

Implementasi Metode *Item-Based Collaborative Filtering* dalam Pemberian Rekomendasi Calon Pembeli Aksesoris *Smartphone*

Bondan Prasetyo¹, Hanny Haryanto², Setia Astuti³, Erna Zuni Astuti⁴, Yuniarsi Rahayu⁵

Jurusan Teknik Informatika
Universitas Dian Nuswantoro
Semarang, Indonesia

e-mail: ¹p.bondann@gmail.com, ²hanny.haryanto@dsn.dinus.ac.id, ³setia.astuti@dsn.dinus.ac.id,
⁴erna.zuni.astuti@dsn.dinus.ac.id, ⁵yuniarsi.rahayu@dsn.dinus.ac.id

Diajukan: 11 Mei 2019; Direvisi: 10 Juli 2019; Diterima: 11 Juli 2019

Abstrak

Flazzstore merupakan sebuah toko yang bergerak dibidang penjualan casing smartphone. Terdapat banyak produk yang berbeda-beda dengan banyak tema yang berbeda pula, hal ini membuat beberapa user kesulitan dalam menentukan pilihan mengenai produk yang akan dipilih. Perlunya sebuah sistem rekomendasi yang mampu memberikan rekomendasi produk kepada user, untuk memudahkan user dalam memilih produk yang akan dibelinya. Penelitian ini menggunakan metode Item-Based Collaborative Filtering, metode ini mencari similarity/kesamaan item dengan item lainnya. Sistem akan mencari rating tiap item dan menghitung nilai similarity menggunakan persamaan pearson correlation-based similarity. Kemudian nilai dari hasil perhitungan similarity akan digunakan untuk menghitung nilai prediksi tiap produk dengan menggunakan persamaan weighted average of deviation. Sebelum direkomendasikan kepada pelanggan dari hasil prediksi tersebut dihitung nilai Mean Absolute Error (MAE) dihitung selisih antara nilai rating sebenarnya dengan prediksi, dan kemudian diurutkan mulai dari terkecil ke terbesar untuk direkomendasikan kepada user. Hasil dari penelitian menunjukkan kecilnya nilai rata-rata MAE 0,572039 namun untuk proses eksekusi, waktu yang dibutuhkan cukup lama yaitu 6,4 detik. Penelitian berikutnya dapat mengombinasikan pendekatan metode content based filtering dan collaborative filtering atau disebut dengan Item Based Clustering Hybrid Method (ICHM) supaya hasil yang diperoleh lebih baik dan dapat mempersingkat waktu yang dibutuhkan.

Kata kunci: Sistem Rekomendasi, Toko Online, Item-Based Collaborative Filtering.

Abstract

Flazzstore is a shop engaged in the sale of smartphone case. There are many different products with many different themes, this makes it difficult for some users to make choices about the product to be chosen. The need for a recommendation system that is able to provide product recommendations to users, to make it easier for users to choose the product they want to buy. This study uses the Item-Based Collaborative Filtering method, this method looks for similarity items with other items. The system will search for the rating of each item and calculate the similarity value using the Pearson Correlation-Based Similarity equation. Then the value from the similarity calculation will be used to calculate the predicted value of each product by using the Weighted Average of Deviation equation. Before being recommended to customers from the prediction results, Mean Absolute Error (MAE) value is calculated as the difference between the actual rating and the prediction and then sorted from the smallest to the biggest to be recommended to the user. The results of the study show the small average value of MAE is 0.572039 but for the execution process, the time taken is quite long, that is 6.4 seconds. The future works can combine the approach of content based filtering and collaborative filtering methods or called the Item Based Clustering Hybrid Method (ICHM) so that the results obtained are better and can shorten the time needed.

Keywords: Recommendation System, Online Shop, Item-Based Collaborative Filtering.

1. Pendahuluan

Kemajuan teknologi internet menjadi faktor yang mempengaruhi pertumbuhan *e-commerce* pada saat ini. Internet adalah sistem atau jaringan yang menyatukan komputer secara global, memungkinkan untuk terjadinya suatu interaksi dan komunikasi antara satu dan lainnya. Manfaat dari menghubungkan internet dan jaringan komputer yaitu perusahaan, konsumen atau rekan bisnis dapat menjalin hubungan bisnis secara efektif. *E-commerce* sekarang ini telah banyak digunakan oleh pebisnis seperti *online shop*. Pada tahun 2015, hasil penelitian *eMarketer* menyebutkan jika total penjualan *e-commerce* dunia telah mencapai \$1.771 miliar, angka ini diprediksi akan terus meningkat hingga \$2.053 milyar pada tahun 2016 ini [1]. Di Indonesia sendiri, industri *e-commerce* di prediksi akan mencapai angka \$130 miliar (sekitar Rp. 1738 triliun) di tahun 2020 [1]. Pada Peringatan Hari Belanja Online Nasional terakhir yang dilaksanakan 10-12 Desember 2015 sekitar 140 situs belanja Online berpartisipasi, di antaranya sebut saja Tokopedia, Blibli, Lazada, Bukalapak, hingga MatahariMall. Berdasarkan survei Nielsen terhadap 700 pengguna internet di Indonesia yang terbagi di 19 kota besar selama tiga hari transaksi tersebut mencapai Rp 2,1 triliun [2].

Flazzstore berdiri sejak tahun 2014 dan sampai sekarang sudah memiliki karyawan sebanyak 11 orang. Flazzstore merupakan sebuah toko yang menyediakan berbagai macam merek *casing smartphone*. Ada berbagai macam merek *casing smartphone* yang dijual oleh Flazzstore seperti Apple, Samsung, Vivo, Oppo, Xiaomi, Asus, dan Sony. Dari bermacam-macam merek tersebut, terdapat 59 jenis *casing smartphone*. Tiap jenis *casing smartphone* memiliki ribuan macam desain. Banyaknya varian *casing* dan ribuan desain tersebut membuat *user* membutuhkan waktu untuk menentukan pilihannya. Persoalan lain yang banyak bermunculan sekarang ini bukan pada keamanan jual beli secara *online* tetapi lebih kepada perilaku konsumen yang takut pada barang yang diterimanya, apa barang tersebut sesuai dengan gambar, Sesuai dengan spesifikasi yang di jelaskan, dan apa sesuai harganya dengan yang ada pada toko-toko konvensional. Selain faktor tersebut, sebagian besar konsumen adalah kelas menengah ke atas. Kelas menengah ke atas memiliki gaya hidup praktis dan sebagian besar adalah pekerja yang tidak banyak memiliki waktu luang. Agar memudahkan *user* untuk memilih produk yang diinginkan dan tidak memakan waktu yang terlalu lama, maka dari itu diperlukan sistem rekomendasi pada *e-commerce* penjualan aksesoris *smartphone* ini. Sistem rekomendasi adalah sistem atau teknik yang digunakan untuk merekomendasikan barang ke penggunanya. Rekomendasi tersebut berkaitan dengan berbagai cara pengambilan keputusan untuk barang apa yang akan dibeli [3]. *Collaborative Filtering* merupakan salah satu algoritma yang bisa diaplikasikan ke dalam sistem rekomendasi tersebut.

Rekomendasi *collaborative filtering* adalah teknik yang paling banyak digunakan pada sistem rekomendasi [4]. Sistem rekomendasi ini dikembangkan untuk menutupi kelemahan dari metode *content based filtering* yang hanya bersumber pada konten sehingga para pengguna tidak bisa mendapatkan rekomendasi untuk jenis konten yang lainnya [4]. *Collaborative Filtering* mempunyai cara kerja dengan menambahkan suatu pilihan atau *rating* dari sebuah produk, untuk menemukan pola pengguna bisa dilihat dari *history* yang di-*rating* oleh pengguna, dan menciptakan sebuah rekomendasi baru yang dibandingkan pada pola pengguna lainnya. *Poin rating* biasanya berbentuk voting atau *binary* [5]. Penelitian ini menerapkan metode *Item-Based Collaborative Filtering* untuk melakukan rekomendasi pemilihan barang pada *e-commerce*. *E-commerce* pada penelitian ini bergerak di bidang penjualan aksesoris *smartphone*.

Dalam penelitian [6] merekomendasikan paket pembelian barang kepada pelanggan dengan metode *collaborative filtering* agar pelanggan tersebut merasa puas terhadap toko *online*, serta untuk meningkatkan omset penjualan. Didukung dengan teknik *link analysis* dapat membantu menentukan rekomendasi dengan profil pengguna. Penelitian ini menyimpulkan bahwa semakin besar nilai *confidence*, maka *strong association rule* akan semakin baik. Penelitian yang dilakukan oleh [7] menerapkan *Item Collaborative Filtering* untuk rekomendasi pembelian buku secara *online*. Sistem rekomendasi tersebut bersumber pada kesamaan antara pemberian barang yang di-*rating* dengan barang yang dibeli. Pada toko buku *online* yang menerapkan sistem rekomendasi berhasil merekomendasikan buku ke pelanggan sesuai dengan pelanggan yang memberikan *rating* terhadap buku yang diminati oleh pelanggan tersebut. [8] dalam penelitiannya membahas sistem rekomendasi buku pada metode *collaborative filtering* dengan cara melihat kedekatan buku yang bersumber pada nilai di-*rating*. Namun saat diaplikasikan ke buku yang sama sekali belum pernah di-*rating* memang metode ini kurang begitu sempurna. Hal ini ditunjukkan dari nilai rata-rata *Mean Absolut Error* (MAE) yang ditunjukkan pada uji coba 1 (1,064) lebih kecil daripada uji coba 2 (1,21), uji coba 4 (2,474) dan uji coba 5 (3,526). Kemudian, penelitian yang dilakukan oleh [9] yang melakukan perancangan sistem rekomendasi pakaian distro dengan menggunakan *Item Collaborative Filtering* yang bersumber pada jumlah penjualan atau jumlah pembelian dan dikategorikan setiap produk agar memudahkan para pelanggan dalam memilih suatu pakaian. Peneliti menyarankan untuk menambahkan fitur pada proses pendaftaran dengan memanfaatkan teknologi saat ini. Misal dengan

menggunakan SMS pada telepon seluler untuk melakukan pendaftaran. Dari penelitian-penelitian tersebut dapat dilihat bahwa *Collaborative Filtering* dapat memberikan performa rekomendasi dengan baik, namun ada permasalahan ketika data yang digunakan minim, seperti yang terjadi pada rekomendasi buku yang belum ada atau jarang *rating*-nya. Untuk memecahkan masalah tersebut, penelitian ini akan mengukur performa dari *Collaborative Filtering* dengan cara menyeleksi data yang bersumber pada konsumen yang memiliki kesamaan karakteristik, sehingga dapat memberikan sebuah informasi baru kepada konsumen dan asumsinya dapat bekerja dengan kondisi data dengan *rating* yang minim, karena yang diberikan oleh sistem merupakan informasi yang bersumber pada pola satu kelompok konsumen yang hampir sama.

2. Metode Penelitian

A. Collaborative Filtering

Metode *collaborative filtering* ini menyeleksi data bersumber pada konsumen yang memiliki kesamaan karakteristik, sehingga dapat memberikan sebuah informasi baru kepada konsumen. Karena yang diberikan oleh sistem merupakan informasi yang bersumber pada pola satu kelompok konsumen yang hampir sama [10]. Ide utama dalam sistem rekomendasi *collaborative filtering* adalah untuk memanfaatkan opini *user* lain yang ada untuk memprediksi *item* yang mungkin akan disukai/diminati oleh seorang *user*.

Nilai rekomendasi yang diberikan dengan memanfaatkan metode ini bergantung pada opini *user* lain (*neighbor*) terhadap suatu *item*. Belakangan diketahui bahwa melakukan reduksi *neighbor* (yaitu dengan memotong *neighbor* sehingga hanya beberapa *user* yang memiliki kesamaan/*similarity* tertinggi sajalah yang akan digunakan dalam perhitungan) mampu meningkatkan kualitas rekomendasi yang diberikan [11].

Collaborative Filtering terbagi menjadi dua kelas yaitu *item-based* dan *user-based* [10].

1. Item-to-Item Collaborative Filtering

Metode rekomendasi yang bersumber pada kemiripan antara pemberi *rating* terhadap suatu produk dengan produk yang akan dibeli. Dilihat dari tingkat kemiripan produk yang kemudian dibagi dengan parameter kebutuhan pelanggan agar memperoleh nilai kegunaan produk. Produk yang akan dijadikan rekomendasi adalah produk yang memiliki nilai kegunaan tertinggi [12]. Metode rekomendasi ini digunakan sebagai saran untuk beberapa permasalahan yang ada pada *user-based collaborative filtering* yakni skalabilitas dan keterbatasan serta masalah memori dan waktu.

2. User-Based Collaborative Filtering

Suatu algoritma yang memanfaatkan teknik statistika untuk mendapatkan sekelompok pengguna, atau disebut sebagai *neighbor*. Setelah sekelompok *neighbor* terbentuk, sistem memanfaatkan algoritma yang berbeda untuk menggabungkan minat *neighbors* yang menghasilkan rekomendasi N-teratas untuk *active user* atau prediksi.

B. Pearson Correlation Based Similarity

Metode *pearson correlation based similarity* adalah metode perhitungan yang berdasarkan pada korelasi yang paling banyak diaplikasikan untuk perhitungan nilai *similarity*, yang ditunjukkan pada persamaan (1). Korelasi *pearson* menilai dari berapa besar hubungan linear antara dua variabel. Koefisien korelasi *Pearson* berasal dari model regresi linier yang memiliki asumsi yaitu bahwa hubungan antara dua variabel harus linier, dengan kesalahan harus independen dan memiliki distribusi probabilitas dengan *mean* 0 dan *varians* (berdistribusi Normal (0,1). [13]

Berikut ini adalah persamaan metode *pearson correlation-based similarity*:

$$sim(k, l) = \frac{\sum_{u=1}^m (R_{u,k} - \bar{R}_k)(R_{u,l} - \bar{R}_l)}{\sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,k} - \bar{R}_k)^2} \sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,l} - \bar{R}_l)^2}} \quad (1)$$

Dimana $sim(k,l)$ adalah nilai *similarity* antara *item* k dan *item* l, \bar{R}_k dan \bar{R}_l adalah *rating* rata-rata pada *item* k dan *item* l, $R_{u,k}$ dan $R_{u,l}$ adalah *rating* oleh *user* u kepada *item* k dan *item* l dan m adalah jumlah total *user*.

C. Prediksi Collaborative

Item yang diprediksi dihitung menggunakan metode *weighted average of deviation* yang didapat dari rata-rata *item* yang telah di-*rating* merupakan metode yang digunakan untuk prediksi *rating* pada *item* k yang telah di-*rating*. Rumus berikut ini merupakan perhitungan prediksi *rating* pada *item* l untuk *user* u.

$$P_{u,k} = \bar{R}_k + \frac{\sum_{l=1}^n (R_{u,l} - \bar{R}_l) \times sim(k,l)}{\sum_{l=1}^n |sim(k,l)|} \tag{2}$$

Persamaan (2) menunjukkan di mana $P_{u,k}$ adalah prediksi *rating item* k untuk *user* u, n adalah jumlah *user*, \bar{R}_k adalah *rating* rata-rata pada *item* k, \bar{R}_l adalah *rating* rata-rata pada *item* l dan $R_{u,l}$ adalah *rating* diberikan *user* u kepada *item* l. $Sim(k,l)$ adalah nilai *similarity* antara *item* k dengan seluruh *rated item* ke-l.

D. Mean Absolute Error

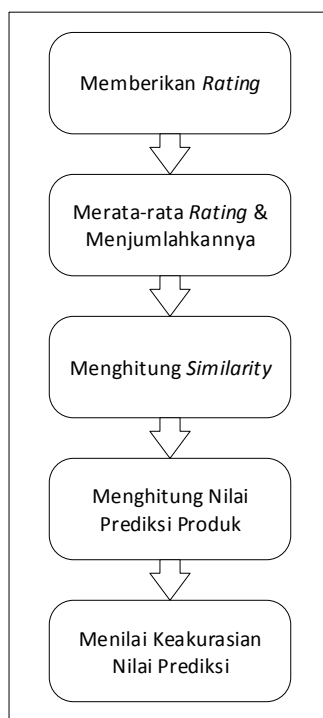
Hasil keakuratan sistem rekomendasi untuk menentukan tingkat akurasi ditentukan oleh nilai *error* yang dihasilkan. Penelitian ini menggunakan persamaan MAE (*Mean Absolute Error*) yang ditunjukkan pada persamaan (3). Persamaan ini termasuk jenis *statistical accuracy metrics* di mana MAE akan menghitung nilai rata-rata selisih Antara nilai prediksi dengan nilai yang sebenarnya [14].

$$MAE = \frac{\sum_{u=1}^N |P_{u,k} - R_{u,k}|}{N} \tag{3}$$

Di mana $P_{u,k}$ adalah Prediksi *rating user* u untuk *item* k, $R_{u,k}$ adalah Nilai *rating* yang diberikan *user* u untuk *item* k, dan N adalah Jumlah *user*.

E. Proses Penerapan ke Metode Item Based Collaborative Filtering

Pada tahap ini akan menerangkan bagaimana cara menerapkan metode *Item-Based Collaborative Filtering* yang diimplementasikan ke produk yang dijual. Gambar 1 menunjukkan alur penerapan metode *Item-Based Collaborative Filtering*.



Gambar 1. Alur penerapan metode *Item-Based Collaborative Filtering*.

1) Tabel 1 adalah langkah pertama *user* memberikan penilaian *rating* kepada produk yang dibeli.

Tabel 1. Tabel *rating* pembeli terhadap produk.

Kode Produk	User-1	User-2	User-3	...	User-n
Prdk_1	R ₁₁	R ₁₂	R ₁₃	...	R _{1n}
Prdk_2	R ₂₁	R ₂₂	R ₂₃	...	R _{2n}
Prdk_3	R ₃₁	R ₃₂	R ₃₃	...	R _{3n}

Kode Produk	User-1	User-2	User-3	...	User-n
...
Prdk_m	R _{m1}	R _{m2}	R _{m3}	...	R _{mn}

Di mana User-1 – User-n adalah kode pelanggan, Prdk_1 – Prdk_m adalah kode produk dan R₁₁– R_{mn} adalah nilai *rating*.

- Langkah kedua mencari nilai rata-rata *rating*, mencari jumlah nilai *rating* – (rata-rata *rating*) lalu dikuadratkan. Hal ini ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Tabel jumlah *rating*-(rata-rata *rating*) per produk.

Kode Produk	User-1	User-2	User-3	...	User-n	\bar{R}	$\sum(R-\bar{R})^2$	$\sqrt{\sum(R-\bar{R})^2}$
Prdk_1	R ₁₁	R ₁₂	R ₁₃	...	R _{1n}			
Prdk_2	R ₂₁	R ₂₂	R ₂₃	...	R _{2n}			
Prdk_3	R ₁₃	R ₃₂	R ₃₃	...	R _{3n}			
...			
Prdk_m	R _{m1}	R _{m2}	R _{m3}	...	R _{mn}			

Di mana \bar{R} adalah nilai rata-rata, $\sum(R-\bar{R})^2$ adalah jumlah nilai *rating* - (rata-rata *rating*) lalu dikuadratkan, $\sqrt{\sum(R-\bar{R})^2}$ adalah akar dari jumlah nilai *rating* - (rata-rata *rating*) lalu dikuadratkan.

- Langkah ketiga menghitung *similarity* antar produk dengan persamaan rumus (4) di bawah ini :

$$sim(k, l) = \frac{\sum_{u=1}^m (R_{u,k} - \bar{R}_k)(R_{u,l} - \bar{R}_l)}{\sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,k} - \bar{R}_k)^2} \sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,l} - \bar{R}_l)^2}} \tag{4}$$

- Setelah nilai dari *similarity* antar produk diketahui, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai prediksi produk terhadap *user*, lihat persamaan (5). Nilai *user* dan produk ditunjukkan pada Tabel 3.

$$P_{u,k} = \bar{R}_k + \frac{\sum_{l=1}^n (R_{u,l} - \bar{R}_l) \times sim(k,l)}{\sum_{l=1}^n |sim(k,l)|} \tag{5}$$

Tabel 3. Hasil prediksi.

Kode Produk	User-1	User-2	User-3	...	User-n
Prdk_1	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	...	P _{1n}
Prdk_2	P ₂₁	P ₂₂	P ₂₃	...	P _{2n}
Prdk_3	P ₁₃	P ₃₂	P ₃₃	...	P _{3n}
...
Prdk_m	P _{m1}	P _{m2}	P _{m3}	...	P _{mn}

- Menilai keakuratan nilai prediksi
Untuk menentukan nilai keakuratan dari sistem rekomendasi yang bersumber pada nilai *Mean Absolute Error* (MAE) yaitu rata-rata dari *error* yang sudah di absolutkan. *Error* tersebut diperoleh dari selisih nilai *rating* sebenarnya dengan nilai *rating* hasil prediksi. Perhitungan nilai MAE dapat ditunjukkan dengan persamaan (6) berikut ini.

$$MAE = \frac{\sum_{u=1}^N |P_{u,k} - R_{u,k}|}{N} \tag{6}$$

3. Hasil dan Pembahasan

A. Implementasi Sistem Rekomendasi

Dalam penelitian ini dilakukan percobaan dengan data yang dimasukkan sebanyak 5 *user* dan 6 produk dengan besarnya *rating* yang bervariasi. Diasumsikan ketika *user* mengakses *website* dan mengklik salah satu produk misalnya produk JOKER VS BATMAN Z0215 iPhone 7 Case lihat Gambar 2.



Gambar 2. Contoh produk yang dipilih oleh *user*.

Sistem akan mencari produk yang mempunyai kategori sama dengan produk yang dilihat oleh *user* dan produk yang dilihat *user* tidak dimasukkan ke dalam proses rekomendasi, maka akan menjadi seperti Gambar 3 di bawah ini.

- Produk 1 = harry potter and voldemort L0549 Casing iPhone 7 Custom Case Cover
- Produk 2 = Anime Naruto Sharingan M00302 iPhone 7 Case
- Produk 3 = one piece all character Z2487 iPhone 7 Case
- Produk 4 = Porsche Logo Z3145 Casing iPhone 7 Custom Case Cover
- Produk 5 = Luna Cat Sailor Moon Y1119 Casing iPhone 7 Custom Case Cover

Gambar 3. Tampilan produk yang mempunyai kategori iPhone 7.

Data Casing	
Produk ke-0 ==>	0 0 1 0 3 = 4 / 2 (2)
Produk ke-1 ==>	5 0 3 0 0 = 8 / 2 (4)
Produk ke-2 ==>	2 2 0 1 4 = 9 / 4 (2.25)
Produk ke-3 ==>	3 0 5 5 3 = 16 / 4 (4)
Produk ke-4 ==>	5 3 4 0 2 = 14 / 4 (3.5)

Gambar 4. Tampilan data *rating* dari beberapa produk.

Pada Gambar 4 merupakan data dari produk yang sudah diberi *rating* oleh beberapa *user* di mana nilai *rating* tersebut dibutuhkan untuk menghitung nilai *similarity*.

Produk : ke-1 = 4 ==>>	Rata2 = 0.8 ==>>	Pangkat = 6.8 ==>>	Akar = 2.6076809620811
Produk : ke-2 = 8 ==>>	Rata2 = 1.6 ==>>	Pangkat = 21.2 ==>>	Akar = 4.6043457732885
Produk : ke-3 = 9 ==>>	Rata2 = 1.8 ==>>	Pangkat = 8.8 ==>>	Akar = 2.9664793948383
Produk : ke-4 = 16 ==>>	Rata2 = 3.2 ==>>	Pangkat = 16.8 ==>>	Akar = 4.0987803063838
Produk : ke-5 = 14 ==>>	Rata2 = 2.8 ==>>	Pangkat = 14.8 ==>>	Akar = 3.8470768123343

Gambar 5. Tampilan perhitungan yang diperlukan guna mencari nilai *similarity*.

Gambar 5 merupakan perhitungan yang dibutuhkan untuk memudahkan dalam menghitung nilai *similarity* mulai dari menjumlahkan R tiap produk kemudian mencari \bar{R} tiap produk dan mencari nilai $\sum(R - \bar{R})^2$ serta mencari $\sqrt{\sum(R - \bar{R})^2}$. Pada Gambar 4 dan Gambar 5 dapat diimplementasikan pada tabel dibawah ini dan digunakan untuk penghitungan nilai *similarity* kedekatan antar produk berdasarkan *rating* pada Tabel 4.

Tabel 4. Tabel *rating* pembeli terhadap produk.

Kode Produk	User-1	User-2	User-3	User-4	User-5	\bar{R}	$\sum(R - \bar{R})^2$	$\sqrt{\sum(R - \bar{R})^2}$
Prdk_1	0	0	1	0	3	0,8	6,8	2,607680962
Prdk_2	5	0	3	0	0	1,6	21,2	4,604345773
Prdk_3	2	2	0	1	4	1,8	8,8	2,966479395
Prdk_4	3	0	5	5	3	3,2	16,8	4,098780306
Prdk_5	5	3	4	0	2	2,8	14,8	3,847076812

B. Contoh Perhitungan *Similarity*

Perhitungan ini menggunakan Persamaan (1). Pada contoh kasus nilai *similarity* ini $sim(Prdk_1, Prdk_2)$ di mana Prdk_1 adalah Harry Potter and Voldemort L0549 *Casing iPhone 7 Custom Case Cover* dan Prdk_2 adalah *Anime Naruto Sharingan M00302 iPhone 7 Case*. $R_{u,k}$ merupakan *rating* yang diberikan oleh *user* ke-1 sampai ke-5 pada Prdk_1 kemudian \bar{R}_k merupakan rata-rata *rating* Prdk_1. Dan $R_{u,l}$ merupakan *rating* yang diberikan oleh *user* ke-1 sampai ke-5 pada Prdk_2 kemudian \bar{R}_l merupakan rata-rata *rating* Prdk_2. Dengan contoh perhitungan sebagai berikut :

$$Sim(Prdk_1, Prdk_2) = \frac{(0-0,8)(5-1,6) + (0-0,8)(0-1,6) + (1-0,8)(3-1,6) + (0-0,8)(0-1,6) + (3-0,8)(0-1,6)}{\sqrt{(0-0,8)^2 + (0-0,8)^2 + (1-0,8)^2 + (0-0,8)^2 + (3-0,8)^2} \cdot \sqrt{(5-1,6)^2 + (0-1,6)^2 + (3-1,6)^2 + (0-1,6)^2 + (0-1,6)^2}}$$

$$Sim(Prdk_1, Prdk_2) = \frac{(-2,72) + 1,28 + 0,28 + 1,28 + (-3,52)}{\sqrt{6,8} \cdot \sqrt{21,2}}$$

$$Sim(Prdk_1, Prdk_2) = -0,283176057$$

Hasil dari perhitungan perbandingan antar produk dapat dilihat pada Tabel 5 sebagai berikut:

Tabel 5. Tabel hasil *similarity* antar produk

$sim(Prdk_1, Prdk_1)$	1
$sim(Prdk_1, Prdk_2)$	-0,283176057
$sim(Prdk_1, Prdk_3)$	0,620505228
$sim(Prdk_1, Prdk_4)$	0,112272178
$sim(Prdk_1, Prdk_5)$	-0,119617833
$sim(Prdk_2, Prdk_3)$	-0,322139077
$sim(Prdk_2, Prdk_4)$	0,233147147
$sim(Prdk_2, Prdk_5)$	0,824240723
$sim(Prdk_3, Prdk_4)$	-0,477014979
$sim(Prdk_3, Prdk_5)$	-0,105149946
$sim(Prdk_4, Prdk_5)$	-0,240989487

```

SIM
sim [0,0] = 1
sim [0,1] = -0.28317605697743
sim [0,2] = 0.62050522799402
sim [0,3] = 0.11227217828477
sim [0,4] = -0.11961783342434
JUMLAH = 2.1355712966806
sim [1,0] = -0.28317605697743
sim [1,1] = 1
sim [1,2] = -0.32213907696158
sim [1,3] = 0.23314714686961
sim [1,4] = 0.82424072272329
JUMLAH = 2.6627030035315
sim [2,0] = 0.62050522799402
sim [2,1] = -0.32213907696158
sim [2,2] = 1
sim [2,3] = -0.47701497884583
sim [2,4] = -0.10514994558492
JUMLAH = 2.5248092293864
sim [3,0] = 0.11227217828477
sim [3,1] = 0.23314714686961
sim [3,2] = -0.47701497884583
sim [3,3] = 1
sim [3,4] = -0.24098948748012
JUMLAH = 2.0634237914803
sim [4,0] = -0.11961783342434
sim [4,1] = 0.82424072272329
sim [4,2] = -0.10514994558492
sim [4,3] = -0.24098948748012
sim [4,4] = 1
JUMLAH = 2.2899979892127
    
```

Gambar 6. Tampilan hasil *similarity* pada sistem.

Di dalam sistem ini nilai *similarity* tidak disimpan ke dalam *database*, tetapi langsung dihitung ketika akan melakukan rekomendasi dan hasilnya akan disimpan ke dalam suatu *array*. Hal ini dilakukan karena nilai *similarity* terus berubah-ubah ketika ada *rating* yang baru masuk atau *user* melihat barang yang lainnya.

Hal tersebut mengakibatkan waktu komputasi akan meningkat dalam setiap melakukan proses rekomendasi. Hasil dari perhitungan *similarity* ini nantinya akan digunakan kembali dalam proses selanjutnya yaitu menghitung prediksi.

C. Contoh Perhitungan Prediksi

Setelah diketahui nilai dari *similarity* antar produk, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai prediksi produk terhadap *user* dengan persamaan rumus (2) *weighted average of deviation*. Perhitungan pada contoh kasus prediksi di mana $P_{u1,Prdk_1}$ adalah prediksi *rating* untuk *user* ke-1 pada produk ke-1 yaitu Prdk_1, \bar{R}_k merupakan rata-rata *rating* pada Prdk_1. \bar{R}_1 merupakan rata-rata *rating* pada produk ke-1. $R_{u,l}$ merupakan *rating* yang diberikan oleh *user* ke-1 sampai ke-5. Dan $sim(k,l)$ adalah nilai *similarity* produk k yaitu Prdk_1 dan produk l dari ke-1 sampai ke-5. Dengan contoh perhitungan sebagai berikut :

$$P_{u1,Prdk_1} = 0,8 + \frac{(0-0,8)(1) + (5-1,6)(-0,283) + (2-1,8)(0,620) + (3-3,2)(0,112) + (5-2,8)(-0,119)}{|1| + |(-0,283)| + |0,620| + |(0,112)| + |(-0,119)|}$$

$$P_{u1,Prdk_1} = 0,8 + \frac{(-0,8) + (-0,9622) + 0,124 + (-0,0224) + (-0,2618)}{2,134}$$

$$P_{u1,Prdk_1} = 0,8 + \frac{-1,9224}{2,134}$$

$$P_{u1,Prdk_1} = -0,101$$

Tabel 6. Tabel hasil prediksi.

Kode Produk	User-1	User-2	User-3	User-4	User-5
Prdk_1	-0,101075614	0,516229656	0,212425438	0,656571102	2,715849417
Prdk_2	3,601279596	0,841706757	2,851348293	0,471839237	0,233826117
Prdk_3	1,194962633	2,482996665	0,567550228	1,267211717	3,487278756
Prdk_4	3,140537028	1,355272762	4,517373595	4,359979535	2,62683708
Prdk_5	5,038115778	2,680805782	3,710700481	0,890499629	1,67987833

Prediksi					
-0.10107561396148	0.51622965649735	0.21242543795907	0.65657110244611	2.7158494170589	
3.6012795958613	0.84170675716734	2.8513482932002	0.47183923699935	0.23382611677188	
1.1949626328982	2.4829966651984	0.56755022813027	1.2672117172717	3.4872787565015	
3.1405370278257	1.3552727623861	4.5173735950144	4.3599795351224	2.6268370796514	
5.0381157784946	2.6808057823264	3.7107004807604	0.89049962872784	1.6798783296908	

Gambar 7. Tampilan hasil prediksi pada sistem.

D. Contoh Perhitungan MAE

Langkah terakhir menghitung *mean absolute error* (MAE), yaitu rata-rata dari *error* yang di absolutkan. Di mana *error* merupakan selisih dari nilai *rating* sebenarnya dengan nilai *rating* hasil prediksi. Berikut pada Tabel 6 adalah perhitungan MAE yang dihitung dengan Persamaan rumus (3).

Tabel 7. Hasil MAE.

Rumus	$ P_{u,i} - R_{u,i} $					$\sum_{u=1}^N P_{u,i} - R_{u,i} $
	User-1	User-2	User-3	User-4	User-5	
Prdk_1	0,101075614	0,516229656	0,787574562	0,656571102	0,284150583	2,345601518
Prdk_2	1,398720404	0,841706757	0,148651707	0,471839237	0,233826117	3,094744222
Prdk_3	0,805037367	0,482996665	0,567550228	0,267211717	0,512721244	2,635517221
Prdk_4	0,140537028	0,140537028	0,482626405	0,640020465	0,37316292	2,99161958
Prdk_5	0,038115778	0,319194218	0,289299519	0,890499629	0,32012167	1,857230814

Penjelasan perhitungan pada kasus ini MAE_{Prdk_1} adalah mencari nilai *Mean Absolute Error* pada produk 1. $P_{u,i}$ merupakan *rating* prediksi dari user ke 1-5 pada produk ke 1. $R_{u,i}$ adalah *rating* yang diberikan oleh *user* ke 1-5 pada produk ke 1 dan kemudian di-*absolute*-kan. Demikian contoh perhitungannya:

$$MAE_{Prdk_1} = \frac{|-0,101075614-0|+|0,516229656-0|+|0,212425438-1|+|0,656571102-0|+|2,715849417-3|}{5}$$

$$MAE_{Prdk_1} = \frac{2,345601518}{5}$$

$$MAE_{Prdk_1} = 0,469120304$$

Tabel 8. Hasil MAE sebelum disortir.

Produk	MAE
Prdk_1	0,469120304
Prdk_2	0,618948844
Prdk_3	0,527103444
Prdk_4	0,598323916
Prdk_5	0,371446163

Dari hasil MAE pada Tabel 8 tersebut sebelum direkomendasikan kepada *user* di-*sorting ascending* terlebih dahulu atau diurutkan dari nilai terkecil ke terbesar. *List* produk sebelum di-*sorting* berdasarkan nilai MAE pada Tabel 9 sebagai berikut:

- Prdk_1 = Harry Potter and Voldemort L0549 Casing iPhone 7 Custom Case Cover
- Prdk_2 = Anime Naruto Sharingan M00302 iPhone 7 Case
- Prdk_3 = One Piece All Character Z2487 iPhone 7 Case
- Prdk_4 = Porsche Logo Z3145 Casing iPhone 7 Custom Case Cover
- Prdk_5 = Luna Cat Sailor Moon Y1119 Casing iPhone 7 Custom Case Cover

Tabel 9. Hasil MAE setelah disortir *ascending*.

Produk	MAE
Prdk_5	0,371446163
Prdk_1	0,469120304
Prdk_3	0,527103444
Prdk_4	0,598323916
Prdk_2	0,618948844

Kemudian melakukan percobaan waktu eksekusi yang dibutuhkan oleh sistem dalam proses pembuatan rekomendasi. Menghitung waktu eksekusi menggunakan peramban yang di dalamnya terdapat fasilitas untuk menghitung berapa lama waktu yang diperlukan saat memuat sebuah halaman. Percobaan dilakukan menggunakan perangkat keras Processor Intel® Celeron® Processor 1007U, RAM berkapasitas 4GB, Harddisk kapasitas 500GB, serta Modem Smartfren M2y Berdasarkan pada perhitungan peramban, lama waktu yang diperlukan adalah 6,4 detik atau 6,4 *second*. Hasil dari penelitian menunjukkan performa dari *Collaborative Filtering* dengan cara menyeleksi data yang bersumber pada konsumen yang memiliki kesamaan karakteristik menghasilkan kecilnya nilai rata-rata MAE 0,572039 yang berarti mempunyai akurasi yang baik, namun untuk proses eksekusi, waktu yang dibutuhkan cukup lama yaitu 6,4 detik.

4. Kesimpulan

Dalam penelitian ini telah dihasilkan performa dari *Collaborative Filtering* dalam melakukan rekomendasi item dengan pertimbangan data yang bersumber pada konsumen yang memiliki kesamaan karakteristik dapat menghasilkan akurasi yang baik, namun perlu ditingkatkan pada segi waktu pemrosesannya. Dengan menggunakan algoritma *Item-Based Collaborative Filtering* dapat diaplikasikan dalam pembuatan sistem rekomendasi pada kasus penjualan aksesoris *smartphone* sebagai rekomendasi untuk *user* cukup baik, meskipun pemberian *rating* minim. Dibuktikan dengan kecilnya rata-rata nilai *Mean Absolute Error* (MAE) yaitu 0,572039 namun untuk proses eksekusi. Dari segi waktu yang dibutuhkan cukup lama yaitu 6,4 detik atau 6,4 *second*. Untuk penelitian berikutnya dapat mengombinasikan pendekatan metode *content based filtering* dan *collaborative filtering* atau disebut dengan *Item Based Clustering Hybrid Method* (ICHM) supaya hasil yang diperoleh lebih baik, terutama dari segi waktunya.

Daftar Pustaka

- [1] Pratama and A. Hadi, "techinasia," 29 November 2016. [Online]. Available: <http://id.techinasia.com/indonesia-e-commerce-submmit-expo-2016>. [Accessed 6 Agustus 2016].
- [2] Y. Syahrul and D. Ameidyo, "Kata Data," 10 November 2016. [Online]. Available: <http://katadata.co.id/telaah/2015/12/18/indonesia-pasar-e-commerce-terbesar-di-asean-dengan-banyak-kendala>. [Accessed 6 Agustus 2016].
- [3] Y. A. Pratama, D. Wijaya, Paulus and A. Halim, "Digital Cakery Dengan Algoritma Collaborative Filtering," *Teknik Informatika*, 2013.
- [4] Rio, Oktora, Susanty and Wiwin, "Perancangan Aplikasi E-Commerce Dengan Sistem Rekomendasi Item-Based Collaborative Filtering," *Manajemen sistem Informasi Dan Teknologi*, 2013.
- [5] Xu, Guandong, Zhang, Yanchun, Li and Lin, *Web Mining and Social Networking*, New York: Springer, 2010.
- [6] D. Dwi and Purwanto, "Rekomendasi Paket Pembelian Barang pada Toko Online dengan Collaborative Filinging," in *Seminar Nasional Sains dan Teknologi Terapan III 2015. Institut Teknologi Adhi Tama*, Surabaya, 2015.
- [7] S. Uyun, I. Fahrurrozi and A. Mulyanto, "Item Collaborative Filtering untuk Rekomendasi Pembelian Buku secara Online," *JUSI*, vol. I, no. 1, pp. 64-70, 2011.
- [8] M. Irfan, A. D. C and F. H. R., "Sistem Rekomendasi : Buku Online dengan Metode Collaborative Filtering," *Teknologi Technoscintia*, vol. VII, pp. 76-84, 2014.
- [9] H. Susanto, "Perancangan Sistem Rekomendasi Pakaian Distro Dengan Menggunakan Item Collaborative Filtering (Studi Kasus : The Jungle Distro Medan)," *Pelita Informatika Budi Darma*, vol. VI, no. 3, pp. 58-62, 2014.
- [10] J. B. Schafer, D. Frankowski, J. Herlocker and S. Sen, *Collaborative Filtering Recommender Systems*, Berlin: Springer-Verlag, 2007.
- [11] G. Adomavicius and Y. O. Kwon, "New recommendation techniques for multicriteria rating systems," *IEEE Intelligent Systems*, vol. 22, no. 3, pp. 48-55, 2007.

- [12] A. Purwanto, "Metode Analisis Rekomendasi pada Sistem Rekomendasi (Contoh Kasus Pemanfaatan pada Biro Wisata)," 2009.
- [13] Q. Li and B. M. Kim, "An Approach for Combining Content-based and Collaborative Filters," Departement of Computer Sciences, Kumoh National Institute of Technology, 2002.
- [14] F. Ricci, L. Rokach and B. Shapira, Recommender Systems Handbook, Springer, 2010.