



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΠΑΤΡΩΝ
UNIVERSITY OF PATRAS

Πολυτεχνική σχολή
Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής

Διπλωματική εργασία

Έρευνα και ανάπτυξη συστήματος για την ανίχνευση μεροληψίας σε συστήματα μηχανικής μάθησης

Ρωμανός Καψάλης,
Α.Μ.: 1056289

Επιβλέπων

Χρήστος Μακρής,

Αναπληρωτής καθηγητής

Συνεπιβλέπων

Ιωάννης Κανελλόπουλος,

Ιδρυτής και CEO της εταιρείας Code4Thought

Μέλη εξεταστικής επιτροπής

Σπυρίδων Σιούτας, καθηγητής

Δημήτριος Τσώλης, επίκουρος καθηγητής

Πάτρα, Φεβρουάριος 2022

01

**Θεωρητικό
υπόβαθρο**

02

**Ανάπτυξη
εφαρμογής**

03

Μεθοδολογία

04

Αποτελέσματα

05

Συμπεράσματα



1. Θεωρητικό υπόβαθρο

Ορισμός προβλήματος (γενικότερα)

Η ραγδαία ανάπτυξη της τεχνητής νοημοσύνης έχει φέρει στο προσκήνιο την ανάγκη για έλεγχο των συστημάτων που έχουν προκύψει από χρήση των αλγορίθμων της. Οι αλγόριθμοι αυτοί:

- Λαμβάνουν σημαντικές αποφάσεις που αφορούν διάφορες πτυχές της καθημερινότητας των ανθρώπων
- Υπάρχει ανάγκη να λαμβάνουν δίκαιες αποφάσεις

Μια σειρά από ηθικά ζητήματα εξετάζονται εκτενώς τα τελευταία χρόνια από την επιστημονική κοινότητα.

Κύριος στόχος → αναγνώριση και μετριασμός της μεροληψίας (bias) που εισάγεται από κάθε πιθανή πηγή, ώστε να λαμβάνονται δίκαιες αποφάσεις για όλα τα άτομα ή τις ομάδες ατόμων

Δικαιοσύνη (fairness): απουσία οποιασδήποτε προκατάληψης ή ευνοιοκρατίας προς ένα άτομο ή μια ομάδα που βασίζεται στα εγγενή ή επίκτητα χαρακτηριστικά¹

Ορισμός προβλήματος (ειδικότερα)

Στην ανάλυση των ηθικών ζητημάτων στην τεχνητή νοημοσύνη και ειδικότερα στην μηχανική μάθηση, η έρευνα που έχει γίνει στα συστήματα συστάσεων (recommender ή recommendation systems) δεν είναι ανάλογη της χρήσης τους στο χώρο του διαδικτύου. Επίσης, δεν έχουν διερευνηθεί επαρκώς τα πολύ σοβαρά ερωτήματα για ζητήματα ηθικής, που εγείρονται από την χρήση τους.

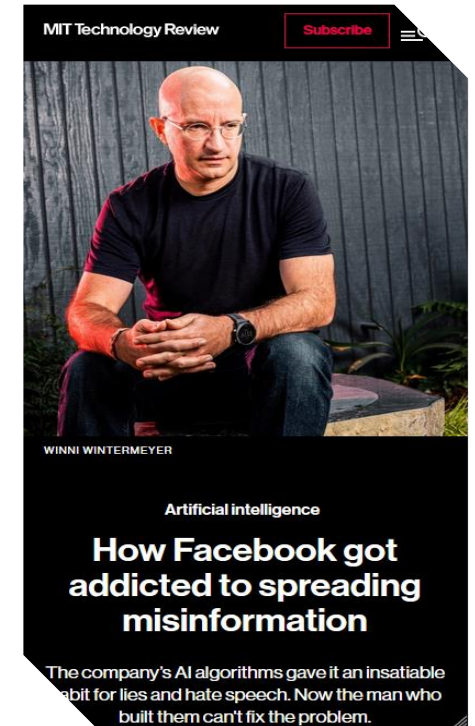
Τα κυριότερα είδη μεροληψίας που συναντάμε εδώ είναι:

- Μεροληψία δημοφιλίας (popularity bias)
- Μεροληψία θέσης (position bias)
- Μεροληψία κομφορμισμού (conformity bias)
- Μεροληψία συναισθήματος (sentiment bias)

Έναυσμα για την ενασχόληση με τη συγκεκριμένη διπλωματική:

“How Facebook got addicted to spreading misinformation”, της Karen Hao

Περιγράφει πως οι αλγόριθμοι συστημάτων συστάσεων προκειμένου να αυξήσουν την *αφοσίωση* (engagement) του χρήστη έχουν καταλήξει να επηρεάζουν ολόκληρες κοινωνίες οδηγώντας τα άτομα σε ακραίες απόψεις, επηρεάζοντας εκλογικές αναμετρήσεις και συμβάλλοντας μέχρι και στην έναρξη εμφυλίων πολέμων.



Συστήματα συστάσεων

Ως σύστημα συστάσεων (recommendation ή recommender system ή RecSys εν συντομία) ορίζεται το σύστημα όπου οι άνθρωποι παρέχουν προτάσεις ως εισόδους οι οποίες έπειτα συγκεντρώνονται και κατευθύνονται σε συγκεκριμένους παραλήπτες.

Τα συστήματα συστάσεων χρησιμοποιούνται πλέον στα περισσότερα συστήματα που υπάρχουν στο διαδίκτυο:

- Μέσα κοινωνικής δικτύωσης
- Ηλεκτρονικό εμπόριο
- Συστήματα παροχής υπηρεσιών ψυχαγωγίας
- Μηχανές αναζήτησης
- Χρηματοοικονομικές υπηρεσίες

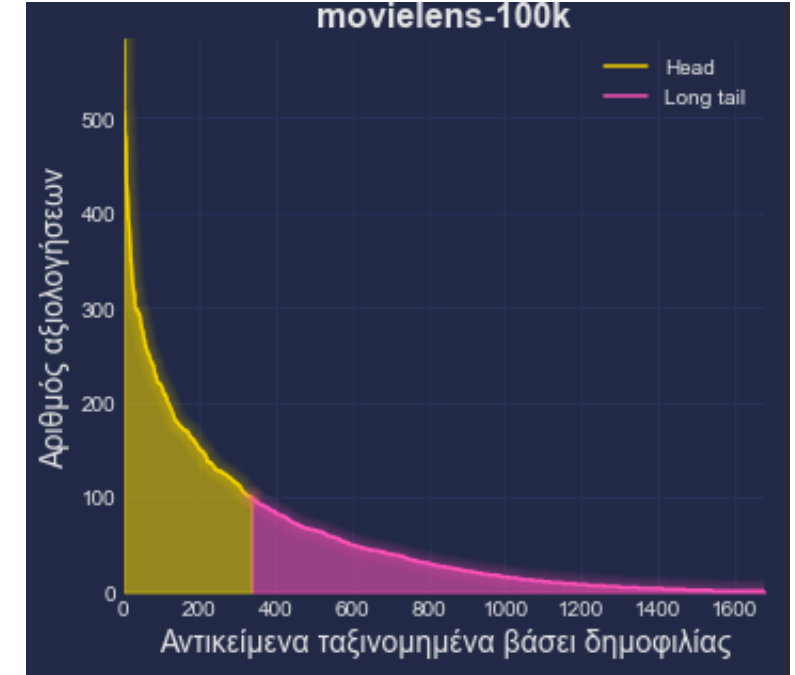
Popularity bias

Η τάση των συστημάτων συστάσεων να προτείνουν τα πιο δημοφιλή αντικείμενα πολύ πιο συχνά από τα λιγότερο δημοφιλή αντικείμενα, τα λεγόμενα long tail αντικείμενα, που στην μεγάλη πλειονότητα των περιπτώσεων είναι πολύ περισσότερα.

- Head: 20% πιο δημοφιλών προϊόντων
- Long-tail: το υπόλοιπο 80% των προϊόντων

Βασίζεται στην αρχή του Pareto: *το 80% των επιπτώσεων προέρχεται από το 20% των αιτιών*

Το φαινόμενο του popularity bias συνδέεται με:



Ζητήματα στο ηλεκτρονικό εμπόριο

Σημαντική μείωση των πωλήσεων και δυσaréσκεια των πελατών/χρηστών.

Παραπληροφόρηση

Popularity bias



Μείωση ποιότητας και ποικιλίας του περιεχόμενου



Παραπληροφόρηση

Echo chambers

Ένα άτομο ή μια ομάδα ατόμων δημιουργούν ένα περιβάλλον μέσα στο οποίο συναντούν μόνο πληροφορίες ή απόψεις που αντανακλούν ή ενισχύουν τις δικές τους, χωρίς να συναντούν αντίθετες απόψεις.

Χαρακτηριστικά δεδομένων και αραιότητα

- Ένα από τα πιο γνωστά προβλήματα στα συστήματα συστάσεων είναι η πολύ μεγάλη αραιότητα (sparsity) του μητρώου χρηστών-αντικειμένων, η οποία μπορεί να οδηγήσει σε πολύ κακή απόδοση των συστημάτων συστάσεων.

$$Sparsity = 1 - \frac{\#ratings}{\#users \times \#items}$$

- Επίσης, έχει αποδειχθεί ότι η ακρίβεια των δεδομένων επηρεάζεται από χαρακτηριστικά των δεδομένων όπως:
 - $Rating\ space\ (RS) = |Users| \times |Items|$
 - $User\ Item\ Ratio\ (UIR) = \frac{|Users|}{|Items|}$
 - $Rating\ Per\ User\ (RP_u) = \frac{|Ratings|}{|Users|}$
 - $Rating\ Per\ Item\ (RP_i) = \frac{|Ratings|}{|Items|}$
- Στην παρούσα εργασία εξετάστηκε η επίδραση τόσο της αραιότητας των δεδομένων, όσο και των χαρακτηριστικών στην εισαγωγή της μεροληψίας

← αντικείμενα →

	1	2	...	i	...	m
1	5	3		1		
2		2				4
:			5			
u	3	4		2	1	
:					4	
n			3	2		

↑
χρήστες
↓



2. Ανάπτυξη εφαρμογής

Βασική ιδέα

Στα συστήματα συστάσεων λίγες είναι οι προσπάθειες για τη δημιουργία μιας εφαρμογής που θα επιτρέπει σε όλους τους χρήστες να υλοποιούν συστήματα συστάσεων και στη συνέχεια να τα ελέγχουν.

Βασικός στόχος της διπλωματικής εργασίας → δημιουργία ενός εργαλείου ανάλυσης και μετριάσμου μεροληψίας στα συστήματα συστάσεων.

Αυτό επετεύχθη μέσα από την υλοποίηση μιας διαδικτυακής εφαρμογής (web-app) με τίτλο ***“Bias and Fairness in RecSys”***.

Κύρια χαρακτηριστικά και πλεονεκτήματα της εφαρμογής

- ο χρήστης έχει άμεση πρόσβαση σε όλα τα πιθανά σημεία εισαγωγής της μεροληψίας: δεδομένα και αλγόριθμος
- η εφαρμογή υλοποιήθηκε με τέτοιο τρόπο, ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί από όλους τους χρήστες ακόμη και εάν οι γνώσεις τους γύρω από το ζήτημα είναι περιορισμένες.
- οι χρήστες δεν είναι απαραίτητο να ακολουθήσουν τα βήματα με την σειρά που αναφέρονται στο πείραμά μας.

Το σύστημα αυτό ευελπιστούμε να αποτελέσει ένα χρήσιμο εργαλείο για τους ερευνητές, οι οποίοι μπορούν να υλοποιήσουν μια πληθώρα πειραμάτων με θέμα την μεροληψία στα συστήματα συστάσεων (και όχι μόνο).

Αρχιτεκτονική εφαρμογής

Η διαδικτυακή εφαρμογή αναπτύχθηκε σε γλώσσα Python μέσω του framework **Streamlit**. Για τη δημιουργία των συστημάτων συστάσεων χρησιμοποιήθηκε το **Elliot** framework και για τον μετριάσμό της μεροληψίας το **Librec-auto**.

Η εφαρμογή περιέχει τις σελίδες:

- Αρχική σελίδα
- Οπτικοποίηση συνόλων δεδομένων
- Δημιουργία συστημάτων συστάσεων
- Αξιολόγηση αποτελεσμάτων
 - Αξιολόγηση ενός συνόλου δεδομένων
 - ✓ Ανάλυση υπερπαραμέτρων
 - ✓ Ανάλυση cutoff
 - ✓ Προβολή καλύτερων αποτελεσμάτων
 - Σύγκριση συνόλων δεδομένων
- Μετριάσμός μεροληψίας
- Επεξήγηση μετρικών
- Μεταφόρτωση συνόλου δεδομένων

Bias & Fairness in RecSys

Αρχική

en
el

About me
My name is Romanos Kapsalis and I am a ML engineer.
Contact me
Source code
You can find the source code of the app [here](#)

Καλωσήρθατε στο Bias & Fairness in RecSys

Το **Bias & Fairness in RecSys** είναι μια διαδικτυακή εφαρμογή η οποία δημιουργήθηκε στα πλαίσια της διπλωματικής μου εργασίας με τίτλο «Έρευνα και ανάπτυξη συστήματος για την ανίχνευση μεροληψίας σε συστήματα μηχανικής μάθησης», η οποία εκπονήθηκε για την απόκτηση του Ενιαίου και Αδιάσπαστου Τίτλου Σπουδών Μεταπτυχιακού Επιπέδου (Integrated M.Sc.) στο Τμήμα Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής (ΤΜΗΥΠ) του Πανεπιστημίου Πατρών. Η διπλωματική εργασία πραγματεύεται ζητήματα bias & fairness στα συστήματα συστάσεων. Τα βήματα του πειράματος που διεξάγαμε, διακρίνονται στην παρακάτω εικόνα

Δομή του πειράματος

Μέσω αυτής της εφαρμογής μπορείτε είτε να ακολουθήσετε διαδοχικά τα βήματα του πειράματος είτε να επιλέξετε όσα βήματα θέλετε και με οποιαδήποτε σειρά επιθυμείτε. Τα βήματα αυτά μπορούν να επιλεγούν μέσω του κεντρικού μενού της εφαρμογής, μαζί με ορισμένα πρόσθετα χαρακτηριστικά που προσφέρει η εφαρμογή. Πιο συγκεκριμένα, το **Bias & Fairness in RecSys** προσφέρει:

- Ανάλυση ενός συνόλου δεδομένων
- Δημιουργία συστημάτων συστάσεων
- Επαναξιολόγηση και συγκρίσεις

λαμβάνοντας χρήσιμες πληροφορίες και στατιστικά στοιχεία για το περιεχόμενο του συνόλου δεδομένων

διαλέγοντας μέσα από μια πληθώρα αλγορίθμων και μετρικών, που μας προσφέρει το **Elliot framework**. Έχετε τη δυνατότητα να χρησιμοποιήσετε τις προεπιλεγμένες τιμές των παραμέτρων κάθε αλγορίθμου ή να ρυθμίσετε μόνοι σας τις τιμές τους (Σημείωση: απευθύνεται σε πιο προχωρημένους χρήστες).










3. Μεθοδολογία

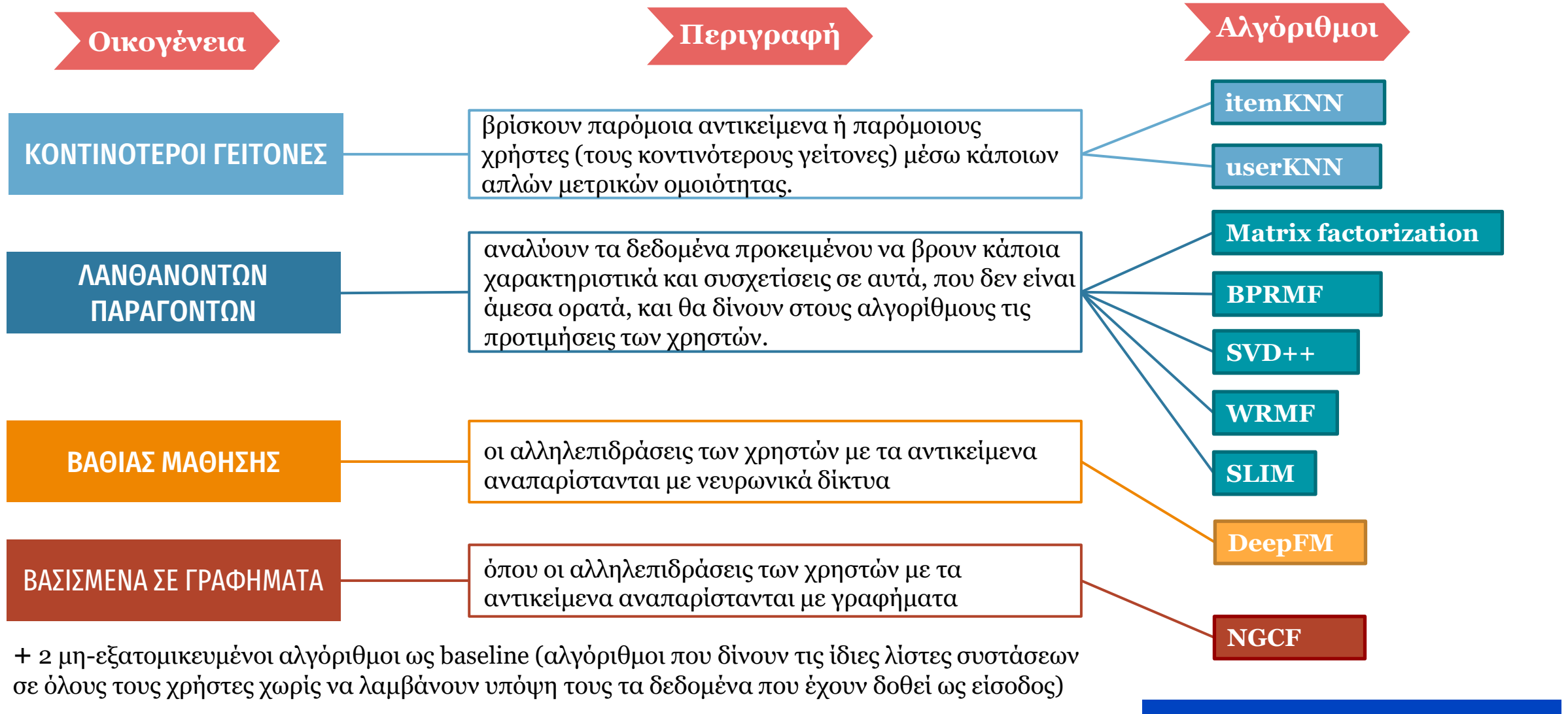
Δεδομένα

Για την υλοποίηση των πειραμάτων χρησιμοποιήθηκαν συνολικά 4 σύνολα δεδομένων:

- 1 πραγματικό σύνολο δεδομένων (Elec_retailer)
 - μας παραχωρήθηκε από μεγάλη εταιρία λιανικών πωλήσεων ηλεκτρικών και ηλεκτρονικών ειδών
- 3 σύνολα δεδομένων από το διαδίκτυο

MovieLens 1M	MovieLens 100k	Amazon Auto	Elec_retailer
 6.049 Χρήστες	 943 Χρήστες	 2.928 Χρήστες	 276/414/826 Χρήστες
 3.705 Ταινίες	 1.682 Ταινίες	 1.835 Προϊόντα	 3.078 Προϊόντα
 1 εκ. Κριτικές	 100 χιλ. Κριτικές	 20.473 Κριτικές	 20.473 Κριτικές

Αλγόριθμοι συστημάτων συστάσεων



- **MostPop:** δίνει σε όλους τους χρήστες τα top-k πιο δημοφιλή αντικείμενα
- **Random:** προτείνει τυχαία αντικείμενα ακολουθώντας την κανονική κατανομή.



4. Αποτελέσματα

Πραγματικό σύνολο δεδομένων (popularity bias)

Average Recommendation Popularity (ARP): υπολογίζει τη μέση δημοφιλία των αντικειμένων που προτείνονται σε κάθε λίστα, δηλαδή τον μέσο αριθμό των αξιολογήσεων των αντικειμένων σε κάθε λίστα συστάσεων.

ARP

Algorithm	Users=276	Users=414	Users=826
ItemKNN	1,32	1,36	1,41
UserKNN	25,98	23,02	15,42
WRMF	12,18	20,8	31,07
BPRMF	33,55	34,63	39,34
SVD++	25,25	19,92	20,46
MF	13,49	11,01	7,60
DeepFM	14,95	14,46	9,76
NGCF	2,7	2,71	2,61
Random	2,39	2,45	2,36
MostPop	34,08	36,44	39,70

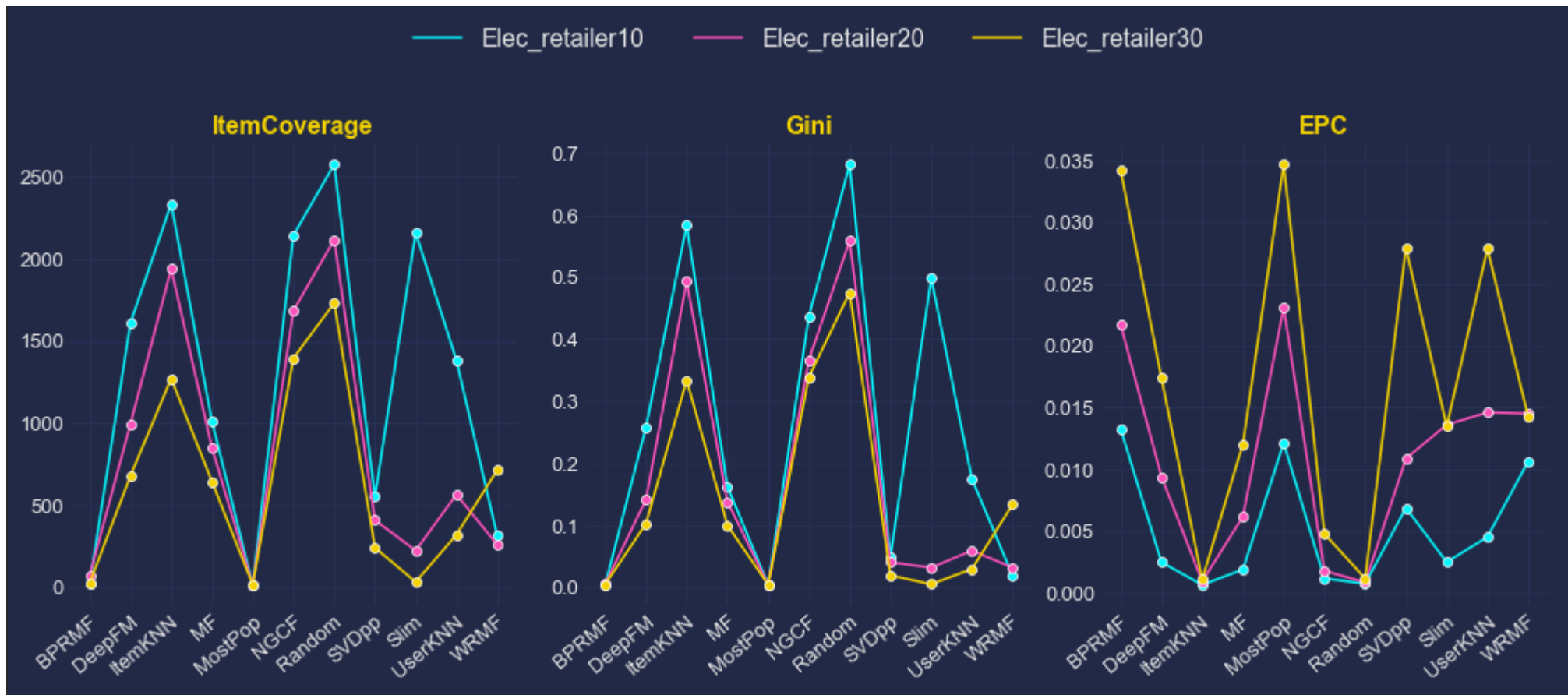
- Παρόλο που σχεδόν το 90% των προϊόντων έχει λάβει 1-2 αξιολογήσεις, ο μέσος αριθμός των αξιολογήσεων των προϊόντων στις λίστες συστάσεων που έχουν παράξει οι αλγόριθμοι για κάθε χρήστη, είναι αρκετά μεγαλύτερος από όσο θα περιμέναμε και θα θέλαμε.
- Για όλους τους αλγόριθμους εκτός από τον ItemKNN και τον NGCF έχουμε μέτρια ή κακή επίδοση.
- Ο μέσος αριθμός αξιολογήσεων αναφέρεται στις αξιολογήσεις στο σύνολο εκπαίδευσης (training set) και αποτελεί σοβαρή ένδειξη για την ύπαρξη του popularity bias.

Πραγματικό σύνολο δεδομένων

Ορισμένα αντικείμενα
δεν θα προταθούν ποτέ

- Μείωση των πωλήσεων
- Δυσaréσκεια του πελάτη
- Δυσaréσκεια του προμηθευτή

Έλλειψη ποικιλίας
στα αντικείμενα
που προτείνονται



Ανάλυση υπερπαραμέτρων

Υπερπαραμέτροι

Learning rate
Batch size
Factors

Η ανάλυση έγινε για:

- 9 αλγόριθμους
- Με χρήση 12 μετρικών αξιολόγησης
- Διαφορετικών συνδυασμών υπερπαραμέτρων

dataset	lr	bs	f	nDCG	IC	EPC	Gini	ARP	APLT	PREO	PRSP
ml1m	0.001	256	20	0.3100	2245	0.1287	0.2015	829.8737	0.0665	0.7829	0.9396
		256	50	0.3151	2290	0.1283	0.1940	828.3989	0.0634	0.7826	0.9425
		256	70	0.3147	2433	0.1278	0.2036	818.4174	0.0727	0.7557	0.9338
		512	20	0.3186	2162	0.1295	0.1832	856.2911	0.0519	0.8290	0.9533
		512	50	0.3285	2316	0.1336	0.1986	832.1122	0.0644	0.7787	0.9416
		512	70	0.3265	2232	0.1305	0.1809	855.8623	0.0557	0.8093	0.9498
	0.01	256	20	0.1608	2636	0.0705	0.2477	686.4904	0.1393	0.6872	0.8679
		256	50	0.0904	3535	0.0438	0.3994	510.4456	0.2902	0.5724	0.6969
		256	70	0.0602	3668	0.0306	0.5123	406.4007	0.4100	0.4621	0.5342
		512	20	0.2122	2539	0.0894	0.2322	731.0409	0.1167	0.6928	0.8909
		512	50	0.1529	3151	0.0668	0.3101	630.2776	0.1936	0.6090	0.8101
		512	70	0.1239	3531	0.0562	0.3676	576.8589	0.2465	0.5986	0.7498

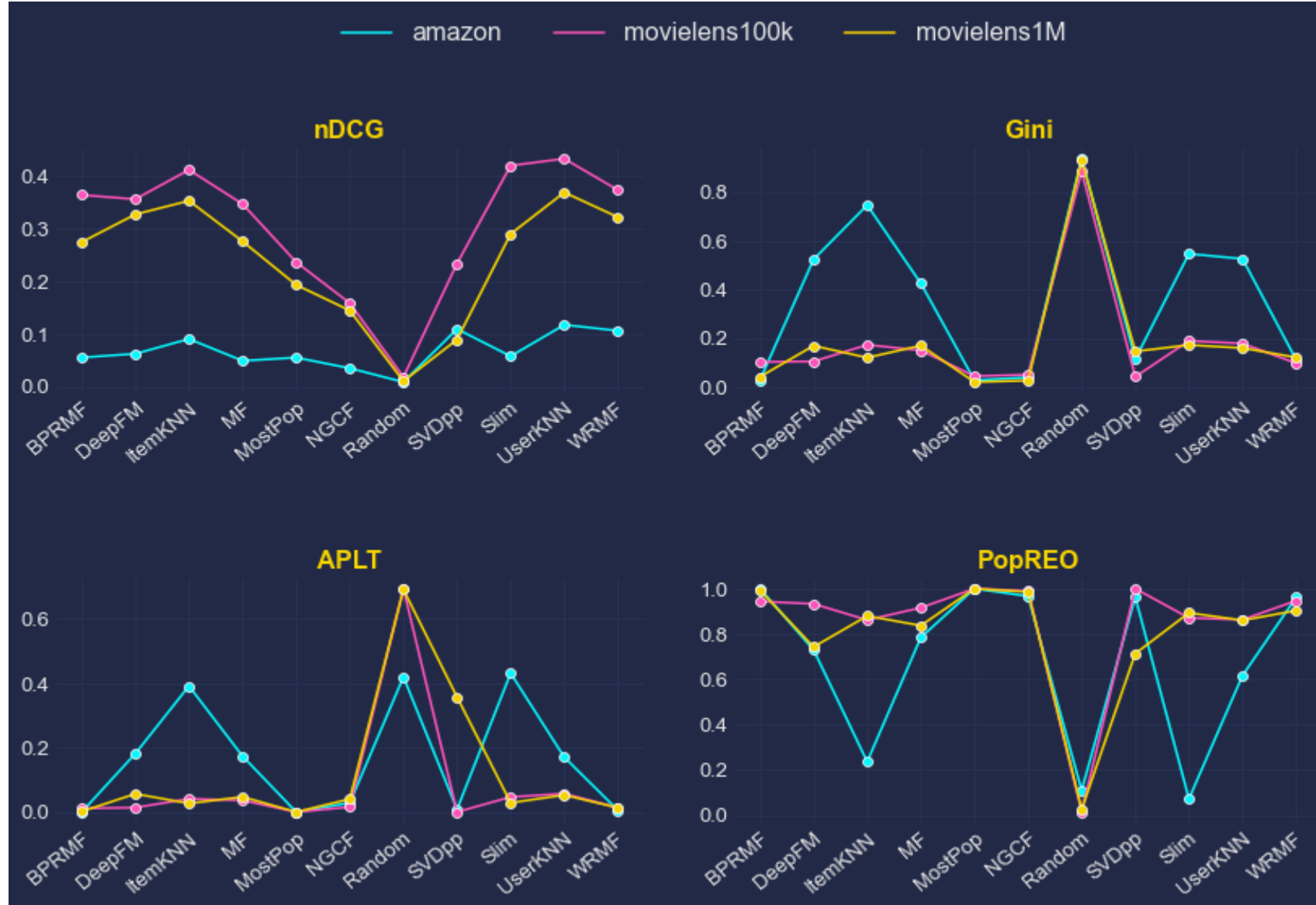
Υψηλή ακρίβεια =>
μεγάλη εισαγωγή μεροληψίας

Χαμηλή ακρίβεια =>
πιο δίκαια αποτελέσματα

Ζητούμενο: η ισορροπία

Παράδειγμα από τον αλγόριθμο MF στο σύνολο δεδομένων Movielens1M

Σύγκριση συνόλων δεδομένων



- Σε ορισμένους αλγορίθμους το πρόβλημα εισαγωγής μεροληψίας είναι αρκετά πιο έντονο

Μετριάσμός μεροληψίας

- ✓ Ίδιο μοτίβο στους περισσότερους αλγορίθμους που εξετάστηκαν
- ✓ Εμφανής η βελτίωση της μεροληψίας, με σχετικά μικρή μείωση της ακρίβειας
- ✓ Όταν όμως το πρόβλημα είναι μεγάλο, δεν φαίνεται να βοηθάει η τεχνική του post-processing

Παρόμοια συμπεράσματα και στους αλγορίθμους:

- DeepFM
- WRMF

	Movielens100k				Movielens1M				Amazon			
	base	FAR	PFAR	cali	base	FAR	PFAR	cali	base	FAR	PFAR	cali
nDCG	0.305	0.298	0.300	0.268	0.241	0.231	0.236	0.222	0.043	0.037	0.038	0.032
Prec.	0.2090	0.2046	0.2060	0.1947	0.2076	0.2000	0.2029	0.1968	0.0054	0.0051	0.0051	0.0051
Recall	0.3610	0.3545	0.3567	0.3447	0.2425	0.2341	0.2375	0.2343	0.0906	0.0856	0.0858	0.0854
IC	495	510	504	597	1818	1833	1825	1926	1656	1707	1703	1713
EPC	0.1797	0.1757	0.1769	0.1633	0.1872	0.1807	0.1837	0.1748	0.0073	0.0063	0.0065	0.0054
Gini	0.118	0.121	0.121	0.143	0.154	0.175	0.169	0.185	0.346	0.398	0.392	0.404
HR	0.973	0.977	0.978	0.966	0.953	0.951	0.951	0.950	0.147	0.141	0.141	0.141
ACLT	0.524	0.584	0.573	1.047	1.16	1.45	1.34	1.74	4.12	5.06	4.95	5.28
ARP	194.47	191.15	192.06	177.87	940.00	883.24	901.49	862.31	19.42	17.63	17.85	17.41
APLT	0.017	0.019	0.019	0.035	0.039	0.048	0.045	0.058	0.137	0.169	0.165	0.176
PopREO	0.951	0.949	0.951	0.888	0.866	0.846	0.855	0.795	0.809	0.793	0.813	0.791
PopRSP	0.985	0.983	0.984	0.970	0.965	0.957	0.960	0.948	0.645	0.570	0.578	0.552

Παράδειγμα από τον αλγόριθμο
Matrix Factorization

Συμπεράσματα

Σε αυτή τη διπλωματική εργασία αναπτύχθηκε μια εφαρμογή με στόχο την ευκολότερη ανάδειξη των προβλημάτων μεροληψίας και δυνατότητα ελέγχου της. Παράλληλα, με χρήση της εφαρμογής υλοποιήθηκαν ορισμένα πειράματα, τα κύρια συμπεράσματα των οποίων είναι:

- Χρειάζεται προσεκτική ρύθμιση των υπερπαραμέτρων, διότι όπως παρατηρήθηκε επηρεάζει πολύ το ποσοστό εισαγωγής της μεροληψίας. Δυστυχώς πολλοί χρήστες ρυθμίζουν τις υπερπαραμέτρους με μόνο γνώμονα την ακρίβεια.
- Η *αραιότητα* του μητρώου χρηστών αντικειμένων επηρεάζει όχι μόνο την ακρίβεια αλλά και το popularity bias. Παρόμοια συμπεράσματα προκύπτουν και για τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά των δεδομένων.
- Στον τομέα του ηλεκτρονικού εμπορίου προέκυψε, ύστερα και από την εξέταση ενός πραγματικού συνόλου δεδομένων, πως το φαινόμενο της μεροληψίας δημοφιλίας είναι αρκετά έντονο, ενώ αρκετά αντικείμενα μπορεί να μην υπάρχουν σε καμία λίστα συστάσεων που δίνονται από τους αλγορίθμους στους χρήστες.

Συνέπειες: μείωση των πωλήσεων, μείωση της ποικιλίας, δυσαρέσκεια των πελατών

- Στις πιο κλασικές προσεγγίσεις φάνηκε να μην είναι τόσο έντονο το φαινόμενο. Ορισμένοι αλγόριθμοι της οικογένειας λανθανόντων παραγόντων εισάγουν πολύ μεγάλη μεροληψία. Προσεγγίσεις που βασίζονται στα νευρωνικά δίκτυα έχουν αρκετά μέτρια επίδοση.
- **Μετριασμός της μεροληψίας:** η κατηγορία post-processing αποδείχθηκε μέσω των πειραμάτων ότι δεν ενδείκνυται για σύνολα δεδομένων με πολύ μεγάλη αραιότητα, ενώ δεν είναι αρκετά αποτελεσματική σε περίπτωση όπου έχουμε πολύ μεγάλη εισαγωγή μεροληψίας. Η in-processing ενδείκνυται για περιπτώσεις όπου έχουμε πολύ μεγάλη εισαγωγή μεροληψίας και ευθύνεται το μοντέλο για αυτό. Όμως συνήθως απαιτείται συνδυασμός τεχνικών.

Αναφορές (1/2)

1. W. Liu and R. Burke, “Personalizing Fairness-aware Re-ranking,” *arXiv:1809.02921 [cs]*, Sep.2018.
 2. H. Steck, “Calibrated recommendations,” in *Proceedings of the 12th ACM Conference on Recommender Systems*. Vancouver British Columbia Canada: ACM, Sep. 2018, pp. 154–162.
 3. M. Zehlike, F. Bonchi, C. Castillo, S. Hajian, M. Megahed, and R. Baeza-Yates, “FA*IR: A Fair Top-k Ranking Algorithm,” *Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management*, pp. 1569–1578, Nov. 2017.
 4. V. W. Anelli, A. Bellogin, A. Ferrara, D. Malitesta, F. A. Merra, C. Pomo, F. M. Donini, and T. Di Noia, “Elliot: A Comprehensive and Rigorous Framework for Reproducible Recommender Systems Evaluation,” in *Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. Virtual Event Canada: ACM, Jul. 2021, pp. 2405–2414.
 5. H. Guo, R. Tang, Y. Ye, Z. Li, and X. He, “DeepFM: A factorization-machine based neural network for CTR prediction,” in *Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, ser. IJCAI’17. Melbourne, Australia: AAAI Press, Aug. 2017, pp. 1725–1731.
 6. X. Wang, X. He, M. Wang, F. Feng, and T.-S. Chua, “Neural Graph Collaborative Filtering,” in *Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. Paris France: ACM, Jul. 2019, pp. 165–174.
 7. S. Rendle, C. Freudenthaler, Z. Gantner, and L. Schmidt-Thieme, “BPR: Bayesian personalized ranking from implicit feedback,” in *Proceedings of the Twenty-Fifth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, ser. UAI ’09. Arlington, Virginia, USA: AUAI Press, Jun. 2009, pp. 452–461.
- 

Αναφορές (2/2)

8. Y. Hu, Y. Koren, and C. Volinsky, “Collaborative Filtering for Implicit Feedback Datasets,” in *2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining*. Pisa, Italy: IEEE, Dec. 2008, pp. 263–272.
9. X. Ning and G. Karypis, “SLIM: Sparse Linear Methods for Top-N Recommender Systems,” in *2011 IEEE 11th International Conference on Data Mining*. IEEE, Dec. 2011, pp. 497–506.
10. Y. Koren, “Factorization meets the neighborhood: A multifaceted collaborative filtering model,” in *Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, ser. KDD '08. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, Aug. 2008, pp. 426–434.
11. C. Gini, “Measurement of Inequality of Incomes,” *The Economic Journal*, vol. 31, no. 121, pp.124–126, 1921.
12. S. Vargas and P. Castells, “Rank and relevance in novelty and diversity metrics for recommender systems,” in *Proceedings of the Fifth ACM Conference on Recommender Systems - RecSys '11*. Chicago, Illinois, USA: ACM Press, 2011, p. 109.
13. H. Abdollahpouri, R. Burke, and B. Mobasher, “Controlling Popularity Bias in Learning-to-Rank Recommendation,” in *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Recommender Systems*. Como Italy: ACM, Aug. 2017, pp. 42–46.
14. H. Abdollahpouri, R. Burke, and B. Mobasher, “Managing Popularity Bias in Recommender Systems with Personalized Re-Ranking,” in *The Thirty-Second International Flairs Conference*, May 2019.
15. K. Hao, “How Facebook got addicted to spreading misinformation,” <https://www.technologyreview.com/2021/03/11/1020600/facebook-responsible-aimisinformation/>.



Σας ευχαριστώ πολύ!