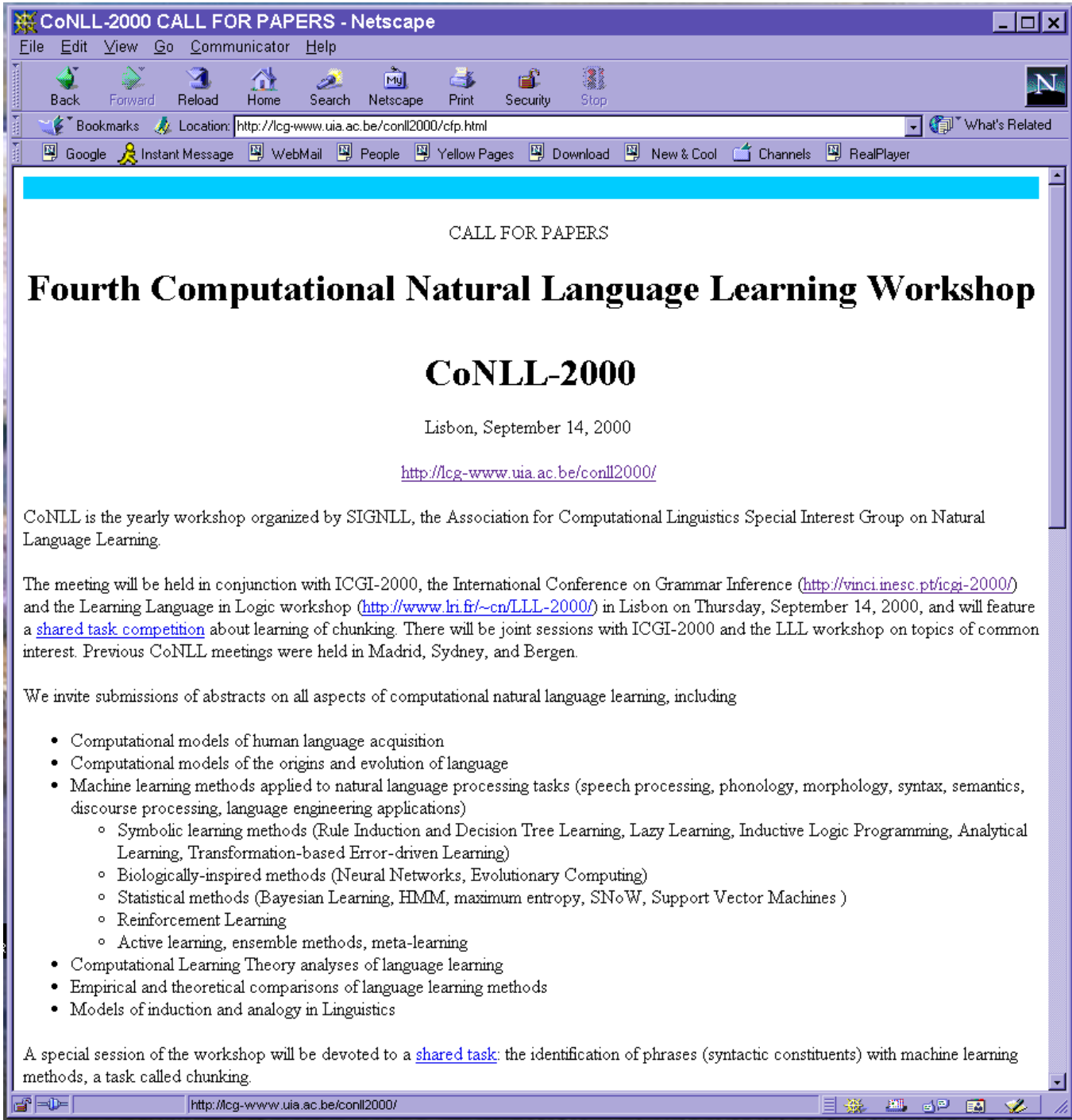
Learning Tree Categorization

Categorizing documents concerned with wheat

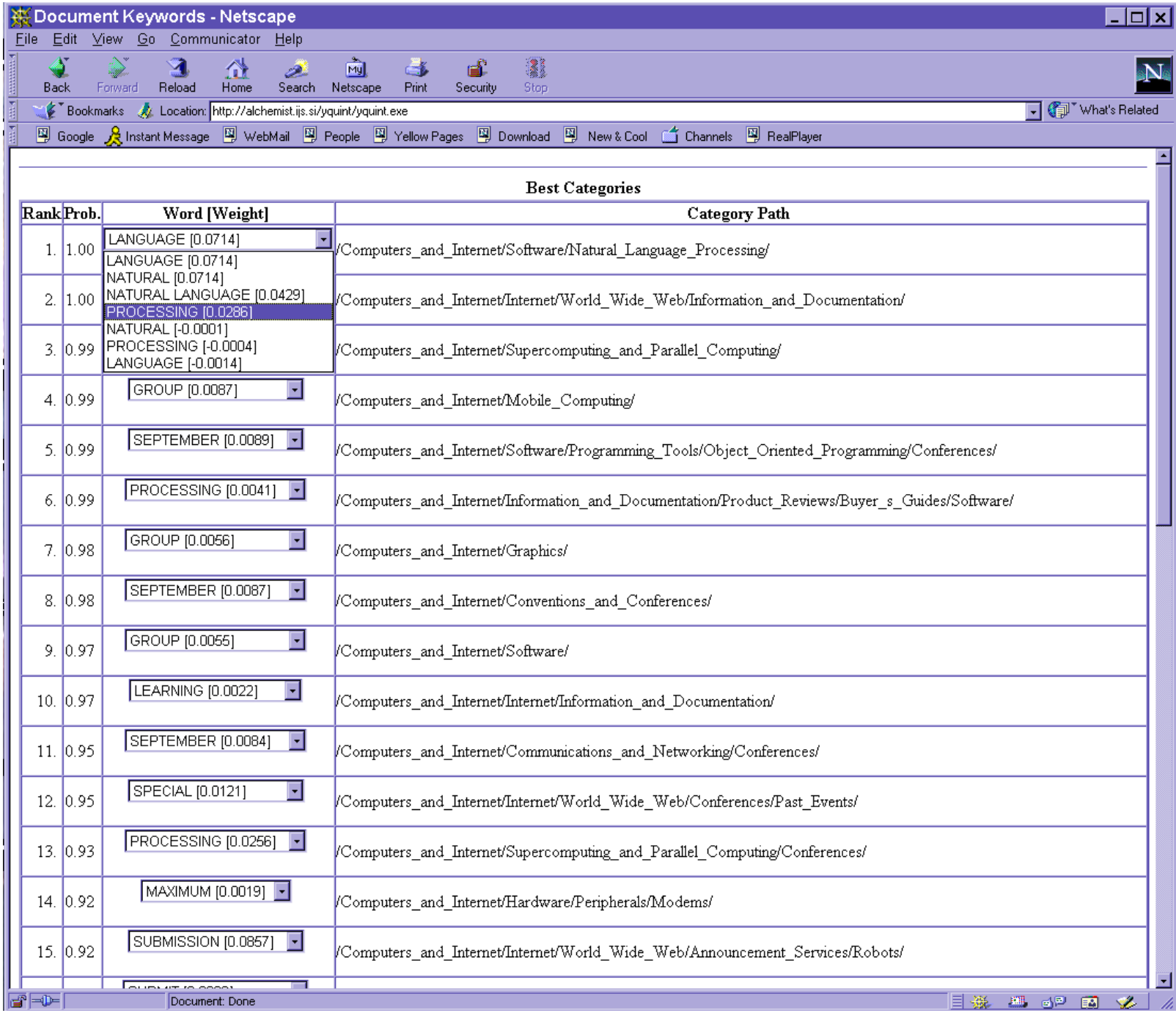


Document to categorize:

CFP for CoNLL-2000



Some predicted categories



Best Categories

Rank	Prob.	Word [Weight]	Category Path
1.	1.00	LANGUAGE [0.0714]	/Computers_and_Internet/Software/Natural_Language_Processing/
2.	1.00	PROCESSING [0.0286]	/Computers_and_Internet/Internet/World_Wide_Web/Information_and_Documentation/
3.	0.99	NATURAL [-0.0001]	/Computers_and_Internet/Supercomputing_and_Parallel_Computing/
4.	0.99	GROUP [0.0087]	/Computers_and_Internet/Mobile_Computing/
5.	0.99	SEPTEMBER [0.0089]	/Computers_and_Internet/Software/Programming_Tools/Object_Oriented_Programming/Conferences/
6.	0.99	PROCESSING [0.0041]	/Computers_and_Internet/Information_and_Documentation/Product_Reviews/Buyer_s_Guides/Software/
7.	0.98	GROUP [0.0056]	/Computers_and_Internet/Graphics/
8.	0.98	SEPTEMBER [0.0087]	/Computers_and_Internet/Conventions_and_Conferences/
9.	0.97	GROUP [0.0055]	/Computers_and_Internet/Software/
10.	0.97	LEARNING [0.0022]	/Computers_and_Internet/Internet/Information_and_Documentation/
11.	0.95	SEPTEMBER [0.0084]	/Computers_and_Internet/Communications_and_Networking/Conferences/
12.	0.95	SPECIAL [0.0121]	/Computers_and_Internet/Internet/World_Wide_Web/Conferences/Past_Events/
13.	0.93	PROCESSING [0.0256]	/Computers_and_Internet/Supercomputing_and_Parallel_Computing/Conferences/
14.	0.92	MAXIMUM [0.0019]	/Computers_and_Internet/Hardware/Peripherals/Modems/
15.	0.92	SUBMISSION [0.0857]	/Computers_and_Internet/Internet/World_Wide_Web/Announcement_Services/Robots/

LANGUAGE [0.0714]
NATURAL [0.0714]
NATURAL LANGUAGE [0.0429]
PROCESSING [0.0286]
NATURAL [-0.0001]
PROCESSING [-0.0004]
LANGUAGE [-0.0014]

PROBABILITY

Part 4

-Introduction
-Terminology

What Is Probability?

- A priori probability ***P(e)***: The chance that e happens
- Conditional probability ***P(f | e)***: The chance of f given e
- Joint probability ***P(e, f)***: The chance of e and f both happening; If e and f are independent, then P(e, f) = P(e) * P(f); If e and f are dependent then P(e, f) = P(e) * P(f | e)

  For example, if e stands for "the first roll of the die comes up 5" and f stands for "the second roll of the die comes up 3," then P(e,f) = P(e) * P(f) = 1/6 * 1/6 = 1/36.

$$\sum_{e} P(e) = 1 \qquad \sum_{e} P(e \mid f) = 1$$

BASIC Probabilities

$$P(A \cup B) = \begin{cases} P(A) + P(B) & A \,\&\, B \text{ are not dependant} \\ P(A) + P(B) - P(A, B) & A \,\&\, B \text{ are dependant} \end{cases}$$

- For example, when drawing a single card at random from a regular deck of cards, the chance of getting a heart or a face card (J,Q,K) (or one that is both) is

$$\frac{13}{52} + \frac{12}{52} - \frac{3}{52} = \frac{22}{52}$$

A	$P(A) \in [0, 1]$
not A	$P(A') = 1 - P(A)$
A or B	$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$ $= P(A) + P(B)$ if A and B are mutually exclusive
A and B	$P(A \cap B) = P(A \mid B) P(B)$ $= P(A) P(B)$ if A and B are independent
A given B	$P(A \mid B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$

Inference Using Probability

	Toothache		~Toothache	
	Catch	~Catch	Catch	~Catch
Cavity	0.108	0.012	0.072	0.008
~Cavity	0.016	0.064	0.144	0.576

$$P(Cavity \vee Toothache) = 0.108 + 0.012 + 0.072 + 0.008 + 0.016 + 0.064 = 0.28$$

$$P(Cavity) = 0.108 + 0.012 + 0.072 + 0.008 = 0.2$$

$$P(Cavity \mid Toothache) = \frac{0.108 + 0.012}{0.108 + 0.012 + 0.016 + 0.064} = 0.6$$

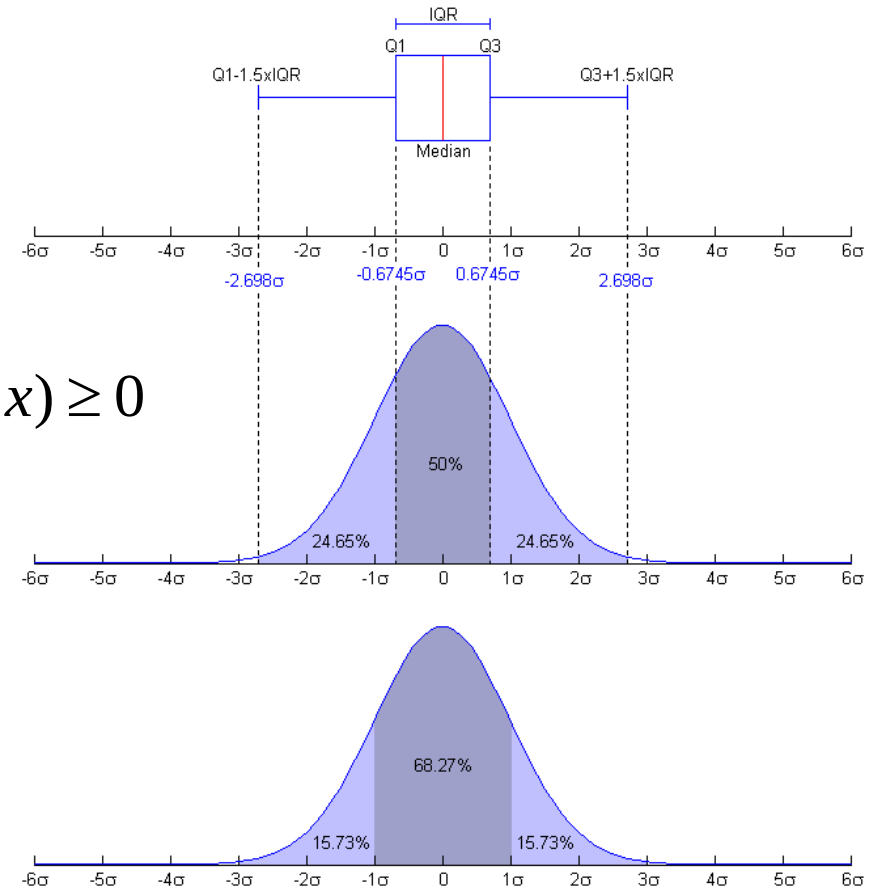
$$P(\sim Cavity \mid Toothache) = \frac{0.016 + 0.064}{0.108 + 0.012 + 0.016 + 0.064} = 0.4$$

Probability Density Function PDF

- Probability density function (pdf) is a function that represents a probability distribution in terms of integrals

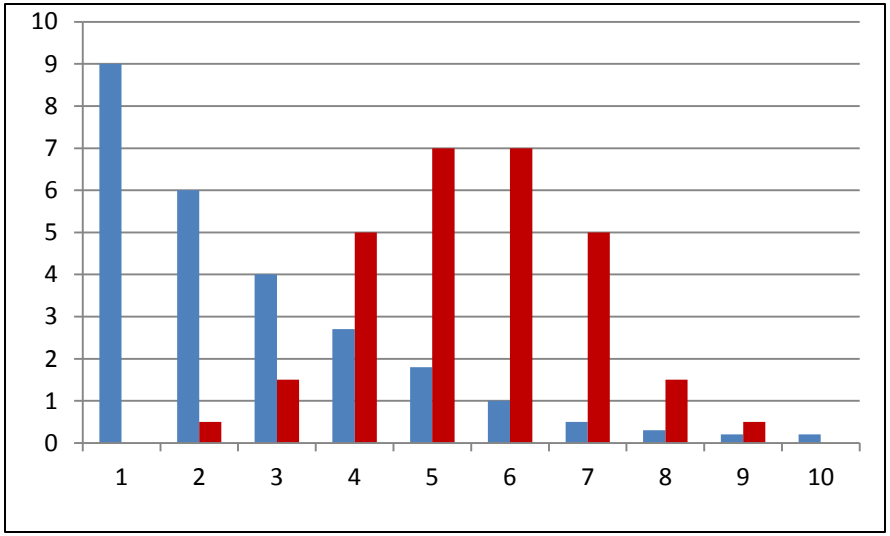
$$\int_a^b f(x)\,dx$$

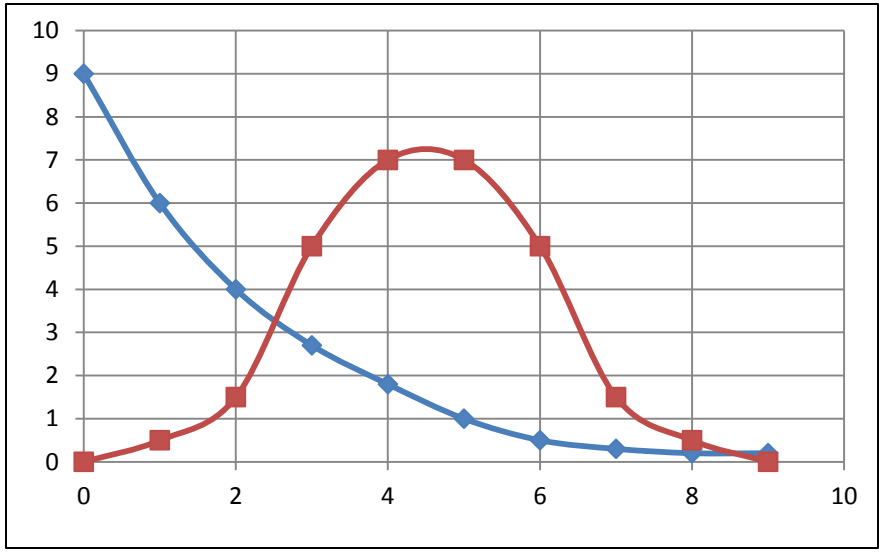
$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x)dx = 1 \qquad \& \qquad f(x) \geq 0$$



Probability Density Function PDF

- The Summation is used with Discrete Data





Conditional & Bayesian Probability

- **Conditional probability** is the probability of some event *A*, given the occurrence of some other event *B*; *it* is written $P(A|B)$, and is read "the probability of *A*, given *B*"

$$P(A \mid B) = \frac{P(A,B)}{P(B)}$$

- Bayesian probability, the probability of a hypothesis given the data (the *posterior*), is proportional to the product of the likelihood times the prior probability (often just called the *prior*)
- The likelihood brings in the effect of the data, while the prior specifies the belief in the hypothesis before the data was observed

$$P(A \mid B) = \frac{P(A)P(B \mid A)}{P(B)}$$

- If two variables A and B are independent

$$P(A \wedge B \mid C) = P(A \mid C)P(B \mid C)$$

Text Mining

Part 5

Preprocessing

Text Preprocessing

- Remove “fluff” if exists (e.g., ads, navigation bars, pictures, etc.)
- Convert to plain text (i.e., from PDF, DOC, or other formats)
- Check words correctness (in case of erroneous text or using OCR)
- Handle tables, numbers, and equations

- حذف التشكيل (َ ً ِ ٍ ُ ٌ ّ)
- حذف الرموز الخاصة (% * $ @ # & /)
- حذف الأرقام
- حذف الزوائد في بداية الكلمة وآخرها (استـ ها)
- تحويل همزات القطع إلى همزات وصل (أحمد احمد)
- تحويل الألف اللينة إلى ألف العالية
- حذف الكلمات الزائدة Stop words

Preprocessing: Sentence Splitter

Sentence Splitting

- Sentences end with ".", "!", or "?"
- Difficult when a "." do not indicate an EOS: "MR. X", "3.14", "Y Corp.", etc.
- We can detect common abbreviations ("U.S."), but what if a sentence ends with one? ". . .announced today by the U.S. The ...

توجد نفس المشاكل فى اللغة العربية:

- **"وقدم أ.د. إبراهيم إمام درس عن ..."**
- **الجمل فى اللغة العربية تتداخل بصورة أكثر تعقيدا**

Google n-gram corpus Statistics: http://googleresearch.blogspot.com/2006/08/all-our-n-gram-are-belong-to-you.html#links Size = 24 GB

Number of tokens:	1,024,908,267,229
Number of sentences:	95,119,665,584
Number of unigrams:	13,588,391
Number of bigrams:	314,843,401
Number of trigrams:	977,069,902
Number of fourgrams:	1,313,818,354
Number of fivegrams:	1,176,470,663

Samples of Google n-gram Data

3-gram samples		Freq.
ceramics	collectables collectibles	55
ceramics	collectables fine	130
ceramics	collected by	52
ceramics	collectible pottery	50
ceramics	collectibles cooking	45
ceramics	collection ,	144
ceramics	collection .	247
ceramics	collection </S>	120
ceramics	collection and	43
ceramics	collection at	52
ceramics	collection is	68
ceramics	collection of	76
ceramics	collection |	59
ceramics	collections ,	66
ceramics	collections .	60
ceramics	combined with	46
ceramics	come from	69
ceramics	comes from	660
ceramics	community ,	109
ceramics	community .	212
ceramics	community for	61
ceramics	companies .	53
ceramics	companies consultants	173
ceramics	company !	4432
ceramics	company ,	133
ceramics	company .	92

4-gram samples	Freq.
serve as the incoming	92
serve as the incubator	99
serve as the independent	794
serve as the index	223
serve as the indication	72
serve as the indicator	120
serve as the indicators	45
serve as the indispensable	111
serve as the indispensible	40
serve as the individual	234
serve as the industrial	52
serve as the industry	607
serve as the info	42
serve as the informal	102
serve as the information	838
serve as the informational	41
serve as the infrastructure	500
serve as the initial	5331
serve as the initiating	125
serve as the initiation	63
serve as the initiator	81
serve as the injector	56
serve as the inlet	41
serve as the inner	87
serve as the input	1323
serve as the inputs	189

Preprocessing: Word Tokenizers

Tokenization is difficult: For example,

"John's sick" shall we split "John's" into one token or two?

If one ! problems in parsing (where's the verb?)

If two ! what do we do with John's house?

Heavy Compounding **فى اللغة العربية توجد مشاكل أكثر تعقيدا من ذلك**

مثلا:

- **جملة "يلعبونها فى الملاعب" عند حذف السوابق واللواحق يتبقى "لعب" وتم حذف الفاعل "هم" والمفعول به "هى"**

أيضا إذا كان الكلام يحتوى على تركيبة كيميائية، أو هياكل خاصة بالعلوم:

1,4--xylanase II from Trichoderma reesei

When N-formyl-L-methionyl-L-leucyl-L-phenylalanine (fMLP) was injected. . .

Technetium-99m-CDO-MeB [Bis[1,2-cyclohexanedionedioximato(1-)-O]-[1,2-cyclohexanedione dioximato(2-)-O]methyl-borato(2-)-N,N0,N00,N000,N0000,N00000)-chlorotechnetium) belongs to a family of compounds. . .

Preprocessing: Morphological Analyzers

Morphological Analyzer

- Reflects changes in case, gender, number, tense, etc.
  give → gives, gave, given
- ***Stemming*** reduce words to a base form
- ***Lemmatization*** reduce words to their lemma (root)

التحليل الصرفى لكلمة: الفِلاَحة									
الكلمة	النوع	السوابق	اللواحق	الساق	الجذر	الوزن	الجنس	معرف	إنسانى
الفِلاَحة	مصدر	ال	ـة	فلاح	فلح	فعال	مؤنث	✓	✓

Advantages of Using the Stem as a Word Representative:

- Simple and Fast

Disadvantages of Using the Stem as a Word Representative:

- Can create words that do not exist in the language, e.g., computers → comput
- Often reduces different words to the same stem, e.g., army, arm → arm; stocks, stockings → stock

Preprocessing: Morphological Analyzers (Cont.)

Advantages of Using the Root as a Word Representative:

- The root is an actual word
- Usually provide better accuracy than the stem

Disadvantages of Using the Root as a Word Representative:

- Significantly complex
- Requires language dependent resources

Get a copy of Porter stemmer (For English) at:

http://www.tartarus.org/~martin/PorterStemmer/

Preprocessing: Part of Speech Tagging (POS)

- A Tagger algorithm assigns a tag for each word statistically
- calculated based on different word order probabilities

part of speech	function or "job"	example words	example sentences
Verb	action or state	(to) be, have, do, like, work, sing, can, must	EnglishClub.com **is** a web site. I **like** EnglishClub.com.
Noun	thing or person	pen, dog, work, music, town, London, teacher, John	This is my **dog**. He lives in my **house**. We live in **London**.
Adjective	describes a noun	a/an, the, 69, some, good, big, red, well, interesting	My dog is **big**. I like **big** dogs.
Adverb	describes a verb, adjective or adverb	quickly, silently, well, badly, very, really	My dog eats **quickly**. When he is **very** hungry, he eats **really** quickly.
Pronoun	replaces a noun	I, you, he, she, some	Tara is Indian. **She** is beautiful.
Preposition	links a noun to another word	to, at, after, on, but	We went **to** school **on** Monday.
Conjunction	joins clauses or sentences or words	and, but, when	I like dogs **and** I like cats. I like cats **and** dogs. I like dogs **but** I don't like cats.
Interjection	short exclamation, sometimes inserted into a sentence	oh!, ouch!, hi!, well	**Ouch**! That hurts! **Hi**! How are you? **Well**, I don't know.

Preprocessing: Part of Speech Tagging (POS)

Verb
work!

Noun	Verb
John	works.

Pronoun	Verb	Noun
He	loves	cats.

Noun	Verb	Verb
John	is	working.

Noun	Verb	Noun	Adverb
Ahmed	speaks	French	well.

Noun	Verb	Adjective	Noun
cats	like	nice	children.

Pronoun	Verb	Preposition	Adjective	Noun	Adverb
She	ran	to	the	station	quickly.

Pronoun	Verb	Adjective	Noun	Conjunction	Pronoun	Verb	Pronoun
She	likes	big	snakes	but	I	hate	them.

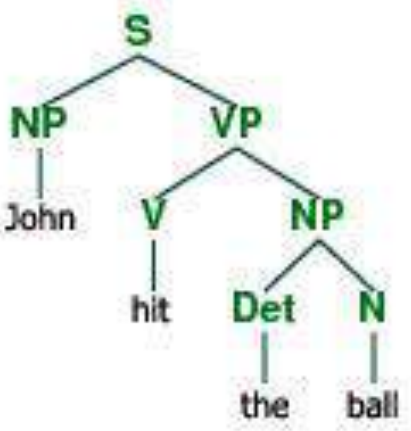
Interjection	Pronoun	Conjunction	Adjective	Noun	Verb	Prep.	Noun	Adverb
Well,	she	and	young	John	walk	to	school	Slowly.

Preprocessing: Syntactic Analysis

- ***Parsing:*** generating a parse tree for the given sentence (needs a grammar, and a lexicon)
- ***Chunking:*** finding syntactic constituents like Noun Phrases (NPs) or Verb Groups (VGs) within a sentence

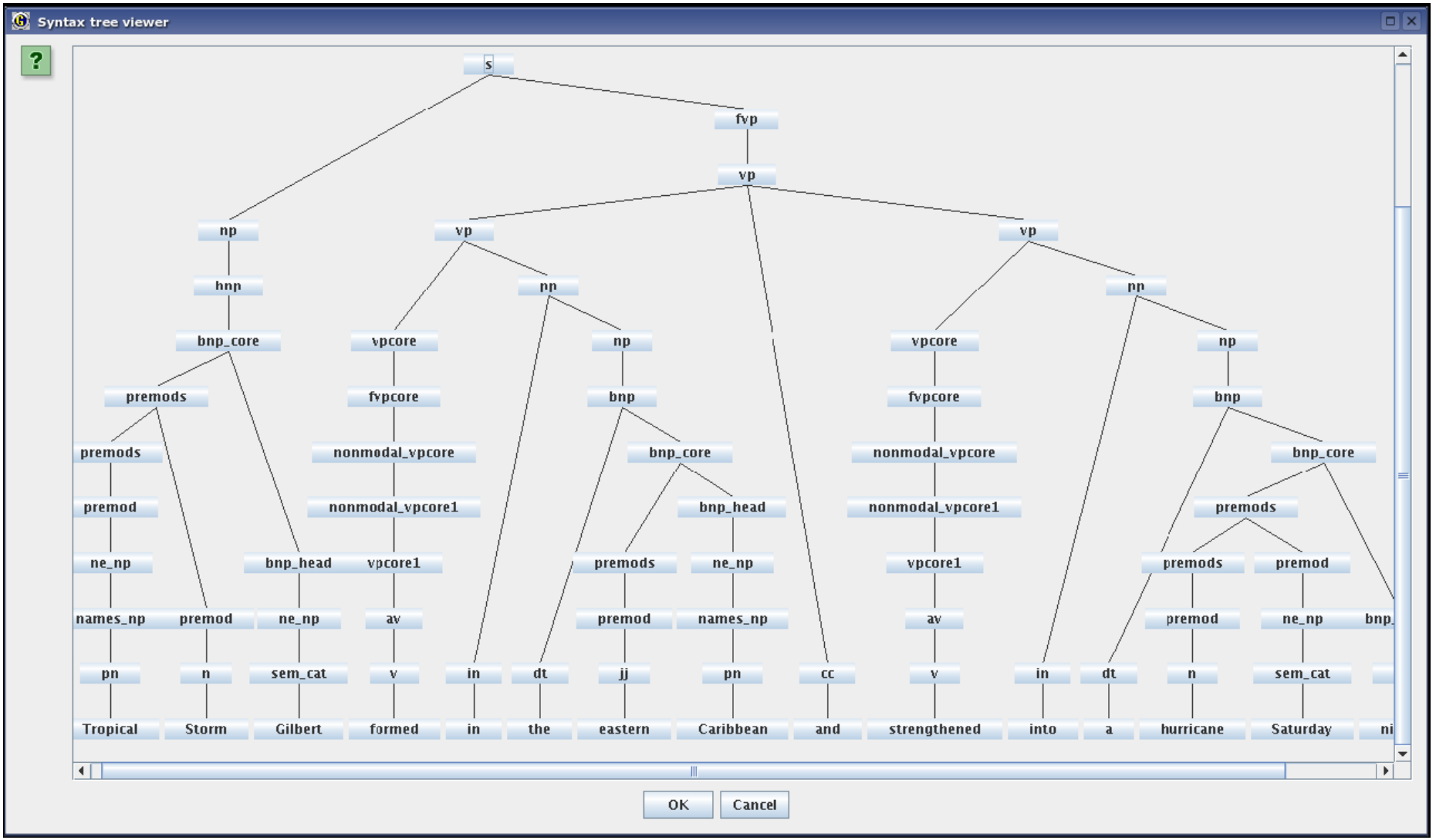
- Parse trees can help in determining relationships such as:
  Who invented X?
  What company created product Y?
  Which organism is this protein coming from?

- Chunks are very useful in finding named entities (NEs), e.g., Persons, Companies, Locations, Patents, Organisms,

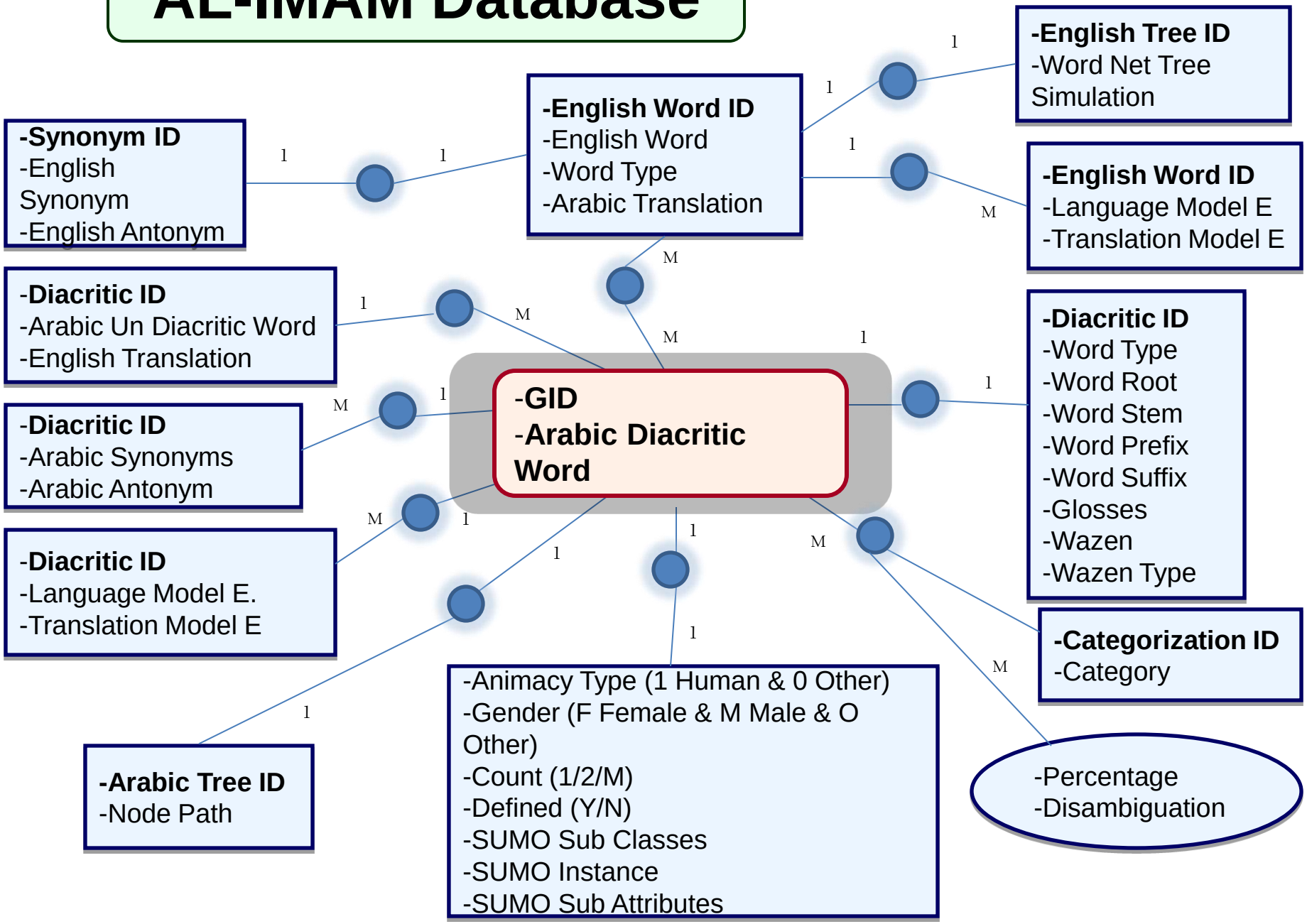


A Parse Tree

Another Example of a Parse Tree



AL-IMAM Database



AL-IMAM Database

Arabic-English Dictionary

A_ID	A_Word	E_Trans.
247	الفِلاحَة	Planting
248	الفَلّاحَة	Farmer
249	الفِلاحَة	Success

English-Arabic Dictionary

E_ID	E_Word	A_Trans.
978	Planting	فِلاحَة

Word Path in English Tree

E_ID	Tree Key
978	1.4.11.33.76.128.591

Human Factors

ID	Ani	ID	Gen.
274	Y	274	F

Word Information

ID	S/D/P	ID	Def.
274	S	274	Y

WordNet Meaning

978	108374773	putting seeds or young plants in the ground to grow

Arabic Morphological Analysis

A_ID	Type	Root	Stem	Prefix	Suffix	Weigh.
247	مصدر	فلح	فلاح	الـ	ـة	فعلّ

Arabic Categorization (Learned)

A_ID	Category	%	Disamb.	W_Code
247	زراعة	70	5%	TBD
247	إنسان	5	?	TBD
247	الريف	25	10%	TBD

English-Tree Titles

E.T_ID	Title
1	Action
4	Group Action
11	Commerce Trans.
33	Industry
76	Production
128	Cultivation
591	Farming
978	Planting

Arabic Tree Titles

A.T_ID	Title
1	شئ
3	شئ معنوى
10	مأكولات
31	زراعة
65	محاصيل زراعية
97	متطلبات زراعة
154	أشخاص

WordNet Sense (Glosses)

978	the planting of corn is hard work

English Synonyms

E_ID	Synonym
978	Farming
978	Cultivating
978	Agriculture
978	Tilling

Arabic Synonyms

A_ID	Synonym
247	حِرَاثَة
247	زِرَاعَة

Arabic Tree Links

A_ID	Tree Key
247	1.3.10.31.65.97.154

SUMO Category

Code	SUMO Categ.
10837 4773	Subsuming Mapping (Putting)

STATISTICS

Part 6

Introduction

Statistics

- Statistics is a Mathematical Science pertaining to the ***collection***, ***analysis***, ***interpretation*** *or* ***explanation***, *and* ***presentation*** of data

Statistical Terminologies

- Measures of Central Tendency ***(Mean***, Median, Mode)
- ***Population Variance*** measures statistical dispersion of data points from the expected value (mean)
- ***Standard Deviation*** is a measure of the variability or dispersion of a population; Low SD indicates very close data points to the mean; High SD indicates spread out data points
- ***Covariance*** measures how much two variables change together
- ***Correlation*** (coefficient) indicates the strength and direction of a *linear* relationship between two random variables

$$\bar{x} = (1/n)\sum_{i=1}^{n} x_i$$

$$Var(X) = E\left[(X - E(X))^2\right]$$
$$= (1/n)\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 = \sigma^2$$

$$sd(X) = \sqrt{\sigma^2}$$

$$Cov(X,Y) = E\left[(X - E(X))(Y - E(Y))\right]$$

$$Corr(X,Y) = \frac{Cov(X,Y)}{sd(X) * sd(Y)} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}$$

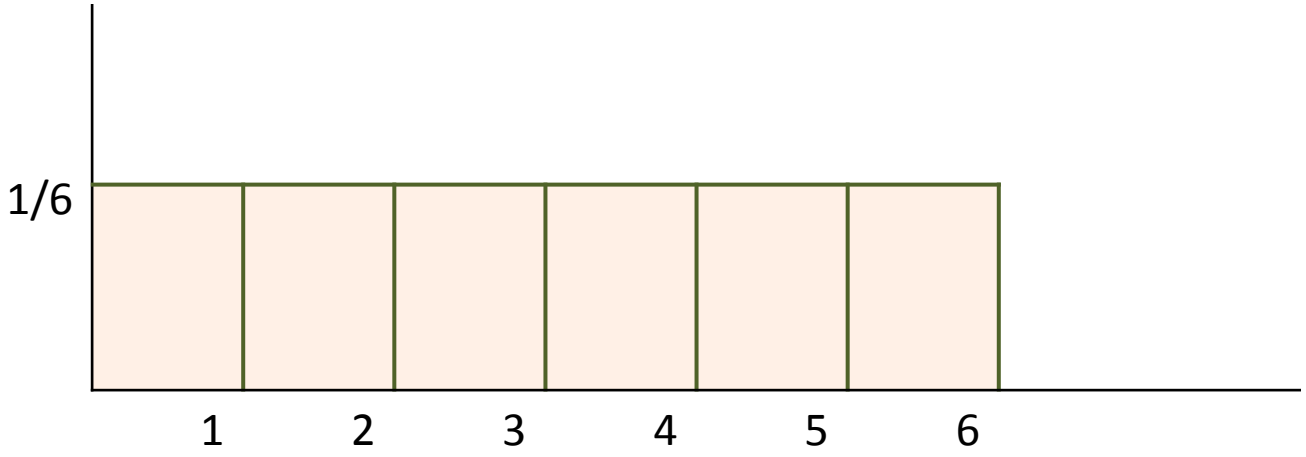
Popular Distributions

Probability Distribution identifies the probability of each value of an unidentified random variable

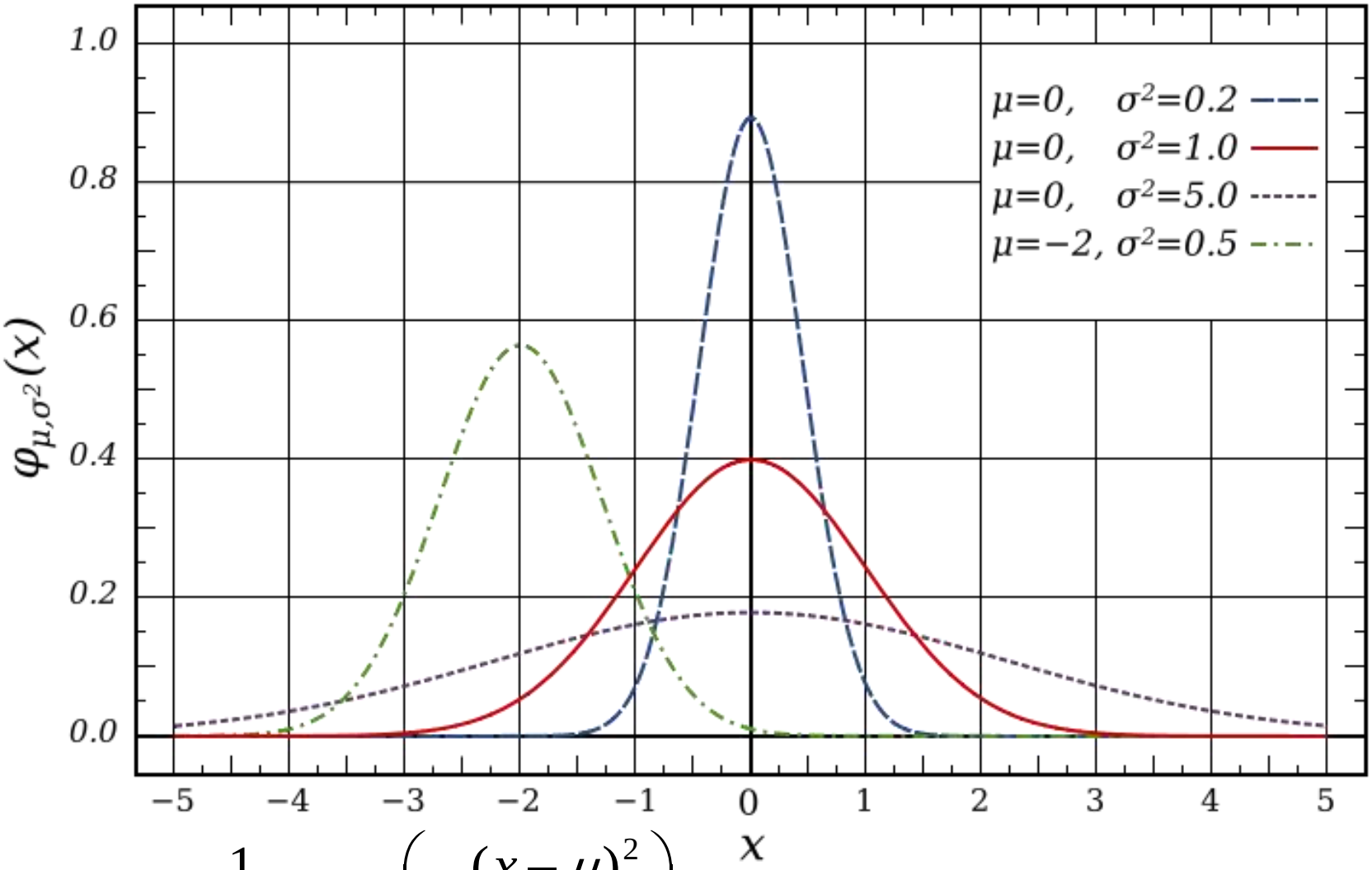
- *Uniform Distribution*
- *Normal (Gaussian) Distribution*
- *Chi-Square Distribution*
- *Exponential Distribution*
- *Poisson Distribution*
- *T Distribution*
- *F Distribution*

The Uniform Distribution

- The probability is equal for all outcomes
- Suppose a fair dice is thrown, the probability of getting any of its 6 faces equal to 1/6
- The area under the line equal to 1

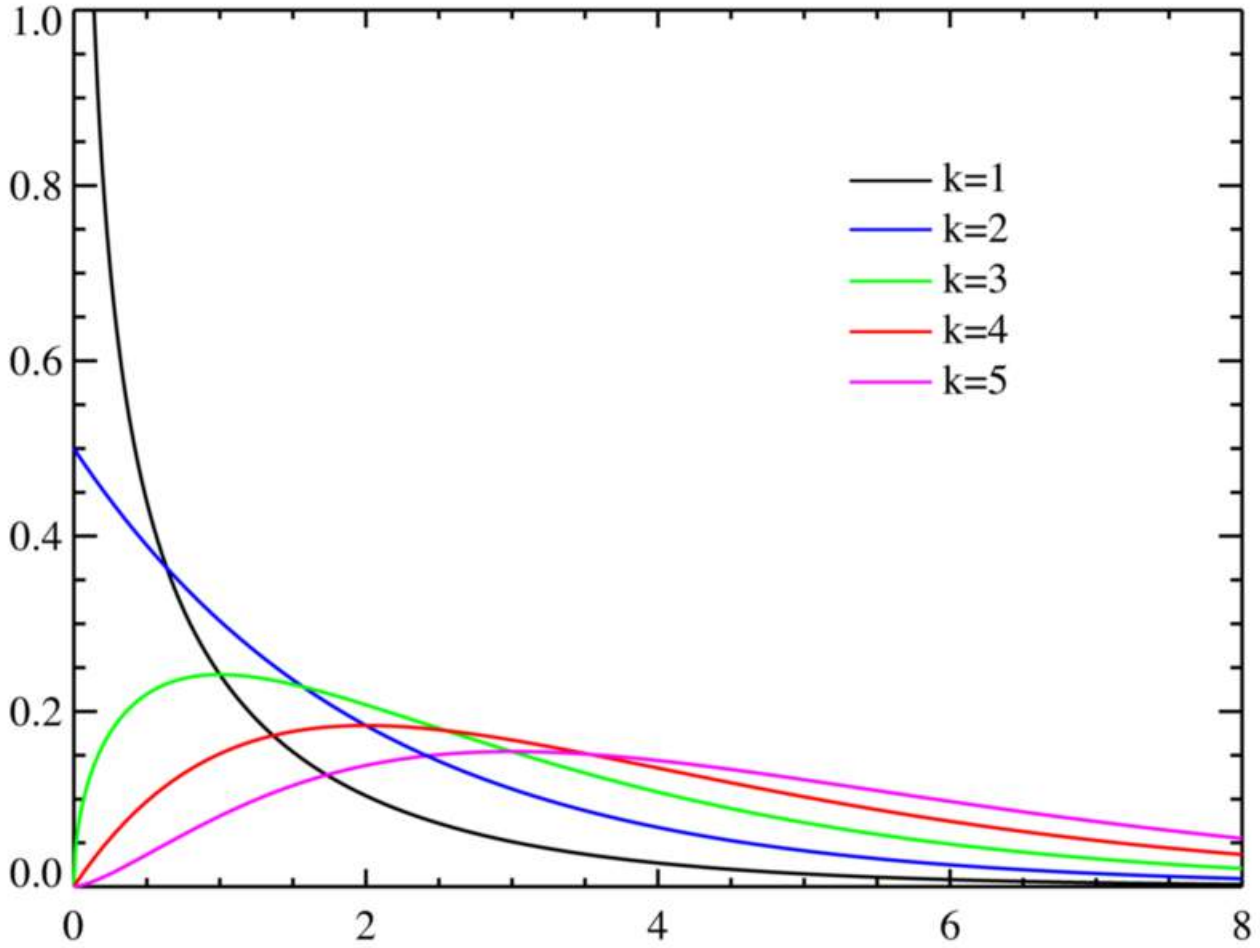


The Normal/Gaussian Distribution



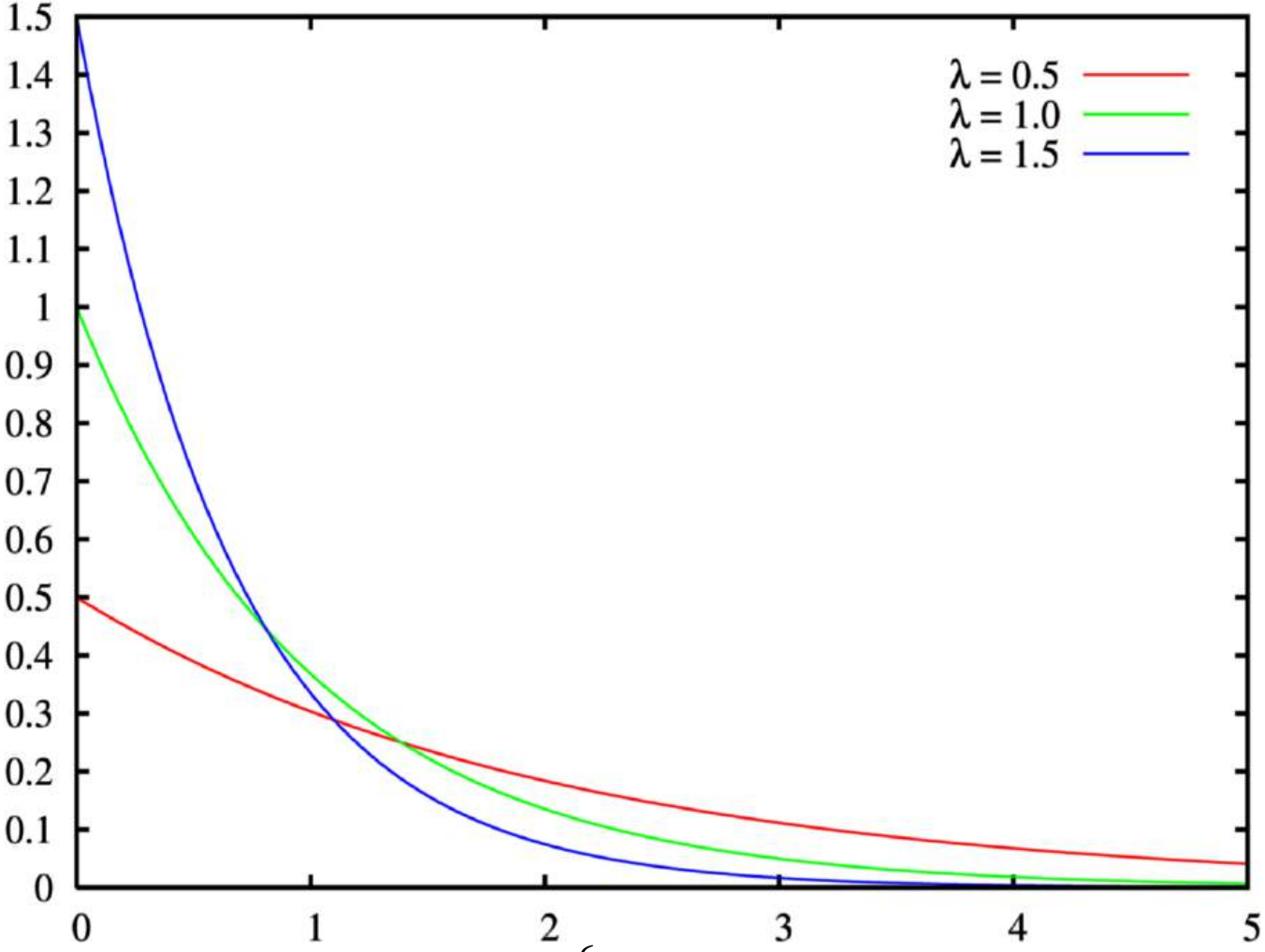
$$P(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

The Chi-Square Distribution



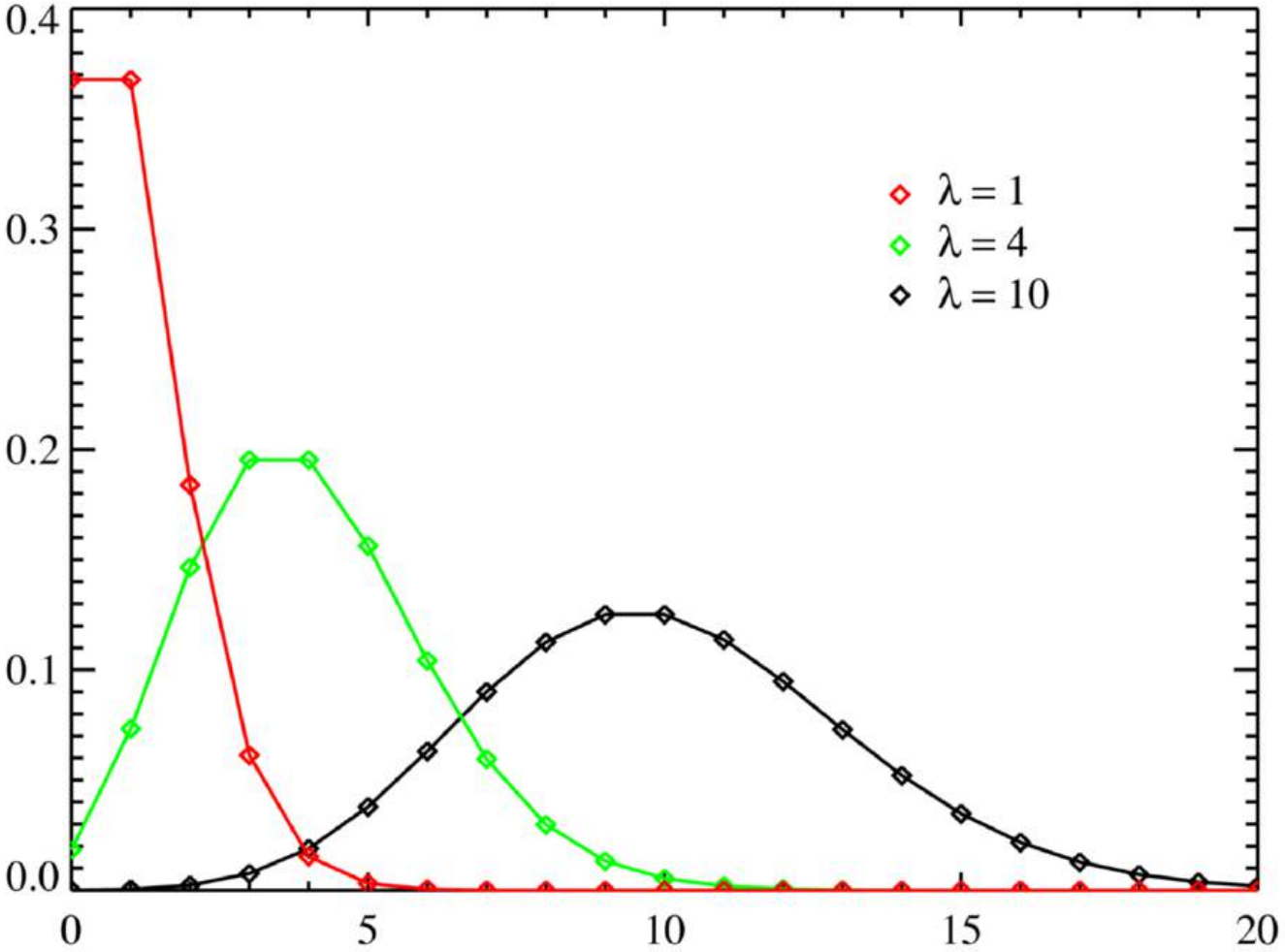
$$f(x;k) = \begin{cases} \dfrac{1}{2^{k/2}\Gamma(k/2)} x^{(k/2)-1} e^{-x/2} & for\ x > 0 \\ 0 & for\ x \le 0 \end{cases}$$

The Exponential Distribution



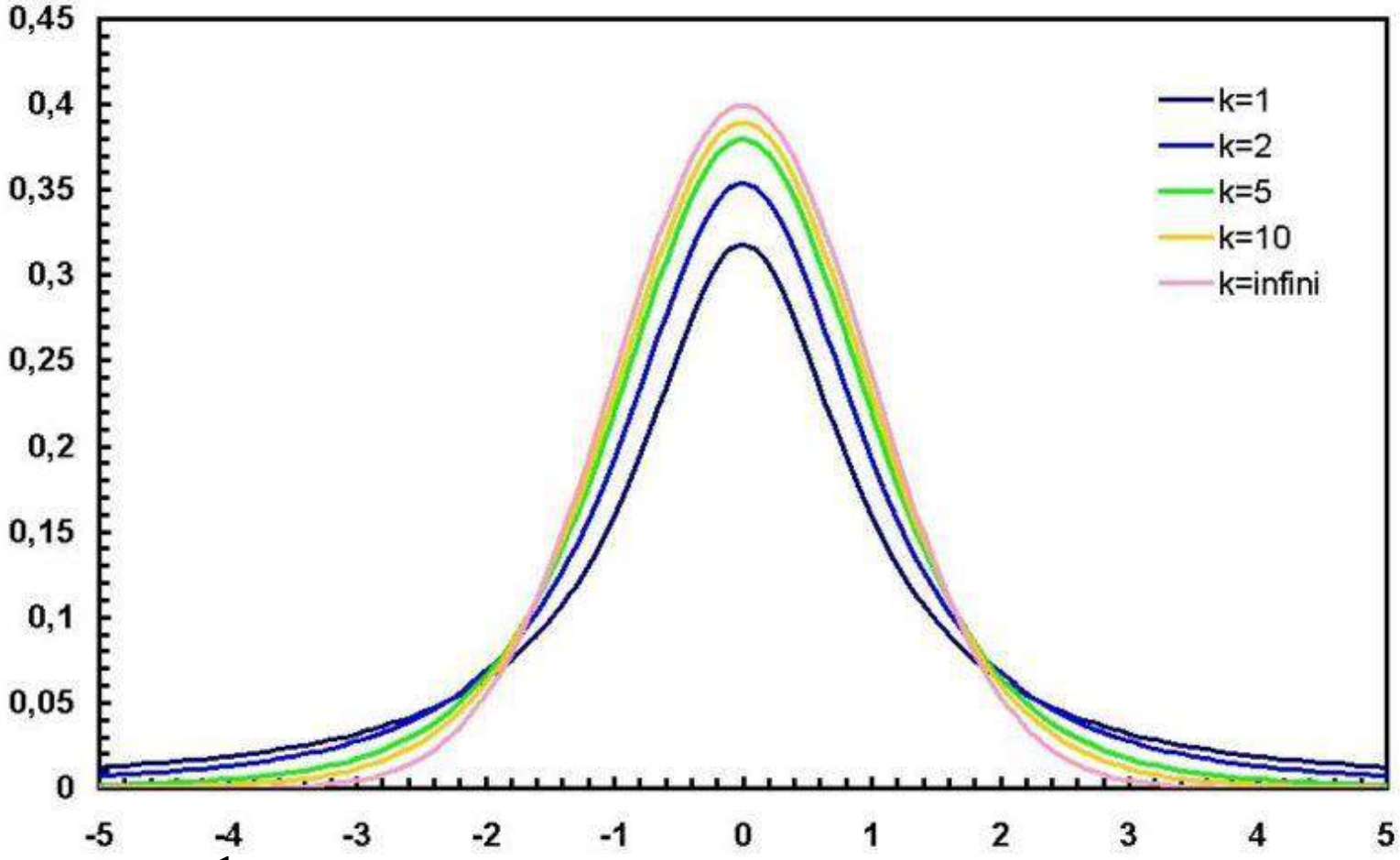
$$f(x;\lambda) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & for\ x > 0 \\ 0 & for\ x \le 0 \end{cases}$$

The Poisson Distribution



$$f(k;\lambda) = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}$$

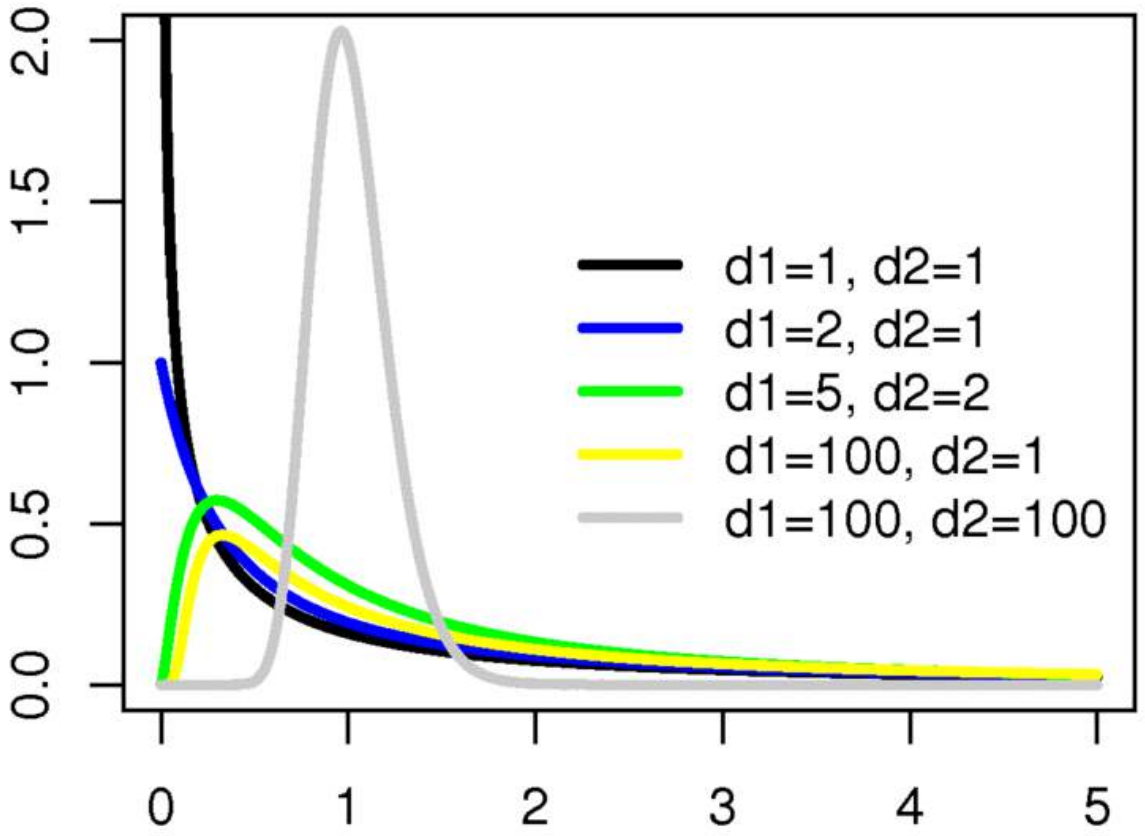
The T Distribution



$$f(t) = \frac{\Gamma(\frac{\nu+1}{2})}{\sqrt{\nu\pi}\,\Gamma(\frac{\nu}{2})}\left(1+\frac{t^2}{\nu}\right)^{-(\nu+1)/2}$$

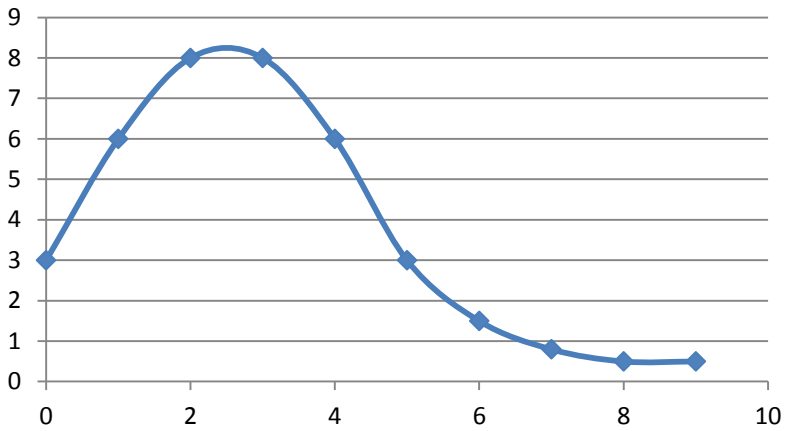
***t*-distribution** arises in the problem of estimating the mean of a normally distributed population when the sample size is small

The F Distribution



$$f(x) = \frac{\sqrt{\frac{(d_1\,x)^{d_1}\;\;d_2^{d_2}}{(d_1\,x+d_2)^{d_1+d_2}}}}{x\,\mathrm{B}\left(\frac{d_1}{2},\frac{d_2}{2}\right)}$$

Fitting Chi-Square



Vector
a

15
14
11
11
6
5
5

$$\max \quad \chi^2 = \sum_{i=1}^{n} \frac{(a_i - E_i)^2}{E_i}$$

$$E_{ij} = (15+14+11+11+6+5+5)/7 = 9.57$$

$$\chi^2 = (1/9.57) * ((15-9.57)^2 + (14-9.57)^2 + (11-9.57)^2 + (11-9.57)^2 + (6-9.57)^2 + (5-9.57)^2 + (5-9.57)^2) = 107.71/9.57 = 11.26$$

Measuring Term-Category Correlation

$$\chi^2(t_k, c_i) = \frac{[P(t_k, c_i)P(\bar{t}_k, \bar{c}_i) - P(t_k, \bar{c}_i)P(\bar{t}_k, c_i)]^2}{P(t_k)P(\bar{t}_k)P(c_i)P(\bar{c}_i)}$$

$P(t_k, c_i)$ ➔ probability document x contains term t and belongs to category c.

$P(\bar{t}_k, c_i)$ ➔ probability document x does not contain term t and belongs to category c.

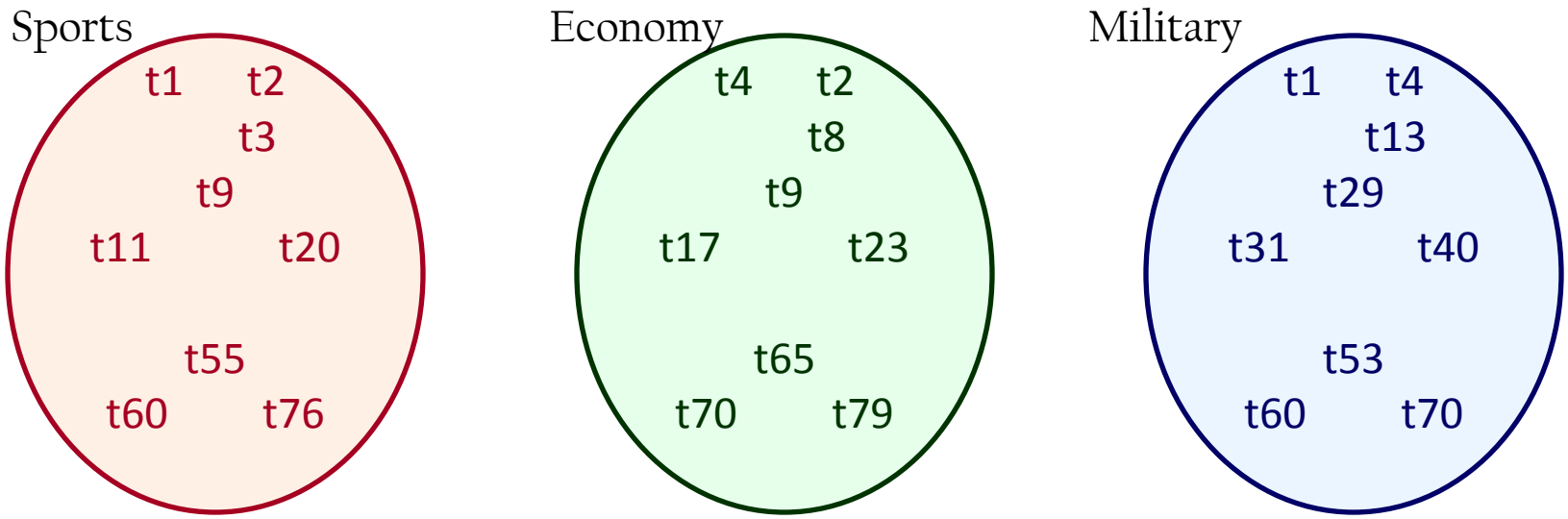
$P(t_k, \bar{c}_i)$ ➔ probability document x contains term t and does not belong to category c.

$P(\bar{t}_k, \bar{c}_i)$ ➔ probability document x does not contain term t and does not belong to category c.

$P(t)$ ➔ probability of term t

$P(c)$ ➔ probability of category c

Testing The Membership



$$\chi^2(t_k, c_i) = \frac{[P(t_k, c_i)P(\bar{t}_k, \bar{c}_i) - P(t_k, \bar{c}_i)P(\bar{t}_k, c_i)]^2}{P(t_k)P(\bar{t}_k)P(c_i)P(\bar{c}_i)}$$

$$\chi^2(t_1, Sports) = \frac{\left[\frac{1}{9} * \frac{17}{18} - \frac{1}{18} * \frac{8}{9}\right]^2}{\frac{2}{27} * \frac{25}{27} * \frac{9}{27} * \frac{18}{27}}$$

Using Chi-Square for Categorization

Another Example:

Term	Frequency per Category				Total
	Communication	Phone	Business	Army	
Link	15	6	2	12	35
Wire	10	12	0	8	30
Total	25	18	2	20	**65**

$$\chi^2(link, phone) = \frac{[6/65)*(18/65) - (29/65)*(12/65)]^2}{(35/65)*(30/65)*(18/65)*(47/65)}$$

Using Chi-Square for Multiple sets of Terms

Group 1	Category		Total
	News	Sports	
Term 1	3	2	5
Term 2	0	4	4
Term 3	2	3	5
Total	5	9	14

Group 2	Category		Total
	News	Sports	
Term 5	1	3	4
Term 7	4	6	10
Total	5	9	14

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}\frac{(a_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}}$$

$$E_{ij} = (T_{ci} * T_{vj}) / T$$

$$\chi^2(Group1) = (3-1.78)^2/1.78 + (2-3.21)^2/3.21 + (0-1.42)^2/1.42 + (4-2.57)^2/2.57 + (2-1.78)^2/1.78 + (3-3.21)^2/3.21 = 3.62$$

$$\chi^2(Group\,2) = (1-1.42)^2/1.42 + (3-2.57)^2/2.57 + (4-3.57)^2/3.57 + (6-6.43)^2/6.43 =$$

Mingers, J., (1989a). "An Empirical Comparison of selection Measures for Decision-Tree Induction", *Machine Learning*, Vol. 3, No. 3, (pp. 319-342), Kluwer Academic Publishers.

Attribute Selection Criteria: Chi-Square

Example

- T2 is quantized into two intervals 21 (T2<=21) and (T2>21)
- T3 is quantized into two intervals 15 (T3<=15) and (T3>15)

T2	Decision D		Total
	0	1	
<=21	1	3	4
>21	4	6	10
Total	5	9	14

T1	Decision D		Total
	0	1	
1	3	2	5
2	0	4	4
3	2	3	5
Total	5	9	14

T3	Decision D		Total
	0	1	
<=15	1	4	5
>15	4	5	9
Total	5	9	14

T4	Decision D		Total
	0	1	
A	3	3	6
B	2	6	8
Total	5	9	14

T1	T2	T3	T4	D
1	25	10	A	1
1	30	30	A	0
1	35	25	B	0
1	22	35	B	0
1	19	10	B	1
2	22	30	A	1
2	33	18	B	1
2	14	5	A	1
2	31	15	B	1
3	21	20	A	0
3	15	10	A	0
3	25	20	B	1
3	18	20	B	1
3	20	36	B	1

Attribute Selection Criteria: Chi-Square

$$\chi^2(A) = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}\frac{(a_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}}$$

where A is the attribute to be evaluated against the decision attribute, n is the number of distinct values of A, m is the number of distinct values of the decision attribute, a_{ij} is the correlation frequency of value number i from A and value number j from the decision attribute;

$$E_{ij} = {(T_{ci} * T_{vj})}/{T}$$

where T_{ci} is the total number of examples belonging to class ci, T_{vj} is the number of examples containing the value vj of the given attribute

$$\chi^2(T1) = (3-1.78)^2/1.78 + (2-3.21)^2/3.21 + (0-1.42)^2/1.42$$
$$+ (4-2.57)^2/2.57 + (2-1.78)^2/1.78 + (3-3.21)^2/3.21 = 3.62$$

$$\chi^2(T4) = (3-3.9)^2/3.9 + (3-2.1)^2/2.1 + (6-5.1)^2/5.1$$
$$+ (2-2.9)^2/2.9 = 1.1$$

T1	D		Total
	0	1	
1	3	2	5
2	0	4	4
3	2	3	5
Total	5	9	14

T2	D		Total
	0	1	
<=21	1	3	4
>21	4	6	10
Total	5	9	14

T3	D		Total
	0	1	
<=15	1	4	5
>15	4	5	9
Total	5	9	14

T4	D		Total
	0	1	
A	3	3	6
B	2	6	8
Total	5	9	14

Mingers, J., (1989a). "An Empirical Comparison of selection Measures for Decision-Tree Induction", *Machine Learning*, Vol. 3, No. 3, (pp. 319-342), Kluwer Academic Publishers.

STATISTICS

Part 7

Regression

Linear Regression

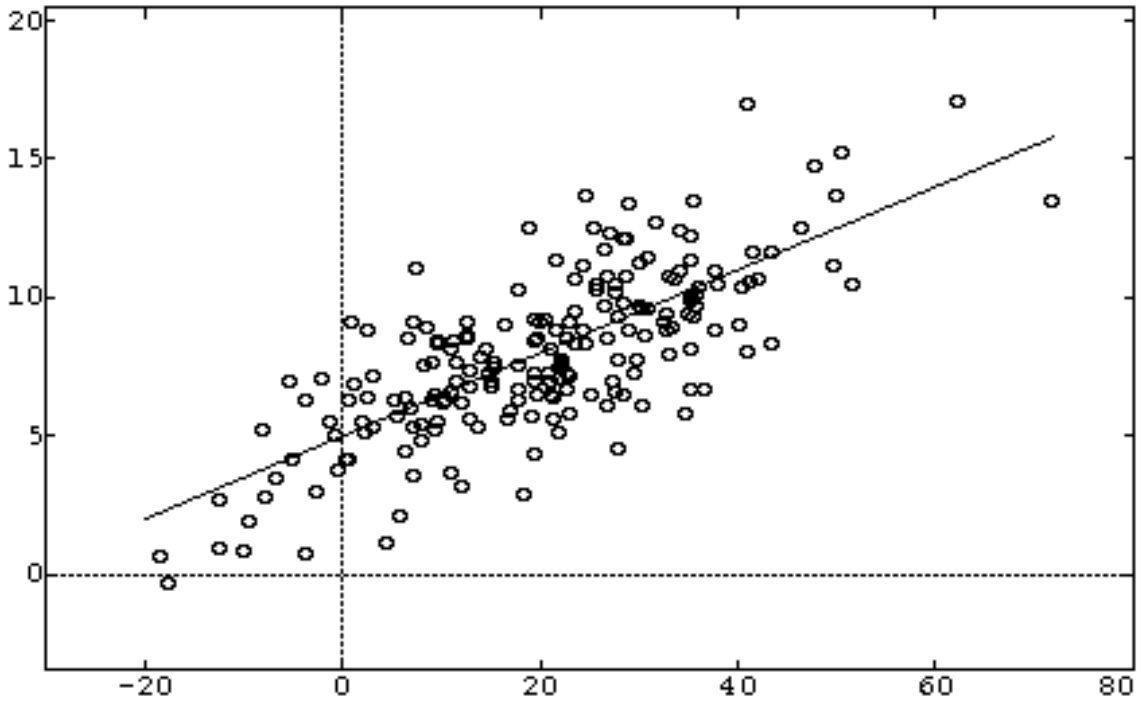
- The linear model states that the dependent variable is *directly proportional* to the value of the independent variable
- Thus if a theory implies that Y increases in direct proportion to an increase in X, it implies a specific mathematical model of behavior

$$y = ax + b$$

In case of two dimensions

$$a = slope = \frac{(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)}$$

$$b = y_2 - slope * x_2$$



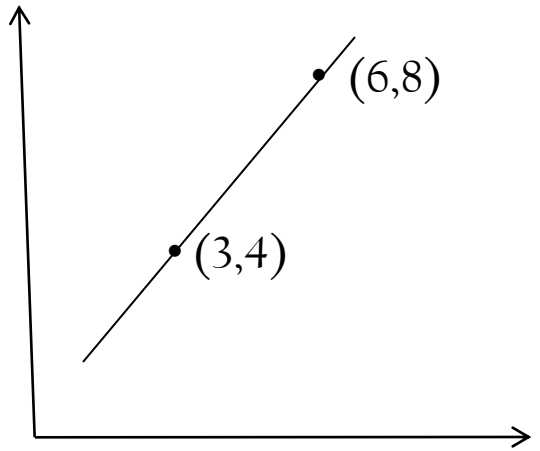
Linear Regression

$$y = ax + b$$

$$8 = 6a + b \quad \& \quad 4 = 3a + b$$

$$\frac{8-b}{6} = a \qquad \& \qquad 4 = 3 * \frac{8-b}{6} + b$$

$$b = 0 \qquad \& \qquad a = \frac{4}{3} = 1.333$$



$$Slope = \frac{8-4}{6-3} = 1.333$$

$$b = 4 - \frac{4}{3} * 3 = 0$$

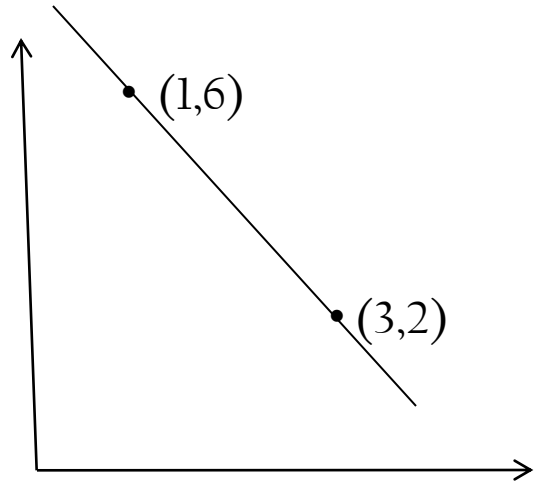
Linear Regression

$$y = ax + b$$

$$6 = a + b \quad \& \quad 2 = 3a + b$$

$$6 - b = a \quad \& \quad 2 = 3*(6 - b) + b$$

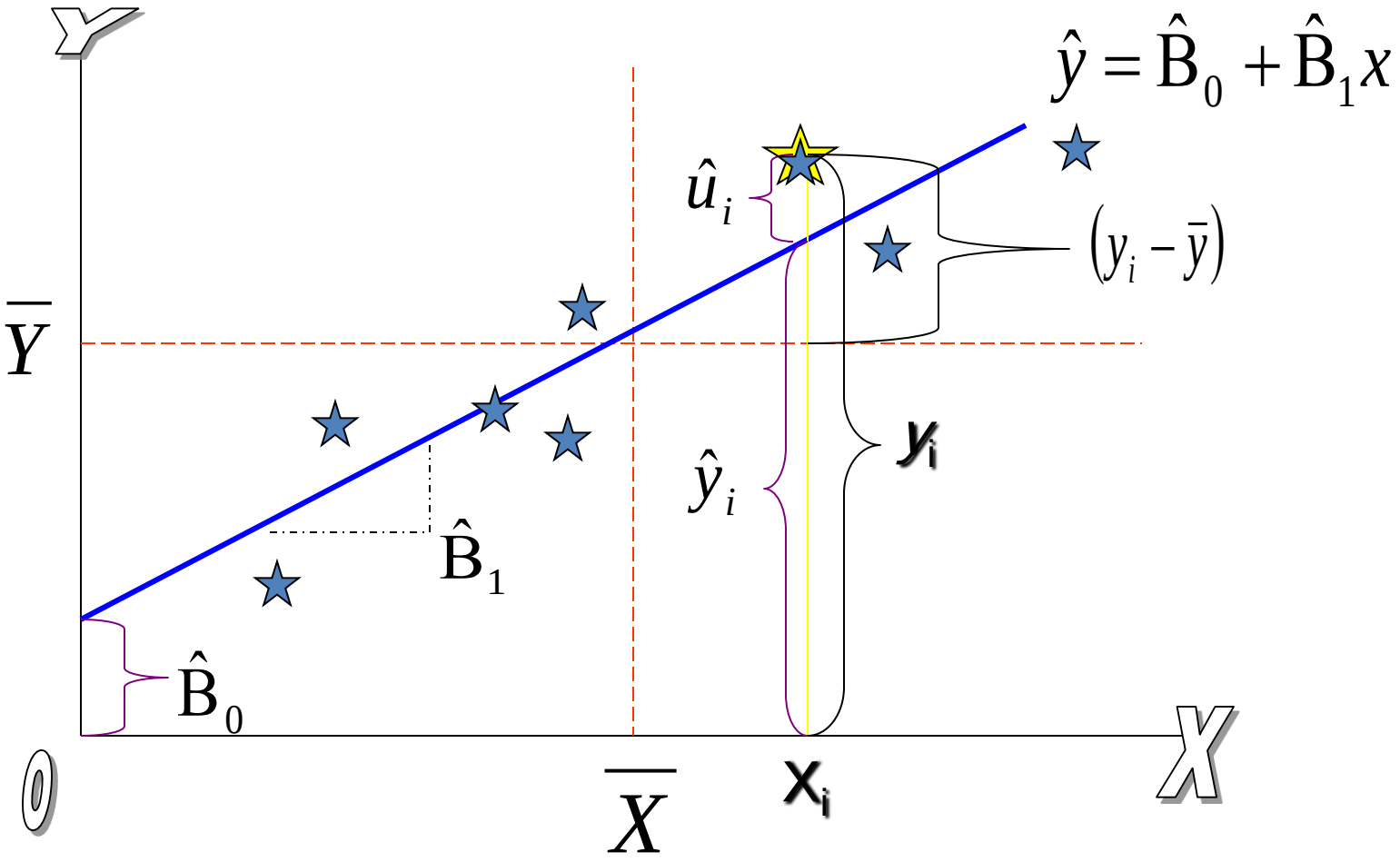
$$b = 8 \quad \& \quad a = 6 - 8 = -2$$



$$Slope = \frac{6-2}{1-3} = \frac{4}{-2} = -2$$

$$b = 2 + 2*3 = 8$$

Linear Regression

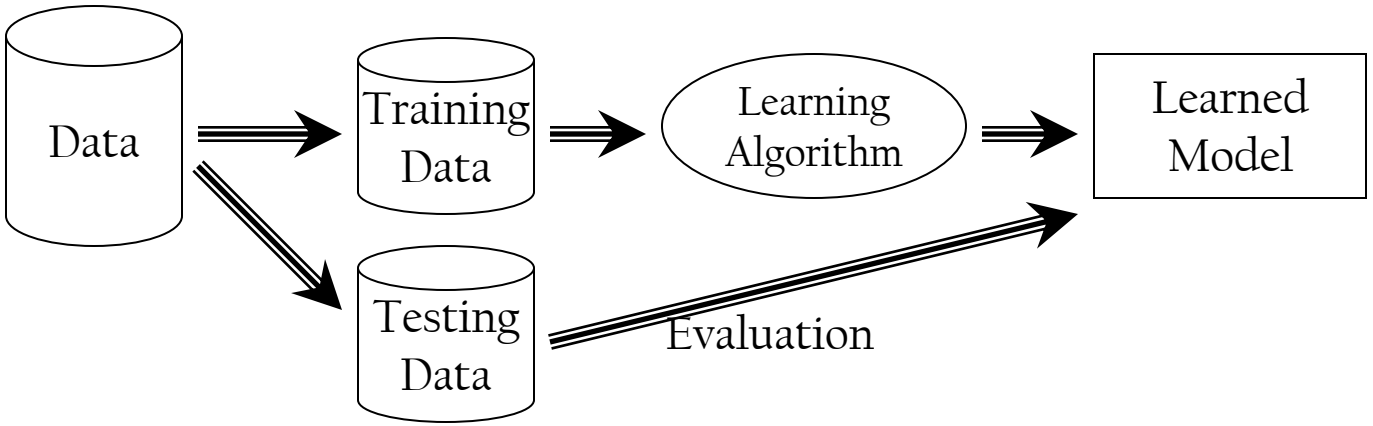


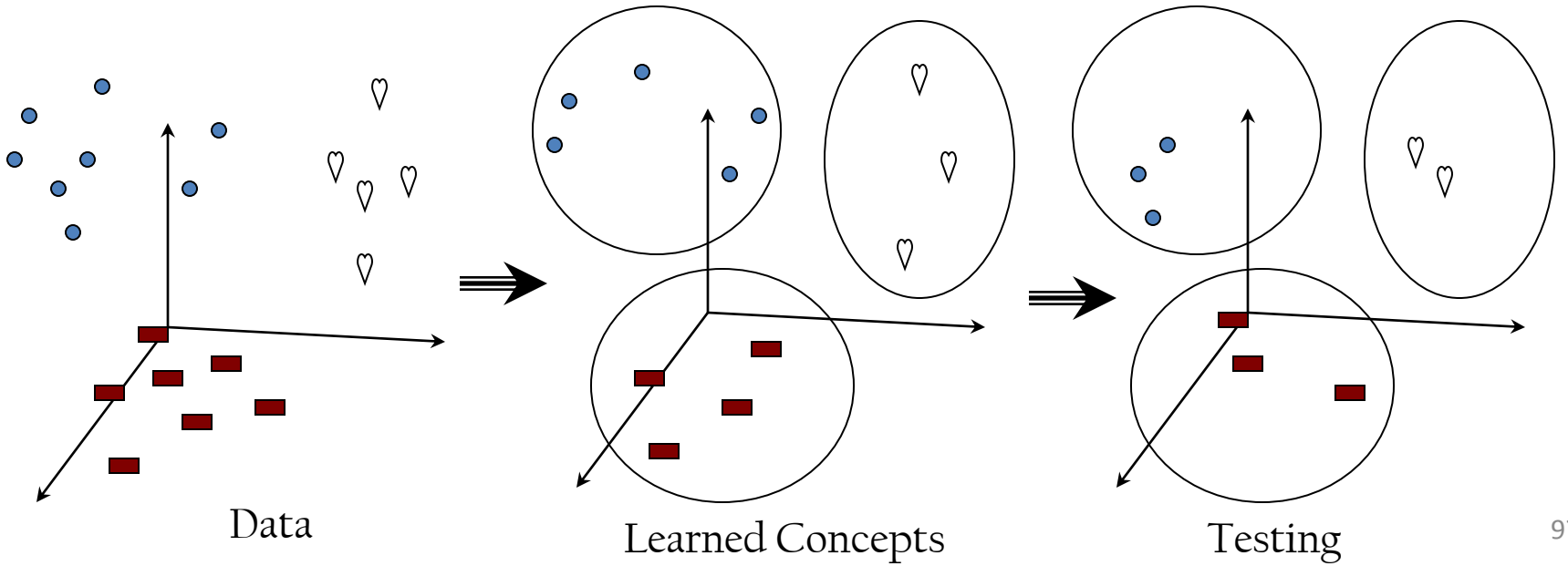
Statistics and Testing

Part 8

Testing Samples & Calculating Accuracy

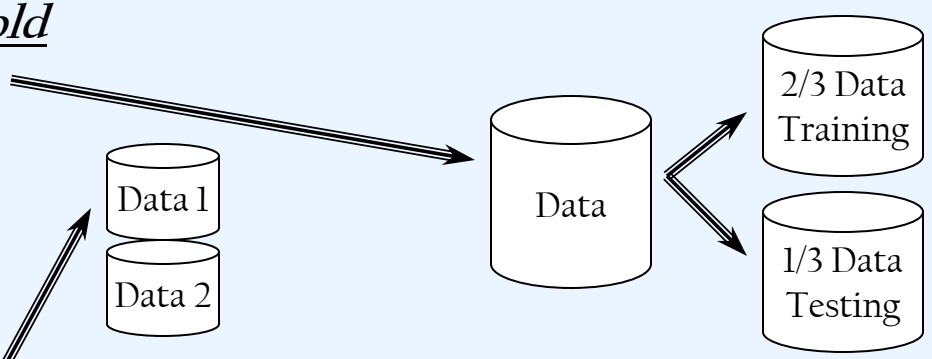
Training & Testing



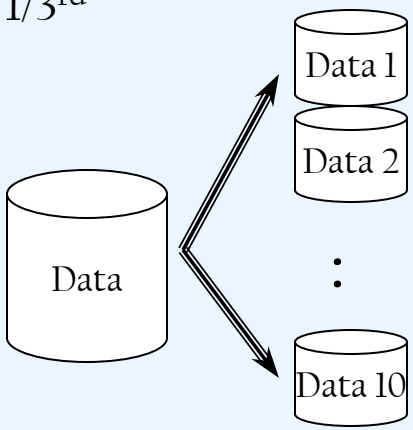


Testing Approaches

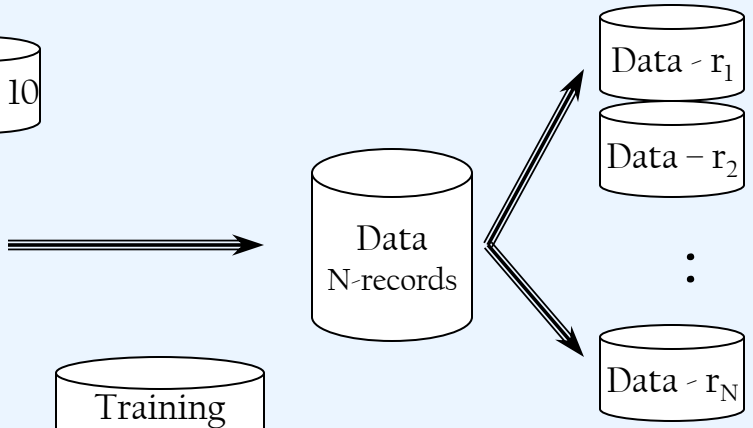
- ***Two-Cross-Fold***
  Train on 2/3rd
  Test on 1/3rd



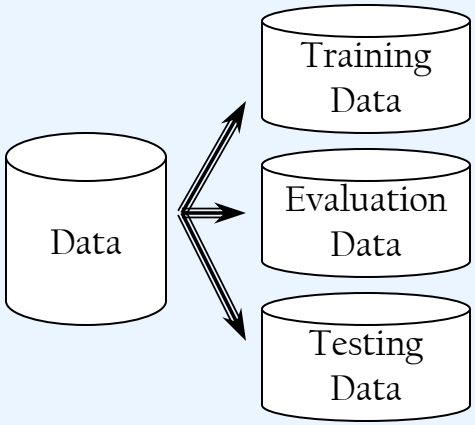
- ***Ten-Cross-Fold***
  Train on 9/10th
  Test on 1/10th
  Repeat 10 times



- ***Hold-One-Out***
  Train on all data but one
  Test on the selected one



- ***Learning Evaluation vs. Testing***
  Train on Training Data
  Evaluate on Evaluation Data
  Test on Testing Data



Accuracy & Error

Example: Suppose you have a classification model C, and 100 testing records from two classes (P & N). Suppose the following are the classification results:

		Actual	
		P	N
Obtained	P	TP	FP
	N	FN	TN

		Actual	
		P	N
Obtained	P	40	10
	N	5	45

- Accuracy vs. Error Rate
  - ***Accuracy*** = (40+45)/100 = 85%
  - ***Error Rate*** = (10+5)/100 = 15%
- True vs. False Classification
  - ***True Positive:*** = 88.88%
  - ***True Negative:*** = 81.82%
  - ***False Positive:*** = 11.12%
  - ***False Negative:*** = 18.18%
- Flexible Matching
  - *Using Nearest Neighbors (e.g., majority of nearest 3 neighbors)*
  - Using Fuzzy rules (assigning probability for each decision and taking it into consideration when calculating the accuracy)
  - Assigning small weights for the false positive and false negative results (not zero)
- Testing for Multiple Classes ????

Precision, Recall, and F-Measure

Accuracy: is the percentage of correct results

Error: is the percentage of wrong results

Accuracy only reacts to real errors, and doesn't show how many correct results have been found as such

Precision:

Precision shows the percentage of correct results within an answer:

$$Precision = (tp) / (tp + fp)$$

Recall:

Recall is the percentage of the correct system results over all correct results:

$$Recall = (tp) / (tp + fn)$$

Makhoul, John; Francis Kubala; Richard Schwartz; Ralph Weischedel: Performance measures for information extraction. In: Proceedings of DARPA Broadcast News Workshop, Herndon, VA, February 1999

Precision, Recall, and F-Measure

Precision and Recall can be defined differently for different tasks

For example: In Information Retrieval,

- Recall = |{relevant documents} ∩ {documents retrieved}| /

  / |{relevant documents}|

- Precision = |{relevant documents} ∩ {documents retrieved}| /

  / |{documents retrieved}|

Christopher D. Manning and Hinrich Sch¨utze, Foundations of Statistical Natural Language Processing, MIT Press, 1999.

Precision, Recall, and F-Measure

F-Measure (harmonic mean):

F_β "measures the effectiveness of β times as much importance to recall as precision". The general form of F-Measure:

$$F_\beta = (1+ \beta^2) * (\text{precision} * \text{recall}) / (\beta^2 * \text{precision} + \text{recall})$$

when β=1,

$$F_1 = 2 * (\text{precision} * \text{recall}) / (\text{precision} + \text{recall})$$

STATISTICS

Part 9

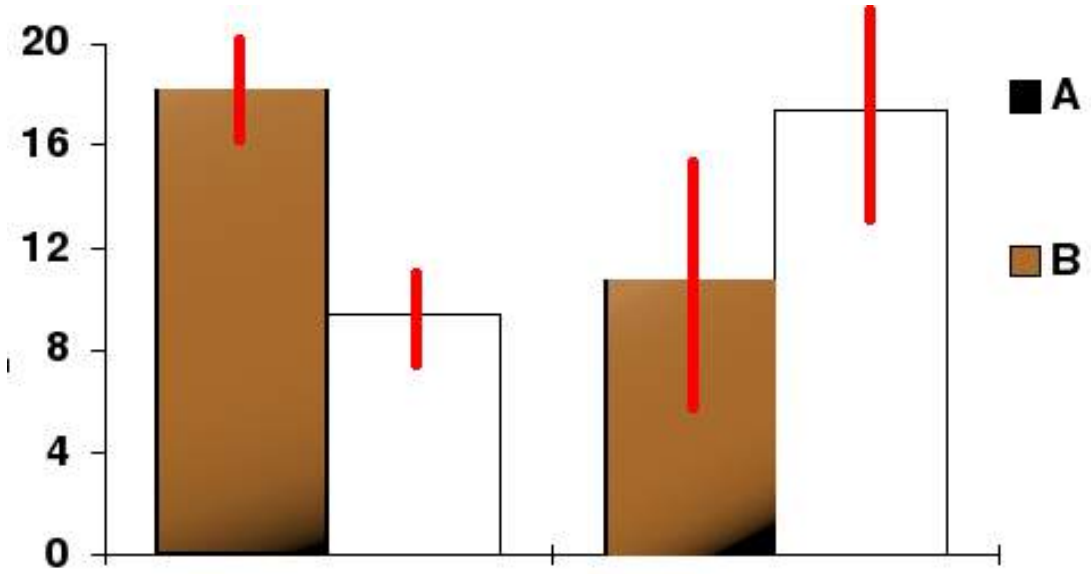
Test of Significance

Test of Significance (1/5)

- The probability that a result is not due to chance; or Is the observed value differs enough from a hypothesized value?
- The hypothesized value is called the null hypothesis
- If this probability is sufficiently low, then the difference between the parameter and the statistic is said to be "statistically significant"
- Just how low is sufficiently low? The choice of 0.05 and 0.01 are most commonly used

- Suppose your algorithm produced error rate of 1.5 and another algorithm produced an error of 2.1 on the same data set; are the two algorithms similar?

Test of Significance (2/5)



- The top ends of the bars indicate observation means
- The red line segments represent the confidence intervals surrounding them
- The difference between the two populations on the left is significant
- However, it is a common misconception to suppose that two parameters whose 95% confidence intervals fail to overlap are significantly different at the 5% level

Test of Significance (3/5)

- The system you are comparing against reported results of 250; the value reported is considered as a random variable X; the distribution of X is assumed as normal distribution with unknown mean and standard deviation σ=2.5; You ran your system 25 times; it reported values (x1, x2, … , x25); the average of these values is 250.2.

$$\hat{\mu} = \overline{X} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{25} x_i = 250.2$$

Sample Mean

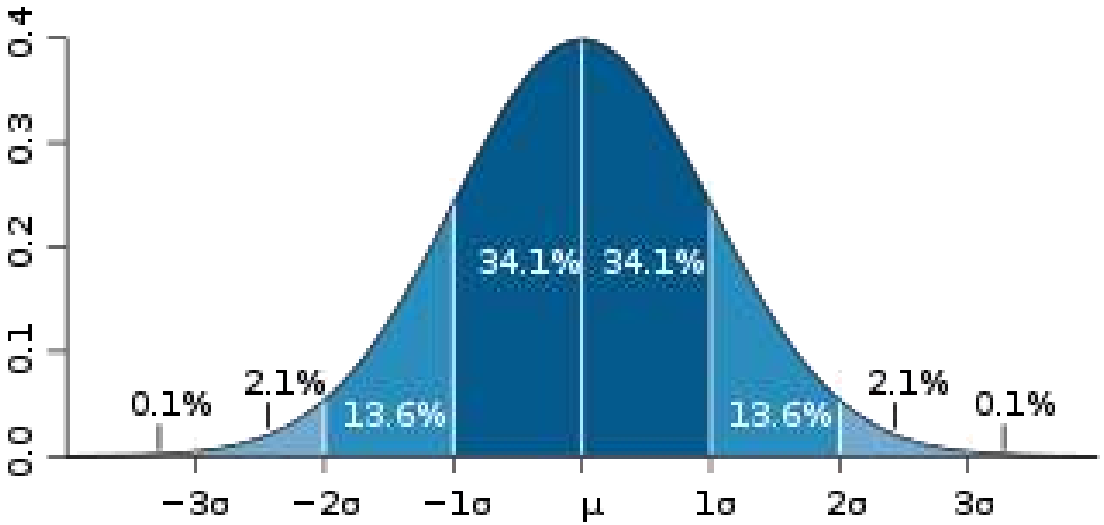
$$\text{Standard Error} = \sigma / \sqrt{n} = 2.5 / \sqrt{25} = 0.5$$

n is the sample size

$$Z = \frac{\overline{X} - \mu}{\sigma / \sqrt{n}} = \frac{\overline{X} - \mu}{0.5}$$

μ is not known

Test of Significance (4/5)



$$P(-z \le Z \le z) = 1 - \alpha = 0.95$$

$$\Phi(z) = P(Z \le z) = 1 - \frac{\alpha}{2} = 0.975$$

From Tables

$$z = \Phi^{-1}(\Phi(z)) = \Phi^{-1}(0.975) = 1.96$$

$$0.95 = 1 - \alpha = P(-z \le Z \le z) = P(-1.96 \le \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma / \sqrt{n}} \le 1.96)$$

Test of Significance (5/5)

$$P(-z \le Z \le z) = P(\bar{X} - 1.96\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \le \mu \le \bar{X} + 1.96\frac{\sigma}{\sqrt{n}})$$

$$P(-z \le Z \le z) = P(\bar{X} - 1.96 * 0.5 \le \mu \le \bar{X} + 1.96 * 0.5)$$

$$P(-z \le Z \le z) = P(\bar{X} - 0.98 \le \mu \le \bar{X} + 0.98)$$

$$\textit{Our Interval} = (250.2 - 0.98;\ 250.2 + 0.98)$$

$$\textit{Our Interval} = (249.22;\ 251.0)$$

- Any value within this interval is not significant

The Information Theory

Part 9

Introduction
Entropy

The Information Theory

The information conveyed by a message can be measured in bits by its probability

The Information Theory: Given Data

Attributes:
D1, D2, D3, D4

Domain(D1)={1,2,3}

Domain(D2)={1,2}

Domain(D3)={1,2}

Domain(D4)={A,B}

D1	D2	D3	D4	D5
1	2	1	A	1
1	2	2	A	0
1	2	2	B	0
1	2	2	B	0
1	1	1	B	1
2	2	2	A	1
2	2	2	B	1
2	1	1	A	1
2	2	1	B	1
3	1	2	A	0
3	1	1	A	0
3	2	2	B	1
3	1	2	B	1
3	1	2	B	1

Decision Attributes: D5

Domain(D5)={0,1}

Two Decisions: 0, 1

The Information Theory: Given Data

	D1	1		2		3	
D4	D3\D2	1	2	1	2	1	2
A	1		1	1		0	
	2		0		1	0	
B	1	1	1		1	1	
	2		0		1	1	1

D1	D2	D3	D4	D5
1	2	1	A	1
1	2	2	A	0
1	2	1	B	0
1	2	2	B	0
1	1	1	B	1
2	2	2	A	1
2	2	2	B	1
2	1	1	A	1
2	2	1	B	1
3	1	2	A	0
3	1	1	A	0
3	2	2	B	1
3	1	1	B	1
3	1	2	B	1

The Information Theory: Entropy

THE INFORMATION THEORY: information conveyed by a message depends on its probability and can be measured in bits as minus the logarithm (base 2) of that probability

suppose D_1, ..., D_m are m attributes and C_1, ..., C_n are n decision classes in a given data. Suppose S is any set of cases, and T is the initial set of training cases $S \subset T$. The **frequency of class C_i in the set S** is:

$$freq(C_i, S) = Number\ of\ examples\ in\ S\ belonging\ to\ C_i$$

If |S| is the total number of examples in S, ***the probability that an example selected at random from S belongs to class C_i*** is

$$freq(C_i, S) / |S|$$

The information conveyed by the message that "**a selected example belongs to a given decision class, C_i**", is determined by

$$-\log_2(freq(C_i, S) / |S|) \quad bits$$

The Information Theory: Entropy

The information conveyed by the message "***a selected example belongs to a given decision class, C_i***"

$$-\log_2(freq(C_i, S)/|S|) \quad bits$$

The Entropy: The expected information from a message stating class membership is given by

$$Info(S) = -\sum_{i=1}^{k}(freq(C_i, S)/|S|) * \log_2(freq(C_i, S)/|S|) \quad bits$$

info(S) is known as the ***entropy*** of the set S. When S is the initial set of training examples, *info(S) determines the average amount of information needed to identify the class of an example in S*.

The Information Theory: The Gain Ratio

S

D1	D2	D3	D4	D5
1	2	1	A	1
1	2	2	A	0
1	2	2	B	0
1	2	2	B	0
1	1	1	B	1
2	2	2	A	1
2	2	2	B	1
2	1	1	A	1
2	2	1	B	1
3	1	2	A	0
3	1	1	A	0
3	2	2	B	1
3	1	2	B	1
3	1	2	B	1

Example

$freq(0,S)=5$ | $freq(1,S)=9$

$freq(0,S)/|S|=5/14$ | $freq(1,S)=9/14$

The Entropy: *the average amount of information needed to identify the class of an example in S*

$$Info(S)=-9/14*\log_2(9/14)-5/14*\log_2(5/14)=0.94 bits$$

Using D_1 to Split the data provide 3 subsets of data

$$Info_{D_1}(S_1)=-3/5*\log_2(3/5)-2/5*\log_2(2/5)=0.94$$

$$Info_{D_1}(S_2)=-4/4*\log_2(4/4)=0.94$$

$$Info_{D_1}(S_3)=-2/5*\log_2(2/5)-3/5*\log_2(3/5)=0.94$$

$$Info_{D_1}(S)=(5/14)*Info_{D_1}(S_1)+(4/14)*Info_{D_1}(S_2)+(5/14)*Info_{D_1}(S_3)=0.694$$

The Information Theory: The Gain Ratio

Suppose attribute D_i is selected to be the root and it has k possible values. The expected information of selecting D to partition the training set S, $info_{Di}(S)$, can be calculated as follows:

$$Info_{D_i}(S) = \sum_{i=1}^{k} (|S_i| / |S|) * Info(S_i)$$

S_i is the subset number i of the data; k is the number of values of D_i

The information gained by partitioning the training examples S into subset using the attribute D_1 is given by

$$Gain(D_i) = Info(S) - Info_{D_i}(S)$$

The Information Theory: The Gain Ratio

The attribute to be selected is the attribute with maximum gain value. Quinlan found out that a key attribute will have the maximum gain. This is not good!

$$Split\_Info(S) = -\sum_{i=1}^{k}(|S_i|/|S|) * \log_2(|S_i|/|S|)$$

The gain ratio is given by:

$$Gain\_Ratio(D_i) = Gain(D_i) / Split\_Info(D_i)$$

Quinlan, J.R., (1993). "C4.5: Programs for Machine Learning", Morgan Kaufmann, Los Altos, California.

The Information Theory: The Gain Ratio

Example Cont.

$$Info_{D_1}(S) = (5/14) * Info_{D_1}(S_1) + (4/14) * Info_{D_1}(S_2) + (5/14) * Info_{D_1}(S_3) = 0.694$$

$$Gain(D_1) = 0.94 - 0.694 = 0.246$$

$$Split\_Info(S) = -5/14 * \log_2(5/14) - 4/14 * \log_2(4/14) - 5/14 \log_2(5/14) = 1.577 \quad bits$$

$$Gain\_Ratio(D_1) = 0.246 / 1.577 = 0.156$$

S

D1	D2	D3	D4	D5
1	2	1	A	1
1	2	2	A	0
1	2	2	B	0
1	2	2	B	0
1	1	1	B	1
2	2	2	A	1
2	2	2	B	1
2	1	1	A	1
2	2	1	B	1
3	1	2	A	0
3	1	1	A	0
3	2	2	B	1
3	1	2	B	1
3	1	2	B	1

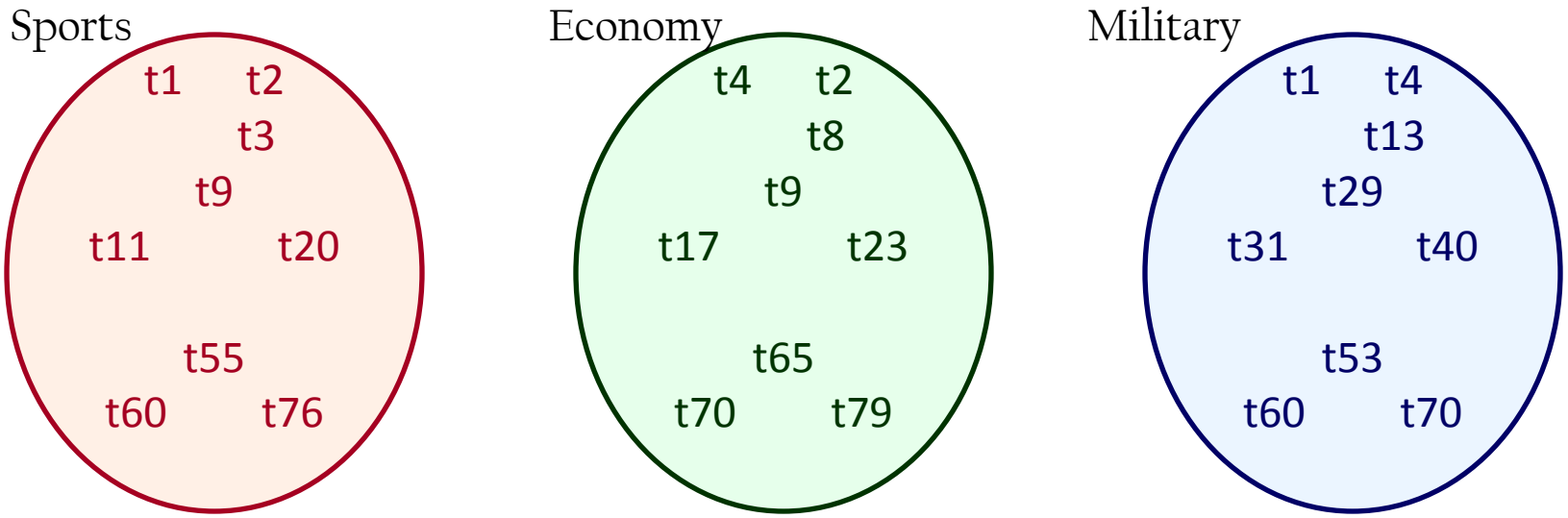
Information Gain: Term vs. Category

It measures the classification power of a term

$$IG(t_k, c_i) = \sum_{c \in \{c_i, \bar{c}_i\}} \sum_{t \in \{t_k, \bar{t}_k\}} P(t,c) \log_2 \frac{P(t,c)}{P(t)P(c)}$$

$P(t_k, c_i)$	➔probability document x contains term t and belongs to category c.
$P(\bar{t}_k, c_i)$	➔probability document x does not contain term t and belongs to category c.
$P(t_k, \bar{c}_i)$	➔probability document x contains term t and does not belong to category c.
$P(\bar{t}_k, \bar{c}_i)$	➔probability document x does not contain term t and does not belong to category c.
$P(t)$	➔probability of term t.
$P(c)$	➔probability of category c.

Testing The Membership



$$IG(t_k, c_i) = \sum_{c \in \{c_i, \bar{c}_i\}} \sum_{t \in \{t_k, \bar{t}_k\}} P(t,c) \log_2 \frac{P(t,c)}{P(t)P(c)}$$

$$IG(t_1, sport) = \frac{1}{9} * \log_2 \frac{1/9}{(2/27)*(9/27)} + \frac{8}{9} * \log_2 \frac{8/9}{(25/27)*(9/27)}$$
$$+ \frac{1}{18} * \log_2 \frac{1/18}{(2/27)*(18/27)} + \frac{17}{27} * \log_2 \frac{17/27}{(25/27)*(18/27)}$$

The Gain Ratio

$$GR(t_k, c_i) = \frac{\sum_{c \in \{c_i, \bar{c}_i\}} \sum_{t \in \{t_k, \bar{t}_k\}} P(t,c) \log_2 \frac{P(t,c)}{P(t)P(c)}}{-\sum_{c \in \{c_i, \bar{c}_i\}} P(c) \log_2 P(c)}$$

$P(t_k, c_i)$ ➔ probability document x contains term t and belongs to category c.

$P(\bar{t}_k, c_i)$ ➔ probability document x does not contain term t and belongs to category c.

$P(t_k, \bar{c}_i)$ ➔ probability document x contains term t and does not belong to category c.

$P(\bar{t}_k, \bar{c}_i)$ ➔ probability document x does not contain term t and does not belong to category c.

$P(t)$ ➔ probability of term t.

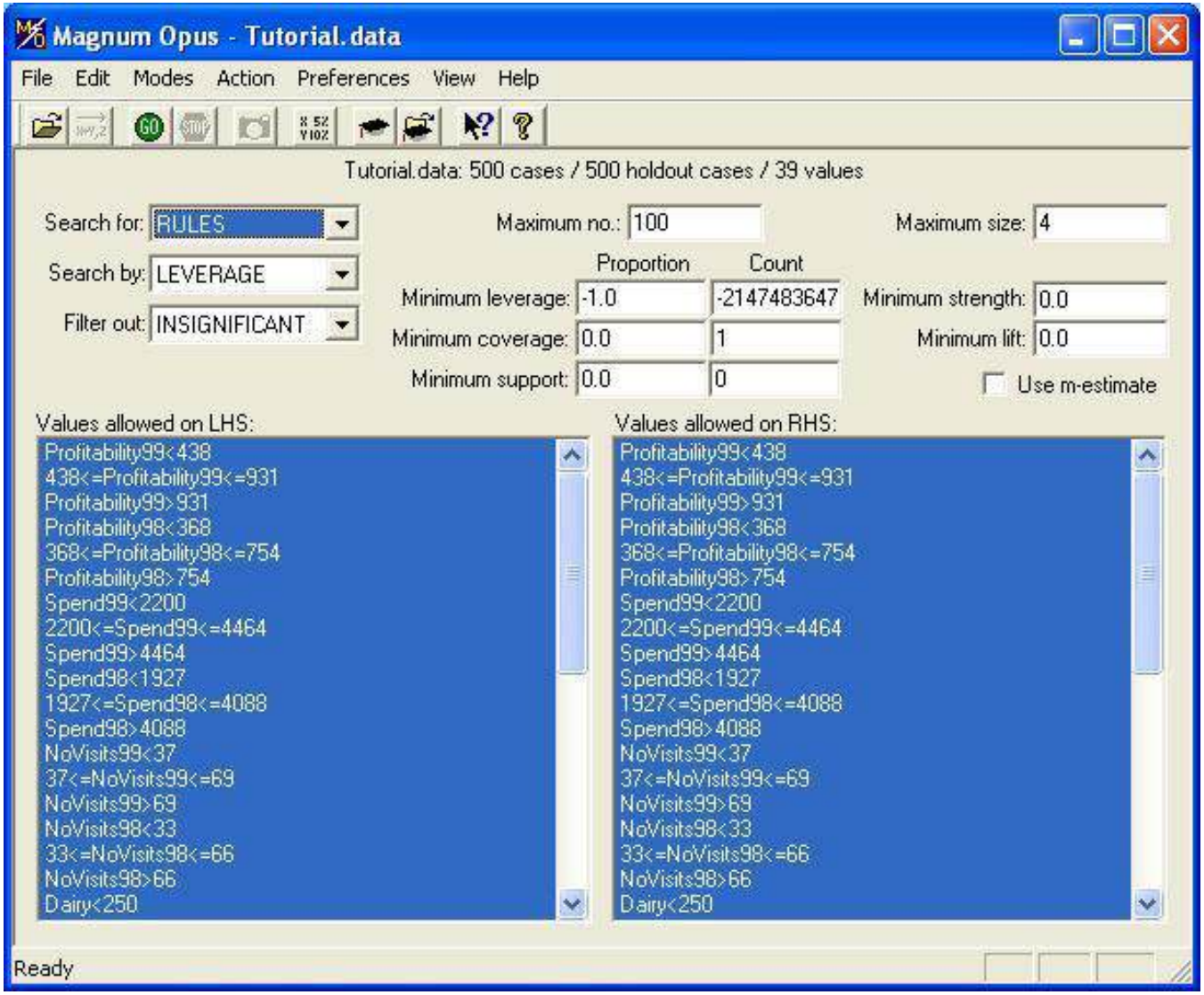
$P(c)$ ➔ probability of category c.

STATISTICAL ASSOCIATIONS

Part II

Association Rules
http://giwebb.com/

The Magnum Opus System



Attributes and their values for the Tutorial database

- Profitability99: numeric 3
- Profitability98: numeric 3
- Spend99: numeric 3
- Spend98: numeric 3
- NoVisits99: numeric 3
- NoVisits98: numeric 3
- Dairy: numeric 3
- Deli: numeric 3
- Bakery: numeric 3
- Grocery: numeric 3
- SocioEconomicGroup: categorical
- Promotion1: t, f
- Promotion2: t, f

The Magnum Opus System: Example

bananas
plums, lettuce, tomatoes
celery, confectionery
confectionery
apples, carrots, tomatoes, potatoes
potatoes
confectionery
carrots
confectionery
apples, oranges, lettuce, tomatoes
peaches, oranges, celery, potatoes, confectionery
beans
oranges, lettuce, carrots, tomatoes
apples, bananas, plums, carrots, tomatoes, onions, confectionery
apples, potatoes
lettuce, peas, beans
carrots, tomatoes
grapes, plums, lettuce, beans, potatoes, onions
confectionery
confectionery
carrots, peas, potatoes, onions, confectionery
tomatoes
confectionery
carrots, potatoes
peaches, apples, bananas
lettuce, beans, tomatoes, potatoes, confectionery
grapes, lettuce, tomatoes, confectionery
oranges

oranges, lettuce, confectionery
tomatoes
lettuce, carrots, tomatoes, confectionery
celery, potatoes, confectionery
oranges, carrots, beans, potatoes
peaches, oranges, bananas
lettuce, carrots, tomatoes, potatoes, onions
onions
peaches, apples, lettuce, peas, potatoes, onions
oranges, carrots, confectionery
bananas
lettuce, carrots, tomatoes, potatoes
carrots, confectionery
oranges, plums
peaches, oranges, lettuce, peas
lettuce, carrots, beans, tomatoes
plums, lettuce, peas, tomatoes, potatoes
carrots, tomatoes
bananas, lettuce, onions, confectionery
oranges, tomatoes
oranges, potatoes
confectionery
oranges, plums, potatoes
bananas, lettuce, carrots, tomatoes, potatoes
potatoes
lettuce, tomatoes, onions
lettuce, onions
apples, oranges, beans
corn

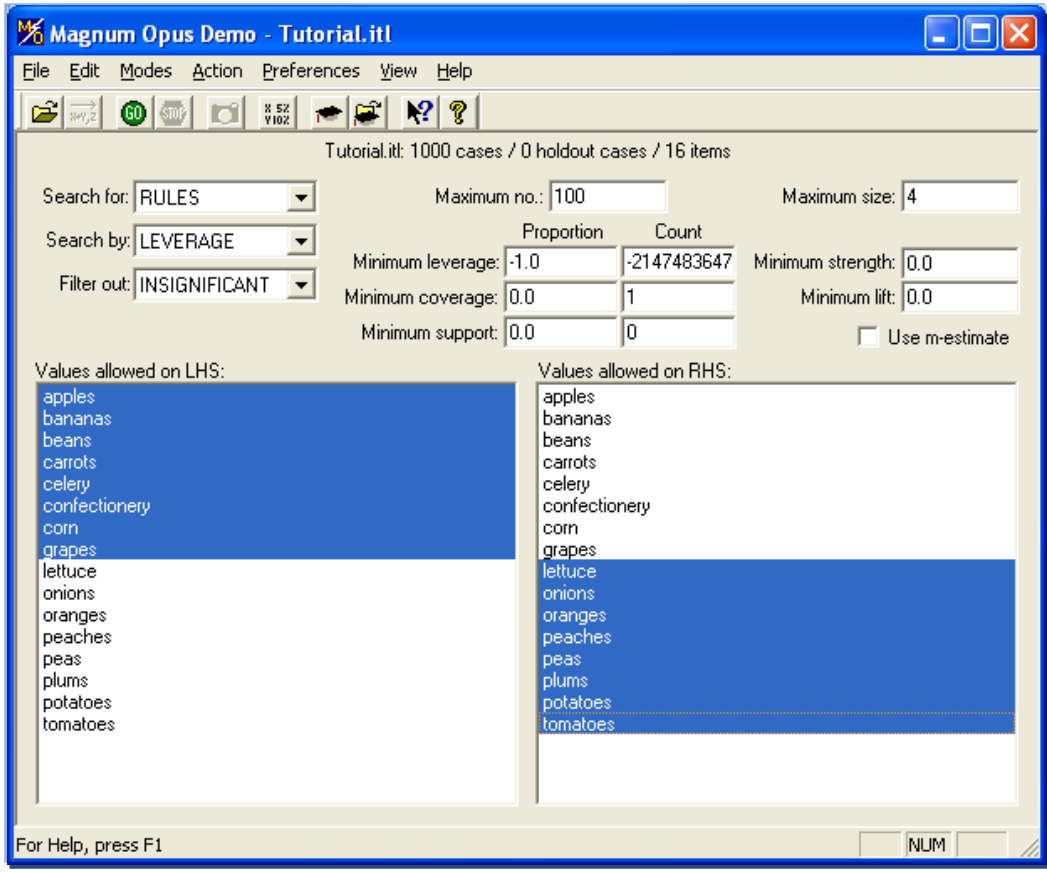
The Magnum Opus System

carrots -> tomatoes
[Coverage=0.175 (175); Support=0.085 (85); Strength=0.486; Lift=1.85; Leverage=0.0390 (39.0); p=1.83E-012]

bananas -> peaches
[Coverage=0.127 (127); Support=0.040 (40); Strength=0.315; Lift=2.42; Leverage=0.0235 (23.5); p=2.74E-009]

carrots -> potatoes
[Coverage=0.175 (175); Support=0.068 (68); Strength=0.389; Lift=1.37; Leverage=0.0185 (18.5); p=0.000575]

apples -> peaches
[Coverage=0.221 (221); Support=0.044 (44); Strength=0.199; Lift=1.53; Leverage=0.0153 (15.3); p=0.000635]



bananas & apples -> peaches
[Coverage=0.029 (29); Support=0.017 (17); Strength=0.586; Lift=4.51; Leverage=0.0132 (13.2); p=0.000540]

apples -> lettuce
[Coverage=0.221 (221); Support=0.058 (58); Strength=0.262; Lift=1.21; Leverage=0.0100 (10.0); p=0.0404]

carrots & beans -> potatoes
[Coverage=0.010 (10); Support=0.007 (7); Strength=0.700; Lift=2.47; Leverage=0.0042 (4.2); p=0.0420]

The Magnum Opus System: Example

ID001, bananas
ID002, plums
ID002, lettuce
ID002, tomatoes
ID003, celery
ID003, confectionery
ID004, confectionery
ID005, apples
ID005, carrots
ID005, tomatoes
ID005, potatoes
ID006, potatoes
ID007, confectionery
ID008, carrots
ID009, confectionery
ID00a, apples
ID00a, oranges
ID00a, lettuce
ID00a, tomatoes
ID00b, peaches
ID00b, oranges
ID00b, celery
ID00b, potatoes
ID00b, confectionery
ID00c, beans
ID00d, oranges
ID00d, lettuce
ID00d, carrots
ID00d, tomatoes

ID00e, apples
ID00e, bananas
ID00e, plums
ID00e, carrots
ID00e, tomatoes
ID00e, onions
ID00e, confectionery
ID00f, apples
ID00f, potatoes
ID010, lettuce
ID010, peas
ID010, beans
ID011, carrots
ID011, tomatoes
ID012, grapes
ID012, plums
ID012, lettuce
ID012, beans
ID012, potatoes
ID012, onions
ID013, confectionery
ID014, confectionery
ID015, carrots
ID015, peas
ID015, potatoes
ID015, onions
ID015, confectionery
ID016, tomatoes
ID017, confectionery

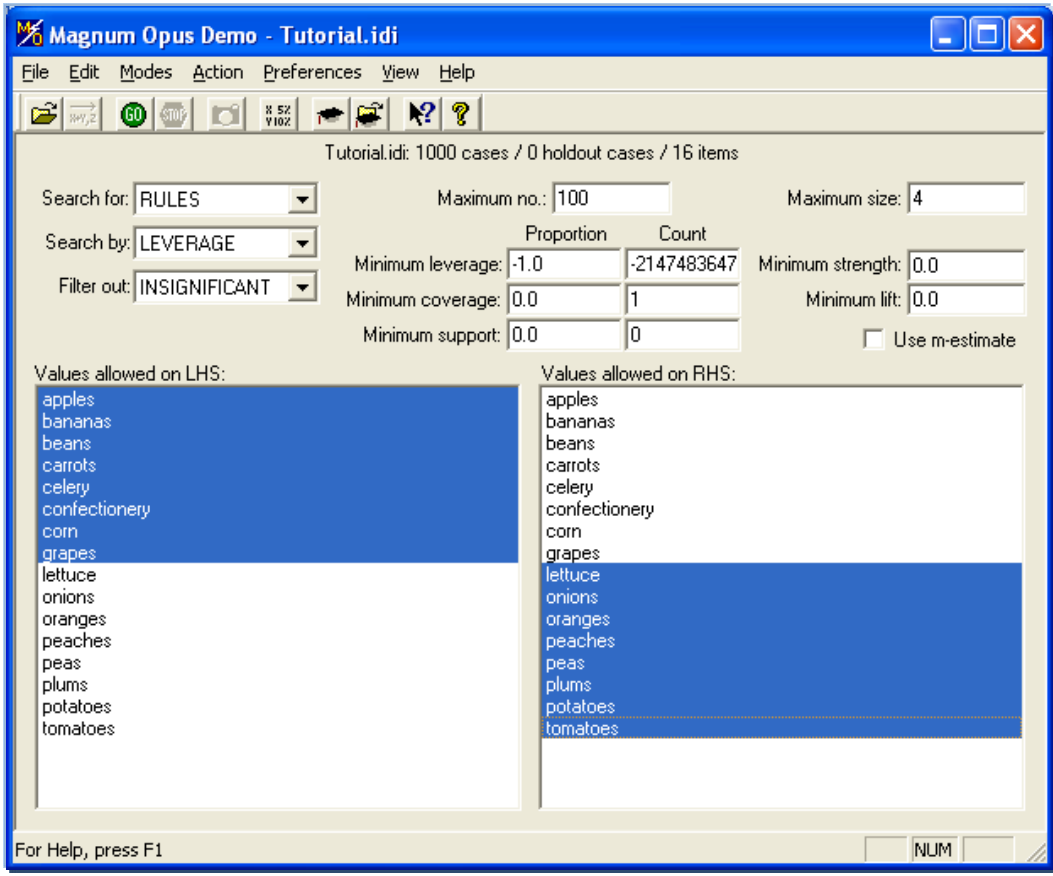
The Magnum Opus System

carrots -> tomatoes
[Coverage=0.175 (175); Support=0.085 (85); Strength=0.486; Lift=1.85; Leverage=0.0390 (39.0); p=1.83E-012]

bananas -> peaches
[Coverage=0.127 (127); Support=0.040 (40); Strength=0.315; Lift=2.42; Leverage=0.0235 (23.5); p=2.74E-009]

carrots -> potatoes
[Coverage=0.175 (175); Support=0.068 (68); Strength=0.389; Lift=1.37; Leverage=0.0185 (18.5); p=0.000575]

apples -> peaches
[Coverage=0.221 (221); Support=0.044 (44); Strength=0.199; Lift=1.53; Leverage=0.0153 (15.3); p=0.000635]



bananas & apples -> peaches
[Coverage=0.029 (29); Support=0.017 (17); Strength=0.586; Lift=4.51; Leverage=0.0132 (13.2); p=0.000540]

apples -> lettuce
[Coverage=0.221 (221); Support=0.058 (58); Strength=0.262; Lift=1.21; Leverage=0.0100 (10.0); p=0.0404]

carrots & beans -> potatoes
[Coverage=0.010 (10); Support=0.007 (7); Strength=0.700; Lift=2.47; Leverage=0.0042 (4.2); p=0.0420]

The Magnum Opus System: Example

829, 709, 5250, 6560, 70, 82, 1074, 390, 878, 1995, C, f, f
141, 118, 722, 928, 19, 16, 15, 155, 139, 404, C, f, f
1044, 783, 3591, 4026, 63, 61, 81, 218, 232, 2908, D2, f, t
78, 63, 331, 336, 7, 8, 54, 68, 63, 167, D1, t, f
511, 419, 2142, 1947, 34, 33, 59, 106, 239, 1477, C, f, f
987, 1402, 4032, 5376, 56, 64, 891, 681, 995, 1411, C, f, f
313, 286, 1137, 1008, 22, 18, 153, 63, 146, 762, D1, t, f
1800, 859, 7350, 3159, 75, 81, 441, 2315, 1433, 1837, D1, f, f
226, 126, 1034, 612, 11, 6, 351, 377, 259, 196, C, f, f
58, 28, 343, 140, 24, 14, 24, 18, 35, 248, A, t, f
1136, 597, 4602, 3068, 59, 59, 554, 870, 949, 2623, D1, f, f
376, 274, 1980, 1675, 22, 25, 356, 261, 344, 792, C, f, f
223, 172, 1656, 1400, 18, 14, 355, 430, 323, 579, C, f, f
1808, 976, 7600, 7396, 80, 86, 501, 718, 852, 5928, C, f, f
114, 180, 462, 1008, 14, 16, 4, 28, 27, 364, D2, f, f
1169, 1125, 4356, 3723, 45, 51, 359, 427, 134, 2107, D1, t, f
226, 235, 1230, 1575, 15, 15, 414, 284, 267, 418, D1, f, f
493, 189, 2408, 1035, 28, 23, 318, 503, 344, 1083, D1, f, f
915, 842, 4260, 5487, 71, 59, 1265, 796, 1148, 1917, C, f, t
1263, 739, 6136, 4277, 52, 47, 903, 1060, 589, 2208, B, f, f
668, 429, 4992, 5841, 78, 59, 988, 955, 593, 1697, B, f, f
259, 187, 1069, 930, 12, 10, 329, 182, 76, 481, B, t, f
1021, 778, 4118, 3127, 58, 53, 432, 467, 432, 2388, D1, f, f
751, 425, 3159, 1896, 27, 24, 262, 147, 542, 1516, C, f, f
1397, 929, 6210, 5162, 54, 58, 1630, 2329, 1676, 1552, C, f, t
336, 526, 1620, 3534, 60, 57, 211, 272, 183, 939, B, f, f
38, 52, 182, 518, 14, 14, 16, 17, 9, 131, C, f, t
578, 869, 1960, 3555, 70, 79, 219, 185, 212, 1274, D2, f, t

Profitability99: numeric 3
Profitability98: numeric 3
Spend99: numeric 3
Spend98: numeric 3
NoVisits99: numeric 3
NoVisits98: numeric 3
Dairy: numeric 3
Deli: numeric 3
Bakery: numeric 3
Grocery: numeric 3
SocioEconomicGroup: categorical
Promotion1: t, f
Promotion2: t, f

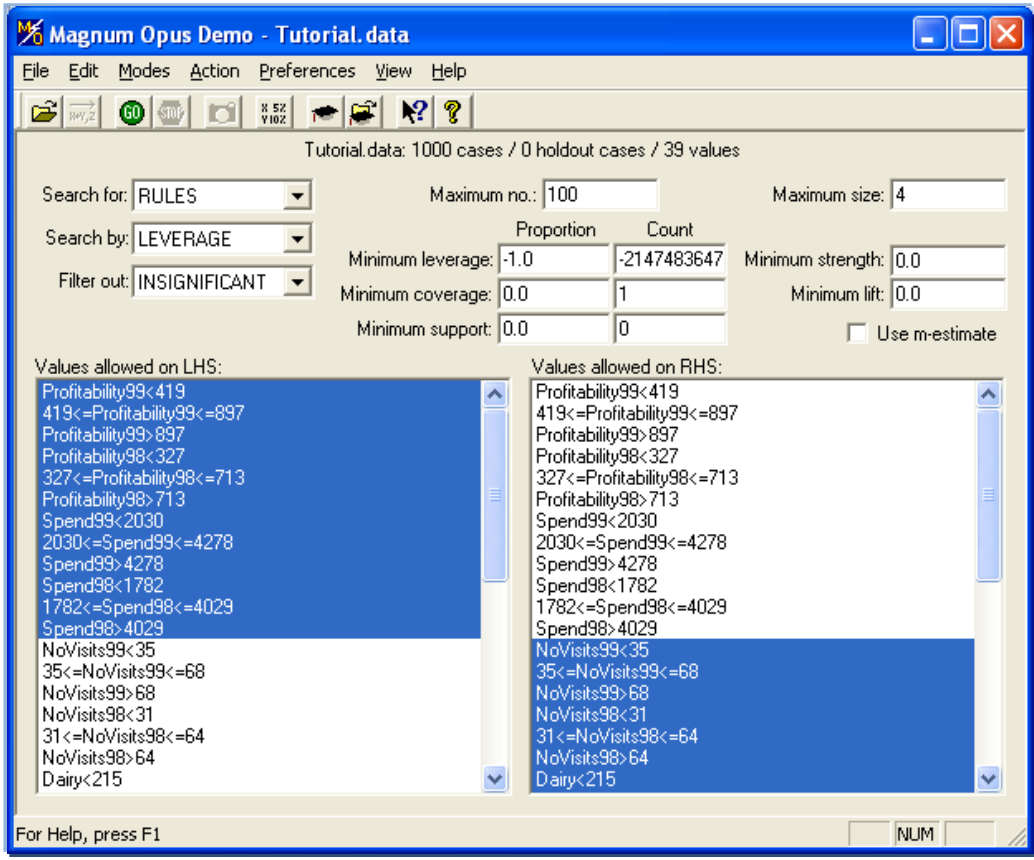
The Magnum Opus System

Spend98<1782 -> NoVisits98<31
[Coverage=0.331 (331); Support=0.277 (277);
Strength=0.837; Lift=2.57; Leverage=0.1694 (169.4);
p=1.64E-136]

Spend99<2030 -> Grocery<873
[Coverage=0.333 (333); Support=0.278 (278);
Strength=0.835; Lift=2.51; Leverage=0.1671 (167.1);
p=1.13E-130]

Profitability99<419 -> Grocery<873
[Coverage=0.333 (333); Support=0.277 (277);
Strength=0.832; Lift=2.50; Leverage=0.1661 (166.1);
p=6.14E-129]

Profitability99<419 & Spend99<2030 -> Grocery<873
[Coverage=0.302 (302); Support=0.265 (265);
Strength=0.877; Lift=2.64; Leverage=0.1644 (164.4);
p=2.52E-008]



Spend99<2030 -> NoVisits99<35
[Coverage=0.333 (333); Support=0.272 (272); Strength=0.817; Lift=2.48; Leverage=0.1624 (162.4); p=2.42E-123]

Spend98<1782 -> NoVisits99<35
[Coverage=0.331 (331); Support=0.271 (271); Strength=0.819; Lift=2.49; Leverage=0.1621 (162.1); p=4.58E-123]

Spend99<2030 & Spend98<1782 -> NoVisits99<35
[Coverage=0.259 (259); Support=0.246 (246); Strength=0.950; Lift=2.89; Leverage=0.1608 (160.8); p=7.04E-027]

Statistical Association

Magnum Opus

DEMO

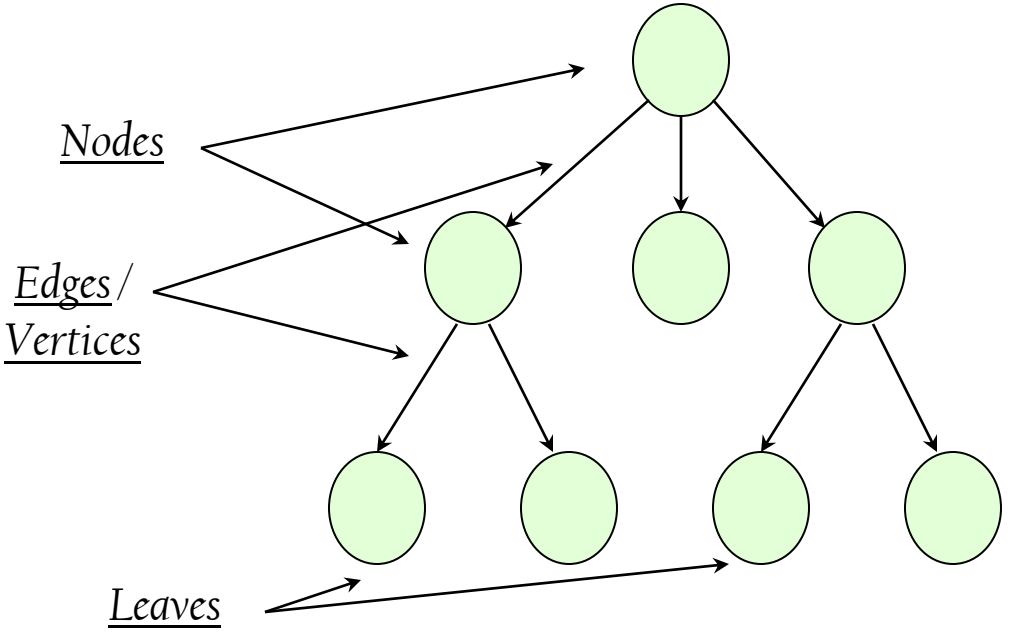
DECISION TREES

Part 12

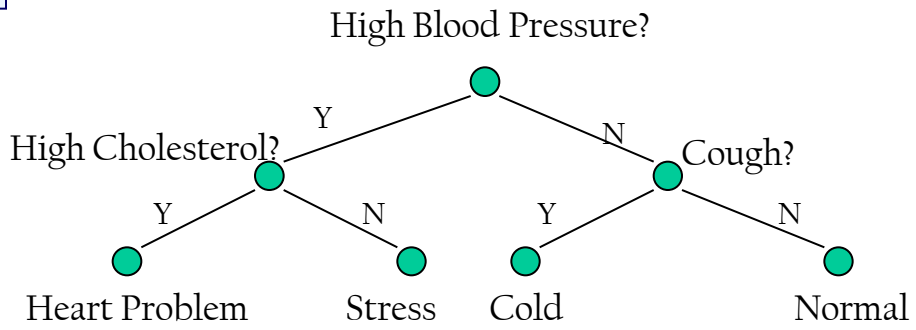
Using Statistical & Information Theory
http://rulequest.com/

Learning Decision Trees

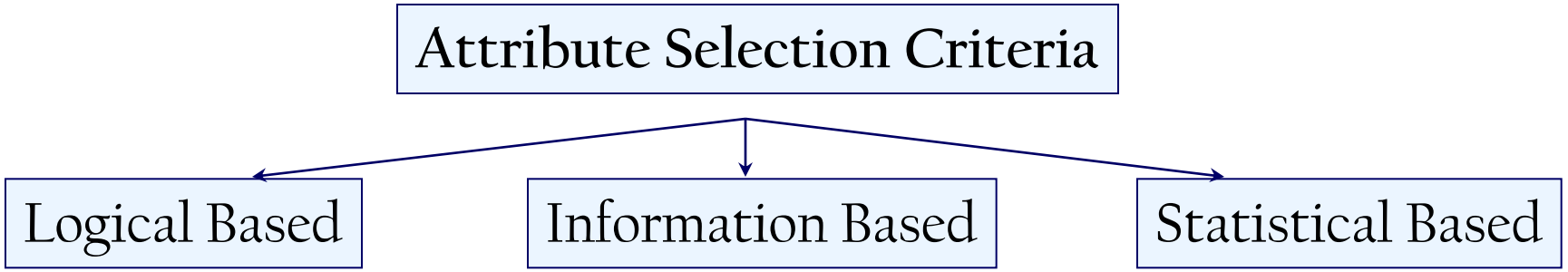
- A *Tree* is a Directed Acyclic Graph *(DAG)* + each node has one parent at most
- A *Decision Tree* is a tree where nodes associated with attributes, edges associated with attribute values, and leaves associated with decisions



Example:



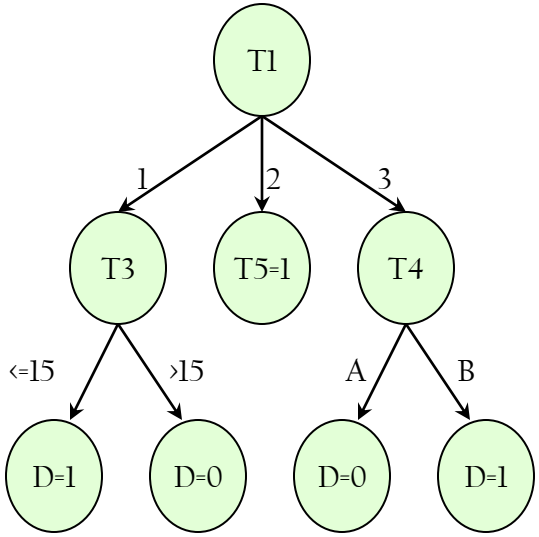
Learning Decision Trees



Information Theory

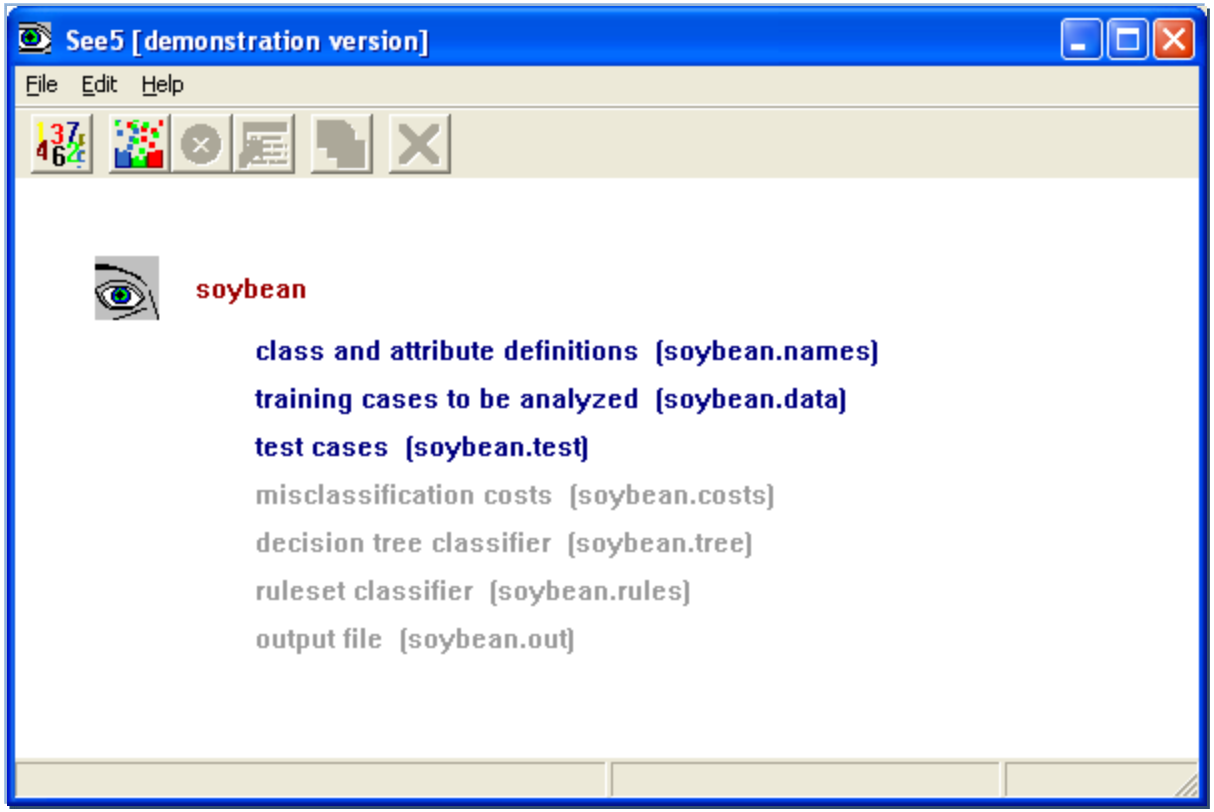
Example

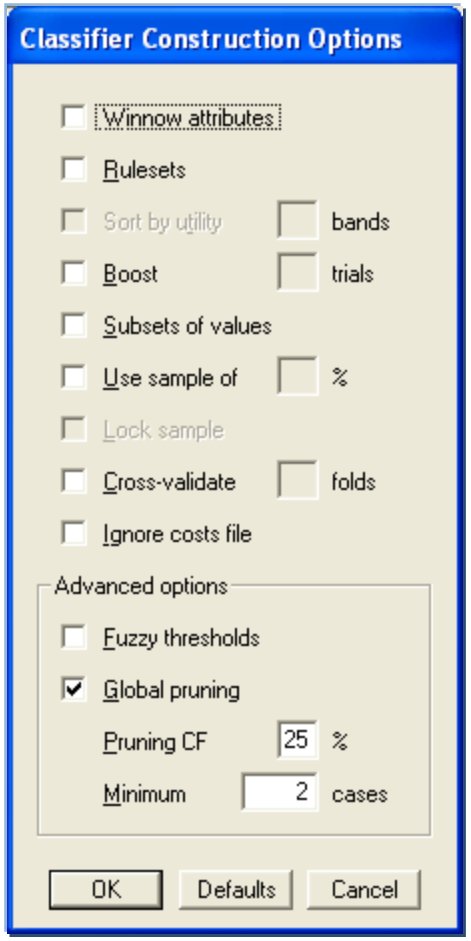
- T2 is quantized into two intervals at 21 (T2<=21) and (T2>21)
- T3 is quantized into two intervals at 15 (T3<=15) and (T3>15)



T1	T2	T3	T4	D
1	25	10	A	1
1	30	30	A	0
1	35	25	B	0
1	22	35	B	0
1	19	10	B	1
2	22	30	A	1
2	33	18	B	1
2	14	5	A	1
2	31	15	B	1
3	21	20	A	0
3	15	10	A	0
3	25	20	B	1
3	18	20	B	1
3	20	36	B	1

C5


See5 [demonstration version]
File Edit Help
soybean
class and attribute definitions (soybean.names)
training cases to be analyzed (soybean.data)
test cases (soybean.test)
misclassification costs (soybean.costs)
decision tree classifier (soybean.tree)
ruleset classifier (soybean.rules)
output file (soybean.out)


Classifier Construction Options
Winnow attributes
Rulesets
Sort by utility
bands
Boost
trials
Subsets of values
Use sample of
%
Lock sample
Cross-validate
folds
Ignore costs file
Advanced options
Fuzzy thresholds
Global pruning
Pruning CF
25
%
Minimum
2
cases
OK
Defaults
Cancel

Decision Trees

C5

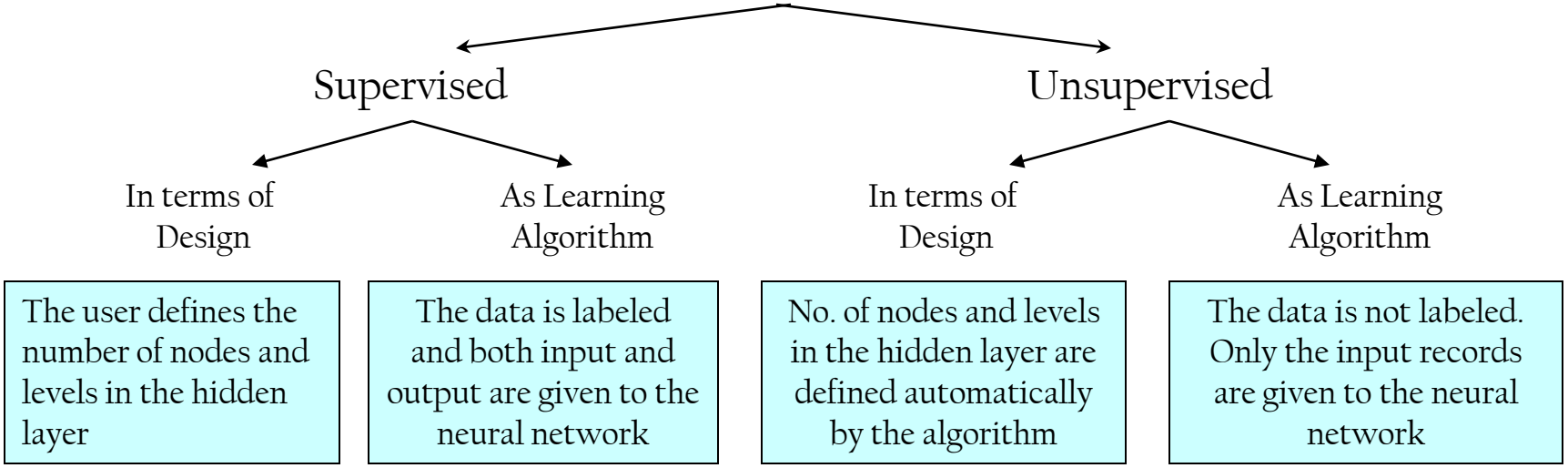
DEMO

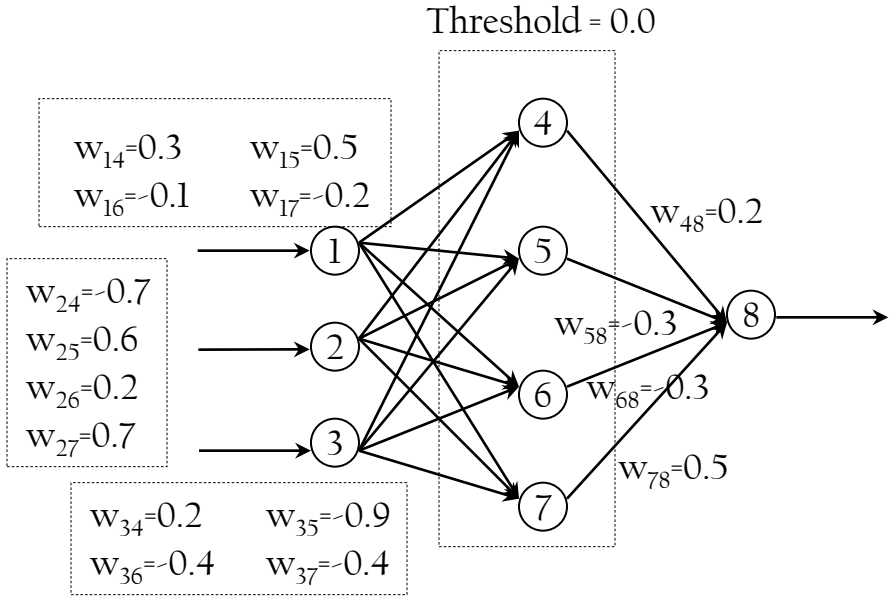
NEURAL NETWORKS

Part 13

How It Works?

Learning Neural Networks

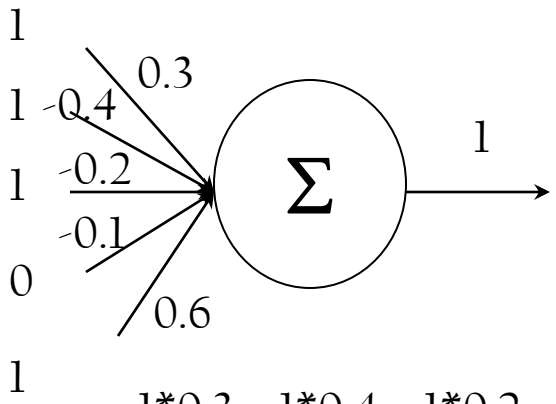




Test Data

A	B	C	Decision
0	0	0	
0	0	1	
0	1	0	
0	1	1	1
1	0	0	
1	0	1	
1	1	0	
1	1	1	

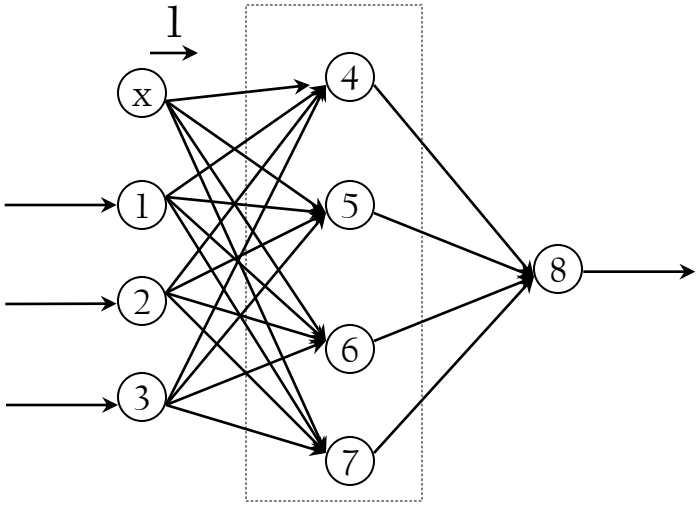
Learning Neural Networks



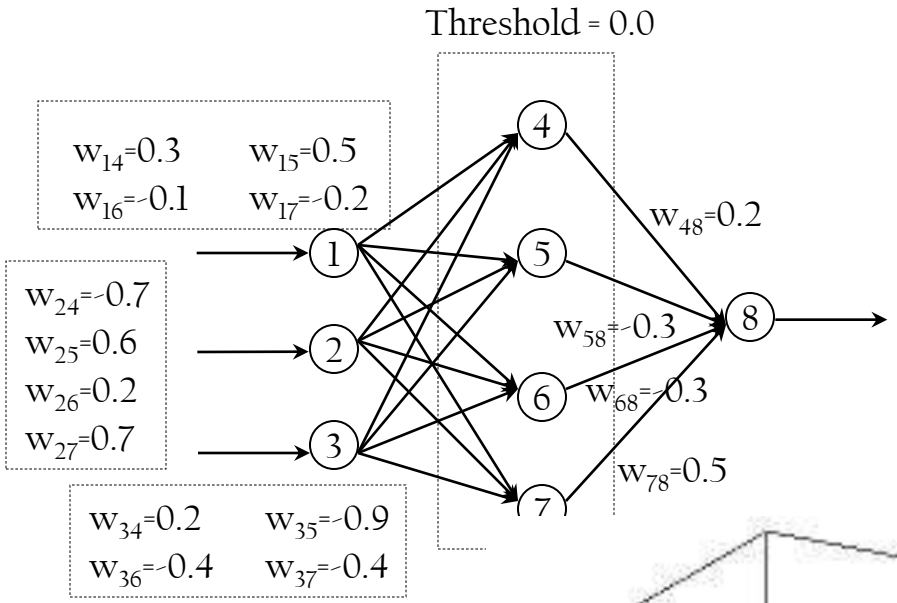
The Sigmoid Function

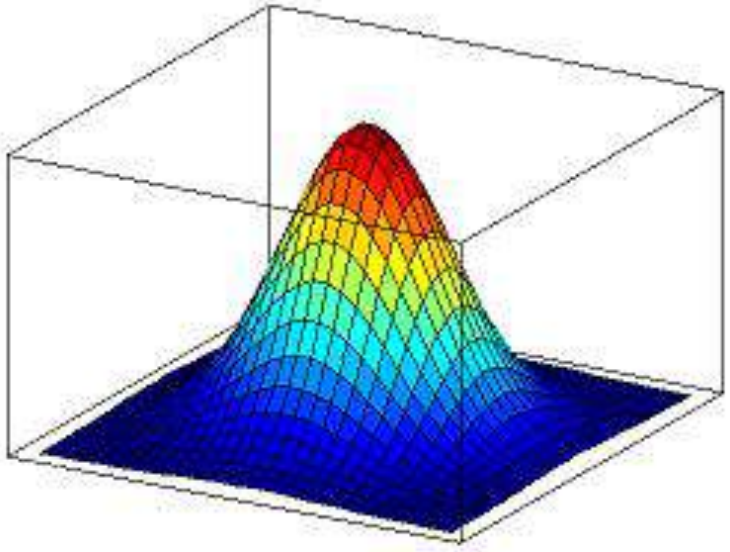
=1*0.3 – 1*0.4 – 1*0.2 – 0*0.1 + 1*0.6 = 0.3 > 0.0

To avoid setting the threshold:



Learning Neural Networks





Test Data

A	B	C	Decision
0	0	0	
0	0	1	
0	1	0	
0	1	1	
1	0	0	
1	0	1	
1	1	0	
1	1	1	

MACHINE TRANSLATION

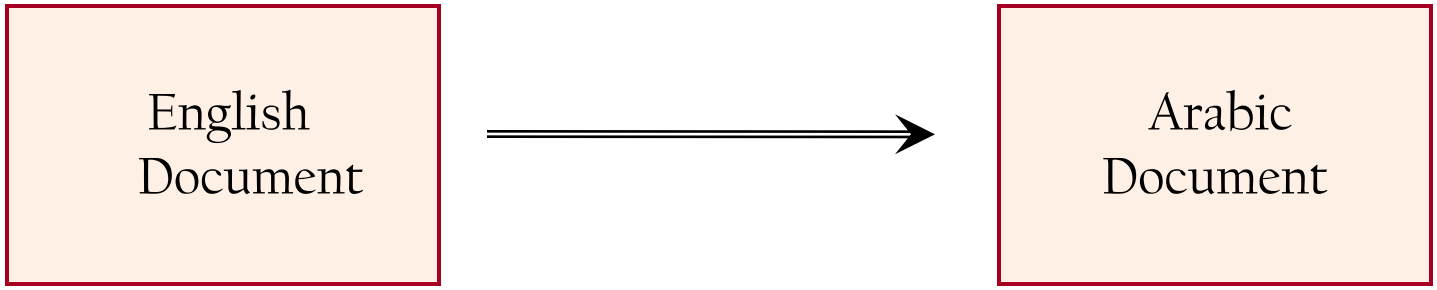
Part 14

Statistical Machine Translation

Statistical Machine Translation

- For each English sentence “e”, we need the Arabic sentence “a” which maximize P(a|e)

  P(a|e)=P(a)*P(e|a)/P(e)



Language Model

- A statistical **language model** assigns a probability to a sequence of *m* words by means of a probability distribution
- Record every sentence that anyone ever says in Arabic; Suppose you record a database of one billion utterances; If the sentence "كيف حالك؟" appears 76,413 times in that database, then we say P(كيف حالك؟) = 76,413/1,000,000,000 = 0.000076413
- One big problem is that many perfectly good sentences will be assigned a P(a) of zero

Arabic Sentence	Probability
كيف حالك	0.000076413
الولد سعيد	0.000066392

N-Grams

- An n-word substring is called an n-gram
- If n=2, we say bigram. If n=3, we say trigram
- Let P(y | x) be the probability that word y follows word x

  P(y | x) = number-of-occurrences("xy") / number-of-occurrences("x")

  P(z | x y) = number-of-occurrences("xyz") / number-of-occurrences("xy")

➔ P(ذهب الولد إلى المدرسة) = P(ذهب | start-of-sentence) * P(الولد | ذهب) * P(إلى | الولد) * P(المدرسة | إلى) * P(end-of-sentence | المدرسة)

➔ P(ذهب الولد إلى المدرسة) = P(ذهب | start-of-sentence) * P(الولد | start-of-sentence ,ذهب) * P(إلى | ذهب, الولد) * P(المدرسة | إلى ,الولد) * P(end-of-sentence | المدرسة، إلى) * P(end-of-sentence | end-of-sentence ,المدرسة)

N-Grams Language Model

$$P(w_1,\ldots,w_m)=\prod_{i=1}^{m}P(w_i \mid w_1,\ldots,w_{i-1}) \approx \prod_{i=1}^{m}P(w_i \mid w_{i-(n-1)},\ldots,w_{i-1})$$

$$P(w_i \mid w_{i-(n-1)},\ldots,w_{i-1})=\frac{count(w_{i-(n-1)},\ldots,w_i)}{count(w_{i-(n-1)},\ldots,w_{i-1})}$$

Example:

In a bigram (n=2) language model, the approximation looks like

$$P(I,saw,the,red,house) \approx P(I)P(saw|I)P(the|saw)P(red|the)P(house|red)$$

In a trigram (n=3) language model, the approximation looks like

$$P(I,saw,the,red,house) \approx P(I)P(saw|I)P(the|I,saw)P(red|saw,the)P(house|the,red)$$

Translation Model

- P(e | a), the probability of an English string "e" given an Arabic string "a"; This is called a translation model
- P(e | a) will be a module in overall English-to-Arabic machine translation system; When we see an actual English string e, we want to reason backwards … What Arabic string a is likely to be expressed, and likely to subsequently translate to e? We're looking for the a that maximizes P(a) * P(e | a)

Arabic Sentence	English Sentence	P(a|e)
ذهب الولد إلى المدرسة	The boy went to School	0.0034
إنخفاض البورصة اليوم	Today, the stock market went down	0.00021
:	:	

- Example, BuckWalter

Translation Model

- For each word a_i in an Arabic sentence ($i = 1 \ldots l$), we choose a fertility ϕ_i. The choice of fertility depends on the Arabic word in question. It is not dependent on the other Arabic words in the Arabic sentence, or on their fertilities
- For each word a_i, we generate ϕ_i English words. The choice of English word depends on the Arabic word that generates it. It is not dependent on the Arabic context around the Arabic word. It is not dependent on other English words that have been generated from this or any other Arabic word
- All those English words are permuted. Each English word is assigned an absolute target "position slot." For example, one word may be assigned position 3, and another word may be assigned position 2 -- the latter word would then precede the former in the final English sentence. The choice of position for a English word is dependent solely on the absolute position of the Arabic word that generates it

REFERENCES

- W. Weaver (1955). Translation (1949). In: *Machine Translation of Languages*, MIT Press, Cambridge, MA.
- P. Brown, S. Della Pietra, V. Della Pietra, and R. Mercer (1993). The mathematics of statistical machine translation: parameter estimation. *Computational Linguistics*, **19(2)**, 263-311.
- S. Vogel, H. Ney and C. Tillmann. 1996. HMM-based Word Alignment in StatisticalTranslation. In COLING '96: The 16th International Conference on Computational Linguistics, pp. 836-841, Copenhagen, Denmark.
- F. Och and H. Ney. (2003). A Systematic Comparison of Various Statistical Alignment Models. Computational Linguistics, 29(1):19-51
- P. Koehn, F.J. Och, and D. Marcu (2003). Statistical phrase based translation. In *Proceedings of the Joint Conference on Human Language Technologies and the Annual Meeting of the North American Chapter of the Association of Computational Linguistics (HLT/NAACL)*.
- D. Chiang (2005). A Hierarchical Phrase-Based Model for Statistical Machine Translation. In *Proceedings of the 43rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL'05)*.
- F. Och and H. Ney. (2003). A Systematic Comparison of Various Statistical Alignment Models. Computational Linguistics, 29(1):19-51
- P. Koehn, H. Hoang, A. Birch, C. Callison-Burch, M. Federico, N. Bertoldi, B. Cowan, W. Shen, C. Moran, R. Zens, C. Dyer, O. Bojar, A. Constantin, E. Herbst. 2007. Moses: Open Source Toolkit for Statistical Machine Translation. ACL 2007, Demonstration Session, Prague, Czech Republic
- Q. Gao, S. Vogel, "Parallel Implementations of Word Alignment Tool", Software Engineering, Testing, and Quality Assurance for Natural Language Processing, pp. 49-57, June, 2008
- W. J. Hutchens and H. Somers. (1992). An Introduction to Machine Translation, 18.3:322. ISBN 0-12-36280-X

REFERENCES

- W. The Sage Dictionary of Statistics, pg. 76, Duncan Cramer, Dennis Howitt, 2004, ISBN 076194138X
- E.L. Lehmann and Joseph P. Romano (2005). *Testing Statistical Hypotheses* (3E ed.). New York, NY: Springer. ISBN 0387988645
- D.R. Cox and D.V.Hinkley (1974). *Theoretical Statistics*. ISBN 0412124293.
- Fisher, Sir Ronald A. (1956) [1935]. "Mathematics of a Lady Tasting Tea". in James Roy Newman. *The World of Mathematics, volume 3.* http://books.google.com/books?id=oKZwtLQTmNAC&pg=PA1512&dq=%22mathematics+of+a+lady+tasting+tea%22&sig=8-NQlCLzrh-oV0wjfwa0EgspSNU
- R.A. Fisher, the Life of a Scientist, Box, 1978, p134
- Mccloskey, Deirdre (2008). *The Cult of Statistical Significance*. Ann Arbor: University of Michigan Press. ISBN 0472050079
- *What If There Were No Significance Tests?*, Harlow, Mulaik & Steiger, 1997, ISBN 978-0-8058-2634-0
- Rosnow, R.L. & Rosenthal, R. (1989). Statistical procedures and the justification of knowledge in psychological science. American Psychologist, 44, 1276-1284
- Loftus, G.R. 1991. On the tyranny of hypothesis testing in the social sciences. Contemporary Psychology 36: 102-105
- Cohen, J. 1990. Things I have learned (so far). American Psychologist 45: 1304-1312. ^ Introductory Statistics, Fifth Edition, 1999, pg. 521, Neil A. Weiss, ISBN 0-201-59877-9
- Ioannidis JP (July 2005). "Contradicted and initially stronger effects in highly cited clinical research". *JAMA* **294** (2): 218–28.

Tutorial on Statistics, Probability and Information Theory for Language Engineers

Prof. Ibrahim F. Imam

Full Professor and Assistant Dean,
College of Computing and Information Technology
Arab Academy for Science, Technology & Maritime Transport, Cairo

Adjunct Professor, Computer Science Department,
College of Engineering, Virginia Tech. University, VA, USA

Email: ifi05@yahoo.com Phone: 012-2242929

Contents of the Tutorial

1- Main Presentation in PDF Slides

2- Presentation on Statistics in Excel in PDF Slides

3- Statistical Machine Translation File “SMT.rtf”

4- Three Files on How to Apply Statistics in Excel

5- Two Machine Learning Demo Programs C5 & Opus

6-

OUTLINE

BASIC MATHEMATICS

Part 0

Basic Concepts

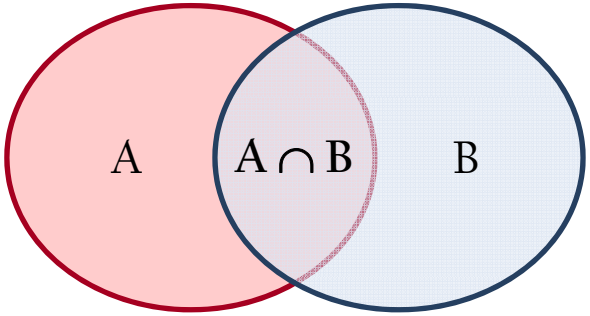
BASIC MATHEMATICS

$$\sum_{i=1}^{n} i = 1 + 2 + \ldots + n \qquad \prod_{i=1}^{n} i = 1 * 2 * \ldots * n$$

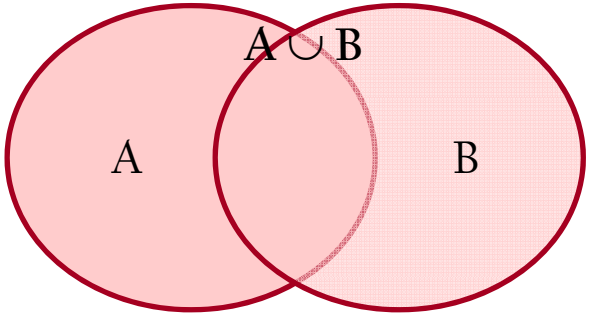
$$\sum_{i=1}^{n} ki = k\sum_{i=1}^{n} i \qquad \prod_{i=1}^{n} ki = k\prod_{i=1}^{n} i$$

Introduction to Set Theory

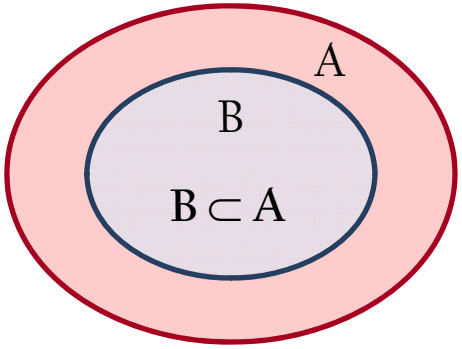
- A set is a collection of distinct items (Example: A = {1, 2, 3, 4, 5})



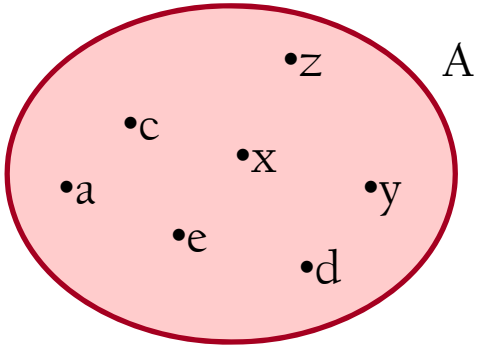
Intersection



Union



Sub-set & Super-set



x ∈ A; a∈ A; d ∈ A; …

Introduction to Set Theory

- $A = \{a, c, e, d, x, y, z\}$ $B = \{b, c, d, y, m, n\}$ $C = \{c, d\}$

$A \cap B = \{c, d, y\}$

Intersection

$A \cup B = \{a, b, c, d, e, m, n, x, y, z\}$

Union

$A \not\subset B$ $C \subset B$ $C \subset A$

Sub-set & Super-set

$x \in A$; $x \notin B$; $x \notin C$

Belong Relationship

Φ/ϕ is the empty set

$\cap \cup \subset \not\subset \in \notin \neg \wedge \vee$

Introduction to Set Theory

- $A \cap (B \cap C) = (A \cap B) \cap C$ & $A \cup (B \cup C) = (A \cup B) \cup C$
- $A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$
- $\neg(\neg A) = A$
- $\neg(A \cap B) = \neg A \cup \neg B$

Introduction to Propositional Logic

- It is also called the Zero Order Logic
- A sentence X can be either true or false (1 or 0)

X
0
1

Y
0
1

X	Y	X∧Y
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

X	Y	X∨Y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

X	Y	X➔Y
0	0	1
0	1	1
1	0	0
1	1	1

X	Y	X XOR Y
0	0	1
0	1	0
1	0	0
1	1	1

$X \rightarrow Y = \neg X \vee Y$
$\neg(X \wedge Y) = \neg X \vee \neg Y$
$X \wedge X = X \quad \& \quad X \vee X = X$
$X \vee (Y \wedge Z) = (X \vee Y) \wedge (X \vee Z)$
$\neg(\neg X) = X$

Introduction to Vectors

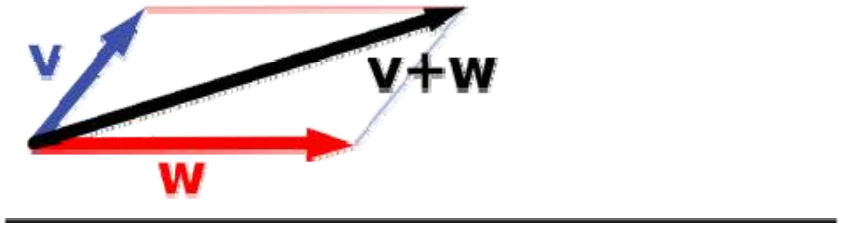
Part 1

Representing Documents As Vectors

Introduction to Vectors

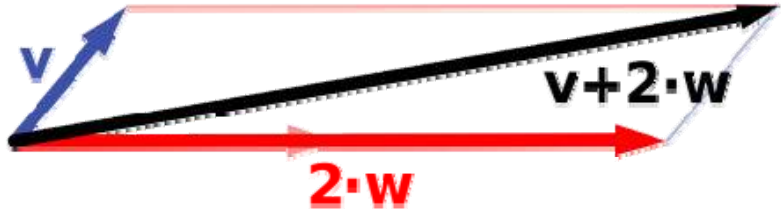
Adding two vectors

$(x_1, y_1) + (x_2, y_2) = (x_1 + x_2, y_1 + y_2)$



Multiplying a vector by a constant and adding it to another vector

$(x_1, y_1) + (2.x_2, 2.y_2) = (x_1 + 2x_2, y_1 + 2y_2)$

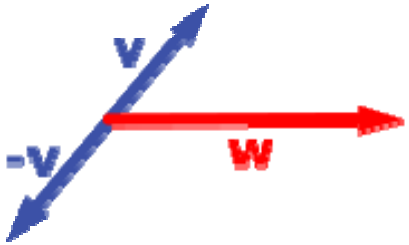


Multiplying a vector by -1

$-(x_1, y_1) = (-x_1, -y_1)$

Multiplying a vector by a constant

$2 . (x_2, y_2) = (2x_2, 2y_2)$



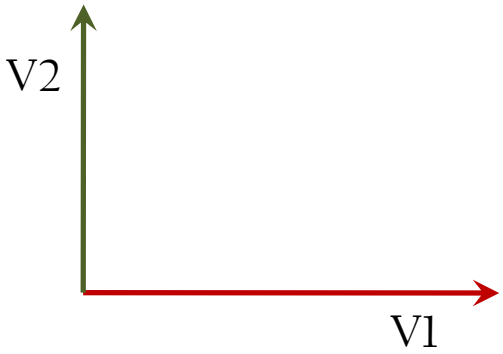
Introduction to Vectors

Multiplying two orthogonal vectors equal to zero.

Examples:

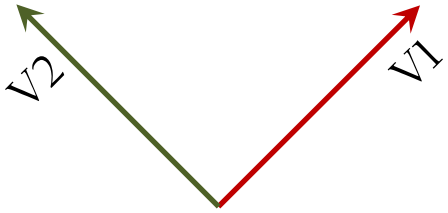
V1 =(5, 0) & V2=(0, 4)

V1 . V2 = 0



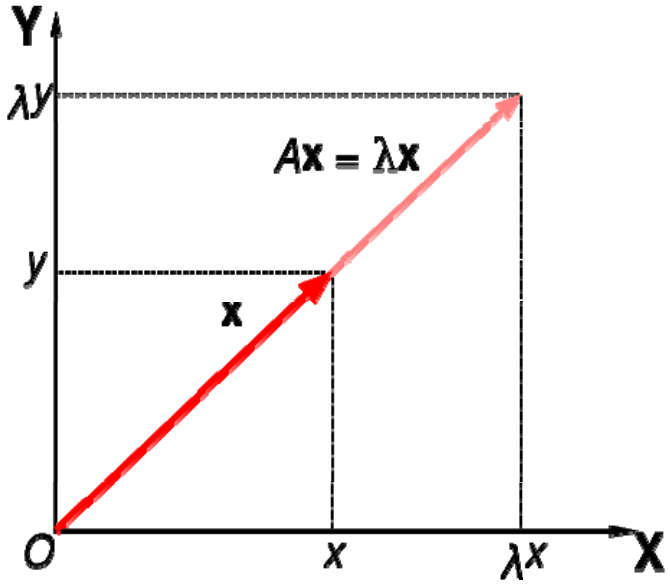
V1 =(5, 4) & V2=(-4, 5)

V1 . V2 = 0



Eigen Values & Eigen Vectors

- An eigenvector of a matrix A is a nonzero vector x; where $A.x$ is similar to applying a linear transformation λ to x which, may change in length, but not direction
- A acts to stretch the vector x, not change its direction, so x is an eigenvector of A



$$Ax - \lambda Ix = 0$$

$$(A - \lambda I)x = 0$$

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

if there exist an inverse $(A - \lambda I)^{-1}$, *then* $x = 0$

we need $\det(A - \lambda I) = 0$ *to avoid the trevial solution* $x = 0$

$$\det(A - \lambda I) = 0$$

Example on Eigen Values & Eigen Vectors

- Suppose A is 2x2 matrix

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$$

$$\det\begin{bmatrix} 2-\lambda & 1 \\ 1 & 2-\lambda \end{bmatrix} = (2-\lambda)^2 - 1 = 0$$

$$\lambda = 1 \quad or \quad \lambda = 3$$

$$for\ \lambda = 3, \quad \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = 3\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

$$for\ \lambda = 1, \quad \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = 1\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 2x+y \\ x+2y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3x \\ 3y \end{bmatrix}$$

$$2x + y = 3x$$

$$x = y$$

$$\begin{bmatrix} 2x+y \\ x+2y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

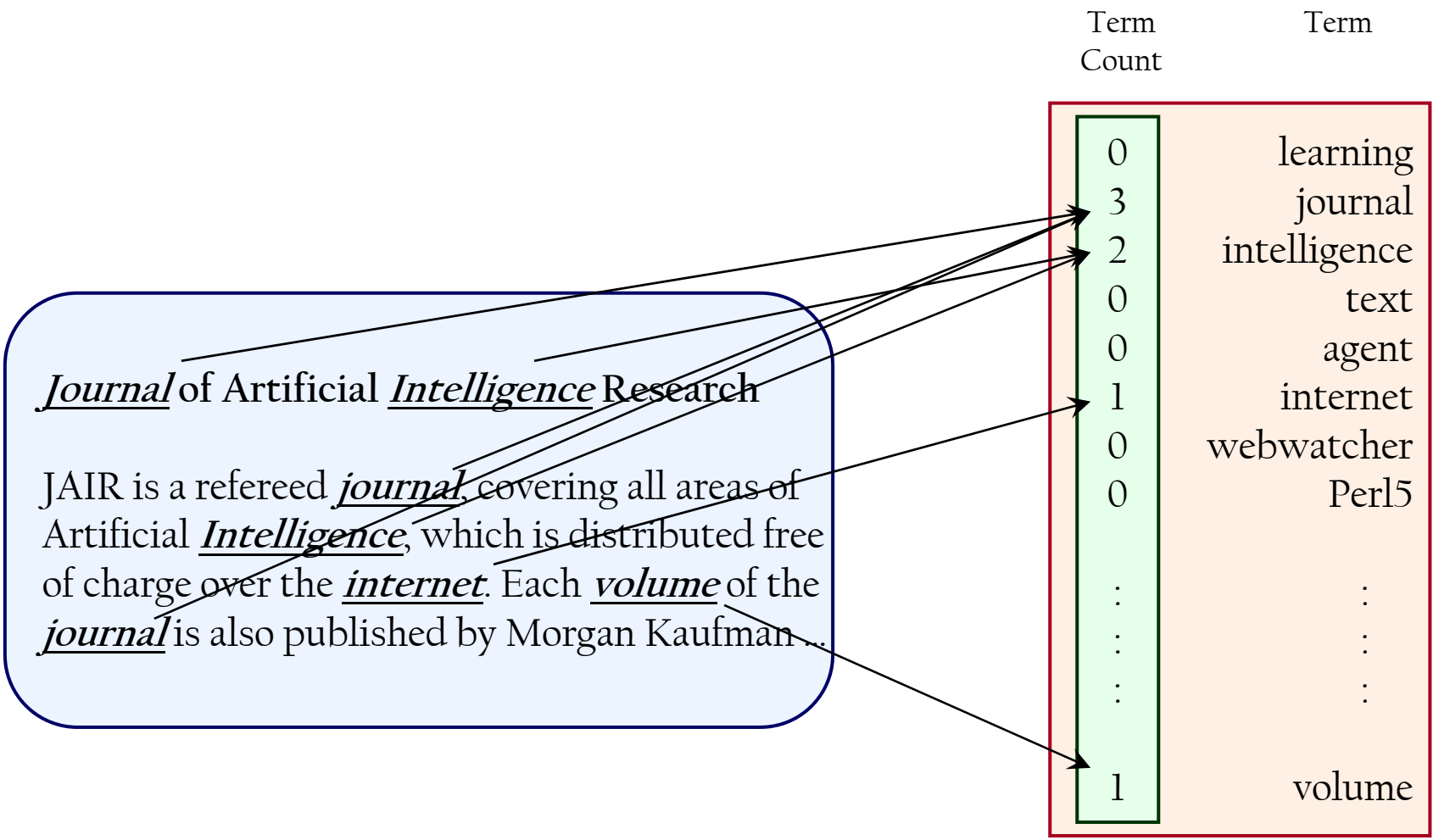
$$2x + y = x$$

$$x = -y$$

The eigenvectors are:

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

Representing Documents as Vectors

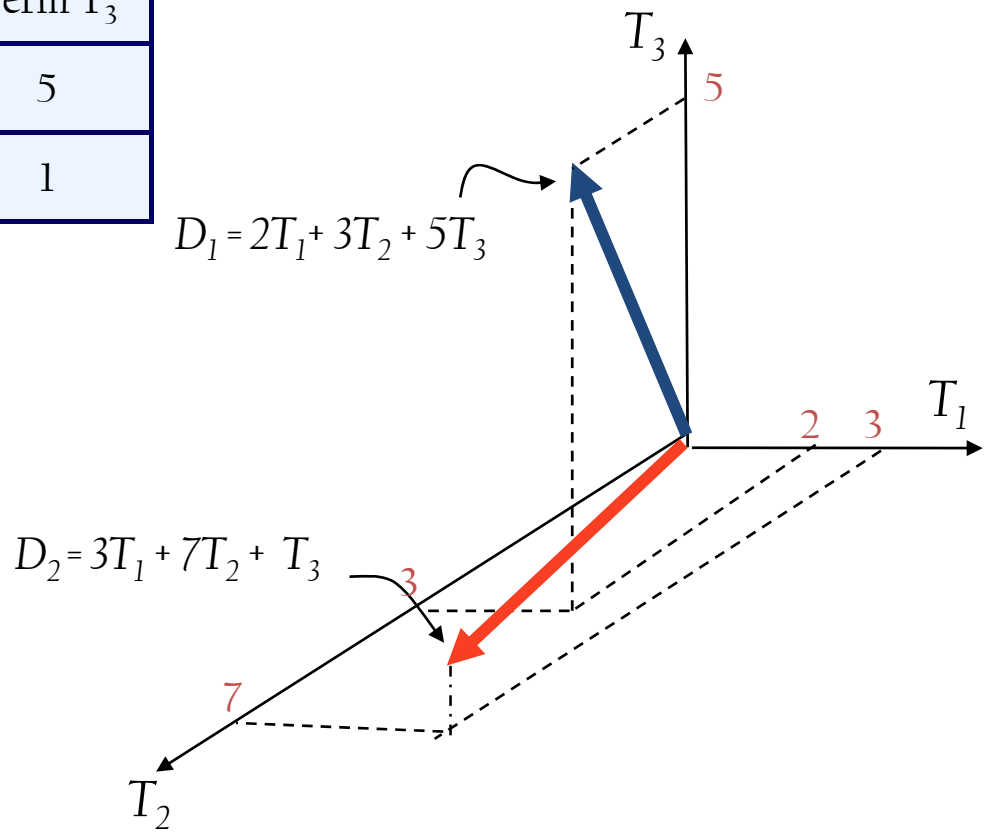


Documents as Vectors

Suppose we have two documents containing three nouns only

	Term T_1	Term T_2	Term T_3
Document D_1	2	3	5
Document D_2	3	7	1

D_1	D_2
2	3
3	7
5	1



Dimensionality Reduction

Term Count	Term
34	Home
32	Garden
15	Room
14	Window
11	Furniture
11	Restroom
6	Floor
5	Kitchen
5	Balcony
1	Chimney
1	Street
1	City
1	Dog
1	Lake

Dimensionality Reduction

- Term Count
- tfidf
- Chi-Square
- Information Gain
- Gain Ratio

Term Count	Term
15	Room
14	Window
11	Furniture
11	Restroom
6	Floor
5	Kitchen
5	Balcony

PROBABILITY

Part 2

-Introduction
-Terminology

What Is Probability?

- A priori probability ***P(e)***: The chance that e happens
- Conditional probability ***P(f | e)***: The chance of f given e
- Joint probability ***P(e, f)***: The chance of e and f both happening; If e and f are independent, then P(e, f) = P(e) * P(f); If e and f are dependent then P(e, f) = P(e) * P(f | e)

  For example, if e stands for "the first roll of the die comes up 5" and f stands for "the second roll of the die comes up 3," then P(e,f) = P(e) * P(f) = 1/6 * 1/6 = 1/36.

$$\sum_e P(e) = 1 \qquad \sum_e P(e \mid f) = 1$$

BASIC Probabilities

$$P(A \cup B) = \begin{cases} P(A) + P(B) & A \,\&\, B \text{ are not dependant} \\ P(A) + P(B) - P(A,B) & A \,\&\, B \text{ are dependant} \end{cases}$$

- For example, when drawing a single card at random from a regular deck of cards, the chance of getting a heart or a face card (J,Q,K) (or one that is both) is

$$\frac{13}{52} + \frac{12}{52} - \frac{3}{52} = \frac{22}{52}$$

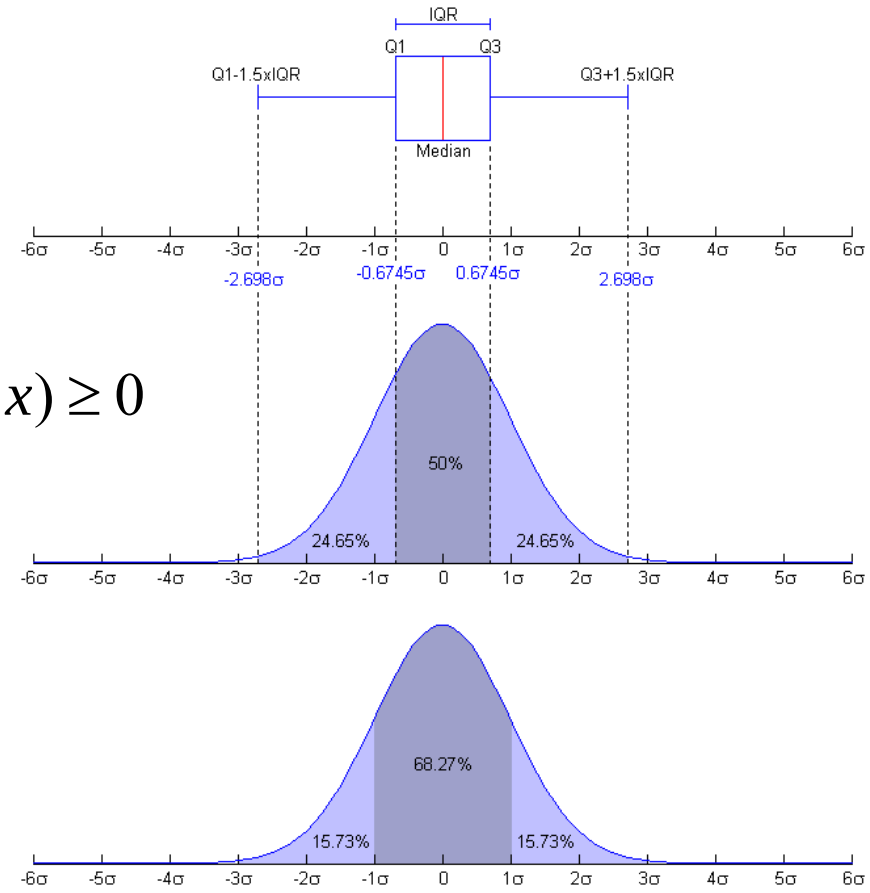
A	$P(A) \in [0, 1]$
not A	$P(A') = 1 - P(A)$
A or B	$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$ $= P(A) + P(B)$ if A and B are mutually exclusive
A and B	$P(A \cap B) = P(A \mid B)P(B)$ $= P(A)P(B)$ if A and B are independent
A given B	$P(A \mid B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$

Probability Density Function PDF

- Probability density function (pdf) is a function that represents a probability distribution in terms of integrals

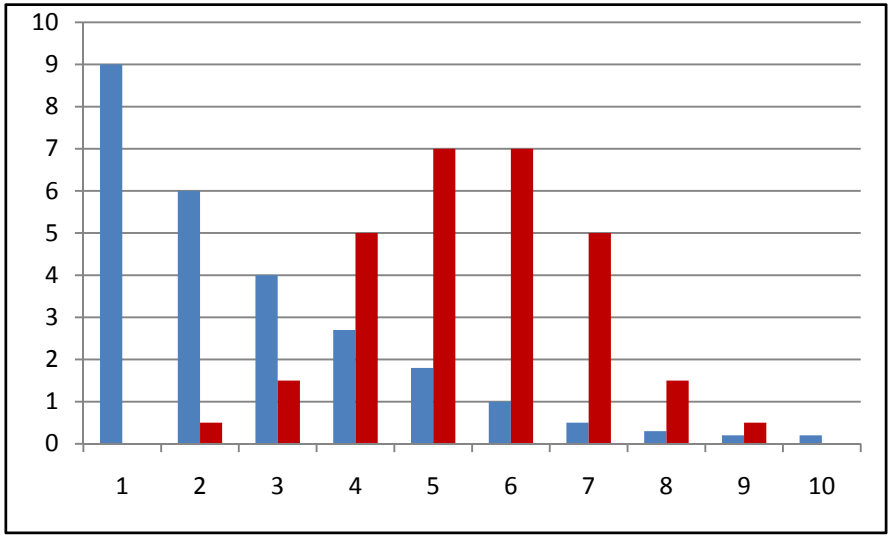
$$\int_a^b f(x)\,dx$$

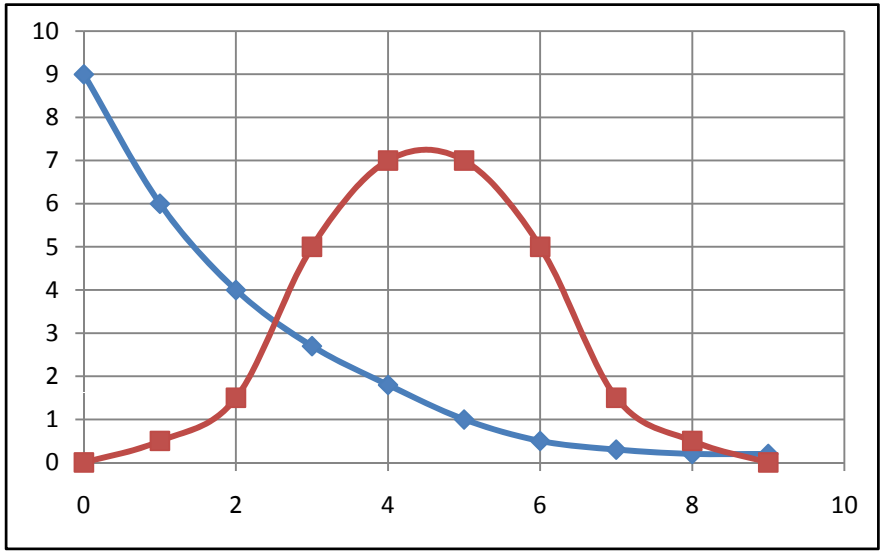
$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x)dx = 1 \qquad \& \qquad f(x) \geq 0$$



Probability Density Function PDF

- The Summation is used with Discrete Data





Conditional & Bayesian Probability

- **Conditional probability** is the probability of some event *A*, given the occurrence of some other event *B*
- Conditional probability is written *P*(*A*|*B*), and is read "the probability of *A*, given *B*"

$$P(A \mid B) = \frac{P(A, B)}{P(B)}$$

- Bayesian probability, the probability of a hypothesis given the data (the *posterior*), is proportional to the product of the likelihood times the prior probability (often just called the *prior*)
- The likelihood brings in the effect of the data, while the prior specifies the belief in the hypothesis before the data was observed

$$P(A \mid B) = \frac{P(A)P(B \mid A)}{P(B)}$$

STATISTICS

Part 3

Introduction

Statistics

- Statistics is a Mathematical Science pertaining to the ***collection***, ***analysis***, ***interpretation*** *or* ***explanation***, *and* ***presentation*** of data

Statistical Terminologies

- Measures of Central Tendency ***(Mean***, Median, Mode)
- ***Population Variance*** measures statistical dispersion of data points from the expected value (mean)
- ***Standard Deviation*** is a measure of the variability or dispersion of a population; Low SD indicates very close data points to the mean; High SD indicates spread out data points
- ***Covariance*** measures how much two variables change together
- ***Correlation*** (coefficient) indicates the strength and direction of a *linear* relationship between two random variables

$$\bar{x} = (1/n)\sum_{i=1}^{n} x_i$$

$$Var(X) = E\left[(X - E(X))^2\right]$$
$$= (1/n)\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 = \sigma^2$$

$$sd(X) = \sqrt{\sigma^2}$$

$$Cov(X,Y) = E\left[(X - E(X))(Y - E(Y))\right]$$

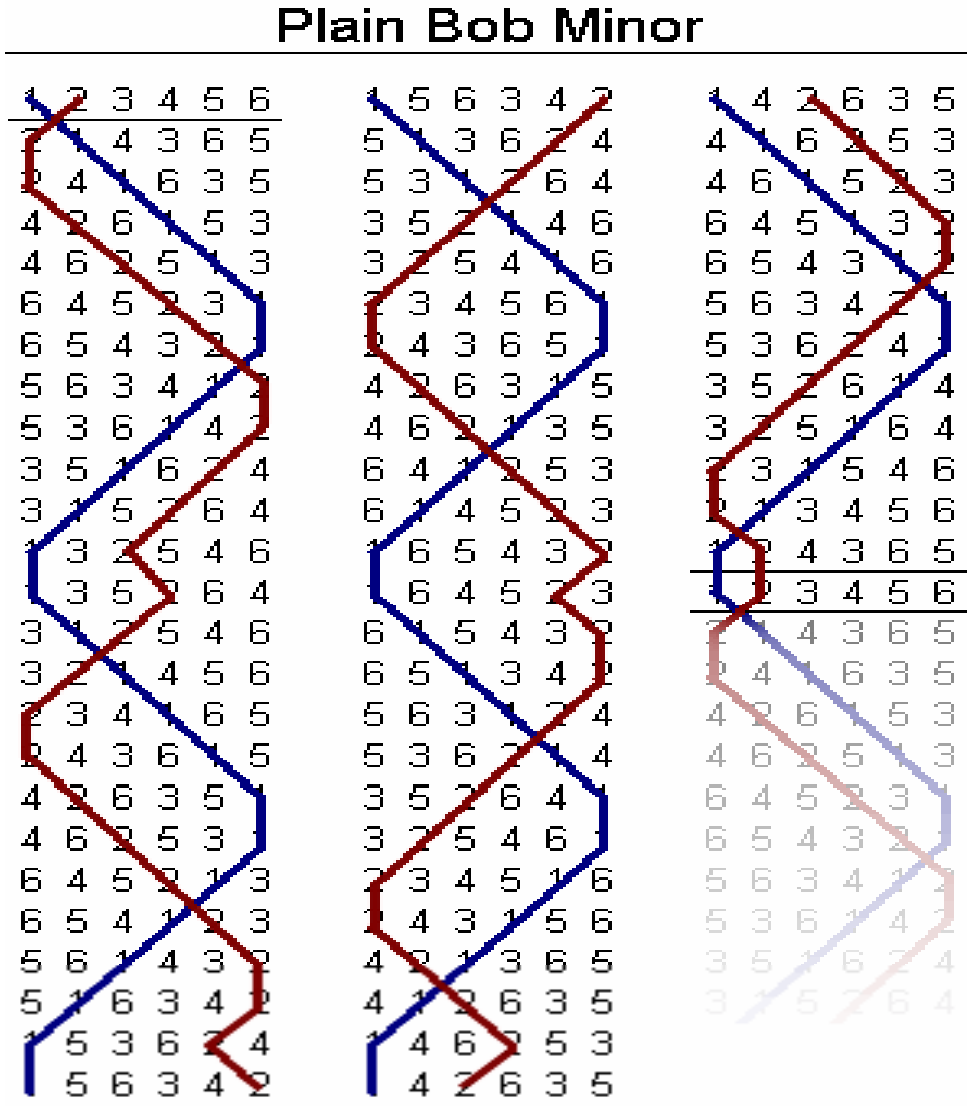
$$Corr(X,Y) = \frac{Cov(X,Y)}{sd(X) * sd(Y)} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}$$

STATISTICS

Part 4

Permutations & Computations

Introduction to Permutations & Computations



Permutations

- Suppose an ordered set of n different objects
- For ***ordered*** selection of r objects from a set of n ($n \geq r$) different objects, the number of permutations of r from n, *i.e.* the number of different possible ordered selections, is usually denoted by P_r^n

$$P_r^n = \frac{n!}{(n-r)!}$$

لدينا ثلاثة أرقام ا، ب، ج. يتم إختيار أول رقم وضربه فى 10، ويتم ضرب الرقم الثانى فى 100، ويتم ضرب الرقم الثالث فى 1000، ثم يتم جمع الثلاثة أرقام الجديدة. كم رقم يمكن إستنتاجه من هذه الأرقام الثلاثة.

مثال: 1، 2، 3 (3210، 3120، 2130، ...)

الحل: ؟

$P_0^n = 1$	$P_1^n = n$	$P_n^n = n!$

Permutations

Example:

r	g	b	y

Suppose we have 4 elements and need to select 3 elements in order; there are 24 different combinations

$$P_3^4 = \frac{4!}{(4-3)!} = \frac{4!}{1!} = 4*3*2 = 24$$

r	g	b	r	b	g	g	r	b	g	b	r
b	g	r	b	r	g	r	g	y	r	y	g
g	r	y	g	y	r	y	r	g	y	g	r
r	b	y	r	y	b	b	r	y	b	y	r
y	r	b	y	b	r	g	b	y	g	y	b
b	g	y	b	y	g	y	g	b	y	b	g

Permutations

- Suppose a set {A, B, C}, we have 6 (=3!) permutations of {*A*, *B*, *C*} are *ABC*, *ACB*, *BAC*, *BCA*, *CAB and CBA*
- Suppose a set {A, B, C, D}, there are $24 = P^4_3 = (4 \times 3 \times 2)$ permutations of 3 letters from {*A*, *B*, *C*, *D*}
- If the *n* objects are not all different, and there are n_r objects of type 1, n_2 objects of type 2, ..., n_k objects of type *k*, where $n_1+n_2+\ldots+n_k=n$, then the number of different ordered arrangements is

$$\frac{n!}{n_1!n_2!n_3!\ldots n_k!}$$

a	a	a	b	b	b	c	c	c	c	d	d	d	d

$$\frac{14!}{3!*3!*4!*4!}$$

Computations

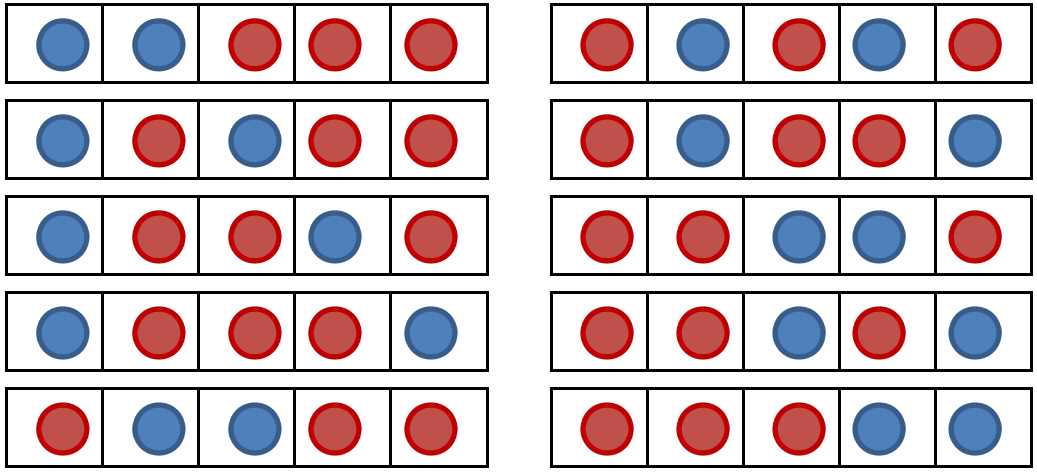
The number of ways of picking k ***unordered*** outcomes from n possibilities. Also known as the binomial coefficient or choice number and read “n choose k,“

$$C_k^n = \binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!}$$

لدينا ثلاثة كرات حمراء و كرتان زرقاء. كم طريقة يمكن بها ترتيب الخمس كرات.

مثال: (ح،ح،ح،ز،ز)، (ح،ح،ز،ح،ز)

الحل:



Computations

For example: suppose we have the set {1, 2, 3, 4}, we need to calculate the number of combinations of selecting two elements out of the set

$$C_2^4 = \binom{4}{2} = \frac{4!}{2!*2!} = 6$$

namely {1,2}, {1,3}, {1,4}, {2,3}, {2,4}, and {3,4}.

Suppose we have 4 places and filled only 2 of them. The combination to fill the other two cells with the other two numbers equal to 1. Muir (1960) uses the nonstandard notations

$$\overline{C}_k^n = \binom{n-k}{k} \qquad \overline{C}_2^4 = \binom{2}{2} = \frac{2!}{2!*0!} = 1$$

$C_0^n = 1$	$C_1^n = n$	$C_n^n = 1$

STATISTICS

Part 5

Popular Distributions

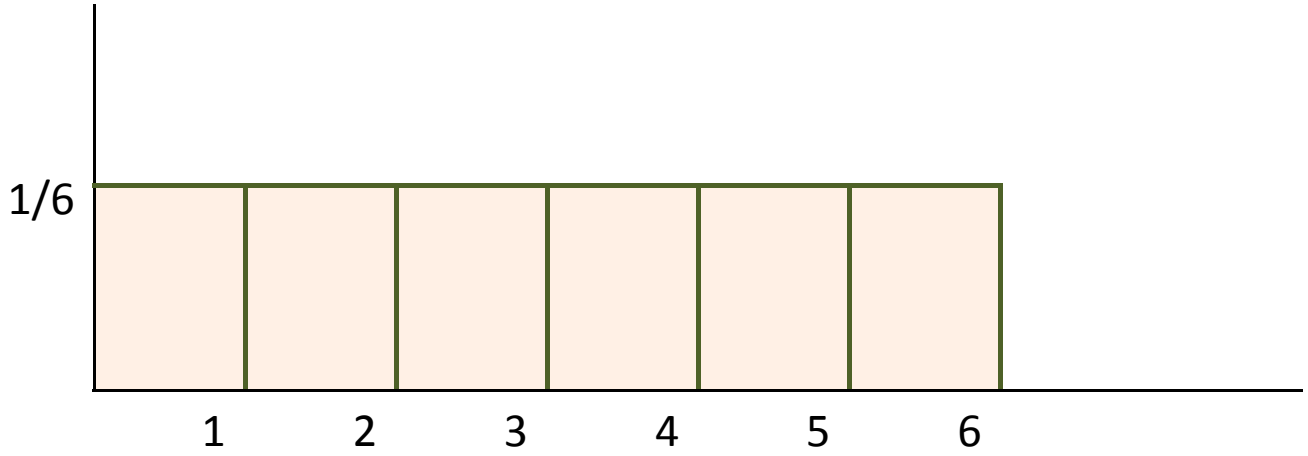
Popular Distributions

Probability Distribution identifies the probability of each value of an unidentified random variable

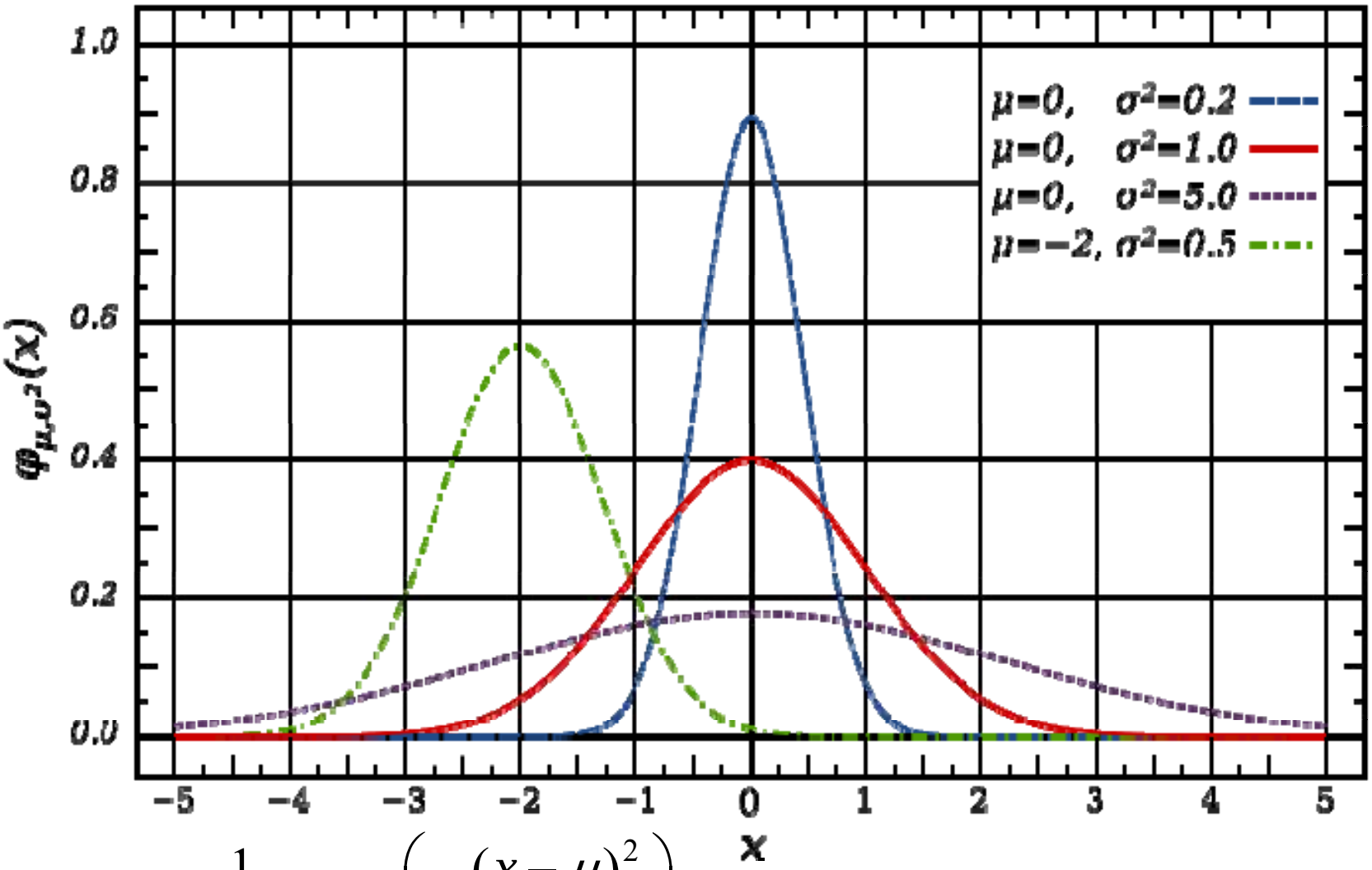
- *Uniform Distribution*
- *Normal (Gaussian) Distribution*
- *Chi-Square Distribution*
- *Exponential Distribution*
- *Poisson Distribution*
- *T Distribution*
- *F Distribution*

The Uniform Distribution

- The probability is equal for all outcomes
- Suppose a fair dice is thrown, the probability of getting any of its 6 faces equal to 1/6
- The area under the line equal to 1

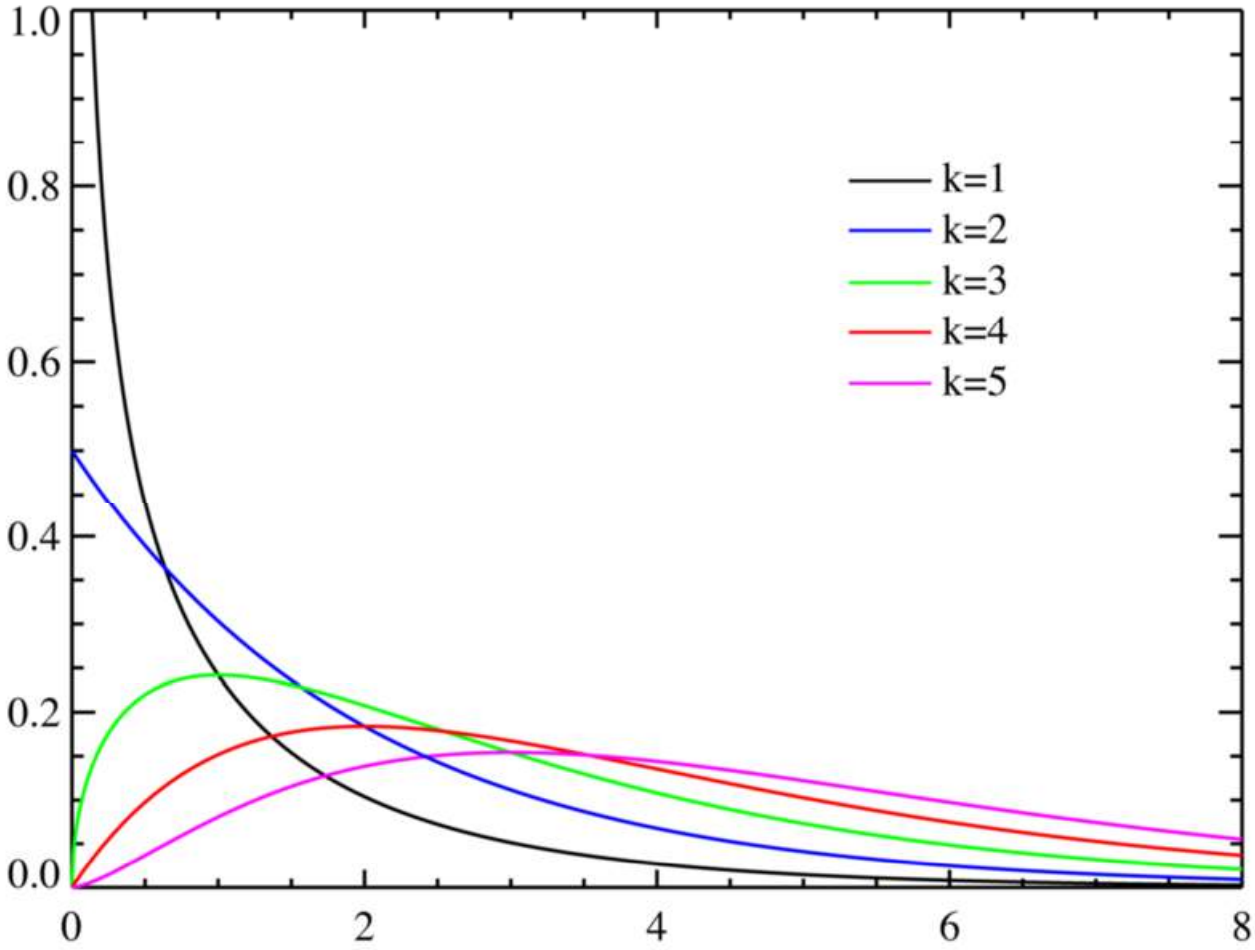


The Normal/Gaussian Distribution



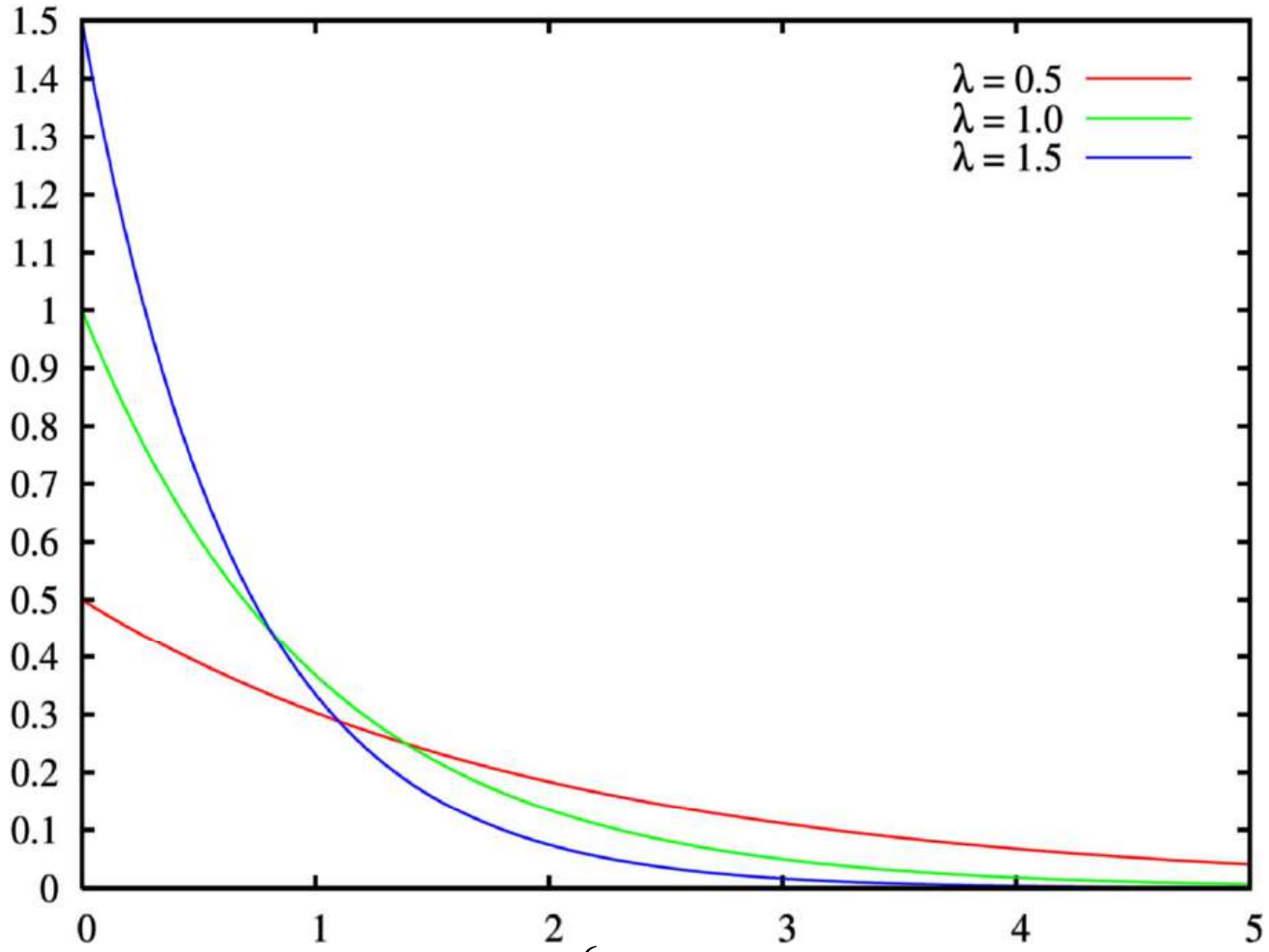
$$P(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

The Chi-Square Distribution



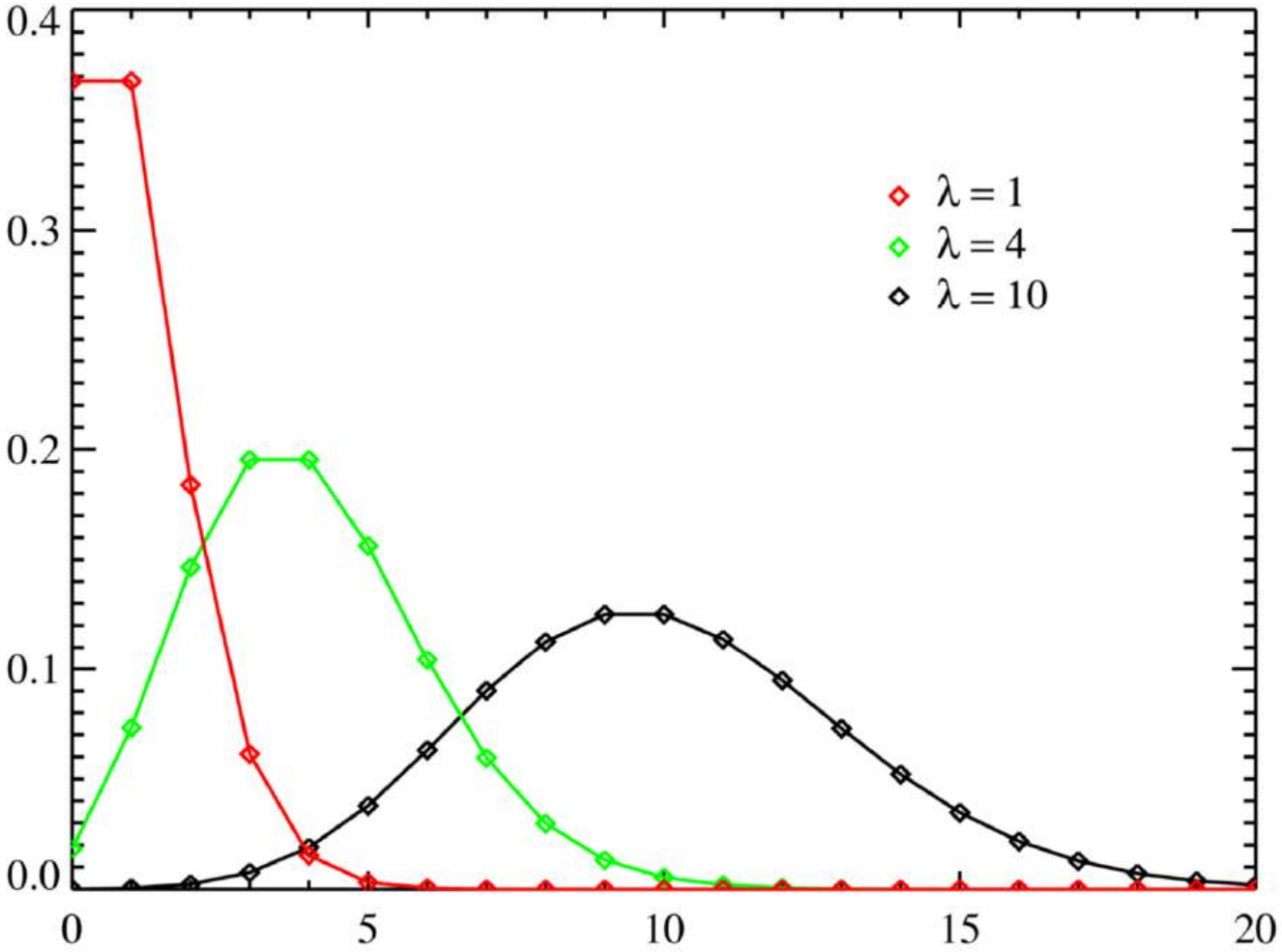
$$f(x;k) = \begin{cases} \dfrac{1}{2^{k/2}\Gamma(k/2)} x^{(k/2)-1} e^{-x/2} & for\ x > 0 \\ 0 & for\ x \le 0 \end{cases}$$

The Exponential Distribution



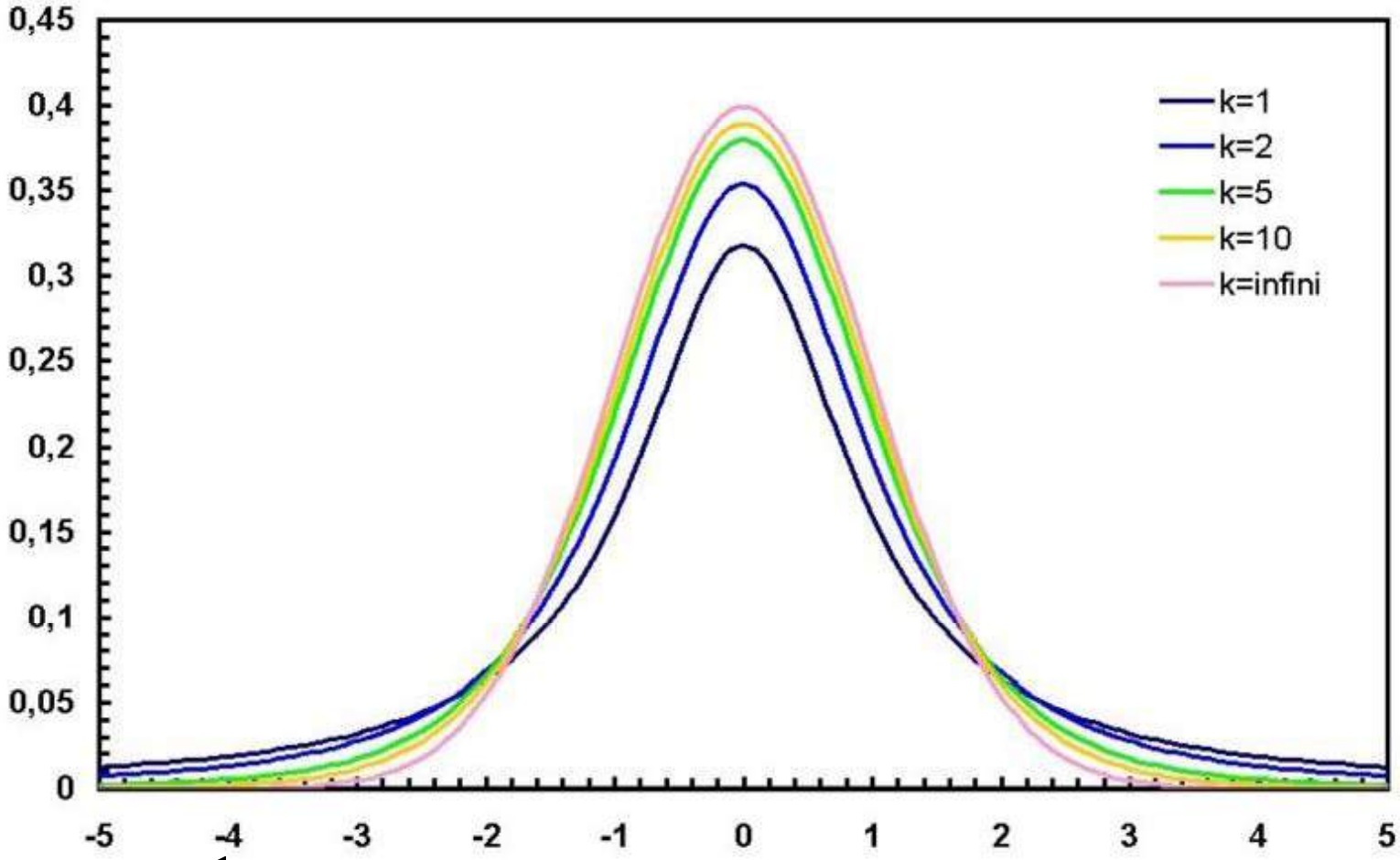
$$f(x;\lambda) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & for\ x > 0 \\ 0 & for\ x \le 0 \end{cases}$$

The Poisson Distribution



$$f(k;\lambda) = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}$$

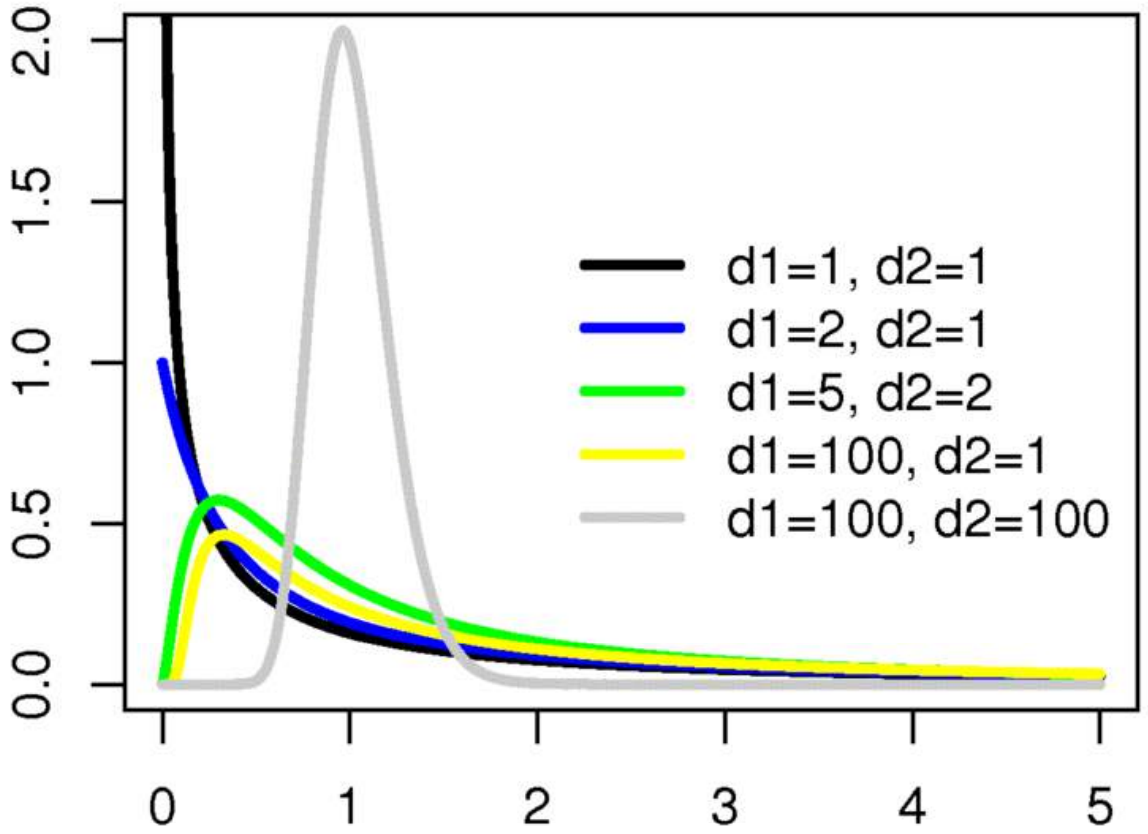
The T Distribution



$$f(t) = \frac{\Gamma(\frac{\nu+1}{2})}{\sqrt{\nu\pi}\,\Gamma(\frac{\nu}{2})}\left(1+\frac{t^2}{\nu}\right)^{-(\nu+1)/2}$$

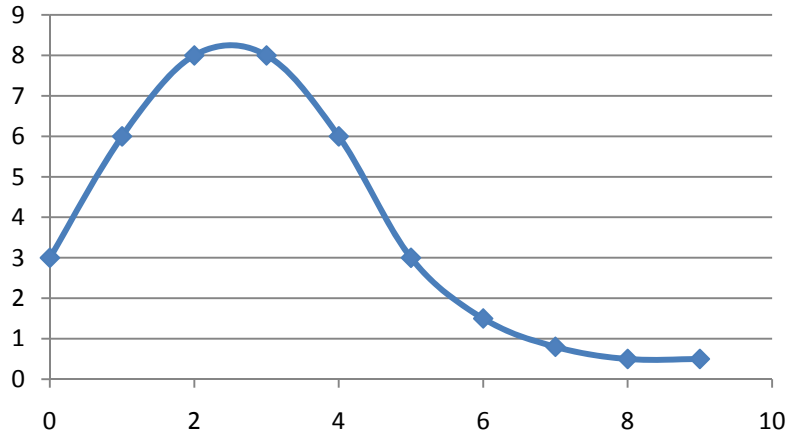
***t*-distribution** arises in the problem of estimating the mean of a normally distributed population when the sample size is small

The F Distribution



$$f(x) = \frac{\sqrt{\frac{(d_1\,x)^{d_1}\;d_2^{d_2}}{(d_1\,x+d_2)^{d_1+d_2}}}}{x\,\mathrm{B}\left(\frac{d_1}{2},\frac{d_2}{2}\right)}$$

Fitting Chi-Square



Vector
a

15
14
11
11
6
5
5

$$\max \quad \chi^2 = \sum_{i=1}^{n} \frac{(a_i - E_i)^2}{E_i}$$

$$E_{ij} = (15+14+11+11+6+5+5)/7 = 9.57$$

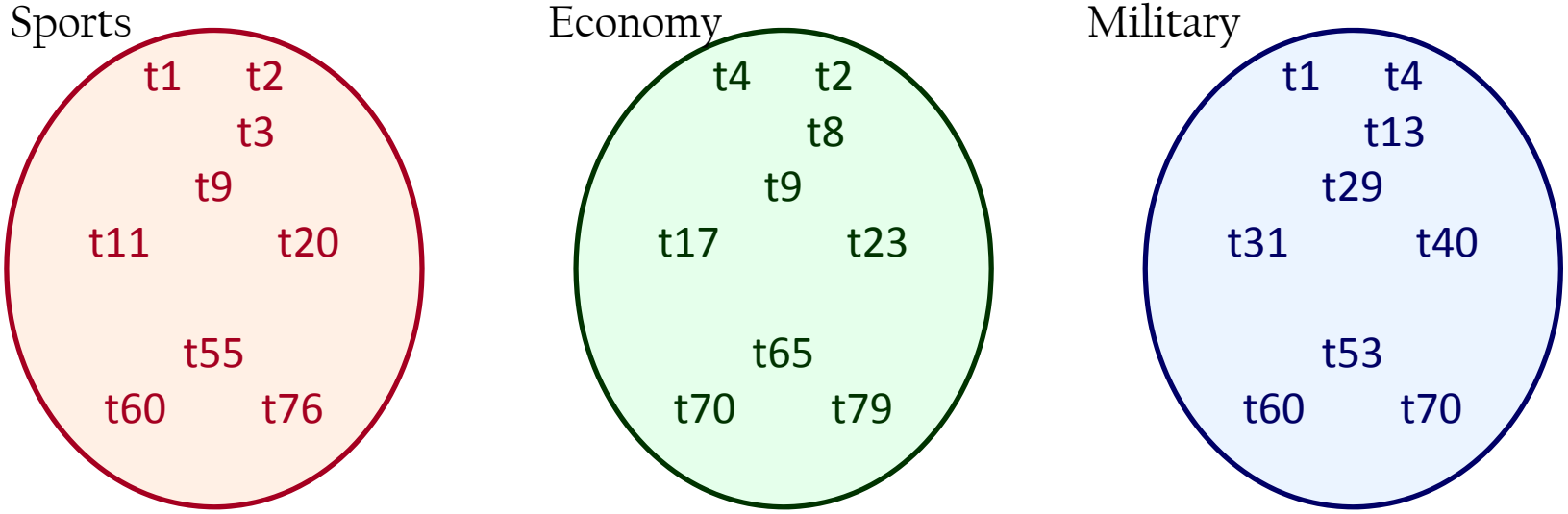
$$\chi^2 = (1/9.57) * ((15-9.57)^2 + (14-9.57)^2 + (11-9.57)^2 + (11-9.57)^2 + (6-9.57)^2 + (5-9.57)^2 + (5-9.57)^2) = 107.71/9.57 = 11.26$$

Measuring Term-Category Correlation

$$\chi^2(t_k, c_i) = \frac{[P(t_k, c_i)P(\bar{t}_k, \bar{c}_i) - P(t_k, \bar{c}_i)P(\bar{t}_k, c_i)]^2}{P(t_k)P(\bar{t}_k)P(c_i)P(\bar{c}_i)}$$

- $P(t_k, c_i)$ ➔probability document x contains term t and belongs to category c.
- $P(\bar{t}_k, c_i)$ ➔probability document x does not contain term t and belongs to category c.
- $P(t_k, \bar{c}_i)$ ➔probability document x contains term t and does not belong to category c.
- $P(\bar{t}_k, \bar{c}_i)$ ➔probability document x does not contain term t and does not belong to category c.
- $P(t)$ ➔probability of term t
- $P(c)$ ➔probability of category c

Testing The Membership



$$\chi^2(t_k, c_i) = \frac{[P(t_k, c_i)P(\bar{t}_k, \bar{c}_i) - P(t_k, \bar{c}_i)P(\bar{t}_k, c_i)]^2}{P(t_k)P(\bar{t}_k)P(c_i)P(\bar{c}_i)}$$

$$\chi^2(t_1, Sports\ ) = \frac{\left[\frac{1}{9} * \frac{14}{16} - \frac{1}{16} * \frac{8}{9}\right]^2}{\frac{2}{27} * \frac{25}{27} * \frac{9}{27} * \frac{18}{27}}$$

Using Chi-Square for Categorization

Another Example:

Term	Frequency per Category				Total
	Communication	Phone	Business	Army	
Link	15	6	2	12	35
Wire	10	12	0	8	30
Total	25	18	2	20	**65**

$$\chi^2(link, phone) = \frac{[6/65)*(18/65) - (29/65)*(12/65)]^2}{(35/65)*(30/65)*(18/65)*(47/65)}$$

Using Chi-Square for Multiple sets of Terms

Group 1	Category		Total
	0	1	
Term 1	3	2	5
Term 2	0	4	4
Term 3	2	3	5
Total	5	9	14

Group 2	Category		Total
	0	1	
Term 5	1	3	4
Term 7	4	6	10
Total	5	9	14

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}\frac{(a_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}}$$

$$E_{ij} = (T_{ci} * T_{vj}) / T$$

$$\chi^2(Group\,1) = (3-1.78)^2/1.78 + (2-3.21)^2/3.21 + (0-1.42)^2/1.42 + (4-2.57)^2/2.57 + (2-1.78)^2/1.78 + (3-3.21)^2/3.21 = 3.62$$

$$\chi^2(Group\ 2) = (1-1.42)^2/1.42 + (3-2.57)^2/2.57 + (4-3.57)^2/3.57 + (6-6.43)^2/6.43 =$$

Mingers, J., (1989a). "An Empirical Comparison of selection Measures for Decision-Tree Induction", *Machine Learning*, Vol. 3, No. 3, (pp. 319-342), Kluwer Academic Publishers.

Attribute Selection Criteria: Chi-Square

Example

- T2 is quantized into two intervals 21 (T2<=21) and (T2>21)
- T3 is quantized into two intervals 15 (T3<=15) and (T3>15)

T2	Decision D		Total
	0	1	
<=21	1	3	4
>21	4	6	10
Total	5	9	14

T1	Decision D		Total
	0	1	
1	3	2	5
2	0	4	4
3	2	3	5
Total	5	9	14

T3	Decision D		Total
	0	1	
<=15	1	4	5
>15	4	5	9
Total	5	9	14

T4	Decision D		Total
	0	1	
A	3	3	6
B	2	6	8
Total	5	9	14

T1	T2	T3	T4	D
1	25	10	A	1
1	30	30	A	0
1	35	25	B	0
1	22	35	B	0
1	19	10	B	1
2	22	30	A	1
2	33	18	B	1
2	14	5	A	1
2	31	15	B	1
3	21	20	A	0
3	15	10	A	0
3	25	20	B	1
3	18	20	B	1
3	20	36	B	1

Attribute Selection Criteria: Chi-Square

$$\chi^2(A) = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}\frac{(a_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}}$$

where A is the attribute to be evaluated against the decision attribute, n is the number of distinct values of A, m is the number of distinct values of the decision attribute, a_{ij} is the correlation frequency of value number i from A and value number j from the decision attribute;

$$E_{ij} = (T_{ci} * T_{vj}) / T$$

where T_{ci} is the total number of examples belonging to class ci, T_{vj} is the number of examples containing the value vj of the given attribute

$$\chi^2(X1) = (3-1.78)^2/1.78 + (2-3.21)^2/3.21 + (0-1.42)^2/1.42$$
$$+ (4-2.57)^2/2.57 + (2-1.78)^2/1.78 + (3-3.21)^2/3.21 = 3.62$$

$$\chi^2(X4) = (3-3.9)^2/3.9 + (3-2.1)^2/2.1 + (6-5.1)^2/5.1$$
$$+ (2-2.9)^2/2.9 = 1.1$$

D1	Decision D5		Total
	0	1	
1	3	2	5
2	0	4	4
3	2	3	5
Total	5	9	14

D2	Decision D5		Total
	0	1	
<=21	1	3	4
>21	4	6	10
Total	5	9	14

D3	Decision D5		Total
	0	1	
<=15	1	4	5
>15	4	5	9
Total	5	9	14

D4	Decision D5		Total
	0	1	
A	3	3	6
B	2	6	8
Total	5	9	14

Mingers, J., (1989a). "An Empirical Comparison of selection Measures for Decision-Tree Induction", *Machine Learning*, Vol. 3, No. 3, (pp. 319-342), Kluwer Academic Publishers.

STATISTICS

Part 6

Regression

Linear Regression

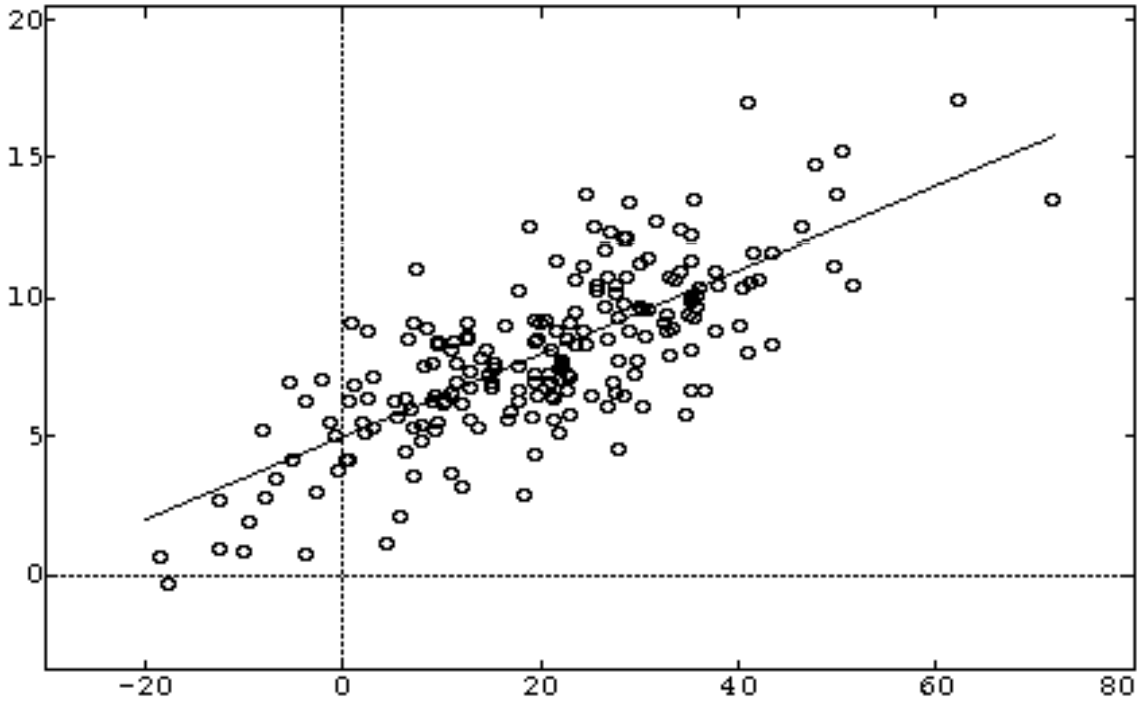
- The linear model states that the dependent variable is *directly proportional* to the value of the independent variable
- Thus if a theory implies that Y increases in direct proportion to an increase in X, it implies a specific mathematical model of behavior

$$y = ax + b$$

In case of two dimensions

$$a = slope = \frac{(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)}$$

$$b = y_2 - slope * x_2$$



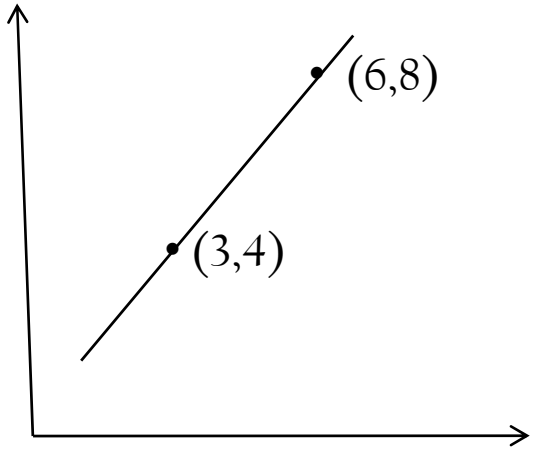
Linear Regression

$$y = ax + b$$

$$8 = 6a + b \quad \& \quad 4 = 3a + b$$

$$\frac{8-b}{6} = a \quad \& \quad 4 = 3 * \frac{8-b}{6} + b$$

$$b = 0 \quad \& \quad a = \frac{4}{3} = 1.333$$



$$Slope = \frac{8-4}{6-3} = 1.333$$

$$b = 4 - \frac{4}{3} * 3 = 0$$

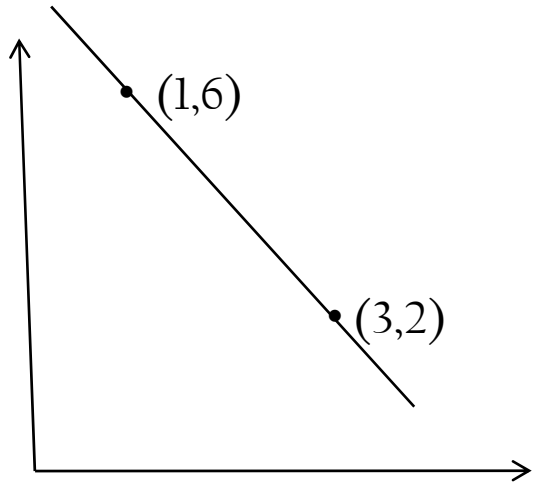
Linear Regression

$$y = ax + b$$

$$6 = a + b \quad \& \quad 2 = 3a + b$$

$$6 - b = a \quad \& \quad 2 = 3*(6 - b) + b$$

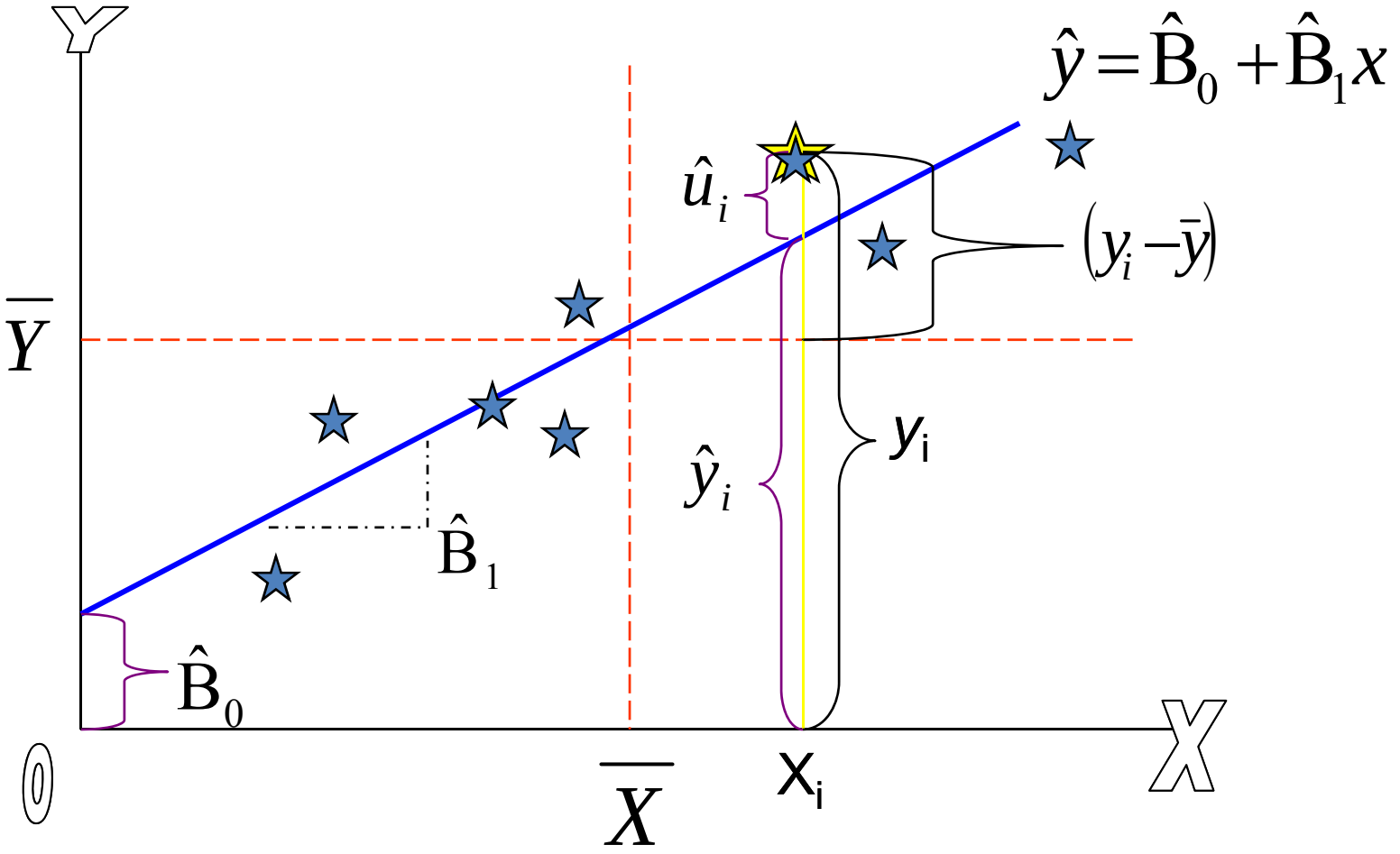
$$b = 8 \quad \& \quad a = 6 - 8 = -2$$



$$Slope = \frac{6-2}{1-3} = \frac{4}{-2} = -2$$

$$b = 2 + 2*3 = 8$$

Linear Regression

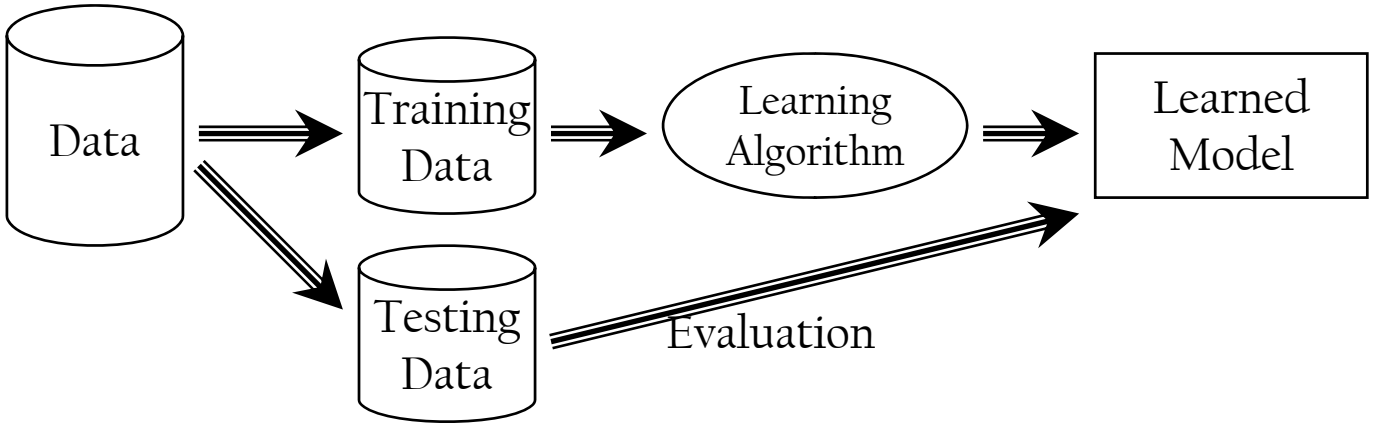


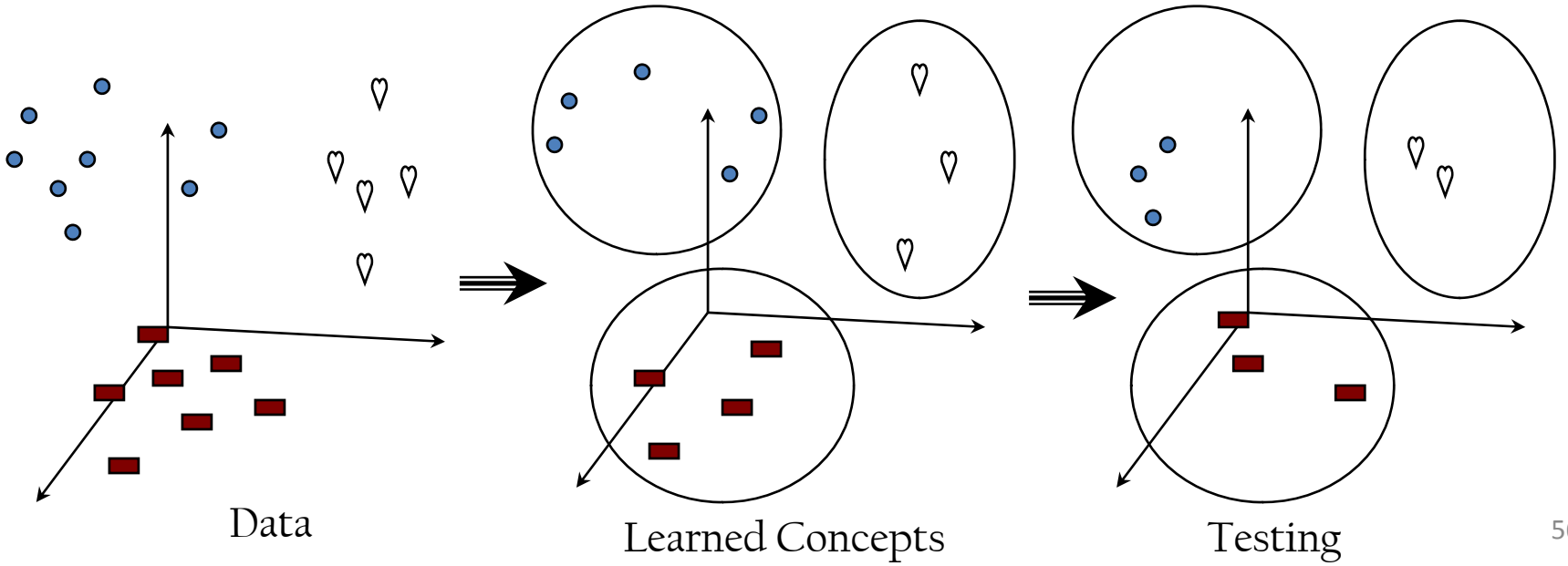
Statistics and Testing

Part 7

Testing Samples & Calculating Accuracy

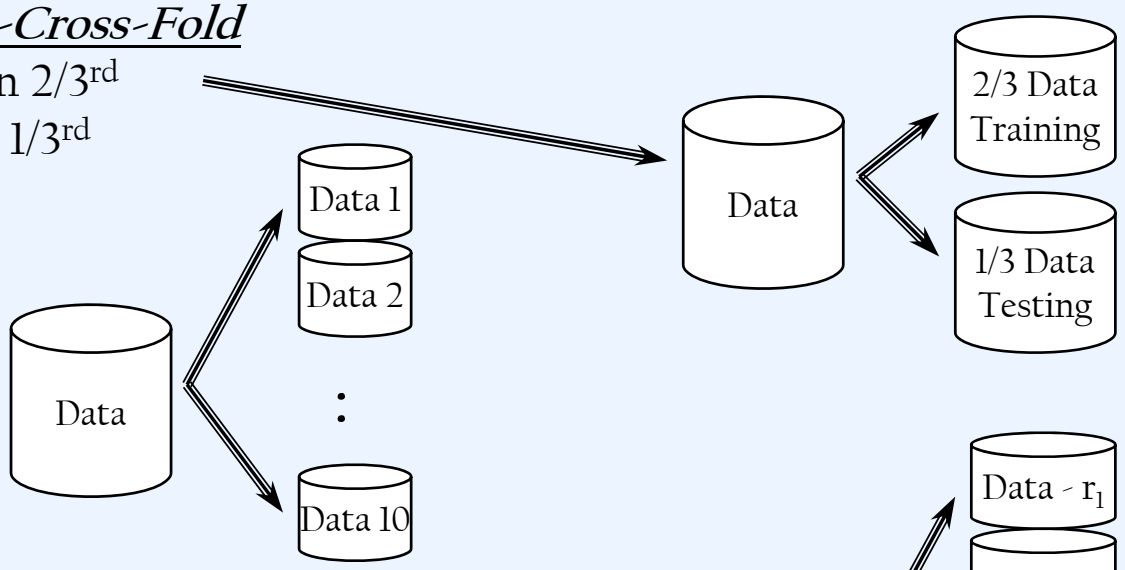
Training & Testing





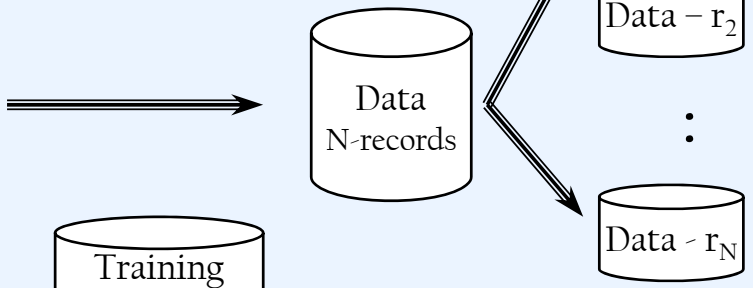
Testing Approaches

- ***Two-Cross-Fold***
  Train on 2/3rd
  Test on 1/3rd

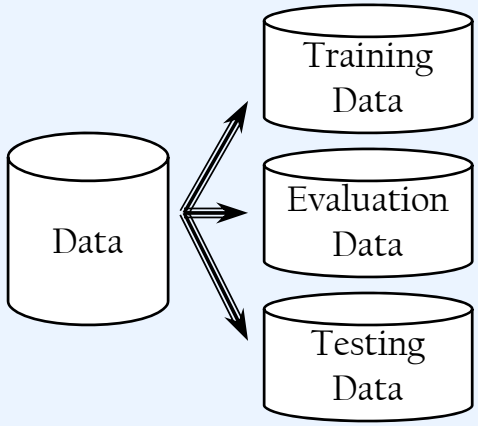


- ***Ten-Cross-Fold***
  Train on 9/10th
  Test on 1/10th
  Repeat 10 times

- ***Hold-One-Out***
  Train on all data but one
  Test on the selected one



- ***Learning Evaluation vs. Testing***
  Train on Training Data
  Evaluate on Evaluation Data
  Test on Testing Data



Accuracy & Error

Example: Suppose you have a classification model C, and 100 testing records from two classes (P & N). Suppose the following are the classification results:

		Actual	
		P	N
Obtained	P	TP	FP
	N	FN	TN

		Actual	
		P	N
Obtained	P	40	10
	N	5	45

- Accuracy vs. Error Rate
  - ***Accuracy*** = (40+45)/100 = 85%
  - ***Error Rate*** = (10+5)/100 = 15%
- True vs. False Classification
  - ***True Positive:*** = 88.88%
  - ***True Negative:*** = 81.82%
  - ***False Positive:*** = 11.12%
  - ***False Negative:*** = 18.18%
- Flexible Matching
  - *Using Nearest Neighbors (e.g., majority of nearest 3 neighbors)*
  - Using Fuzzy rules (assigning probability for each decision and taking it into consideration when calculating the accuracy)
  - Assigning small weights for the false positive and false negative results (not zero)
- Testing for Multiple Classes ????

Precision, Recall, and F-Measure

Accuracy: is the percentage of correct results

Error: is the percentage of wrong results

Accuracy only reacts to real errors, and doesn't show how many correct results have been found as such

Precision:

Precision shows the percentage of correct results within an answer:

$$Precision = (tp) / (tp + fp)$$

Recall:

Recall is the percentage of the correct system results over all correct results:

$$Recall = (tp) / (tp + fn)$$

Makhoul, John; Francis Kubala; Richard Schwartz; Ralph Weischedel: Performance measures for information extraction. In: Proceedings of DARPA Broadcast News Workshop, Herndon, VA, February 1999

Precision, Recall, and F-Measure

Precision and Recall can be defined differently for different tasks

For example: In Information Retrieval,

- Recall = |{relevant documents} ∩ {documents retrieved}| /

  / |{relevant documents}|

- Precision = |{relevant documents} ∩ {documents retrieved}| /

  / |{documents retrieved}|

Christopher D. Manning and Hinrich Sch¨utze, Foundations of Statistical Natural Language Processing, MIT Press, 1999.

Precision, Recall, and F-Measure

F-Measure (harmonic mean):

F_β "measures the effectiveness of β times as much importance to recall as precision". The general form of F-Measure:

$$F_\beta = (1+ \beta^2) * (\text{precision} * \text{recall}) / (\beta^2 * \text{precision} + \text{recall})$$

when β=1,

$$F_1 = 2 * (\text{precision} * \text{recall}) / (\text{precision} + \text{recall})$$

STATISTICS

Part 8

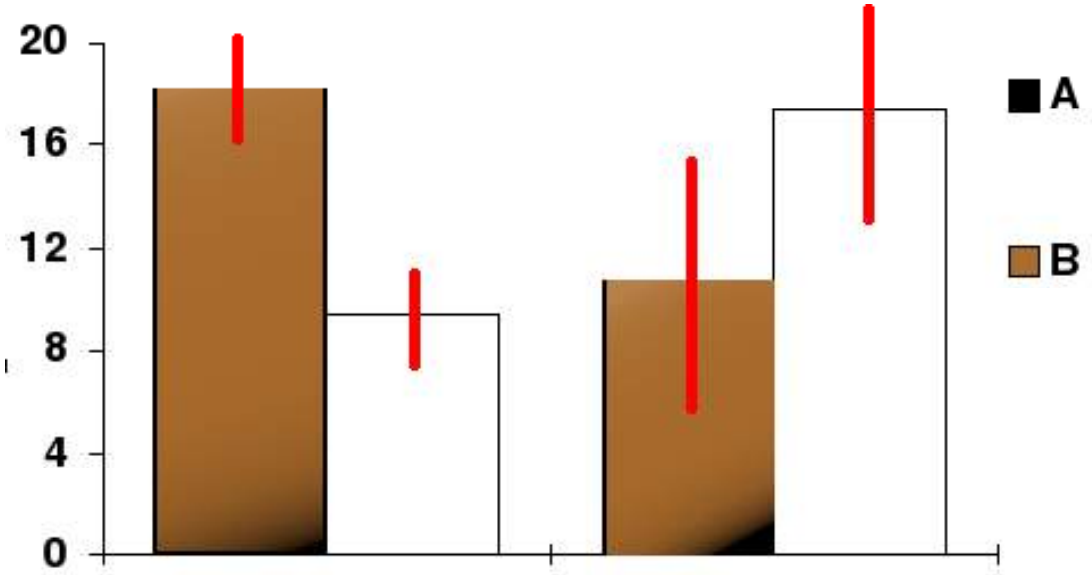
Test of Significance

Test of Significance (1/5)

- The probability that a result is not due to chance; or Is the observed value differs enough from a hypothesized value?
- The hypothesized value is called the null hypothesis
- If this probability is sufficiently low, then the difference between the parameter and the statistic is said to be "statistically significant"
- Just how low is sufficiently low? The choice of 0.05 and 0.01 are most commonly used

- Suppose your algorithm produced error rate of 1.5 and another algorithm produced an error of 2.1 on the same data set; are the two algorithms similar?

Test of Significance (2/5)



- The top ends of the bars indicate observation means
- The red line segments represent the confidence intervals surrounding them
- The difference between the two populations on the left is significant
- However, it is a common misconception to suppose that two parameters whose 95% confidence intervals fail to overlap are significantly different at the 5% level

Test of Significance (3/5)

- The system you are comparing against reported results of 250; the value reported is considered as a random variable X; the distribution of X is assumed as normal distribution with unknown mean and standard deviation σ=2.5; You ran your system 25 times; it reported values (x1, x2, … , x25); the average of these values is 250.2.

$$\hat{\mu} = \overline{X} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{25} x_i = 250.2$$

Sample Mean

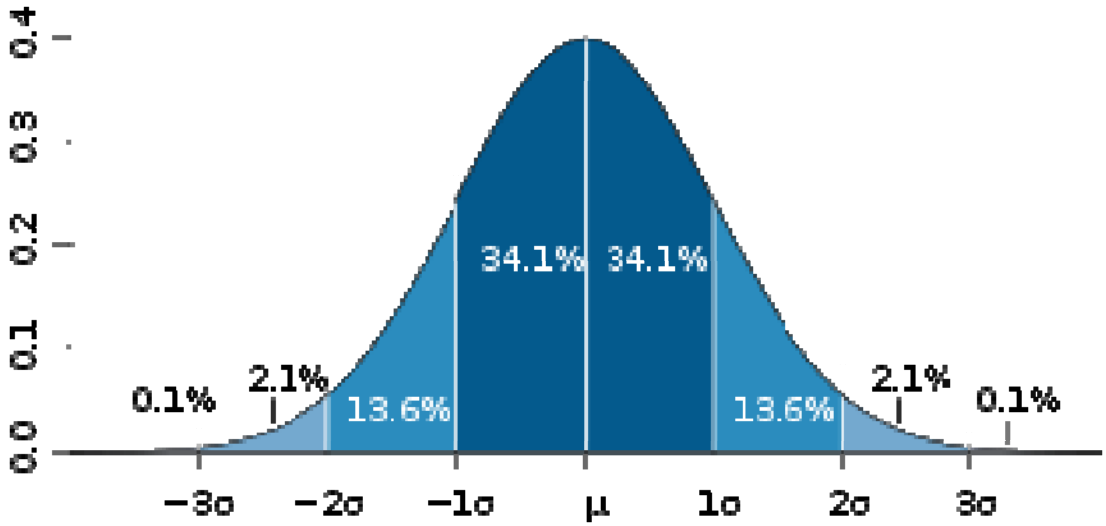
$$\text{Standard Error} = \sigma / \sqrt{n} = 2.5 / \sqrt{25} = 0.5$$

n is the sample size

$$Z = \frac{\overline{X} - \mu}{\sigma / \sqrt{n}} = \frac{\overline{X} - \mu}{0.5}$$

μ is not known

Test of Significance (4/5)



$$P(-z \le Z \le z) = 1 - \alpha = 0.95$$

$$\Phi(z) = P(Z \le z) = 1 - \frac{\alpha}{2} = 0.975$$

From Tables

$$z = \Phi^{-1}(\Phi(z)) = \Phi^{-1}(0.975) = 1.96$$

$$0.95 = 1 - \alpha = P(-z \le Z \le z) = P(-1.96 \le \frac{\overline{X} - \mu}{\sigma / \sqrt{n}} \le 1.96)$$

Test of Significance (5/5)

$$P(-z \le Z \le z) = P(\bar{X} - 1.96\frac{\sigma}{\sqrt{n}} \le \mu \le \bar{X} + 1.96\frac{\sigma}{\sqrt{n}})$$

$$P(-z \le Z \le z) = P(\bar{X} - 1.96 * 0.5 \le \mu \le \bar{X} + 1.96 * 0.5)$$

$$P(-z \le Z \le z) = P(\bar{X} - 0.98 \le \mu \le \bar{X} + 0.98)$$

$$Our\ Interval = (250.2 - 0.98; 250.2 + 0.98)$$

$$Our\ Interval = (249.22; 251.0)$$

- Any value within this interval is not significant

The Information Theory

Part 9

Introduction
Entropy

The Information Theory

The information conveyed by a message can be measured in bits by its probability

The Information Theory: Given Data

Attributes:
D1, D2, D3, D4

Domain(D1)={1,2,3}

Domain(D2)={1,2}

Domain(D3)={1,2}

Domain(D4)={A,B}

D1	D2	D3	D4	**D5**
1	2	1	A	**1**
1	2	2	A	**0**
1	2	2	B	**0**
1	2	2	B	**0**
1	1	1	B	**1**
2	2	2	A	**1**
2	2	2	B	**1**
2	1	1	A	**1**
2	2	1	B	**1**
3	1	2	A	**0**
3	1	1	A	**0**
3	2	2	B	**1**
3	1	2	B	**1**
3	1	2	B	**1**

Decision Attributes: D5

Domain(D5)={0,1}

Two Decisions: 0, 1

The Information Theory: Given Data

	D1	1		2		3	
D4	D3\D2	1	2	1	2	1	2
A	1		1	1		0	
	2		0		1	0	
B	1	1	1		1	1	
	2		0		1	1	1

D1	D2	D3	D4	**D5**
1	2	1	A	**1**
1	2	2	A	**0**
1	2	1	B	**0**
1	2	2	B	**0**
1	1	1	B	**1**
2	2	2	A	**1**
2	2	2	B	**1**
2	1	1	A	**1**
2	2	1	B	**1**
3	1	2	A	**0**
3	1	1	A	**0**
3	2	2	B	**1**
3	1	1	B	**1**
3	1	2	B	**1**

The Information Theory: Entropy

THE INFORMATION THEORY: information conveyed by a message depends on its probability and can be measured in bits as minus the logarithm (base 2) of that probability

suppose D_1, ..., D_m are m attributes and C_1, ..., C_n are n decision classes in a given data. Suppose S is any set of cases, and T is the initial set of training cases $S \subset T$. The **frequency of class C_i in the set S** is:

$$freq(C_i, S) = Number\ of\ \ examples\ in\ S\ belonging\ to\ C_i$$

If |S| is the total number of examples in S, ***the probability that an example selected at random from S belongs to class C_i*** is

$$freq(C_i, S) / |S|$$

The information conveyed by the message that "**a selected example belongs to a given decision class, C_i**", is determined by

$$-\log_2(freq(C_i, S) / |S|) \quad bits$$

The Information Theory: Entropy

The information conveyed by the message "***a selected example belongs to a given decision class, C_i***"

$$-\log_2(freq(C_i, S)/|S|) \quad bits$$

The Entropy: The expected information from a message stating class membership is given by

$$Info(S) = -\sum_{i=1}^{k}(freq(C_i, S)/|S|) * \log_2(freq(C_i, S)/|S|) \quad bits$$

info(S) is known as the ***entropy*** of the set S. When S is the initial set of training examples, *info(S) determines the average amount of information needed to identify the class of an example in S*.

The Information Theory: The Gain Ratio

S

D1	D2	D3	D4	D5
1	2	1	A	1
1	2	2	A	0
1	2	2	B	0
1	2	2	B	0
1	1	1	B	1
2	2	2	A	1
2	2	2	B	1
2	1	1	A	1
2	2	1	B	1
3	1	2	A	0
3	1	1	A	0
3	2	2	B	1
3	1	2	B	1
3	1	2	B	1

Example

$$freq(0,S)=5 \qquad freq(1,S)=9$$

$$freq(0,S)/|S|=5/14 \qquad freq(1,S)/|S|=9/14$$

The Entropy: *the average amount of information needed to identify the class of an example in S*

$$Info(S)=-9/14*\log_2(9/14)-5/14*\log_2(5/14)=0.94 bits$$

Using D_1 to Split the data provide 3 subsets of data

$$Info_{D_1}(S_1)=-3/5*\log_2(3/5)-2/5*\log_2(2/5)=0.94$$

$$Info_{D_1}(S_2)=-4/4*\log_2(4/4)=0.94$$

$$Info_{D_1}(S_3)=-2/5*\log_2(2/5)-3/5*\log_2(3/5)=0.94$$

$$Info_{D_1}(S)=(5/14)*Info_{D_1}(S_1)+(4/14)*Info_{D_1}(S_2)+(5/14)*Info_{D_1}(S_3)=0.694$$

The Information Theory: The Gain Ratio

Suppose attribute $\underline{D_i}$ is selected to be the root and it has $\underline{k}$ possible values. The expected information of selecting D to partition the training set S, $info_{Di}(S)$, can be calculated as follows:

$$Info_{D_i}(S) = \sum_{i=1}^{k} (|S_i| / |S|) * Info(S_i)$$

S_i is the subset number i of the data; k is the number of values of D_i

The information gained by partitioning the training examples S into subset using the attribute D_1 is given by

$$Gain(X_i) = Info(S) - Info_{D_i}(S)$$

The Information Theory: The Gain Ratio

The attribute to be selected is the attribute with maximum gain value. Quinlan found out that a key attribute will have the maximum gain. This is not good!

$$Split\_Info(S) = -\sum_{i=1}^{k} (|S_i|/|S|) * \log_2 (|S_i|/|S|)$$

The gain ratio is given by:

$$Gain\_Ratio(D_i) = Gain(D_i) / Split\_Info(D_i)$$

Quinlan, J.R., (1993). "C4.5: Programs for Machine Learning", Morgan Kaufmann, Los Altos, California.

The Information Theory: The Gain Ratio

Example Cont.

$$Info_{D_1}(S) = (5/14) * Info_{D_1}(S_1) + (4/14) * Info_{D_1}(S_2) + (5/14) * Info_{D_1}(S_3) = 0.694$$

$$Gain(D_1) = 0.94 - 0.694 = 0.246$$

$$Split\_Info(S) = -5/14 * \log_2(5/14) - 4/14 * \log_2(4/14) - 5/14 \log_2(5/14) = 1.577 \quad bits$$

$$Gain\_Ratio(D_1) = 0.246 / 1.577 = 0.156$$

S

D1	D2	D3	D4	D5
1	2	1	A	1
1	2	2	A	0
1	2	2	B	0
1	2	2	B	0
1	1	1	B	1
2	2	2	A	1
2	2	2	B	1
2	1	1	A	1
2	2	1	B	1
3	1	2	A	0
3	1	1	A	0
3	2	2	B	1
3	1	2	B	1
3	1	2	B	1

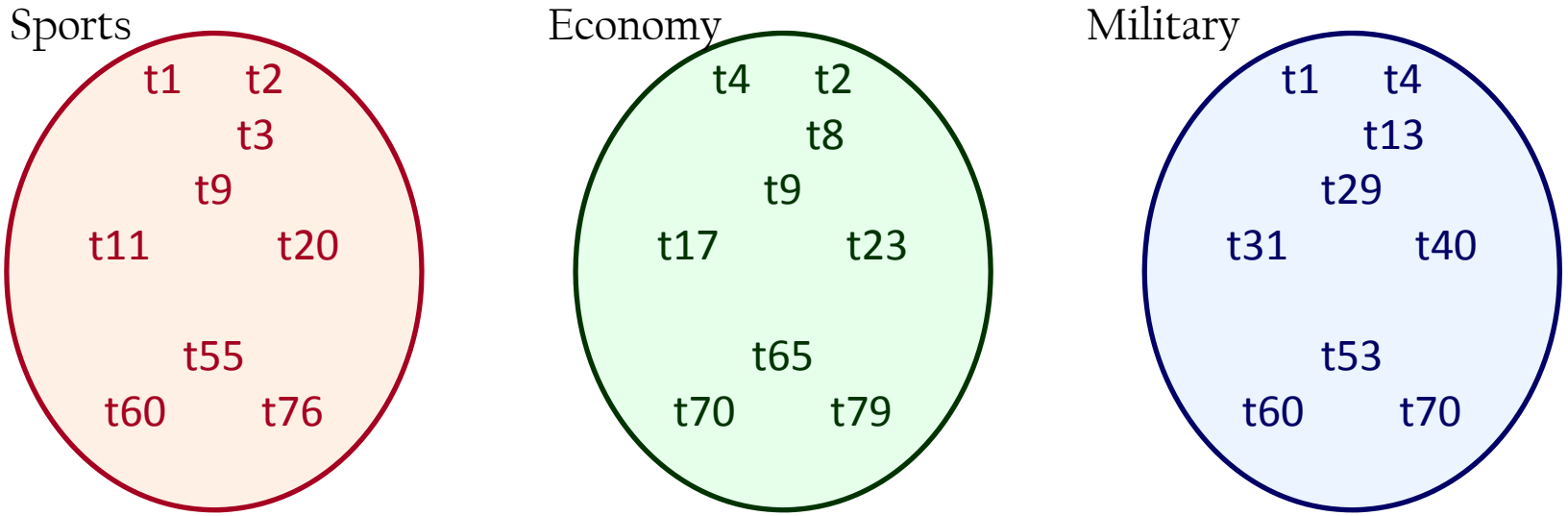
Information Gain: Term vs. Category

It measures the classification power of a term

$$IG(t_k, c_i) = \sum_{c \in \{c_i, \bar{c}_i\}} \sum_{t \in \{t_k, \bar{t}_k\}} P(t,c) \log_2 \frac{P(t,c)}{P(t)P(c)}$$

$P(t_k, c_i)$	➔probability document x contains term t and belongs to category c.
$P(\bar{t}_k, c_i)$	➔probability document x does not contain term t and belongs to category c.
$P(t_k, \bar{c}_i)$	➔probability document x contains term t and does not belong to category c.
$P(\bar{t}_k, \bar{c}_i)$	➔probability document x does not contain term t and does not belong to category c.
$P(t)$	➔probability of term t.
$P(c)$	➔probability of category c.

Testing The Membership



$$IG(t_k, c_i) = \sum_{c \in \{c_i, \bar{c}_i\}} \sum_{t \in \{t_k, \bar{t}_k\}} P(t,c) \log_2 \frac{P(t,c)}{P(t)P(c)}$$

$$IG(t_1, sport) = \frac{1}{9} * \log_2 \frac{1/9}{(2/27)*(9/27)} + \frac{8}{9} * \log_2 \frac{8/9}{(25/27)*(9/27)}$$

$$+ \frac{1}{18} * \log_2 \frac{1/18}{(2/27)*(18/27)} + \frac{17}{27} * \log_2 \frac{17/27}{(25/27)*(18/27)}$$

The Gain Ratio

$$GR\ (t_k, c_i) = \frac{\sum_{c \in \{c_i, \bar{c}_i\}} \sum_{t \in \{t_k, \bar{t}_k\}} P(t,c) \log_2 \frac{P(t,c)}{P(t)P(c)}}{-\sum_{c \in \{c_i, \bar{c}_i\}} P(c) \log_2 P(c)}$$

$P(t_k, c_i)$ ➔probability document x contains term t and belongs to category c.

$P(\bar{t}_k, c_i)$ ➔probability document x does not contain term t and belongs to category c.

$P(t_k, \bar{c}_i)$ ➔probability document x contains term t and does not belong to category c.

$P(\bar{t}_k, \bar{c}_i)$ ➔probability document x does not contain term t and does not belong to category c.

$P(t)$ ➔probability of term t.

$P(c)$ ➔probability of category c.

Basics for Language Engineers

Part 10

Evaluating Documents

Term Frequency & Inverse Document Frequency

Usually a combination of the term frequency and the inverse document frequency

$$TFIDF = w_{ik} = tf_{ik} \times idf_{ik}$$

$$tf_{ik} = 1 + \log_2(tr_{ik}) \qquad and\ zero\ when \log = 0$$

$$idf_{ik} = \log_2\left(\frac{N}{n_{ik}}\right) \qquad and\ zero\ when\ \log = 0$$

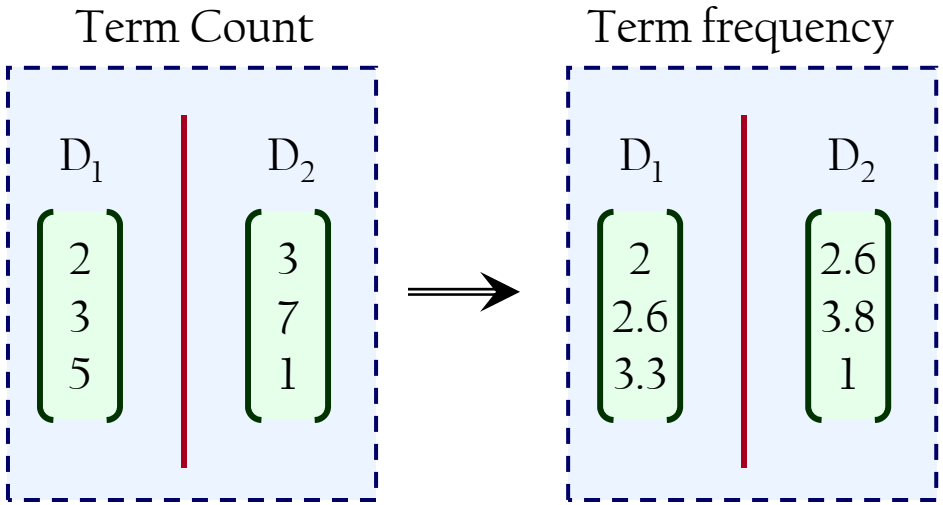
tf_{ik} is the term frequency of term i in document k, tr_{ik} is the count of term i in document k, idf_{ik} is the inverse document frequency of term i in document k, N is the total number of documents in the collection, n_{ik} is the number of occurrence of term i in document k, w_{ik} is the weight of term i in document k. Logarithm has been used to reduces the difference between the weight of high and low frequency terms. Logarithm of base 2 is used when vectors are full of binary TFIDF weights 0 and 1. Logarithm of base 10 is used when vectors are full of TFIDF weights except binary ones. TFIDF weights values are not normalized.

The Magical Recipe

$$tf_{ik} = 1 + \log_2(tr_{ik}) \qquad \textit{and zero when } \log = 0$$

$$idf_{ik} = \log_2\left(\frac{N}{n_{ik}}\right) \qquad \textit{and zero when } \log = 0$$

$$\log_2 x = \log_{10} x / \log_{10} 2$$



STATISTICAL ASSOCIATIONS

Part II

Association Rules

Learning Term-Association

T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	
1	1	1	1	1	1	1	D1
2	1	2	1	1	1	2	D2
1	2	3	1	1	1	3	D3
2	2	1	2	1	2	4	D4
1	1	2	2	1	1	5	D5
2	1	3	2	1	2	6	D6
1	2	1	3	2	2	7	D7
2	2	2	3	2	2	8	D8
1	1	3	3	2	2	9	D9
2	1	1	1	2	1	1	D10
1	2	2	1	2	2	2	D11
2	2	3	1	2	1	3	D12
1	1	1	2	3	1	4	D13
2	1	2	2	3	1	5	D14
1	2	3	2	3	1	6	D15
2	2	1	3	3	1	7	D16
1	1	2	3	3	2	8	D17
2	1	3	3	3	1	9	D18

D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	
1	1	1	1	1	1	1	T1
2	1	2	1	1	1	2	T2
1	2	3	1	1	1	3	T3
2	2	1	2	1	2	4	T4
1	1	2	2	1	1	5	T5
2	1	3	2	1	2	6	T6
1	2	1	3	2	2	7	T7
2	2	2	3	2	2	8	T8
1	1	3	3	2	2	9	T9
2	1	1	1	2	1	1	T10
1	2	2	1	2	2	2	T11
2	2	3	1	2	1	3	T12
1	1	1	2	3	1	4	T13
2	1	2	2	3	1	5	T14
1	2	3	2	3	1	6	T15
2	2	1	3	3	1	7	T16
1	1	2	3	3	2	8	T17
2	1	3	3	3	1	9	T18

Learning Term-Association

AR Syntax:

(condition 1) (condition 2) … (condition n) strength of association

Suppose we quantized the term weights

Drive two association rules with two Conditions and frequency greater than 0.25.

(T1 = 1) (T6 = 1) 5/18
(T1 = 2) (T2 = 1) 5/18

Question:
Drive association rules with two conditions and frequency greater than 0.38.

T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8
1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	2	1	1	1	2	2
1	2	3	1	1	1	3	3
2	2	1	2	1	2	4	4
1	1	2	2	1	1	5	5
2	1	3	2	1	2	6	6
1	2	1	3	2	2	7	1
2	2	2	3	2	2	8	2
1	1	3	3	2	2	9	3
2	1	1	1	2	1	1	4
1	2	2	1	2	2	2	5
2	2	3	1	2	1	3	6
1	1	1	2	3	1	4	1
2	1	2	2	3	1	5	2
1	2	3	2	3	1	6	3
2	2	1	3	3	1	7	4
1	1	2	3	3	2	8	5
2	1	3	3	3	1	9	6

Learning Term-Association

The strength of an association rule can be measure by:

- Leverage
- Coverage
- Support
- Strength
- Lift

I. Calculating LEVERAGE for the rule:

(T1 = 2) (T2 = 1)

- Number of records = 16
- Records having (T1 = 2) = 8
- Records having (T2 = 1) = 9
- Records having (T1 = 2) (T2 = 1) = **4**
- % of the cover (T1 = 2) (T2 = 1) = 4/16
- Records expected to be covered by (T1 = 2) (T2 = 1) if they were independent = (8 * 9) / 16 = **4.5**
- Leverage Count = 4.5 – 4 = 0.5
- Leverage Proportion = 0.5 / 16 = 1/32

T1	T2	T3	T4	T5
1	1	1	1	1
2	1	2	1	1
1	2	3	1	1
2	2	1	2	1
1	1	2	2	1
2	1	3	2	1
1	2	1	3	2
2	2	2	3	2
1	1	3	3	2
2	1	1	1	2
1	2	2	1	2
2	2	3	1	2
1	1	1	2	3
2	1	2	2	3
1	2	3	2	3
2	1	1	3	3

Learning Term-Association

2. Calculating COVERAGE for the rule:

(T1 = 2) (T2 = 1)

- The coverage count for all conditions but the last one (T2=1) = 8
- The coverage proportional = 8/16 = 1/2

3. Calculating SUPPORT for the rule:

(T1 = 2) (T2 = 1)

- The support count for all conditions = 4
- The support proportional = 4/16 = 1/4

4. Calculating STRENGTH for the rule:

(T1 = 2) (T2 = 1)

- The strength count for all conditions but the last one (T2=1) = 8
- The last condition covers 4 out of those 8
- The strength proportional = 4/8 = 1/2

T1	T2	T3	T4	T5
1	1	1	1	1
2	1	2	1	1
1	2	3	1	1
2	2	1	2	1
1	1	2	2	1
2	1	3	2	1
1	2	1	3	2
2	2	2	3	2
1	1	3	3	2
2	1	1	1	2
1	2	2	1	2
2	2	3	1	2
1	1	1	2	3
2	1	2	2	3
1	2	3	2	3
2	1	1	3	3

Learning Term-Association

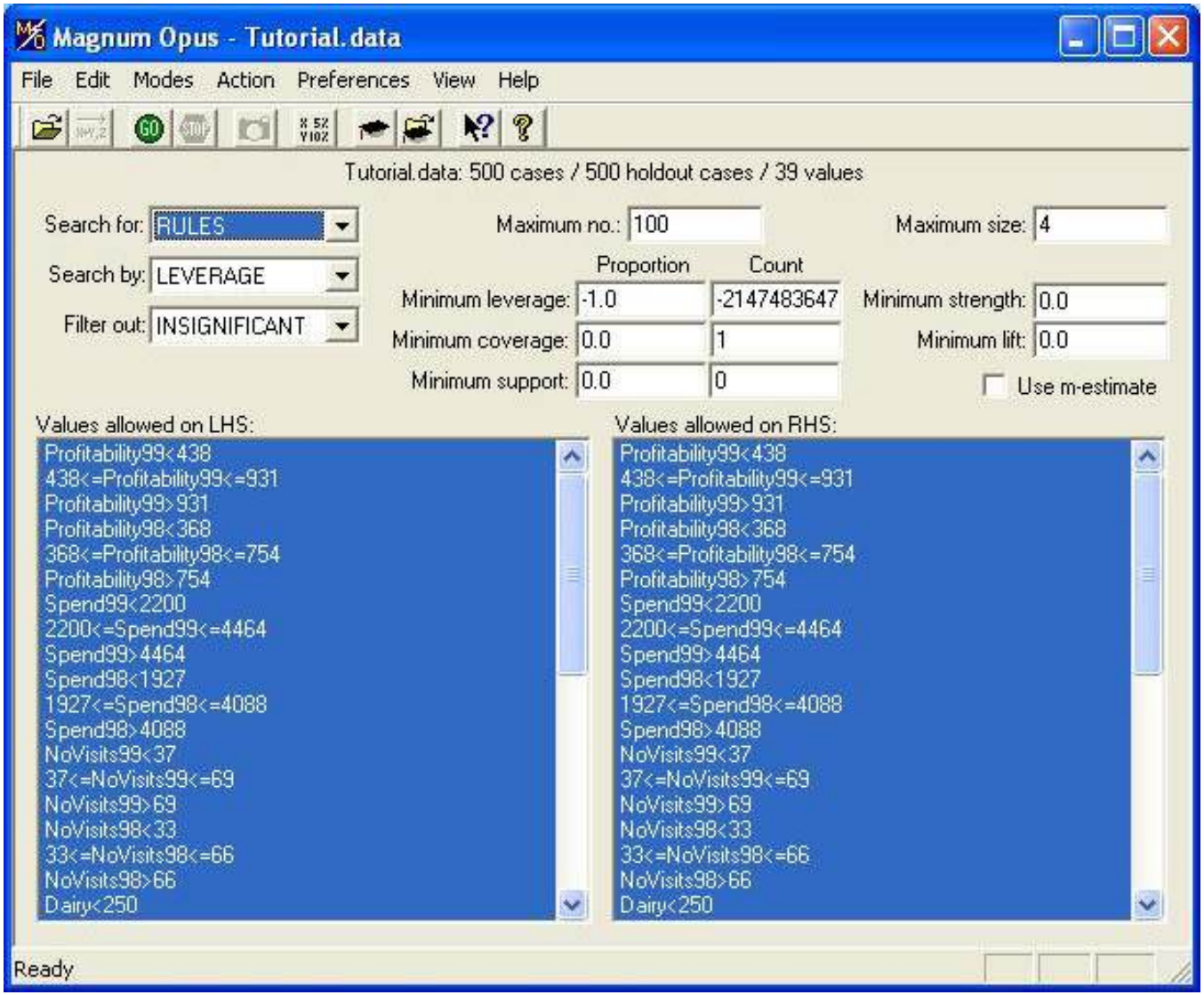
5. Calculating LIFT for the rule:

(T1 = 2) (T2 = 1)

- Total number of examples = 16
- Records covered by all conditions but the last condition (T2=1) = 8
- Records covered by the last condition = 8
- Records covered by all conditions = 4
- Strength = 4 / 8 = 1/2
- Cover proportion of all conditions but the last one (T2=1) = 8 / 16 = 1/2
- LIFT = strength / (cover proportion of all condition but the last) = (1/2) / (1/2) = 1

T1	T2	T3	T4	T5
1	1	1	1	1
2	1	2	1	1
1	2	3	1	1
2	2	1	2	1
1	1	2	2	1
2	1	3	2	1
1	2	1	3	2
2	2	2	3	2
1	1	3	3	2
2	1	1	1	2
1	2	2	1	2
2	2	3	1	2
1	1	1	2	3
2	1	2	2	3
1	2	3	2	3
2	1	1	3	3

The Magnum Opus System



Attributes and their values for the Tutorial database

- Profitability99: numeric 3
- Profitability98: numeric 3
- Spend99: numeric 3
- Spend98: numeric 3
- NoVisits99: numeric 3
- NoVisits98: numeric 3
- Dairy: numeric 3
- Deli: numeric 3
- Bakery: numeric 3
- Grocery: numeric 3
- SocioEconomicGroup: categorical
- Promotion1: t, f
- Promotion2: t, f

Statistical Association

Magnum Opus

DEMO

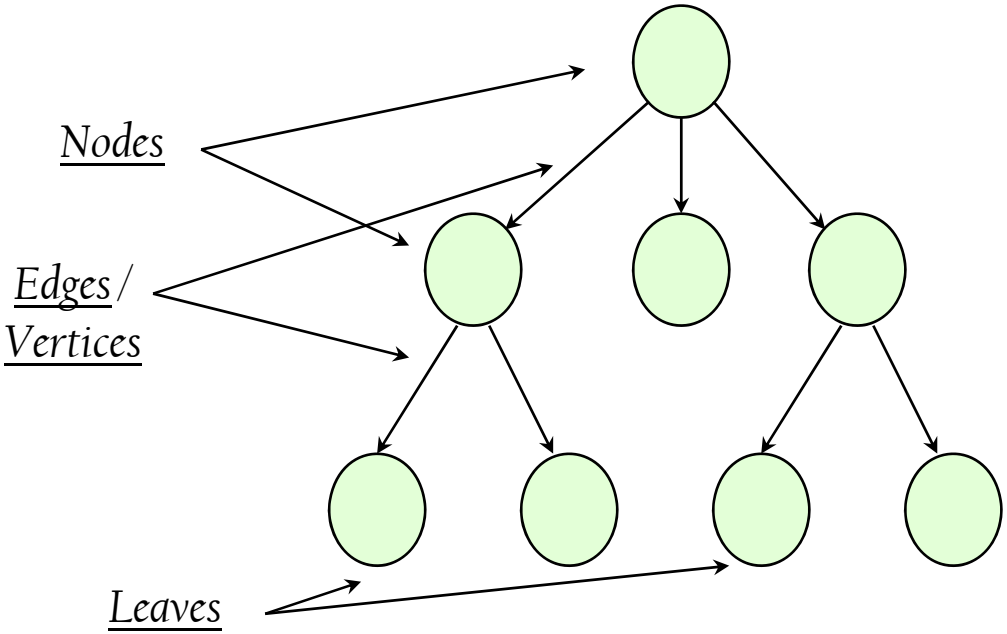
DECISION TREES

Part 12

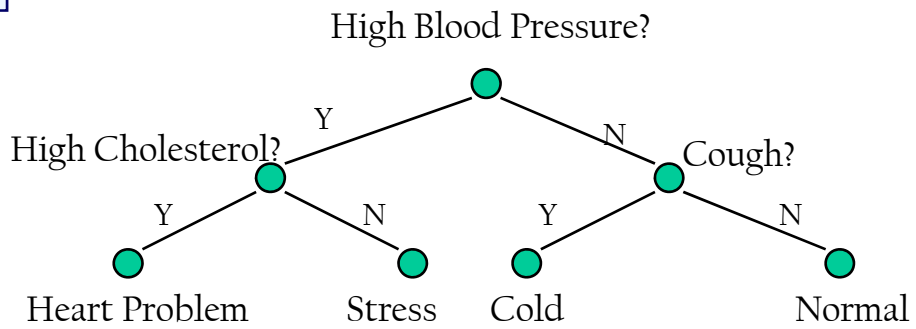
Using Statistical & Information Theory

Learning Decision Trees

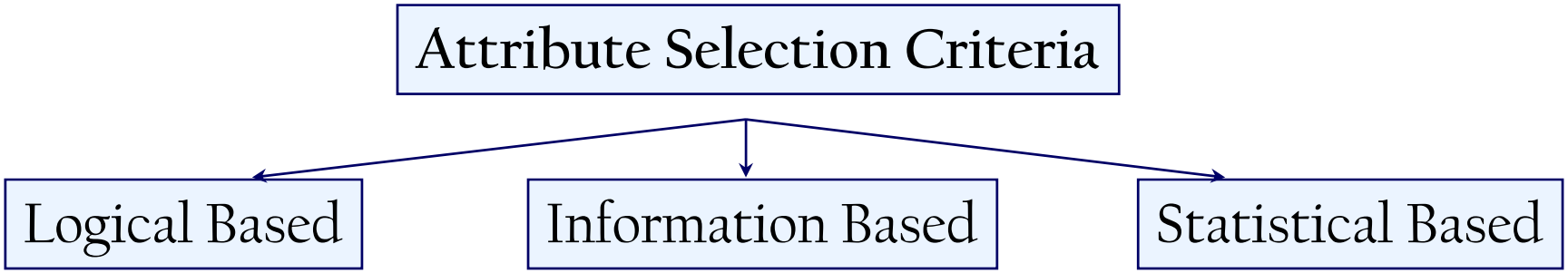
- A *Tree* is a Directed Acyclic Graph *(DAG)* + each node has one parent at most
- A *Decision Tree* is a tree where nodes associated with attributes, edges associated with attribute values, and leaves associated with decisions



Example:



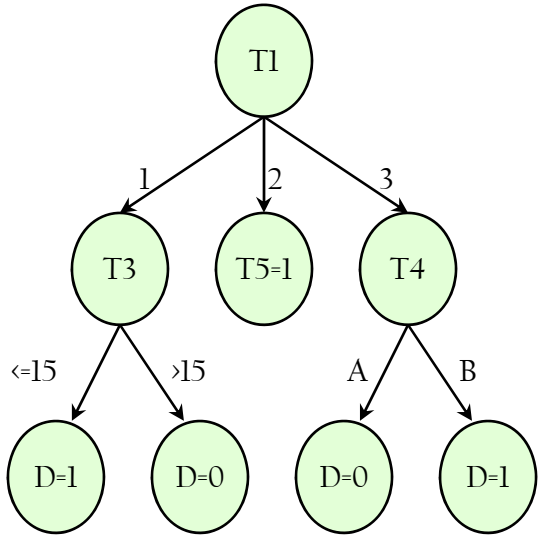
Learning Decision Trees



Information Theory

Example

- T2 is quantized into two intervals at 21 (T2<=21) and (T2>21)
- T3 is quantized into two intervals at 15 (T3<=15) and (T3>15)



T1	T2	T3	T4	D
1	25	10	A	1
1	30	30	A	0
1	35	25	B	0
1	22	35	B	0
1	19	10	B	1
2	22	30	A	1
2	33	18	B	1
2	14	5	A	1
2	31	15	B	1
3	21	20	A	0
3	15	10	A	0
3	25	20	B	1
3	18	20	B	1
3	20	36	B	1

Decision Trees

C5

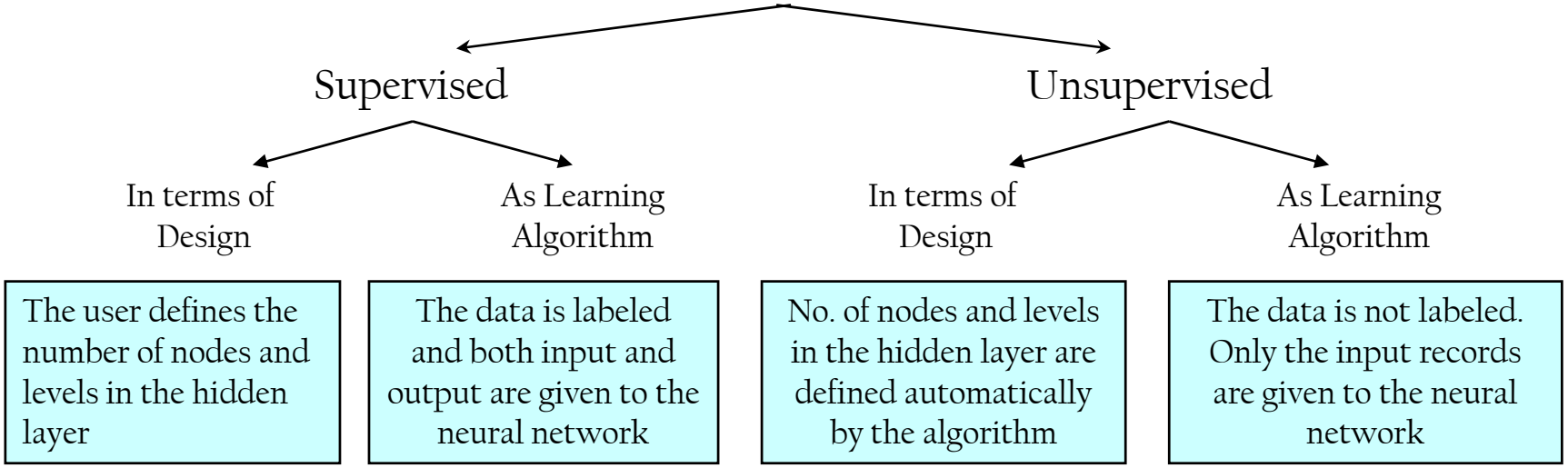
DEMO

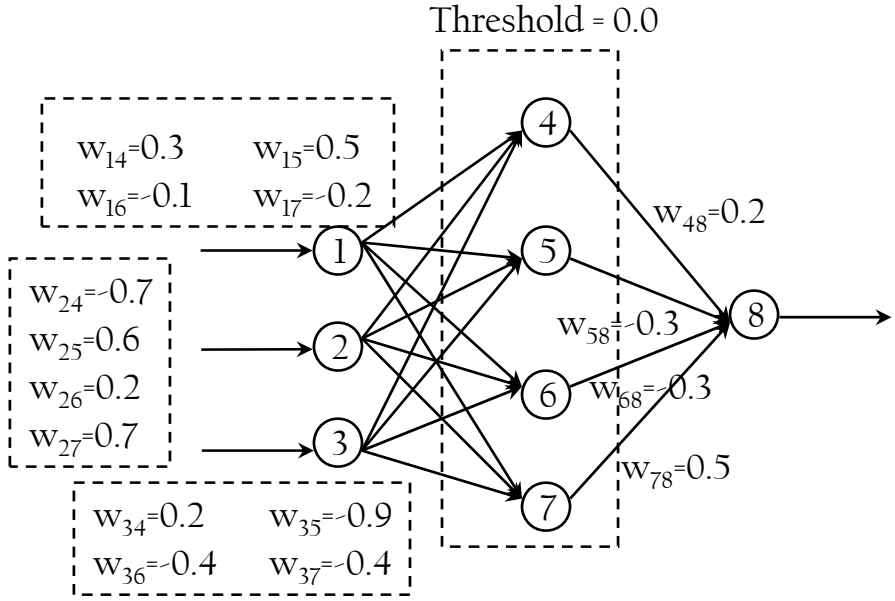
NEURAL NETWORKS

Part 13

How It Works?

Learning Neural Networks

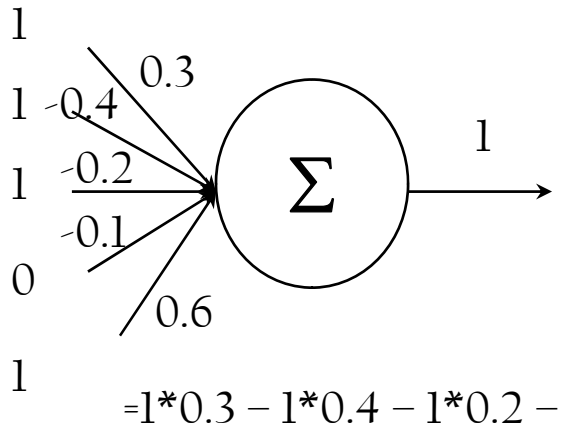




Test Data

A	B	C	Decision
0	0	0	
0	0	1	
0	1	0	
0	1	1	1
1	0	0	
1	0	1	
1	1	0	
1	1	1	

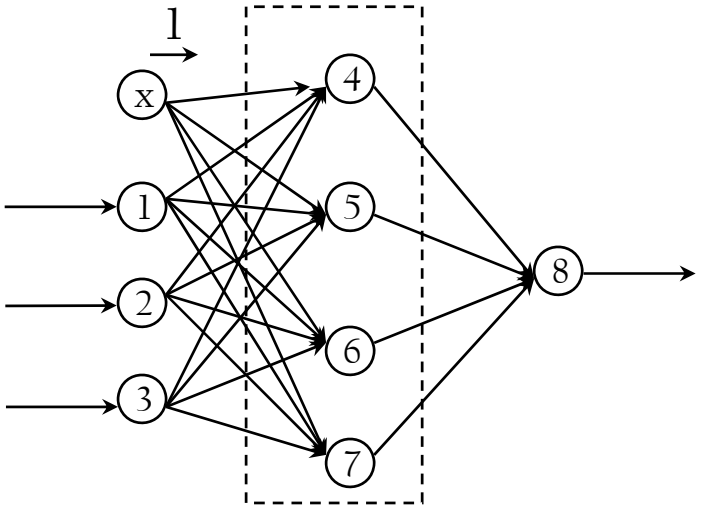
Learning Neural Networks



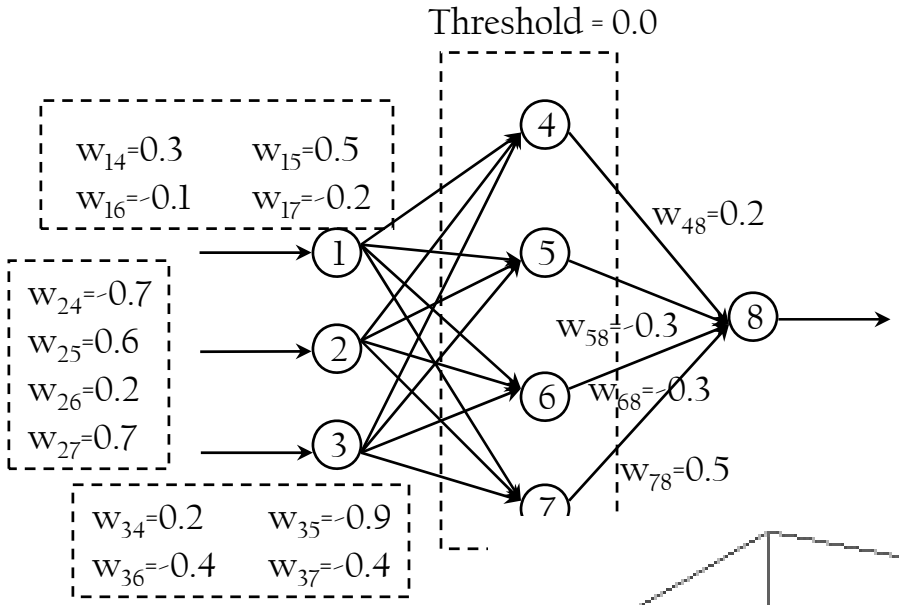
The Sigmoid Function

=1*0.3 – 1*0.4 – 1*0.2 – 0*0.1 + 1*0.6 = 0.3 > 0.0

To avoid setting the threshold:

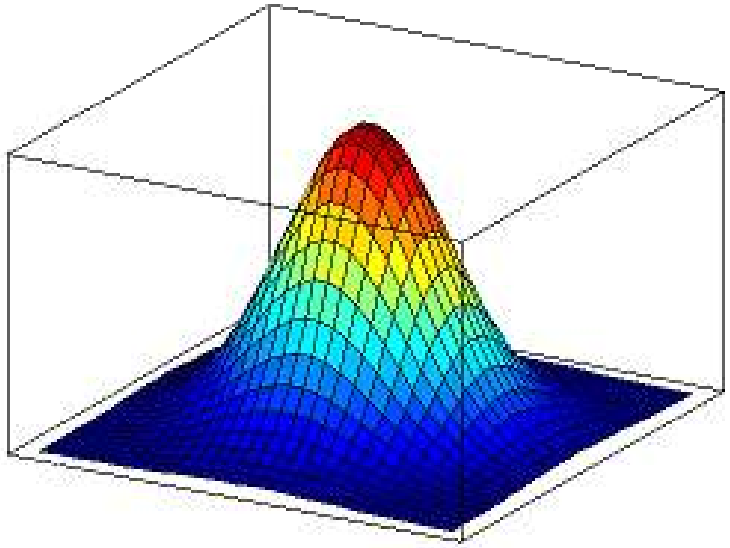


Learning Neural Networks



Test Data

A	B	C	Decision
0	0	0	
0	0	1	
0	1	0	
0	1	1	
1	0	0	
1	0	1	
1	1	0	
1	1	1	



MACHINE TRANSLATION

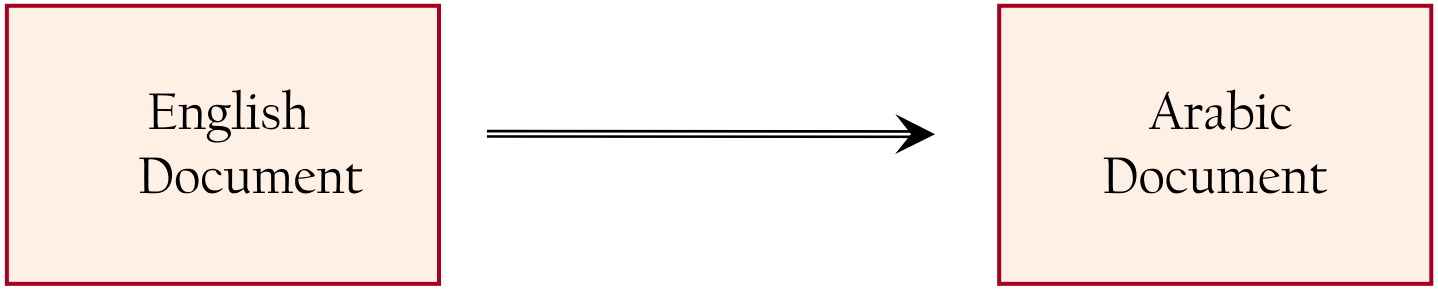
Part 14

Statistical Machine Translation

Statistical Machine Translation

- For each English sentence “e”, we need the Arabic sentence “a” which maximize P(a|e)

  P(a|e)=P(a)*P(e|a)/P(e)



Language Model

- A statistical **language model** assigns a probability to a sequence of *m* words by means of a probability distribution
- Record every sentence that anyone ever says in Arabic; Suppose you record a database of one billion utterances; If the sentence "كيف حالك؟" appears 76,413 times in that database, then we say P(كيف حالك؟) = 76,413/1,000,000,000 = 0.000076413
- One big problem is that many perfectly good sentences will be assigned a P(e) of zero

Arabic Sentence	Probability
كيف حالك	0.000076413
الولد سعيد	0.000066392

N-Grams

- An n-word substring is called an n-gram
- If n=2, we say bigram. If n=3, we say trigram
- Let P(y | x) be the probability that word y follows word x

  P(y | x) = number-of-occurrences("xy") / number-of-occurrences("x")

  P(z | x y) = number-of-occurrences("xyz") / number-of-occurrences("xy")

➔ P(ذهب الولد إلى المدرسة) = P(ذهب | start-of-sentence) *
P(الولد | ذهب) * P(إلى | الولد) * P(المدرسة | إلى) *
P(end-of-sentence | المدرسة)

➔ P(ذهب الولد إلى المدرسة) = P(ذهب | start-of-sentence) *
P(الولد | start-of-sentence ,ذهب) * P(إلى | الولد ,ذهب) *
P(المدرسة | إلى ,الولد) * P(end-of-sentence | المدرسة، إلى) *
P(end-of-sentence | end-of-sentence ,المدرسة)

N-Grams Language Model

$$P(w_1,\ldots,w_m)=\prod_{i=1}^{m}P(w_i \mid w_1,\ldots,w_{i-1}) \approx \prod_{i=1}^{m}P(w_i \mid w_{i-(n-1)},\ldots,w_{i-1})$$

$$P(w_i \mid w_{i-(n-1)},\ldots,w_{i-1})=\frac{count(w_{i-(n-1)},\ldots,w_i)}{count(w_{i-(n-1)},\ldots,w_{i-1})}$$

Example:

In a bigram (n=2) language model, the approximation looks like

$$P(I,saw,the,red,house) \approx P(I)P(saw \mid I)P(the \mid saw)P(red \mid the)P(house \mid red)$$

In a trigram (n=3) language model, the approximation looks like

$$P(I,saw,the,red,house) \approx P(I)P(saw \mid I)P(the \mid I,saw)P(red \mid saw,the)P(house \mid the,red)$$

Translation Model

- P(a | e), the probability of an Arabic string "a" given an English string "e". This is called a translation model
- P(a | e) will be a module in overall English-to-Arabic machine translation system; When we see an actual English string e, we want to reason backwards … What Arabic string a is (1) likely to be uttered, and (2) likely to subsequently translate to e? We're looking for the a that maximizes P(a) * P(e | a)

Arabic Sentence	English Sentence	P(a|e)
ذهب الولد إلى المدرسة	The boy went to School	0.0034
إنخفاض البورصة اليوم	Today, the stock market went down	0.00021
:	:	

Translation Model

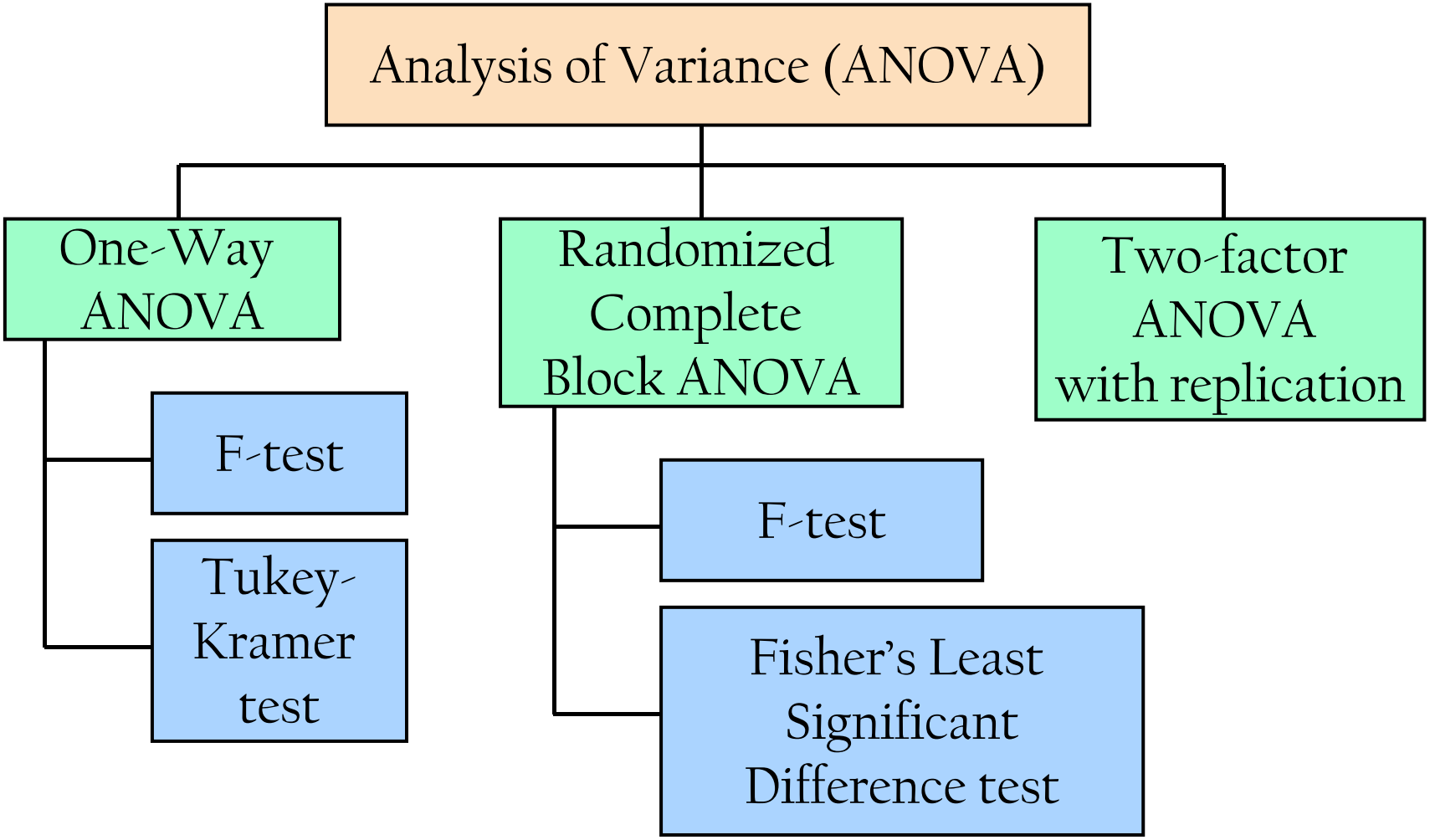
- For each word a_i in an Arabic sentence ($i = 1 \ldots l$), we choose a fertility ϕ_i. The choice of fertility depends on the Arabic word in question. It is not dependent on the other Arabic words in the Arabic sentence, or on their fertilities
- For each word a_i, we generate ϕ_i English words. The choice of English word depends on the Arabic word that generates it. It is not dependent on the Arabic context around the Arabic word. It is not dependent on other English words that have been generated from this or any other Arabic word
- All those English words are permuted. Each English word is assigned an absolute target "position slot." For example, one word may be assigned position 3, and another word may be assigned position 2 -- the latter word would then precede the former in the final English sentence. The choice of position for a English word is dependent solely on the absolute position of the Arabic word that generates it

STATISTICS

Part 15

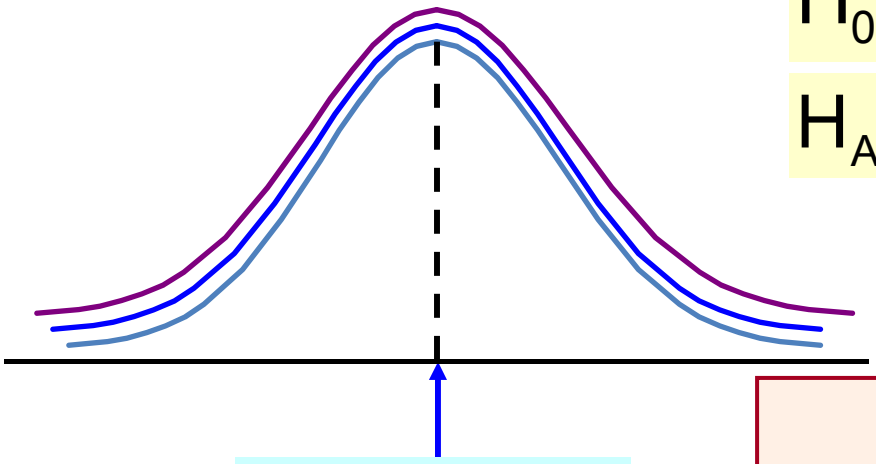
Analysis of Variance
ANOVA

Analysis of Variance ANOVA



ONE WAY ANOVA

- Evaluate the difference among the means of three or more populations
- Assumptions
  - Populations are normally distributed
  - Populations have equal variances
  - Samples are randomly and independently drawn



$\mu_1 = \mu_2 = \mu_3$

$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \cdots = \mu_k$

H_A : Not all μ_i are the same

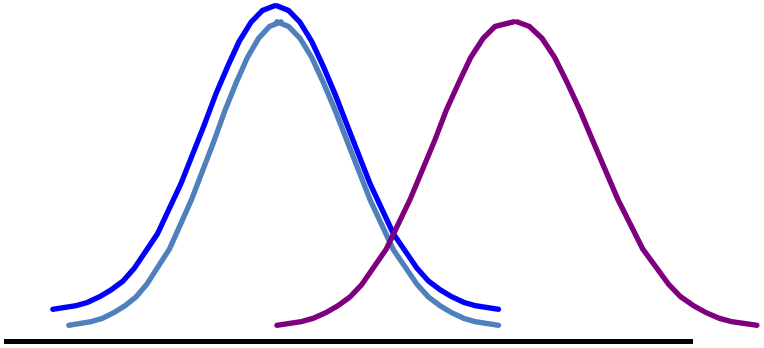
All Means are the same:
The Null Hypothesis is True

ONE WAY ANOVA

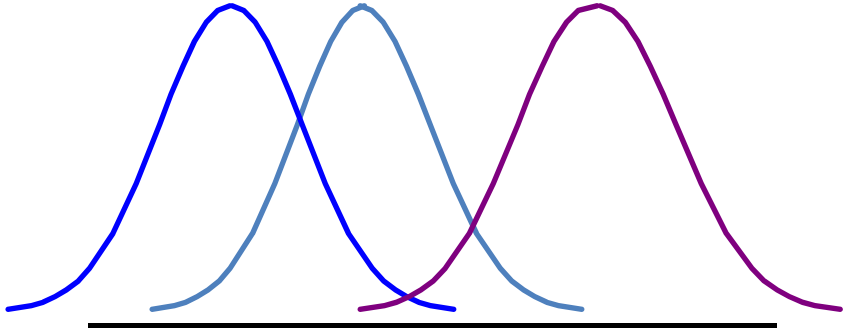
$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \cdots = \mu_k$

H_A : Not all μ_i are the same

At least one mean is different:
The Null Hypothesis is NOT true
(Treatment Effect is present)



or



$\mu_1 = \mu_2 \neq \mu_3$

$\mu_1 \neq \mu_2 \neq \mu_3$

Partitioning the Variations

$$SST = SSB + SSW$$

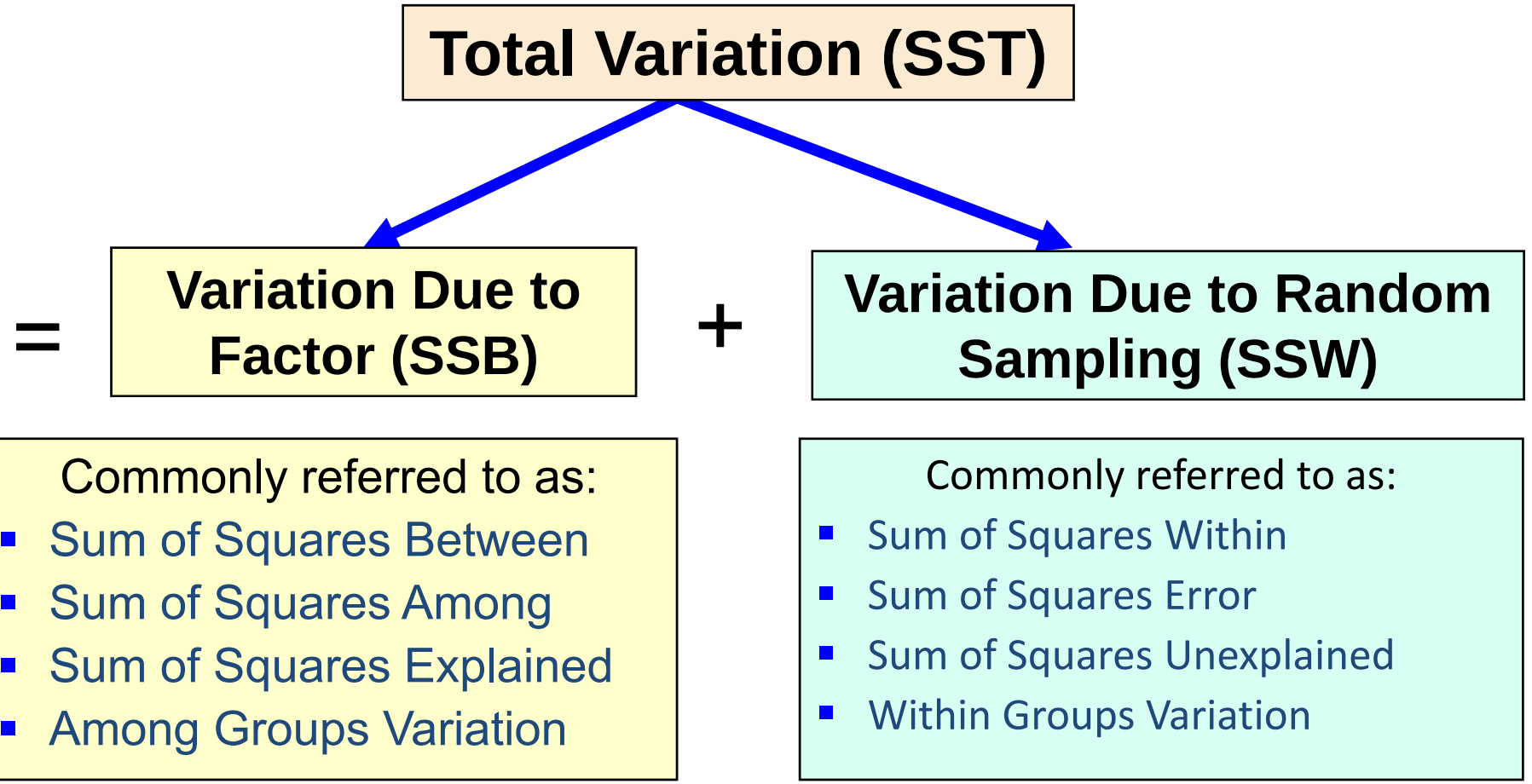
SST = Total Sum of Squares
SSB = Sum of Squares Between
SSW = Sum of Squares Within

Total Variation = the aggregate dispersion of the individual data values across the various factor levels (SST)

Between-Sample Variation = dispersion among the factor sample means (SSB)

Within-Sample Variation = dispersion that exists among the data values within a particular factor level (SSW)

Partition of Total Variation



Total Sum of Squares

$$SST = SSB + SSW$$

$$SST = \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \bar{\bar{x}})^2$$

Where:

SST = Total sum of squares

k = number of populations (levels or treatments)

n_i = sample size from population i

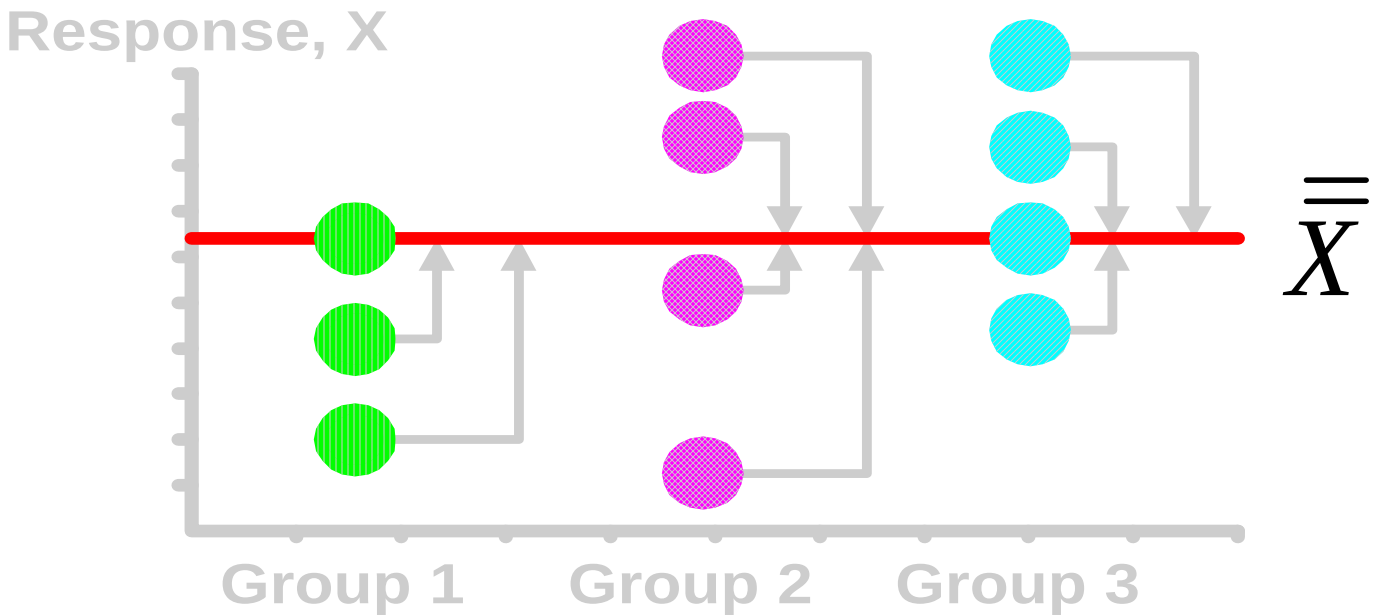
x_{ij} = j^{th} measurement from population i

$\bar{\bar{x}}$ = grand mean (mean of all data values)

Total Variation

(continued)

$$SST = (x_{11} - \bar{\bar{x}})^2 + (x_{12} - \bar{\bar{x}})^2 + \ldots + (x_{kn_k} - \bar{\bar{x}})^2$$



Sum of Squares Between

$$SST = SSB + SSW$$

$$SSB = \sum_{i=1}^{k} n_i(\bar{x}_i - \bar{\bar{x}})^2$$

Where:

SSB = Sum of squares between

k = number of populations

n_i = sample size from population i

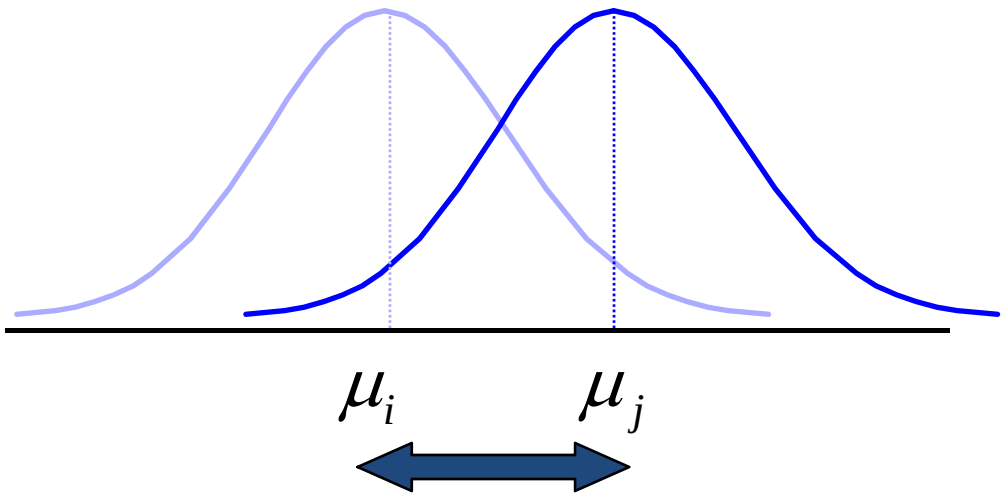
$\bar{x}_i$ = sample mean from population i

$\bar{\bar{x}}$ = grand mean (mean of all data values)

Between-Group Variation

$$SSB = \sum_{i=1}^{k} n_i(\bar{x}_i - \bar{\bar{x}})^2$$

Variation Due to
Differences Among Groups



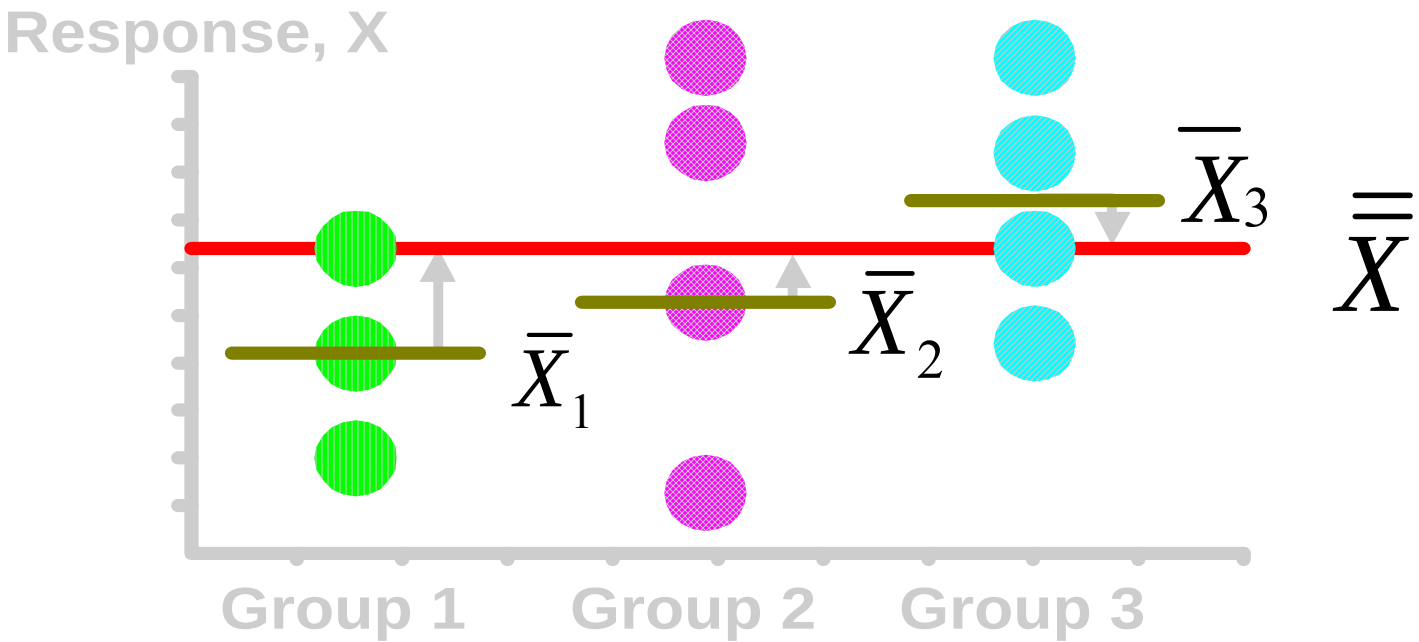
$$MSB = \frac{SSB}{k-1}$$

Mean Square Between =
SSB/degrees of freedom

Between-Group Variation

(continued)

$$SSB = n_1(\bar{x}_1 - \bar{\bar{x}})^2 + n_2(\bar{x}_2 - \bar{\bar{x}})^2 + \ldots + n_k(\bar{x}_k - \bar{\bar{x}})^2$$



Sum of Squares Within

$$SST = SSB + SSW$$

$$SSW = \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2$$

Where:

SSW = Sum of squares within

k = number of populations

n_i = sample size from population i

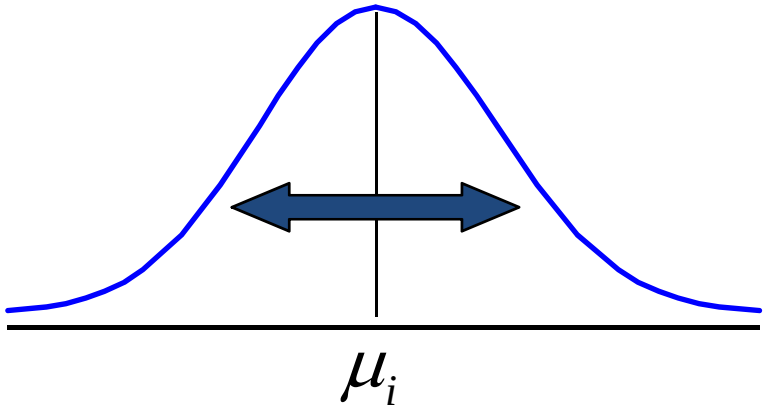
$\bar{x}_i$ = sample mean from population i

x_{ij} = j^{th} measurement from population i

Within-Group Variation

$$SSW = \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2$$

Summing the variation within each group and then adding over all groups



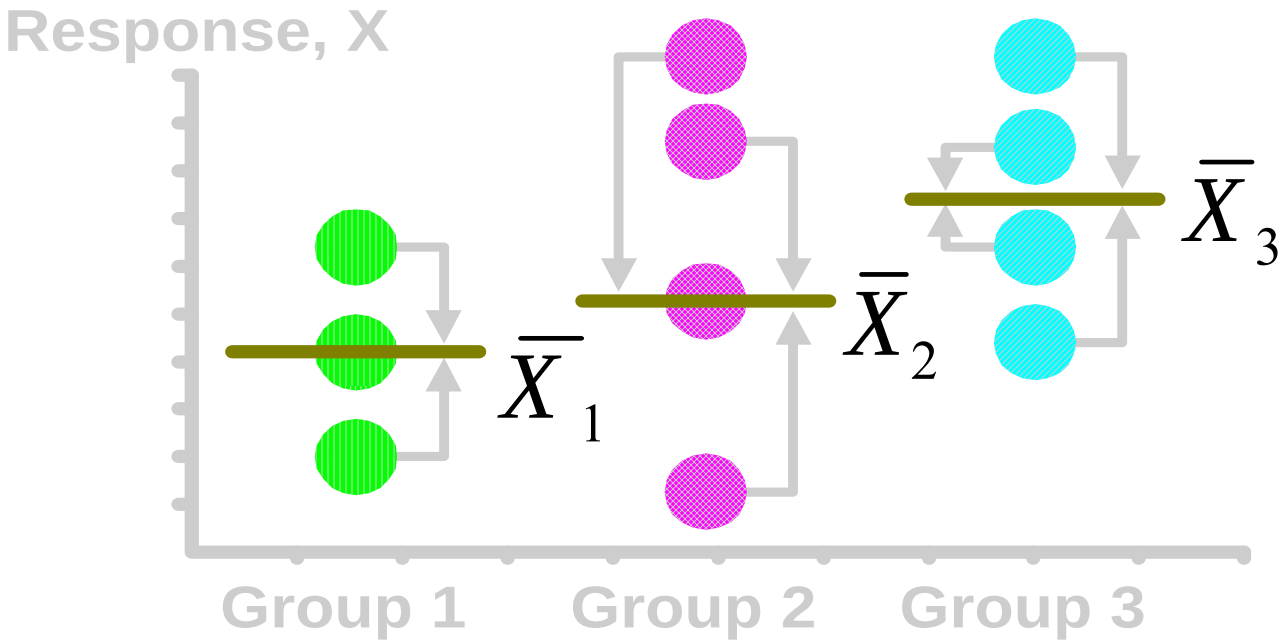
$$MSW = \frac{SSW}{N - k}$$

Mean Square Within = SSW/degrees of freedom

Within-Group Variation

(continued)

$$SSW = (x_{11} - \bar{x}_1)^2 + (x_{12} - \bar{x}_2)^2 + \ldots + (x_{kn_k} - \bar{x}_k)^2$$

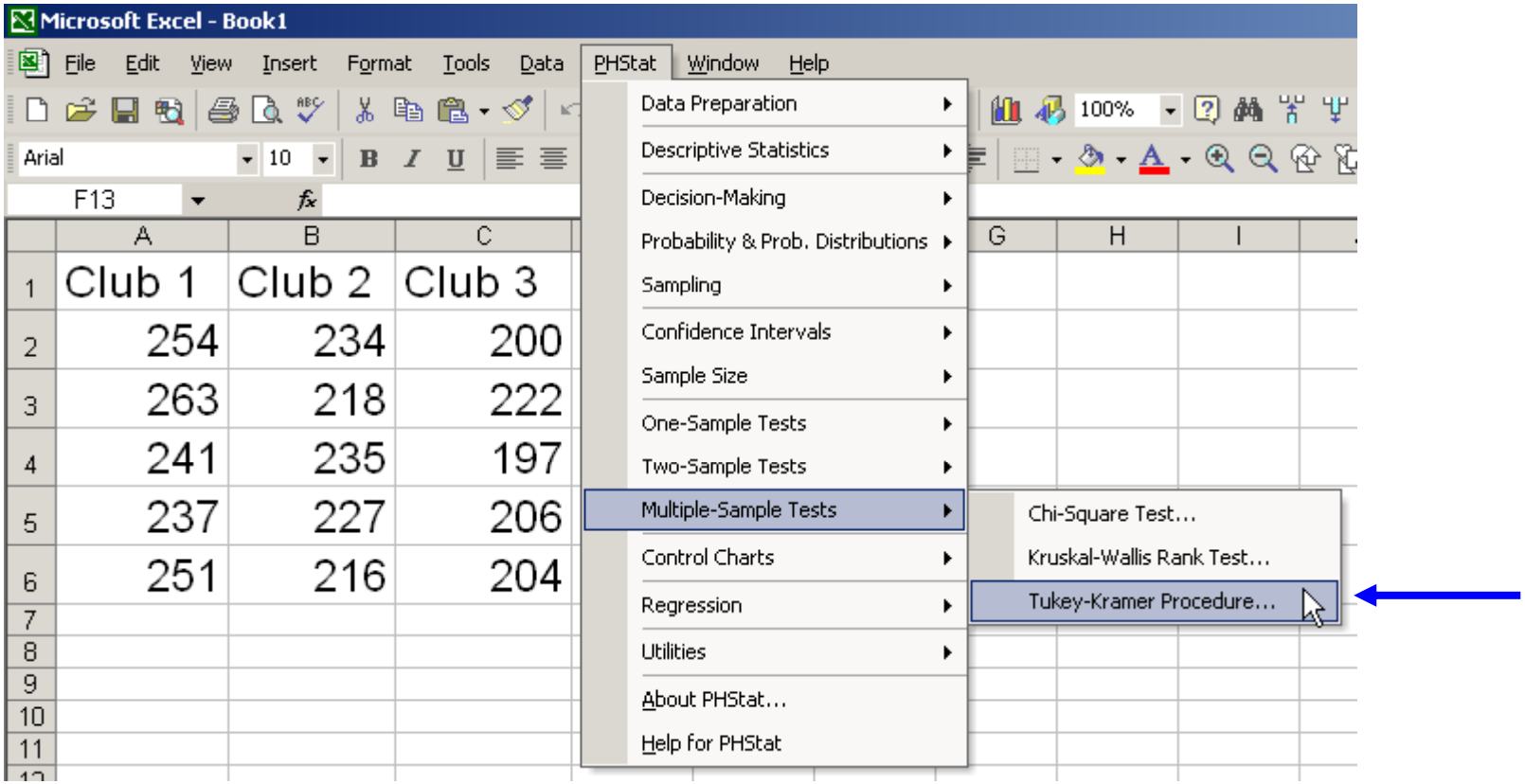


One-Way ANOVA Table

Source of Variation	SS	df	MS	F ratio
Between Samples	SSB	k - 1	$MSB = \frac{SSB}{k-1}$	$F = \frac{MSB}{MSW}$
Within Samples	SSW	N - k	$MSW = \frac{SSW}{N-k}$	
Total	SST = SSB+SSW	N - 1		

k = number of populations
N = sum of the sample sizes from all populations
df = degrees of freedom

Tukey-Kramer in PHStat



Probability

Part 16

Bayesian Networks

Bayesian Networks (Watch Me!)

Conclusion

1- Basic Concepts

2- Introduction to Vectors

3- Probability

4- Statistics

5- Regression

6- Statistics & Testing

7- Test of Significance

8- Information Theory

9- Basics for Language Engineers

10- Statistical Association

11- Statistical Machine Translation

12- Analysis of Variance

13- Bayesian Networks

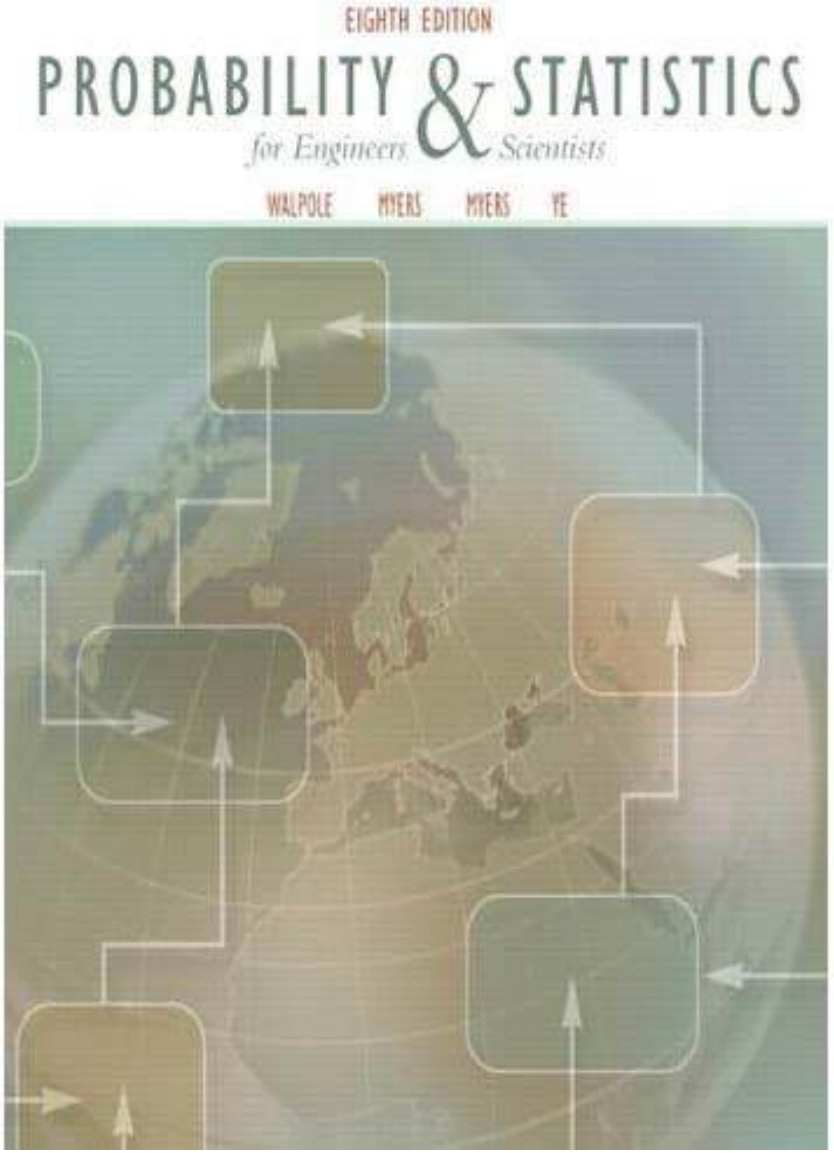
REFERENCES

- W. Weaver (1955). Translation (1949). In: *Machine Translation of Languages*, MIT Press, Cambridge, MA.
- P. Brown, S. Della Pietra, V. Della Pietra, and R. Mercer (1993). The mathematics of statistical machine translation: parameter estimation. *Computational Linguistics*, **19(2)**, 263-311.
- S. Vogel, H. Ney and C. Tillmann. 1996. HMM-based Word Alignment in StatisticalTranslation. In COLING '96: The 16th International Conference on Computational Linguistics, pp. 836-841, Copenhagen, Denmark.
- F. Och and H. Ney. (2003). A Systematic Comparison of Various Statistical Alignment Models. Computational Linguistics, 29(1):19-51
- P. Koehn, F.J. Och, and D. Marcu (2003). Statistical phrase based translation. In *Proceedings of the Joint Conference on Human Language Technologies and the Annual Meeting of the North American Chapter of the Association of Computational Linguistics (HLT/NAACL)*.
- D. Chiang (2005). A Hierarchical Phrase-Based Model for Statistical Machine Translation. In *Proceedings of the 43rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL'05)*.
- F. Och and H. Ney. (2003). A Systematic Comparison of Various Statistical Alignment Models. Computational Linguistics, 29(1):19-51
- P. Koehn, H. Hoang, A. Birch, C. Callison-Burch, M. Federico, N. Bertoldi, B. Cowan, W. Shen, C. Moran, R. Zens, C. Dyer, O. Bojar, A. Constantin, E. Herbst. 2007. Moses: Open Source Toolkit for Statistical Machine Translation. ACL 2007, Demonstration Session, Prague, Czech Republic
- Q. Gao, S. Vogel, "Parallel Implementations of Word Alignment Tool", Software Engineering, Testing, and Quality Assurance for Natural Language Processing, pp. 49-57, June, 2008
- W. J. Hutchens and H. Somers. (1992). An Introduction to Machine Translation, 18.3:322. ISBN 0-12-36280-X

REFERENCES

- W. The Sage Dictionary of Statistics, pg. 76, Duncan Cramer, Dennis Howitt, 2004, ISBN 076194138X
- E.L. Lehmann and Joseph P. Romano (2005). *Testing Statistical Hypotheses* (3E ed.). New York, NY: Springer. ISBN 0387988645
- D.R. Cox and D.V.Hinkley (1974). *Theoretical Statistics*. ISBN 0412124293.
- Fisher, Sir Ronald A. (1956) [1935]. "Mathematics of a Lady Tasting Tea". in James Roy Newman. *The World of Mathematics, volume 3.* http://books.google.com/books?id=oKZwtLQTmNAC&pg=PA1512&dq=%22mathematics+of+a+lady+tasting+tea%22&sig=8-NQlCLzrh-oV0wjfwa0EgspSNU
- R.A. Fisher, the Life of a Scientist, Box, 1978, p134
- Mccloskey, Deirdre (2008). *The Cult of Statistical Significance*. Ann Arbor: University of Michigan Press. ISBN 0472050079
- *What If There Were No Significance Tests*?, Harlow, Mulaik & Steiger, 1997, ISBN 978-0-8058-2634-0
- Rosnow, R.L. & Rosenthal, R. (1989). Statistical procedures and the justification of knowledge in psychological science. American Psychologist, 44, 1276-1284
- Loftus, G.R. 1991. On the tyranny of hypothesis testing in the social sciences. Contemporary Psychology 36: 102-105
- Cohen, J. 1990. Things I have learned (so far). American Psychologist 45: 1304-1312. ^ Introductory Statistics, Fifth Edition, 1999, pg. 521, Neil A. Weiss, ISBN 0-201-59877-9
- Ioannidis JP (July 2005). "Contradicted and initially stronger effects in highly cited clinical research". *JAMA* **294** (2): 218–28.

REFERENCES


EIGHTH EDITION
PROBABILITY & STATISTICS
for Engineers & Scientists
WALPOLE MYERS MYERS YE