



Università degli studi di Bari
Dipartimento di Informatica

TESI DI LAUREA IN
METODI PER IL RITROVAMENTO DELL'INFORMAZIONE

Riproducibilità della Valutazione nei Recommender Systems: Esperimento in un Dominio Musicale

RELATORE:
Dott. Pasquale Lops

LAUREANDO:
Mattia Menna

INTRODUZIONE

I Recommender Systems sono sistemi che producono consigli (**Information Filtering**)

amazon.com

More Items to Consider

You viewed	Customers who viewed this also viewed		
 <p>LOOK INSIDE!</p> <p>The Appeal John Grisham Paperback \$14.00 \$11.20</p>	 <p>LOOK INSIDE!</p> <p>The Innocent Man John Grisham Mass Market Paperback \$7.99</p>	 <p>LOOK INSIDE!</p> <p>The Associate: A Novel John Grisham Mass Market Paperback \$9.99</p>	 <p>LOOK INSIDE!</p> <p>Ford County: Stories John Grisham Paperback \$15.00 \$8.19</p>

- Amazon ha dichiarato che una percentuale compresa tra il 30 e il 70 per cento delle sue vendite complessive è dovuta alla qualità delle raccomandazioni che offre
- L'obiettivo della ricerca sui recommender systems è quello di trovare algoritmi di raccomandazione che producano raccomandazioni di qualità, cioè che offrano contenuto *utile ed interessante* per l'utente

OBIETTIVI DELLA TESI

- Valutare un algoritmo di raccomandazione confrontandolo con la letteratura disponibile e alcune baselines
- Eseguire una sperimentazione che sia facilmente riproducibile tramite l'utilizzo di toolkit open-source e un data set liberamente scaricabile

DATA SET

- Il dataset utilizzato proviene dalla nota radio Internet LastFm che utilizza un recommender chiamato “AudioScrobbler” per generare consigli musicali



LastFm Data Set	
N° item	7000
N° utenti	1796
N° rating	66289
Media rating per utente	36,9
Deviazione standard	1,9

- I ratings sono delle preferenze binarie espresse dagli utenti per gli artisti

DATA SET

- Oltre l'insieme delle preferenze il data set è composto anche da un insieme di metadati per ogni artista che vengono utilizzati per generare la similarità del content tra item
- Ad ogni artista è assegnato un insieme di tag scaricati dalla pagina wiki del sito tramite le API messe a disposizione da LastFm

Content	Tag
Media tag per artista	4,7
Deviazione standard	0,8

Esempio:

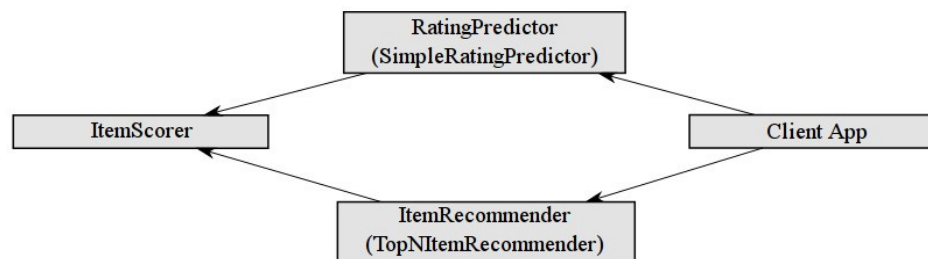
ArtistId	Name	Tags
728	Eric Clapton	classic rock, blues, rock, blues rock, guitar

LENSKIT

- Lenskit è un tool open-source interamente scritto in Java che si occupa di configurare e lanciare un recommender



- Le componenti del recommender sono istanziate automaticamente tramite la **dependency injection**



SEED RECOMMENDER

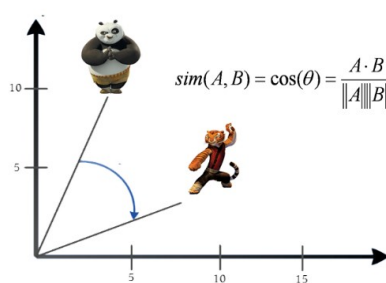


- Seed Recommender* è un algoritmo di tipo Item-Item ibrido che combina tre criteri di similarità differenti per ciascun livello di descrizione dell'item
- Ad ogni criterio è associato un peso

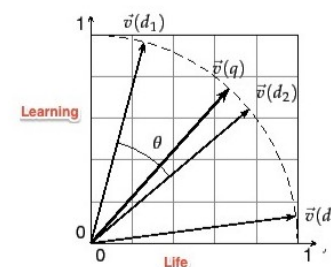
Co-occurrence Matrix

			
		1	2
	1		1
	2	1	

Rating Similarity



Content Similarity



UTENTI

`get_recommendation_list (user, n, seed_item set, activate_standard_seed)`



Cold-start user

(profilo con meno di 20
voti)



No cold-start user

(profilo con più di 20
voti)

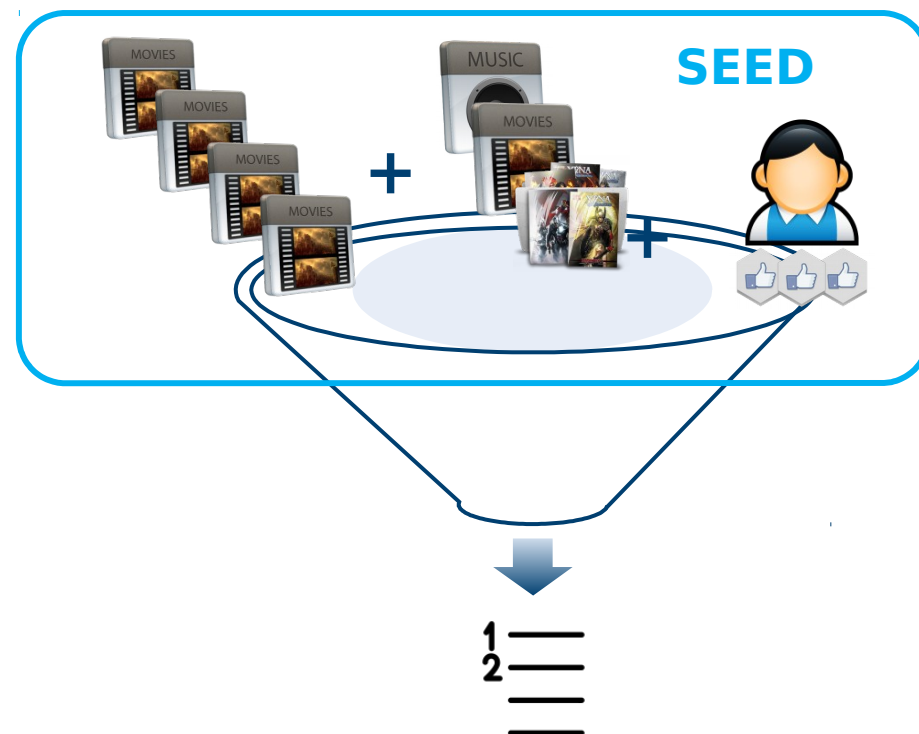
SEED ITEM SET

Standard seed

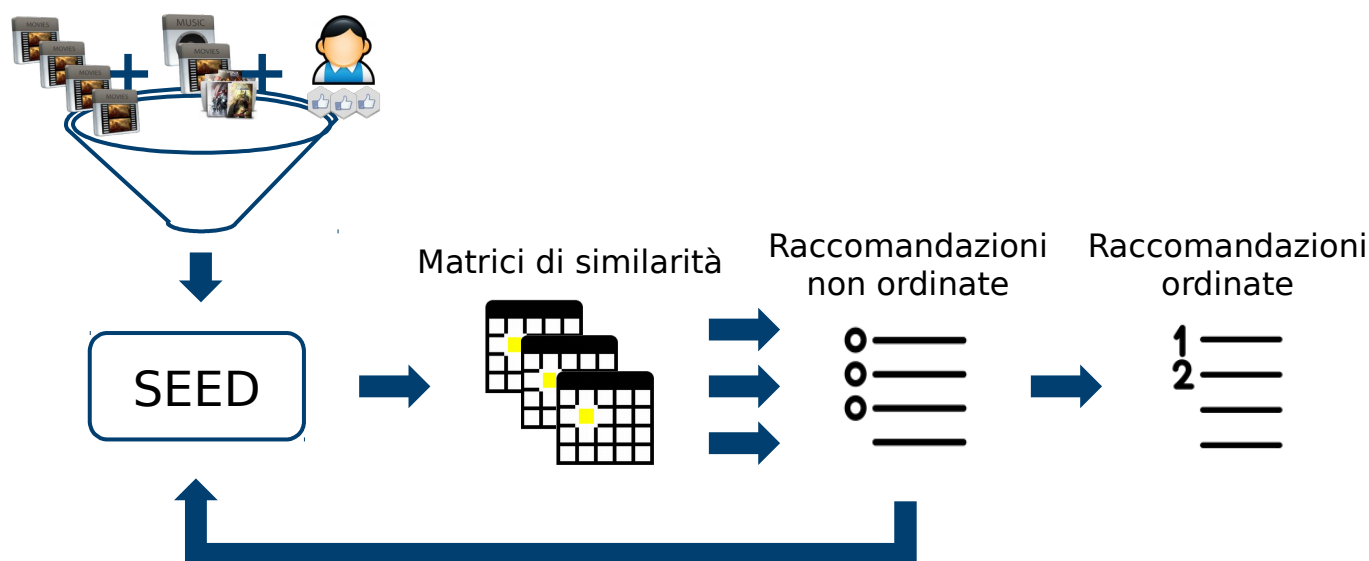
- Item più popolare
- Item più popolare in un certo periodo di tempo
- Ultimo item votato positivamente
- Ultimo item inserito nella piattaforma

Seed esterni

- Ricerche e dati di navigazione su web
- Item visionati dall'utente

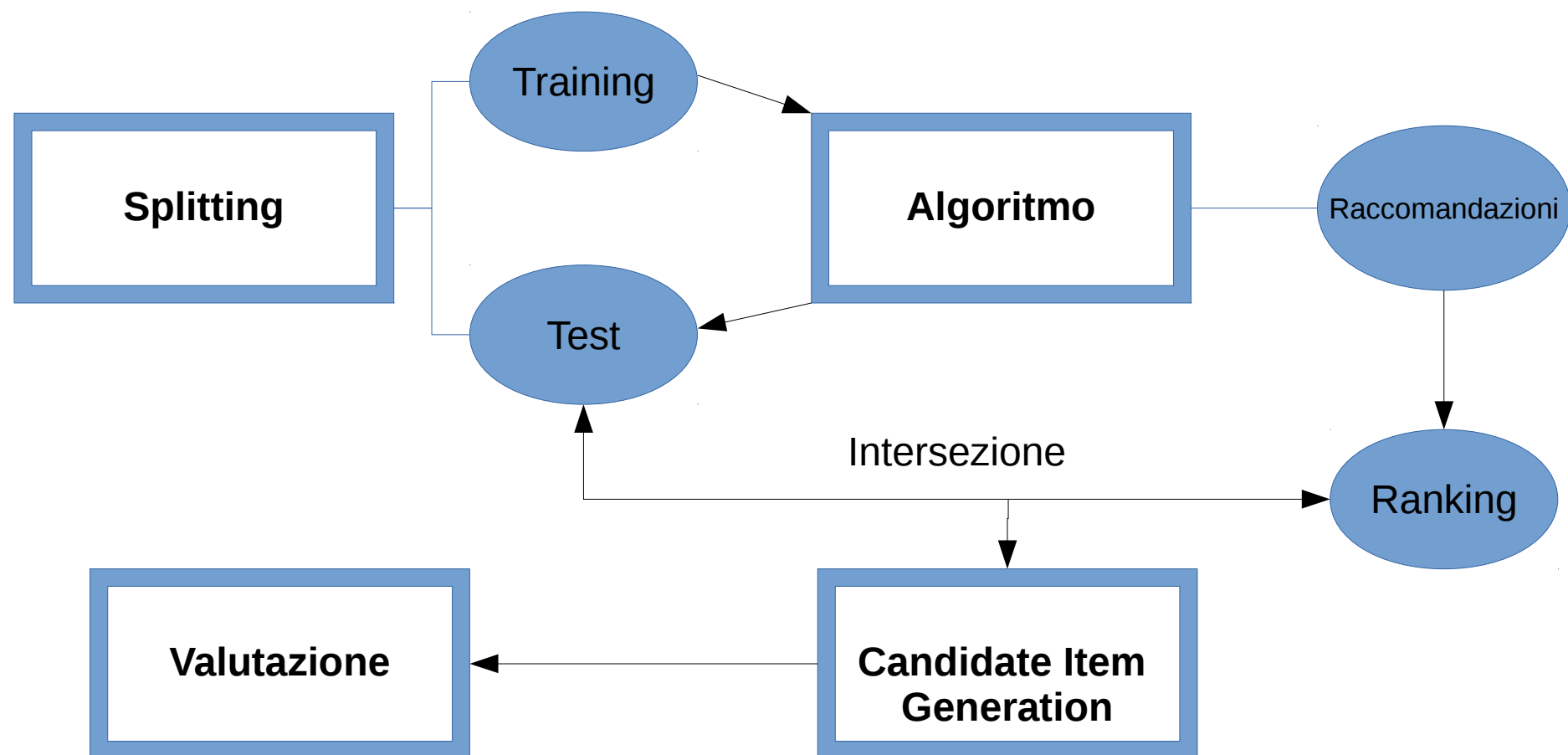


ORDINAMENTO

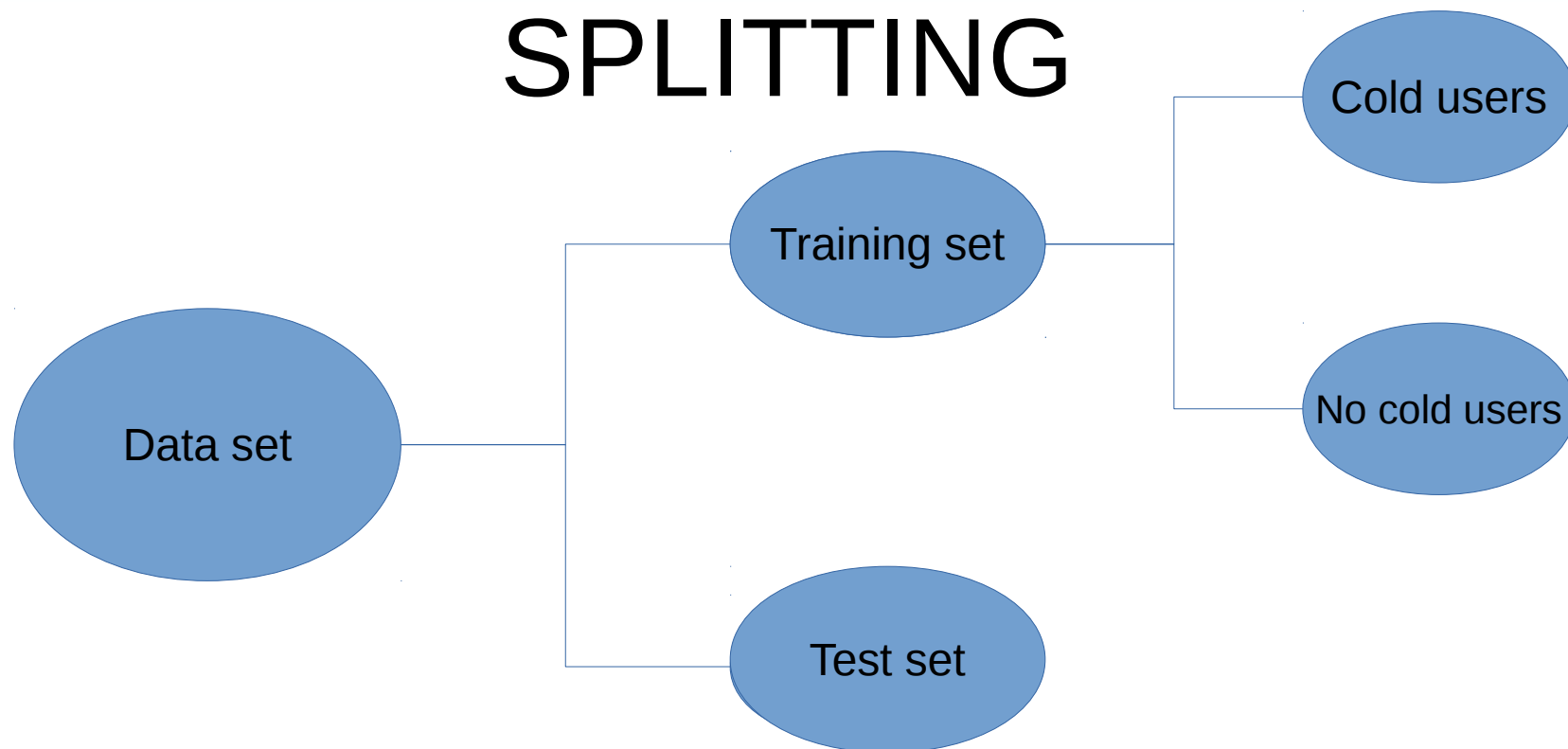


- Le raccomandazioni sono rappresentate da una tripla <item-score-matrice>
- L'ordinamento avviene utilizzando come primo criterio il numero di occorrenze dell'item e come secondo criterio lo score

PROTOCOLLO SPERIMENTALE



SPLITTING



- Lo splitting è effettuato dividendo il data set in un training set e un test set
- Il training set è composto da una certa percentuale di utenti in cold start, con profile sizes scelte a caso in tre range equamente distribuiti: [0 - 5], [6 - 12], [13 - 19]
- Sono state effettuate quattro run con percentuali uguali a: 20%, 50%, 80% e 100%

RECOMMENDATION

- **Item-Item Collaborative Filtering** classico con cardinalità del vicinato pari a 30
- **FunkSVD**, l'algoritmo vincitore del Netflix Prize, implementato con l'utilizzo della Singular Value Decomposition
- **Popularity**, semplice baseline che ordina gli item per popolarità e restituisce i primi n
- **RandomPopularity**, restituisce l'item più popolare più $n-1$ item scelti a caso
- **Co-Coverage**, infine restituisce gli n item più covotati tra gli utenti

VALUTAZIONE

- Precision: grado di accuratezza calcolato come il rapporto tra gli item rilevanti raccomandati e la dimensione della lista di raccomandazione

$$Precision = \frac{|I_{rel} \cap I_{rec}|}{|I_{rec}|}$$

- Recall: grado di accuratezza calcolato come il rapporto tra gli item rilevanti raccomandati e la cardinalità dell'insieme degli item rilevanti

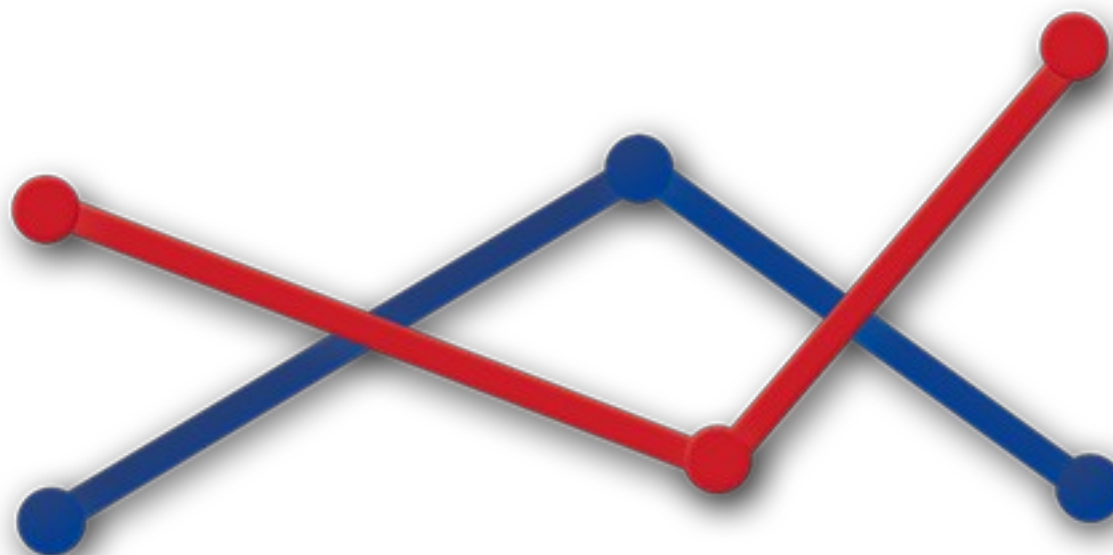
$$Recall = \frac{|I_{rel} \cap I_{rec}|}{|I_{rel}|}$$

- Aggregate Diversity: grado di diversificazione delle raccomandazioni calcolato come il rapporto tra il numero di item diversi raccomandati e il numero totale di item nel sistema, in pratica il grado di copertura del catalogo

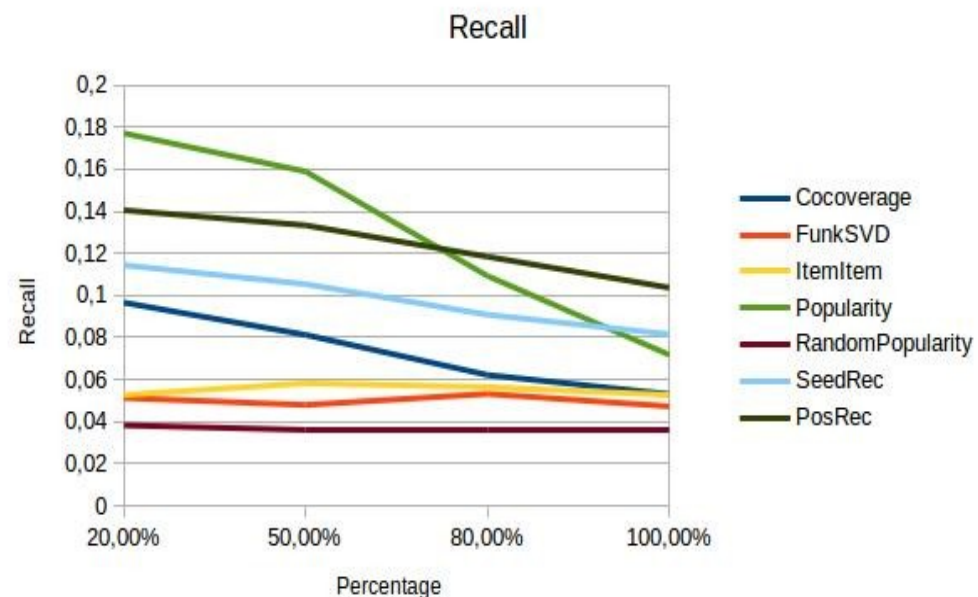
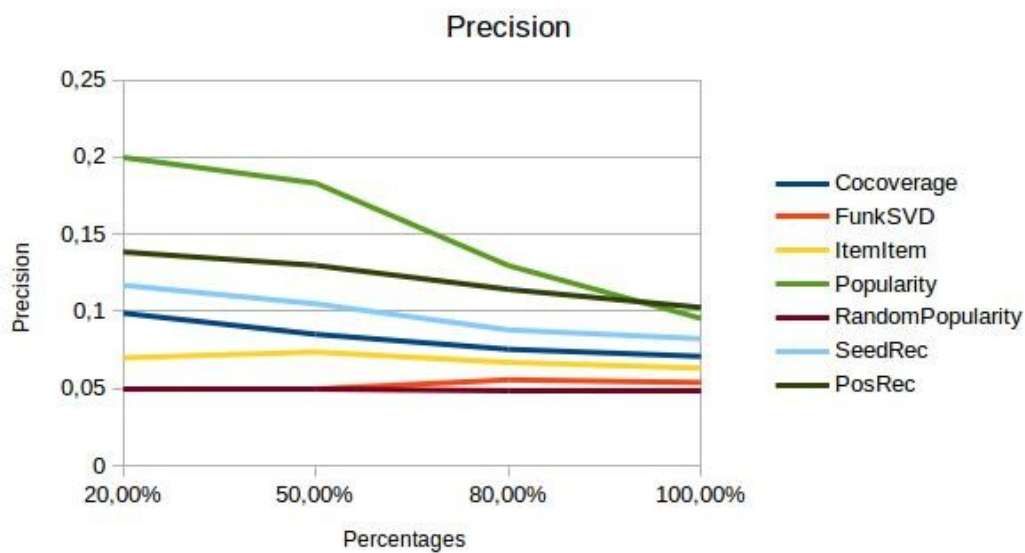
$$AggregateDiversity = \frac{|\cup_{u \in U} L_N(u)|}{|I_{tot}|}$$

RIVAL

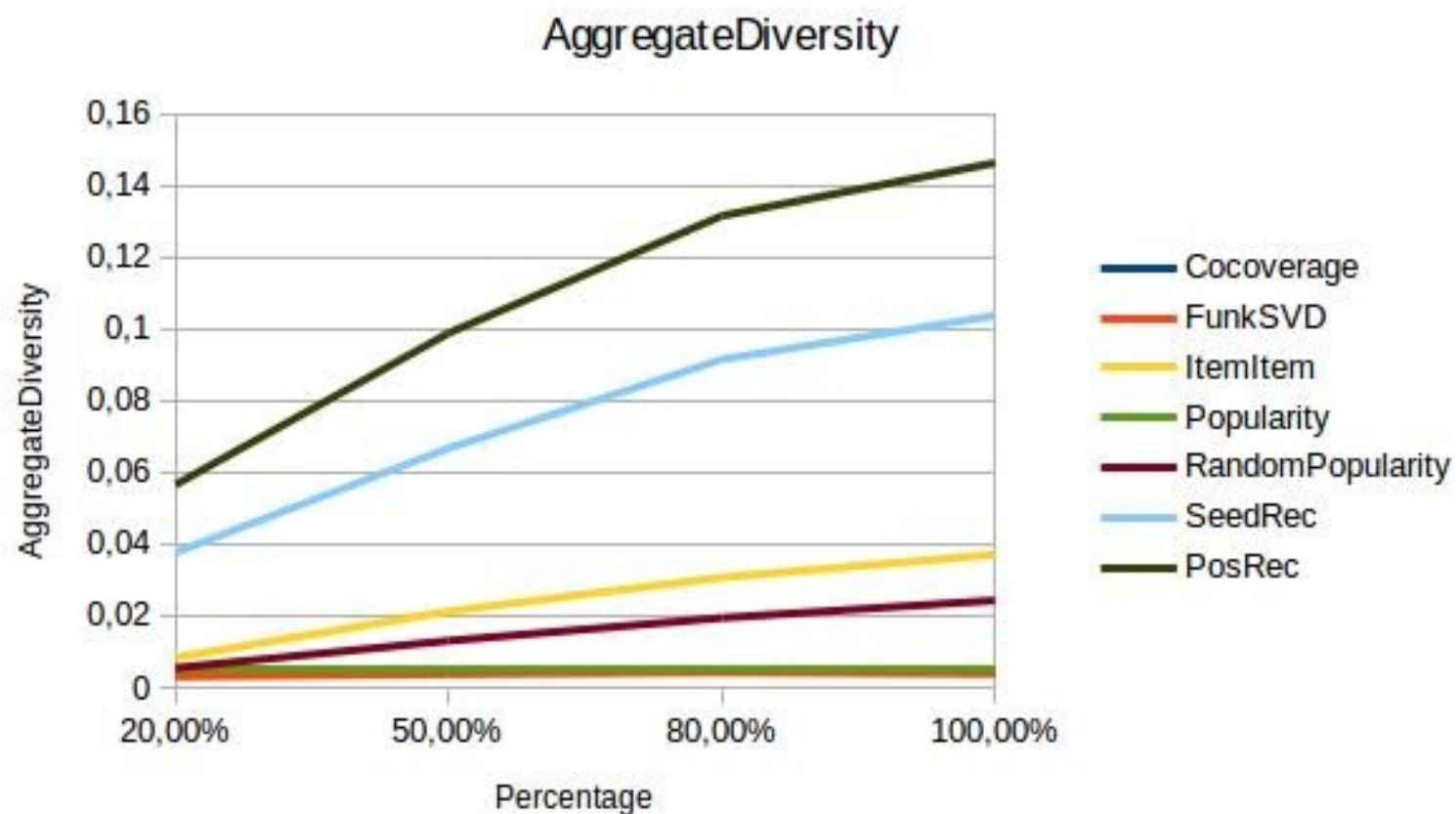
- Rival è un framework open-source implementato in Java che mette a disposizione classi per lo splitting del data set e per la valutazione



RISULTATI



RISULTATI



CONCLUSIONI

- Le prestazioni dell'algoritmo non cambiano significativamente all'aumentare della percentuale di utenti in cold-start
- L'algoritmo ha prestazioni migliori se non si usa l'insieme di seed standard
- Il valore di diversificazione delle raccomandazioni offerte è molto alto, ciò significa che il grado di personalizzazione è adeguato

SVILUPPI FUTURI

- Provare a utilizzare l'insieme dei seed standard solo per utenti che hanno zero preferenze
- Eseguire l'esperimento modificando i pesi delle matrici
- Modificare l'insieme dei seed standard utilizzando altri criteri euristici



Riproducibilità della Valutazione nei Recommender Systems: Esperimento in un Dominio Musicale

GRAZIE PER L'ATTENZIONE!



Mattia Menna