



Ευρωπαϊκή Ένωση  
Ευρωπαϊκό Ταμείο  
Περιφερειακής Ανάπτυξης



ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ  
ΥΠΟΥΡΓΕΙΟ  
ΟΙΚΟΝΟΜΙΑΣ & ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ  
ΕΙΔΙΚΗ ΓΡΑΜΜΑΤΕΙΑ ΕΠΠΑ & ΤΣ  
ΕΔΙΚΗ ΥΠΗΡΕΣΙΑ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΕΠΑΝΕΚ

ΕΠΑΝΕΚ 2014-2020  
ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ  
ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ  
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ  
ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ



ΕΣΠΑ  
2014-2020  
ανάπτυξη - εργασία - αλληλεγγύη

Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης



Augmented Reality Polis Stories

## AUGMENTEDREALITYPOLISSTORIES



ΠΑΡΑΔΟΤΕΟ-4  
ΣΥΣΤΗΜΑ ΞΕΝΑΓΗΣΗΣ ΣΤΗΝ ΑΘΗΝΑ  
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ – 4.4  
ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΣΥΣΤΑΣΕΩΝ ΚΑΙ ΠΛΑΤΦΟΡΜΕΣ

δι@δρασις

ανάπτυξη εφαρμογών  
web•mobile•multimedia

## ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

1	Εισαγωγή.....	4
2	Συστήματα Συστάσεων .....	5
2.1	Συστήματα Συστάσεων στο Τουρισμό .....	7
2.2	Μοντέλα Συστημάτων Συστάσεων.....	8
2.2.1	Συνεργατικόφιλτράρισμα (Collaborative Filtering – CF):.....	9
2.2.2	Μοντέλα βασισμέναστο περιεχόμενο (ContentBased – CB):.....	18
2.2.3	Μοντέλα βασισμένα στη γνώση (knowledge-basedfiltering) .....	19
2.2.4	Μοντέλα βασισμένα στη δημογραφική πληροφορία (Demographicfiltering).....	20
2.2.5	Hybrid.....	20
2.3	Deeplearningrecommendersystems .....	22
2.4	Πλατφόρμες Συστημάτων Συστάσεων .....	28
2.4.1	PredictionIO.....	29
2.4.2	Amazon Personalize.....	29
2.4.3	Raccoon .....	30
2.4.4	TensorRec.....	31
2.4.5	Recombee.....	31
2.4.6	LightFM.....	32
2.4.7	LensKit .....	33
2.4.8	Mahout .....	33
2.4.9	UniversalRecommender .....	33
2.4.10	Easyrec .....	34
2.4.11	Kealabs.....	34
2.4.12	GORSE.....	35
3	AI Πλατφόρμες& Unity .....	36
3.1	Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη .....	36

3.2	AI Πλατφόρμες &Unity.....	37
3.2.1	Unity ML-Agents .....	37
3.2.2	Google AI Services.....	37
4	Bibliography .....	39

# 1 Εισαγωγή

## 2 Συστήματα Συστάσεων

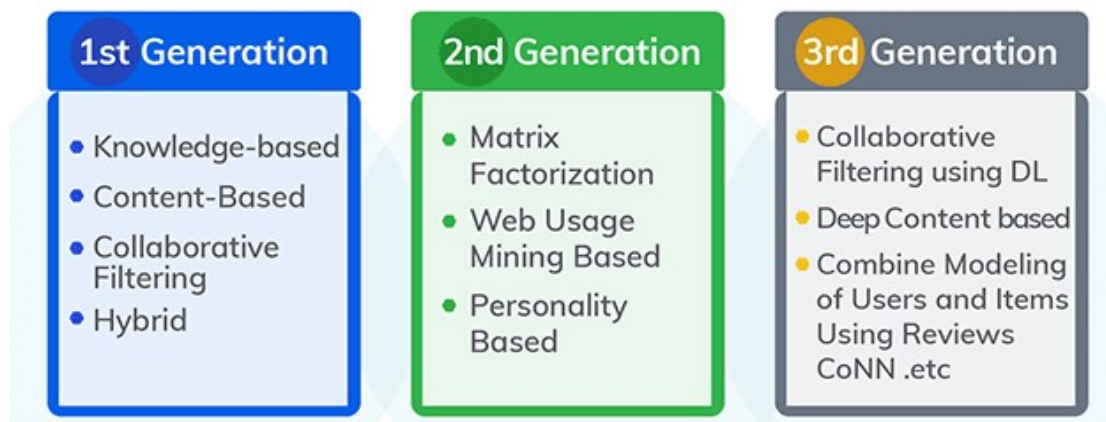
Ένα αναμφισβήτητο γεγονός της σύγχρονης εποχής είναι η ύπαρξη ενός τεράστιου όγκου πληροφοριών, διαθέσιμη σε όλους όσους έχουν πρόσβαση στο διαδίκτυο ανά πάσα στιγμή, από οποιαδήποτε τοποθεσία. Οι άνθρωποι, αξιοποιώντας αυτό το γεγονός, χρησιμοποιούν το Διαδίκτυο ως κύρια πηγή πληροφοριών σχετικά με διάφορες πτυχές της ζωής τους, αναζητώντας σε ένα «αχανές» περιβάλλον υπερφορτωμένο με δεδομένα, πληροφορίες και προτάσεις σχετικές με τις καθημερινές δραστηριότητές τους, με ταξιδιωτικούς προορισμούς, με βιβλία, συνταγές κα. Όσο αυξάνεται ο αριθμός των επιλογών, όμως, περιπλέκεται και η διαδικασία επιλογής (Jawarneh., Bellavista, & etal., 2020). Η λήψη αποφάσεων και η δημιουργία προτάσεων στην εποχή των BigData αποτελεί μια πρόκληση. Σε ορισμένες περιπτώσεις υπάρχουν πάρα πολλά δεδομένα για επεξεργασία, σε άλλες δεν υπάρχουν επαρκείς γνώσεις σχετικά με τις εναλλακτικές προτάσεις που μπορούν να γίνουν, ενώ υπάρχουν ακόμη περιπτώσεις όπου ο χρόνος και ο τόπος δεν είναι ο κατάλληλος ώστε να ευδοκιμήσουν οι σωστές αποφάσεις (Braunhofer, 2017). Τα εξατομικευμένα εργαλεία φιλτραρίσματος πληροφοριών και υποστήριξης αποφάσεων που στοχεύουν στην δημιουργία προτάσεων στους χρήστες (García, 2017) ονομάζονται συστήματα συστάσεων ή αλλιώς *recommenders systems*, και μπορούν να αποτελέσουν μια λύση στα προαναφερθέντα ζητήματα (Ricci, Rokach, & Shapira, 2015).

Τα συστήματα συστάσεων μπορούν να οριστούν ως εκείνα τα συστήματα που παρέχουν συστάσεις στους χρήστες σχετικά με ένα αντικείμενο ενδιαφέροντος. Τα εν λόγω αντικείμενα ενδιαφέροντος μπορεί να είναι προϊόντα για αγορά, μουσική, εστιατόρια, ξενοδοχεία, μουσεία ακόμα και απόψεις ή ιδέες (Gravino, Monechi, & Loreto, 2019). Ένα παράδειγμα αποτελεί η γιγαντιαία εταιρεία ταινιών Netflix, που αξιοποιεί συστήματα συστάσεων ώστε να προτείνει στον χρήστη ταινίες βασισμένες σε προηγούμενες επιλογές του. Πλέον τα συστήματα συστάσεων είναι πανταχού παρόν. Τα συστήματα συστάσεων είναι τόσο συνυφασμένα στη καθημερινότητά μας που ίσως δεν μπορούμε να συλλάβουμε τη ζωή μας χωρίς αυτά, με τις περισσότερες αποφάσεις που λαμβάνουμε να βασίζονται στις προτάσεις τους.

Ένα RS προσαρμόζεται στον εκάστοτε χρήση, προσφέροντας έτσι εξατομικευμένες υπηρεσίες. Για να το επιτύχουν αυτό αξιοποιούν δεδομένα, που υπάρχουν σε αφθονία καλώς ή κακώς, που σχετίζονται με τη συμπεριφορά του χρήστη, για παράδειγμα κάτι που είδε ή που του «άρεσε» ή με το τι «αρέσει» σε άλλους χρήστες με παρόμοια ενδιαφέροντα. Είναι πολύ σύνηθες τα συστήματα συστάσεων να δημιουργούν εξατομικευμένες προτάσεις βασισμένες στα στοιχεία που παρέχει ο χρήστης είτε έμμεσα είτε άμεσα, στο ιστορικό των διαδικτυακών του κινήσεων καθώς και σε προτάσεις που γίνονται σε άλλους χρήστες.

Οι συστάσεις σε τέτοια συστήματα μπορούν να παραχθούν μέσω ενός σημαντικού αριθμού τεχνικών, οι οποίες μπορούν να ταξινομηθούν σε τέσσερις κύριες κατηγορίες που βασίζονται στο συνεργατικό φιλτράρισμα (collaborative filtering), σε φιλτράρισμα βασισμένο στο περιεχόμενο (content-based,) σε φιλτράρισμα βασισμένο στη γνώση (knowledge-based) και στα υβριδικά.

Με την πρόοδο την τεχνολογία παρουσιάζονται διάφορες προσεγγίσεις για την κατηγοριοποίηση των recommender systems με μια ιδιαίτερα ενδιαφέρουσα προσέγγιση που τα κατηγοριοποιεί σε τρεις γενιές όπως φαίνεται στην Εικόνα 1 (Gill, 2019).



Εικόνα 1: Γενιές συστημάτων συστάσεων

Μια άλλη ενδιαφέρουσα προσέγγιση χωρίζει τις τρεις γενιές συστημάτων συστάσεων στις εξής:

- Πρώτη γενιά ή Web 1.0 recommendersystems: εστιάζουν στο E-commerce (ηλεκτρονικό εμπόριο)
- Δεύτερη γενιά ή Web 2.0 recommendersystems: αξιοποιούν δεδομένα που προέρχονται από τα κοινωνικά δίκτυα καθώς και πληροφορίες που σχετίζονται με το περιβάλλον του χρήστη (contextualdata)
- Τρίτη γενιά ή Web 3.0 RecommenderSystems: βασίζονται στις πληροφορίες της τοποθεσίας του χρήστη (locationbased) καθώς και στο InternetofThingsγια να παράγουν συστάσεις.

Στην ενότητα [Μοντέλα Συστημάτων Συστάσεων](#) παρουσιάζονται αναλυτικά οι πιο συνηθισμένες τεχνικές παραγωγής συστάσεων.

## **2.1 Συστήματα Συστάσεων στο Τουρισμό**

Δεδομένου ότι ο τομέας του τουρισμού είναι ένας από τους μεγαλύτερους τομείς παγκοσμίως, έχει δημιουργηθεί μια απαιτητική ανάγκη για την ανάπτυξη έξυπνων συστημάτων τουρισμού που να προσαρμόζονται στις ανάγκες των χρηστών, να εμπλουτίζουν την τουριστική εμπειρία και να αυξάνουν την ανταγωνιστικότητα ενός τουριστικού προορισμού. Η προαναφερθείσα ανάγκη έχει οδηγήσει στην ανάπτυξη συστημάτων συστάσεων, τόσο στον τομέα του τουρισμού όσο και του πολιτισμού, που στοχεύουν να προσφέρουν εξατομικευμένες υπηρεσίες στους τουρίστες (Braunhofer, 2017) , στοχεύοντας έτσι την παροχή της σωστής πληροφορίας, στον σωστό χρήστη, τη σωστή χρονική στιγμή.

Δεδομένου ότι οι κινητές συσκευές είναι εξοπλισμένες με πληθώρα ενσωματωμένων αισθητήρων, ενώ παράλληλα έχουν γίνει κάποιες «φορητές», είναι δυνατή η συλλογή και αποθήκευση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο σχετικά με το περιβάλλον των ιδιοκτητών. Αυτά τα δεδομένα, σε συνδυασμό με πληροφορίες που προέρχονται από τα κανάλια κοινωνικών μέσων μαζικής ενημέρωσης, αποτελούν πολύτιμη πηγή πληροφοριών σε σενάρια εφαρμογών έξυπνου τουρισμού.

## 2.2 Μοντέλα Συστημάτων Συστάσεων

Ένα σύστημα συστάσεων για να μπορέσει να πραγματοποιήσει την βασική του λειτουργία, αυτή της επιλογής των πιο χρήσιμων προϊόντων/υπηρεσιών, πρέπει να εξετάσει ποια από τα διαθέσιμα προϊόντα/υπηρεσίες ταιριάζουν περισσότερο με το «προφίλ» του εκάστοτε χρήστη (Nilashi, 2013). Το σύστημα πρέπει να είναι σε θέση να προβλέψει ή τουλάχιστον να αξιολογήσει τη «χρησιμότητα» ορισμένων προϊόντων/υπηρεσιών και στη συνέχεια να επιλέξει ποια από αυτά είναι τα πιο κατάλληλα για να προταθούν. Στη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν αρκετές μέθοδοι και κατηγορίες για τα recommendersystems.

Οι πιο συνηθισμένες τεχνικές παραγωγής συστάσεων που εφαρμόζονται σε συστήματα συστάσεων είναι το Content-based filtering, το Collaborative filtering, το Knowledge-based και το Hybrid filtering. Το Content-based filtering βασίζεται στις πληροφορίες ενός προϊόντος/υπηρεσίας (π.χ. όνομα, τοποθεσία, περιγραφή, κτλ.) και στις προτιμήσεις του χρήστη ώστε να κατηγοριοποιήσει τα προϊόντα/υπηρεσίες βάση των χαρακτηριστικών τους καθώς και βάση των προτιμήσεων του χρήστη. Το Collaborative filtering βασίζεται στην αντιστοίχιση του χρήστη με άλλα άτομα που έχουν παρόμοιες προτιμήσεις με αυτόν. Αυτή η τεχνική απαιτεί την ενεργή συμμετοχή των χρηστών, έναν τρόπο αντιπροσώπευσης των προτιμήσεών τους καθώς και κάποιον αλγόριθμο για να επιτευχθεί η αντιστοίχιση του χρήστη με άλλους χρήστες με παρόμοιες προτιμήσεις. Το Knowledge-based filtering βασίζεται στις ανάγκες/προτιμήσεις του χρήστη σε αντιστοιχία με τις διαθέσιμες επιλογές. Η γνώση για τις εν λόγω ανάγκες/προτιμήσεις μπορεί, για παράδειγμα να εξαχθεί από το προφίλ του χρήστη. Άλλη τεχνική, που δεν περιλαμβάνεται στις πιο δημοφιλείς είναι το Demographic-filtering (Δημογραφικό φιλτράρισμα), όπου εξετάζονται οι αξιολογήσεις χρηστών που έχουν ίδια ηλικία, φύλο και τοποθεσία με τον χρήστη ώστε να παραχθούν οι κατάλληλες συστάσεις. Το Hybrid filtering, αποτελεί έναν συνδυασμό δύο ή περισσότερων από τις προηγούμενες τεχνικές. Για παράδειγμα μπορεί προτείνονται προϊόντα/υπηρεσίες βάση προτιμήσεων ή αναζητήσεων άλλων χρηστών σε συνδυασμό με αξιολογήσεις που έκανε ο ίδιος ο χρήστης.



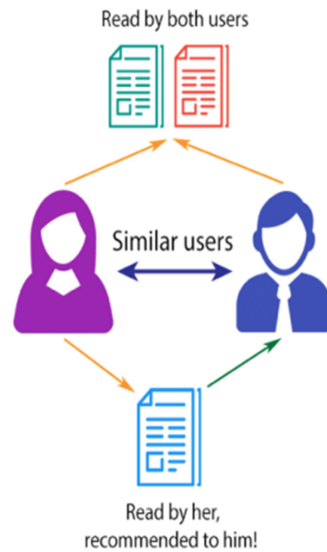
Στη συνέχεια θα παρουσιαστούν τόσο οι πιο δημοφιλές τεχνικές και «παραδοσιακές» τεχνικές που απαριθμήθηκαν παραπάνω αλλά και οι πιο σύγχρονες προσεγγίσεις.

### 2.2.1 **Συνεργατικόφιλτράρισμα (Collaborative Filtering – CF):**

Οι αλγόριθμοι συνεργατικού φιλτραρίσματος (collaborative filtering) παρουσιάστηκαν πρώτη φορά στα μέσα της δεκαετίας του 1990. Οι αλγόριθμοι αυτής της κατηγορίας μπορούν να θεωρηθούν από τους πιο επιτυχημένους. Τα recommender systems που αξιοποιούν αυτούς τους αλγορίθμους βασίζονται στην υπόθεση ότι ένας χρήστης μπορεί να έχει τις ίδιες προτιμήσεις με κάποιον άλλον χρήστη με συναφή «χαρακτηριστικά». Έτσι, η παραγωγή συστάσεων για τον δεδομένο χρήστη στηρίζεται στη συμπεριφορά που έχουν επιδείξει παρόμοιοι χρήστες στο παρελθόν. Για παράδειγμα, ένας χρήστης μπορεί να δείξει την προτίμηση του σε ένα προϊόν αξιολογώντας το. Τα προϊόντα που θα προταθούν σε έναν άλλο, «παρόμοιο» χρήστη, θα είναι βασισμένα στον χρήστη με τον οποίο έχει αντιστοιχηθεί, όπως φαίνεται στην Εικόνα 2 (Sharma, 2019). Συγκεκριμένα θα του παρουσιαστούν προϊόντα που έχουν βαθμολογηθεί ψηλά από τον όμοιο σε αυτόν χρήστη, αλλά δεν έχουν αξιολογηθεί από τον ίδιο. Έστω ότι στο σύστημα υπάρχουν τα εξής :

- ένα σύνολο χρηστών  $U$  όπου  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$
- ένα σύνολο αντικειμένων  $I$  όπου  $I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$

τότε η τιμή  $r_{ui}$  αναπαριστά την αξιολόγηση που έδωσε ο χρήστης  $u$  στο αντικείμενο  $i$ .



Εικόνα 2: Collaborative Filtering

Ένα βασικό πρόβλημα που παρουσιάζουν οι Collaborative filtering μέθοδοι είναι το λεγόμενο «cold start» πρόβλημα. Το εν λόγω πρόβλημα σε συστήματα συστάσεων, παρουσιάζεται συνήθως όταν ένας νέος χρήστης δημιουργήσει το προσωπικό προφίλ του στο σύστημα και πρέπει να του παρουσιαστούν κάποιες προτάσεις, βάσει του ιστορικού των αλληλεπιδράσεων που είχε με αυτό. Είναι προφανές ότι σαν νέος χρήστης δεν έχει κάνει κάποια τέτοια αλληλεπίδραση, με αποτέλεσμα να του παρουσιάζονται μη εξατομικευμένες προτάσεις. Ο κύριος τρόπος αντιμετώπισης του προβλήματος αυτού, είναι κατά τη διάρκεια της δημιουργίας του προφίλ του χρήστη να του ζητείται να παρέχει στο σύστημα κάποιες προτιμήσεις του, ώστε το αυτό να αρχίζει να εφοδιάζεται με πληροφορίες για καλύτερες αρχικές προτάσεις.

Οι προσεγγίσεις των αλγορίθμων συνεργατικού φιλτραρίσματος μπορούν να χωριστούν σε δύο κύριες κατηγορίες: στις memory based και model based μεθόδους (Breese, Heckerman, & Kadie, 1999).

### 2.2.1.1 Memory based

Οι μέθοδοι που «βασίζονται στην μνήμη» διατηρούν δεδομένα για την συμπεριφορά των χρηστών, όπως αξιολογήσεις ή προτιμήσεις σε αντικείμενα και επιχειρούν να «χαρτογραφήσουν» πιθανές συσχετίσεις ανάμεσα στους χρήστες και τα αντικείμενα. Οι εν λόγω μέθοδοι χρειάζεται να διατηρούν στη μνήμη τους όλες τις βαθμολογίες, τα

αντικείμενα και τους χρήστες. Στη συνέχεια αξιοποιούν τα διαθέσιμα αυτά δεδομένα ώστε να προβλέψουν νέες αξιολογήσεις/προτιμήσεις χρησιμοποιώντας την ομοιότητα άλλων χρηστών ή αντικειμένων με το στόχο χρήστη / αντικείμενο.

Το σύνολο των παρόμοιων χρηστών/αντικειμένων με το χρήστη/αντικείμενο στόχο ονομάζεται η «γειτονιά» του (neighbor) και χρησιμοποιείται για την εξαγωγή χρηστών / αντικειμένων με παρόμοιο ιστορικό αξιολογήσεων. Η βασική υπόθεση είναι ότι αν δύο χρήστες έχουν παρόμοιο ιστορικό αξιολογήσεων για τα ίδια αντικείμενα, πιθανόν να έχουν παρόμοιες προτιμήσεις και για τα υπόλοιπα αντικείμενα. Όσον αφορά δύο αντικείμενα που αξιολογήθηκαν με παρόμοιο τρόπο από ορισμένου χρήστη, πιθανώς να αξιολογηθούν με τον ίδιο τρόπο και από τους υπόλοιπους χρήστες. Αν και πάντα θα υπάρχουν άτομα με διαφορετικές προτιμήσεις, σε γενικές γραμμές αυτή η υπόθεση αποδεικνύεται χρήσιμη. Μετά τον σχηματισμό της «γειτονιάς», γίνεται πρόβλεψη μιας νέας αξιολογήσης για ένα ζευγάρι χρήστη – αντικείμενο μέσω μιας συνάρτησης που αξιοποιεί τις αξιολογήσεις τις «γειτονιάς» για το εν λόγω αντικείμενο σε συνδυασμό με το ποσοστό ομοιότητας με τον χρήστη-στόχο.

Υπάρχουν μέθοδοι εύρεσης ομοιότητας για την εξαγωγή των «γειτονιών» όπως η cosine-based, η Pearson correlation coefficient, η constrained Pearson correlation, η Euclidean και η mean square differences. Ως παράδειγμα δίνονται οι παρακάτω συναρτήσεις:

Η Cosine-based ομοιότητα ανάμεσα σε δύο χρήστες υπολογίζεται από την **Error! Reference source not found.** όπου το  $I_{u,u'}$  αποτελεί το σύνολο των αντικειμένων που αξιολογήθηκαν και από τους δύο χρήστες:

$$\text{similarity}(u, u') = \cos(u, u') = \frac{\sum_{i \in I_{u,u'}} r_{ui} \times r_{u'i}}{\sqrt{\sum_{i \in I_{u,u'}} r_{ui}^2} \sqrt{\sum_{i \in I_{u,u'}} r_{u'i}^2}}$$

*Εξίσωση 1: Cosine-based*

Ο Pearson συντελεστής συσχέτισης για δύο χρήστες δίνεται από την Εξίσωση 2

$$\begin{aligned} \text{similarity}(u, u') &= PC_{uu'} \\ &= \frac{\sum_{i \in I_{uu'}} (r_{ui} - \bar{r}_u) \times (r_{u'i} - \bar{r}_{u'})}{\sqrt{\sum_{i \in I_{uu'}} (r_{ui} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{i \in I_{uu'}} (r_{u'i} - \bar{r}_{u'})^2}} \end{aligned}$$

*Εξίσωση2: Pearsoncorrelationcoefficient*

Ένας αλγόριθμος ιδιαίτερα δημοφιλής για την εύρεση του πιο ταιριαστού χρήστη/αντικειμένου σε έναν στόχο είναι ο k-nearestNeighbors (KNN). Ο KNN αποτελεί μια από τις πιο γνωστές μεθόδους μάθησης, η οποία βασίζεται σε στιγμιότυπα. Πιο αναλυτικά, ο αλγόριθμος KNN ανήκει στην οικογένεια των Κατηγοριοποιητών με Βάση τα Παραδείγματα (Instance Based Classifiers (IBC)). Στη μάθηση με βάση τα Παραδείγματα τα δεδομένα εκπαίδευσης δεν κωδικοποιούνται αλλά διατηρούνται αυτούσια. Στους κατηγοριοποιητές IBC δεν υπάρχει κάποιο στάδιο εκπαίδευσης και για τον λόγο αυτό καλούνται και lazy μέθοδος μάθησης.

Ο αλγόριθμος ταξινόμησης με βάση τους k κοντινότερους γείτονες (k-NearestNeighborAlgorithm – k-NN) έχει ως κεντρική ιδέα είναι πως η τιμή της συνάρτησης για ένα στιγμιότυπο-στόχο βασίζεται αποκλειστικά στις τιμές των k πιο «κοντινούς» του γείτονες. Έστω, λοιπόν, η ύπαρξη ενός δείγματος x το οποίο απέχει από ένα δείγμα y μια απόσταση  $d(x,y)$  στον δισδιάστατο χώρο. Η εν λόγω απόσταση μπορεί να υπολογιστεί με την Ευκλείδεια συνάρτηση της

$$d(X, Y) = \sqrt{((x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2)}$$

*Εξίσωση 2: Ευκλείδεια απόσταση*

Ο αλγόριθμος προσπαθεί να προσδιορίσει στον δισδιάστατο, στη συγκεκριμένη περίπτωση χώρο τα k δείγματα που βρίσκονται πλησιέστερα στο δείγμα στόχο. Το δείγμα θα κατηγοριοποιηθεί στην κλάση που πλειοψηφεί μεταξύ των k πλησιέστερων γειτόνων. Σε περίπτωση όπου το k=1 τότε το αντικείμενο εκχωρείται στην κλάση του κοντινότερου γείτονα.

Τα βήματα του KNN αλγορίθμου μπορούν να συνοψιστούν ως εξής:

1. Προσδιορισμός ενός μη ταξινομημένου σημείου στον n-διάστατο χώρο

Υπολογισμός της απόστασης του νέο σημείου από όλα τα υπόλοιπα ήδη ταξινομημένα σημεία

**Distance functions**

Euclidean  $\sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2}$

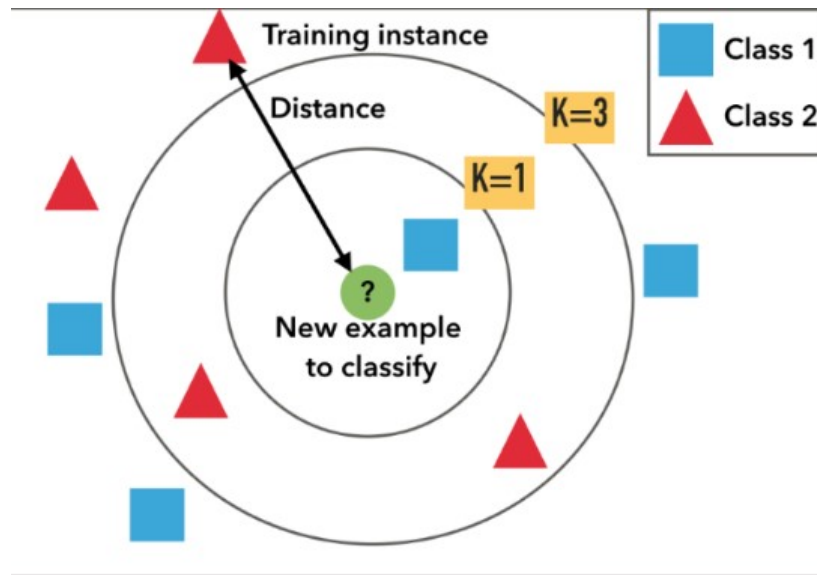
Manhattan  $\sum_{i=1}^k |x_i - y_i|$

Minkowski  $\left( \sum_{i=1}^k (|x_i - y_i|^q) \right)^{1/q}$

(Ευκλείδεια, Manhattan, Minkowski ή Weighted συνάρτηση:

2. Εικόνα 4)
3. Συλλογή των σημείων που αντιστοιχούν στις k μικρότερες αποστάσεις
4. Καταμέτρηση των φορών που η κάθε κλάση εμφανίζεται βάση των k κοντινότερων σημείων. Με άλλα λόγια, σε ποιες κατηγορίες ανήκουν τα περισσότερα σημεία από τα k που βρίσκονται πιο κοντά
5. Το νέο σημείο κατηγοριοποιείται στην κλάση στην οποία ανήκουν τα περισσότερα σημεία που βρίσκονται πιο κοντά.

Για παράδειγμα, στην Εικόνα 3αντο k=1 τότε το νέο δεδομένο θα κατηγοριοποιηθεί στην κλάση 1. Αν k=2 θα κατηγοριοποιηθεί στη κλάση 2.



Εικόνα 3: Παράδειγμα χρήσης k-NNαλγορίθμου

#### Distance functions

Euclidean  $\sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2}$

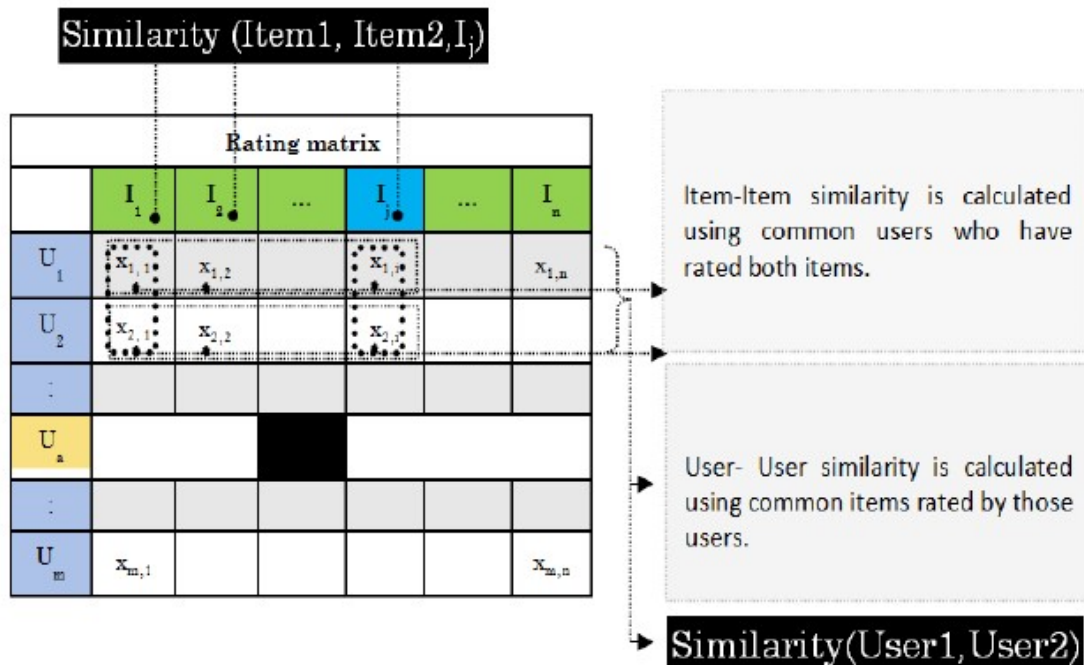
Manhattan  $\sum_{i=1}^k |x_i - y_i|$

Minkowski  $\left( \sum_{i=1}^k (|x_i - y_i|^q) \right)^{1/q}$

Εικόνα 4: Συναρτήσεις υπολογισμού απόστασης

Οι προσεγγίσεις συνεργατικού φιλτραρίσματος που βασίζονται στη μνήμη μπορούν να χωριστούν σε δύο κύριες κατηγορίες: *user-based collaborative filtering* (το οποία στη βιβλιογραφία μπορεί να αναγράφεται και ως *user-user*) και το *item-based collaborative filtering* (επίσης είναι γνωστό και ως *item-item*). Στην Εικόνα 5 παρουσιάζεται ο διαχωρισμός των δύο προαναφερθέντων προσεγγίσεων. Με απλά λόγια ο διαχωρισμός είναι :

- Item – Item Collaborative filtering: "Οι χρήστες που τους άρεσε αυτό το αντικείμενο τους άρεσε επίσης ..."
- User – item based collaborative filtering: "Στους χρήστες που είναι παρόμοιοι με εσάς τους άρεσαν επίσης...»



Εικόνα5: User based και item based CF

- **user-based collaborative filtering**

Αυτές οι μέθοδοι αρχικά αναζητούν τους χρήστες που έχουν παρόμοιο μοτίβο στις αξιολογήσεις τους με τον χρήστη-στόχο. Στη συνέχεια αξιοποιούν τις αξιολογήσεις των «παρόμοιων» χρηστών για να υπολογίσουν πιθανές προτάσεις για τον χρήστη-στόχο.

- **item-based collaborative filtering**

Το item-based collaborative filtering λαμβάνει ένα στοιχείο, εντοπίζει τους χρήστες που αξιολόγησαν θετικά αυτό το στοιχείο, εντοπίζει άλλα αντικείμενα που οι εν λόγω χρήστες ή άλλοι με παρόμοιες προτιμήσεις αξιολόγησαν θετικά. Τέλος, χρησιμοποιεί τα νέα αντικείμενα ως συστάσεις.

Το συνεργατικό φιλτράρισμα βάσει αντικειμένων (item-based) αναπτύχθηκε από την Amazon. Σε ένα σύστημα όπου υπάρχουν περισσότεροι χρήστες από ότι αντικείμενα, το item-basedCF είναι ταχύτερο και πιο σταθερό από το user-basedCF.

### 2.2.1.2 Modelbased

Τα συστήματα που αξιοποιούν μεθόδους συνεργατικού φιλτραρίσματος με βάση το μοντέλο (model-basedcollaborativefiltering), χρησιμοποιούν το σύνολο της βάσης δεδομένων των χρηστών ώστε να δημιουργήσουν ένα μοντέλο προβλέψεων συστάσεων. Στη προσέγγιση αυτή, ταcollaborativefiltering μοντέλα αναπτύσσονται χρησιμοποιώντας αλγορίθμους μηχανικής μάθησης (machinelearning) για να προβλέψουν την αξιολόγηση του χρήστη για τα μη αξιολογημένα αντικείμενα. Πέρα από τα δεδομένα που εισάγονται απευθείας από το χρήστη (explicitly), το μοντέλο μπορεί να αξιοποιήσει δεδομένα που προκύπτουν από την αλληλεπίδραση του χρήστη με το εκάστοτε σύστημα, όπως σελίδες που επισκέφτηκε, χρόνο παραμονής σε κάθε σελίδα κλπ. (implicitdata).

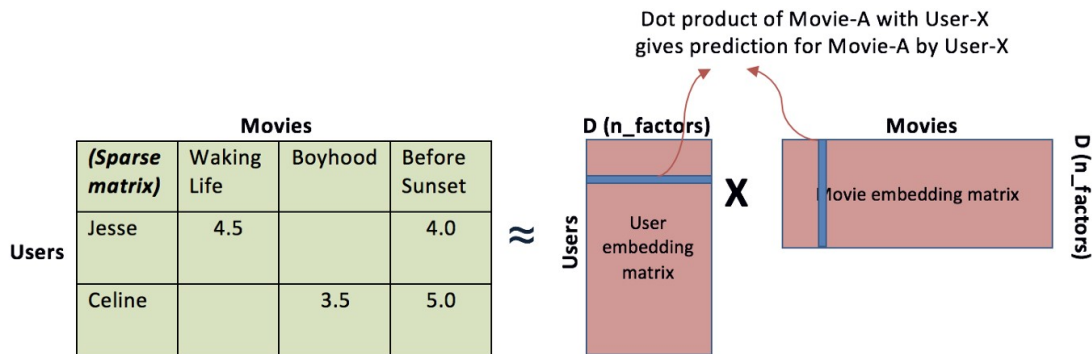
Σε αντίθεση με τις memorybasedπροσεγγίσεις, που υπερφορτώνουν τη μνήμη του συστήματος οδηγώντας στη μείωση της απόδοσής του, οι modelbasedπροσεγγίσεις στοχεύουν στην άμεση και επιτυχημένη «εξυπηρέτηση» του χρήστη. ΣτηβιβλιογραφίααναγράφονταιδιάφορεςmodelbasedCFπροσεγγίσειςόπως clustering, classification, latentmodel και tomatrixfactorization.Στη συνέχεια αναλύονται περισσότερο ορισμένες δημοφιλήsmodelbasedCF μέθοδοι.

- **MatrixFactorization (MF):**

Η λογική πίσω από αυτά τα μοντέλα είναι ότι η συμπεριφορά και οι προτιμήσεις ενός χρήστη μπορούν να καθοριστούν από ένα μικρό αριθμό από «κρυφούς» παράγοντες. Συγκεκριμένα, το matrixfactorization σχετίζεται με τεχνικές ανάλυσης και αξιοποίησης πινάκων βαθμολογιών και έχει δύο στόχους. Ο πρώτος στόχος είναι να μειωθεί η διάσταση του πίνακα με τις βαθμολογίες. Ο δεύτερος στόχος είναι να ανακαλυφθούν πιθανά «κρυμμένα» χαρακτηριστικά που θα αξιοποιηθούν για την παραγωγή συστάσεων. Οι matrixfactorizationαλγόριθμοι βασίζονται στην παραγωγή δύο ορθογώνιων πινάκων οι οποίοι αναπαριστούν έναν μεγάλο πίνακα όπως φαίνεται στην Εικόνα 1. Η βασική ιδέα είναι (όπως υποδηλώνει το



όνομα) ότι πρέπει να παραγοντοποιηθεί ένα πίνακας σε δύο διανύσματα από τα οποία μπορούν να προκύψουν οι latentfactorsπου βάσει των οποίων γίνονται οιπροβλέψεις. Ο κύριος στόχος της όλης διαδικασίας είναι να προσδιοριστεί το πώς ένας χρήστης βαθμολογεί ένα συγκεκριμένο στοιχείο και σε αυτή τη μέθοδο η απάντηση είναι οι latentfactors.



Εικόνα6: Οπτικοποίηση του matrixfactorization

Οι matrixfactorizationμέθοδοιπαράγουν προβλέψεις μεγάλης ακρίβειας, ενώ παράλληλα προσφέρουν ένα αποδοτικό, από άποψη μνήμης μοντέλο, το οποίο μπορεί σχετικά εύκολα να εκπαιδευτεί. Επιπλέον, μπορούν και ανταπεξέρχονται σε πολλαπλά είδη αξιολόγησης του χρήστη (πχ. βαθμολογία, χαρακτηρισμός "μου αρέσει/δε μου αρέσει") ενώ παράλληλα αξιοποιούν και δεδομένα που σχετίζονται με τις ενέργειες του χρήστη (implicitdata).

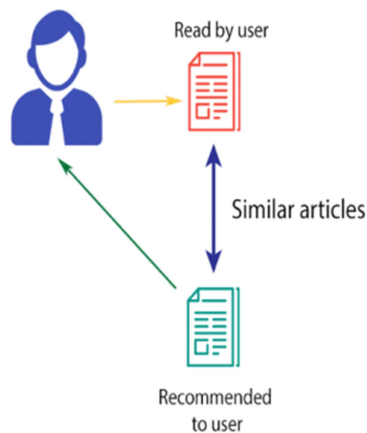
Ορισμένα μοντέλα αυτής της μεθόδου είναι το Latent Semantic Analysis (LSA), το Latent Dirichlet Allocation (LDA), το Principle Component Analysis (PCA), και το Singular Value Decomposition (SVD).

- **Clustering CF**

Οι μεθόδους clustering collaborative filtering είναι παρόμοιες με αυτές των memory – based CF συστημάτων συστάσεων. Όπως και στους memory – based αλγόριθμους και εδώ αξιοποιούνται οι ομοιότητες μεταξύ χρηστών και / ή αντικειμένων ώστε να προβλεφθεί η βαθμολογία για έναν χρήστη και ένα αντικείμενο. Η διαφορά είναι ότι σε αυτή την προσέγγιση οι ομοιότητες υπολογίζονται με βάση ένα μοντέλο μάθησης χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning model).

### 2.2.2 Μοντέλα βασισμένα στο περιεχόμενο (ContentBased – CB):

Τα συστήματα συστάσεων που βασίζονται στο περιεχόμενο παράγουν τις συστάσεις αξιοποιώντας δύο πηγές: τα χαρακτηριστικά των προς σύσταση αντικειμένων και τη συμπεριφορά του χρήστη στον οποίο απευθύνονται οι συστάσεις σε σχέση με τα αντικείμενα αυτά. Ο κύριος σκοπός είναι να προταθούν αντικείμενα σε ένα χρήστη που είναι παρόμοια με εκείνα που αξιολόγησε θετικά στο παρελθόν. Τέτοιου είδους συστήματα είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά για τη σύσταση αντικειμένων που έχουν εισαχθεί πρόσφατα στο σύστημα. Παρόλο που δεν υπάρχει ιστορικό αξιολογήσεων για τα εν λόγω αντικείμενα, ο αλγόριθμος μπορεί να επωφεληθεί από την περιγραφή και τα χαρακτηριστικά τους και να τα προτείνει σε χρήστες που τους «αρέσουν» τέτοιου είδους αντικείμενα. Μια αναπαράσταση του content – based filtering παρουσιάζεται στην Εικόνα 7 (Sharma, 2019).



Εικόνα 7: Content - based Filtering

Το φιλτράρισμα με βάση το περιεχόμενο στοχεύει, ουσιαστικά στην εκμάθηση ενός συγκεκριμένου κανόνα ταξινόμησης για τον κάθε χρήστη με βάση τις αξιολογήσεις του και τα χαρακτηριστικά των αντικειμένων που αυτές αφορούν. Σε περίπτωση ύπαρξης περιορισμένων δεδομένων για τον χρήστη, τεχνικές όπως οι k-nearest neighbors και naive Bayes αξιοποιούνται.

Επειδή, λοιπόν, ένα content – based RS έχει πρόσβαση στα χαρακτηριστικά των αντικειμένων (π.χ. λέξεις-κλειδιά ή κατηγορίες), λειτουργεί πολύ ικανοποιητικά με νέα αντικείμενα. Από την άλλη πλευρά, για έναν νέο χρήστη, καθώς για να αναπτυχθεί το

προφίλ του χρειάζεται χρόνο και αλληλεπίδραση με το σύστημα, η έλλειψη πληροφοριών μπορεί να αποτελεί πρόβλημα στη δημιουργία των κατάλληλων συστάσεων. Είναι σημαντικό να τονιστεί όμως ότι η ποιότητα των αξιολογήσεων των χρηστών μπορεί να είναι πιο σημαντικές από την ποσότητα. Για τον λόγω αυτό, τα αντικείμενα πρέπει να έχουν μια πλήρη και λεπτομερή περιγραφή, ώστε να αξιοποιούνται αποτελεσματικά και στην πιθανότητα ύπαρξης μικρού αριθμού αξιολογήσεων (Felfernig & Burke, 2008).

### **2.2.3 Μοντέλα βασισμένα στη γνώση (*knowledge-based filtering*)**

Οι προσεγγίσεις φιλτραρίσματος που βασίζονται στη γνώση διαφέρουν στο τρόπο με τον οποίο αξιοποιούν τη γνώση. Οι μέθοδοι αυτές έχουν γνώση σχετικά με το πώς ένα συγκεκριμένο αντικείμενο μπορεί να ικανοποιήσει μια συγκεκριμένη ανάγκη ενός χρήστη. Αυτό που διακρίνει, ουσιαστικά τα μοντέλα αυτά είναι ότι δίνεται έμφαση στην κατάσταση του χρήστη και πως τα αντικείμενα που θα του προταθούν μπορούν να ικανοποιήσουν μια συγκεκριμένη ανάγκη. Δύο ευρέως διαδεδομένες προσεγγίσεις των knowledgebasedRS είναι οι Case - based συστάσεις και οι Constraint – based συστάσεις . Τα συστήματα που αξιοποιούν τις δύο προαναφερθείσες προσεγγίσεις πρέπει να συγκεντρώνουν τις απαιτήσεις του τρέχοντος χρήστη για να παράγουν προτάσεις, να βρίσκουν «λύσεις» όταν δεν μπόρεσε να βρεθεί ικανοποιητική πρόταση και να μπορούν να υποστηρίξουν τον λόγο που προτάθηκε ένα αντικείμενο.

Ένα παράδειγμα ενός συστήματος που μπορεί να αξιοποιεί μια τέτοια προσέγγιση είναι ένας ιστότοπος για την αγορά σπιτιού ή αυτοκινήτου όπου εισάγονται συγκεκριμένα πεδία και επιστρέφεται μια λίστα από προτάσεις. Αν το σύστημα φιλτράρει αυστηρά τα πεδία που εισάγει ο χρήστης μπορεί να μην επιστρέψει κάποιο δεδομένο. Η βέλτιστη μέθοδος είναι να χρησιμοποιηθεί κάποια knowledgebased προσέγγιση ώστε να επιστραφούν εξατομικευμένα τα αντικείμενα που ταιριάζουν καλύτερα στις ανάγκες του κάθε χρήστη.

#### 2.2.4 **Μοντέλα βασισμένα στη δημογραφική πληροφορία (Demographic filtering)**

Μια άλλη προσέγγιση συστημάτων συστάσεων που αναφέρεται στη διεθνή βιβλιογραφία είναι το δημογραφικό φιλτράρισμα (Çapano & Morisio, 2019). Οι μέθοδοι αυτής της κατηγορίας αξιοποιούν δημογραφικά στοιχεία του χρήστη όπως η ηλικία, το φύλο, η εκπαίδευση κλπ. για να δημιουργήσουν «στερεότυπα» για τους χρήστες. Ένα μοντέλο DF είναι προφανές ότι είναι αποδοτικό κατά την εισαγωγή νέου χρήστη καθώς δε βασίζεται στην αλληλεπίδρασή του με το σύστημα. Από την άλλη πλευρά όμως, ένα τέτοιο σύστημα αντιμετωπίζει αρκετά προβλήματα όπως το γεγονός ότι οι κατηγορίες στις οποίες χωρίζονται οι χρήστες δεν είναι απαραίτητο ότι είναι και οι σωστές καθώς τα δημογραφικά στοιχεία του χρήστη δεν προσδιορίζουν πάντα τις προτιμήσεις του. Μια λύση στο προαναφερθέν θέμα είναι το σύστημα να επαναπροσδιορίζει τη κατηγορία του χρήστη μετά από την αλληλεπίδρασή του με αυτό. Ακόμη, ένα πρόβλημα που προκύπτει στο εν λόγω σύστημα είναι ότι με τον νέο ευρωπαϊκό κανονισμό για την προστασία των προσωπικών δεδομένων (GDPR), είναι δύσκολη συλλογή από επαρκείς δημογραφικές πληροφορίες για τον χρήστη. Επιπλέον, λόγω του προαναφερθέντος κανονισμού είναι απαραίτητη ο προγραμματιστής του συστήματος να προβεί σε όλες τις απαραίτητες ενέργειες ώστε να διασφαλιστεί η ιδιωτικότητα του χρήστη.

#### 2.2.5 **Hybrid**

Τα υβριδικά συστήματα συστάσεων συνδυάζουν δύο ή περισσότερες τεχνικές συστάσεων για να επιτύχουν καλύτερη απόδοση, απαλείφοντας όσα περισσότερα μειονεκτήματα προκύπτουν από την χρήση μεμονωμένων τεχνικών. Μια σύνηθες πρακτική είναι ο συνδυασμός του συνεργατικού φιλτραρίσματος με κάποια άλλα τεχνική (Burke, 2002). Διάφορες μελέτες το έχουν δείξει οι υβριδικοί αλγόριθμοι RS παρέχουν καλύτερες συστάσεις από ότι μεμονωμένες τεχνικές.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο Πίνακας 1 ο οποίος περιλαμβάνει συγκεντρωτικά τις τεχνικές των συστημάτων συστάσεων. Έστω ότι τα δεδομένα είναι τα εξής:

- ένα σύνολο χρηστών  $U$  όπου  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$

- ένα σύνολο αντικειμένων Ιόπου  $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$

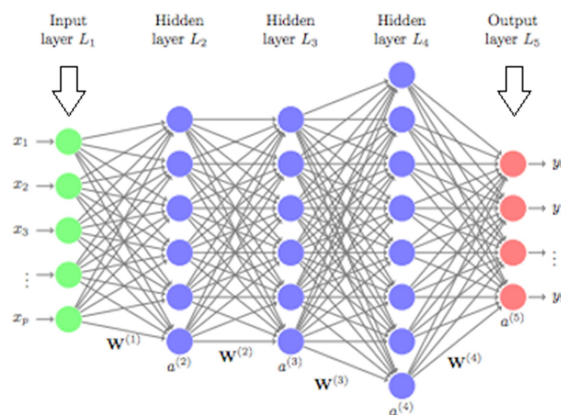
Πίνακας 1: Τεχνικές συστημάτων συστάσεων

Τεχνική	Δεδομένα που αξιοποιούνται	Είσοδοι	Διαδικασία παραγωγής συστάσεων
<i>Collaborative Filtering</i>	Αξιολογήσεις των χρηστών για τα αντικείμενα	Αξιολογήσεις ενός χρήστη $u$ για αντικείμενα του συνόλου $I$	Εντόπισε χρήστες του συνόλου $U$ , που έχουν παρόμοια αλληλεπίδραση με το σύστημα με τον χρήστη $u$ , και πρότεινέ τους τα αντικείμενα $i$ , που αρέσουν στον χρήστη $u$
<i>Content based Filtering</i>	Τα χαρακτηριστικά των αντικειμένων του συνόλου $I$	Αξιολογήσεις των χρηστών για αντικείμενα του συνόλου $I$	Παραγωγή ενός κανόνα ταξινόμησης για τον κάθε χρήστη με βάση τις αξιολογήσεις του και τα χαρακτηριστικά των αντικειμένων που αυτές αφορούν και αξιοποίησέ το στα αντικείμενα $i$
<i>Knowledge based Filtering</i>	Χαρακτηριστικά των αντικειμένων στο $I$ . Γνώση του τρόπου με τον οποίο αντικείμενα ανταποκρίνονται στις ανάγκες ενός χρήστη	Μια περιγραφή των αναγκών/ ενδιαφερόντων του χρήστη $u$	Συμπέρανε μια συσχέτιση μεταξύ ενός αντικειμένου $i$ , και μιας ανάγκης ενός χρήστη $u$ .

<i>DemographicFiltering</i>	Δημογραφικές πληροφορίες για τους χρήστες $\mathbf{U}$ και οι αξιολογήσεις τους για αντικείμενα $\mathbf{I}$ .	Δημογραφικές πληροφορίες για έναν χρήστη $\mathbf{u}$	Εντόπισε χρήστες του συνόλου $\mathbf{U}$ , που έχουν παρόμοια δημογραφικά χαρακτηριστικά με τον χρήστη $\mathbf{u}$ , και πρότεινέ τους τα αντικείμενα $\mathbf{i}$ , που αρέσουν στον χρήστη $\mathbf{u}$
-----------------------------	--	---	---

## 2.3 Deep learning recommenders systems

Οι αλγόριθμοι deep learning αποτελούν ένα πεδίο της μηχανικής μάθησης και πιο συγκεκριμένα μια εξέλιξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Πιο συγκεκριμένα, οι εν λόγω αλγόριθμοι εκτελούν πολλαπλά επίπεδα μετασχηματισμών, κάθε φορά αξιοποιώντας τα δεδομένα εξόδου των προηγούμενων επιπέδων (layers) για να δημιουργήσουν ένα νέο επίπεδο (Batmaz, Yurekli, Bilge, & Kaleli, 2019).



Εικόνα8: Deep learning neural network

Αυτή η στρατηγική πολλαπλών επιπέδων επιτρέπει στα deep learning μοντέλα να ολοκληρώνουν εργασίες ταξινόμησης και να λαμβάνουν αποφάσεις με πολύ λιγότερη συμμετοχή του ανθρώπινου παράγοντα. Ένας από τους κύριους λόγους χρήσης τεχνικών βαθιάς μάθησης στα συστήματα συστάσεων είναι η βελτίωση της ακρίβειας των παραγόμενων προβλέψεων, μέσω της επιτυχημένης εξαγωγή κρυφών χαρακτηριστικών, ενώ είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικές και στο πρόβλημα των διάσπαρτων δεδομένων.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται ορισμένα deep learning μοντέλα που έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως στη διαδικασία της παραγωγής συστάσεων.

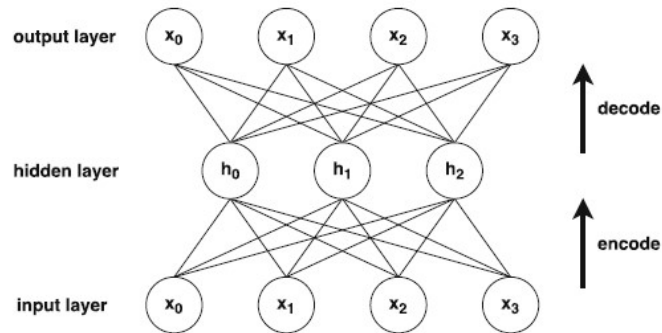
- **Restricted Boltzmann Machines**

Οι Restricted Boltzmann Machines έχουν δύο τύπους από layers, το ορατό και το αόρατο layer. Οι RBMs χρησιμοποιούνται για να εξάγουν «κρυμμένα» χαρακτηριστικά των προτιμήσεων των χρηστών ή των αξιολογήσεων των αντικειμένων σε ένα σύστημα συστάσεων. Επιπλέον, χρησιμοποιούνται τόσο για τη μοντελοποίηση των συσχετισμών μεταξύ των αντικειμένων που ψήφισε ο χρήστης όσο και για το συσχετισμό των χρηστών που ψήφισαν ένα συγκεκριμένο, ώστε να βελτιώσουν την ακρίβεια ενός συστήματος συστάσεων. Ακόμη, χρησιμοποιούνται σε group-based συστήματα συστάσεων ώστε να μοντελοποιήσουν συλλογικά τα χαρακτηριστικά μιας ομάδας από χρήστες/αντικείμενα.

- **Autoencoders**

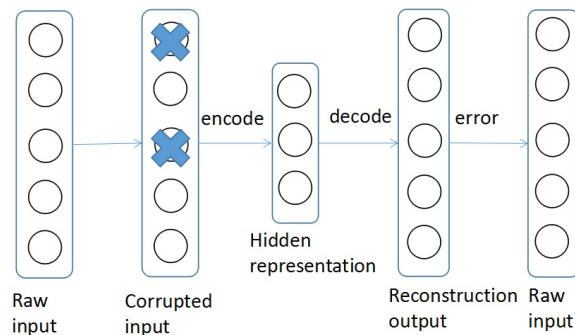
Ένας autoencoder αποτελεί ένα τύπο feedforward neural network, το οποίο είναι εκπαιδευμένο να κωδικοποιεί την είσοδο σε κάποια μορφής αναπαράστασης, έτσι ώστε η είσοδος να μπορεί να ανακατασκευαστεί από αυτή. Συνήθως, ένας autoencoder αποτελείται από τρία στρώματα, το στρώμα εισόδου (input layer), το κρυφό στρώμα (hidden layer) και το στρώμα εξόδου (output layer). Ο αριθμός των νευρώνων στο input layer είναι ίσο με τον αριθμό των νευρώνων στο στρώμα εξόδου. Ένας αυτόματος κωδικοποιητής ανασυνθέτει το input layer στο output layer χρησιμοποιώντας την παράστασή του αποκτήθηκε στο hidden layer. Κατά τη διαδικασία εκμάθησης το δίκτυο χρησιμοποιείται

κωδικοποιητή και τον αποκωδικοποιητή. Ο κωδικοποιητής κωδικοποιεί τα δεδομένα από το input layer στο hidden layer και ο αποκωδικοποιητής αποκωδικοποιεί τα κωδικοποιημένα δεδομένα από το κρυφό στρώμα στο στρώμα εξόδου.



Εικόνα 6: Autoencoder

Μια παραλλαγή του αυτοencoder που εκπαιδεύεται για να αναδημιουργεί την αρχική είσοδο από την αλλοιωμένη μορφή της είναι ο denoising autoencoder (DAE). Οι SDAEs (stacked denoising autoencoders), όπως μαρτυρά και το όνομά τους, αποτελούνται από πολλαπλούς DAEs «στοιβαγμένους» ο ένας πάνω στον άλλον. Τα πρώτα μισά layers του εν λόγω νευρωνικού δικτύου προσπαθούν να «μάθουν» τα χαρακτηριστικά της εισόδου που έχει υποστεί βλάβη ενώ το υπόλοιπα layers (το decoding μέρος) προσπαθεί να ανασυνθέσει την αποσφαλατωμένη είσοδο. Ένα παράδειγμα δομής ενός SDAE φαίνεται στην Εικόνα 7 (Wei, 2016).



Εικόνα 7: Δομή ενός SDAE



Στα συστήματα συστάσεων τέτοια μοντέλα χρησιμοποιούνται για μη γραμμική αναπαράσταση του πίνακα χρήστη-αντικειμένου και την ανακατασκευή του μέσω του προσδιορισμού τιμών που λείπουν. Ακόμη, ένας autoencoder χρησιμοποιείται για τη μείωση του μεγέθους και την εξαγωγή περισσότερων χαρακτηριστικών από ένα πίνακα.

Οι autoencoders, σύμφωνα με μελέτες, φαίνεται να παρέχουν ακριβέστερες συστάσεις σε σύγκριση με τους RBMs. Ένας από τους λόγους που οδηγούν σε αυτό το γεγονός είναι ότι οι autoencoders παράγουν προβλέψεις μέσω της ελαχιστοποίησης του [RootMeanSquareError \(RMSE\)](#), το οποίο αποτελεί μια από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μετρήσεις ακρίβειας για τα συστήματα συστημένων. Ακόμη, η φάση εκπαίδευσης των autoencoders είναι ταχύτερη από αυτή των RBMs. Τέλος, οι αλγόριθμοι αυτοί χρησιμοποιούνται ιδιαίτερα όταν τα δεδομένα που μπορεί να αξιοποιήσει το σύστημα συστάσεων είναι διάσπαρτα (data sparsity problem) καθώς και όταν υπάρχει πολύ μεγάλος όγκος πληροφορίας (scalability problem).

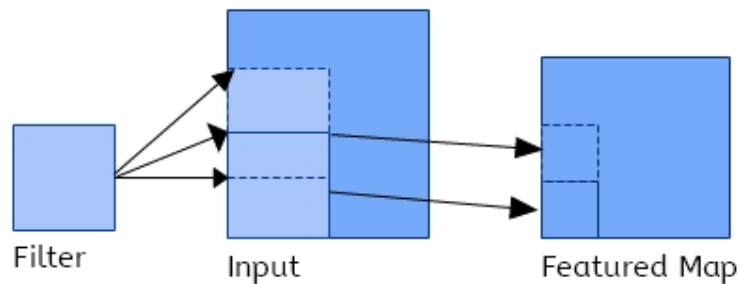
- **Convolutional neural networks**

Τα Convolutional neural networks (CNNs) αποτελούν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνται σε διάφορους τομείς όπως η αναγνώριση και η ταξινόμηση εικόνων, η αναγνώριση ήχου, η δημιουργία συστάσεων κ.α. Ένα CNN αποτελείται από έναν αριθμό από layers: το layer εισόδου, το layer εξόδου και έναν αριθμό από κρυμμένα layers. Όταν μια εικόνα δίνεται ως είσοδος σε ένα CNN, περνά μέσα από τα κρυμμένα στρώματα και η πιθανότητα της εικόνας που ανήκει σε μια κατηγορία δίνεται ως έξοδος. Τα hidden layers χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες: τα convolution, τα pooling και τα Fully-Connected layers, τα οποία αναλύονται στη συνέχεια.

- Convolution layer

Το Convolution layer, το οποίο δίνει και το όνομά του στο νευρωνικό δίκτυο, εκτελεί μια γραμμική λειτουργία όπου ένα σύνολο από βάρη (weights) πολλαπλασιάζεται με την είσοδο. Ο εν λόγω πολλαπλασιασμός λαμβάνει χώρα μεταξύ δύο πινάκων: της εισόδου και ενός δισδιάστατου πίνακα από βάρη, που είναι γνωστός ως φίλτρο ή

kernel. Τα φίλτρα είναι μικρότερα από την είσοδο, ώστε να καθίσταται δυνατός ο πολλαπλασιασμός του ίδιου φίλτρου με το ίδιο array εισόδου περισσότερο από μία φορές και σε διαφορετικά σημεία. Αυτή η επαναλαμβανόμενη εφαρμογή του ίδιου φίλτρου, που έχει σχεδιαστεί για να ανιχνεύει ένα χαρακτηριστικό σε μια εικόνα εισόδου, διευκολύνει την ανακάλυψη προαναφερθέντος χαρακτηριστικού οπουδήποτε στην εικόνα εισόδου. Η λειτουργία και το αποτέλεσμα της διαδικασίας αυτής φαίνεται στην Εικόνα 8.

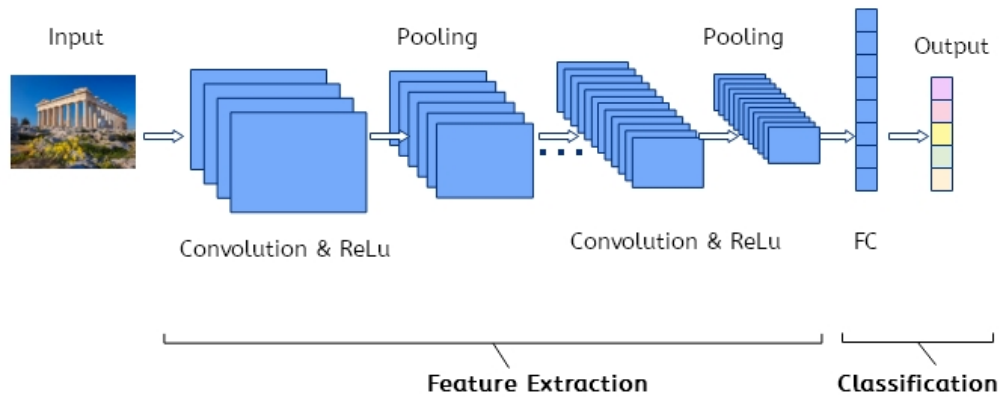


Εικόνα 8: Επαναλαμβανόμενη εφαρμογή του ίδιου φίλτρου

- Pooling layer  
Το layer αυτό μειώνει τη διάσταση των featureMaps που παράχθηκαν από τη λειτουργία του convolutional layer, ώστε να μειωθεί ο χρόνος επεξεργασίας ενώ διατηρείται όλη η σημαντική πληροφορία.
- Rectified Linear Unit Layer (ReLU Layer)  
Το layer αυτό χρησιμοποιείται για να αυξήσει τις μη γραμμικές ιδιότητες το CNN.
- Fully Connected Layer (FC Layer)  
Το layer αυτό εισάγεται μετά από έναν αριθμό convolutional και pooling layers. Ο σκοπός του FC Layer είναι να χρησιμοποιήσει τα χαρακτηριστικά που αναπαρίστανται στις εξόδους των προαναφερθέντων layers προκειμένου να κατηγοριοποιήσει την εικόνα εισόδου σε διάφορες κλάσεις, βασισμένο στα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στην διαδικασία της εκπαίδευσης.
- Loss Layer  
Το τελικό στρώμα έχει τη δυνατότητα να διακρίνει ποια χαρακτηριστικά είναι τα κυρίαρχα, ποια είναι τα χαμηλού επιπέδου και να ταξινομήσει την

είσοδο χρησιμοποιώντας την τεχνική SoftmaxClassification. Η συνάρτηση Softmax παράγει ένα διάνυσμα που δηλώνει τις πιθανότητες κατάταξης σε μια λίστα πιθανών αποτελεσμάτων.

Η δομή ενός CNN παρουσιάζεται στην Εικόνα 9.



Εικόνα 9: Δομή ενός CNN

Είναι προφανές ότι ένα CNN μπορεί να αξιοποιηθεί σε ένα σύστημα συστάσεων για να εξάγει για παράδειγμα χαρακτηριστικά από εικόνες που ενδιαφέρουν το χρήστη ώστε να «ταξινομήσει» τις προτιμήσεις του, να εξάγει χαρακτηριστικά από αρχεία ήχου καθώς και δεδομένα από κείμενο. Με τον τρόπο αυτό μπορεί να επιτευχθεί η εξατομίκευση των συστάσεων που θα του γίνουν

## 2.4 Πλατφόρμες Συστημάτων Συστάσεων

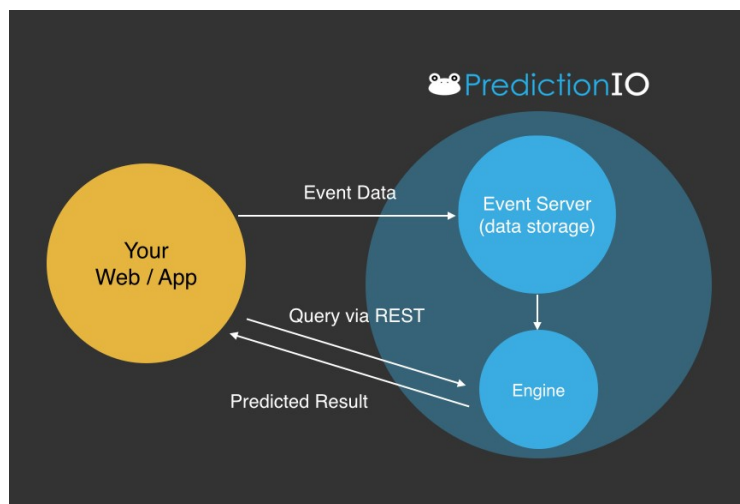
Ένα σύστημα συστάσεων ή μια μηχανή παραγωγής συστάσεων αποτελεί ένα υποσύστημα ενός ευρύτερου συστήματος το οποίο «φιλτράρει» πληροφορίες, προσπαθεί να κάνει προβλέψεις για τις προτιμήσεις των χρηστών και εν τέλει να προτείνει στους χρήστες αντικείμενα που θα τους ενδιαφέρουν περισσότερο. Ωστόσο, η ανάπτυξη τέτοιων συστημάτων απαιτεί πολύ εξειδικευμένες, σχετικά δύσκολες γνώσεις και ικανότητες. Από την άλλη πλευρά όμως, υπάρχουν εταιρείες/οργανισμοί/προγραμματιστές που ενώ χρειάζονται να εντάξουν τις εξατομικευμένες συστάσεις στα συστήματά τους, δεν χρειάζονται αναγκαστικά τον πλήρη έλεγχο των λύσεων που εφαρμόζουν, ούτε μπορούν να τις υποστηρίξουν από άποψη χρόνου, τεχνογνωσίας και κόστους. Για να καλύψουν την προαναφερθείσα ανάγκη, εταιρείες, προγραμματιστές και ακαδημαϊκοί παρέχουν λογισμικά ανοιχτού κώδικα και μη για την παραγωγή συστάσεων. Τα Software as a Service Recommender Systems ή αλλιώς SaaS Recommender Systems επιτρέπουν στους χρήστες να παρέχουν εξατομικευμένες συστάσεις στα συστήματά τους, χωρίς να απαιτείται το κεφάλαιο και η τεχνογνωσία για την ανάπτυξη «από το μηδέν» ενός συστήματος συστάσεων.

Οι πλατφόρμες 'Recommendation as a service' άρχισαν να ακμάζουν τα τελευταία χρόνια και αναπόφευκτα μεταμόρφωσαν ολόκληρο το τοπίο των λογισμικών. Αυτή τη στιγμή υπάρχουν αρκετές πλατφόρμες συστημάτων συστάσεων, ορισμένες δωρεάν ενώ άλλες επί πληρωμή, οι οποίες μπορούν να καλύψουν μια ευρεία γκάμα αναγκών. Στη συνέχεια θα παρουσιαστούν πιο αναλυτικά ορισμένες από αυτές οι οποίες είναι αρκετά δημοφιλείς, καθώς και οι μέθοδοι και οι τεχνικές που χρησιμοποιούν για την παραγωγή συστάσεων.

### 2.4.1 **PredictionIO**

Ο Apache PredictionIO αποτελεί έναν open source machine learning server, ο οποίος βασίζεται σε τεχνολογίες όπως το Apache Spark, το Apache HBase και το Spray. Η πρωταρχική χρήση αυτής της πλατφόρμας είναι η ανάπτυξη μηχανών πρόβλεψης για οποιαδήποτε machine learning εργασία. Το πρότυπο μηχανής συστάσεων που παρέχεται ενσωματώνει τον αλγόριθμο συνεργατικού φιλτραρίσματος της Apache Spark MLlib, ο οποίος μπορεί να προσαρμοστεί στις εκάστοτε ανάγκες του συστήματος.

Πιο συγκεκριμένα, κατά τη χρήση της εν λόγω πλατφόρμας ζητείται η εισαγωγή των «αξιολογήσεων» και των «αγορών» ενός χρήστη, που αποτελούν τα δεδομένα εκπαίδευσης (training data). Το template, με τις κατάλληλες τροποποιήσεις δύναται να εξετάσει περισσότερων ειδών αλληλεπιδράσεις του συστήματος με τον χρήστη όπως likes, dislikes κ.λπ. Οι αλληλεπιδράσεις αυτές αποστέλλονται στον PredictionIO Event Server σε πραγματικό χρόνο ή μέσω μια HTTP request ή μέσω του παρεχόμενου SDK (Python, PHP, Ruby και Java SDKs). Μετά την εκπαίδευση του συστήματος, είναι πολύ εύκολη η εξαγωγή συστάσεων.



Εικόνα 10: Λειτουργία του PredictionIO

### 2.4.2 **Amazon Personalize**

Το Amazon Personalize αποτελεί μια machine learning υπηρεσία που διευκολύνει τους προγραμματιστές, οι οποίοι δεν απαιτείται να έχουν προηγούμενη εμπειρία στη

μηχανική μάθηση, να δημιουργούν εξατομικευμένες συστάσεις για τους πελάτες που χρησιμοποιούν τις εφαρμογές τους. Το κόστος του AmazonPersonalize είναι ανάλογο της χρήσης που του γίνεται.

Κατά την χρήση της υπηρεσίας αυτής, παρέχεται στο σύστημα τόσο ένα σύνολο δραστηριοτήτων για τον εκάστοτε χρήστη (κλικ, προβολές σελίδων, αγορές, αξιολογήσεις) όσο και το σύνολο των αντικειμένων που είναι «υποψήφια» για να προταθούν στους χρήστες. Επιπλέον, το AmazonPersonalize υποστηρίζει την αξιοποίηση πρόσθετων δημογραφικών πληροφοριών για τους χρήστες όπως η ηλικία και η γεωγραφική θέση. Όλα τα δεδομένα που αναλύονται από το AmazonPersonalize διατηρούνται ιδιωτικά και ασφαλή και χρησιμοποιούνται μόνο για την παραγωγή εξατομικευμένων συστάσεων. Αν και η υπηρεσία αυτή έχει κάποιο κόστος, κρίνεται απαραίτητο να συμπεριληφθεί καθώς αποτελεί ένα «σχυρό» λογισμικό παραγωγής συστάσεων.

### 2.4.3 **Raccoon**

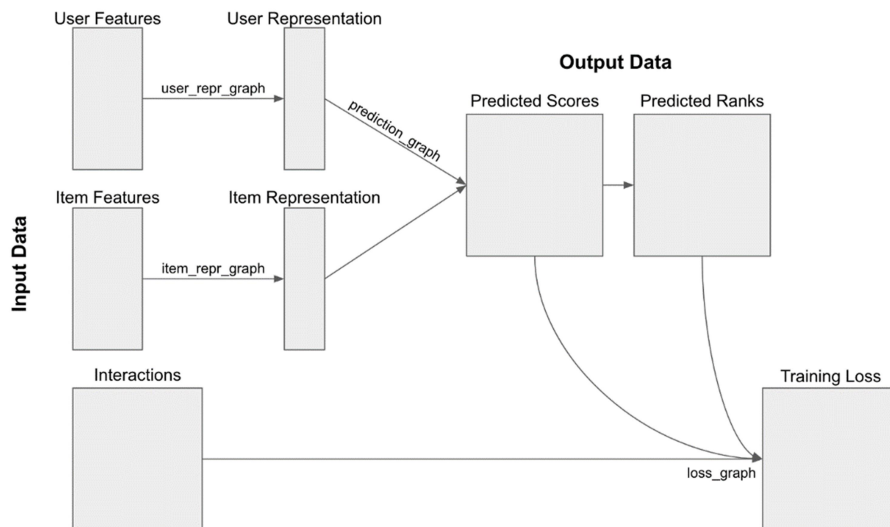
Το Raccoon αποτελεί μια μηχανή παραγωγής συστάσεων που αξιοποιεί συνεργατικό φιλτράρισμα. Η πλατφόρμα αυτή χρησιμοποιεί τον συντελεστή Jaccard για να προσδιορίσει την ομοιότητα μεταξύ των χρηστών καθώς και τον αλγόριθμο k-NN για την παραγωγή των συστάσεων. Ο συντελεστής ομοιότητας Jaccard είναι ιδιαίτερα χρήσιμος για την μέτρηση δυαδικών δεδομένων αξιολόγησης (δηλ. όπως like / dislike). Πολλές κορυφαίες εταιρείες όπως το Youtube τον χρησιμοποιούν καθώς οι χρήστες συνήθως αξιολογούν με 4-5 ή 1.

Βάσει των παραπάνω, το εργαλείο αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για συστήματα όπου οι χρήστες έχουν την δυνατότητα να αξιολογούν θετικά ή αρνητικά (2 επιλογές) κάποια αντικείμενα και είναι θεμιτό να λαμβάνουν συστάσεις βάσει χρηστών με παρόμοιες αξιολογήσεις. Αξιοποιώντας μόνο το μοναδικό κωδικό του εκάστοτε αντικειμένου/χρήστη, το Raccoon «φροντίζει» για όλη τη λογική της βαθμολόγησης/παραγωγής σύστασης. Έτσι, αποτελεί μια πλατφόρμα που μπορεί να χρησιμοποιηθεί εύκολα με κάθε βάση δεδομένων που υποστηρίζει τη προαναφερθείσα δομή.

#### 2.4.4 **TensorRec**

Μια νέα, πειραματική αλλά ενδιαφέρουσα προσπάθεια ανάπτυξης μιας πλατφόρμας παραγωγής συστάσεων είναι το TensorRec. Το TensorRec αποτελεί έναν αλγόριθμο δημιουργίας συστάσεων, που συνοδεύεται από ένα εύχρηστο API και επιτρέπει στον προγραμματιστή να αναπτύξει ένα σύστημα συστάσεων προσαρμοσμένο στους εκάστοτε χρήστες και αντικείμενα.

Το TensorRec αξιολογεί την καταλληλότητα των πιθανών συστάσεων αξιοποιώντας χαρακτηριστικά των χρηστών και των αντικειμένων ώστε να δημιουργήσει δύο διανύσματα: ένα για την αναπαράσταση του χρήστη και ένα για την αναπαράσταση του αντικειμένου. Το εσωτερικό γινόμενο των δύο αυτών διανυσμάτων αποτελεί το «σκορ» ανάμεσα στον χρήστη και το αντικείμενο. Τα πιο υψηλά «σκορ» είναι και οι καλύτερες συστάσεις. Η εν λόγω πλατφόρμα εκπαιδεύεται συγκρίνοντας με την “lossfunction” τα σκορ που παράγει με τις αλληλεπιδράσεις του χρήστη με τα αντικείμενα (likes/dislikes). Η λειτουργία του συστήματος φαίνεται στην Εικόνα 11.



Εικόνα 11: Διάγραμμα του TensorRec

#### 2.4.5 **Recombee**

Το Recombee αποτελεί ένα SaaS Recommenders system που παρέχει RESTful API, SDKs σε ένα μεγάλο αριθμό γλωσσών και μια διεπαφή χρήστη για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων. Η πλατφόρμα αυτή χρησιμοποιεί deep learning,

collaborative filtering και content-based αλγόριθμους ώστε να παρέχει εξατομικευμένες προτάσεις στους χρήστες του συστήματος που το αξιοποιεί. Πιο αναλυτικά, οι βασικότεροι collaborative filtering αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται είναι το Matrix Factorization και το Nearest Neighbor. Επιπλέον, διάφοροι content-based μέθοδοι αξιοποιούνται, ανάλογα με τις ιδιότητες των δεδομένων που καλούνται να επεξεργαστούν. Ακόμη, όπως προαναφέρθηκε το Recommender αξιοποιεί και deep learning μεθόδους για τη δημιουργία των συστάσεων. Οι μέθοδοι αυτοί βασίζονται στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα καθώς και στους autoencoders. Οι εν λόγω μέθοδοι είναι σε θέση να εξετάσουν άμεσα όλα τα δεδομένα που παρέχονται στο σύστημα κάποια χρονική στιγμή και να «κατανοήσουν» τις «κρυμμένες» έννοιες των δεδομένων.

Το Recommender είναι δωρεάν. Παρέχει μια δοκιμαστική περίοδο 30 ημερών και στη συνέχεια έχει 3 plans από τα οποία μπορεί κάποιος να διαλέξει ανάλογα με τις ανάγκες του.

#### 2.4.6 **LightFM**

Το LightFM αποτελεί μια υβριδική πλατφόρμα παραγωγής συστάσεων που ενσωματώνει τόσο συστάσεις βασισμένες στο περιεχόμενο (content - based) καθώς και συστάσεις βασισμένες στη μέθοδο του συνεργατικού φιλτραρίσματος (collaborative filtering). Το LightFM υπολογίζει τι αρέσει στους χρήστες, «μαθαίνοντας» τις σχέσεις ανάμεσα στους χρήστες και τα μεταδεδομένα τους με τα αντικείμενα και τα μεταδεδομένων αντικειμένων που τους αρέσουν. Ο στόχος της εν λόγω πλατφόρμας είναι οι εξής (Kula, 2015):

- Το μοντέλο πρέπει να είναι σε θέση να μαθαίνει τις «αναπαραστάσεις» των χρηστών και των αντικειμένων από τα δεδομένα που προκύπτουν από τις αλληλεπιδράσεις που λαμβάνουν χώρα στο σύστημα: για παράδειγμα εάν τα στοιχεία 'φούτερ' και 'φόρμα' μόνιμα αρέσουν στους ίδιους χρήστες, το μοντέλο πρέπει να μάθει ότι τα εν λόγω στοιχεία είναι παρόμοια. Αυτό επιτυγχάνεται με τη μέθοδο «latent representation» η οποία στοχεύει στην αξιοποίηση της «σημασιολογικής εγγύτητας» των αντικειμένων στην καθιέρωση ουσιαστικής σχέσης μεταξύ τους.



- Το μοντέλο πρέπει να μπορεί να παράγει συστάσεις για νέα αντικείμενα και νέους χρήστες.

#### 2.4.7 ***LensKit***

Το LensKit αποτελεί είναι ένα Java-based πακέτο εργαλείων ανοιχτού κώδικα που παρέχει μια ποικιλία λειτουργιών για την υποστήριξη της έρευνας, της εκπαίδευσης και της ανάπτυξης συστημάτων συστάσεων (Ekstrand, 2018). Παρέχει τους πιο δημοφιλείς αλγόριθμους που αξιοποιούνται σε συστήματα συστάσεων όπως τον k-NN, matrix factorization και τον Slope-one. Μια ενδιαφέρουσα χρήση του LensKit Framework παρουσιάζεται από τους συγγραφείς στο άρθρο (Pessemier, Dhondt, & Martens, 2016), όπου μια collaborative filtering item based προσέγγιση χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη ενός συστήματος συστάσεων στον τομέα του τουρισμού.

#### 2.4.8 ***Mahout***

Το Apache Mahout αποτελεί μια open source, Java – based βιβλιοθήκη για την ανάπτυξη εφαρμογών μηχανικής μάθησης και συστημάτων συστάσεων. Αποτελεί ένα σταθερό περιβάλλον, που μπορεί εύκολα να αξιοποιηθεί για την εξαγωγή χρήσιμων πληροφοριών από πίνακες που αφορούν τη συμπεριφορά των χρηστών. Πιο συγκεκριμένα, το Universal Recommender που παρουσιάζεται στην ενότητα 2.4.9 βασίζεται στον Mahout Correlated Cross-Occurrence (CCO) αλγόριθμο. Αυτό το νέο είδος αλγορίθμων, που μπορεί και λαμβάνει κάθε είδους δεδομένων ονομάζεται «Multimodal».

#### 2.4.9 ***Universal Recommender***

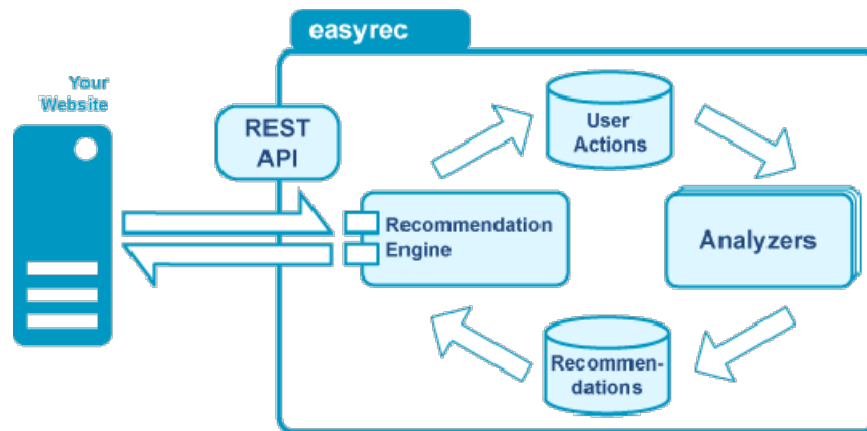
Ο Universal Recommender (UR) αποτελεί έναν νέο τύπο συστήματος συστάσεων συνεργατικού φιλτραρίσματος, καθώς βασίζεται σε έναν αλγόριθμο που μπορεί να αξιοποιήσει πολλαπλά δεδομένα που σχετίζονται με τις προτιμήσεις του χρήστη και ονομάζεται Correlated Cross-Occurrence, όπως φαίνεται και στην υποενότητα 2.4.8. Ο εν λόγω αλγόριθμος μπορεί να αξιοποιηθεί για την παραγωγή συστάσεων οποιαδήποτε ενέργεια του χρήστη, δεδομένα που έχουν αποθηκευτεί στο προφίλ του καθώς και όποιες διαθέσιμες πληροφορίες υπάρχουν για το περιβάλλον του χρήστη (contextual data). Καθώς αξιοποιεί και τις ιδιότητες των αντικειμένων για την

---

παραγωγή συστάσεων, μπορεί να θεωρηθεί ως ένας υβριδικό σύστημα συστάσεων που συνδυάζει collaborative filtering και content - based filtering.

#### 2.4.10 **Easyrec**

Το Easyrec αποτελεί ένα δωρεάν opensource λογισμικό παραγωγής συστάσεων το οποίο βέβαια δεν έχει νέα έκδοση εδώ και αρκετά χρόνια αλλά συνεχίζει να περιλαμβάνεται στις λίστες με τα δημοφιλή λογισμικά του είδους του. Διαθέτει ένα διαδικτυακό εργαλείο διαχείρισης και ο μηχανισμός σύστασεων που παρέχει είναι προσβάσιμος μέσω ενός REST API . Η δομή του φαίνεται αναλυτικά στην Εικόνα 12: Easyrec διαδικασία παραγωγής συστάσεων Εικόνα 12.



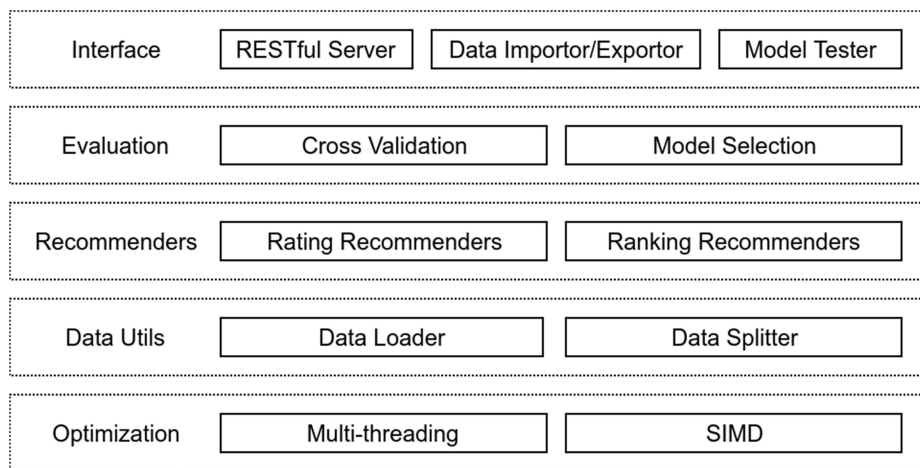
Εικόνα 12: Easyrec διαδικασία παραγωγής συστάσεων

#### 2.4.11 **Kealabs**

Το Kealabs Recommendation API αποτελεί μια πλατφόρμα παραγωγής συστάσεων η οποία παρέχεται επί πληρωμής που προσφέρει ένα μεγάλο αριθμό δυνατοτήτων. Πιο αναλυτικά περιλαμβάνει collaborative filtering και content based filtering τεχνικές οι οποίες μπορούν να προσαρμοστούν εύκολα στις εκάστοτε ανάγκες του λογισμικού. Επιπλέον, πέρα από πληροφορίες κειμένου που χρησιμοποιεί για το φιλτράρισμα των αντικειμένων, υποστηρίζει και την ανάλυση εικόνων ώστε να βοηθήσει την εξατομικευμένη παρουσίαση αντικειμένων στο χρήστη με βάση τη προτίμηση στο χρώμα (knowledge based filtering). Μπορεί να ενσωματωθεί εύκολα σε ένα σύστημα καθώς προσφέρει RESTful API, GraphQL καθώς και αρκετά native SDKs (Javascript, PHP, Java, Python, Node.js, Ruby, .NET)

### 2.4.12 **GORSE**

Το Gorse (GoRecommenderSystemEngine) αποτελεί ένα open source collaborative filtering σύστημα παραγωγής συστάσεων το οποίο μπορεί να ενσωματωθεί σε οποιοδήποτε λογισμικό. Η λειτουργία του φαίνεται αναλυτικά στην Εικόνα 13.



Εικόνα 13: Δομή του Gorse

## 3 AI Πλατφόρμες & Unity

### 3.1 Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη

Ο όρος Τεχνητή Νοημοσύνη, Artificial Intelligence ή εν συντομία AI, αναφέρεται στη τεχνητή δημιουργία μιας νοημοσύνης που μοιάζει με την ανθρώπινη και μπορεί να μαθαίνει, να αντιλαμβάνεται, να έχει λογική και να εκτελεί ανθρωπομορφικά έργα. Η τεχνητή νοημοσύνη, με άλλα λόγια αναφέρεται στην ικανότητα μιας μηχανής να αναπαράγει τις γνωστικές λειτουργίες ενός ανθρώπου.

Το πεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης έχει μακρά ιστορία καθώς χρονολογείται ότι πρωτοεμφανίστηκε τη δεκαετία του 1950 (Russell & Norvig, 2009). Από τότε έχουν αναπτυχθεί πολυάριθμα έργα στον πεδίο αυτό, με την AI να αξιοποιείται σε διάφορους τομείς όπως στην ιατρική, στη ρομποτική, στην οικονομία, στην εκπαίδευση κ.α. Ορισμένες «υποπεριοχές» της Τεχνητής νοημοσύνης που έχουν ερευνηθεί ευρέως και εδραιωθεί είναι αντιπροσώπευση γνώσεων, επεξεργασία φυσικής γλώσσας (naturallanguageprocessing), η εξόρυξη δεδομένων (datamining), αναγνώριση προτύπων (patternrecognition), η ρομποτική, η υπολογιστική όραση (computervision) και η μηχανική μάθηση (machinelearning). Τα συστήματα συστάσεων, για παράδειγμα, συγκαταλέγονται στις πιο κοινές μορφές μηχανικής μάθησης.

Οι προσεγγίσεις της Τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να διαχωριστούν στις παρακάτω κατηγορίες (Fettke, 2020):

- **Narrow AI:** Αναφέρεται σε μια ρητά καθορισμένη διαδικασία που πρέπει να αυτοματοποιηθεί όπως η εύρεση του συντομότερου δρόμου ανάμεσα σε δυο πόλεις και ένα παιχνίδι σκάκι.
- **General AI:** Ο στόχος της «Γενικής τεχνητής νοημοσύνης» είναι η κατασκευή μιας μηχανής που έχει όλες τις φυσικές και πνευματικές δυνατότητες ενός ανθρώπινου νου.
- **Super AI:** Ο στόχος της προσέγγισης αυτής είναι η δημιουργία μιας μηχανής, πιο έξυπνης από τον άνθρωπο.

---

## 3.2 ΑΙ Πλατφόρμες & Unity

### 3.2.1 *Unity ML-Agents*

Το Unity Machine Learning Agents αποτελεί το πρώτο open – source εργαλείο μηχανικής μάθησης το οποίο εισάγει στα συστήματα που αναπτύσσονται με Unity το «Reinforcement Learning». Με τον όρο «Reinforcement Learning» αναφερόμαστε σε ένα είδος Machine Learning όπου ένας agent μαθαίνει πώς να συμπεριφέρεται σε ένα περιβάλλον μέσω της πράξης και του αποτελέσματος. Πέρα από το Reinforcement Learning, όμως, οι πράκτορες μπορούν να εκπαιδούνται χρησιμοποιώντας imitation learning, neuroevolution καθώς και άλλες μεθόδους μηχανικής μάθησης μέσω ενός εύχρηστου Python API. Επιπλέον, αξιοποιούνται αλγόριθμοι βασισμένοι στο Tensorflow οι οποίοι δίνουν τη δυνατότητα στους προγραμματιστές παιχνιδιών να εκπαιδεύουν εύκολα έξυπνους πράκτορες για παιχνίδια 2D, 3D και VR / AR.

Το Unity ML-Agents δίνει τη δυνατότητα στους προγραμματιστές, λοιπόν, να αναπτύξουν περίπλοκους και ενδιαφέροντες χαρακτήρες σε ένα παιχνίδι. Οι agents αυτοί, για παράδειγμα, μπορεί να εξελίσσονται και να αποκτούν περισσότερες δεξιότητες όσο περισσότερο «παιζουν» στο παιχνίδι ή όσο αυξάνεται η δυσκολία του παιχνιδιού. Παράλληλα, αποτελεί ένα χρήσιμο εργαλείο και για τους ερευνητές στον τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης, καθώς παρέχει μια πλατφόρμα στην οποία μπορούν να δοκιμαστούν νέες τεχνικές στον τομέα αυτό και η πρόοδός τους και να γίνει άμεσα προσιτή σε ένα πλήθος ερευνητών και προγραμματιστών.

Μπορούμε να πούμε ότι το Unity ML-Agents, ουσιαστικά, προσφέρει έναν ευέλικτο τρόπο ανάπτυξης και δοκιμής νέων Artificial Intelligence αλγορίθμων στον τομέα της ρομποτικής, των παιχνιδιών, των αυτόνομων οχημάτων κ.α.

### 3.2.2 *Google AI Services*

Όταν γίνεται αναφορά στην Τεχνητή νοημοσύνη, δε θα μπορούσε να λείπει η φυσικά η Google. Ο κολοσσός αυτός παρέχει ένα μεγάλο αριθμό από AI υπηρεσίες που μπορούν εύκολα να αξιοποιηθούν από τους προγραμματιστές. Στη συνέχεια παρουσιάζονται ορισμένες από αυτές.

**3.2.2.1 GoogleVision AI**

**3.2.2.2 Tensorflow**

**3.2.2.3 Google Cloud Machine Learning Kit**

.....

...

.

---

## 4 Bibliography

- Batmaz, Z., Yurekli, A., Bilge, A., & Kaleli, C. (2019). A review on deep learning for recommender systems:. *Artificial Intelligence Review volume 52*, σσ. 1-37.
- Braunhofer, M. &. (2017). Selective contextual information acquisition in travel recommender systems. *Information Technology & Tourism*.
- Breese, J., Heckerman, D., & Kadie, C. (1999). Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering. (σσ. 43-52). *Proceedings of the 14th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*.
- Burke, R. (2002). Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. . *User Modeling and User-Adapted Interaction*.
- Çano, E., & Morisio, M. (2019). Hybrid Recommender Systems: A Systematic Literature Review. *Intelligent Data Analysis, vol. 21, no. 6, , σσ. pp. 1487-1524.*.
- Ekstrand, M. D. (2018). The LKPY Package for Recommender Systems Experiments: Next-Generation Tools and Lessons Learned from the LensKit Project. *Presented at the REVEAL 2018 Workshop on Offline Evaluation for Recommender Systems at RecSys* . Boise State University.: Computer Science Faculty Publications and Presentations 147. .
- Felfernig, A., & Burke, R. (2008). Constraint-based Recommender Systems:. *10th Int. Conf. on Electronic Commerce (ICEC)*. Innsbruck, Austria: ACM.
- Fettke, P. (2020). Conceptual Modelling and Artificial Intelligence: Overview and research challenges from the perspective of predictive business process management. *Modellierung (Companion)*, σσ. 157-164.
- García, J. L.-A. (2017). Madrid Live: A Context-Aware Recomendar System of Leisure Plans. *IEEE 29th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)* (σσ. 796-801). IEEE .
- Gill, J. K. (2019, Δεκέμβριος). *Xenonstack*. Ανάκτηση από <https://www.xenonstack.com/blog/recommender-systems/>

- Gravino, P., Monechi, B., & Loreto, V. (2019). Towards novelty-driven recommender systems. *Comptes Rendus Physique, Volume 20, Issue 4*, σσ. 371-379.
- Jawarneh., I. M., Bellavista, P., & etal. (2020). A Pre-Filtering Approach for Incorporating Contextual Information Into Deep Learning Based Recommender Systems. *IEEE Access*, vol. 8,, σσ. 40485-40498.
- Kula, M. (2015). Metadata Embeddings for User and Item Cold-start. *CBRecSy*. Vienna, Austria.
- Mustafal, N., Ibrahim, A. O., Ahmed, A., & Abdullah, A. (2017). Collaborative Filtering: Techniques and Applications. *International Conference on Communication, Control, Computing and Electronics Engineering (ICCCCEE)*. Khartoum,Sudan.
- Nilashi, M. &. (2013). Collaborative Filtering Recommender Systems. . *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*.
- Pessemier, T. D., Dhondt, J., & Martens, L. (2016, Jan). Hybrid Group Recommendations for a Travel Service. *Multimedia Tools and Applications*, σσ. 75(5):1–25.
- Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2015). (2015) Recommender Systems:In-troduction and Challenges. (σσ. 1–34). Boston: Springer US.
- Russell, S., & Norvig, P. (2009). Artificial Intelligence: A Modern Approach. Prentice Hall Press.
- Sharma, N. (2019, August 29). *heartbeat*. Ανάκτηση από Recommender Systems with Python— Part II: Collaborative Filtering (K-Nearest Neighbors Algorithm): <https://heartbeat.fritz.ai/recommender-systems-with-python-part-ii-collaborative-filtering-k-nearest-neighbors-algorithm-c8dcd5fd89b2>
- Wei, J. &. (2016). Collaborative Filtering and Deep Learning Based Recommendation System For Cold Start Items. *Expert Systems with Applications*.
-



