

Collaborative Filtering Recommender System pada Virtual 3D Kelas Cendekia

Angga Setia Wardana ^{*1}, Muhammad Idham Ananta Timur²

¹Prodi Elektronika dan Instrumentasi, DIKE, FMIPA, UGM, Yogyakarta, Indonesia

²Departemen Ilmu Komputer dan Elektronika, FMIPA UGM, Yogyakarta, Indonesia

e-mail: ^{*1}anggawardn@gmail.com, ²idham@ugm.ac.id

Abstrak

Kelas Cendekia merupakan suatu konsep proses pembelajaran modern dimana pengguna dapat melakukan proses pembelajaran secara kolaboratif dimanapun dan kapanpun. Dengan pembelajaran di Kelas Cendekia, pengguna dapat merasakan proses pembelajaran yang berbeda dimana proses pembelajaran diharapkan dapat berjalan lebih efektif dan efisien. Salah satu penerapan dari konsep Kelas Cendekia adalah pembelajaran dengan memanfaatkan dunia virtual. Informasi yang terkumpul dalam kelas cendekia akan bertambah banyak sehingga dibutuhkan sebuah sistem. Sistem rekomendasi collaborative filtering merupakan sistem paling sesuai dengan kelas cendekia Dengan tingkat sparsity data training sebesar 80%, diimplementasikan sistem rekomendasi collaborative filtering dengan tingkat kesalahan yang jika dihitung dengan RMSE bernilai 1.060709 atau dapat dikatakan bahwa tingkat akurasi senilai 78.79%.

Kata kunci—sistem rekomendasi, kelas cendekia, lingkungan virtual

Abstract

Intelligent Classrooms is a concept of modern learning process where users can perform collaborative learning wherever and whenever. With learning in Intelligent Classroom, users can get different learning experience where learning process is expected to run more effectively and efficiently. One application of the Intelligent Classrooms concept is learning by utilizing the virtual world. The information collected in the Intelligent Classroom will increase so that a system is needed. The recommendation system of collaborative filtering is the most appropriate system with the intellectual class. With the sparsity of training rate of 80%, it is implemented a collaborative filtering recommendation system with error rate which if calculated with RMSE is 1.060709 or it can be said that the accuracy level is 78.79%.

Keywords—recommender system, Intelligent classroom, Collaborative filtering, Virtual environment

1. PENDAHULUAN

Kelas Cendekia merupakan suatu konsep proses pembelajaran modern dimana pengguna dapat melakukan proses pembelajaran secara kolaboratif dimanapun dan kapanpun. Dengan pembelajaran di Kelas Cendekia, pengguna dapat merasakan proses pembelajaran yang berbeda dimana proses pembelajaran diharapkan dapat berjalan lebih efektif dan efisien. Hal ini dikarenakan proses pembelajaran dibangun berdasarkan *Social Constructivism* yang merupakan

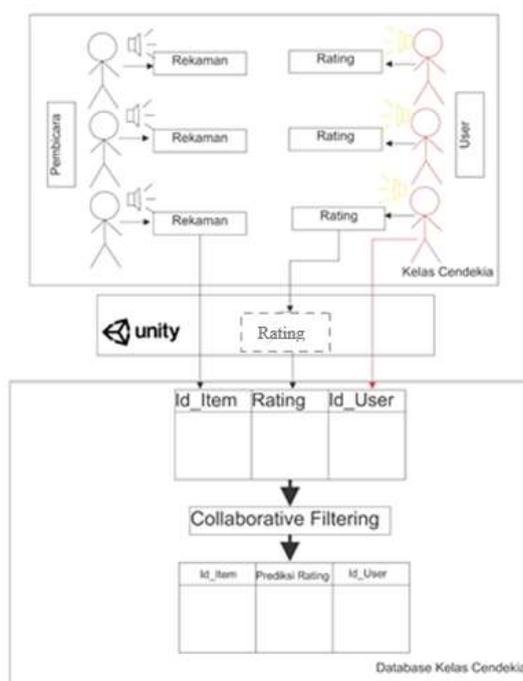
proses pembelajaran yang dikonstruksi dari beberapa sumber/pendapat sehingga dapat memiliki banyak sudut pandang atas suatu topik tertentu [1].

Salah satu penerapan dari konsep Kelas Cendekia adalah pembelajaran dengan memanfaatkan dunia virtual. Proses interaksi di dunia virtual akan memperluas akses terhadap para pengguna. Dengan berinteraksi di dunia virtual, pengguna dapat melihat representasi dari penutur yang bermacam macam berupa *avatar* yang berbeda-beda dimana *avatar* merupakan suatu representasi dari penutur di dalam dunia virtual dalam memberikan ilmu yang akan diberikan. Hal ini akan memberikan pengalaman baru kepada para pengguna. Pembelajaran dengan memanfaatkan dunia virtual akan sangat berguna di masa depan[2]. Dengan pembelajaran di dunia virtual, pembelajar dapat belajar mengenai suatu topik tertentu dengan berbagai macam pemahaman dari penutur yang berbeda sehingga akan mendapatkan masukan ilmu/pendapat dari berbagai penutur. Dengan berbagai masukan ilmu/pendapat yang diterima akan membentuk *Social Constructivism* yang akan meningkatkan kemampuan pengguna untuk dapat menganalisa /mensinkronisasi berbagai ilmu yang didapatkan.

Namun, permasalahan terjadi ketika konten yang disuguhkan kurang sesuai dengan personalisasi pengguna. Pengguna akan kesulitan untuk menemukan konten yang diinginkan. Konten yang sesuai dengan keinginan pengguna akan sangat membantu dalam proses pembelajaran. Disini peran sistem akan sangat penting dalam menunjukkan mana konten sesuai dengan kebiasaan personalisasi pengguna dan mana yang kurang sesuai dengan personalisasi pengguna, maka dari itu diperlukan sebuah sistem rekomendasi yang tepat, yang dapat memprediksi keinginan pengguna. sehingga pengguna mendapatkan konten yang sesuai dengan apa yang ia butuhkan. Konten yang sesuai akan memberikan kemudahan kepada pengguna dalam menemukan suatu topik tertentu menggunakan kelas virtual.

2. METODE PENELITIAN

Arsitektur sistem pada Gambar 1 menjelaskan bagaimana gambaran secara umum sistem bekerja mulai dari mengumpulkan data rekaman diskusi kelas cendekia dan memberi rating rekaman. Kemudian dengan Android Studio untuk implementasi voice rating dan menghubungkan ke database dengan bantuan file PHP. Dalam database akan dilakukan proses menjalankan program sistem rekomendasi collaborative filtering yang dilakukan secara bertahap dan penyimpanan hasil dari sistem rekomendasi collaborative filtering.

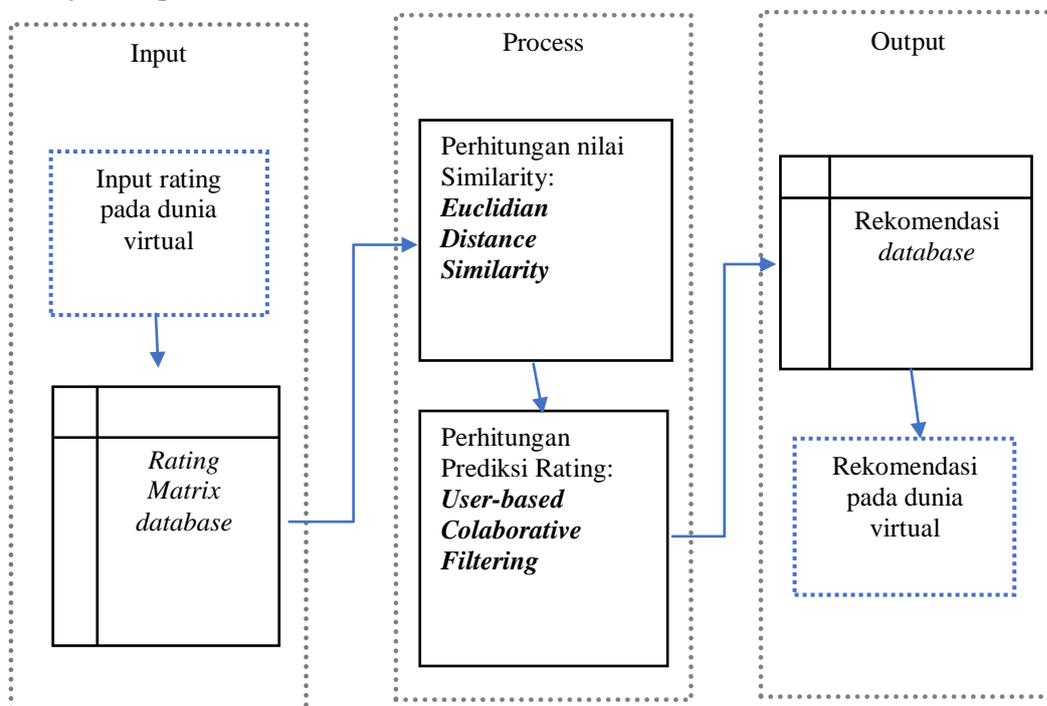


Gambar 1 Arsitektur Sistem Kelas Cendekia

2.1 Deskripsi Sistem

Sistem yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebuah system rekomendasi yang akan digunakan untuk memberikan rekomendasi konten pada dunia virtual. Rekomendasi tersebut didapatkan dari prediksi rating yang dibuat oleh sistem yang dibuat berdasarkan kemiripan pengguna dalam pemberian rating dengan pengguna lainnya. Sistem ini menggunakan 4 buah *database* yang berfungsi untuk menyimpan data yang dibutuhkan yaitu user database, rating matrix database, rekaman *database* dan rekomendasi *database*.

Kemiripan pemberian rating pengguna dengan pengguna lainnya berdasarkan besarnya nilai *similarity* yang didapatkan dengan penghitungan nilai *similarity*. Metode yang digunakan dalam proses penghitungan *similarity* adalah *cosine similarity method*. Setelah didapatkan nilai *similarity*, maka sistem dapat menghitung prediksi rating konten berdasarkan pemberian rating pengguna lain dengan kemiripan paling tinggi. Metode yang digunakan dalam prediksi rating adalah *User-based Collaborative Filtering*. Gambaran alur *activity diagram* sistem tersebut ditunjukkan pada Gambar 2



Gambar 1 Activity Diagram

Hasil dari prediksi rating konten oleh suatu pengguna nantinya akan dikirimkan ke rekomendasi database sehingga dapat diambil konten konten yang memiliki prediksi rating yang tertinggi untuk dijadikan rekomendasi.

2. 2 Model Database

Pada implementasi sistem rekomendasi ini digunakan 5 buah tabel database yaitu tabel Login, Item, rekomendasicf, rating dan rating. Tabel Login berfungsi untuk menyimpan data berkaitan dengan pengguna yaitu id pengguna, nama, password. Tabel 1 rancangan kolom pada tabel Login.

Kolom	Tipe Data	Ukuran	Primary key
Id	int	5	yes
Id_user	varchar	20	no
password	varchar	20	no

Tabel 1 Deskripsi Kolom pada Tabel *Login*

Tabel Item berfungsi untuk menyimpan data berkaitan dengan rekaman yang diunggah oleh pengguna yaitu id rekaman, judul atau nama rekaman, alamat rekaman dan author atau nama pembuat rekaman. Tabel 2 rancangan kolom pada tabel rekaman.

Kolom	Tipe Data	Ukuran	Primary key
Id	int	5	yes
Nama Item	varchar	20	no
Link	varchar	100	no
Author	varchar	20	no

Tabel 2 Deskripsi Kolom pada Tabel Item

Tabel Rating berfungsi untuk menyimpan data rating yang diberikan oleh pengguna. Data rating yang disimpan adalah id rekaman yang diberi rating, id pengguna yang memberi rating dan nilai rating yang diberikan user. Tabel 3 rancangan kolom pada tabel rating.

Kolom	Tipe Data	Ukuran	Primary key
id_user	int	5	no
Id_Item	int	5	no
Rating	int	5	no

Tabel 3 Deskripsi Kolom pada Tabel Rating

Tabel RecoCF berfungsi untuk menyimpan hasil prediksi rating yang dilakukan menggunakan python. Tabel ini lah yang akan diakses oleh mobile berbasis android ketika pengguna meminta rekomendasi. Tabel 4 rancangan kolom pada tabel rekomendasicf.

Kolom	Tipe Data	Ukuran	Primary key
id_user	int	5	no
Id_Item	int	5	no
Rating	int	5	no

Tabel 4 Deskripsi Kolom pada Tabel rekomendasicf

2.3 Sistem Rekomendasi

Sistem Recommender adalah salah satu sarana yang diperlukan bagi pengguna online yang membutuhkan pendapat dan ulasan mengenai produk atau tempat yang berbeda. Sistem rekomendasi membantu dalam memberikan referensi tentang item yang berbeda kepada orang-orang yang memiliki pendapat dan pilihan analog dan lebih menyukai yang sama di masa lalu [3].

Sistem Rekomendasi memanfaatkan opini seseorang terhadap suatu barang dalam domain atau kategori tertentu, untuk membantu seseorang dalam memilih produk. Karena itu *recommender system* memerlukan model sistem yang sesuai dengan keadaan agar apa yang direkomendasikan sesuai dengan keinginan pelanggan, serta mempermudah pelanggan mengambil keputusan yang tepat dalam menentukan produk yang akan dibelinya. Sistem Recommender digunakan untuk membantu pengguna dalam membuat pilihan dari berbagai alternatif. Tujuan mereka adalah untuk memahami preferensi pengguna dan memberikan saran mengenai tindakan yang tepat[4].

Collaborative filtering (CF) menghitung rekomendasi hasil personalisasi dengan memperhatikan peringkat yang diungkapkan oleh pengguna. Algoritma CF pertama-tama mengidentifikasi orang yang memiliki selera serupa, dengan memeriksa kemiripan[5]. Collaborative filtering merupakan sistem rekomendasi yang merekomendasikan berdasarkan rating[6]. Pada dasarnya, pendekatan CF mencoba memodelkan interaksi item-pengguna berdasarkan pada berbagai peringkat yang diberikan. Terkadang, penilaian yang diberikan oleh pengguna tidak asli karena pengguna yang lemah dapat memberi peringkat lebih tinggi daripada pengguna lain yang berbeda dengan pengguna yang ketat yang memberi lebih sedikit dari yang lain. Kecenderungan ini dapat mempengaruhi keseluruhan nilai prediksi dan menurunkan kualitas rekomendasi [7].

Program prediksi dapat meningkatkan akurasi dari prediksi itu sendiri. *Perceptron* digunakan untuk membandingkan dengan data perjalanan sebelumnya dengan data prediksi yang berlangsung[8].

Pada implementasi ini, digunakan python sebagai bahasa pemrograman untuk menghitung prediksi rating. Prediksi rating akan dilakukan melalui server setelah data rating awal terkumpul. Ketika diinisiasi perhitungan prediksi rating, python akan meminta data rating dari tabel rekomendasi di database setelah menghubungkan program dengan database.

Pada proses perhitungan pertama kali dilakukan pengumpulan data rating menjadi array. Data array yang terkumpul kemudian dicari kemiripan antar user a dengan user x dengan rumus *Euclidian distance*[9]. Jarak euclidean adalah akar kuadrat dari jumlah perbedaan kuadrat antara elemen yang sesuai dari kedua vektor seperti ditunjukkan pada persamaan 1.

$$\text{Euclidean Distance} = d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2} \quad (1)$$

Nilai similarity memiliki rentang 0 sampai dengan 1 dimana semakin tinggi nilai similarity berarti pengguna lain tersebut memiliki kemiripan yang semakin tinggi dengan *user*. Hasil dari perhitungan kemiripan dari setiap user dapat dilihat pada Tabel 5.

id_user	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	1.00	1.00	0.37	0.50	1.00	0.41	0.33	0.50	0.29	0.50	0.41	1.00	0.00	0.00	0.00
2	1.00	1.00	0.37	0.29	0.29	0.37	0.50	0.29	1.00	0.21	0.31	0.22	0.50	0.50	0.00
3	0.37	0.37	1.00	0.37	0.50	0.50	0.41	0.50	0.37	0.50	0.31	1.00	0.31	0.00	0.00
4	0.50	0.29	0.37	1.00	0.41	0.31	0.24	0.41	0.33	0.31	0.29	0.50	0.41	0.50	0.50
5	1.00	0.29	0.50	0.41	1.00	0.29	0.50	0.25	0.26	0.20	1.00	0.29	0.33	0.50	0.00
6	0.41	0.37	0.50	0.31	0.29	1.00	0.31	0.50	0.33	0.21	0.22	0.33	0.50	0.31	0.50
7	0.33	0.50	0.41	0.24	0.50	0.31	1.00	0.31	0.33	0.50	0.41	0.33	0.00	1.00	0.50
8	0.50	0.29	0.50	0.41	0.25	0.50	0.31	1.00	0.23	0.50	0.29	0.37	0.00	1.00	0.00
9	0.29	1.00	0.37	0.33	0.26	0.33	0.33	0.23	1.00	0.29	0.18	0.50	0.00	0.00	0.00
10	0.50	0.21	0.50	0.31	0.20	0.21	0.50	0.50	0.29	1.00	0.23	0.21	0.50	0.41	0.50
11	0.41	0.31	0.31	0.29	1.00	0.22	0.41	0.29	0.18	0.23	1.00	0.26	0.41	0.50	0.00
12	1.00	0.22	1.00	0.50	0.29	0.33	0.33	0.37	0.50	0.21	0.26	1.00	0.00	0.31	0.50
13	0.00	0.50	0.31	0.41	0.33	0.50	0.00	0.00	0.00	0.50	0.41	0.00	1.00	0.22	0.19
14	0.00	0.50	0.00	0.50	0.50	0.31	1.00	1.00	0.00	0.41	0.50	0.31	0.22	1.00	0.22
15	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.50	0.50	0.00	0.00	0.50	0.00	0.50	0.19	0.22	1.00

Tabel 5 Matrix Similarity

Setelah mencari kemiripan antar user adalah menghitung hasil prediksi rating. Menggunakan metode weighted sum untuk menghitung prediksi rating. Nilai kemiripan yang digunakan positif dikarenakan dapat mengoptimasi hasil prediksi. Persamaan metode weighted sum dapat dilihat pada persamaan 2.

$$p_{a,i} = \frac{\sum_{iua} sim(u,a) * r_{u,i}}{\sum_{iua} sim(u,a)} \quad (2)$$

Dimana iua merupakan item rekomendasi antara user ke u dengan user a . $p_{a,i}$ merupakan prediksi item i untuk user a . Jadi item i yang akan direkomendasi ke user a sebelumnya telah dirating oleh user ke u . Rating item i dari user ke u akan dikalikan dengan nilai kemiripan user ke u dengan user a kemudian akan dibagi dengan jumlah nilai kemiripan user ke u dengan user a . Dapat dilihat pada Tabel 6 gambaran prediksi rating untuk User ID 3 pada rekaman 35 dan 87..

Tabel 6 Gambaran Prediksi Rating

user	similarity score	rating pada rek. 35	rating x sim	rating pada rek. 87	rating x sim
1	0.37	-		-	
2	0.37	-		-	
4	0.37	5	1.83012702	-	
5	0.50	4	2	-	
6	0.50	5	2.5	-	
7	0.41	-		-	
8	0.50	-		4	2
9	0.37	-		-	
10	0.50	-		-	
11	0.31	-		5	1.545084972
12	1.00	-		-	
13	0.31	-		-	
14	0.00	-		4	0
15	0.00	-		-	

Total rating x sim	6.33
total similarity	1.37

3.55
0.81

PREDIKSI	total/tot.similarity	4.6339746
----------	----------------------	-----------

4.381966011

Pada akhir penghitungan prediksi rating oleh tiap pengguna, sistem akan mengirimkan hasil prediksi rating pada tabel database *rekomendasi.cf*.

2.4 Evaluasi Sistem

Bagian ini merupakan cara untuk mengevaluasi antara prediksi rating dari sistem dengan nilai rating sebenarnya. Para pengguna diminta untuk memberikan rating awal terlebih dahulu untuk mendapatkan nilai rating untuk tiap-tiap rekaman. Tiap-tiap rekaman akan dirating 3 kali sehingga akan memiliki referensi rating dalam menghitung *weighted sum* dalam prediksi rating. Setelah didapatkan prediksi rating, pengguna diminta untuk memberikan rating kembali terhadap 5 judul acak sehingga dapat dihitung akurasi ratingnya. Metode evaluasi yang digunakan adalah dengan menggunakan RMSE (Root Mean Square Error). Evaluasi dengan RMSE adalah akurasi dari sistem sistem rekomendasi. Secara umum rumus RMSE ditunjukkan pada persamaan 3.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i \in \mathcal{I}_u^c} (\hat{r}_{ui} - \ddot{r}_{ui})^2} \quad (3)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menjelaskan hasil dari pengujian sistem dalam memprediksi rating terhadap rekaman yang belum diberikan rating berdasarkan rating yang telah diberikan sebelumnya dan pembahasan dari hasil pengujian tersebut. Pengujian sistem rekomendasi dilakukan untuk menentukan mengetahui tingkat akurasi dari proses prediksi rating yang dilakukan oleh sistem rekomendasi. Metode untuk menggunakan pengukuran adalah root-mean-square error (RMSE). RMSE memberikan penalti lebih besar untuk perbedaan yang lebih besar antara prediksi dan hasil aktual[10]. Tabel 7 ditunjukkan perbandingan nilai prediksi rating dengan rating sesungguhnya.

Tabel 7 Perbandingan Nilai Prediksi Rating dengan Rating Sesungguhnya

Pengguna	Rating Sesungguhnya (\hat{r}_{ui})	Prediksi Rating (\hat{r}_{ui})	$\hat{r}_{ui} - \hat{r}_{ui}$	$(\hat{r}_{ui} - \hat{r}_{ui})^2$
Pengguna 1	4	4.45308	0.45308	0.205281
	3	3.50323	0.50323	0.25324
	1	1.66798	0.17157	0.029436
	3	3.17157	0.68819	0.473605
	2	2.68819	0.66798	0.446197
Pengguna 2	3	4.25079	1.25079	1.564476
	4	4.05264	0.05264	0.002771
	4	3.5026	-0.4974	0.247407
	2	3.3101	1.3101	1.716362
	2	2.80385	0.80385	0.646175
Pengguna 3	3	3.6885	0.6885	0.474032
	2	3.26795	1.26795	1.607697
	2	3.10874	1.10874	1.229304
	2	2.68068	0.68068	0.463325
	1	2.30602	1.30602	1.705688
Pengguna 4	5	4.26298	-0.73702	0.543198
	4	3.89617	-0.10383	0.010781
	3	3.52348	0.52348	0.274031
	2	3.30465	1.30465	1.702112
	3	3.24914	0.24914	0.062071
Pengguna 5	5	4.4	-0.6	0.36
	3	4.27117	1.27117	1.615873
	3	4.14831	1.14831	1.318616
	4	3.69872	-0.30128	0.09077
	4	3.48151	-0.51849	0.268832
Pengguna 6	3	4.2309	1.2309	1.515115
	4	4.10222	0.10222	0.010449
	4	3.58311	-0.41689	0.173797
	3	3.29053	0.29053	0.084408
	3	3.02726	0.02726	0.000743
Pengguna 7	3	4.24936	1.24936	1.5609
	4	4.24037	0.24037	0.057778
	4	3.72949	-0.27051	0.073176
	4	3.6	-0.4	0.16

	4	3.47214	-0.52786	0.278636
Pegguna 8	4	4.2638	0.2638	0.06959
	3	4.18809	1.18809	1.411558
	3	3.7912	0.7912	0.625997
	4	3.73153	-0.26847	0.072076
	3	3.61803	0.61803	0.381961
Pegguna 9	4	4.45001	0.45001	0.202509
	3	4.21131	0.21131	0.044652
	3	3.69694	-0.30306	0.091845
	1	3.33734	-0.66266	0.439118
	1	3.08637	0.08637	0.00746
Pegguna 10	3	4.23607	1.23607	1.527869
	3	4.18809	1.18809	1.411558
	2	3.70901	-0.29099	0.084675
	1	3.45421	1.45421	2.114727
	1	3.3223	1.3223	1.748477
Total	149	181.5	32.502	53.053

Dari tabel diatas dapat dihitung tingkat akurasi akurasi prediksi rating menggunakan RMSE yaitu bernilai 1.060709. Jika diubah dalam bentuk prosentase maka nilai RMSE yang didapat harus dibagi idengan nilai RMSE maksimal yaitu 5 dan dikalikan dengan 100 sehingga didapatkan nilai error dari sistem rekomendasi adalah 21.21% atau dapat dikatakan bahwa akurasi dari sistem rekomendasi adalah 78.79 %.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian, dengan menggunakan data dengan sparsity 80% dan standar deviasi 1.14, sistem rekomendasi berbasis *collaborative filtering* yang diimplementasikan dapat memprediksi rating dengan RMSE 1,06 atau dengan kata lain tingkat akurasinya sebesar 78,78%. Sistem rekomendasi yang diimplementasikan cenderung untuk memprediksi rating lebih tinggi dari rating sesungguhnya yang diukur dengan MDB yaitu bernilai 21,81%.

5. SARAN

Dibutuhkan jumlah data rekaman dan pengguna yang lebih banyak dengan data rating yang lebih variatif untuk masing-masing pengguna sehingga tingkat validasi performa sistem rekomendasi menjadi semakin tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. J. Amineh and H. D. Asl, "Review of constructivism and social constructivism," *J. Soc. Sci. Lit. Lang.*, vol. 1, no. 1, pp. 9–16, 2015.
available: [http://www.blue-ap.org/j/List/4/iss/volume%201%20\(2015\)/issue%2001/2.pdf](http://www.blue-ap.org/j/List/4/iss/volume%201%20(2015)/issue%2001/2.pdf)
- [2] B. K. Pagano and T. Crosby, "Making Good on the Promise of Immersive," no. january, pp. 45–47, 2017.
available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7786974/>
- [3] G. Preethi and P. V. Krishna, "Application of Deep Learning to Sentiment Analysis for Recommender System on Cloud," 2017.
available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/8035341/>

-
- [4] S. Yan, K. Lin, X. Zheng, and S. Member, "An Approach for Building Efficient and Accurate Social Recommender Systems Using Individual Relationship Networks," vol. 29, no. 10, pp. 2086–2099, 2017.
available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7954736/>
- [5] D. Margaris, "Improving Collaborative Filtering 's Rating Prediction Quality in Dense Datasets , by Pruning Old Ratings," 2017.
available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/8024683/>
- [6] W. Jiang and Liping Yang, "Research of Improved Recommendation Algorithm Based on Collaborative Filtering and Content Prediction," no. Iccse, pp. 598–602, 2016.
available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7581648/>
- [7] R. Sharma, D. Gopalani, and Y. Meena, "Collaborative Filtering – Based Recommender System : Approaches and Research Challenges," pp. 1–6, 2017.
available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7977363/>
- [8] F. Arsandi and F. Widdodo, "Purwarupa Sistem Pembuka Pintu Cerdas Menggunakan Perceptron Berdasarkan Prediksi Kedatangan Pemilik," vol. 7, no. 1, pp. 83–92, 2017.
available: <https://jurnal.ugm.ac.id/ijeis/article/view/16840>
- [9] M. D. Ekstrand, J. T. Riedl, and J. A. Konstan, "Collaborative Filtering Recommender Systems," *Found. Trends® Human–Computer Interact.*, vol. 4, no. 2, pp. 81–173, 2010.
available: <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=2185828>
- [10] A. A. S. Gunawan and D. Suhartono, "Developing Recommender Systems for Personalized Email with Big Data," pp. 77–82, 2016.
available: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7872893/>