

PERANCANGAN APLIKASI E-COMMERCE DENGAN METODE COLLABORATIVE FILTERING DAN APRIORI

Jacky ¹⁾, Desi Arisandi ²⁾, Manatap Dolok Lauro ³⁾

¹⁾²⁾³⁾ Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara
Jl. Letjen S. Parman No. 1, Grogol Petamburan, Jakarta Barat 11400 Indonesia
email : siauwjacky@gmail.com¹⁾, desia@fti.untar.ac.id²⁾, manataps@fti.untar.ac.id³⁾

ABSTRACT

This e-Commerce application is an application for Rajawali Electric Store. This application is made using Collaborative Filtering and Apriori method to recommend products from Rajawali Electric Store. This Application will give product recommendations based on user transactions and user rating. Transaction data used in Apriori method were taken from Rajawali Electric store transaction data, while rating data in Collaborative Filtering method were taken from several websites that have product rating. Results from Apriori method shows that with 50% support value, user that buys Recessed White 66664 and Bulb 19w CDL E27 A80 have the possibility of buying Bulb 14.5W E27 220-240V A67 with confidence value of 89.47%. Results from Collaborative Method produced different results based on users and types of products.

Key words

Apriori, Collaborative Filtering, Rating, Transaction History.

1. Pendahuluan

Produk aksesoris listrik telah menjadi bagian dalam kehidupan masyarakat modern, karena mempunyai fungsi-fungsi yang memberikan kemudahan dan bermanfaat bagi kehidupan masyarakat. Oleh karena itu produk aksesoris listrik dapat ditemui di banyak tempat seperti tempat tinggal, tempat kerja dan fasilitas umum. Produk aksesoris listrik mempunyai banyak jenis, merek, dan tipe.

Rajawali Electric merupakan salah satu toko yang menjual aksesoris listrik seperti sakelar, stopkontak, jack modul dan lain-lain. Pelayanan penjualan peralatan elektronik saat ini masih dilakukan secara konvensional yaitu dengan cara penjualan langsung kepada pelanggan yang datang ke toko. Penjualan secara langsung memiliki kekurangan seperti area penjualan yang terbatas dan pembeli yang harus menunggu jika karyawan sedang melayani pembeli lain. Dengan adanya sistem yang dirancang ini, diharapkan lapangan pekerjaan dapat terbuka untuk orang lain dan meningkatkan penjualan dari Rajawali Electric.

Berdasarkan permasalahan tersebut, pada rancangan ini diusulkan pembuatan sistem *e-commerce* yang dilengkapi dengan metode *Collaborative Filtering* dan *Apriori* yang berfungsi untuk memberikan rekomendasi produk kepada pengguna. *Collaborative Filtering* bekerja dengan cara menjumlahkan rating atau pilihan dari suatu produk, menemukan profil / pola pengguna dengan melihat *history* rating yang diberikan pengguna, dan menghasilkan suatu rekomendasi baru berdasarkan perbandingan antar pola pengguna[1]. Berdasarkan riwayat pembelian barang oleh pengguna, sistem melakukan analisis terhadap pola pembelian pembeli dan memberikan rekomendasi kepada pembeli dengan menggunakan *Apriori*.

Dengan adanya sistem ini, pelanggan mendapatkan rekomendasi sehingga memperbesar daya tarik pelanggan untuk melakukan pembelian produk.

2. Dasar Teori

2.1. Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi merupakan sebuah perangkat lunak yang bertujuan untuk membantu pengguna dengan cara memberikan rekomendasi kepada pengguna ketika pengguna dihadapkan dengan jumlah informasi yang besar. Rekomendasi yang diberikan diharapkan dapat membantu pengguna dalam proses pengambilan keputusan, seperti barang apa yang akan dibeli, buku apa yang akan dibaca, atau musik apa yang akan didengar, dan lainnya.

2.2. E-Commerce

E-Commerce adalah aktivitas penyebaran, penjualan, pembelian, pemasaran produk (barang dan jasa), dengan memanfaatkan jaringan telekomunikasi seperti internet dan jaringan komputer.

Arti E-Commerce (*Electronic Commerce*) dapat juga didefinisikan sebagai aktivitas penggunaan teknologi informasi dan komunikasi pengolahan digital dalam melakukan transaksi bisnis untuk menciptakan, mengubah, dan mendefinisikan kembali hubungan antara penjual dan pembeli.

2.3. Apriori

Algoritma Apriori termasuk jenis aturan asosiasi pada data mining. Aturan ini menyatakan asosiasi antara beberapa atribut sering disebut *affinity analysis* atau *market basket analysis* [2]. Penggunaan metode Apriori berdasarkan dari jumlah transaksi yang dilakukan pembeli. Lalu mencari nilai dari setiap kombinasi itemset, yang akan dieliminasi jika kurang dari nilai *support*. Setelah mendapat hasil eliminasi, association rule akan ditemukan untuk mendapatkan nilai *confidence* yang akan menghasilkan persentase dari setiap kombinasi itemset [3].

Adapun langkah-langkah algoritmanya adalah sebagai berikut :

1. Satu produk dibagi-bagi menjadi berdasarkan suatu vector komponen pembentuknya.
2. Sistem akan membuat profil pengguna berdasarkan bobot vektor komponen pembentuk suatu item. Pembuatan profil pengguna dapat menggunakan algoritma TF-IDF (*term frequency-invers document frequency*). TF adalah jumlah term dalam suatu dokumen. Sedangkan nilai IDF dapat dihitung menggunakan rumus:

$$idf_i = \log\left(\frac{n}{df_i}\right) \dots\dots\dots(1)$$

n merupakan jumlah semua dokumen sedangkan df adalah jumlah dokumen yang memiliki term i.

3. Berdasarkan profil pengguna tersebut, sistem akan memperkirakan penilaian suka atau tidak suka suatu item berdasarkan analisis kesamaan profil pengguna dengan vektor komponen pembentuk item. Jika system memperkirakan bahwa item tersebut akan disukai oleh pengguna maka item tersebut akan direkomendasikan ke pengguna.

2.4. Collaborative Filtering

Konsep dasar algoritma Collaborative Filtering adalah untuk menyediakan rekomendasi berdasarkan pendapat pengguna lain yang memiliki *behaviour* yang mirip [4].

Pendapat tersebut didapatkan secara eksplisit dari pengguna lain atau dengan melakukan pengukuran secara implisit. Tujuan algoritma Collaborative Filtering adalah untuk menyarankan item baru atau untuk memprediksi item tertentu untuk seorang pengguna berdasarkan preferensi pengguna sebelumnya dan opini dari pengguna lain yang mirip. Dalam scenario *collaborative filtering*.

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$$

Keterangan :

- I = $\{i_1, i, \dots, i_n\}$
- Um = User atau Pengguna
- Im = Item

Setiap pengguna U_i memiliki sekumpulan item I_{ui} , yang merupakan opini dari pengguna. Opini tersebut

didapatkan secara eksplisit dari pengguna berdasarkan rating score yang diberikan, atau mungkin juga didapatkan secara implisit dari riwayat pilihan, atau dari analisis timing logs, dan lain-lain. Ada pengguna yang disebut *active user*, yang merupakan landasan bagi algoritma collaborative filtering untuk mencari kesamaan item yang bisa saja menjadi dua bentuk, yaitu:

1. **Prediksi**
Prediksi merupakan nilai numerik, $P_{a,j}$, yang merepresentasikan prediksi kesukaan dari $i_j \in I_{ua}$ untuk active user U_a . Nilai prediksi ini nilainya berupa skala yang sama (contoh dari skala 1 sampai 5) sebagai nilai opini yang diperoleh dari U_a .
2. **Rekomendasi**
Rekomendasi merupakan daftar dari N item, $I_r C I$, yang paling disukai oleh pengguna aktif (active user). Algoritma Collaborative Filtering dibagi menjadi dua kategori utama, yaitu User-based Collaborative Filtering, dan Item-based Collaborative Filtering

Untuk membuat sistem rekomendasi menggunakan metode item-based ada dua langkah yang harus dilakukakan, yaitu seperti berikut:

1. Menghitung Similarity Menghitung kemiripan antara satu item dengan item lainnya. Rumus yang biasa dipakai adalah Cosine Simity Measures, yang menghitung kemiripan antara dua item dari sudut kosinus yang tersebut identik. Sedangkan jika nilainya 0, maka dua item tersebut sama selai tidak mempunyai kemiripan.

$$sim(i, j) = \frac{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_u)(r_{u,j} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,j} - \bar{r}_u)^2}} \dots\dots\dots(2)$$

Keterangan :

- $Sim(i, j)$ = nilai kemiripan antara item i dengan item j
- $u \in U$ = Himpunan user yang memberikan rating baik item i maupun item j
- $R_{u, i}$ = Rating user u pada item i
- $R_{u, j}$ = Rating user u pada item j
- \bar{R}_u = Nilai rating rata-rata user u

Jika kemiripan sudah dihitung, maka kita akan mengurutkan item-item berdasarkan similitiy mereka, item-item yang mempunyai similitiy besar akan berada pada urutan atas, dan sebaliknya.

2. Menghitung Prediksi Rating. Menghitung prediksi rating dari item-item tersebut dengan membandingkan rating yang pernah diberikan pengguna pada suatu item dengan kemiripan antara item tersebut dengan item lainnya. Metode yang digunakan merupakan metode Weighted Sum.

$$P(u, i) = \frac{\sum_{all\ similar\ items, N} (SIN \cdot R_{u, N})}{\sum_{all\ similar\ items, N} (|S_i, N|)} \dots\dots\dots(3)$$

Keterangan :

$P(u, i)$ = nilai prediksi (bobot) yang dihasilkan oleh pengguna u pada item i .

$S_{i, N}$ = nilai kemiripan yang telah dihitung sebelumnya ($Sim(i, j)$)

$R_{u, N}$ = rating dari pengguna u untuk item N

Jika prediksi rating sudah dihitung, maka rekomendasi item pun dapat dihasilkan.

3. Hasil Percobaan

3.1. Metode Apriori

Terdapat 33 data transaksi yang digunakan pada metode apriori. Data tersebut akan diolah untuk mencari seberapa banyak suatu produk muncul dalam transaksi yang dilakukan.

Berikut merupakan frekuensi produk yang muncul dalam transaksi.

Tabel 1 Kombinasi 1 itemset

1 Itemset	Σ Transaksi
RCBO Slim DOM12520	6
RCBO Slim DOM12521	6
RCBO Slim DOM12524	1
RCBO Slim DOM12525	1
CVS100B 510300	2
CVS100B 510310	1
ELCB DOM16790	1
ELCB DOM16798	1
ELCB DOM11028	1
ELCB DOM16796	1
WEJ5581	5
WEJ5571	7
WEJ575181	9
WESJP11222MWS	1
WESJP1121MWS	3
WEJ57518	1
WEJP1121 MYX-7	4
WEJP1121 MYZ-7	1
WEJ5572	1
WEJ5582	1
WEJ1121-7	1
Recessed White 66664	25
WEJ2501	7
WEJ2166	12
WEJ3032W	1
WEJ3032R	4
WEJ3032G	2
Bulb 14.5W E27 220-240V A67	26
Bulb 19W CDL E27 A80	25
WEJ78019W	7
WEJ78029W	3
WEJ78049W	3

Setelah mendapatkan seberapa banyak produk tersebut muncul dalam transaksi, eliminasi terhadap produk yang kurang dari nilai minimum *support* yaitu 50% dari jumlah transaksi. Hasil eliminasi dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil Eliminasi 1 itemset

1 Itemset	Σ Transaksi
Recessed White 66664	26
Bulb 14.5W	28
Bulb 19W	26

Setelah mendapat hasil eliminasi 1 itemset, lakukan pengkombinasian agar hasil menjadi 2 itemset. Hasil kombinasi 2 itemset dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil Eliminasi 2 itemset

2 Itemset	Σ Transaksi
Recessed White 66664, Bulb 14.5W	21
Recessed White 66664, Bulb 19W	20
Bulb 14.5W, Bulb 19W	24

Langkah selanjutnya adalah eliminasi kombinasi 2 itemset yang kurang dari nilai *support*. Hasil Eliminasi dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil Eliminasi 2 itemset

2 Itemset	Σ Transaksi
Recessed White 66664, Bulb 14.5W	21
Recessed White 66664, Bulb 19W	20
Bulb 14.5W, Bulb 19W	24

Setelah mendapat hasil eliminasi 2 itemset, lakukan pengkombinasian agar hasil menjadi 3 itemset. Hasil kombinasi 3 itemset dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil Eliminasi 3 itemset

3 Itemset	Σ Transaksi
Recessed White 66664, Bulb 14.5W, Bulb 19W	21

Langkah berikutnya adalah eliminasi kombinasi 3 itemset yang kurang dari nilai *support*. Hasil Eliminasi dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6 Hasil Eliminasi 3 itemset

3 Itemset	Σ Transaksi
Recessed White 66664, Bulb 14.5W, Bulb 19W	21

Dari hasil eliminasi 3 itemset, dihitung nilai *confidence* yang dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7 Nilai *Confidence*

	Jacky	James	Kevin	Arya	Willy
ELCBDOM 11028	5	5	-	-	5
ELCBDOM 16790	5	5	5	5	-

ELCBDOM16796	-	-	5	4	-
ELCBDOM16798	5	-	-	-	5
RCBOSLIM12520	-	4	5	5	-
RCBOSLIM12521	5	5	4	-	-
RCBOSLIM12524	-	-	4	5	5
RCBOSLIM12525	5	5	-	-	-
Average	5	4.8	4.83	3.8	4.75

Hasil dari tabel di atas menunjukkan bahwa 90% orang yang membeli Recessed White 66664 dan Bulb 19W akan membeli Bulb 14.5W.

3.2. Metode Collaborative Filtering

Pada metode Collaborative Filtering, data yang digunakan adalah data rating pada produk. Data rating dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8 Rating Produk

Kombinasi	Persentase
Recessed White 66664 -> Bulb 14.5W, Bulb 19W	69.23%
Bulb 14.5W, Bulb 19W -> Recessed White 66664	75%
Bulb 14.5W -> Recessed White 66664, Bulb 19W	64.28%
Recessed White 66664, Bulb 19W -> Bulb 14.5W	90%
Bulb 19W -> Recessed White 66664, Bulb 14.5W	69.23%
Recessed White 66664, Bulb 14.5W -> Bulb 19W	85.71%

Dengan menggunakan persamaan di atas, maka dapat dihitung nilai kesamaan antar produk. Nilai kesamaan antar produk dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9 Kemiripan Produk

Produk 1	Produk 2	Kemiripan
ELCB DOM11028	ELCB DOM16790	1
ELCB DOM11028	ELCB DOM16796	1
ELCB DOM11028	ELCB DOM16798	0
ELCB DOM11028	RCBO SLIM12520	-1
ELCB DOM11028	RCBO SLIM12521	1
ELCB DOM11028	RCBO SLIM12524	1
ELCB DOM11028	RCBO SLIM12525	1

ELCB DOM16790	ELCB DOM16796	1
ELCB DOM16790	ELCB DOM16798	-0.692
ELCB DOM16790	RCBO SLIM12520	0.211
ELCB DOM16790	RCBO SLIM12521	0.192
ELCB DOM16790	RCBO SLIM12524	0.288
ELCB DOM16790	RCBO SLIM12525	1
ELCB DOM16796	ELCB DOM16798	0
ELCB DOM16796	RCBO SLIM12520	0
ELCB DOM16796	RCBO SLIM12521	1
ELCB DOM16796	RCBO SLIM12524	1
ELCB DOM16796	RCBO SLIM12525	1
ELCB DOM16798	RCBO SLIM12520	-0.692
ELCB DOM16798	RCBO SLIM12521	-0.1
ELCB DOM16798	RCBO SLIM12524	-0.891
ELCB DOM16798	RCBO SLIM12525	0
RCBO SLIM12520	RCBO SLIM12521	-0.818
RCBO SLIM12520	RCBO SLIM12524	0.288
RCBO SLIM12520	RCBO SLIM12525	-1
RCBO SLIM12521	RCBO SLIM12524	1
RCBO SLIM12521	RCBO SLIM12525	1
RCBO SLIM12524	RCBO SLIM12525	0

Hasil kemiripan produk digunakan untuk menghitung nilai prediksi. Hasil prediksi dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10 Prediksi

User	Produk	Prediksi
Jacky	RCBO SLIM12520	-3.251
Jacky	RCBO SLIM12524	3.68
Jacky	ELCB DOM16798	-2.583
James	RCBO SLIM12524	2.819
James	ELCB DOM16796	4
James	ELCB DOM16798	-3.428
Kevin	RCBO SLIM12525	0.8
Kevin	ELCB DOM16796	2.6

Kevin	ELCB DOM11028	1.33
Arya	RCBO SLIM12521	-0.354
Arya	RCBO SLIM12525	0
Arya	ELCB DOM16796	2
Arya	ELCB DOM11028	0.83
Willy	RCBO SLIM12520	-0.88
Willy	RCBO SLIM12521	2.496
Willy	RCBO SLIM12525	2
Willy	ELCB DOM16790	2.61
Willy	ELCB DOM16798	-1.36

Desi Arisandi, memperoleh gelar S.Kom dari Universitas Tarumanagara. Kemudian memperoleh gelar M.TI dari Universitas Indonesia. Saat ini aktif sebagai dosen tetap Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Tarumanagara, Jakarta.

Manatap Dolok Lauro, memperoleh gelar S.Kom dari Universitas Tarumanagara. Lalu MMSI dari Universitas Bina Nusantara. Saat ini aktif sebagai dosen tetap perjanjian pada Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Tarumanagara, Jakarta.

Berdasarkan data di atas, user mendapat rekomendasi jika nilai hasil menunjukkan nilai positif yaitu user Jacky mendapat rekomendasi RCBO SLIM12524, user James mendapat rekomendasi ELCB DOM16796, user Kevin mendapat rekomendasi ELCB DOM16796, user Arya mendapat rekomendasi ELCB DOM16796, user Willy mendapat rekomendasi ELCB DOM 167960.

4. Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat ditarik berdasarkan pembuatan dan pengujian dari aplikasi e-Commerce dengan menggunakan metode Collaborative Filtering dan Apriori adalah sebagai berikut:

1. Aplikasi ini memberikan rekomendasi kepada pengguna berdasarkan transaksi yang pernah dilakukan.
2. Metode Collaborative Filtering memberikan rekomendasi berdasarkan nilai rating yang akan dihitung untuk mendapatkan nilai kemiripan produk lalu nilai prediksi.
3. Dapat dilakukan penambahan fitur seperti cloud payment, edit profil pembeli, serta membuat aplikasi tersedia pada mobile device.

REFERENSI

- [1] Albertus Bayu Aji Priyono, “Performa Apriori Dan Collaborative Filtering Untuk Sistem Rekomendasi”, Jurnal Ilmiah Informatika dan Komputer, Vol. 21, Nomor 1, April, 2016.
- [2] Agus Nursikuwagus, Tono Hartono, “Implementasi Algoritma Apriori untuk Analisis Penjualan dengan Berbasis Web”, Jurnal SIMETRIS, Vol. 7, No. 2, November, 2016.
- [3] Christoper Louis Fabian, “Sistem Pemesanan Hotel Berbasis Web Menggunakan Metode Apriori dan Simple Additive Weighting”, Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi, Vol. 6, Nomor 2, 2018
- [4] Aan Erlansari, et al. “Pendekatan Metode Collaborative Filtering pada Sistem Rekomendasi Pariwisata Kota Bengkulu” , Prosiding Semnas SINTA FT UNILA, Vol. 1, Oktober, 2018.

Jacky, saat ini adalah mahasiswa tingkat akhir Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Tarumanagara, Jakarta.