

ΕΜΠ ΔΠΜΣ

Εφαρμοσμένες Μαθηματικές Επιστήμες
Αλγόριθμοι Εξόρυξης Πληροφορίας

Διάλεξη 01 Εισαγωγή



Η πληροφορία είναι ζωτική

Τεχνητή Γονιμοποίηση

- Συλλογή ωαρίων
- Γονιμοποίηση με σπέρμα συντρόφου ή δότη
- Παράγονται αρκετά έμβρυα, κάποιο από αυτά μεταφέρεται στη μήτρα

Το πρόβλημα: επιλογή 'βέλτιστου' (με μεγαλύτερη πιθανότητα επιβίωσης) εμβρίου

Η επιλογή βασίζεται σε 60 καταγεγραμμένα χαρακτηριστικά του εμβρύου (μορφολογία, ωάριο, σπέρμα, λεμφικό θυλάκιο κ.ά.). Ένας εμβρυολόγος αδυνατεί να λάβει υπ' όψιν το σύνολο των χαρακτηριστικών.

Λύση: Αλγόριθμος Εξόρυξης Πληροφορίας

Ερευνητική ομάδα στη Μ. Βρετανία αναζητεί μεθόδους αυτοματοποίησης της διαδικασίας επιλογής, βασισμένη σε εκτενές αρχείο ιστορικών δεδομένων.



Η πληροφορία είναι ζωτική

Κτηνοτροφία

- Παραγωγή γάλακτος και κρέατος
- Τυπικά, το 1/5 των αγελάδων ενός κοπαδιού θανατώνεται κάθε χρόνο

Το πρόβλημα: επιλογή χειριστού συνόλου προς σφαγή

Η απόφαση στηρίζεται σε χαρακτηριστικά παραγωγικότητας, φυλής, γονιμότητας, υγείας, συμπεριφοράς κ.ά.

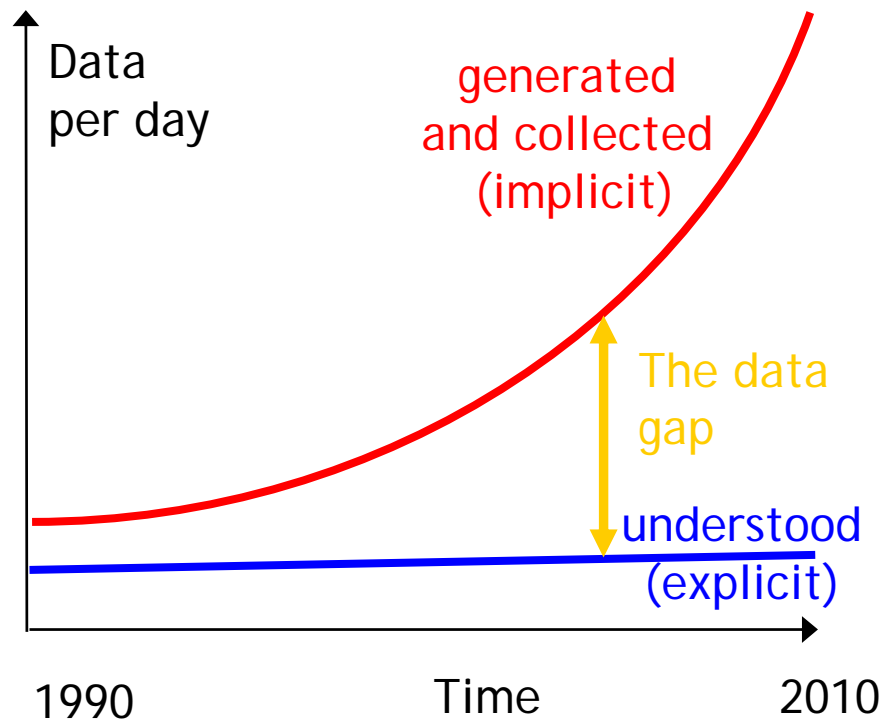
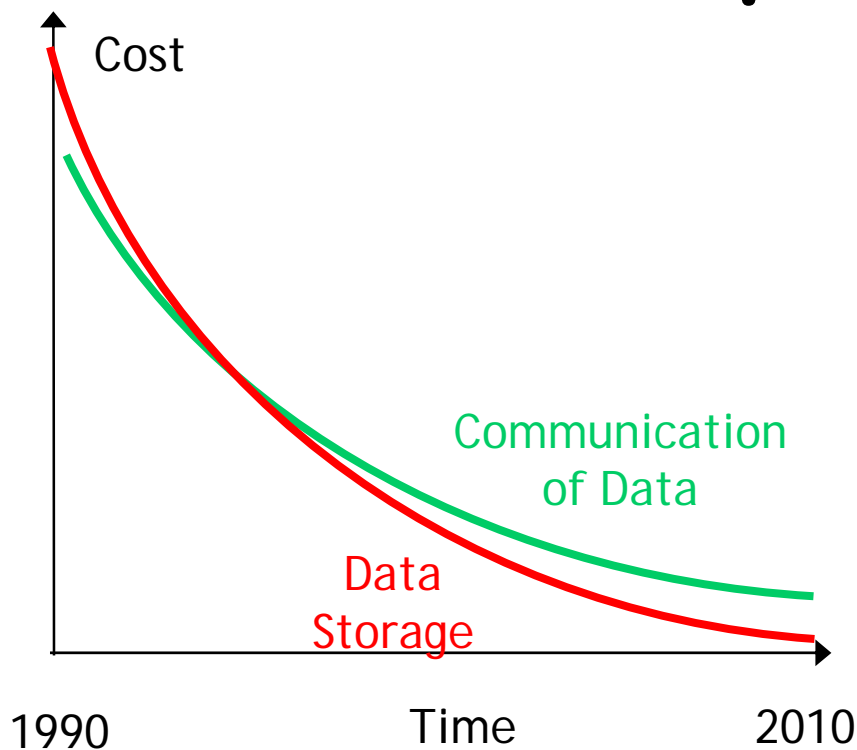
Περίπου 700 χαρακτηριστικά για κάθε 'μονάδα παραγωγής γάλακτος' συλλέγονται από εταιρεία στη Νέα Ζηλανδία, η οποία διατηρεί αρχείο για εκατομμύρια 'μονάδες'.

Λύση: Αλγόριθμος Εξόρυξης Πληροφορίας

Επιχειρείται η εξακρίβωση των κανόνων εκείνων που χρησιμοποιούνται από επιτυχημένους κτηνοτρόφους, ώστε να διαδοθεί η γνώση και εμπειρία τους.



Τα δεδομένα αφθονούν



Malthus Law of Information:

- Το νέο πληροφοριακό περιεχόμενο διπλασιάζεται κάθε χρόνο
- Ο χρόνος που δαπανάται για την κατανάλωση πληροφοριών παραμένει σταθερός

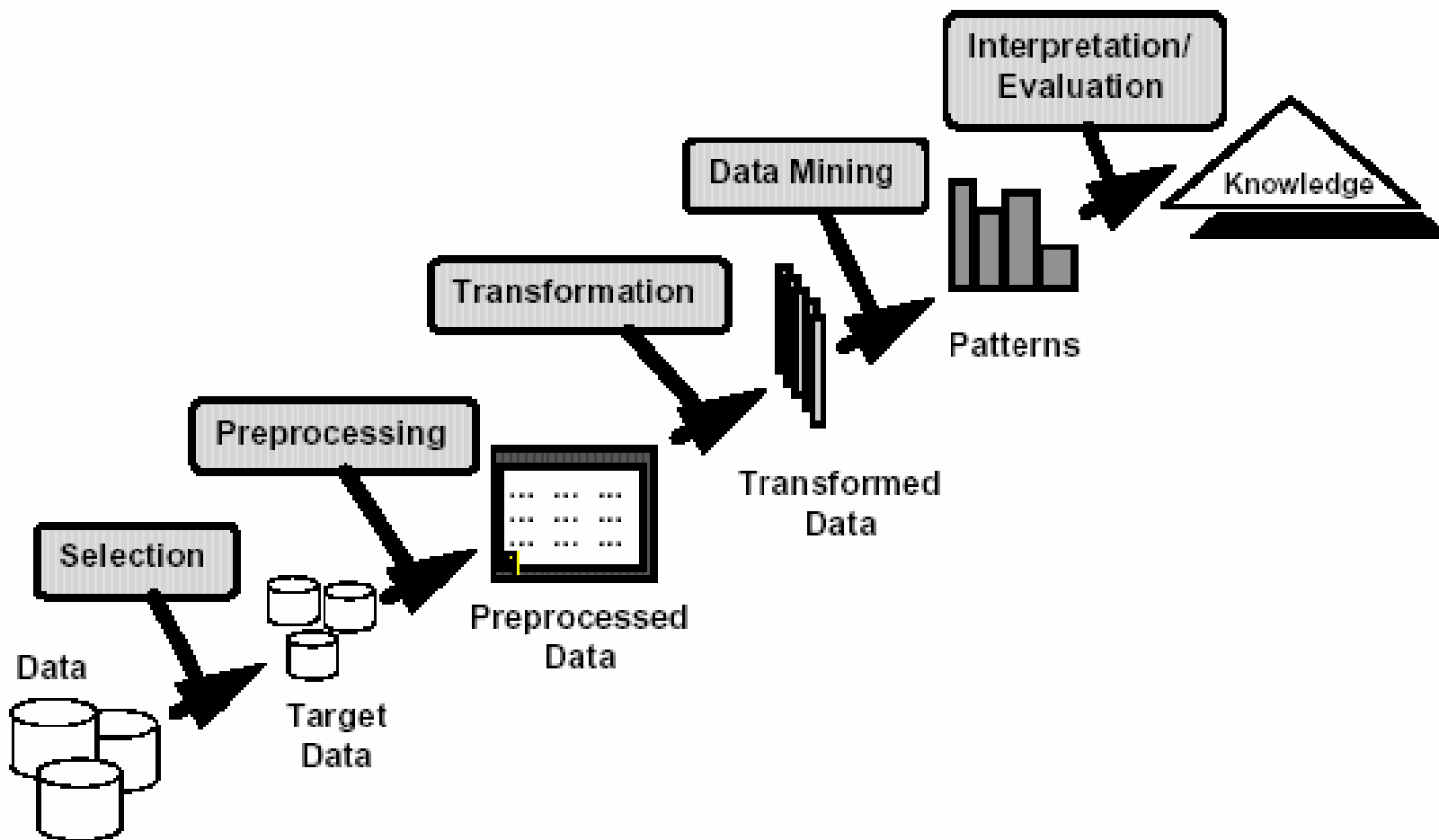


Τα δεδομένα αφθονούν

- Μόνο ένα μικρό ποσοστό (5-10%) των συλλεγόμενων δεδομένων τυγχάνει ανάλυσης
- Μία τυπική επιχειρησιακή βάση δεδομένων σήμερα περιέχει συχνά μεγάλο αριθμό εγγραφών (10^8 - 10^{12}) δεδομένων πολλών διαστάσεων (10 - 10^4 μεταβλητές)
- Τελικά: *“We are drowning in data, but starving for knowledge!”*
- Πώς μπορούν να εξερευνηθούν εκατομμύρια εγγραφών εκατοντάδων μεταβλητών, ώστε να ανακαλυφθούν πρότυπα (patterns)?



Από τα δεδομένα στην πληροφορία και τη γνώση





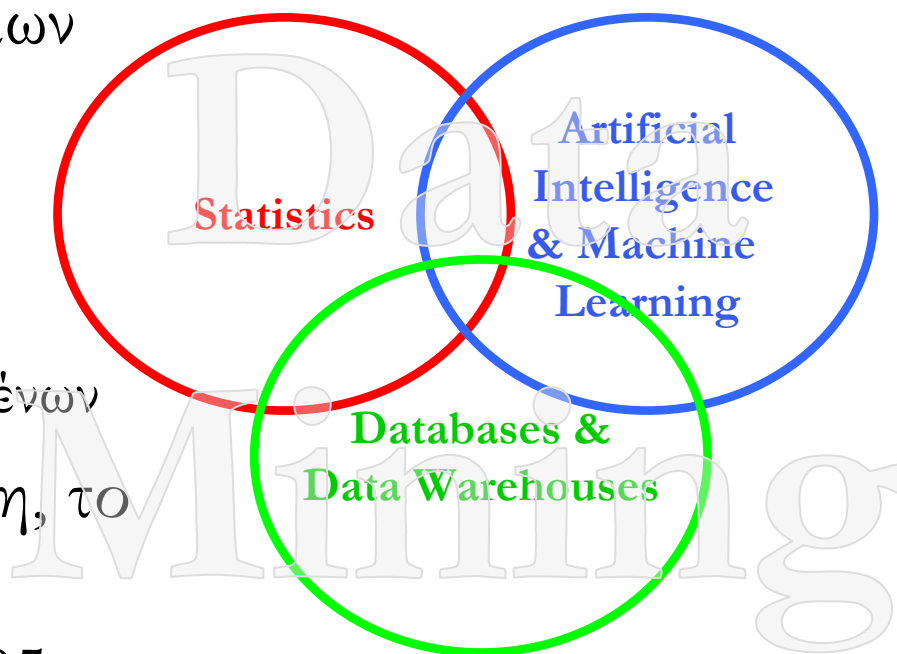
Εξόρυξη πληροφορίας και γνώσης από δεδομένα

- *Data mining*: όρος που χρησιμοποιείται – λανθασμένα – για να περιγράψει το σύνολο της διαδικασίας εξόρυξης γνώσης από βάσεις δεδομένων (*Knowledge Discovery in Databases*)
- Ορισμός: *The nontrivial extraction of implicit, previously unknown, and potentially useful information from data.*
- Εναλλακτικά: *Statistics at scale, speed and simplicity.*
- Στο εξής: *Εξόρυξη Πληροφορίας / Γνώσης από Δεδομένα* \equiv *Data Mining*



Αφετηρία

- Το ερευνητικό πεδίο αποτελεί τομή μεθόδων και εργαλείων που πηγάζουν από
 - Στατιστική
 - Μηχανική Μάθηση
 - Βάσεις & αποθήκες δεδομένων
- Αποτελεί σύγχρονη εξέλιξη, το πρώτο σχετικό συνέδριο πραγματοποιήθηκε το 1995.
- Πειραματική επιστήμη!





Περιεχόμενα μαθήματος

- Διάλεξη01: Εισαγωγή
- Διάλεξη02: Συνιστώσες Δεδομένων, Οπτικοποίηση & Εξερεύνηση
- Διάλεξη03: Προεπεξεργασία & Επιλογή Δεδομένων
- Διάλεξη04: Απεικόνιση Γνώσης, Αξιοπιστία & Αποτίμηση



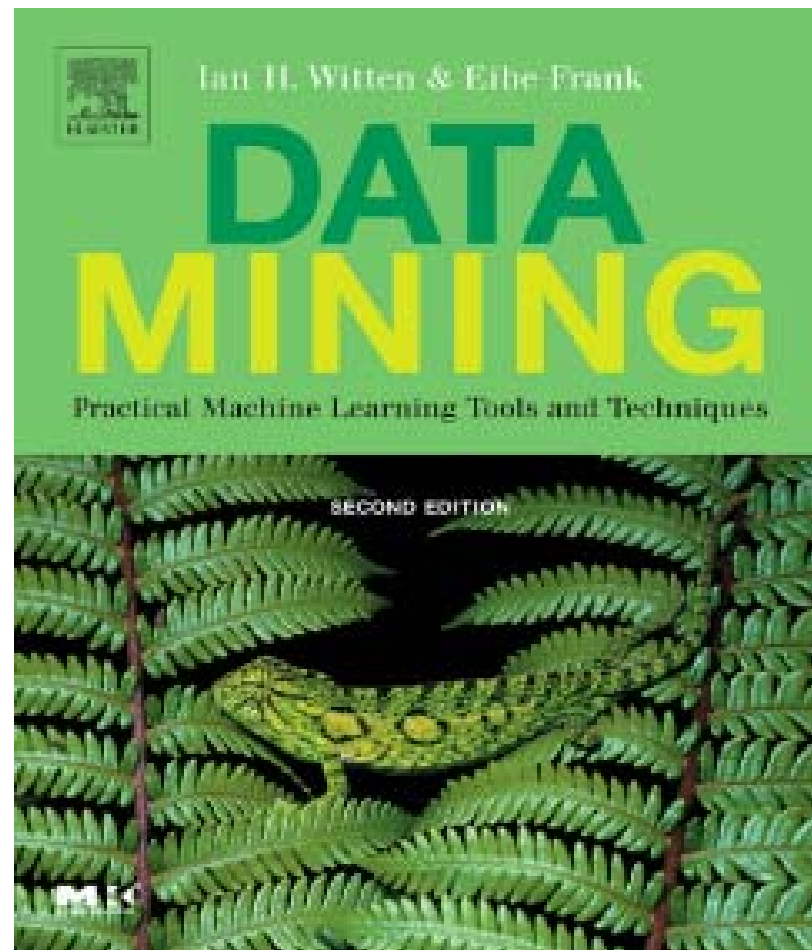
Περιεχόμενα μαθήματος

- Διάλεξη05: Αλγόριθμοι Εκμάθησης, Μέρος Α: Δένδρα Αποφάσεων & Κανόνες Ταξινόμησης
- Διάλεξη06: Αλγόριθμοι Εκμάθησης, Μέρος Β: Bayes, Κανόνες Συσχέτισης, Αδρανής Εκμάθηση & Ομαδοποίηση
- Διάλεξη07: Αλγόριθμοι Εκμάθησης, Μέρος Γ: Συναρτήσεις & μετα-μαθησιακοί Αλγόριθμοι
- Διάλεξη08: Παρουσίαση Εργασιών



Βιβλίο

Οι διαλέξεις
στηρίζονται στο
*“Data Mining,
Practical Machine
Learning Tools and
Techniques”*,
Witten & Frank,
Morgan Kaufmann,
Ιούνιος 2005.





Λογισμικό

WEKA: Waikato Environment for Knowledge Analysis

<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>





blog

<http://dataminingcoursentuasimor.blogspot.com/>



Πρόβλημα:

Ασθενής καταναλωτική πίστη

- Ισχυρά ανταγωνιστική αγορά
- Βάση δεδομένων πελατών με χαρακτηριστικά επιλογών και προφίλ τους
- Ανάλυση προτύπων συμπεριφοράς παλαιών πελατών
- Εντοπισμός κρίσιμων διακριτών χαρακτηριστικών πιστών ή πρώην πελατών
- Ανάδειξη πελατών υψηλής πιθανότητας διακοπής συνεργασίας
- Ειδικός χειρισμός συγκεκριμένων ομάδων πελατών, υπερβολικά κοστοβόρος για εφαρμογή του στο σύνολο των πελατών
- Άλλες εφαρμογές...
- *"In today's highly competitive, customer-centered, service-oriented economy, data is the raw material that fuels business growth—if only it can be mined."*



Πρότυπα

- Επομένως αναζητούνται αλγόριθμοι εντοπισμού προτύπων (patterns) και κανονικοτήτων σε δεδομένα
- Το πρόβλημα είναι κάθε άλλο παρά καινούργιο, ωστόσο σήμερα
 - Τα δεδομένα είναι αποθηκευμένα σε ηλεκτρονική μορφή
 - Ο όγκος δεδομένων και επομένως ο αριθμός πιθανός προτύπων είναι τεράστιος
 - Η αναζήτηση είναι (ημι)αυτοματοποιημένη
- Ισχυρά πρότυπα → αξιόπιστες προβλέψεις
 - Πρόβλημα 1: τα περισσότερα πρότυπα είναι χαμηλού βαθμού ενδιαφέροντος
 - Πρόβλημα 2: τα πρότυπα είναι πιθανόν ανακριβή ή πλαστά
 - Πρόβλημα 3: τα δεδομένα είναι διαστρεβλωμένα ή ελλιπή



Περιγραφή προτύπων

- Περιγραφή προτύπων
 - Μαύρο κουτί: μη κατανοητοί μηχανισμοί
 - Διαφανές κουτί: αποκαλύπτει τη δομή του προτύπου → δομική περιγραφή
- Οι δομικές (structural) περιγραφές αναπαριστούν τα πρότυπα με σαφώς ορισμένο (ρητό, explicit) τρόπο, με σκοπό την
 - Πρόβλεψη
 - Κατανόηση και επεξήγηση πρόβλεψης
- Θα πραγματευτούμε την εύρεση και περιγραφή δομικών προτύπων σε δεδομένα με τεχνικές που ανήκουν στο πεδίο της *Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning)*



Περιγραφή δομικών προτύπων

- Παράδειγμα: κανόνες *if-then* για τη σύσταση περί φακών επαφής

Age	Spectacle prescription	Astigmatism	Tear production rate	Recommended lenses
Young	Myope	No	Reduced	None
Young	Hypermetrope	No	Normal	Soft
Pre-presbyopic	Hypermetrope	No	Reduced	None
Presbyopic	Myope	Yes	Normal	Hard
...

**If tear production rate = reduced
then recommendation = none**

**Otherwise, if age = young and astigmatic = no
then recommendation = soft**



Παραδείγματα

- Οι διαλέξεις αφορούν τη (μηχανική) μάθηση μέσω παραδειγμάτων, επομένως δε θα μπορούσαν παρά να περιέχουν πλήθος παραδειγμάτων.
- Χρησιμοποιούνται διάφορα σύνολα δεδομένων (datasets) από ποικιλία πεδίων αναφοράς
- Η ένταση των παραδειγμάτων είναι μη ρεαλιστική
- Ωστόσο είναι ικανή για τη λεπτομερειακή μελέτη και κατανόηση των αλγορίθμων



Πρόβλημα Καιρού

- Συνθήκες διεξαγωγής ενός ορισμένου παιχνιδιού

Outlook	Temperature	Humidity	Windy	Play
Sunny	Hot	High	False	No
Sunny	Hot	High	True	No
Overcast	Hot	High	False	Yes
Rainy	Mild	Normal	False	Yes
...

If outlook = sunny and humidity = high then play = no

If outlook = rainy and windy = true then play = no

If outlook = overcast then play = yes

If humidity = normal then play = yes

If none of the above then play = yes



Κανόνες Ταξινόμησης & Συσχέτισης

- Κανόνες Ταξινόμησης (Classification rules)
 - **If outlook = sunny and humidity = high then play = no**
 - Προβλέπουν την κατηγορία στην οποία ανήκει το συγκεκριμένο παράδειγμα (**instance, example**), πχ **play/no play**.
- Κανόνες Συσχέτισης (Association rules)
 - **If temperature = cool then humidity = normal**
 - **If windy = false and play = no then outlook = sunny and humidity = high**
 - Συσχετίζουν τις τιμές των διάφορων **χαρακτηριστικών (attributes)** μεταξύ τους



Πρόβλημα Καιρού με μικτά χαρακτηριστικά

- Τα χαρακτηριστικά λαμβάνουν πιθανόν αριθμητικές τιμές

Outlook	Temperature	Humidity	Windy	Play
Sunny	85	85	False	No
Sunny	80	90	True	No
Overcast	83	86	False	Yes
Rainy	75	80	False	Yes
...

`If outlook = sunny and humidity > 83 then play = no`

`If outlook = rainy and windy = true then play = no`

`If outlook = overcast then play = yes`

`If humidity < 85 then play = yes`

`If none of the above then play = yes`



Πρόβλημα Φακών Επαφής

Age	Spectacle prescription	Astigmatism	Tear production rate	Recommended lenses
Young	Myope	No	Reduced	None
Young	Myope	No	Normal	Soft
Young	Myope	Yes	Reduced	None
Young	Myope	Yes	Normal	Hard
Young	Hypermetrope	No	Reduced	None
Young	Hypermetrope	No	Normal	Soft
Young	Hypermetrope	Yes	Reduced	None
Young	Hypermetrope	Yes	Normal	Hard
Pre-presbyopic	Myope	No	Reduced	None
Pre-presbyopic	Myope	No	Normal	Soft
Pre-presbyopic	Myope	Yes	Reduced	None
Pre-presbyopic	Myope	Yes	Normal	Hard
Pre-presbyopic	Hypermetrope	No	Reduced	None
Pre-presbyopic	Hypermetrope	No	Normal	Soft
Pre-presbyopic	Hypermetrope	Yes	Reduced	None
Pre-presbyopic	Hypermetrope	Yes	Normal	None
Presbyopic	Myope	No	Reduced	None
Presbyopic	Myope	No	Normal	None
Presbyopic	Myope	Yes	Reduced	None
Presbyopic	Myope	Yes	Normal	Hard
Presbyopic	Hypermetrope	No	Reduced	None
Presbyopic	Hypermetrope	No	Normal	Soft
Presbyopic	Hypermetrope	Yes	Reduced	None
Presbyopic	Hypermetrope	Yes	Normal	None



Σύνολο κανόνων

If tear production rate = reduced then recommendation = none

If age = young and astigmatic = no

and tear production rate = normal then recommendation = soft

If age = pre-presbyopic and astigmatic = no

and tear production rate = normal then recommendation = soft

If age = presbyopic and spectacle prescription = myope

and astigmatic = no then recommendation = none

If spectacle prescription = hypermetrope and astigmatic = no

and tear production rate = normal then recommendation = soft

If spectacle prescription = myope and astigmatic = yes

and tear production rate = normal then recommendation = hard

If age young and astigmatic = yes

and tear production rate = normal then recommendation = hard

If age = pre-presbyopic

and spectacle prescription = hypermetrope

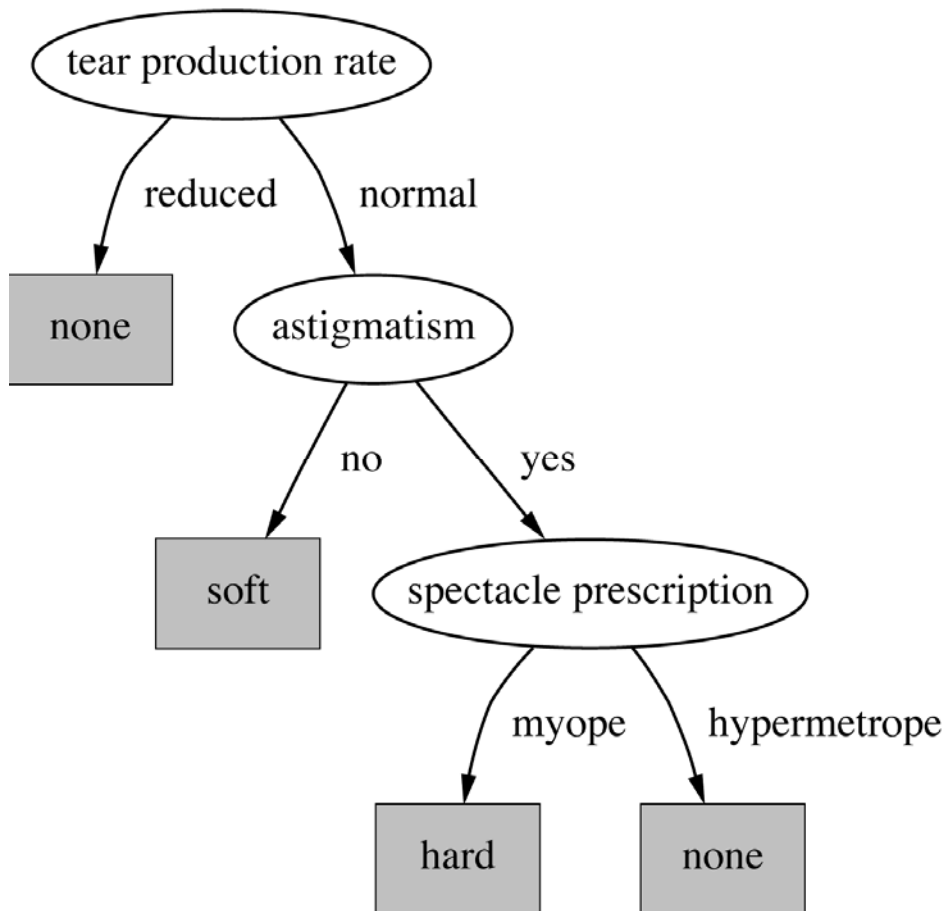
and astigmatic = yes then recommendation = none

If age = presbyopic and spectacle prescription = hypermetrope

and astigmatic = yes then recommendation = none



Δένδρο κανόνων





Πρόβλημα ταξινόμησης λουλουδιών Ίρις

	Sepal length	Sepal width	Petal length	Petal width	Type
1	5.1	3.5	1.4	0.2	Iris setosa
2	4.9	3.0	1.4	0.2	Iris setosa
...					
51	7.0	3.2	4.7	1.4	Iris versicolor
52	6.4	3.2	4.5	1.5	Iris versicolor
...					
101	6.3	3.3	6.0	2.5	Iris virginica
102	5.8	2.7	5.1	1.9	Iris virginica
...					

If petal length < 2.45 then Iris setosa

If sepal width < 2.10 then Iris versicolor

...



Πρόβλημα πρόβλεψης απόδοσης CPU



	Cycle time (ns)	Main memory (Kb)		Cache (Kb)	Channels		Performance
	MYCT	MMI N	MMAX	CACH	CHMIN	CHMAX	PRP
1	125	256	6000	256	16	128	198
2	29	8000	32000	32	8	32	269
...							
208	480	512	8000	32	0	0	67
209	480	1000	4000	0	0	0	45

$$\text{PRP} = -55.9 + 0.0489 \text{ MYCT} + 0.0153 \text{ MMIN} + 0.0056 \text{ MMAX} \\ + 0.6410 \text{ CACH} - 0.2700 \text{ CHMIN} + 1.480 \text{ CHMAX}$$



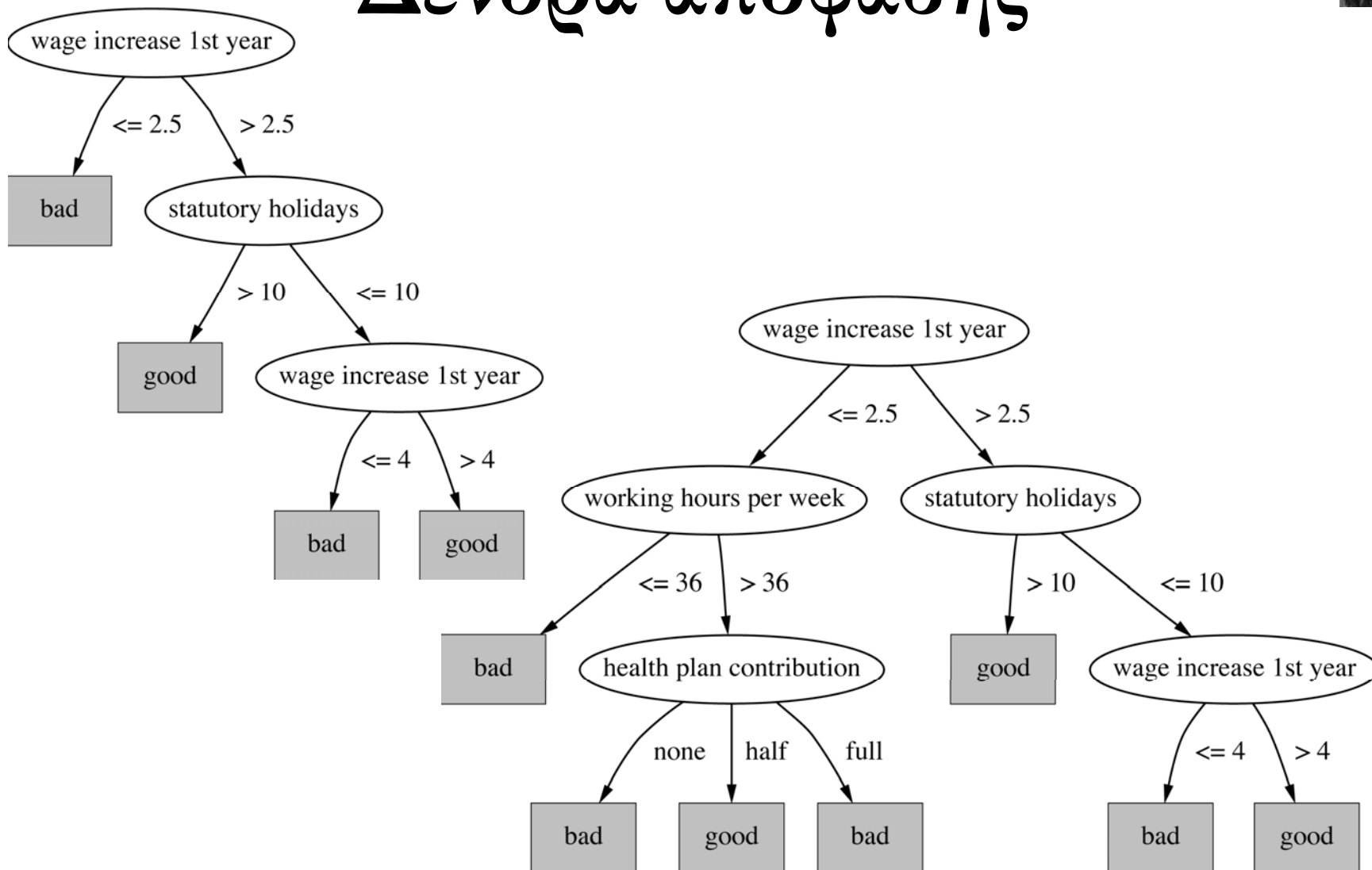
Πρόβλημα εργασιακών διαπραγματεύσεων



Attribute	Type	1	2	3	...	40
Duration	(Number of years)	1	2	3		2
Wage increase first year	Percentage	2%	4%	4.3%		4.5
Wage increase second year	Percentage	?	5%	4.4%		4.0
Wage increase third year	Percentage	?	?	?		?
Cost of living adjustment	{none,tcf,tc}	none	tcf	?		none
Working hours per week	(Number of hours)	28	35	38		40
Pension	{none,ret-allw, empl-cntr}	none	?	?		?
Standby pay	Percentage	?	13%	?		?
Shift-work supplement	Percentage	?	5%	4%		4
Education allowance	{yes,no}	yes	?	?		?
Statutory holidays	(Number of days)	11	15	12		12
Vacation	{below-avg,avg,gen}	avg	gen	gen		avg
Long-term disability assistance	{yes,no}	no	?	?		yes
Dental plan contribution	{none,half,full}	none	?	full		full
Bereavement assistance	{yes,no}	no	?	?		yes
Health plan contribution	{none,half,full}	none	?	full		half
Acceptability of contract	{good,bad}	bad	good	good		good



Δένδρα απόφασης





Ταξινόμηση σόγιας

	Attribute	Number of values	Sample value
<i>Environment</i>	Time of occurrence	7	July
	Precipitation	3	Above normal
	...		
<i>Seed</i>	Condition	2	Normal
	Mold growth	2	Absent
...			
<i>Fruit</i>	Condition of fruit pods	4	Normal
	Fruit spots	5	?
<i>Leaves</i>	Condition	2	Abnormal
	Leaf spot size	3	?
...			
<i>Stem</i>	Condition	2	Abnormal
	Stem lodging	2	Yes
...			
<i>Roots</i>	Condition	3	Normal
<i>Diagnosis</i>		19	Diaporthe stem canker



Κανόνες

If **leaf condition is normal**
and stem condition is abnormal
and stem cankers is below soil line
and canker lesion color is brown
then
diagnosis is rhizoctonia root rot

If **leaf malformation is absent**
and stem condition is abnormal
and stem cankers is below soil line
and canker lesion color is brown
then
diagnosis is rhizoctonia root rot

Η σημασία της
γνώσης πεδίου
(domain knowledge):

Ισχύει ότι, εάν

“leaf condition is
normal”, τότε

“leaf malformation is
absent”, επομένως οι
δύο κανόνες
ταυτίζονται.



Εφαρμογές

- Τα προηγούμενα παραδείγματα είναι εξωπραγματικά απλά και έχουν περισσότερο διδακτικό παρά επιδεικτικό χαρακτήρα.
- Στην πράξη;
- Τυπικές εφαρμογές αλγορίθμων εξόρυξης δεδομένων είναι...



Παροχή δανείου

- Ερωτηματολόγιο για σχετιές οικονομικές και προσωπικές πληροφορίες
- Αποδοχή / απόρριψη αίτησης δανειοδότησης
- Συνήθης στατιστικές τεχνικές καλύπτουν αποτελεσματικά το 90% των περιπτώσεων
- Οι υπόλοιπες ασαφείς περιπτώσεις αξιολογούνται από ειδικούς
- Ωστόσο το 50% των αποδειτών ασαφών περιπτώσεων δεν αποπληρώνουν
- Λύση: απόρριψη όλων των ασαφών περιπτώσεων
- Υποβέλτιστη, καθώς οι ασαφείς πελάτες είναι σημαντικοί από άποψη ρευστότητας για τον τραπεζικό οργανισμό



Παροχή δανείου

- 1000 παραδείγματα εκπαίδευσης ασαφών περιπτώσεων
- 20 χαρακτηριστικά
 - Ηλικία
 - Οικογενειακή κατάσταση
 - Διάρκεια εργασίας υπό τον ίδιο εργοδότη
 - Διάρκεια συνεργασίας με την τράπεζα
 - Άλλα δάνεια ...
- Οι κανόνες που προέκυψαν αποδείχθηκαν σωστοί στο 70% των περιπτώσεων
 - Οι ειδικοί επιτύγχαναν μόνο στο 50%
- Οι κανόνες είναι ίσως χρήσιμοι για την απόκτηση γνώσης και την παροχή εξηγήσεων στους πελάτες



Πωλήσεις & Marketing

- Άμεσο Marketing: οι προσφορές προώθησης προϊόντος είναι συχνά κοστοβόρες και έχουν ένα πολύ χαμηλό –αλλά ιδιαίτερα προσοδοφόρο – ποσοστό απόκρισης
- Οι βάσεις δεδομένων καταναλωτών περιέχουν πλήθος στοιχείων αγοραστικής συμπεριφοράς
- Η άντληση κανόνων από τις βάσεις αυτές έχει πλήθος εφαρμογών στο άμεσο marketing
- Οι στοχευμένες προωθητικές ενέργειες κοστίζουν λιγότερο και αποδίδουν περισσότερα



Πωλήσεις & Marketing

- Ανάλυση καλαθιού αγοράς μέσω εύρεσης κανόνων συσχέτισης για την ανάδειξη ομάδων προϊόντων που συχνά αγοράζονται μαζί
- Τυπικά πραγματοποιείται σε βάσεις δεδομένων super market
- Μπορεί να αναδείξει πχ ότι
 - Οι πελάτες που αγοράζουν μύρα συχνά προμηθεύονται και πίτσα
 - Κάθε Πέμπτη, οι πελάτες που αγοράζουν μύρα αγοράζουν επίσης πάνες
- Τέτοιες πληροφορίες έχουν δυνητικά μεγάλη προστιθέμενη αξία
 - Αποδοτική αναδιάταξη προϊόντων, Διαχείριση αποθεμάτων...
- Συχνά τα δεδομένα αγοραστικής συμπεριφοράς που αποκτώνται μέσω προσωπικών εκπρωτικών καρτών είναι μεγαλύτερης αξίας από την παρεχόμενη έκπτωση



Η εξόρυξη γνώσης ως αναζήτηση & γενίκευση

- Επαγωγική μάθηση: εύρεση "αντίληψης" (concept, το αποτέλεσμα της μαθησιακής διαδικασίας) που περιγράφει τα δεδομένα
- Παράδειγμα: σύνολα κανόνων ως περιγραφική γλώσσα
- Εύρεση κανόνων: Το πρόβλημα εύρεσης κανόνων μπορεί να θεωρηθεί ως αναζήτηση σε έναν τεράστιο, πλην όμως πεπερασμένο, χώρο αναζήτησης
 - Καταγραφή όλων των πιθανών συνόλων κανόνων
 - Απόρριψη περιγραφών που δεν ταιριάζουν στα παραδείγματα
 - Επιλογή περιγραφών που εμπεριέχουν την επιθυμητή 'αντίληψη'



Η εξόρυξη γνώσης ως αναζήτηση & γενίκευση

- Έστω το προαναφερθέν πρόβλημα καιρού (διαφάνεια 19)
- Πιθανά σύνολα κανόνων: Άπειρα; Όχι!
- Ωστόσο, τεράστιος αριθμός
 - $4 \times 4 \times 3 \times 3 \times 2 = 288$ πιθανοί κανόνες,
 - Αν κάθε σύνολο περιέχει το πολύ 14 κανόνες, όσα και τα παραδείγματα, προκύπτουν $2,7 \times 10^{34}$ πιθανά σύνολα κανόνων
- Λύση: αλγόριθμοι περικοπής υποψηφίων συνόλων
- Πρακτικά προβλήματα:
 - Περισσότερες από μία λύσεις επιβιώνουν
 - Καμία λύση δεν επιβιώνει
 - Η γλώσσα περιγραφής που επιλέχθηκε είναι ακατάλληλη
 - Θόρυβος στα δεδομένα



Μεροληψία

- Υιοθετώντας την οπτική της εξόρυξης γνώσης ως αναζήτηση & γενίκευση, οι ακόλουθες αποφάσεις ανακύπτουν ως οι πλέον σημαντικές για τα συστήματα μηχανικής μάθησης
 - Γλώσσα περιγραφής πληροφορίας
 - Μέθοδος σάρωσης χώρου αναζήτησης
 - Μέθοδος αποφυγής υπερπροσαρμογής στα δεδομένα εκπαίδευσης
- ‘Μεροληψία’ (bias) κατά την αναζήτηση
 - Μεροληψία γλώσσας περιγραφής
 - Μεροληψία αναζήτησης
 - Μεροληψία αποφυγής υπερπροσαρμογής



Μεροληψία

- Μεροληψία γλώσσας περιγραφής
 - Είναι η γλώσσα περιγραφής οικουμενική ή θέτει περιορισμούς στο ποια γνώση μπορεί να αποκτηθεί;
 - Η γνώση πεδίου μπορεί να αποκλείσει a priori κάποιες περιγραφές από την αναζήτηση
- Μεροληψία αναζήτησης
 - Η αναζήτηση είναι ευρετική (πχ greedy / beam search)
 - Κατεύθυνση αναζήτησης (από το γενικό στο ειδικό / από το ειδικό στο γενικό)
- Μεροληψία αποφυγής υπερπροσαρμογής
 - Κριτήριο αποτίμησης, ισορροπεί ανάμεσα σε απλότητα και αριθμό λαθών
 - Διάφορες τεχνικές, πχ κλάδεμα προς τα εμπρός / πίσω



Ηθικά ζητήματα

- Ηθικά ζητήματα ανακύπτουν στις πρακτικές εφαρμογές εξόρυξης πληροφορίας από βάσεις δεδομένων
- Η εξόρυξη γνώσης χρησιμοποιείται συχνά για διακρίσεις
 - Για παράδειγμα, απόφαση περί δανειοδότησης, χρησιμοποιώντας δεδομένα όπως φύλο, θρησκεία, εθνικότητα με μη ηθικό ή και παράνομο τρόπο
- Εξαρτάται από την εφαρμογή
 - Για παράδειγμα, η χρήση των ίδιων δεδομένων σε ιατρικές εφαρμογές είναι αποδεκτή
- Ο αποκλεισμός των ευαίσθητων δεδομένων δεν είναι εύκολος
 - Για παράδειγμα, ο ταχυδρομικός κώδικας μπορεί να συσχετίζεται με μία συγκεκριμένη εθνικότητα



Ηθικά ζητήματα

- Ερωτήσεις υψηλής σημαντικότητας
 - Ποιος έχει πρόσβαση στα δεδομένα;
 - Για ποιο σκοπό έχουν συλλεγεί τα δεδομένα;
 - Τι είδους συμπεράσματα μπορούν να εξαχθούν νομίμως από αυτά;
- Πιθανές προειδοποιήσεις πρέπει να συνοδεύουν τα αποτελέσματα
- *Οι αλγόριθμοι εξόρυξης πληροφορίας είναι απλώς ένα εργαλείο, η αξιολόγηση και χρήση των αποτελεσμάτων τους είναι ζήτημα ανθρωπίνων αποφάσεων και όχι μηχανικής μάθησης*



Τέλος

Επόμενη διάλεξη:

**Συνιστώσες Δεδομένων, Οπτικοποίηση &
Εξερεύνηση**