

**UNIVERSITETI I PRISHTINËS “HASAN PRISHTINA”
FAKULTETI I SHKENCAVE MATEMATIKO-NATYRORE**



Tema:Sistemi i rekomandimit permes matrizes se faktorizimit

Lënda:Inteligjenca Artificiale

*Grupi 7:
Florian Shabani
Jon Sadiku
Syard Dauti*

*Profesor:
Besnik Duriqi*

Abstrakti:

MetaDatat:Sistemi i rekomandimit,matrica e faktorizimit,inteligjenca artificiale netflix.

Sistemi i rekomandimi është një lloj teknologje e bazuar ne intelegracione artificiale që ofron sugjerime te personalizuar për përdoruesit bazuar në sjelljen, preferencat dhe interesat e tyre të mëparshme.Keto sisteme kan fituar një vemandje te konsiderueshme koheve te fundit per shkak te aftesise se tyre per te ofruar rekomandime relevante,rritur angazhimin e përdoruesve dhe permisimin e te ardhurave te biznesit. Ne kuader te sistememit te rekomandimit njera nga teknikat permes se ciles behen rekomandimet eshte permes matriceve se faktorizimit.

Ky artikull eksploron konceptimin e sistemit te rekomandimit,rekomandimin permes matriceve se faktorizimit, implementimin duke perdorur kete sistem si dhe shtrirjen e ketij sistemi.

Hyrje:

Ne boten dixhitale ku numri i sherbimeve kap permasa te medha,rekomandimet kontribojnë shumë në suksesin e sistemeve të tregtisë elektronike dhe shërbimeve të argëtimit në internet,duke u ofruar përdoruesve rekomandime që i përshtaten më se miri me nevojat dhe preferencat e tyre.Sugjerimet u mundësojnë përdoruesve të marrin vendime domethënëse ndërsa përballet me një sasi të madhe informacioni, dhe kështu përvojat e përdoruesve mund të përmirësohen ndjeshëm[1].Konkretisht sistemet e rekomandimit u tregojnë konsumatorëve se çfarë ata kanë më shumë gjasa të jenë të interesuar (filma, muzikë, libra,etj).Sistemet e rekomandimit duke u ofruar përdoruesve sherbime te cilat ne te shumten e rasteve lidhen me preferencat e tyra personale mund të rrisin ndjeshëm të ardhurat e nje kompania ose të mbajë klientët.Ne baze te disa statistikave tetëdhjetë për qind e filmave të shikuara në Netflix,vijne fale sistemeve te rekomandit[3].

Sistemet e rekomandimit implementohen duke perdoruar njerun nga dy format kryesore rekomansuese: Filtrimin e bazuar në përmbajtje dhe filtrimin bashkëpunues.

Filtrimi I bazuar ne permbajtje

Filtrimi i bazuar në permbajtje, eshte lloj i rekomandimit i cili bazohet ne preferencat personale te perdoruesit te cilat ueb-sajti i caktuar posedon ose ne baze te historise qe perdoruesi ka me te[3]. Ndërsa metodat e bazuara në përmbajtje përfshijnë informacion përshkruar nga artikujt duke përdorur fjalë kyçe, ato nuk përfshijnë domosdoshmërisht ndërveprime mes individëve të tjerë[Joni-Inbc].

Filtrimi Bashkepunues:

Filtrimi bashkëpunues është qasje tjeter e rekomandimit qe bene analizen historike te te dhënat mbi aktivitetet e përdoruesve dhe i përdorin ato për të parashikuar se çfarë mund të pelqejne perdoruesit bazuar në ngashmërinë e tyre me përdoruesit e tjerë, ose me artikujt që janë të ngashme me ato që përdoruesi dihet se i pëlqen.

Per implementimin e keti sistemi, nevojitet vlersimi I produktit nga perdorusit. Predikimi apo vlersimi i përdoruesit për produktet përcillet nga përdorimi i dy formave të reagimit – reagime implicite dhe reagime eksplisite. Ne kuader te reagimeve eksplisite perfshihen vlersimet konkrete te cilat bejne perdoruesit, ndersa reagimet implicite bazohen në ndërveprim, si klikimi, shikimi ose blerja. Edhe pse reagimet eksplisite ofrojnë një paraqitje të saktë të ndërveprimi ndërmjet përdoruesve, sasia e të dhënave që përfaqësojnë reagimet e implicitë tejkalojnë shumë sasinë e reagimeve eksplisite[3].

Një avantazh kryesor i filtrimit bashkepunues është se mirret vetem me ndërveprimet ndërmjet individëve pa përfshirë informacionin e veçorive ose attributeve të artikujve dhe përdoruesve. Kështu, ato nuk kërkojnë njohuri për kontekstin aktual të të dhëna për të bere rekomandime[Joni-Inbc].

Metodologja:

Per realizimin e ketij projekti ne perdorem librarite “Springer” ,”IEEE”, “ACM” , “Science Direct” .

Springer : hulumtimi jone filloj me librarine Springer ku e filluam me fjalen e pare kyce “recommender” dhe pas nje kerkimi ne librari qe i percaktuam vitet prej vitit 2020 deri ne vitin 2023 , dhe si perfundim ne kerkimin e pare morem 1.334 rezultate qe permbajne ate fjale kyce. Kerkimi i dyte vazhdoi duke i shtuar fjalen “system” dhe morem 1.317 rezultate , pastaj kur i shtuam “collaborative” dhe morem 563 rezultate , pastaj i shtuam fjalen “filtering” dhe morem 442 rezultate , shtuam fjalen “movie” dhe morem 174 rezultate , shtuam “KNN” dhe numri i rezultateve zbriti ne 36, ndersa kur shtuam fjalen “matrix” arritem ne 34 rezultate , dhe si perfundim shtuam fjalen “factorization” dhe perfundua ne 21 rezultate qe u perputheshin me fjalet tona kyce.

IEEEExplore: Ne librarine IEEEExplore ne morem 4 fjale kyce ku filuam me “recommender” dhe na u shfaqen 14.325 rezultate , ndersa vazhduam duke i shtuar fjalen “collaborative filtering” ku arritem te merrnim 4.002 rezultate , duke ezgjeruar edhe me shume hulumtimin tone i shtuam edhe fjalen “matrix factorization” dhe morem si rezultat 498 , dhe per te mbyllur holumtimin ne kete librari shtuam edhe fjalen “neural” qe zbriti numrin e kerikimit tone ne 39 rezultate.

ACM: Ne librarine ACM morem keto fjale kyce “Recommender” AND “system” AND “collaborative” AND “filtering” AND “movie” AND “KNN” AND “matrix factorization” dhe duke shtuar nje nga nje nga keto fjale dolem ne perfundim ne nje numer te vogel te botimve ku arriti 24 rezultate.

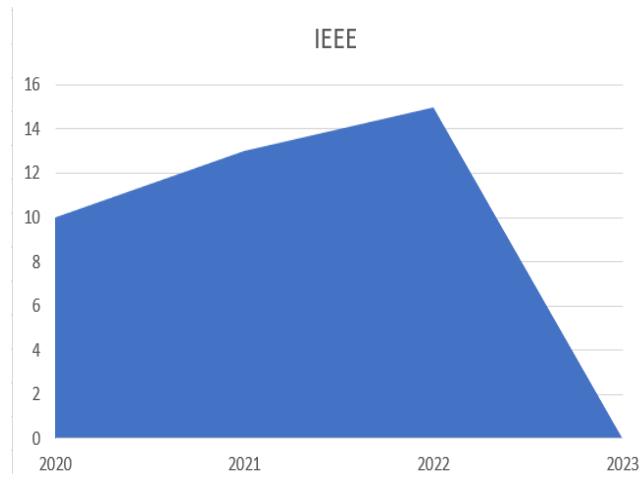
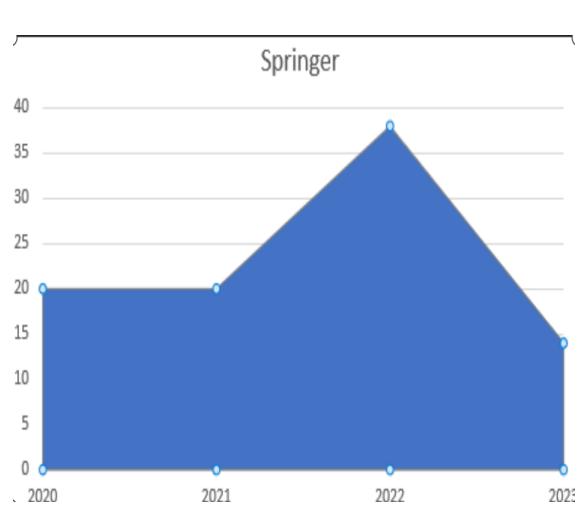
Science Direct: Ne librarine Science Direct morem keto fjale kyce “recommender” AND “system” AND “collaborative” AND “filtering” AND “movie” AND “KNN” AND “matrix factorization” duke e shtuar nje nga nje arritem ne nje rezultat me 26 rezultate te botimeve ne ate validet kohore (2020-2023).

Analiza:

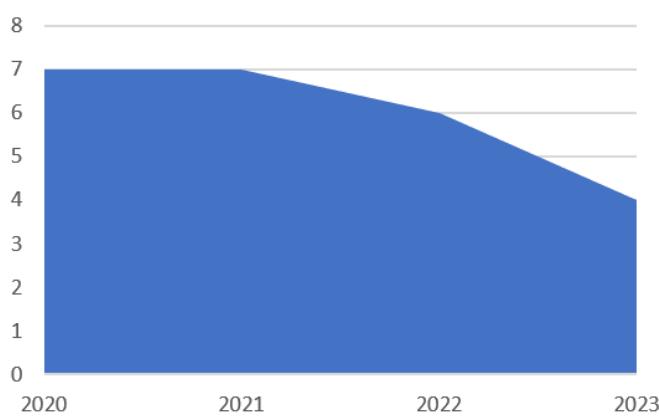
Analiza ndahet ne dy pjese: Analiza e metadata dhe analiza e punimeve.

Analiza e metadatave : ketu kemi se sa botime jane per vit , grafiku i botimeve ; Cilat konferanca; Cilat revista ; Cilet autore.

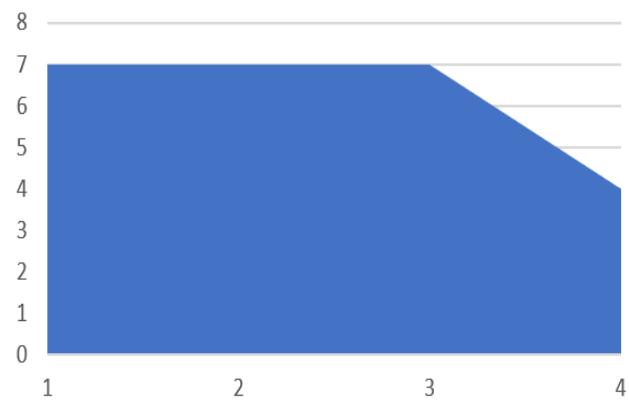
- **ASM**- Per sa i perket botimeve per vit per fjalet kyce qe kemi ne, kemi nje rritje ne librarine “ASM” tek ku shihet se viti 2021 ka pasur rritje te madhe me mbi 10 punime per ate vit.
- **Science Direct**- sa i perket librarise “Science Direct” viti 2020 dhe viti 2021 kane numer te njejt te botimeve duke arritur ne 7 botime .
- **Springer**- Ndersa ne librarine “Springer” kemi gjithesej 92 botime ne ate validet kohor (2020-2023) , dhe shohim se viti 2022 permbane 38 vepra nje perqindje(%) shume me te madhe se vitet e tjere.
- **IEEEExplore** - sa i perket librarise IEEEExplore ne kerkimet tona kemi hasur se jane 37 botime per fjalet kyce te perzgjedhura. Ne vitin 2022 kemi rritjen me te madhe me 15 botime ndersa ne vitin 2023 nuk ka ndonje veper ne kete librari qe perputhet me fjalet kyce te perzgjedhura.



ASM



Science Direct



Rekomandimi permes Matrices se faktorizimit

Nese kemi disa perdorues dhe preferat e tyre per per produktet e caktura si ne figuren 1.Permes matrices se faktorizimit ckoatohet nese filamat perkates do te ju rekomandohen personave tjere[4].

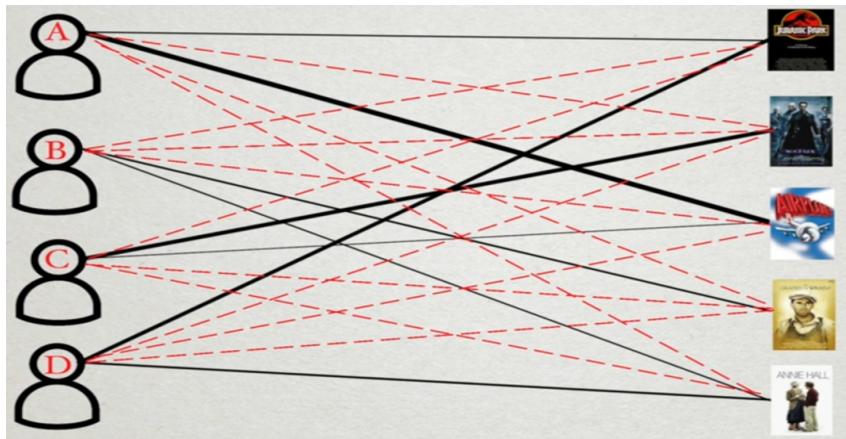


Figura 1

Rekomandimi permes matrices se faktorizimit behet ashtu qe fillimisht krijohet matrica e mes perdoruesit dhe produktit ku prejet e rreshtave dhe kolonave,japin preferencat e perdoruesit per produktin perkates.Figura 2 ilustron martricen ndermjet 4 perdoruesve dhe preferencat qe ata perdorues kane per filmat perkates[4].

	JURASSIC PARK	THE LORD OF THE RINGS	AVATAR	ALICE IN WONDERLAND	ANNE HELL
A	?	4	?	0	1
B	3	1	2	?	?
C	?	2	3	1	?
D	?	0	?	4	?

Figura 2

Preferencat e perdoruesit perkates per filmat e caktuar i nxjerim ashtu qe matrica e dhene dekompozohet ne dy matrica tjera:

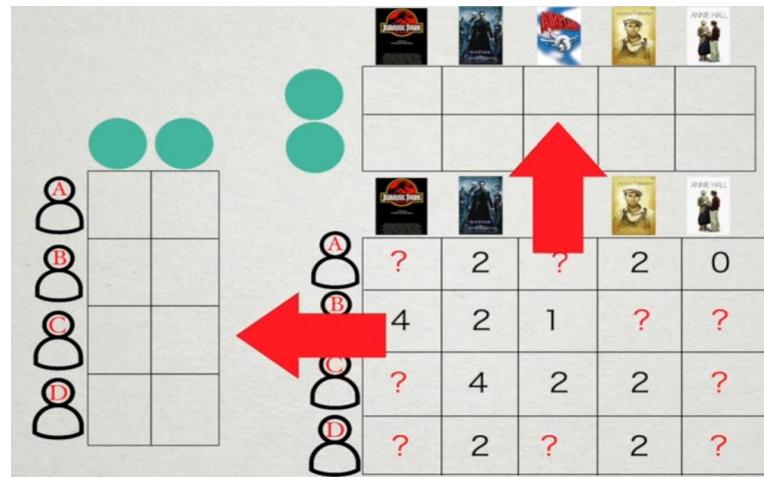


Figura 3

Pas dekompozimit te matrices ne dy matrica tjera duke perdorur algoritme te ndryshme, mbushen matricat perkatese ne ate menyre qe gabimi te jete sa me i vogel. Figura 4 paraqet mbushejn e matricave te dhena[5]:



Figura 4

Pas mbushjes se matricave te dhena me gabim sa me te vogel behet shumezimi i dy matricave te dhena, ku shumezimi i tyre jep konkluzione per preferencat e perdoruesve per filat perkate. Figura 5 paraqet preferecat e perdoruesce per artikuj perkates[6].

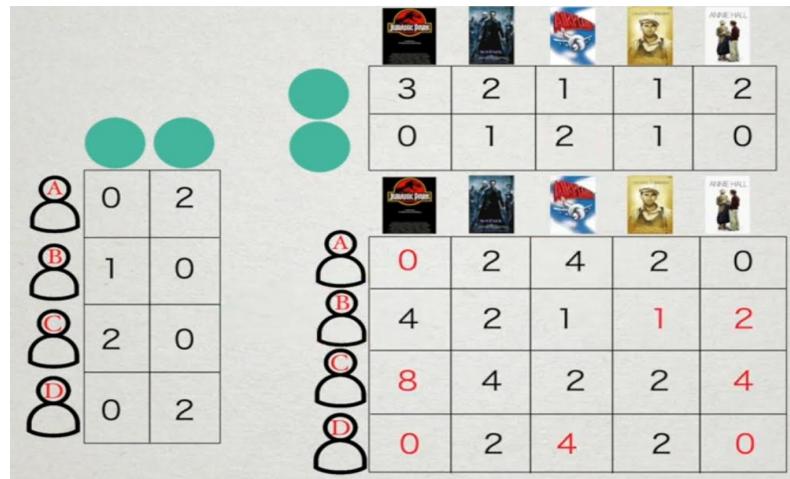


Figura 5

Rekomnadimi permes filtrimit te permbajtjes

Rekomandimi permes filtrit te permbajtjes implementohet duke u bazuar ne preferencat personale te perdorusit.Kjo menyre implementohet ashtu qe fillimisht krijohet matrica e preferencave te perdoruesit me produktin si ne figuren 6[7].



Figura 6

Pas krijimit te matrices ne baze te preferencave personale te perdoruesit dhe karakterit te produktit marrim dy matrica te cilat paraqesin ne menyre indirekte pelqimin e produktit per perdoruesin perkates.Figura 7 paraqet menyren se si nxjerren konkluzione per preferencen e filmit perkates nga perdoruesi.

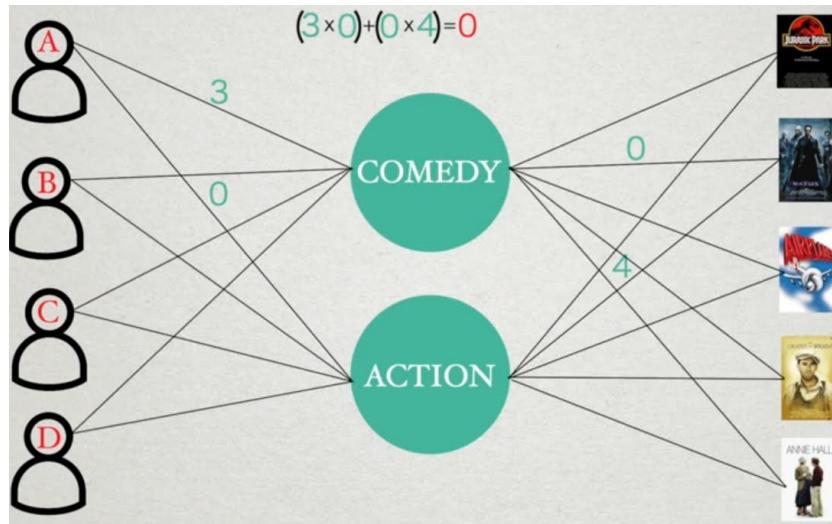


Figura 7

Per te pasur me leht nxjerjen e konkluzioneve per numer te mdhenje te perdoruesve perdoren matricat.Figura 8 ilustron perdorimin e matricave per te nxjerre konkluziont e perdoruesve per produktet perkatese.

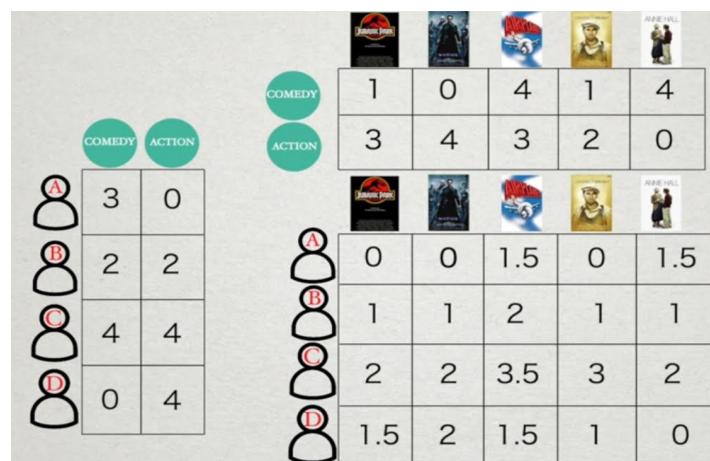


Figura 8

Konkluzioni:

Si përfundim, përdorimi i sistemeve rekomanduese është bërë gjithnjë e më popullor për shkak të aftësisë së tyre për të ofruar rekomandime të personalizuara që rrisin angazhimin e përdoruesve dhe rrisin të ardhurat e biznesit. Matrica e faktorizimit është një nga teknikat kryesore të përdorura në këto sisteme për të gjeneruar rekomandime përkatëse bazuar në sjelljen dhe preferencat e përdoruesve. Ky artikull ka eksploruar konceptin e sistemeve të rekomandimit, zbatimin e teknikës së matricës së faktorizimit dhe shtrirjen e mundshme të këtyre sistemeve. Ndërsa teknologjia përparon, sistemet e rekomanduesve ka të ngjarë të luajnë një rol gjithnjë e më të rëndësishëm në një sërë industrish, duke përfshirë tregtinë elektronike, argëtimin dhe mediat sociale. Në përgjithësi, matrica e faktorizimit është një teknikë efektive për gjenerimin e rekomandimeve të personalizuara dhe përdorimi i saj ka të ngjarë të vazhdojë të rritet në vitet të tij.

Referencat:

- [1] D. C. da Silva, M. G. Manzato, and F. A. Durão, "Exploiting personalized calibration and metrics for fairness recommendation," IEEE Access, vol. 9, pp. 107449-107462, 2021.
- [2] Y. Lv, Y. Zheng, F. Wei, C. Wang, and C. Wang, "AICF: Attention-based item collaborative filtering," Information Sciences, vol. 537, pp. 231-243, 2020.
- [3] K. R, P. Kumar, and B. Bhasker, "DNNRec: A Novel Deep Learning based Hybrid Recommender System," in Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW), Singapore, 2018, pp. 725-732.
- [4] D. Wang, Y. Yih, and M. Ventresca, "Improving neighbor-based collaborative filtering by using a hybrid similarity measurement," Expert Systems with Applications, vol. 42, no. 4, pp. 2117-2125, 2020.
- [5] Balancing the trade-off between accuracy and diversity in recommender systems with personalized explanations based on Linked Open Data
- [6].Exploring potential biases towards blockbuster items in ranking-based recommendations
- [7].Deep Learning for Sequential Recommendation: Algorithms, Influential Factors, and Evaluations

