



Hak cipta dan penggunaan kembali:

Lisensi ini mengizinkan setiap orang untuk mengubah, memperbaiki, dan membuat ciptaan turunan bukan untuk kepentingan komersial, selama anda mencantumkan nama penulis dan melisensikan ciptaan turunan dengan syarat yang serupa dengan ciptaan asli.

Copyright and reuse:

This license lets you remix, tweak, and build upon work non-commercially, as long as you credit the origin creator and license it on your new creations under the identical terms.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Sistem Rekomendasi

Rekomendasi adalah suatu bentuk komunikasi sekaligus promosi tidak langsung yang dilakukan oleh para konsumen yang sudah pernah membeli produk atau jasa yang kemudian menceritakan berbagai pengalamannya yang berkaitan dengan produk atau jasa tersebut kepada orang lain (Luwis dan Harsini, 2010). Merupakan suatu proses komunikasi atas suatu produk atau jasa tertentu yang berguna untuk memberikan informasi secara personal. Contoh rekomendasi yang paling umum dipakai adalah *word of mouth communication* (WOM) atau rekomendasi dari mulut ke mulut (Kotler dan Keller, 2016).

Sistem rekomendasi adalah sebuah sistem pendukung keputusan dengan cara memberikan rekomendasi dari hasil penggabungan dan menganalisa data yang dikumpulkan dan di dapat dari *user* sehingga dapat disimpulkan menjadi suatu kesimpulan atau rekomendasi yang hasil akhirnya akan di berikan kepada *user*. Sistem rekomendasi dibutuhkan agar dapat memudahkan *user* dalam menentukan pilihan dan mencari informasi.

2.1.1 Metode Pada Sistem Rekomendasi

Dalam sistem rekomendasi terdapat beberapa metode yaitu *Content Based Recommender System*, *Collaborative Filtering Recommender System*, *Hybrid Recommender System*, *Demographic Filtering*. *Content Based Recommender System* adalah metode rekomendasi yang didasarkan pada *item-item* yang pernah digunakan oleh *user* tersebut. Deskripsi ketertarikan *user* diperoleh dari *profile*

user yang ketertarikan *user* diperoleh dari *profile user* yang didasarkan atas penilaian menarik atau tidaknya suatu *item* yang ada pada *recommender* sistem ini (Pazzani dan Billsus, 2007). Kelebihan dari *content based* adalah dapat memberikan rekomendasi tanpa adanya umpan balik dari pengguna (*rating*). Karena sistem rekomendasi dengan pendekatan *content based filtering* menggunakan kemiripan konten item yang akan direkomendasikan dengan konten items yang telah dilihat oleh *user*, maka pendekatan ini tidak dapat merekomendasikan item yang memiliki konten yang berbeda dengan items yang telah dipilih oleh *user* tersebut (*Overspecialization*).

Collaborative Filtering Recommender System adalah metode rekomendasi yang menggunakan opini dari *user* lain untuk memprediksi item yang mungkin akan disukai atau diminati oleh seorang pengguna (Ricci dkk., 2015). Kualitas rekomendasi dari metode ini sangat bergantung pada opini atau *rating* dari publik terhadap suatu item. Algoritma ini dibagi menjadi dua kelas yaitu *user-based* dan *item-based* (Kumar dan Fan, 2015). *Hybrid Recommender System* adalah menghasilkan rekomendasi dengan cara menggabungkan beberapa teknik pencarian rekomendasi. Kombinasi yang ada pada teknik ini misalnya dengan menggabungkan metode *content based* dengan *collaborative filtering*. *Demographic Filtering* adalah pembelajaran sistem memberikan rekomendasi barang berdasar pada letak demografis yang berbeda akan memiliki selera yang berbeda pula terhadap suatu *item*. Misalkan pengguna yang letak demografisnya pada kawasan Asia memiliki selera yang berbeda dengan pengguna yang letak demografisnya pada kawasan Eropa (Ricci, dkk., 2015). Umumnya metode ini digunakan untuk *user* yang belum memiliki aktivitas dalam sistem. Rekomendasi

yang diberikan ke *user* berdasarkan kemiripan profil demografis dari *user* tersebut seperti jenis kelamin, minat, usia, dan sebagainya.

2.2 Collaborative Filtering Recommender System

Collaborative filtering merupakan salah satu cara yang diterapkan sistem rekomendasi untuk memberikan prediksi otomatis terhadap keinginan pelanggan dengan cara mengoleksi informasi dari banyak pelanggan (Hdioud, 2015). Ide utama dalam sistem rekomendasi *collaborative filtering* adalah untuk memanfaatkan opini pengguna lain yang ada untuk memprediksi *item* yang mungkin akan disukai atau diminati oleh seorang pengguna (Ricci, dkk., 2015). Hasil *output* dari *collaborative filtering* adalah rekomendasi *item* berdasarkan korelasi atau kemiripan antar *user* yang memiliki preferensi yang mirip.

Kelebihan dari metode ini adalah berdasarkan umpan balik (*rating*) yang diberikan oleh pengguna, maka sistem dapat memberikan rekomendasi berdasarkan *rating* tersebut. Metode ini memiliki kekurangan yaitu :

a. Cold-start problem

Karena pendekatan *collaborative filtering* melakukan prediksi berdasarkan *rating* yang diberikan *user* kepada item, maka saat item tersebut baru masuk kedalam sistem dan belum di-*rating* sama sekali oleh *user* maka item tersebut tidak akan pernah direkomendasikan ke *user*.

b. Sparsity

Untuk ukuran data yang besar, banyak item yang baru sedikit di-*rating* oleh *user*, akibatnya item tersebut memiliki nilai prediksi yang relatif tidak akurat dan menghasilkan rekomendasi yang buruk.

Menurut Kumar dan Fan (2015) algoritma *collaborative filtering* dibagi menjadi dua kelas yaitu *user-based* dan *item-based*.

a) *User-based Collaborative Filtering*

Prinsip dasar dari *user-based collaborative filtering* adalah memberikan rekomendasi berdasarkan opini pengguna lain yang memiliki kesukaan yang sama dengan pengguna (Kumar dan Fan, 2015). *User-based collaborative* akan mencoba untuk menemukan *user* tetangga yang memiliki minat yang sama (*user similarity*) dan setiap nilai *rating* dari *user* tetangga yang telah dipilih sebelumnya.

b) *Item-based Collaborative Filtering*

Prinsip dasar dari *item-based collaborative filtering* adalah menghitung tingkat kesamaan antara beberapa produk yang berbeda berdasarkan penilaian pengguna (Kumar dan Fan, 2015). Merupakan metode yang didasari atas adanya kesamaan antara pemberian *rating* dari suatu *item* dengan produk lainnya. Tingkat kesamaan *item* dihitung dan dipisahkan berdasarkan kebutuhan pengguna yang membutuhkan rekomendasi untuk memperoleh nilai kegunaan *item*. Hasil *output*-nya adalah *item* yang memiliki tingkat kegunaan tertinggi. Untuk menghitung tingkat kesamaan *item* digunakan rumus *adjusted-cosine similarity*.

2.3 Hybrid Recommender System

Salah satu kendala dalam kedua metode pada sistem rekomendasi *collaborative filtering* dan *content based filtering* adalah jika ada data yang jarang atau belum sama sekali diberikan *rating*. Hal ini dapat diakibatkan karena beberapa

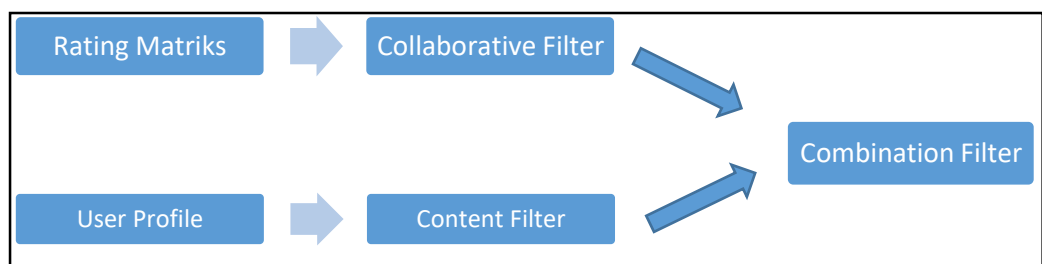
hal, seperti item tidak diketahui oleh *user*, item tidak sesuai dengan keinginan *user*, kurangnya referensi data pada *user*. Penyebab lain bisa karna *user* baru yang tidak mengetahui item tersebut karna belum mempunyai item atau *user* tidak ingin memberikan *rating* kepada item tersebut.

Hybrid recommender system menggabungkan kekuatan dari model algoritma yang berbeda untuk mengatasi masalah-masalah dari suatu algoritma (Erion, Ç., Maurizio, M., 2019). Metode ini menggabungkan metode *collaborative filtering* dan metode lainnya, misalnya dengan *content-based filtering* atau metode sistem rekomendasi lain. Tujuannya adalah dengan meningkatkan performa dari sistem rekomendasi tersebut dengan cara menggunakan kelebihan-kelebihan dari algoritma yang dipakai untuk menutupi kekurangan algoritma tersebut.

Terdapat beberapa cara penggabungan yang umum digunakan yaitu:

- Penggabungan secara linier (Hybrid Linear Combination)

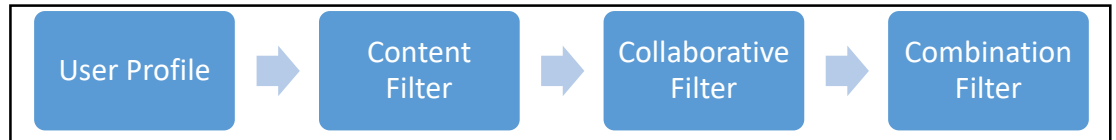
Penggabungan ini dilakukan dengan cara menggabungkan hasil prediksi (*rating*) dari *content-based filtering* dan *collaborative-filtering* dimana pengguna-pengguna sistem memberikan ranking terhadap suatu *item* atau dengan *voting* (Li Qing, Kim Byeong Man, 2002).



Gambar 2.1. Hybrid Linear Combination (Li Qing, Kim Byeong Man, 2002)

- Penggabungan secara sekuensial (Hybrid Sequential Combination)

Penggabungan ini dilakukan dengan cara melakukan perhitungan pada salah satu metode (contoh: *content-based filtering*) kemudian hasilnya digabungkan dengan perhitungan dari metode lainnya (contoh: *collaborative filtering*) (Li Qing, Kim Byeong Man, 2002).



Gambar 2.2. Hybrid Sequential Combination (Li Qing, Kim Byeong Man, 2002).

- Penggabungan Item-Based Clustering Hybrid Method

Penggabungan ini mengintegrasikan informasi *item* dan *rating* pengguna untuk menghitung kemiripan *item-item*. Keunggulan dari metode ini adalah dapat memprediksi dan merekomendasikan *item* yang belum pernah di-*rating* sama sekali.

2.4 Item-Based Clustering Hybrid

Item-Based Clustering Hybrid adalah metode yang merupakan gabungan dari metode *content-based filtering* dan *collaborative filtering* yang digunakan untuk memberikan rekomendasi pada penjualan *online*. Metode ini menutupi kekurangan dari kedua metode tersebut yaitu jika pada kedua metode tersebut item yang ada belum diberikan *rating* maka item tersebut tidak akan dimunculkan pada hasil rekomendasi (*cold-star problem*). Metode ini mampu memberikan rekomendasi terhadap *item* yang belum pernah diberikan rekomendasi.

Berikut ini adalah tahapan-tahapan dalam menggunakan metode ini:

- a. Membuat *Group-Rating* matriks dan *Item-Rating* Matriks.
- b. Hitung *similarity* untuk matriks *group-rating* dan *item-rating*. Perhitungan matriks *group-rating* menggunakan *adjusted cosine similarity* dan *item-rating* menggunakan *pearson correlation-based similarity*. Berikut adalah rumus kedua persamaan tersebut :

- a. *Adjusted cosine similarity*

$$\text{sim}(k,l) = \frac{\sum_{u=1}^m (R_{u,k} - \bar{R}_u)(R_{u,l} - \bar{R}_u)}{\sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,k} - \bar{R}_u)^2} \sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,l} - \bar{R}_u)^2}} \quad \dots(2.1)$$

Dimana,

$\text{sim}(k,l)$ = Nilai *similarity* antara *item k* dan *item l*

m = Jumlah total *user* yang me-*rating item k* dan *item l*

\bar{R}_u = *Rating* rata-rata *user u*

$R_{u,k}$ dan $R_{u,l}$ = *Rating* yang diberikan oleh *user u* kepada *item k* dan *item l*

- b. *Pearson correlation-based similarity*

$$\text{sim}(k,l) = \frac{\sum_{u=1}^m (R_{u,k} - \bar{R}_k)(R_{u,l} - \bar{R}_l)}{\sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,k} - \bar{R}_k)^2} \sqrt{\sum_{u=1}^m (R_{u,l} - \bar{R}_l)^2}} \quad \dots(2.2)$$

Dimana,

$\text{sim}(k,l)$ = Nilai *similarity* antara *item k* dan *item l*

m = Jumlah total *user* yang merating *item k* dan *item l*

\bar{R}_k dan \bar{R}_l = *Rating* rata-rata *item k* dan *item l*

$R_{u,k}$ dan $R_{u,l}$ = *Rating* yang diberikan oleh *user u* kepada *item k* dan *item l*

- c. Hasil dari perhitungan *similarity* untuk persamaan *adjusted cosine* dan *pearson correlation* kemudian digabungkan menggunakan kombinasi *Item-Based Clustering Hybrid*. Berikut adalah rumusnya :

$$\text{sim}(k,l) = \text{sim}(k,l)_{\text{item}} \times (1-c) + \text{sim}(k,l)_{\text{group}} \times c \quad \dots(2.3)$$

Dimana,

$\text{sim}(k,l)$ = Nilai *similarity* antara *item k* dan *item l*

c = Koefisien kombinasi dengan interval dari 0-1

$\text{sim}(k,l)_{\text{item}}$ = *Similarity* untuk *item k* dan *l* yang diperoleh dari perhitungan *similarity item-rating*

$\text{sim}(k,l)_{\text{group}}$ = *Similarity* untuk *item k* dan *l* yang diperoleh dari perhitungan *similarity group-rating*

- d. Langkah terakhir adalah menghitung prediksi untuk suatu *item*. Perhitungan prediksi dilakukan dengan dua pendekatan yaitu *item* yang sudah pernah *di-rating* oleh pengguna (*non cold-start problem*) dan *item* yang belum pernah *di-rating* sama sekali (*cold-start problem*). Berikut adalah rumus untuk kedua pendekatan diatas :

- a. Non Cold-Start Problem

$$P_{u,k} = \overline{R}_k + \frac{\sum_{i=1}^n (R_{u,i} - \overline{R}_1) \times \text{sim}(k,i)}{\sum_{i=1}^n |\text{sim}(k,i)|} \quad \dots(2.4)$$

Dimana,

$P_{u,k}$ = Prediksi *rating* item *k* untuk *user u*

n = Jumlah *rated item user u*

$R_{u,i}$ = *Rating* dari *user u* untuk *item i*

$\text{sim}(k,i)$ = Nilai *similarity* antara *item* k dengan seluruh *rated item* *user* yang aktif

\overline{R}_k dan \overline{R}_i = *Rating* rata-rata untuk *item* k dan *item* i

b. Cold-Start Problem

$$P_{u,k} = \frac{\sum_{i=1}^n R_{u,i} \times \text{sim}(k,i)}{\sum_{i=1}^n |\text{sim}(k,i)|} \quad \dots(2.5)$$

Dimana,

$P_{u,k}$ = Prediksi *rating item* k untuk *user* u

n = Jumlah *rated item* *user* u

$R_{u,i}$ = *Rating* dari *user* u untuk *item* i

$\text{sim}(k,i)$ = Nilai *similarity* antara *item* k dengan seluruh *rated item* *user* yang aktif

2.5 Mobil

Menurut Nasution (2004), transportasi diartikan sebagai pemindahan barang dan manusia dari tempat asal ke tempat tujuan. Proses pengangkutan merupakan gerakan dari tempat asal, dari mana kegiatan angkutan dimulai, ke tempat tujuan, ke mana kegiatan pengangkutan diakhiri. Mobil adalah jenis kendaraan darat yang bergerak dengan tenaga mesin. Ciri-ciri mobil dapat ditandai dengan roda empat atau lebih dan memiliki bahan bakar berupa bensin atau solar sebagai alat untuk menghidupkan mesinnya. Dalam perkembangannya banyak perusahaan mobil yang terus menerus mengembangkan desain dan memodifikasi mobil seperti sistem keamanannya dan bahan bakarnya.

Pada penelitian ini digunakan beberapa kriteria dalam pembuatan kluster yaitu merk mobil (Toyota, Honda, Mitsubishi, Daihatsu), variant mobil (MPV, Hatchback, SUV, MiniVans, Sedan, Pickup Trucks, Crossover), harga mobil, (100.000.000–300.000.000, 300.000.001- 500.000.000, 500.000.001- 700.000.000, 700.000.001-1.000.000.000, 1.000.000.001-1.500.000.000, 1.500.000.001-2.000.000.000), kapasitas tangki (30-40 liter, 41-50 liter, 51-60 liter, 61-70 liter, 71-80 liter, 81-90 liter), dan sistem pemasukan bahan bakar (EFI, CRFI, 3rd Gen, MPFI, DI, CRDi, PGMFI).

2.6 USE Questionnaire

USE pada *USE Questionnaire* merupakan singkatan dari *Usefulness*, *Satisfaction* dan *Ease to use* yang dikembangkan oleh Arnold Lund (2016). Terdapat dua faktor yang berkontribusi terhadap *Ease to use* yaitu *Ease of Learning* dan *Ease of Use* (Lund, 2001). Kuesioner dibuat dalam skala Likert (Lund, 2016).

Berikut adalah paket kuesioner dari *Use Quesinnaire* (Lund, 2016)

Usefulness

- *It helps me be more effective.*
- *It helps me be more productive.*
- *It is useful.*
- *It gives me more control over the activities in my life.*
- *It makes the things I want to accomplish easier to get done.*
- *It saves me time when I use it.*
- *It meets my needs.*
- *It does everything I would expect it to do.*

Ease Of Use

- *It is easy to use.*
- *It is simple to use.*
- *It is user friendly*
- *It requires the fewest steps possible to accomplish what I want to do with it.*
- *It is flexible*
- *Using it is effortless.*
- *I can use it without written instructions.*
- *I don't notice any inconsistencies as I use it.*
- *Both occasional and regular users would like it.*
- *I can recover from mistakes quickly and easily.*
- *I can use it successfully every time.*

Ease Of Learning

- *I learned to use it quickly.*
- *I easily remember how to use it.*
- *It is easy to learn to use it.*
- *I quickly became skillful with it.*

Satisfaction

- *I am satisfied with it.*
- *I would recommend it to a friend.*
- *It is fun to use.*

- *It works the way I want it to work.*
- *It is wonderful.*
- *I feel I need to have it.*
- *It is pleasant to use.*

Skala likert digunakan untuk mengukur sikap, pendapat dan persepsi seseorang atau sekelompok orang tentang fenomena sosial (Sugiyono, 2013).

Berikut adalah nilai pengukuran skala likert:

Tabel 2. 1 Pengukuran Skala Likert

Respon	Skor
Sangat Setuju	5
Setuju	4
Netral	3
Tidak Setuju	2
Sangat tidak setuju	1

Kemudian hasil dari kuesioner dihitung untuk mendapat skor presentase kelayakan (Novita, 2016)

$$persentase(\%) = \frac{\text{skor yang didapat}}{\text{skor maksimal}} \times 100\% \quad \dots(2.6)$$

Setelah itu hasil presentase kelayakan akan dikonversi menjadi nilai kualitatif berskala lima dengan menggunakan skala likert. Presentasi akan di konversi ke pernyataan seperti dalam table berikut (Riduan, 2008)

Tabel 2. 2 Interpretasi Persentase

Persentase	Pernyataan
0-20%	Sangat Buruk
21%-40%	Buruk
41%-60%	Cukup
61%-80%	Baik
81%-100%	Sangat Baik