

BAB II

KAJIAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

2.1 Kajian Penelitian

Penelitian mengenai pembangunan sistem rekomendasi atau *recommender system* (RSs) telah banyak dilakukan. Berikut pemaparan singkat dari beberapa penelitian mengenai RSs.

Arif Kurniawan dalam penelitiannya membahas tentang penerapan metode *collaborative filtering* pada sistem rekomendasi produk sepatu. Sistem rekomendasi tersebut dirancang dengan pendekatan *item-based collaborative filtering* dimana masukan data awal didapat dari nilai rating yang diberikan pelanggan. Kemudian dilakukan perhitungan kemiripan antar *item*/data dengan menggunakan algoritma *adjusted cosine similarity* dan *weighted sum* untuk mendapatkan prediksi antar *item* yang belum pernah di rating sebelumnya. Setelah dilakukan perancangan dan pengujian, hasil dari penggunaan pendekatan *item-based filtering* didapatkan bahwa produk yang direkomendasikan oleh sistem adalah produk dengan nilai prediksi tertinggi (produk yang belum pernah di rating oleh pelanggan sebelumnya).

Penelitian selanjutnya adalah melakukan personalisasi web pada web *e-commerce* dengan menerapkan metode *item-based collaborative filtering* (Masruri & Mahmudy, 2007). Pada penelitian ini Masruri dkk menggunakan *dataset* rating “MovieLens” yang sudah memiliki *record* rating item dari *user*. Alur kerja sistem rekomendasi tersebut dibagi menjadi 2 yaitu, pemberian rating terhadap sistem dan pemberian rekomendasi. Pada proses pemberian rekomendasi, *user* akan terlebih dahulu diperiksa apakah termasuk *user* yang terdaftar atau tidak. Jika *user* merupakan *user* terdaftar, selanjutnya akan diperiksa kembali apakah *user* tersebut sudah pernah memberikan rating pada item lain di kategori yang sama. Jika kondisi benar, maka *user* tersebut akan mendapat rekomendasi *personalized*, dan sebaliknya akan mendapat rekomendasi *non-personalized*. Sedangkan bagi *user* yang belum terdaftar atau *visitor* akan diberikan rekomendasi *non-personalized*. *Mean Average Error* (MAE) atau tingkat keakurasian hasil perhitungan prediksi pada penelitian ini diperoleh sebesar 0,641.

Rangkuman dari kajian yang dilaksanakan terhadap penelitian sebelum serta perbandingan dengan penelitian saat ini terdapat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Kajian penelitian

Peneliti	Judul	Metode yang Diterapkan	Study Case
Kurniawan, Arif, 2016	Sistem Rekomendasi Produk Sepatu dengan Menggunakan Metode <i>Collaborative Filtering</i>	<i>Item-Based Collaborative Filtering</i> , algoritma <i>adjusted cosine similarity</i>	Produk sepatu toko Platinum Shoes Garut
Masruri, F. dan Mahmudy, W.F., 2007	Personalisasi Web <i>E-Commerce</i> Menggunakan <i>Recommender System</i> dengan Metode <i>Item-Based Collaborative Filtering</i>	<i>Item-Based Collaborative Filtering</i> , algoritma Slope One	Pemberian rekomendasi film
Rahmatina Ari Apriliana, 2018	Implementasi <i>Collaborative Filtering</i> Untuk Aplikasi Pemberi Rekomendasi Tempat Wisata	<i>Item-Based Collaborative Filtering</i>	Tempat wisata Daerah Istimewa Yogyakarta

2.2 Landasan Teori

2.2.1 *Recommender System*

Recommender System (RSs) adalah salah satu bentuk aplikasi yang digunakan dalam situs *e-commerce* untuk merekomendasikan produk dan memberi informasi terkait produk kepada konsumen. Aplikasi tersebut bertujuan untuk membantu konsumen memutuskan produk mana yang akan dipilih. Salah satu contoh situs *e-commerce* yang mengimplementasikan RSs adalah Amazon.com. Fitur *Customers Who Bought* yang ada pada kategori buku di Amazon.com akan menampilkan dua macam rekomendasi kepada pengguna. Pertama sistem akan merekomendasikan buku lain yang sering dibeli oleh pelanggan yang juga membeli buku yang dipilih dan yang kedua sistem akan merekomendasikan penulis yang bukunya sering dibeli oleh pelanggan yang membeli karya penulis buku yang dipilih. Selain itu Amazon juga menampung umpan balik dari pelanggan dengan menyediakan halaman rating dari skala 1 hingga 5 untuk buku yang telah dibaca oleh pelanggan. Setelah memberikan rating/penilaian pelanggan bisa mendapatkan rekomendasi buku yang mungkin mereka sukai dan berhubungan dengan buku yang telah dibaca. (Schafer, Konstan, & Riedl, 2001).

Secara garis besar teknik yang sering digunakan dalam pengembangan sistem rekomendasi ada dua, yaitu *collaborative filtering* dan *content-based filtering* (Herdi, 2018). *Collaborative filtering* bekerja dengan cara menyarankan item kepada *user* berdasarkan rating

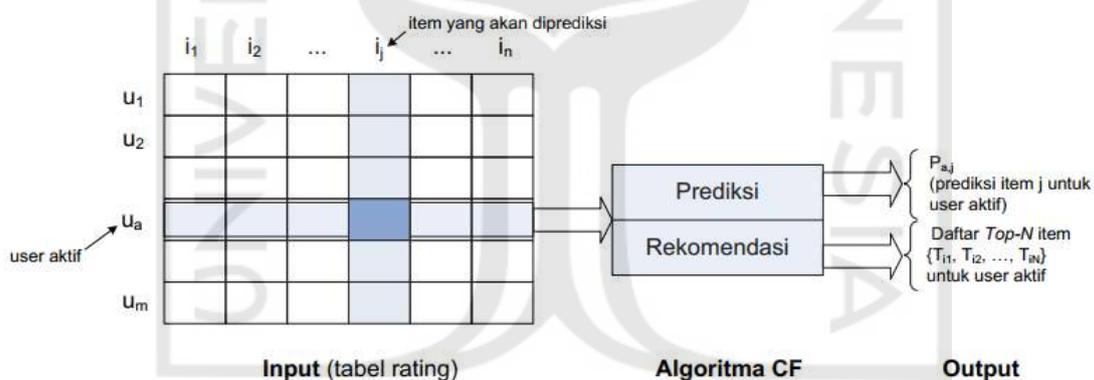
yang diberikan *user* lain terhadap item tersebut. Sedangkan *content-based filtering* merekomendasikan item yang berhubungan dengan item yang disukai *user* (Lin, 2000).

2.2.2 Collaborative Filtering

Collaborative filtering adalah salah satu teknik dalam sistem rekomendasi yang digunakan untuk menyarankan suatu item dari *user* kepada *user* lain yang memiliki kemiripan selera (Namata, Sen, Bilgic, & Getoor, 2017).

Pada Gambar 2.1 menunjukkan 2 bentuk output yang dihasilkan dari proses *collaborative filtering* (Masruri & Mahmudy, 2007) yaitu :

- **Prediksi ($P_{a,j}$)** yaitu prediksi nilai rating yang mungkin akan diberikan pada item j oleh *user* aktif, dimana *user* aktif belum pernah memberikan rating pada item j sebelumnya.
- **Rekomendasi** yaitu daftar item dengan hasil prediksi nilai rating tertinggi sehingga memiliki kemungkinan terbesar disukai oleh *user* aktif. Daftar item yang direkomendasikan tersebut belum pernah di rating oleh *user* aktif.



Gambar 2.1 Proses *collaborative filtering*

Sumber: Schafer, Konstan, & Riedl (2001)

Secara umum metode *collaborative filtering* dibagi menjadi 2 kelompok (Masruri & Mahmudy, 2007), yaitu :

1. Memory Based Collaborative Filtering

Pada metode *memory based CF* menggunakan seluruh data rating untuk menghasilkan prediksi. Pada metode tersebut menggunakan teknik statistik untuk mencari sekumpulan *user* lain (*nearest neighbor*) yang memiliki kesamaan atau kemiripan dengan *user* aktif.

Setelah didapatkan kesamaan tersebut, maka dibentuklah prediksi atau rekomendasi top-N untuk *user* aktif. Metode ini juga dikenal sebagai *nearest-neighbor* atau *user based collaborative filtering*.

2. Model Based Collaborative Filtering

Sedangkan pada metode *model based CF* akan menghasilkan rekomendasi dengan terlebih dahulu menemukan hubungan antar item. Sebelum mengeluarkan rekomendasi, metode *model based CF* menggunakan model penilaian yang berfungsi untuk mencari korelasi antar item berdasarkan nilai rating yang didapat. Dalam pembuatan model tersebut dapat menggunakan beberapa teknik, seperti *bayesian network*, *clustering*, dan *association rule*.

Metode *collaborative filtering* memiliki kelebihan yaitu metode tersebut dapat bekerja meskipun konten yang berhubungan dengan item atau *user* sangat sedikit atau bahkan tidak ada. Sedangkan satu kelemahannya yaitu *cold start problem*. *Cold start problem* dibagi menjadi dua, yaitu *cold start users* dan *cold start items*. *Cold start problem* yaitu masalah yang terjadi ketika terdapat item atau pengguna baru, item tersebut tidak dapat langsung digunakan sebagai rekomendasi karena pengguna perlu untuk memberikan *rating* pada *item* terlebih dahulu, dan untuk pengguna baru tidak akan mendapatkan rekomendasi sebelum ia melakukan rating terhadap suatu *item* (Devi & Tonara, 2015).

2.2.3 Algoritma Adjusted Cosine Similarity

Persamaan *adjusted cosine similarity* adalah salah satu persamaan yang digunakan untuk mencari atau menghitung nilai kemiripan antar *item*. Persamaan *adjusted cosine similarity* mempertimbangkan perbedaan skema peringkat pada setiap *user*, dengan kata lain beberapa *user* mungkin memberi peringkat tinggi dan *user* lain memberi peringkat yang rendah, bergantung pada preferensi masing-masing (Anonim, 2018). Persamaan *adjusted cosine similarity* adalah sebagai berikut (Karypis, 2001):

$$sim(i, j) = \frac{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_u)(r_{u,j} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,j} - \bar{r}_u)^2}} \quad (2.1)$$

Dengan :

$sim(i, j)$: nilai kemiripan antara produk i dan produk j

$u \in U$: himpunan pengguna u yang memberikan *rate* pada produk i dan produk j

$r_{u,i}$: *rating* pengguna u pada produk i

$r_{u,j}$: *rating* pengguna u pada produk j

\bar{r}_u : rata-rata *rating* pengguna u

Dalam menghitung nilai kemiripan, nilai yang dihasilkan akan berkisar antara +1,0 dan -1,0. Nilai kemiripan mendekati +1,0 maka produk memiliki kemiripan yang tinggi dan nilai kemiripan mendekati -1,0 maka produk saling bertolak belakang (Yunita & Nurhadryani, 2013).

2.2.4 Weighted Sum

Persamaan *weighted sum* digunakan untuk memprediksi nilai yang akan diberikan pengguna pada suatu *item* yang belum pernah di *rating* sebelumnya dan rumus *weighted sum* dihitung setelah menghitung nilai kemiripan (Devi & Tonara, 2015). Berikut persamaan dari *weighted sum* (Yunita & Nurhadryani, 2013):

$$P(u, j) = \frac{\sum_{i \in I} (r_{u,i} * sim_{i,j})}{\sum_{i \in I} |sim_{i,j}|} \quad (2.2)$$

Dengan:

$P(u, j)$: prediksi untuk pengguna u pada produk j .

$i \in I$: himpunan produk yang mirip dengan produk j .

$r_{u,i}$: *rate* pengguna u pada produk i .

$sim_{i,j}$: nilai kemiripan antara produk i dan produk j .