Recommender Systems - Towards Data Science

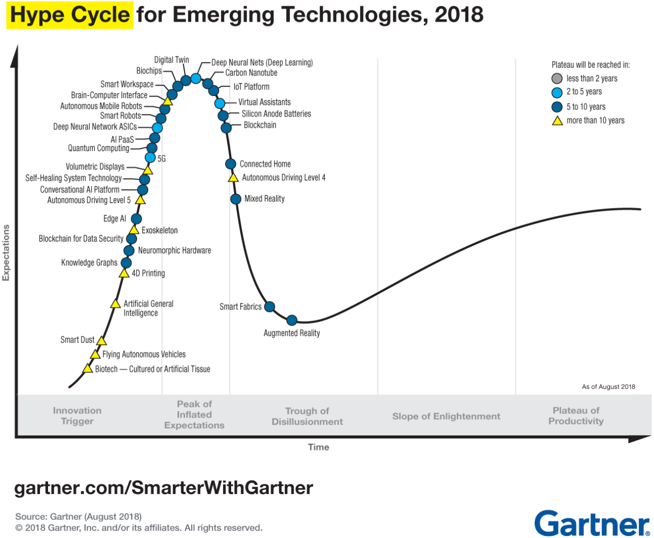
Dr. Sanjaya Kumar Panda

Assistant Professor and Head of the Department
Department of Computer Science and Engineering
Indian Institute of Information Technology, Design and Manufacturing Kurnool
(An Institute of National Importance)
Kurnool - 518002, Andhra Pradesh, India
Email: sanjayauce [at] gmail [dot] com, sanjaya [at] iiitk [dot] ac [dot] in

Seminar Outline

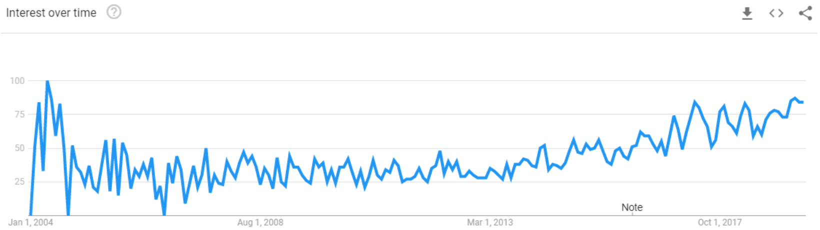
1. Introduction
2. Types of Recommender Systems
3. Evaluating the Accuracy of a Recommender System
4. Conclusion
5. Selected References

Gartner's Hype Cycle for Emerging Technologies, 2018 [1]



Gartner's Hype Cycle for Emerging Technologies, 2018 [1]

Google Trends - Recommender System - 2004 to Present [2]



Google Trends - Recommender System - 2004 to Present [2]

Google Trends - Recommender System - 2004 to Present [2]

Related topics — Top

1	Recommender system - Topic	100
2	System - Topic	10
3	Data - Topic	9
4	Python - Programming language	9
5	Collaborative filtering - Topic	9

Related queries — Top

1	recommender systems	100
2	recommendation system	93
3	recommendation	92
4	python recommender system	46
5	collaborative filtering	44

What is a Recommender System? [3]

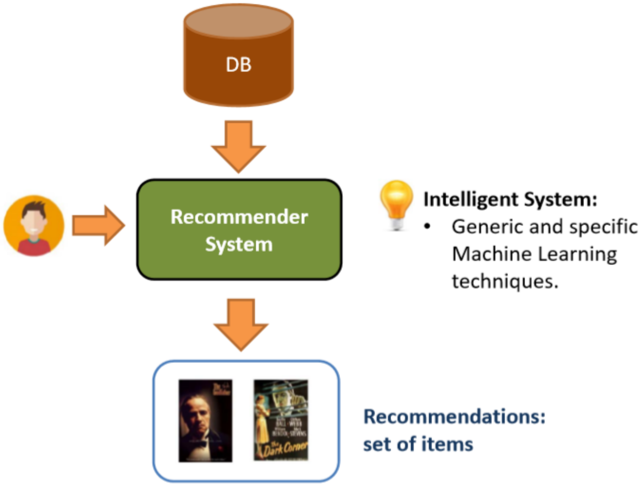
(Recommender / Recommendation) (System / Platform / Engine)

- A subclass of **information filtering system**
- Predict the **rating** or **preference** a **user** would give to an **item**

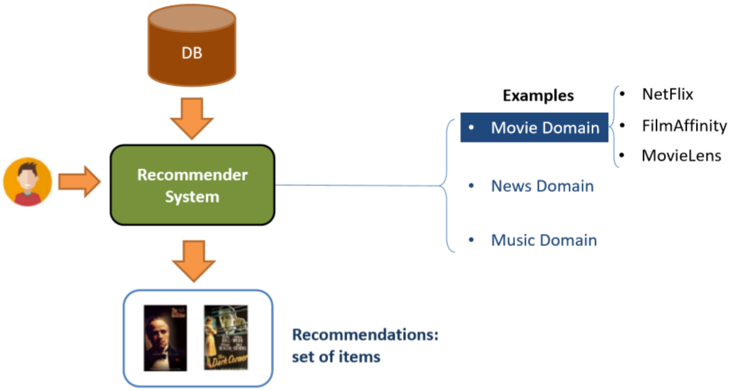
Applications

- Netflix, YouTube and Spotify
- Amazon, Flipkart, eBay and Levi's
- Facebook and Twitter

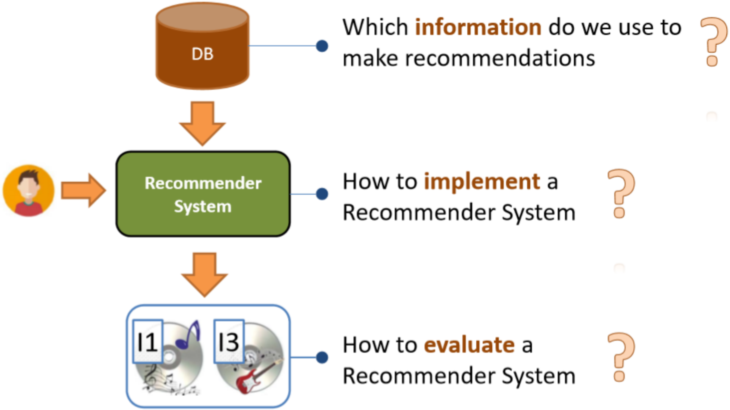
What is a Recommender System? [4]



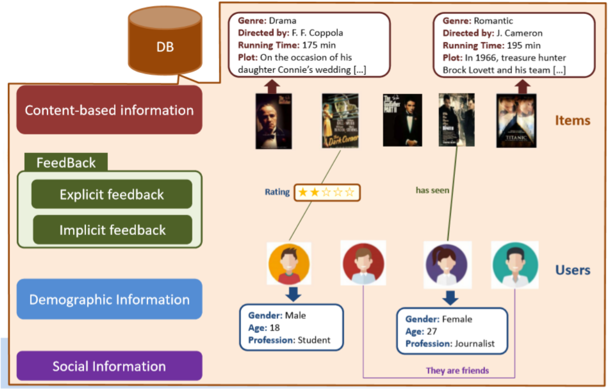
Examples of Recommender System: Movie Domain [4]



What is a Recommender System? [4]



Which information do we use to make recommendations? [4]



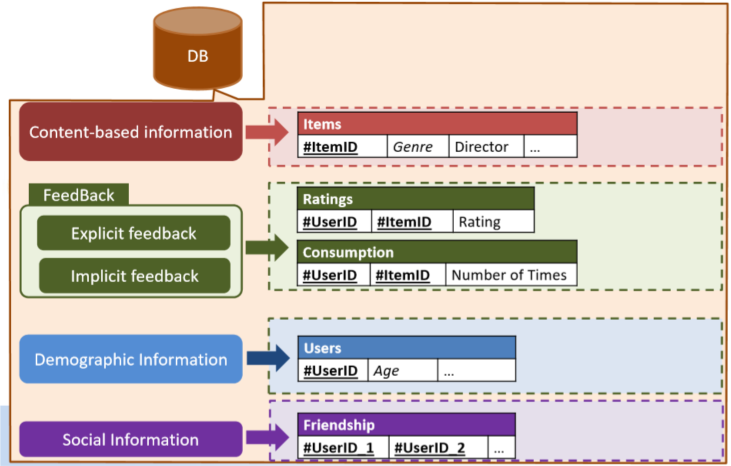
- Demographic Information: Gender, Age and Profession
- Social Information: Friendship

Which information do we use to make recommendations? [5]

Explicit Feedback Vs. Implicit Feedback

- **Explicit:** A system where we rely on the **user** giving us **explicit signals** about their **preferences**.
  - Ratings, thumbs up and thumbs down
- **Implicit:** Use user **clicks/queries/watches** to **infer preference**
  - **Lack of clicks** is implicit **lack of preference**.

Which information do we use to make recommendations? [4]



Types of Recommender Systems (RSs) [6]

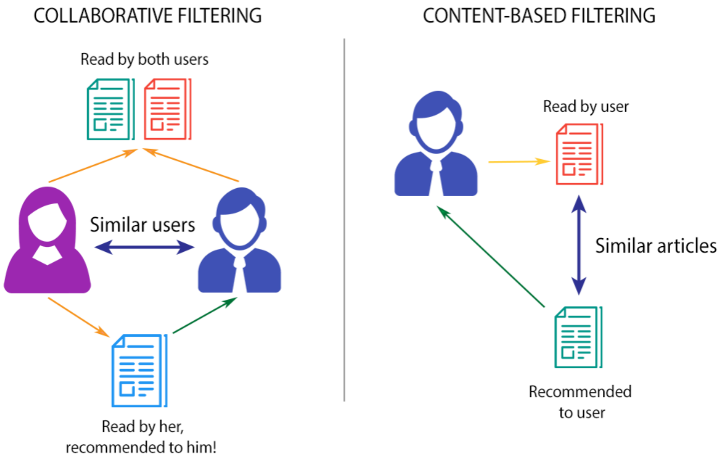
Collaborative Filtering-based RSs

Collaborative filtering approach builds a **model** from a **user's past behaviour**.

Content-based RSs

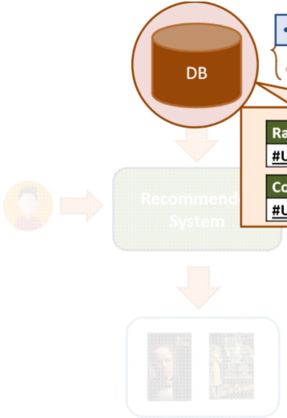
Content-based approach utilizes a series of **discrete characteristics** of an **item** in order to **recommend additional items** with **similar properties**.

Types of RSs [6]



Types of RSs [4]

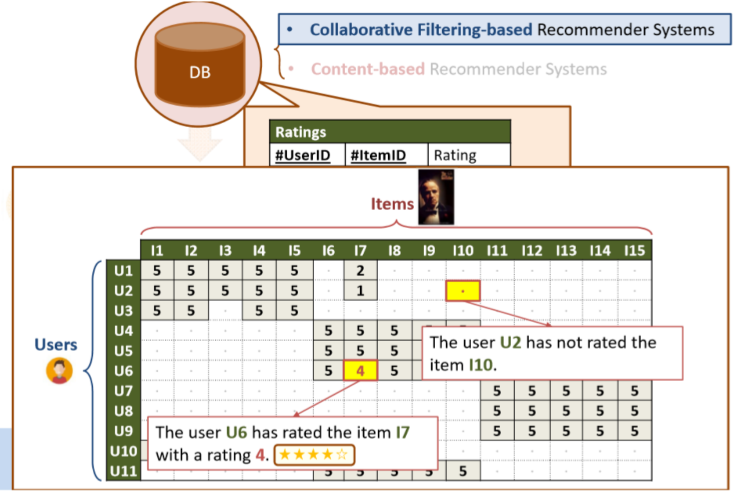
- **Collaborative Filtering-based** Recommender Systems
- **Content-based** Recommender Systems



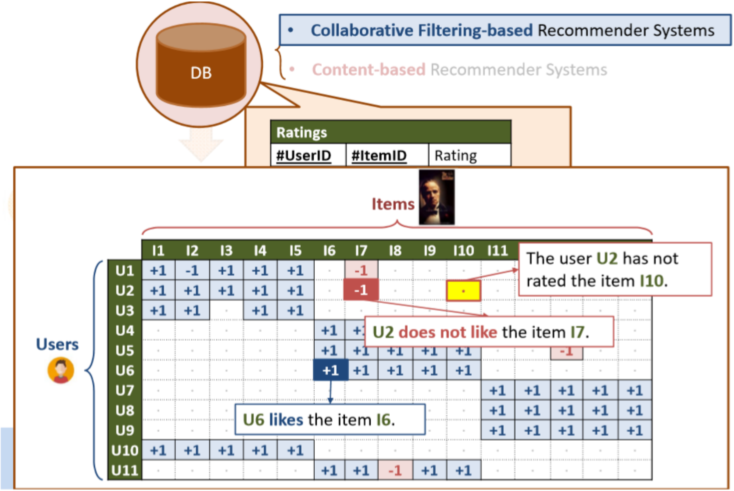
Ratings		
#UserID	#ItemID	Rating

Consumption		
#UserID	#ItemID	Number of Times

Types of RSs [4]

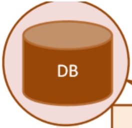


Types of RSs [4]



Types of RS) [4]

- **Collaborative Filtering-based** Recommender Systems
- Content-based Recommender Systems



Consumption		
#UserID	#ItemID	Number of Times

Items

Users

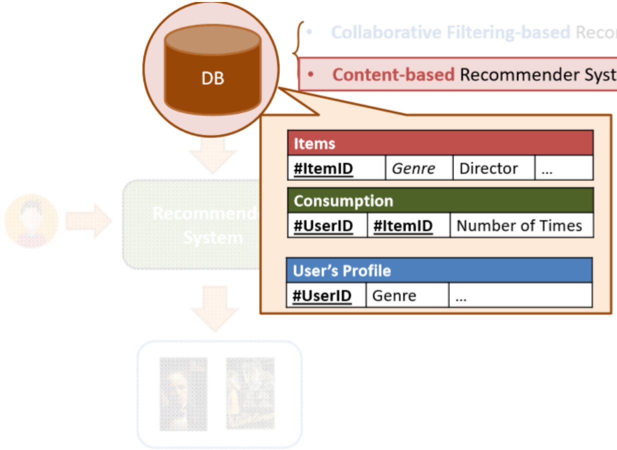
	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	15	5	55	25	43	0	21	0	0	0	0	0	0	0	0
U2	32	1	35	15	52	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
U3	15	12	0	31	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
U4	0	0	0	0	0	6	51	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]
U5	0	0	0	0	0	8	5	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]
U6	0	0	0	0	0	12	15	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]
U7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	13	4	8	3
U8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12	5	12	2	10
U9	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	0	0	5	23	5	11	3
U10	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	0	0	0	0	0	0	0
U11	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	2	15	0	0	0	0	0

The user **U2** has not listened the item **I10**.

The user '**U6**' has listened to the item **I7**, **15 times**

Types of RSs [4]

- Collaborative Filtering-based Recommender Systems
- **Content-based** Recommender Systems



Items			
#ItemID	*Genre*	Director	...

Consumption		
#UserID	#ItemID	Number of Times

User's Profile		
#UserID	Genre	...

Types of RSs - Example [7]

- Consider an **e-commerce website** which sells thousands of smartphones.
- **Five smartphones** with two major features
  1. Battery
  2. Display
- Item-Feature Matrix

Smartphone	Battery	Display
S_1	0.90	0.10
S_2	1.00	0.00
S_3	0.99	0.01
S_4	0.00	1.00
S_5	0.10	0.90

Types of RSs - Example [7]

- User-Feature Matrix

User	Battery	Display
Aman	0.90	0.10
Bob	0.80	0.20
Chandan	0.10	0.90
David	0.01	0.99

- **Aman:** He prefers battery over display as an ideal smartphone feature.
- **Bob:** He likes a long lasting battery.
- **Chandan:** For Chandan, display should be decent, battery should be normal.
- **David:** For David, Display is extremely important but not the battery.

Collaborative Filtering-based RSs - Example [7]

- Here, we don't know features of the items but we have user behaviour, i.e., How the users brought/rated the existing items.

User	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5
Aman (U_1)	5.0	5.0			
Bob (U_2)	4.5		4.0		
Chandan (U_3)		0.5	0.5	5.0	5.0
David (U_4)				4.0	4.5

- Using this information Feature Vector of S_1 can be assumed as S_1: $[x_1\ x_2]$
- The equations are: $U_1\ S_1^T = 5.0$ and $U_2\ S_1^T = 4.5$

Collaborative Filtering-based RSs - Example [7]

User	Battery	Display	Feature Vector
Aman (U_1)	0.90	0.10	[0.90 0.10]
Bob (U_2)	0.80	0.20	[0.80 0.20]
Chandan (U_3)	0.10	0.90	[0.10 0.90]
David (U_4)	0.01	0.99	[0.01 0.99]

- $U_1\ S_1^T = 5.0 \Rightarrow [0.90\ 0.10]\ [x_1\ x_2]^T = 5.0 \Rightarrow 0.90\ x_1 + 0.10\ x_2 = 5.0$
- $U_2\ S_1^T = 4.5 \Rightarrow [0.80\ 0.20]\ [x_1\ x_2]^T = 4.5 \Rightarrow 0.80\ x_1 + 0.20\ x_2 = 4.5$

Solving Two Equations

- **Equation 1:** $0.90\ x_1 + 0.10\ x_2 = 5.0$
- **Equation 1 $\times$ 2:** $1.80\ x_1 + 0.20\ x_2 = 10.0$
- **Equation 2:** $0.80\ x_1 + 0.20\ x_2 = 4.5$
- $x_1 = 5.5,\ x_2 = 0.5,\ S_1 = [x_1\ x_2] = [5.5\ 0.5]$

Collaborative Filtering-based RSs - Example [7]

- Similarly, $S_2 = [5.5\ 0.0]$, $S_3 = [5.0\ 0.0]$, $S_4 = [0.5\ 5.5]$ and $S_5 = [2.7\ 5.25]$
- Now all the Feature Vectors are known.
- Hence the recommendations will be mappings of User Feature Vectors and Item Feature Vectors.

Aman, based on his preferences and behaviours, recommendation will be:

$= max(U_1\ S_1^T,\ U_1\ S_2^T,\ U_1\ S_3^T,\ U_1\ S_4^T,\ U_1\ S_5^T)$
$= max([0.9\ 0.1]\ [5.5\ 0.5],\ [0.9\ 0.1]\ [5.5\ 0.0],\ [0.9\ 0.1]\ [5.0\ 0.0],\ [0.9\ 0.1]\ [0.5\ 5.5],\ [0.9\ 0.1]\ [2.7\ 5.25]$
$= max(5,\ 4.99,\ 4.95,\ 1,\ 2.9)$
$\Rightarrow S_1,\ S_2,\ S_3,\ S_5$ and S_4

Content-based RSs - Example [7]

- Content-based systems recommends item based on a similarity comparison between the content of the items and a user's profile.

Smartphone	Battery	Display	Feature Vector
S_1	0.90	0.10	[0.90 0.10]
S_2	1.00	0.00	[1.00 0.00]
S_3	0.99	0.01	[0.99 0.01]
S_4	0.00	1.00	[0.00 1.00]
S_5	0.10	0.90	[0.10 0.90]

User	Battery	Display	Feature Vector
Aman (U_1)	0.90	0.10	[0.90 0.10]
Bob (U_2)	0.80	0.20	[0.80 0.20]
Chandan (U_3)	0.10	0.90	[0.10 0.90]
David (U_4)	0.01	0.99	[0.01 0.99]

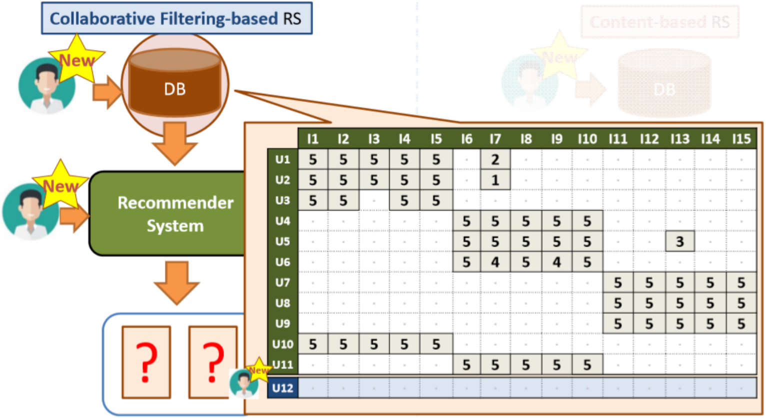
Content-based RSs - Example [7]

- Content-based item-user mapping recommendations are given by the equation: $max(U_j, S_i^T)$

For User U_1 (Aman), smartphone recommendation is:

$= max(U_1\ S_1^T,\ U_1\ S_2^T,\ U_1\ S_3^T,\ U_1\ S_4^T,\ U_1\ S_5^T)$
$= max([0.9\ 0.1]\ [0.9\ 0.1],\ [0.9\ 0.1]\ [1.0\ 0.0],\ [0.9\ 0.1]\ [0.99\ 0.01],\ [0.9\ 0.1]\ [0.0\ 1.0],\ [0.9\ 0.1]\ [0.1\ 0.9]$
$= max(0.82,\ 0.9,\ 0.89,\ 0.1,\ 0.18)$
$\Rightarrow S_2\ (0.9),\ S_3\ (0.89),\ S_1\ (0.82),\ S_5\ (0.18)$ and $S_4\ (0.1)$

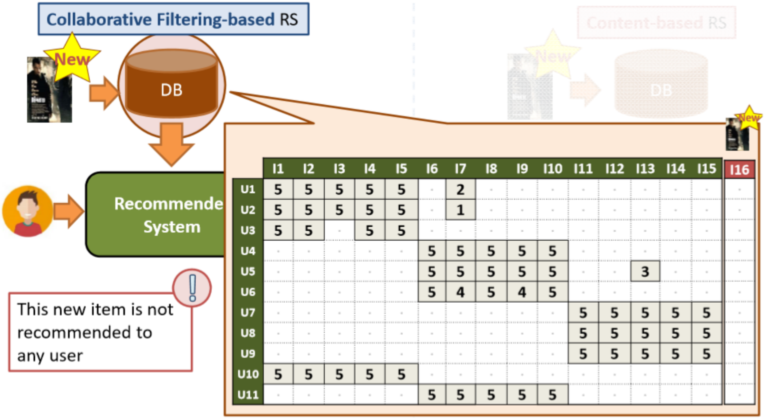
Collaborative Filtering-based RSs - Cold-Start Problem - New User [4]



	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	5	5	5	5	5		2								
U2	5	5	5	5	5		1								
U3	5	5		5	5										
U4						5	5	5	5	5					
U5						5	5	5	5	5			3		
U6						5	4	5	4	5					
U7											5	5	5	5	5
U8											5	5	5	5	5
U9											5	5	5	5	5
U10	5	5	5	5	5										
U11						5	5	5	5	5					
U12															

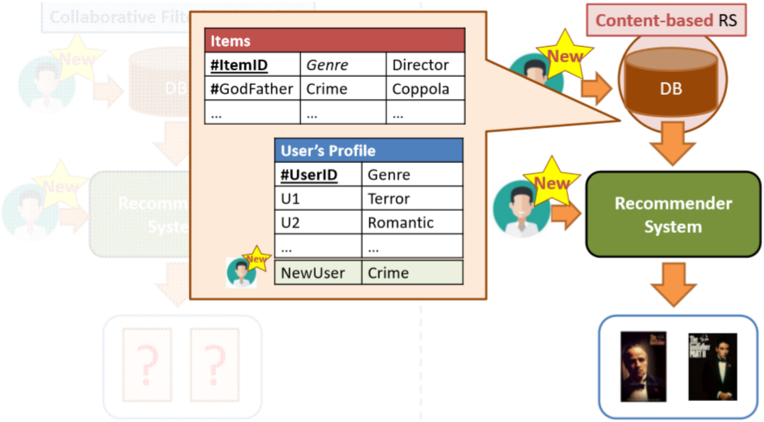
- It suffers from new user clod-start problem.

Collaborative Filtering-based RSs - Cold-Start Problem - New Item [4]



	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15	I16
U1	5	5	5	5	5		2									
U2	5	5	5	5	5		1									
U3	5	5		5	5											
U4						5	5	5	5	5						
U5						5	5	5	5	5			3			
U6						5	4	5	4	5						
U7											5	5	5	5	5	
U8											5	5	5	5	5	
U9											5	5	5	5	5	
U10	5	5	5	5	5											
U11						5	5	5	5	5						

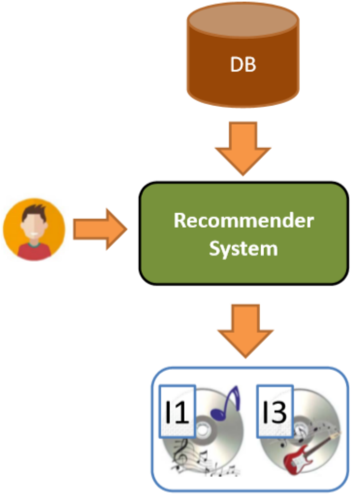
Content-based RSs - Cold-Start Problem - New Item [4]



Items		
#ItemID	*Genre*	Director
#GodFather	Crime	Coppola
...	...	...

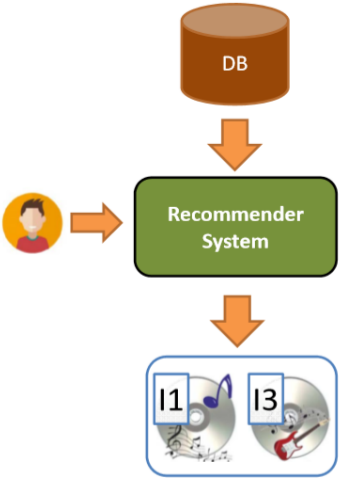
User's Profile	
#UserID	Genre
U1	Terror
U2	Romantic
...	...
NewUser	Crime

How to evaluate a recommender system? [4]



- Accuracy
- Diversity
- Trust
  - Reliability
  - Explaining Recommendations
- Serendipity
  - Novelty

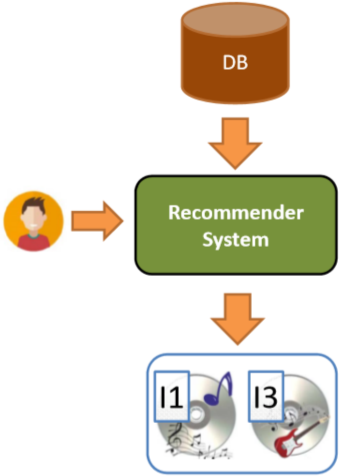
How to evaluate a recommender system? [4]



Do I like what the RS recommends me?

- **Accuracy**
- **Diversity**
- **Trust**
  - Reliability
  - Explaining Recommendations
- **Serendipity**
  - Novelty

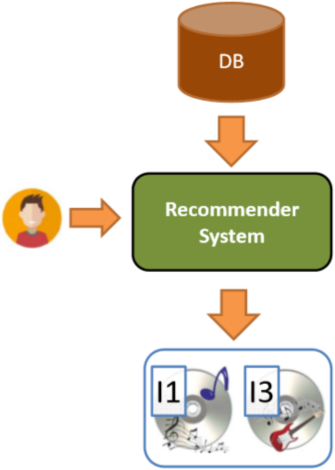
How to evaluate a recommender system? [4]



Does the RS offers me **different kind of items**?

- **Accuracy**
- **Diversity**
- **Trust**
  - Reliability
  - Explaining Recommendations
- **Serendipity**
  - Novelty

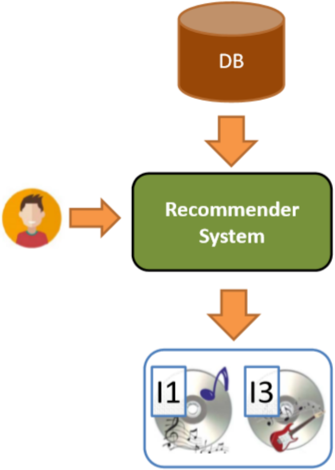
How to evaluate a recommender system? [4]



Has the RS the ability to **convince me** about their recommendations?

- **Accuracy**
- **Diversity**
- **Trust**
  - Reliability
  - Explaining Recommendations
- **Serendipity**
  - Novelty

How to evaluate a recommender system? [4]

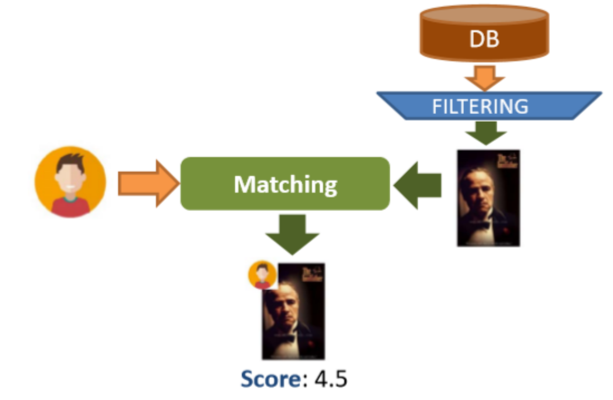


How **surprising** are the recommendation?

- **Accuracy**
- **Diversity**
- **Trust**
  - Reliability
  - Explaining Recommendations
- **Serendipity**
  - Novelty

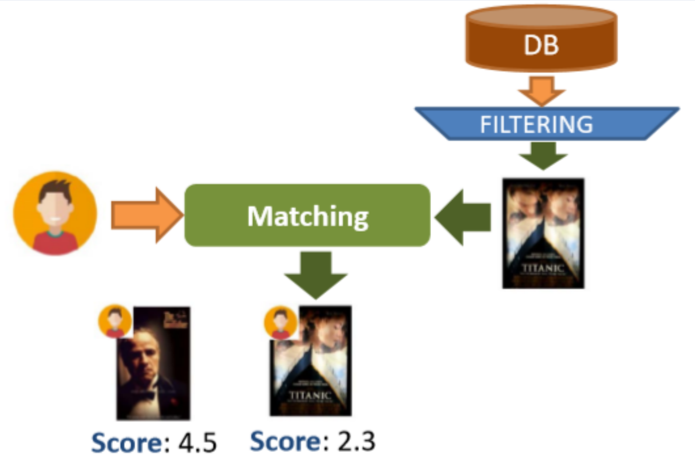
How to implement a recommender system? [4]

Architecture of a recommender system



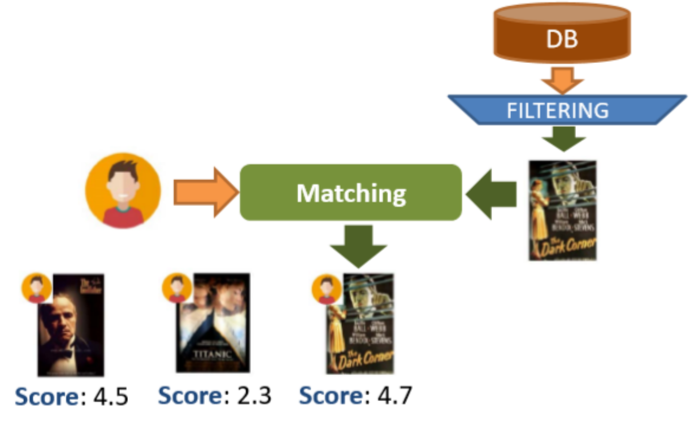
How to implement a recommender system? [4]

Architecture of a recommender system



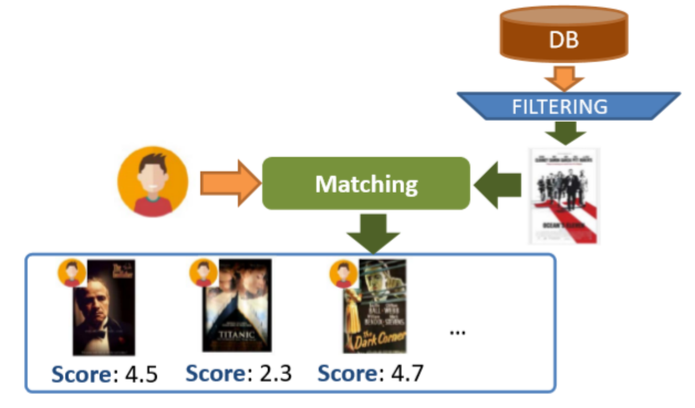
How to implement a recommender system? [4]

Architecture of a recommender system



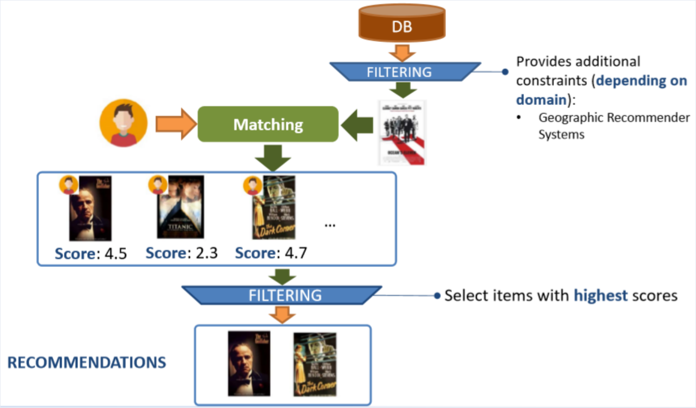
How to implement a recommender system? [4]

Architecture of a recommender system



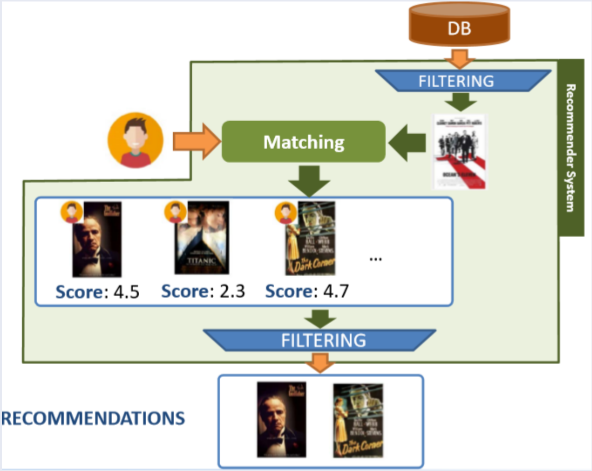
How to implement a recommender system? [4]

Architecture of a recommender system

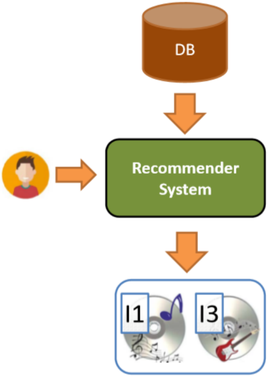


How to implement a recommender system? [4]

Architecture of a recommender system



Types of Recommender Systems [4]



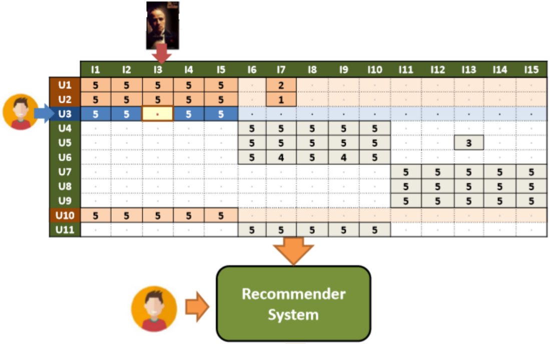
	Collaborative Filtering based	Content based
Memory-Based		
Model-Based		

Types of Recommender Systems [8]

Memory-based Vs. Model-based

- **Memory-based**
  - act only on the **matrix** of **user ratings** for **items**
  - use any **rating** generated before the **referral process**
- **Memory-based** methods use **similarity metrics** to obtain the **distance** between **two users**, or **two items**, based on each of **their ratios**.
- **Model-based**
  - create a model that generates the recommendations
- We consider a method **model-based** if **new information** from **any user outdates** the **model**.

Types of Recommender Systems - Memory-based [4]



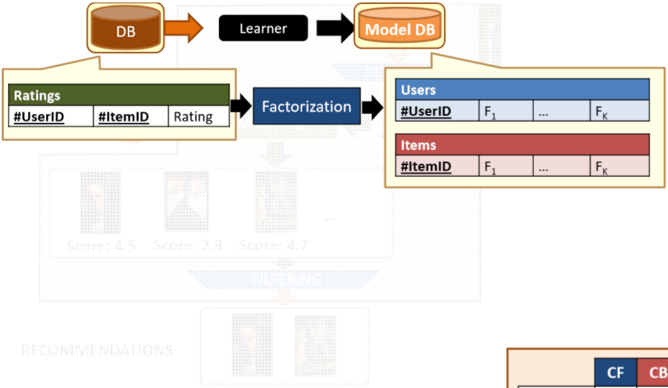
	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	5	5	5	5	5	.	2	.	.	.	.	.	.	.	.
U2	5	5	5	5	5	.	1	.	.	.	.	.	.	.	.
U3	5	5	.	5	5	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
U4	.	.	.	.	.	5	5	5	5	5	.	.	.	.	.
U5	.	.	.	.	.	5	5	5	5	5	.	.	3	.	.
U6	.	.	.	.	.	5	4	5	4	5	.	.	.	.	.
U7	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	5	5	5	5	5
U8	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	5	5	5	5	5
U9	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	5	5	5	5	5
U10	5	5	5	5	5	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
U11	.	.	.	.	.	5	5	5	5	5	.	.	.	.	.

The system predicts that the user **#U3** will **like** item **#I3**:

- Other users (**#U1**, **#U2**) with **similar taste to #U3** likes item **#I3**.

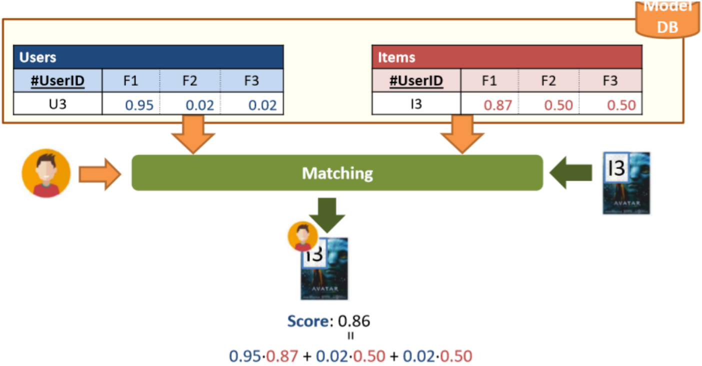
	CF	CB
Memory		
Model		

Types of Recommender Systems - Model-based [4]

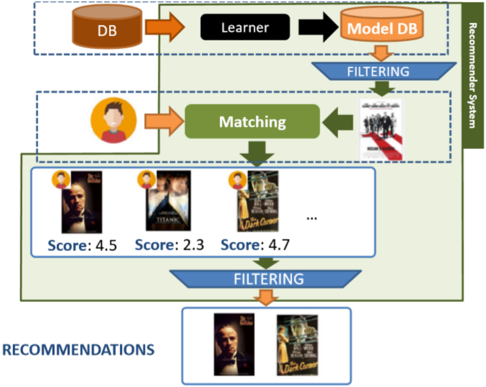


	CF	CB
Memory		
Model		

Types of Recommender Systems - Model-based [4]

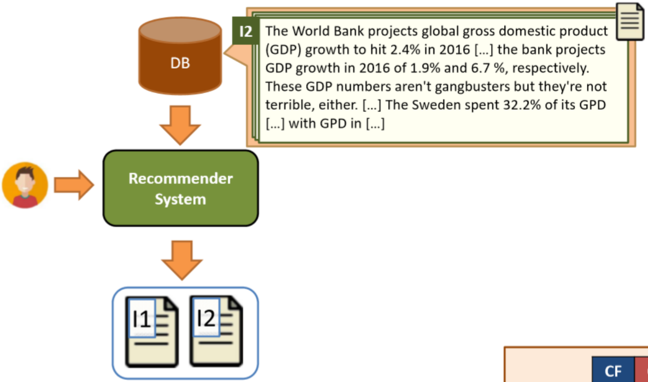


Types of Recommender Systems - Model-based [4]



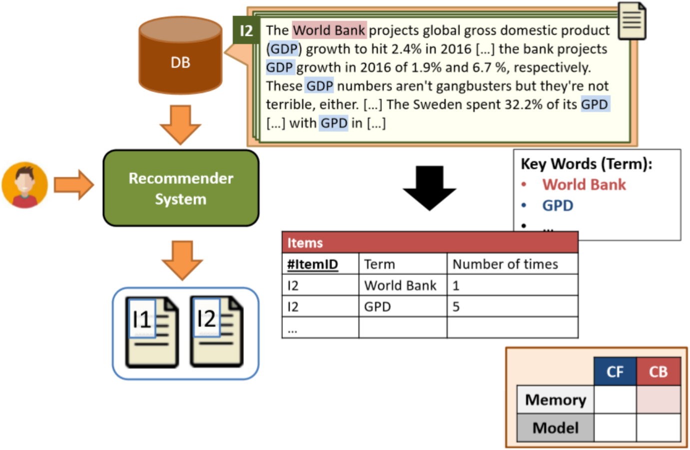
	CF	CB
Memory		
Model		

Types of Recommender Systems - Memory-based [4]

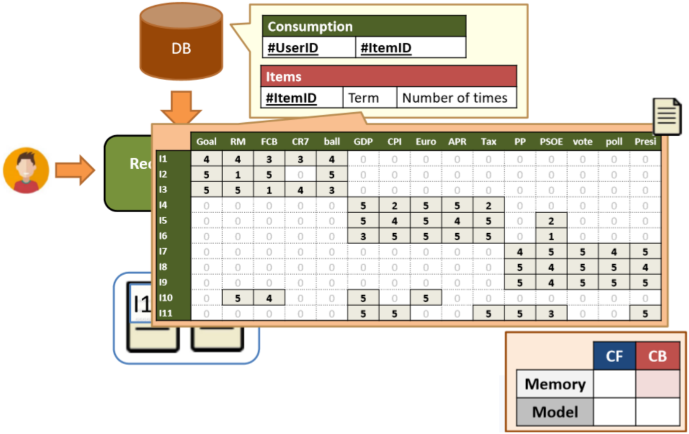


	CF	CB
Memory		
Model		

Types of Recommender Systems - Memory-based [4]



Types of Recommender Systems - Memory-based [4]



Consumption	
#UserID	#ItemID

Items		
#ItemID	Term	Number of times

	Goal	RM	FCB	CR7	ball	GDP	CPI	Euro	APR	Tax	PP	PSOE	vote	poll	Presi
I1	4	4	3	3	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I2	5	1	5	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I3	5	5	1	4	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I4	0	0	0	0	0	5	2	5	5	2	0	0	0	0	0
I5	0	0	0	0	0	5	4	5	4	5	0	2	0	0	0
I6	0	0	0	0	0	3	5	5	5	5	0	1	0	0	0
I7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	5	5	4	5
I8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	4	5	5	4
I9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	4	5	5	5
I10	0	5	4	0	0	5	0	5	0	0	0	0	0	0	0
I11	0	0	0	0	0	5	5	0	0	5	5	3	0	0	5

	CF	CB
Memory		
Model		

Types of Recommender Systems - Memory-based [4]

	Goal	RM	FCB	CR7	ball	GDP	CPI	Euro	APR	Tax	PP	PSOE	vote	poll	Presi
I1	4	4	3	3	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I2	5	1	5	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I3	5	5	1	4	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I4	0	0	0	0	0	5	2	5	5	2	0	0	0	0	0
I5	0	0	0	0	0	5	4	5	4	5	0	2	0	0	0
I6	0	0	0	0	0	3	5	5	5	5	0	1	0	0	0
I7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	5	5	4	5
I8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	4	5	5	4
I9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	4	5	5	5
I10	0	5	4	0	0	5	0	5	0	0	0	0	0	0	0
I11	0	0	0	0	0	5	5	0	0	5	5	3	0	0	5

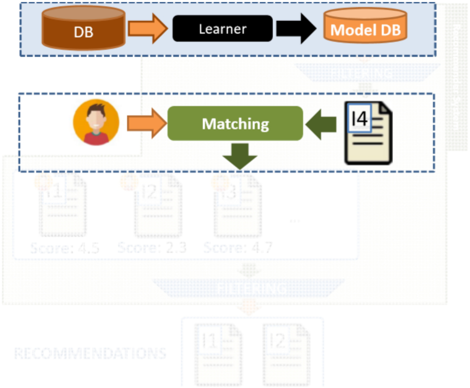
Consumption	
#U	#I1
#U	#I2

The system predicts that the user **#U** will **like** item **#I3**:

- He has seen items (**#I1, #I2**) that deal with the same topic to item **#I3**.

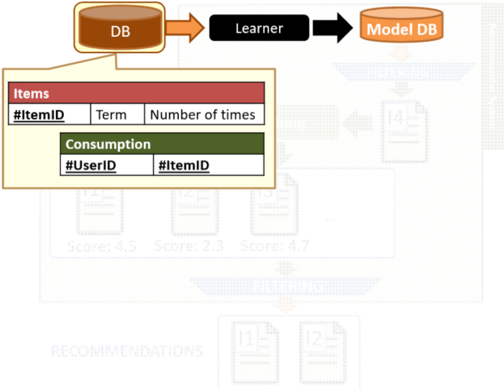
	CF	CB
Memory		
Model		

Types of Recommender Systems - Model-based [4]



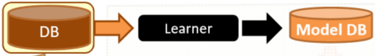
	CF	CB
Memory		
Model		

Types of Recommender Systems - Model-based [4]



	CF	CB
Memory		
Model		

Types of Recommender Systems - Model-based [4]

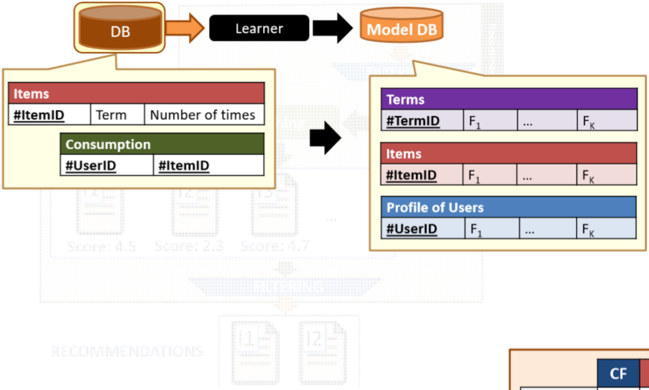


Items		
#ItemID	Term	Number of times

	Goal	RM	FCB	CR7	ball	GDP	CPI	Euro	APR	Tax	PP	PSOE	vote	poll	Presi
I1	4	4	3	3	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I2	5	1	5	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I3	5	5	1	4	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I4	0	0	0	0	0	5	2	5	5	2	0	0	0	0	0
I5	0	0	0	0	0	5	4	5	4	5	0	2	0	0	0
I6	0	0	0	0	0	3	5	5	5	5	0	1	0	0	0
I7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	5	5	4	5
I8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	4	5	5	4
I9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	4	5	5	5
I10	0	5	4	0	0	5	0	5	0	0	0	0	0	0	0
I11	0	0	0	0	0	5	5	0	0	5	5	3	0	0	5

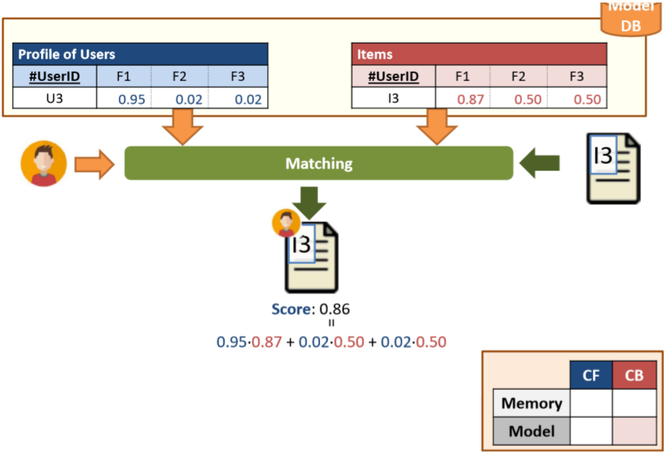
	CF	CB
Memory		
Model		

Types of Recommender Systems - Model-based [4]

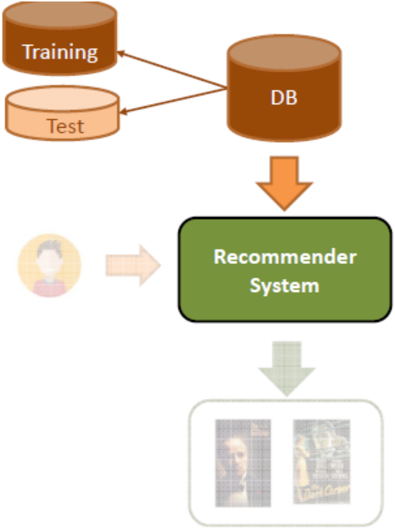


	CF	CB
Memory		
Model		

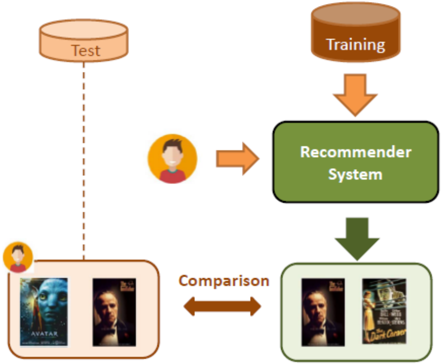
Types of Recommender Systems - Model-based [4]



Evaluating the accuracy of a RS [4]

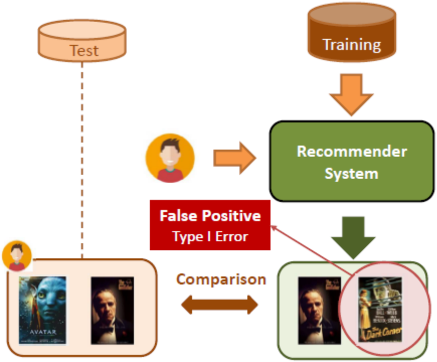


Evaluating the accuracy of a RS [4]



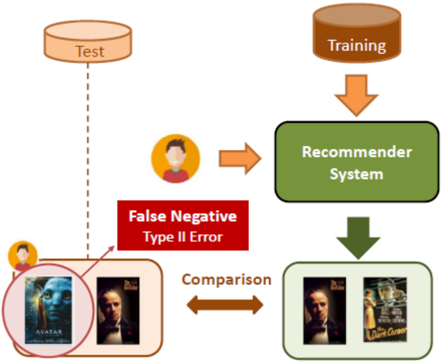
		Does the user like the item?	
		YES	NO
Recommendation	YES		
	NO		

Evaluating the accuracy of a RS [4]



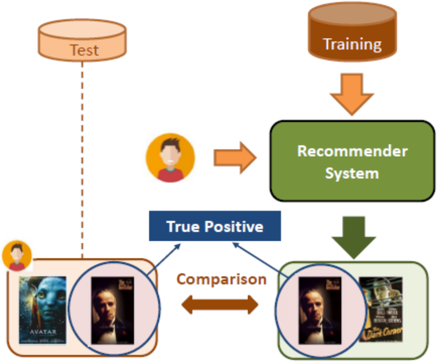
		Does the user like the item?	
		YES	NO
Recommendation	YES		False Positive Type I Error
	NO		

Evaluating the accuracy of a RS [4]



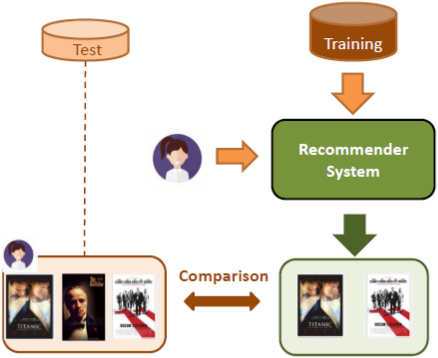
		Does the user like the item?	
		YES	NO
Recommendation	YES		False Positive (FP)
	NO	False Negative Type II Error	

Evaluating the accuracy of a RS [4]



		Does the user like the item?	
		YES	NO
Recommendation	YES	True Positive	False Positive (FP)
	NO	False Negative (FN)	

Evaluating the accuracy of a RS [4]



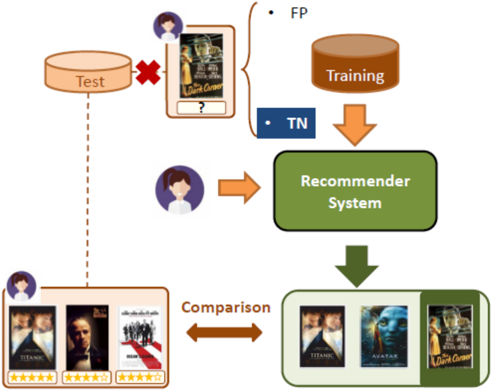
$$Precision = \frac{|TP|}{|TP| + |FP|}$$

$$Recall = \frac{|TP|}{|TP| + |FN|}$$

$$F - Score = 2\frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

		Does the user like the item?	
		YES	NO
Recommendation	YES	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	NO	False Negative (FN)	

Evaluating the accuracy of a RS [4]

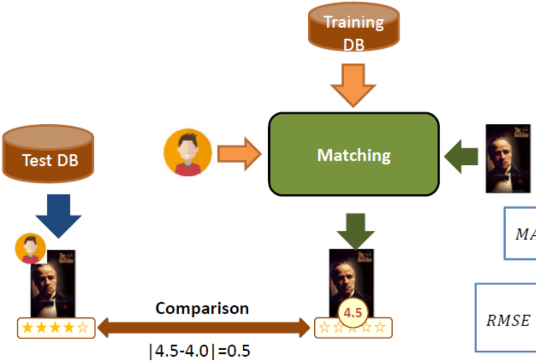


$$Precision = \frac{|TP|}{|TP| + |FP|}$$

$$Recall = \frac{|TP|}{|TP| + |FN|}$$

Recommendation	Does the user like the item? YES	Does the user like the item? NO
YES	True Positive (TP)	False Positive (FP)
NO	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Quality Measures for Evaluating Predictions [4]



$$MAE = \frac{\sum_{r_{ui}\neq\cdot} |p_{ui} - r_{ui}|}{|\{r_{ui}|r_{ui} \neq\cdot\}|}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{r_{ui}\neq\cdot} (p_{ui} - r_{ui})^2}{|\{r_{ui}|r_{ui} \neq\cdot\}|}}$$

Activity 1 [4]

Activity 1. **Develop a recommender system based on the popularity of items. Evaluate the recommender system**

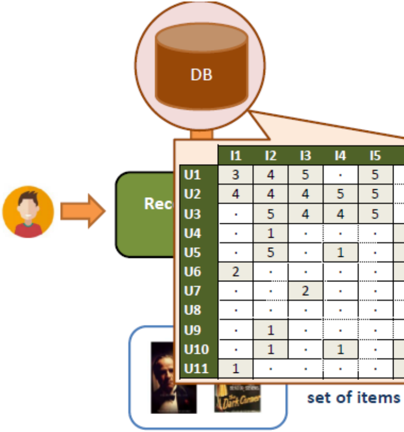
	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Designing the RS

Evaluating the RS

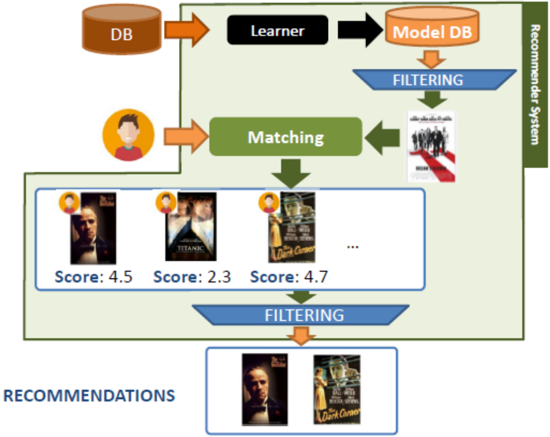
Activity 1 [4]

	CF	CB
Memory		
Model		



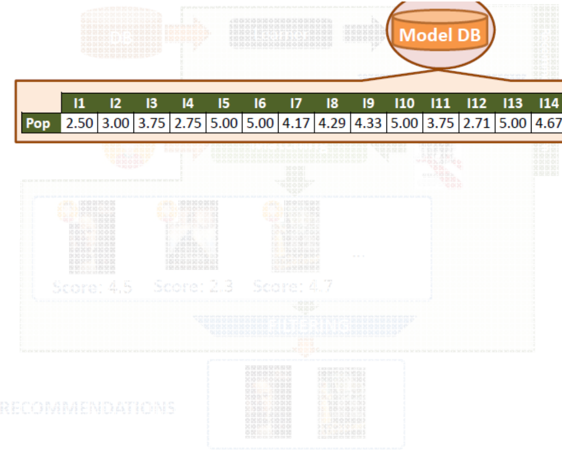
	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Activity 1 [4]



	CF	CB
Memory		
Model		

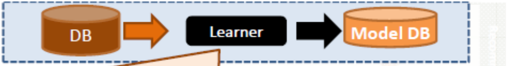
Activity 1 [4]



	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
Pop	2.50	3.00	3.75	2.75	5.00	5.00	4.17	4.29	4.33	5.00	3.75	2.71	5.00	4.67	3.17

	CF	CB
Memory		
lodel		

Activity 1 [4]



	CF	CB
Memory		
lodel		

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

	I1	I2	I3		I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
Pop	2.50	3.00	3.75	$= \frac{5+4+4+2}{4}$	4.29	4.33	5.00	3.75	2.71	5.00	4.67	3.17

Activity 1 [4]

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Score	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1				2.75		5.00	4.17		4.33	5.00	3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U2						5.00		4.29		5.00		2.71	5.00	4.67	
U3	2.50					5.00	4.17		4.33	5.00	3.75		5.00	4.67	
U4	2.50		3.75	2.75	5.00						3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U5	2.50		3.75		5.00						3.75		5.00	4.67	3.17
U6		3.00	3.75	2.75	5.00						3.75		5.00	4.67	3.17
U7	2.50	3.00	0.00	2.75	5.00	5.00	4.17	4.29	4.33	5.00					
U8	2.50	3.00	3.75	2.75	5.00	5.00	4.17	4.29	4.33	5.00					
U9	2.50		3.75	2.75	5.00	5.00	4.17	4.29	4.33	5.00					
U10	2.50		3.75		5.00						3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U11		3.00	3.75	2.75	5.00						3.75		5.00	4.67	

Activity 1 [4]

Activity 1. Develop a recommender system based on the popularity of items. Evaluate the recommender system

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Designing the RS

Evaluating the RS

Activity 1 [4]

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Test Set

Activity 1 [4]

Training Data

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	·	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	·	5	5	·	·	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	·	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	·	·	1	·	·	4	·	4	·	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	·	5	5	·	·	·	·	·
U11	·	·	·	·	·	5	5	5	·	5	·	1	·	·	1

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
Pop	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00	3.75	2.71	5.00	4.67	3.17

Activity 1 [4]

Score

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	·	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	·	5	5	·	·	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	·	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	·	·	1	·	·	4	·	4	·	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	·	5	5	·	·	·	·	·
U11	·	·	·	·	·	5	5	5	·	5	·	1	·	·	1

Score	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1		**2.75**		2.75		5.00	4.80		4.20	5.00	3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U2			**3.67**			5.00	**4.80**	4.00		5.00		2.71	5.00	4.67	
U3	3.00				**5.00**	5.00	4.80		4.20	5.00	3.75		5.00	4.67	
U4	3.00		3.67	2.75	5.00						3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U5	3.00	**2.75**	3.67		5.00	**5.00**		**4.00**		**5.00**	3.75		5.00	4.67	3.17
U6		2.75	3.67	2.75	5.00						3.75		5.00	4.67	3.17
U7	3.00	2.75		2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00					
U8	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00					
U9	3.00	**2.75**	3.67	2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00					
U10	3.00		3.67		5.00			**4.00**			3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U11	**3.00**	2.75	3.67	2.75	5.00				**4.20**		3.75		5.00	4.67	

Activity 1 [4]

MAE and RMSE

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Score	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1		2.75		2.75		5.00	4.80		4.20	5.00	3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U2			3.67			5.00	4.80	4.00		5.00		[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]
U3	3.00				5.00	5.00	4.80		4.20	5.00	3.75	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]
U4	3.00		3.67	2.75	5.00						3.75	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]
U5	3.00	2.75	3.67		5.00	5.00		4.00		5.00	3.75		5.00	4.67	3.17
U6		2.75	3.67	2.75	5.00						3.75		5.00	4.67	3.17
U7	3.00	2.75		2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]
U8	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]
U9	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]
U10	3.00		3.67		5.00			4.00			[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]	[illegible]
U11	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00				4.20		3.75		5.00	4.67	

$$MAE = \frac{|4 - 2.75| + \cdots}{12} = 1.18$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{|4 - 2.75|^2 + \cdots}{12}} = 1.60$$

Activity 1 [4]

Recommendations

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	·	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	·	5	5	·	·	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	·	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	·	·	1	·	·	4	·	4	·	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	·	5	5	·	·	·	·	·
U11	·	·	·	·	·	5	5	5	·	5	·	1	·	·	1

Score	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1		2.75		2.75		5.00	4.80		4.20	5.00	3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U2			3.67			5.00	4.80	4.00		5.00		2.71	5.00	4.67	
U3	3.00				5.00	5.00	4.80		4.20	5.00	3.75		5.00	4.67	
U4	3.00		3.67	2.75	5.00						3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U5	3.00	2.75	3.67		5.00	5.00		4.00		5.00	3.75		5.00	4.67	3.17
U6		2.75	3.67	2.75	5.00						3.75		5.00	4.67	3.17
U7	3.00	2.75		2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00					
U8	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00					
U9	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00					
U10	3.00		3.67		5.00			4.00			3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U11	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00				4.20		3.75		5.00	4.67	

Activity 1 - Precision [4]

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Score	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1		2.75		2.75		5.00	4.80		4.20	5.00	3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U2			3.67			5.00	4.80	4.00		5.00		2.71	5.00	4.67	
U3	3.00				5.00	5.00	4.80		4.20	5.00	3.75		5.00	4.67	
U4	3.00		3.67	2.75	5.00						3.75	2.71	5.0		
U5	3.00	2.75	3.67		5.00	5.00		4.00		5.00	3.75		5.0		
U6		2.75	3.67	2.75	5.00						3.75		5.0		
U7	3.00	2.75		2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00					
U8	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00					
U9	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00					
U10	3.00		3.67		5.00			4.00			3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U11	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00				4.20		3.75		5.00	4.67	

$$Precision = \frac{6}{7} = 0.86$$

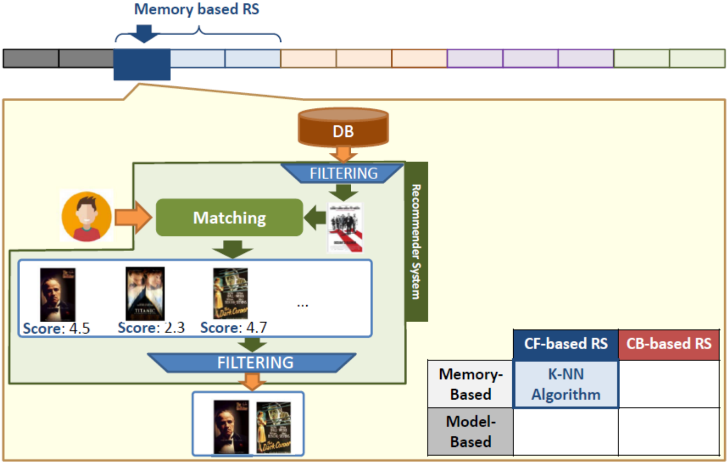
Activity 1 - Recall [4]

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Score	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1		2.75		2.75		5.00	4.80		4.20	5.00	3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U2			3.67			5.00	4.80	4.00		5.00		2.71	5.00	[illegible]	[illegible]
U3	3.00				5.00	5.00	4.80		4.20	5.00	3.75		5.00	[illegible]	[illegible]
U4	3.00		3.67	2.75	5.00						3.75	2.71	5.00	[illegible]	3.17
U5	3.00	2.75	3.67		5.00	5.00		4.00		5.00	3.75		5.00	4.67	3.17
U6		2.75	3.67	2.75	5.00						3.75		5.00	4.67	3.17
U7	3.00	2.75		2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00					
U8	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00					
U9	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00	5.00	4.80	4.00	4.20	5.00					
U10	3.00		3.67		5.00			4.00			3.75	2.71	5.00	4.67	3.17
U11	3.00	2.75	3.67	2.75	5.00				4.20		3.75		5.00	4.67	

$$Recall = \frac{6}{9} = 0.67$$

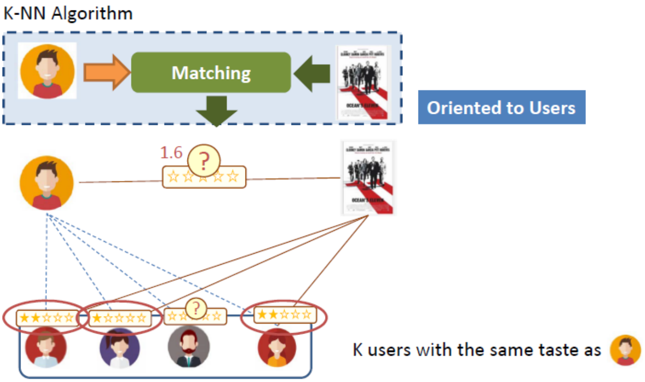
K-NN Algorithm [4]



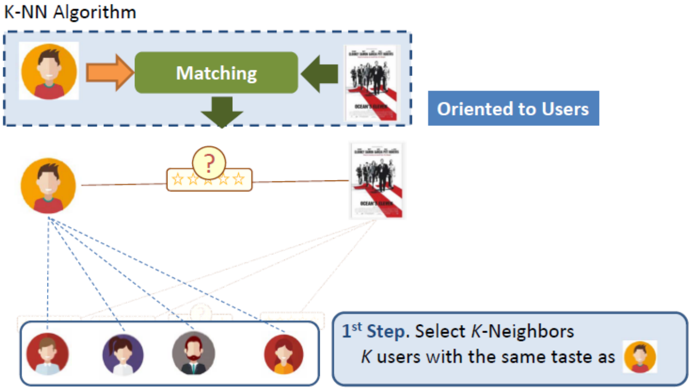
	CF-based RS	CB-based RS
Memory-Based	K-NN Algorithm	
Model-Based		

K-NN Algorithm [4]

K-NN Algorithm [4]

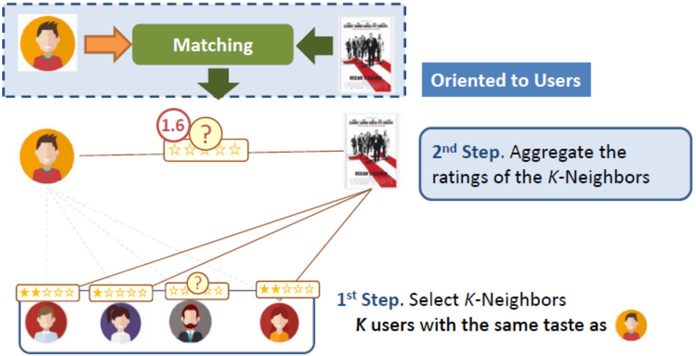


K-NN Algorithm [4]

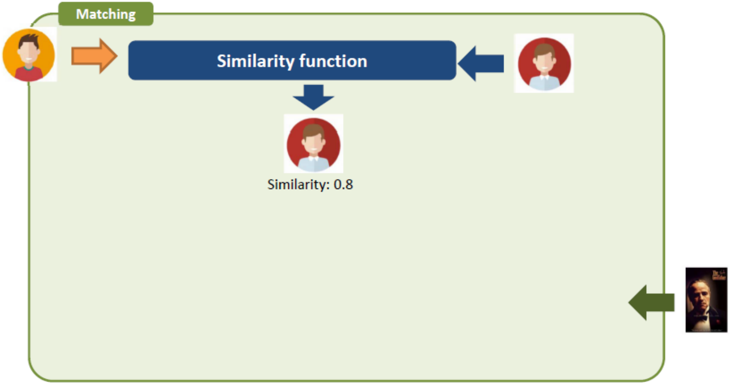


K-NN Algorithm [4]

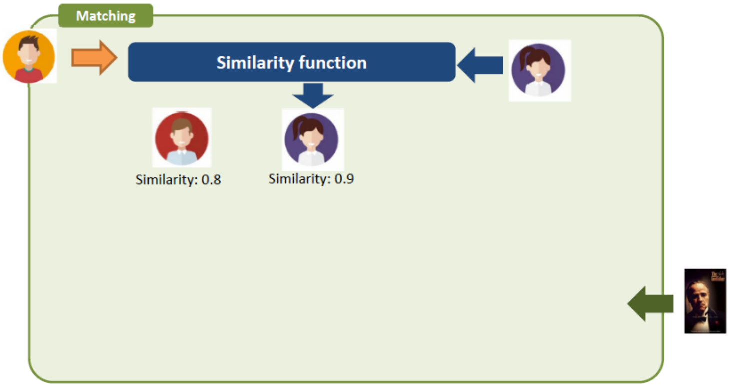
K-NN Algorithm



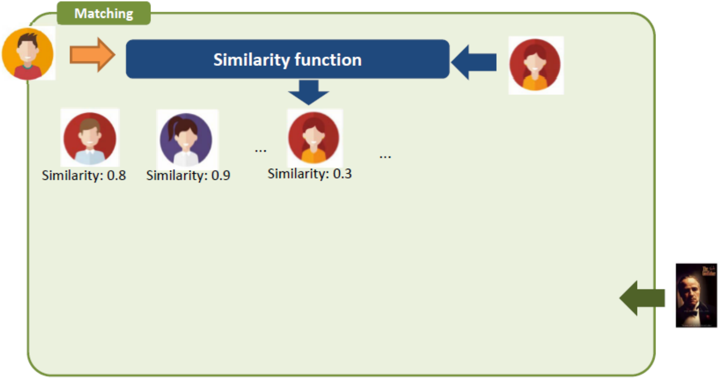
K-NN Algorithm [4]



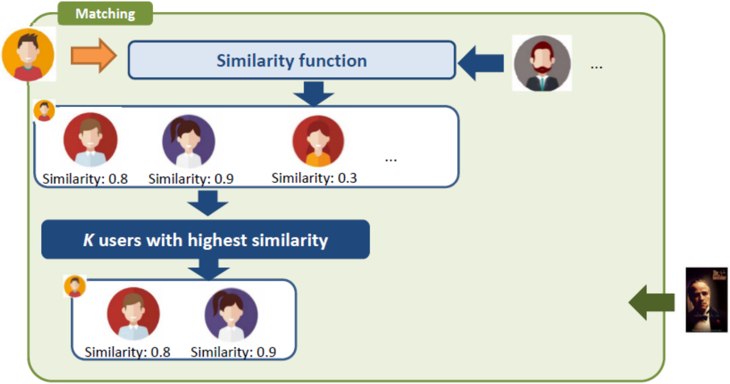
K-NN Algorithm [4]



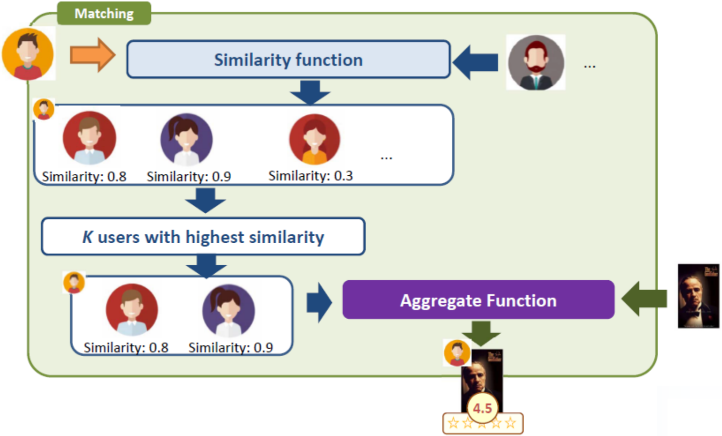
K-NN Algorithm [4]



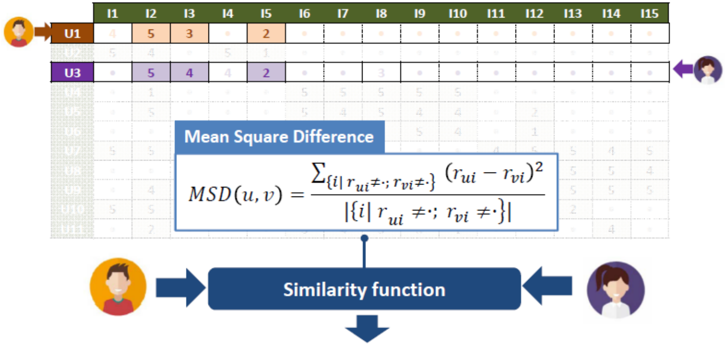
K-NN Algorithm [4]



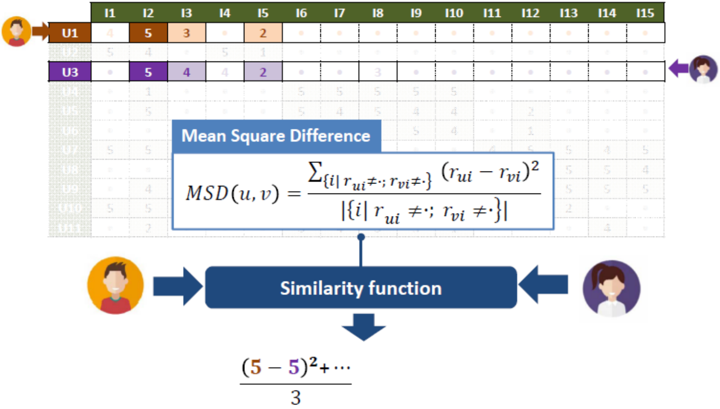
K-NN Algorithm [4]



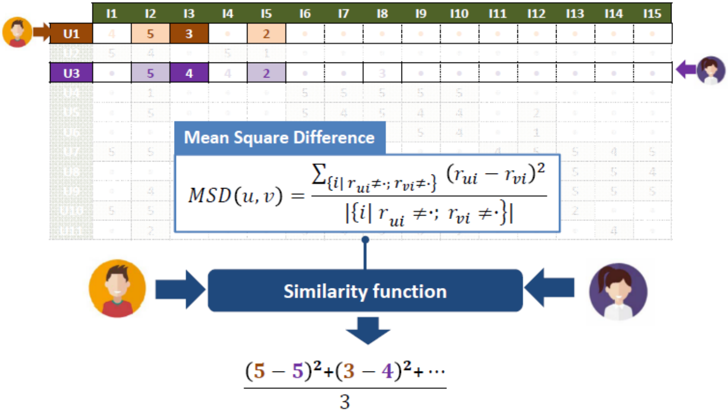
K-NN Algorithm - Mean Square Difference (MSD) [4]



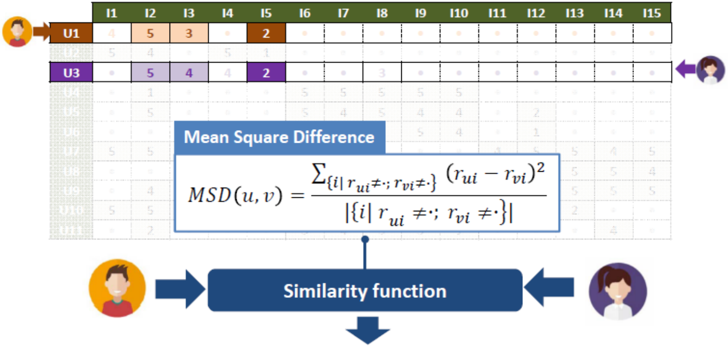
K-NN Algorithm - MSD [4]



K-NN Algorithm - MSD [4]



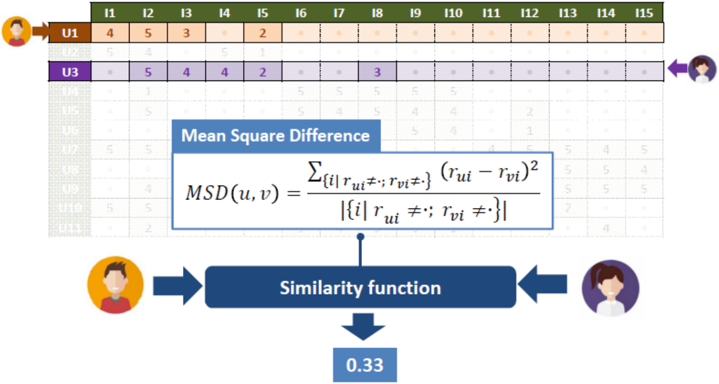
K-NN Algorithm - MSD [4]



$$MSD(u,v) = \frac{\sum_{\{i \mid r_{ui} \neq \cdot;\, r_{vi} \neq \cdot\}} (r_{ui} - r_{vi})^2}{|\{i \mid r_{ui} \neq \cdot;\ r_{vi} \neq \cdot\}|}$$

$$\frac{(5-5)^2+(3-4)^2+(2-2)^2}{3}$$

K-NN Algorithm - MSD [4]



Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm **oriented to users** $(K = 2)$

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Activity 2 [4]


Matching
K-NN Algorithm
Oriented to Users
Oriented to Items

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to users ($K = 2$)

Sim		I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
	U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
0.50	U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
0.75	U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
9.00	U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
5.00	U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
5.00	U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
9.00	U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
·	U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
9.00	U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
9.00	U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
6.50	U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to users ($K = 2$)

Sim		I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
	U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
0.50	U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
0.75	U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
9.00	U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
5.00	U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
5.00	U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
9.00	U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
·	U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
9.00	U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
9.00	U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
6.50	U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

$$MSD(\mathrm{U1}, \mathrm{U2}) = \frac{(3-4)^2 + (4-4)^2 + (5-4)^2 + (5-5)^2}{4} = 0.50$$

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to users ($K = 2$)

Sim		I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
	U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
0.50	U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
0.75	U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
9.00	U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
5.00	U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
5.00	U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
9.00	U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
·	U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
9.00	U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
9.00	U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
6.50	U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

$$\boxed{MSD(\mathrm{U1}, \mathrm{U8}) = ??}$$

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to users ($K = 2$)

Sim		I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
	U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
0.50	U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
0.75	U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
9.00	U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
5.00	U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
5.00	U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
9.00	U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
·	U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
9.00	U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
9.00	U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
6.50	U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Neighbors of U1 = {U2,U3}

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to users ($K = 2$)

Sim		I1	I2	I3	I4			I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
	U1	3	4	5	4.5 $= \frac{5+4}{2}$			·	2	·	·	·	·	·	·	·
0.50	U2	4	4	4	5			1	·	2	·	1	·	·	·	3
0.75	U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
9.00	U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
5.00	U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
5.00	U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
9.00	U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
·	U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
9.00	U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
9.00	U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
6.50	U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Neighbors of U1 = {U2,U3}

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to users ($K = 2$)

Sim		I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
	U1	3	4	5	4.5	5	·	1	2	2	·	1	2	·	·	2
0.50	U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
0.75	U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
9.00	U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
5.00	U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
5.00	U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
9.00	U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
·	U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
9.00	U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
9.00	U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
6.50	U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Neighbors of U1 = {U2,U3}

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm **oriented to items** ($K = 2$)

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to items ($K = 2$)

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to items ($K = 2$)

Sim	1.0	4.5	0.5		0.5	16.0	13.6	11.0	11.3	16.0	16.0	2.50	·	·	6.50
	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to items ($K = 2$)

Sim	1.0	4.5	0.5		0.5	16.0	13.6	11.0	11.3	16.0	16.0	2.50	·	·	6.50
	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

$$MSD(\mathrm{I4},\mathrm{I2}) = \frac{(4-5)^2 + (5-4)^2 + (5-1)^2 + (1-1)^2}{4} = 4.5$$

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to items ($K = 2$)

Sim	1.0	4.5	0.5		0.5	16.0	13.6	11.0	11.3	16.0	16.0	2.5	·	·	6.50
	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

$$MSD(\mathrm{I4}, \mathrm{I13}) = ??$$

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to items ($K = 2$)

Sim	1.0	4.5	0.5		0.5	16.0	13.6	11.0	11.3	16.0	16.0	2.50	·	·	6.50
	I1	**I2**	**I3**	**I4**	**I5**	**I6**	**I7**	**I8**	**I9**	**I10**	**I11**	**I12**	**I13**	**I14**	**I15**
U1	3	4	5	·	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Neighbors of I4= {I3,I5}

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to items ($K = 2$)

Sim	1.0	4.5	0.5		0.5	16.0	13.6	11.0	11.3	16.0	16.0	2.50	·	·	6.50
	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	5.0	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4		5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4		5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·		·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

$$\frac{5+5}{2}$$

Neighbors of I4= {I3,I5}

Activity 2 [4]

Calculate the score of Item I_4 for user U_1 with the K-NN algorithm oriented to items $(K = 2)$

Sim	1.0	4.5	0.5		0.5	16.0	13.6	11.0	11.3	16.0	16.0	2.50	·	·	6.50
	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11	I12	I13	I14	I15
U1	3	4	5	5.0	5	·	·	2	·	·	·	·	·	·	·
U2	4	4	4	5	5	·	1	·	2	·	1	·	·	·	3
U3	·	5	4	4	5	·	·	3	·	·	·	2	·	·	1
U4	·	1	·	·	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U5	·	5	·	1	·	5	4	5	4	5	·	2	·	·	·
U6	2	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	·
U7	·	·	2	2.0	·	·	·	·	·	·	4	5	5	4	5
U8	·	·	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	4
U9	·	1	·	·	·	·	·	·	·	·	5	4	5	5	5
U10	·	1	·	1	·	5	5	5	5	5	·	·	·	·	·
U11	1	·	·	·	·	5	5	5	5	5	·	1	·	·	1

Neighbors of I4= {I3,I5}

Conclusion

Conclusion

- RSs are a useful **tool** for addressing a portion of the **information overload** phenomenon from the **Internet**.
- **Future research** will concentrate on advancing the existing methods and algorithms to improve the quality of RSs **predictions** and **recommendations**.

Selected References

1. Smarter with Gartner, https://www.gartner.com/smarterwithgartner/5-trends-emerge-in-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies-2018/, Accessed on 17th June 2019.
2. Google Trends, https://trends.google.com/trends/explore?date=all&q=recommender%20system, Accessed on 17th June 2019.
3. Recommender System, https://en.wikipedia.org/wiki/Recommender_system, Accessed on 17th June 2019.
4. Recommender Systems By Antonio Hernando Esteban, Universidad Politecnica de Madrid.
5. Implicit and Explicit Feedback Recommenders, https://resources.bibblio.org/hubfs/share/2018-01-24-RecSysLDN-Ravelin.pdf, Accessed on 17th June 2019.
6. Towards Data Science, https://towardsdatascience.com/prototyping-a-recommender-system-step-by-step-part-1-knn-item-based-collaborative-filtering-6379 Accessed on 17th June 2019.
7. Understanding Basics of Recommendation Engines, https://www.analyticsvidhya.com/blog/2015/10/recommendation-engines/, Accessed on 17th June 2019.
8. J. Bobadilla, F. Ortega, A. Hernando and A. Gutiérrez, "Recommender Systems Survey", Knowledge-Based Systems, Elsevier, Vol. 46, pp. 109-132, 2013.

Thank You!