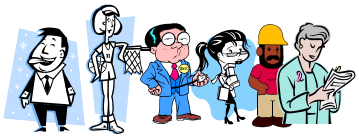
Εξατομίκευση: Προφίλ Χρηστών και Συνεργατική Επιλογή/Διήθηση (Personalization: User Profiles and Collaborative Selection/Filtering)



Βασισμένες στην παρουσίαση του Γιάννη Τζίτζικα

Πανεπιστήμιο Κρήτης, Τμήμα Επιστήμης Υπολογιστών
Άνοιξη 2008

1

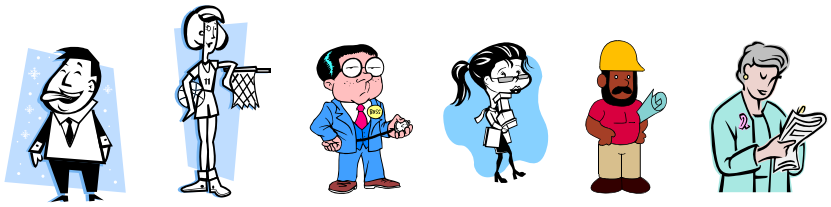
Διάρθρωση Παρουσίασης

- Κίνητρο
- Προφίλ Χρηστών
  - μετα-διήθηση (Post-Filters)
  - προ-διήθηση (Pre-Filters)
  - Πολλαπλά Σημεία Αναφοράς
- Συνεργατική Επιλογή/Διήθηση (Collaborative Selection/Filtering)

2

Κίνητρο

- Διαπιστώσεις
  - Δεν έχουν όλοι οι χρήστες τα ίδια χαρακτηριστικά
  - Άρα δεν έχουν ούτε τις ίδιες πληροφοριακές ανάγκες
- Σκοπός: *Προσαρμογή της λειτουργικότητας στα χαρακτηριστικά και τις ανάγκες διαφορετικών χρηστών*



3

Παραδείγματα Κριτηρίων Διάκρισης Χρηστών

- Εξοικείωση με την περιοχή της επερώτησης
  - Χρήστης με ΔΔ στην Πληροφορική ψάχνει για ιατρικές πληροφορίες
  - q="theory of groups"
    - sociologist: behaviour of a set of people
    - mathematician: a particular type of algebraic structure
- Γλωσσικές Ικανότητες
  - Ιστοσελίδες στη γαλλική γλώσσα (οκ για εύρεση δρομολογίων πλοίων, όχι όμως για φιλοσοφικά κείμενα), σελίδες στην ιαπωνική (τίποτα)
- Συγκεκριμένες προτιμήσεις
  - εγγραφή σε περιοδικό
  - παρακολούθηση δουλειάς συγκεκριμένων συγγραφέων (π.χ. Salton)
- Μορφωτικό επίπεδο
  - Χρήστης με Παν/κό Πτυχίο έναντι Χρήστη με Γνώσεις Δημοτικού

4

Προφίλ Χρηστών

Προφίλ Χρηστών:

- ***μέσο διάκρισης των χρηστών βάσει των χαρακτηριστικών και προτιμήσεών τους***

Μορφή

- Δεν υπάρχει κάποια τυποποιημένη μορφή
- Μπορούμε να θεωρήσουμε ότι έχει τη μορφή μιας επερώτησης

Προφίλ Χρηστών και Ηθική

(α) Είναι «ορθό» να περιορίζουμε τα αποτελέσματα;

(β) Ιδιωτικότητα και προστασία προσωπικών δεδομένων (Privacy)

- Αν έχουμε πολύ λεπτομερή προφίλ
  - Ποιος έχει δικαίωμα να βλέπει τα προφίλ;
  - Ποιος μπορεί να ελέγχει και να αλλάζει τα προφίλ;

5

Γενικοί Τρόποι Αξιοποίησης των Προφίλ κατά την Ανάκτηση Πληροφοριών

A) **Μετα-διήθηση** βάσει προφίλ (User Profile as a **post-filter**)

- Εδώ το προφίλ χρησιμοποιείται **κατόπιν** της αποτίμησης της αρχικής επερώτησης
- Η χρήση προφίλ αυξάνει το υπολογιστικό κόστος της ανάκτησης

B) **Προ-διήθηση** βάσει προφίλ (User Profile as a **pre-filter**)

- Εδώ το προφίλ χρησιμοποιείται για να **τροποποιήσει** την αρχική επερώτηση του χρήστη
- Η χρήση προφίλ και η τροποποίηση επερωτήσεων δεν αυξάνει κατά ανάγκη το υπολογιστικό κόστος της ανάκτησης

C) Επερώτηση και Προφίλ ως **ξεχωριστά σημεία αναφοράς**

- (Query and Profile as Separate Reference Points)

6

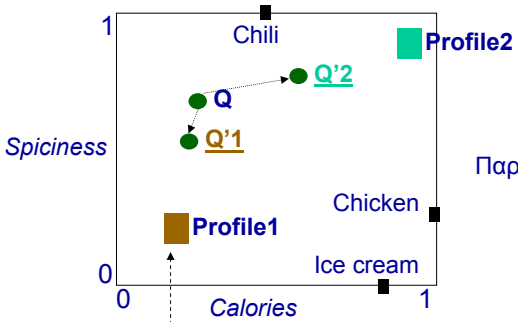
(A) Μετα-διήθηση βάσει Προφίλ (User Profile as a Post-filter)

- Μέθοδος:
  - Η αρχική επερώτηση υπολογίζεται κανονικά
  - Τα αποτελέσματα οργανώνονται βάσει του προφιλ
    - Αναδιάταξη στοιχείων απάντησης
    - Αποκλεισμός ορισμένων εγγράφων
- Υπολογιστικό κόστος
  - Η χρήση προφίλ δεν μειώνει το υπολογιστικό κόστος
  - Αντίθετα, προσθέτει ένα παραπάνω υπολογιστικό στάδιο

7

Β) Προ-διήθηση βάσει Προφίλ (User Profile as a **Pre-filter)**

Παράδειγμα **Τροποποίησης** Επερωτήσεων:



Παράδειγμα με 2 διαστάσεις

Προφίλ χρήστη που προτιμάει ελαφριά και όχι πικάντικα φαγητά

8

Τεχνικές τροποποίησης επερωτήσεων

(B.1) Simple Linear Transformation

- Μετακινεί το διάνυσμα προς την κατεύθυνση του προφίλ

(B.2) Piecewise Linear Transformation

- Μετακινεί το διάνυσμα προς την κατεύθυνση του προφίλ βάσει περιπτώσεων

9

(B.1) Simple Linear Transformation (απλός γραμμικός μετασχηματισμός)

Έστω $q = \langle q_1,\ldots,q_t \rangle$, $p = \langle p_1,\ldots,p_t \rangle$ (q_i, p_i τα βάρη των διανυσμάτων)

Τροποποίηση επερώτησης q (και ορισμός της q'):

$\mathbf{q_i' = k\, p_i + (1\text{-}k)\, q_i}$ για ένα $0 \leq k \leq 1$

Περιπτώσεις

- Αν k=0 τότε q' = q (η επερώτηση μένει αναλλοίωτη)
- Αν k=1 τότε q' = **p** (η νέα επερώτηση ταυτίζεται με το προφίλ)
- Οι **ενδιάμεσες** τιμές του k είναι ενδιαφέρουσες

10

(B.2) Piecewise Linear Transformation

Εδώ η τροποποίηση των βαρών προσδιορίζεται με ένα σύνολο περιπτώσεων

(διαφορετική συμπεριφορά με βάση αν ο όρος εμφανίζεται ή όχι στην επερώτηση και στο προφίλ)

Περιπτώσεις:

(1) όρος που εμφανίζεται **και** στην επερώτηση **και** στο προφίλ
- εφαρμόζουμε τον απλό γραμμικό μετασχηματισμό

(2) όρος που εμφανίζεται μόνο στην επερώτηση
- αφήνουμε το βάρος του όρου αμετάβλητο ή το μειώνουμε ελαφρά (πχ 5%)

(3) όρος που εμφανίζεται μόνο στο προφίλ
- δεν κάνουμε τίποτα, ή εισαγάγουμε τον όρο στην επερώτηση αλλά με μικρό βάρος

(4) όρος που δεν εμφανίζεται ούτε στην επερώτηση ούτε στο προφίλ
- δεν κάνουμε τίποτα

Παράδειγμα
- p = <5, 0, 0, 3>
- q = <0, 2, 0, 7>
- q' = <1.25, 1.5, 0, 6>

11

(C) Επερώτηση και Προφίλ ως ξεχωριστά σημεία αναφοράς (Query and Profile as Separate Reference Points)

Προσέγγιση
- Εδώ **δεν τροποποιείται** η αρχική επερώτηση
- Αντίθετα και η επερώτηση και το προφίλ λαμβάνονται ξεχωριστά υπόψη κατά τη διαδικασία της βαθμολόγησης των εγγράφων

Ερωτήματα
- Πώς να συνδυάσουμε αυτά τα δυο;
- Σε ποιο να δώσουμε περισσότερο βάρος και πως;

Υπόθεση εργασίας
- Έστω ότι η ανάκτηση γίνεται βάσει μιας **συνάρτηση απόστασης** Dist

12

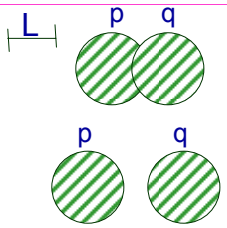
Τρόποι συνδυασμού προφίλ και επερώτησης

(1) Το διαζευκτικό μοντέλο (το λιγότερο αυστηρό)

- Ένα d ανήκει στην απάντηση αν:

  (Dist(d, q) ≤ L) OR (Dist(d, p) ≤ L)

  - Εναλλακτική διατύπωση: min (Dist(d,q), Dist(d,p)) ≤ L
- είναι το λιγότερο αυστηρό

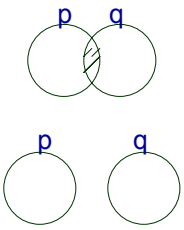


(2) Το συζευκτικό μοντέλο (το αυστηρότερο)

- Ένα d ανήκει στην απάντηση αν:

  (Dist(d, q) ≤ L) AND (Dist(d, p) ≤ L)

  - max (Dist(d, q), Dist(d, p)) ≤ L
- είναι το πιο αυστηρό
- η απάντηση είναι η τομή των ans(p) και ans(q) (με κατώφλι L)
  - αν το q απέχει πολύ από το p, τότε η απάντηση θα είναι κενή



13

Τρόποι συνδυασμού προφίλ και επερώτησης (II)

(3) Το ελλειψοειδές μοντέλο

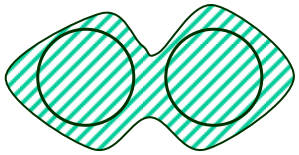
- Dist(d, q) + Dist(d, p) ≤ L
- καλό αν το d και το p δεν απέχουν πολύ
  - αν απέχουν πολύ τότε μπορεί να ανακτηθούν πολλά μη συναφή με κανένα

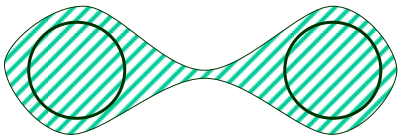
14

Τρόποι συνδυασμού προφίλ και επερώτησης (III)

(4) Το οβάλ μοντέλο του Casini

- Dist(d, q) * Dist(d, p) ≤ L
- αν το d και το p είναι κοντά, τότε ομοιάζει με το ελλειψοειδές
- αν απέχουν λίγο τότε μοιάζει με φυστίκι
- αν απέχουν πολύ τότε έχει τη μορφή του 8





15

Πώς μπορούμε καθορίσουμε τη σχετική βαρύτητα επερωτήσεων και προφίλ;

- **Βάρη** μπορούν να προστεθούν στα προηγούμενα μοντέλα:
  - min (***w1****Dist(d, q), ***w2*** Dist(d, p)) ≤ L //διαζευκτικό
  - max (***w1*** Dist(d, q), ***w2*** Dist(d, p)) ≤ L //συζευκτικό
  - ***w1****Dist(d, q) + ***w2*** Dist(d, p) ≤ L //ελλειψοειδές
- Στο μοντέλο Cassini τα βάρη είναι καλύτερα να εκφρασθούν ως εκθέτες:
  - $Dist(d,q)^{w1} * Dist(d,p)^{w2} \leq L$ //Cassini

16

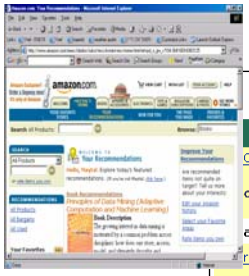
Προφίλ Χρηστών και Αξιολόγηση Αποτελεσματικότητας Ανάκτησης

- Μόνο πειραματικά μπορούμε να αποφανθούμε για το ποια προσέγγιση είναι καλύτερη, ή για το αν αυτές οι τεχνικές βελτιώνουν την αποτελεσματικότητα της ανάκτησης
- Η πειραματική αξιολόγηση [Sung Myaeng] απέδειξε ότι οι τεχνικές αυτές βελτιώνουν την αποτελεσματικότητα

17

Εξατομίκευση μέσω Συνεργατικής Επιλογής/Διήθησης
Personalization using Collaborative Selection/Filtering

Παράδειγμα



amazon.com

BOOKS | MUSIC | VIDEO | GIFTS | e-CARDS | AUCTIONS | HELP | YOUR ACCOUNT

BOOK SEARCH | BROWSE SUBJECTS | BESTSELLERS | FEATURED IN THE MEDIA | AWARD WINNERS | COMPUTERS & INTERNET | KIDS | BUSINESS & INVESTING

Only

ook Information

at a glance

reviews

customer comments

if you like this book…

Machine Learning (McGraw-Hill Series in Computer Science)

by Tom M. Mitchell, Thomas M. Mitchell

Our Price: $85.15

Availability: Usually ships within 24 hours.

Add to Shopping Cart (you can always remove it later)

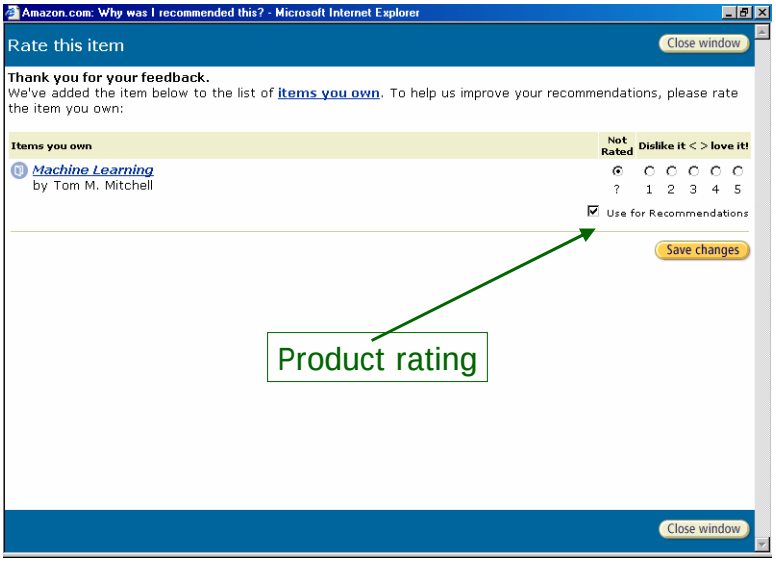
Shopping with us is 100% safe. Guaranteed.

Customers who bought this book also bought:

- Reinforcement Learning: An Introduction; R. S. Sutton, A. G. Barto
- Advances in Knowledge Discovery and Data Mining; U. M. Fayyad
- Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems; J. Pearl

19

Product Rating by Users



20

Recommendation Types

1. Content-based recommendations: The user will be recommended items similar to the ones the user preferred in the past;
2. Collaborative recommendations: The user will be recommended items that people with similar tastes and preferences liked in the past;

21

Content-based Recommendations

Content-based recommendations (συστάσεις με βάση την ομοιότητα μεταξύ των αντικειμένων)

Πως ορίζεται η ομοιότητα;

Κλασική Προσέγγιση: κάθε αντικείμενο μπορεί να περιγραφεί με βάση κάποια χαρακτηριστικά του

22

Παράδειγμα: Επιλογή Εστιατορίου

Κλασσική Προσέγγιση:

- Χαρακτηρίζουμε τα εστιατόρια βάσει ενός πεπερασμένου συνόλου κριτηρίων (κουζίνα, κόστος, τοποθεσία). Οι προτιμήσεις ενός χρήστη εκφράζονται με μια συνάρτηση αξιολόγησης πάνω σε αυτά τα κριτήρια.

Μειονεκτήματα

- Στην επιλογή όμως ενός εστιατορίου εμπλέκονται και άλλοι παράγοντες (απεριόριστοι στον αριθμό) που δύσκολα θα μπορούσαν να εκφραστούν με σαφήνεια, όπως:
  - το στυλ και η ατμόσφαιρα, η διακόσμηση
  - η υπόλοιπη πελατεία, το πάρκινγ
  - η γειτονιά, η διαδρομή προς το εστιατόριο
  - η εξυπηρέτηση, οι ώρες λειτουργίας, τα ... σερβίτσια

Θα θέλαμε να μπορούμε να προβλέψουμε τις προτιμήσεις χωρίς να περιοριζόμαστε σε ένα σταθερό σύνολο κριτηρίων

- χωρίς καν να χρειαστεί να αναλύσουμε τον τρόπο που σκέφτεται ο χρήστης

23

Η Κλασσική Ανάκτηση Κειμένων

Ομοιότητα όρων

βάσει των εγγράφων

$sim(k_1,k_2)$

Όροι

Πχ, αν ξέρουμε τα έγγραφα (ή άλλα αντικείμενα) (διανύσματα) που επέλεξε ο χρήστης, προτείνουμε όμοια

Έγγραφα

	k_1	k_2	….	k_t
d_1	w_{11}	w_{21}	…	w_{t1}
d_2	w_{12}	w_{22}	…	w_{t2}
:	:	:		:
:	:	:		:
d_n	w_{1n}	w_{2n}	…	w_{tn}
q	w_{1q}	w_{2q}	…	w_{tq}

$sim(d_1,d_2)$

- dot product
- cosine
- Dice
- Jaccard
- ...

Ομοιότητα εγγράφων

βάσει των λέξεων

$w_{i,j} = \{0, 1\}$

$w_{i,j} = tf_{i,j}\, idf_i$

24

Συνεργατική Επιλογή/Διήθηση

Collaborating recommendation/filtering

Πρόβλεψη προτιμήσεως ενός χρήστη βάσει των καταγεγραμμένων προτιμήσεων του ιδίου και **άλλων** χρηστών.

Πως;

Με βάσει έναν πίνακα όπου καταγράφουμε τις αξιολογήσεις των αντικειμένων από τους χρήστες

25

Αντικείμενα και Χρήστες

Χρήστες

Αντικείμενα (items)

	u_1	u_2	….	u_t
i_1	w_{11}	w_{21}	…	w_{t1}
i_2	w_{12}	w_{22}	…	w_{t2}
:	:	:		:
:	:	:		:
i_n	w_{1n}	w_{2n}	…	w_{tn}

Το κελί (i, j) του πίνακα (βάρος w_{ij}) είναι η αξιολόγηση του αντικειμένου i_j από το χρήστη u_j

$w_{i,j} = \{0, 1\}$ ===> 0: Bad, 1: Good

$w_{i,j} = tf_{i,j}\, idf_i$ ===> **$w_{i,j}$:βαθμός προτίμησης του χρήστη i στο έγγραφο j, πχ {1,2,3,4,5}**

26

Συνεργατική Επιλογή/Διήθηση

Collaborating recommendation/filtering

Πρόβλεψη προτιμήσεως ενός χρήστη βάσει των καταγεγραμμένων προτιμήσεων του ιδίου και **άλλων** χρηστών.

Πως (γενική ιδέα):

1. Βλέπουμε τα *αντικείμενα* ως διανύσματα (η αντίστοιχη γραμμή)
2. Βλέπουμε τους *χρήστες* ως διανύσματα (η αντίστοιχη στήλη)

27

Αντικείμενα και Χρήστες

Ομοιότητα χρηστών βάσει των προτιμήσεων τους

$sim(u_1,u_2)$

Ομοιότητα αντικειμένων βάσει των προτιμήσεων σε αυτά

Χρήστες

Αντικείμενα

	u_1	u_2	….	u_t
i_1	w_{11}	w_{21}	…	w_{t1}
i_2	w_{12}	w_{22}	…	w_{t2}
:	:	:		:
:	:	:		:
i_n	w_{1n}	w_{2n}	…	w_{tn}
q	w_{1q}	w_{2q}	…	w_{tq}

$sim(i_1,i_2)$

- dot product
- cosine
- Dice
- Jaccard
- …

Το κελί (i, j) του πίνακα (βάρος w_{ij}) είναι η αξιολόγηση του αντικειμένου i_j από το χρήστη u_j

$w_{i,j} = \{0, 1\}$ ===> 0: Bad, 1: Good

$w_{i,j} = tf_{i,j}\, idf_i$ ===> **$w_{i,j}$:βαθμός προτίμησης του χρήστη i στο έγγραφο j, πχ {1,2,3,4,5}**

28

Υπολογισμός Προβλέψεων και Συστάσεων

Δύο λειτουργίες:

- Πρόβλεψη (prediction)
- Σύσταση (recommendation)

29

Μαντεύοντας τις προτιμήσεις ενός χρήστη

Ομοιότητα χρηστών
βάσει των προτιμήσεων τους

$sim(u_1,u_2)$

Prediction

Ο χρήστης u_t δεν έχει βαθμολογήσει (εκφράσει βαθμό προτίμησης) για το i_1.
Μπορούμε να τον μαντέψουμε;

Χρήστες

Αντικείμενα

	u_1	u_2	….	u_t
i_1	w_{11}	w_{21}	…	-
i_2	w_{12}	w_{22}	…	w_{t2}
:	:	:		:
:	:	:		:
i_n	w_{1n}	w_{2n}	…	w_{tn}

$sim(i_1,i_2)$

Ομοιότητα αντικειμένων
βάσει των (προτιμήσεων) των χρηστών

$w_{i,j} = \{0, 1\}$ ===> 0: Bad, 1: Good

$w_{i,j} = tf_{i,j}\, idf_i$ ===> $w_{i,j}$: βαθμός προτίμησης του χρήστη i στο έγγραφο j, πχ {0,1,2,3,4,5}

30

Υπολογισμός Προβλέψεων και Συστάσεων

Recommendation

Computing recommendations for a user u:

1/ Predict values for those cells of u that are empty, and

2/ Select (and give the user) the highest ranked elements

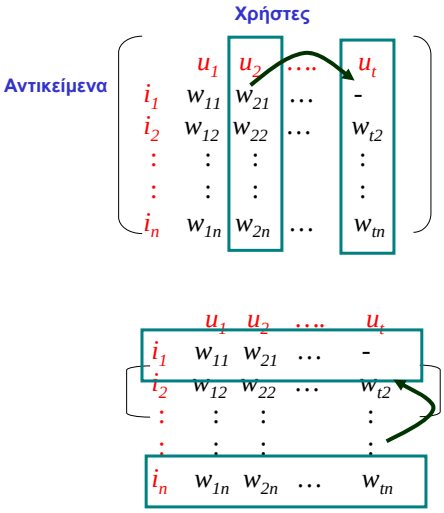
31

Παράδειγμα της διαφοράς μεταξύ Πρόβλεψης και Σύστασης

- Prediction
  - e.g.: ET3 channel has tonight the movie “MATRIX”, would I like it?
- Recommendation
  - e.g. recommend me what movies to rent from a Video Club

32

How can we compute prediction?



Πρόβλεψη της προτίμησης του u_t για το αντικείμενο του i_1

Προσέγγιση 1

- Με ποιον χρήστη (χρήστες) έχει ο u_t παρόμοιες προτιμήσεις;
- Τι λέει αυτός ο χρήστης (χρήστες) για το i_1;

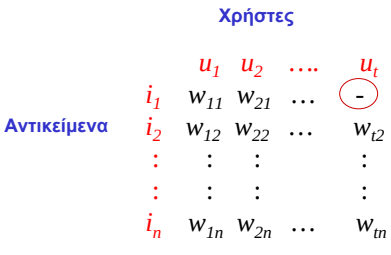
Προσέγγιση 2

- Ποιο είναι το πιο όμοιο (όμοια) αντικείμενο με το i_1;
- Τι λέει ο χρήστης u_t για αυτό (αυτά) τα αντικείμενα;

33

How can we compute prediction?

Πρόβλεψη της προτίμησης του u_t για το αντικείμενο του i_1



Προσέγγιση 1 (αναλυτικά)

- Βρες τους Ν πιο όμοιους με το u_t χρήστες
- Η προτίμηση του u_t για το i_1 είναι ο μέσος όρος των προτιμήσεων των Ν αυτών χρηστών για το i_1

Προσέγγιση 2 (αναλυτικά)

- Βρες τα Ν πιο όμοια με το i_1 αντικείμενα
- Η προτίμηση του u_t για το i_1 είναι ο μέσος όρος των προτιμήσεων του u_t για τα Ν αυτά αντικείμενα

34

Παράδειγμα πρόβλεψης βάσει των 3 κοντινότερων **χρήστων** και μέτρο απόστασης τη μετρική L_2

	Tony	Manos	Tom	Nick	Titos	Yannis
PizzaRoma	4	5	1	2	5	4
PizzaNapoli	3	3	1	1	4	3
PizzaHut	1	2	5	4	1	2
PizzaToscana	5	4	2	1	5	?

D(Tony, Yannis) = sqrt $[(4-4)^2+(3-3)^2+(1-2)^2]$=**1**
D(Manos, Yannis) = sqrt $[(5-4)^2+(3-3)^2+(2-2)^2]$=**1**
D(Tom, Yannis) = sqrt $[(1-4)^2+(1-3)^2+(5-2)^2]$=**4.69**
D(Nick, Yannis) = sqrt $[(2-4)^2+(1-3)^2+(4-2)^2]$=**3.46**
D(Titos, Yannis) = sqrt $[(5-4)^2+(4-3)^2+(1-2)^2]$=**1.73**

Nearest (most similar) 3 = Tony, Manos, Titos

(5+4+5)/3 = 4.66

35

Παράδειγμα πρόβλεψης με βάση τις 2 κοντινότερες **πιτσαρίες** και μέτρο απόστασης τη μετρική L_2

	Tony	Manos	Tom	Nick	Titos	Yannis
PizzaRoma	4	5	1	2	5	4
PizzaNapoli	3	3	1	1	4	3
PizzaHut	1	2	5	4	1	2
PizzaToscana	5	4	2	1	5	?

D(Roma,Toscana) = sqrt $[(4-5)^2+(5-4)^2+(1-2)^2+(2-1)^2+(5-5)^2]$= **2**
D(Napoli, Toscana) = sqrt $[(3-5)^2+(3-4)^2+(1-2)^2+(1-1)^2+(4-5)^2]$= **2.65**
D(Hut, Toscana) = sqrt $[(1-5)^2+(2-4)^2+(5-2)^2+(4-1)^2+(1-5)^2]$= **7.34**

Nearest 2 = Roma, Napoli

(4+3)/2 = 3.5

36

How we can compute recommendations.
Nearest Users

Χρήστες

	u_1	u_2	….	u_t
i_1	w_{11}	w_{21}	…	-
i_2	w_{12}	w_{22}	…	w_{t2}
:	:	:		:
:	:	:		:
i_n	w_{1n}	w_{2n}	…	w_{tn}

Objective: Compute $w(u_t,i_i)$

- Algorithm Average
  - Let $Sim(u_t)$ = the users that are similar to u_t.
    - E.g. k-nearest neighbours
  - $w(u_t,i_i)$ = average($\{w(u,i_i) \mid u \in Sim(u_t)\}$)
- Algorithm Weighted Average
  - As some close neighbors are closer than others, we can assign higher weights to ratings of closer neighbors
  - $w(u_t,i_i) = \Sigma \; sim(u_t, u)*w(u,i_i)$ where $u \in Sim(u_t)$

37

How can we compute recommendations?

Recommendations

Συστήνουμε αντικείμενα για τα οποία ο χρήστης u δεν έχει εκφράσει προτίμηση

Πως τα επιλέγουμε;

Nearest (most similar) Users:

Find the N nearest users to u and recommend the top items that they like

Nearest (most similar) Items:

Take the top items that the user has liked in the past

Find and recommend the items that are the nearest to them

38

Προβλήματα Εκκίνησης (I)
Nearest Users

Εισαγωγή νέου χρήστη:

- δεν έχει εκφράσει καμιά προτίμηση => δεν μπορούμε να του προτείνουμε τίποτα (δεν μπορούμε να εντοπίσουμε κοντινούς χρήστες)

	Tony	Manos	Tom	Nick	Titos	Yannis
PizzaRoma	4	5	1	2	5	-
PizzaNapoli	3	3	1	1	4	-
PizzaHut	1	2	5	4	1	-
PizzaToscana	5	4	2	1	5	?

39

Προβλήματα Εκκίνησης (II)
Nearest Items

Εισαγωγή νέου αντικειμένου (new item):

- δεν έχουμε προτιμήσεις για αυτό => ποτέ δεν θα προταθεί σε κάποιον χρήστη

	Tony	Manos	Tom	Nick	Titos	Yannis
PizzaRoma	4	5	1	2	5	4
PizzaNapoli	3	3	1	1	4	3
PizzaHut	1	2	5	4	1	2
PizzaToscana	-	-	-	-	-	?

40

Προβλήματα Εκκίνησης (III)

Σε κάθε περίπτωση ποτέ δεν θα προταθεί ένα νέο στοιχείο σε ένα νέο χρήστη

	Tony	Manos	Tom	Nick	Titos	Yannis
PizzaRoma	4	5	1	2	5	-
PizzaNapoli	3	3	1	1	4	-
PizzaHut	1	2	5	4	1	-
PizzaToscana	-	-	-	-	-	?

41

Ομοιότητα/Απόσταση Χρηστών

Problem: Not every User rates every Item

A solution: Determine similarity of customers u1 and u2 based on the similarity of ratings of those items that **both have rated**, i.e., $D_{u1 \cap u2}$.

	Tony	Manos	Tom	Nick	Titos	Yannis
PizzaRoma		5		2		
PizzaNapoli		3	1		4	3
PizzaHut	1		5			2
PizzaToscana	5		2	1	5	

42

Υπολογισμός Προβλέψεων και Συστάσεων

Ομοιότητα Χρηστών

- Various approaches have been used to compute the similarity between users in collaborative recommender systems
- In most of these approaches, the similarity between two users is based on their ratings of items that **both users** have rated.
- The two most popular approaches are correlation and cosine-based.

43

Ομοιότητα/Απόσταση **Χρηστών**

Τρόποι υπολογισμού:

- εσωτερικό γινόμενο
- συνημίτονο

$$sim(u_1,u_2) = \sum_{i=1}^{t} w_{1i} \cdot w_{2i}$$

Στα άδεια κελιά του πίνακα θεωρούμε ότι υπάρχει το 0

$$\cos(\vec{u}_1, \vec{u}_2) = \frac{\vec{u}_1 \bullet \vec{u}_2}{|\vec{u}_1| \cdot |\vec{u}_2|} = \frac{\sum_{i=1}^{t} (w_{1i} \cdot w_{2i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{t} w_{1i}^2 \cdot \sum_{i=1}^{t} w_{2i}^2}}$$

- Mean Squared Distance

44

Ομοιότητα/Απόσταση Χρηστών:
Mean Squared Difference

$$u1(x) \equiv w_{1x}$$
$$u2(x) \equiv w_{2x}$$

$$d_{MSD}(u1,u2) = \frac{1}{|D_{u1\cap u2}|} \cdot \sum_{x\in D_{u1\cap u2}} (u1(x) - u2(x))^2$$

45

Ομοιότητα/Απόσταση Χρηστών:
Pearson correlation

$$C_{Pearson}(u1,u2) = \frac{\sum_{x\in D_{u1\cap u2}} (u1(x) - \overline{u1})(u2(x) - \overline{u2})}{\sqrt{\sum_{x\in D_{u1\cap u2}} (u1(x) - \overline{u1})^2 \cdot \sum_{x\in D_{u1\cap u2}} (u2(x) - \overline{u2})^2}}$$

$\overline{u1}$ = mean of u1

$\overline{u2}$ = mean of u2

C(u1,u2) > 0 θετική σχέση
C(u1,u2) = 0 ουδέτερη σχέση
C(u1,u2) < 0 αρνητική σχέση

The correlation coefficient measures the strength of a linear relationship between two variables.

The correlation coefficient is always between -1 and +1. The closer the correlation is to +/-1, the closer to a perfect linear relationship. Here is an example of interpretation:

-1.0 to -0.7 strong negative association.

-0.7 to -0.3 weak negative association.

-0.3 to +0.3 little or no association.

+0.3 to +0.7 weak positive association.

+0.7 to +1.0 strong positive association.

46

Ομοιότητα/Απόσταση **Items**

Τρόποι υπολογισμού ομοιότητας/απόστασης:

- εσωτερικό γινόμενο
- συνημίτονο
- Pearson Correlation Coefficient

$$C_{Pearson}(x1,x2)=\frac{\sum_{u\in U}(u(x1)-\overline{x1})(u(x2)-\overline{x2})}{\sqrt{\sum_{u\in U}(u(x1)-\overline{x1})^2\cdot\sum_{u\in U}(u(x2)-\overline{x2})^2}}$$

- Adjusted Pearson Correlation Coefficient

To handle the differences in rating scales of the users

$$C_{Pearson}(x1,x2)=\frac{\sum_{u\in U}(u(x1)-\overline{u1})(u(x2)-\overline{u2})}{\sqrt{\sum_{u\in U}(u(x1)-\overline{u1})^2\cdot\sum_{u\in U}(u(x2)-\overline{u2})^2}}$$

47

Ομοιότητα/Απόσταση **Items**

Τρόποι υπολογισμού ομοιότητας/απόστασης:

- εσωτερικό γινόμενο
- συνημίτονο
- Pearson Correlation Coefficient

$$C_{Pearson}(x1,x2)=\frac{\sum_{u\in U}(u(x1)-\overline{x1})(u(x2)-\overline{x2})}{\sqrt{\sum_{u\in U}(u(x1)-\overline{x1})^2\cdot\sum_{u\in U}(u(x2)-\overline{x2})^2}}$$

- Adjusted Pearson Correlation Coefficient

To handle the differences in rating scales of the users

$$C_{Pearson}(x1,x2)=\frac{\sum_{u\in U}(u(x1)-\overline{u1})(u(x2)-\overline{u2})}{\sqrt{\sum_{u\in U}(u(x1)-\overline{u1})^2\cdot\sum_{u\in U}(u(x2)-\overline{u2})^2}}$$

48

Obtaining User Input

User (consumer) input is **difficult to get**

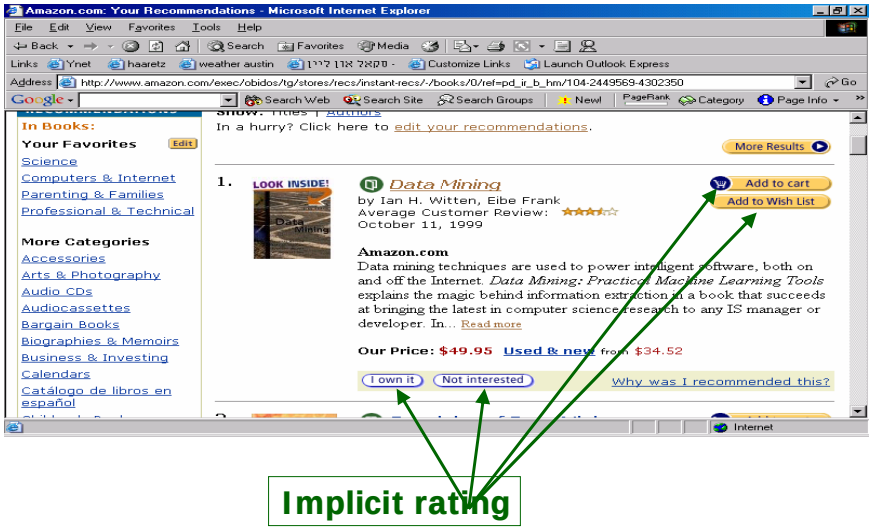
A solution:

- identify preferences that are **implicit** in *people's actions*
  - Purchase records
    - For example, people who order a book implicitly express their preference for that book (over other books)
  - Timing logs

- Works quite well (but results are not as good as with the use of rating)

49

Obtaining User Input: An Example of **Implicit Rating**



50

Παρά ταύτα,

Πολύ συχνά $|D_{u1 \cap u2}|=0$

When thousands of items available only little overlap!

=> Recommendations based on only a few observations

	Tony	Manos	Tom	Nick	Titos	Yannis
PizzaRoma		5		2		
PizzaNapoli		3	1		4	3
PizzaHut	1		5			2
PizzaToscana	5		2	1	5	

Various solutions:

- View CF as a classification task
  - build a classifier for each user
  - employ training examples
- Reduce Dimensions
  - e.g. LSI (Latent Semantic Indexing)

51

Συνεργατική Επιλογή/Διήθηση: Σύνοψη

- Ιδιαίτερο χαρακτηριστικό: δεν χρειάζεται να έχουμε περιγραφή του περιεχομένου των στοιχείων
  - μπορούμε να την χρησιμοποιήσουμε για την επιλογή/διήθηση ποιημάτων, φιλοσοφικών ιδεών, mp3, μεζεδοπωλείων, ...
- Θα μπορούσε να αξιοποιηθεί και στα πλαίσια της κλασσικής ΑΠ
  - Διάταξη στοιχείων απάντησης βάσει συνάφειας ΚΑΙ του εκτιμούμενου βαθμού τους (βάσει των αξιολογήσεων των άλλων χρηστών)
- Έχει αποδειχθεί χρήσιμη και για τους αγοραστές και για τους πωλητές (e-commerce)
- Αδυναμίες: Sparceness & Cold Start
  - Works well only once a "critical mass" of preference has been obtained
  - Need a very large number of consumers to express their preferences about a relatively large number of products.
  - Users' profiles don't overlap -> similarity not computable
  - Doesn't help the community forming
  - Difficult or impossible for users to control the recommendation process
- Επεκτάσεις/Βελτιώσεις
  - **Trust** = explicit rating of user on user

52

- [4] Korfhage's Book Chapter 6 and 7

- Gediminas Adomavicius, Alexander Tuzhilin, "Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions", IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERINF, VOL 17, NO. 6, JUNE 2005.

53