

Sistem Rekomendasi Hybrid untuk Pemesanan Hidangan Berdasarkan Karakteristik dan Rating Hidangan

Lukas Tommy^{1*}, Dian Novianto^{2*}, Yohanes Setiawan Japriadi^{3*}

* Teknik Informatika, Institut Sains dan Bisnis Atma Luhur

lukastommy@atmaluhur.ac.id¹, diannovianto@atmaluhur.ac.id², ysetiawanj@atmaluhur.ac.id³

Article Info

Article history:

Received 2020-11-25

Revised 2020-11-27

Accepted 2020-12-07

Keyword:

Collaborative filtering,

Content-based filtering,

Dish,

Hybrid recommender system,

Ordering

ABSTRACT

The method that was often applied in recommender systems was content-based filtering or collaborative filtering which had several drawbacks if applied singly so that its accuracy was not too high. This study intended to solve the drawbacks of both by combining these two methods into a hybrid method. Apriori algorithm was used to provided recommendations based on dishes's category and price range in customer order history or wishlist. The similarity between dishes was calculated using adjusted-cosine similarity algorithm while customer's rating for dishes prediction was calculated using weighted sum algorithm. The values generated by these two methods were then averaged for recommendation process. The proposed hybrid recommender system successfully combines content-based with collaborative filtering methods where its precision and recall values when measured by confusion matrix are 80.73% and 76.52%. By considering the characteristics of dishes that have been ordered by customer, the recommender system is able to recommend new dishes or dishes that have not been ordered as long as their characteristics are similar to the dishes the customer has ordered.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

I. PENDAHULUAN

Ponsel cerdas (*smartphone*), salah satunya yang berbasis Android pada saat ini menjadi benda yang tidak dapat dipisahkan bagi para pebisnis dan kaum millennial, misalnya di bidang kuliner. Usaha kuliner dapat didefinisikan sebagai usaha yang melakukan transaksi penjualan di bidang makanan dan minuman [1]. Salah satu bentuk usaha kuliner adalah kopitiam, yaitu kedai kopi dan sarapan tradisional yang berasal dari Malaysia dan Singapura. Selain itu terdapat juga kopitiam modern yang menjual *menu* makan siang dan makan malam [2].

Beberapa dari seluruh hidangan yang ada dan barangkali disukai pelanggan dapat dipilih sekaligus direkomendasikan secara otomatis dengan memanfaatkan sistem rekomendasi [3]. Sistem rekomendasi dapat diartikan sebagai sebuah sistem yang menganalisis data produk dan pengguna untuk menemukan hubungan di antara keduanya dan kemudian hubungan tersebut ditampilkan dalam bentuk rekomendasi[4]. Hal ini menyebabkan proses pencarian hidangan dapat menjadi lebih cepat dan mudah jika dibandingkan rekomendasi secara konvensional [5].

Ada 2 metode yang sering diterapkan dalam sistem rekomendasi, yaitu metode *content-based filtering* dan *collaborative filtering* [4], [6]. Kedua metode ini akan tetapi memiliki kekurangan jika diterapkan secara tunggal sehingga tingkat akurasi tidak terlalu tinggi. Metode *content-based filtering* membutuhkan data *item* yang pernah dipesan pengguna tersebut dalam memberikan rekomendasi sehingga tidak dapat merekomendasikan *item* yang belum pernah dipesan[7]. *Collaborative filtering* terlalu bergantung dengan *rating* dan riwayat pemesanan pelanggan lainnya yang belum tentu sama dengan preferensi pengguna yang meminta rekomendasi [8], [9].

Beberapa usaha telah dilakukan untuk meningkatkan akurasi dari kedua metode tersebut. Untuk *collaborative filtering* (baik *item-based* maupun *user-based*) misalnya dengan menambahkan *personalization* dan *K-means clustering* yang mempertimbangkan faktor lokasi, aktivitas, dan preferensi pengguna [10]. Penerapan *k-nearest neighbor* [5], [11] untuk mengurangi terjadinya *error* dalam prediksi. Penggunaan atribut pengguna seperti usia dan gender menghasilkan akurasi sistem rekomendasi yang lebih rendah dibandingkan dengan yang tidak menggunakannya [3].

Pemanfaatan algoritma *adjusted-cosine similarity* dalam menghitung kemiripan antar *user* dan algoritma *weighted sum* untuk perhitungan prediksi [6].

Sama halnya dengan metode *collaborative filtering*, penelitian-penelitian sebelumnya telah mencoba untuk mengoptimalkan kinerja dari metode *content-based filtering*, di antaranya dengan menggunakan algoritma Naive Bayes dengan pemilihan atribut yang cukup berdampak untuk memperoleh akurasi tertinggi [12]. Pertimbangan akan spesifikasi dari produk, misalkan telepon genggam antara lain harga, kapasitas RAM (*Random Access Memory*), dan lainnya dalam memberikan rekomendasi [13]. Algoritma apriori yang dapat digunakan untuk menganalisis pola-pola kombinasi *item* pada riwayat belanja konsumen [7], [14]. Selain itu, pertimbangan akan hobi yang dinput pelanggan saat mendaftar, kategori *item* di keranjang, serta pola pembelian pelanggan pada umumnya memungkinkan rekomendasi kepada pelanggan baru [14].

Sayangnya berbagai usaha tersebut belum dapat meningkatkan akurasi dari sistem rekomendasi hingga melebihi 80 persen. Akurasi dari sebuah sistem rekomendasi dapat lebih ditingkatkan lagi dengan memadukan kedua metode tersebut menjadi satu (*hybrid*) untuk menutupi kelemahan dari keduanya, seperti yang telah diulas pada penelitian [6], [15]. Dengan memadukan keduanya, sistem rekomendasi dapat merekomendasikan *item* tidak hanya berdasarkan pola belanja dan profil pengguna namun juga berdasarkan masukan berupa *rating* dari pengguna lain yang pola pemesannya mirip dengan pengguna tersebut [6], [15].

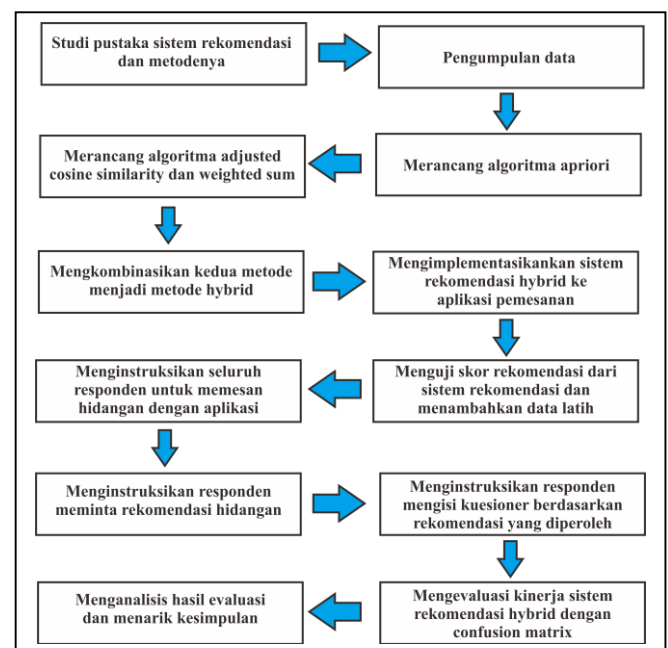
Sistem rekomendasi *hybrid* untuk pemesanan hidangan yang diusulkan menerapkan 3 buah algoritma, yaitu *apriori*, *adjusted-cosine similarity*, dan *weighted sum*. Penelitian ini bertujuan untuk memadukan metode *collaborative* dan *content-based filtering* pada sistem rekomendasi menjadi metode *hybrid* dimana jika *precision*-nya diukur dengan *confusion matrix* diharapkan dapat melebihi 80%. Adapun manfaat dari penelitian ini adalah dapat dianalisis dan dievaluasinya performa dari sistem rekomendasi *hybrid* dalam merekomendasikan hidangan menurut karakteristik dan *rating* hidangan tersebut.

II. METODE PENELITIAN

Objek penelitian dari penelitian ini adalah hidangan yang ada di kopitiam pada umumnya. Data yang akan digunakan didapatkan dari 2 kopitiam di wilayah Pangkalpinang, yaitu Victory Town Kopitiam dan Kong Djie Coffee. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data hidangan dan riwayat pemesanan pelanggan.

Bagan alir penelitian yang dilakukan adalah seperti yang ditunjukkan Gambar 1 yang diawali dengan studi pendahuluan tentang sistem rekomendasi secara umum yang dilanjutkan dengan studi pendahuluan mengenai cara memadukan metode *collaborative* dan *content-based filtering* menjadi metode *hybrid* di sistem rekomendasi. Setelah itu dilakukan pengumpulan data pada tempat riset. Algoritma apriori dari Metode *content-based filtering* dan algoritma

adjusted-cosine similarity sekaligus *weighted sum* dari metode *collaborative filtering* lalu dirancang. Kedua metode ini kemudian dikombinasikan untuk menghasilkan metode *hybrid* dan setelah itu diimplementasikan pada aplikasi pemesanan. Setelah itu, akan dilakukan pengujian antara skor rekomendasi yang dihitung secara manual dengan yang dihitung dengan sistem. Apabila sudah sesuai, maka data latih akan ditambahkan. Selanjutnya, dilakukan analisis sekaligus evaluasi terhadap kinerja dan akurasi dari sistem rekomendasi *hybrid* yang diusulkan berdasarkan karakteristik hidangan yang ada di *wishlist* atau pernah dipesan pelanggan serta *rating* dan riwayat pemesanan hidangan pelanggan lainnya. Evaluasi dilakukan dengan metode *confusion matrix* terhadap 17 responden dalam hal disukai atau tidaknya hidangan yang direkomendasikan ke mereka.



Gambar 1. Bagan alir penelitian

A. Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah studi pustaka, observasi, dan wawancara. Studi pustaka dilaksanakan dengan mempelajari literatur dan artikel ilmiah yang terkait metode-metode yang ada di sistem rekomendasi serta implementasinya.

Observasi dilakukan dengan mengamati secara langsung hidangan yang ada di daftar menu kopitiam. Data-data yang dikumpulkan antara lain data hidangan yang terdiri atas nama, kategori, dan harga hidangan. Dari semua hidangan yang ada, hanya 3 hidangan dari setiap kategori (menu utama, minuman, dan *snack*) yang akan dipilih sebagai sampel pada penelitian ini agar proses komputasi nantinya tidak terlalu kompleks, seperti yang dapat dilihat pada Tabel I. Selain itu, klasifikasi dari kategori hidangan yang akan digunakan adalah sebanyak 6 buah, yaitu utama, minuman, *snack*, manis, asam, dan pedas dimana setiap hidangan dapat memiliki 1

hingga 3 kategori. Adapun rentang harga hidangan yang ada untuk perhitungan algoritma *apriori* adalah di bawah Rp 18.000, Rp 18.000 hingga Rp. 20.000, dan di atas Rp 20.000.

Wawancara dilakukan dengan pakar kecerdasan buatan di kelompok keilmuan untuk mengetahui konsep dasar mengenai sistem rekomendasi dan algoritmanya sekaligus dengan seorang pramusaji kopitiam untuk mengetahui konsep pramusaji dalam merekomendasikan hidangan secara konvensional kepada pelanggan di kopitiam pada umumnya. Selain itu dari wawancara ini juga diperoleh data riwayat pemesanan 5 orang pelanggan (P1 hingga P5) yang akan dijadikan data latih seperti yang ditunjukkan Tabel II.

TABEL I
DATA HIDANGAN DAN KARAKTERISTIKNYA

No	Nama	Harga (Rp)	Kategori
1	Nasi goreng	17.000	Utama, pedas
2	Nasi ayam asam manis	20.000	Utama, asam, manis
3	Nasi capcay seafood	25.000	Utama
4	Kopi susu	15.000	Minuman, manis
5	Jus jeruk	18.000	Minuman, asam, manis
6	Lemon tea	13.000	Minuman, asam
7	Kentang goreng	15.000	Snack
8	Pisang cokelat	18.000	Snack, manis
9	Pentol pedas	21.000	Snack, pedas

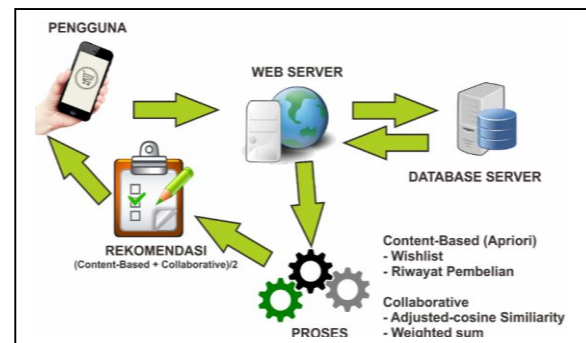
TABEL II
DATA RIWAYAT PEMESANAN PELANGGAN DAN RATINGNYA

Pelanggan	Hidangan yang Dipesan (Rating)
P1	Nasi ayam asam manis (3), jus jeruk (5), pisang cokelat (3)
	Nasi capcay seafood (4), kopi susu (2)
	Nasi ayam asam manis (3), lemon tea (4)
P2	Nasi capcay seafood (5), jus jeruk (4), pisang cokelat (3)
P3	Nasi capcay seafood (2), jus jeruk (2)
P4	Nasi ayam asam manis (3), pentol pedas (4)
P5	Nasi ayam asam manis (3), pisang cokelat (2)
	Nasi goreng (5), pisang cokelat (2)
	Nasi ayam asam manis (3), kentang goreng (5)

B. Perancangan

Gambar 2 adalah kerangka konsep dari sistem rekomendasi yang diusulkan. Saat pengguna aplikasi usulan meminta rekomendasi hidangan, permintaan akan dikirim ke *web server* terlebih dahulu dan setelah itu data-data yang dibutuhkan akan diambil dari *database server*. *Web server* kemudian memproses data-data tersebut dengan metode *content-based* dan *collaborative filtering* untuk menghasilkan rekomendasi hidangan. Metode *content-based filtering* menggunakan algoritma *apriori* yang merekomendasikan hidangan berdasarkan kategori dan rentang harga hidangan yang ada di riwayat pemesanan pelanggan tersebut. Jika pelanggan belum pernah melakukan pemesanan, atau *wishlist*. Metode *collaborative filtering* menggunakan algoritma *adjusted-cosine similarity* dalam menghitung

kemiripan antar hidangan sedangkan prediksi *rating* suatu pelanggan terhadap suatu hidangan dihitung dengan algoritma *weighted sum*. Apabila pelanggan belum pernah melakukan pemesanan, maka *rating* rata-rata dari hidangan yang akan digunakan dalam melakukan prediksi. Hasil perhitungan algoritma *apriori* dan *weighted sum* ini kemudian dirata-ratakan dan semua hidangan (kecuali yang sudah ada di *wishlist*) dengan nilai *support* yang melebihi nilai *support* minimum yang telah ditentukan akan direkomendasikan kepada pengguna dan diurutkan secara menurun menurut nilai *support*-nya.



Gambar 2. Kerangka konsep

C. Metode Content-based Filtering

Content-based filtering memiliki konsep untuk merekomendasikan hidangan menurut hasil uraian persamaan hidangan yang sudah ditaksir oleh pelanggan [16]. Profil pelanggan diwujudkan oleh *content-based filtering* menurut karakteristik perwujudan suatu hidangan, misalkan rentang harga dan kategori hidangan tersebut. Faktor yang menentukan profil pelanggan ini lalu diberikan angka bobot menurut suatu parameter. Hasil rekomendasi adalah faktor yang memiliki *cosine similarity* paling tinggi.

Sistem rekomendasi yang diusulkan memanfaatkan salah satu algoritma dari metode *content-based filtering*, yaitu algoritma *apriori*. Algoritma ini menjalankan pencarian *frequent itemset* dengan aturan asosiatif dan memakai pendekatan *level-wise search*, dimana *k-itemset* dipakai untuk mendapatkan $(k+1)$ -*itemset*. Proses ini dilaksanakan sampai tidak ada lagi kombinasi yang dapat dibentuk [17]. Pada algoritma *apriori* terdapat 2 parameter utama, *support* yaitu persentase kombinasi hidangan dalam *database* dan *confidence* yaitu kuatnya hubungan antar hidangan dalam aturan asosiatif [18].

Nilai *support* dari suatu karakteristik hidangan (kategori atau rentang harga) dihitung dengan Persamaan (1). Nilai *support* dari 2 karakteristik dan dihitung dengan Persamaan (2). Selain itu, nilai *confidence* dari *rule A→B* dihitung menggunakan Persamaan (3).

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah Hidangan mengandung } A}{\text{Total Hidangan}} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{Support}(A, B) \\ = \frac{\text{Jml Hdg mengandung A dan B}}{\text{Total Hidangan}} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \text{confidence}(A \rightarrow B) \\ = \frac{\text{Jml Hdg mengandung A dan B}}{\text{Jumlah Hidangan mengandung A}} \end{aligned} \quad (3)$$

Mula-mula tetapkan nilai *support* minimum misalkan menjadi 40% dan dengan berdasarkan Tabel II akan didapatkan pola *frequent* untuk Pelanggan 5 dengan total hidangan yang pernah dipesan adalah sebanyak 6 buah. Diketahui bahwa Pelanggan 5 pernah memesan nasi goreng sebanyak 1 kali, nasi ayam asam manis sebanyak 2 kali, kentang goreng sebanyak 1 kali, dan pisang coklat sebanyak 2 kali.

Berdasarkan data yang terdapat di Tabel I didapatkanlah pola *frequent* kategori dan rentang harga hidangan. Sebagai contoh, dari 6 hidangan yang dipesan Pelanggan 5, 4 di antaranya, yaitu 2 pisang coklat dan 2 nasi ayam asam manis berkategori manis. Hal ini menyebabkan nilai *support* dari kategori manis untuk Pelanggan 5 adalah 66,67%. Dari 6 hidangan yang dipesan Pelanggan 5, 4 di antaranya memiliki harga antara Rp. 18.000 hingga Rp. 20.000, sehingga nilai *support* dari rentang harga Rp. 18.000 hingga Rp. 20.000 untuk Pelanggan 5 adalah 66,67%.

Nilai *support* suatu hidangan diperoleh dengan meratakan nilai *support* kedua karakteristiknya. Sebagai contoh, hidangan pisang coklat memiliki kategori *snack* dan *manis* serta harganya berada antara Rp. 18.000 hingga Rp. 20.000. Nilai *support* karakteristik ini berturut-turut adalah 50%, 66,67%, dan 66,67% sehingga nilai *support* rata-ratanya dapat dihitung seperti berikut:

$$\begin{aligned} \text{Support}(\text{pisang coklat}) \\ = \frac{\left(\frac{50\% + 66,67\%}{2}\right) + 66,67\%}{2} = 62,50\% \end{aligned}$$

Nilai *support* rata-rata dari pisang coklat (62,50%) melebihi nilai *support* minimum (40%) sehingga akan direkomendasikan oleh sistem. Hidangan seperti kopi susu tidak direkomendasikan karena nilai *support* rata-ratanya hanya 33,33%.

Pemanfaatan algoritma *apriori* yang menggunakan karakteristik hidangan dalam memberikan rekomendasi memiliki kelebihan jika dibandingkan dengan yang tidak. Hidangan baru atau belum pernah dipesan oleh pelanggan, seperti jus jeruk mungkin saja direkomendasikan selama karakteristiknya mirip dengan hidangan-hidangan yang pernah dipesan pelanggan tersebut.

Apabila pelanggan yang meminta rekomendasi belum pernah melakukan pemesanan, maka sistem akan menggunakan data pemesanan seluruh pelanggan ditambah hidangan yang ada di *wishlist* pelanggan tersebut. Berdasarkan Tabel II, tercatat ada 20 hidangan yang pernah

dipesan oleh seluruh pelanggan. Apabila *wishlist* dari pelanggan baru ini berisikan nasi goreng dan pentol pedas, dia akan mendapatkan rekomendasi berupa nasi ayam asam manis, pisang coklat, dan jus jeruk. Nasi goreng dan pentol pedas tidak direkomendasikan karena sudah ada di *wishlist* dan juga tidak memenuhi nilai *support* minimum.

D. Metode Collaborative Filtering

Data *rating* setiap pelanggan yang telah memberi *rating* terhadap hidangan dibutuhkan agar sistem dapat memberikan rekomendasi hidangan menggunakan metode *collaborative filtering*. Dari data *rating* tersebut kemudian akan dihitung nilai kemiripan antar hidangan dengan menggunakan algoritma *adjusted cosine similarity* dan melakukan perhitungan bobot prediksi menggunakan algoritma *weighted sum* [6].

Tahap pertama perhitungan metode *collaborative filtering* adalah pemberian *rating*. Adapun skala pemberian *rating* hidangan adalah antara 1 hingga 5. Daftar hidangan yang ada dapat dilihat di Tabel I dan *rating* yang diberikan pelanggan untuk hidangan tersebut dapat dilihat pada Tabel II.

Tahap selanjutnya adalah menghitung nilai kemiripan antar hidangan menggunakan algoritma *adjusted cosine similarity* dengan Persamaan (4).

$$\begin{aligned} \text{sim}(i, j) \\ = \frac{\sum_{u \in U} (R_{ui} - \bar{R}_u)(R_{uj} - \bar{R}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (R_{ui} - \bar{R}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (R_{uj} - \bar{R}_u)^2}} \end{aligned} \quad (4)$$

Keterangan:

$\text{sim}(i, j)$: Nilai kemiripan antara hidangan i dan hidangan j

$u \in U$: Himpunan pelanggan u yang me-*rating* hidangan I dan hidangan j

R_{ui} : *Rating* pelanggan u pada hidangan i

R_{uj} : *Rating* pelanggan u pada hidangan j

\bar{R}_u : Nilai rata-rata *rating* pelanggan u

Perhitungan nilai kemiripan dilakukan jika terdapat 2 atau lebih *rating* dari pelanggan berbeda terhadap kedua hidangan tersebut. Sebagai contoh, berdasarkan Tabel II, terlihat bahwa terdapat beberapa pelanggan yang memberikan *rating* terhadap 2 atau lebih hidangan yang sama dengan pelanggan lainnya, misalkan baik P1 (pelanggan) dan P5 telah memberikan *rating* terhadap H2 dan H8 (hidangan), sehingga nilai kemiripan antara H2 dengan H8 adalah:

$$\begin{aligned} \text{sim}(2,8) \\ = \frac{(3 - 3,5)(3 - 3,5) + (3 - 3,75)(2 - 3,75)}{\sqrt{(3 - 3,5)^2 + (3 - 3,75)^2} \sqrt{(3 - 3,5)^2 + (2 - 3,75)^2}} \\ = \frac{1,5625}{1,6405} = 0,9524 \end{aligned}$$

Lakukan perhitungan terhadap semua hidangan yang ada. Nilai kemiripan antara dua hidangan akan bernilai 0 (belum diketahui) apabila tidak ada satupun pelanggan yang memberi *rating* terhadap kedua hidangan tersebut, seperti H1 dengan H3. Adapun nilai kemiripan 1 dan -1 terjadi karena hanya terdapat 1 pelanggan saja yang memberikan *rating* terhadap kedua hidangan tersebut, misalkan *rating* H1 dan H2 hanya diberikan oleh P5. Terdapat juga kolom yang tidak memiliki nilai (kosong) dimana hal ini dikarenakan kombinasi antara hidangan yang sama, misalkan H1 dengan H1 tidak diijinkan. Nilai yang dihasilkan algoritma *adjusted-cosine similarity* umumnya berkisar antara -1 hingga 1. Dua hidangan dianggap mirip jika nilai *similarity* antara keduanya mendekati 1 dan tidak mirip jika nilai *similarity*-nya mendekati -1 [6].

Tahap ketiga dan terakhir dari metode *collaborative filtering* pada penelitian ini adalah menghitung nilai bobot prediksi dengan menggunakan algoritma *weighted sum* seperti yang ditunjukkan Persamaan(5).

$$P(u, j) = \frac{\sum_{i \in j} (R_{u,i} \times S_{i,j})}{\sum_{i \in j} |S_{i,j}|} \quad (5)$$

Keterangan:

$P(u, j)$: Prediksi untuk pelanggan u pada hidangan j

$\sum_{i \in j}$: Himpunan hidangan yang mirip dengan hidangan j

$R_{u,i}$: *Rating* pelanggan u pada hidangan i

$S_{i,j}$: Nilai kemiripan antara hidangan i dan hidangan j

Sebagai contoh, saat P5 meminta rekomendasi hidangan kepada sistem, sistem akan menghitung bobot prediksi P5 terhadap hidangan yang belum pernah dipesan olehnya, yaitu hidangan 3, 4, 5, 6, dan 9. Adapun perhitungan bobot prediksi H4 untuk P5 adalah sebagai berikut :

$$P(p_5, h_4) = \frac{(5 \times 0) + (3 \times 1) + (0 \times -1) + (0 \times -1) + (0 \times -1) + (5 \times 0) + (2 \times 1) + (0 \times 0)}{|0| + |1| + |-1| + |-1| + |-1| + |0| + |1| + |0|}$$

$$= \frac{5}{5} = 1$$

Dimana 0, 1, -1, -1, -1, 0, 1, dan 0 berturut-turut adalah nilai kemiripan H4 dengan H1, H2, H3, H5, H6, H7, H8, dan H9. Nilai 5, 3, 0, 0, 0, 5, 2, dan 0 berturut-turut adalah *rating* yang diberikan P5 terhadap H1 hingga H9 (kecuali H4).

Hidangan yang akan direkomendasikan adalah hidangan dengan bobot prediksi yang mendekati 1 atau dengan kata lain, di atas 0. Berdasarkan hasil perhitungan bobot prediksi, hidangan yang direkomendasikan untuk P5 adalah H4 saja. Hidangan dengan bobot kurang dari sama dengan 0 tidak direkomendasikan karena hidangan tersebut diprediksi tidak diinginkan oleh pelanggan. Hidangan yang sudah pernah dipesan dan di-*rating* oleh pelanggan akan diberikan nilai 0.

Banyaknya prediksi berbobot negatif untuk P5 dikarenakan jumlah pelanggan dan riwayat pemesannya yang terlalu sedikit pada data latih, yaitu 5 pelanggan dan 9 transaksi dengan jumlah 17 *rating* hidangan. Jumlah pelanggan ini hanya seperempat dari jumlah minimum pelanggan yang disarankan, yaitu 20 [5]. Hal ini akan menyebabkan sistem mengalami kesulitan dalam mendapatkan beberapa pelanggan yang mirip dengan pelanggan tersebut dalam hal hidangan yang pernah dipesan mereka. Jumlah pelanggan ke depannya akan semakin bertambah seiring banyaknya pelanggan yang menggunakan sistem rekomendasi ini, sehingga kinerja dari metode *collaborative filtering* akan membaik.

Pada metode *collaborative filtering*, sebuah hidangan baru atau belum pernah dipesan oleh seorang pelanggan dapat direkomendasikan kepada pelanggan tersebut. Hal ini memungkinkan selama pelanggan lain yang pola pemberian *rating*-nya mirip dengan pelanggan itu telah memberikan *rating* terhadap hidangan baru tersebut.

Berdasarkan Persamaan (5), diketahui bahwa algoritma *weighted sum* memerlukan *rating* pelanggan dalam menghitung bobot prediksi sehingga sistem tidak bisa memberikan rekomendasi kepada pelanggan baru karena bobot prediksi semua hidangan untuknya bernilai 0. Hal ini dapat diatasi dengan membuat sistem melakukan rekomendasi berdasarkan *rating* rata-rata dari seluruh pelanggan untuk setiap hidangan yang dikalikan dengan 2 dan kemudian dibagi dengan 10. Rekomendasi yang diberikan untuk pelanggan baru adalah hidangan dengan *rating* rata-rata minimum 3,0 atau dengan kata lain memiliki bobot prediksi paling tidak 0,6. Solusi ini namun kurang efektif mengingat preferensi seorang pelanggan mungkin berbeda dengan sebagian besar pelanggan lainnya.

E. Metode Hybrid

Metode *hybrid* yang diusulkan merata-ratakan *support* rata-rata setiap hidangan dengan bobot prediksi hidangan, kemudian merekomendasikan hidangan dengan bobot rata-rata paling tidak 0,4. Perhitungan rata-rata ini hanya dilakukan jika hidangan tersebut belum pernah dipesan pelanggan yang akan diberikan rekomendasi dan nilai bobot prediksinya di atas 0. Sebaliknya, jika hidangan tersebut memiliki bobot prediksi kurang dari sama dengan 0 dan sudah pernah dipesan pelanggan, maka hanya nilai *support* rata-rata dari metode *content based filtering* saja yang akan digunakan dalam memberikan rekomendasi. Hasil perhitungan bobot prediksi rata-rata dari metode *hybrid* untuk Pelanggan 5 dirangkum ke dalam Tabel III.

Berdasarkan Tabel III, hidangan yang akan direkomendasikan ke Pelanggan 5 adalah hidangan dengan bobot rata-rata paling tidak 0,4, yaitu kopi susu, pisang coklat, nasi ayam asam manis, jus jeruk, dan kentang goreng. Hidangan yang direkomendasikan dengan metode *hybrid* tidak jauh berbeda dengan yang direkomendasikan dengan metode *content-based filtering*. Hal ini dikarenakan hanya kopi susu (H4) yang memiliki bobot prediksi di atas 0, yaitu 1, sehingga bobot rata-rata hidangan lainnya dihitung hanya

berdasarkan nilai *support* rata-rata yang didapat dari metode *content based filtering*.

TABEL III
BOBOT PREDIKSI RATA-RATA UNTUK PELANGGAN 5

Hidangan	Bobot Content	Bobot Collab	Bobot Rata-rata
H1	0,3333	-	0,3333
H2	0,5834	-	0,5834
H3	0,25	-1,1243	0,25
H4	0,3333	1	0,6665
H5	0,50	-1	0,50
H6	0,25	-1	0,25
H7	0,4167	-	0,4167
H8	0,625	-	0,625
H9	0,1667	-3	0,1667

F. Evaluasi

Evaluasi dilakukan dengan metode *confusion matrix* terhadap 17 orang responden (masyarakat penikmat hidangan kopitiam) agar diketahui efektivitas dan relevansi dari hidangan yang direkomendasikan oleh sistem. *Precision* digunakan untuk menghitung efektivitas dari rekomendasi sedangkan relevansinya dihitung dengan *recall* [5] yang berdasarkan hasil dari *confusion matrix*, seperti yang dapat dilihat pada Tabel IV.

TABEL IV
CONFUSION MATRIX [5]

Matriks		Aktual	
		True	False
Rekomendasi	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

Apabila hidangan yang direkomendasikan sesuai dengan selera pelanggan maka akan dianggap sebagai *True Positive* (TP) dan apabila tidak sesuai, akan dianggap sebagai *False Positive* (FP). Apabila hidangan tidak direkomendasikan dan hidangan itu tidak sesuai dengan selera pelanggan maka akan dianggap sebagai *True Negative* (TN), namun apabila hidangan itu ternyata sesuai dengan selera pelanggan, akan dianggap sebagai *False Negative* (FN) [4].

Precision merupakan derajat akurasi antara hidangan yang diinginkan konsumen dengan yang direkomendasikan sistem dimana dapat dihitung dengan Persamaan (6). *Recall* merupakan derajat kesuksesan sistem dalam merekomendasikan hidangan yang relevan dimana dapat dihitung dengan Persamaan (7) [5].

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{6}$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

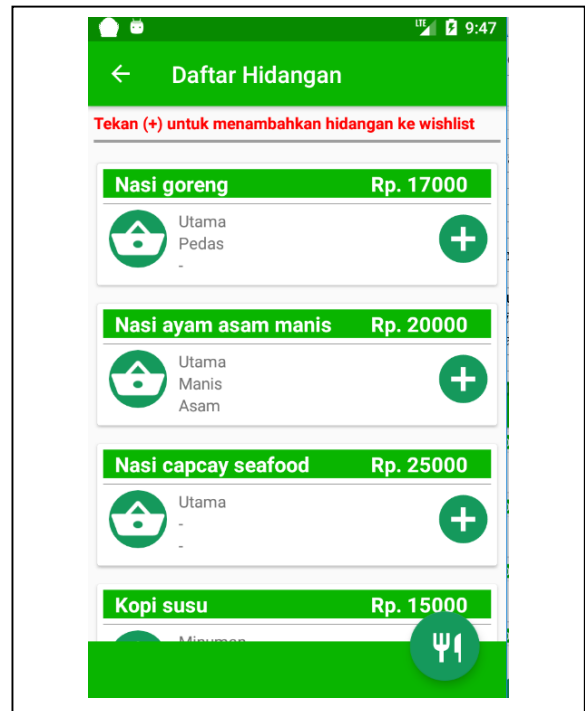
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan dijabarkan mengenai tampilan layar dari aplikasi pemesanan hidangan dimana sistem

rekomendasi *hybrid* akan diimplementasikan. Aplikasi ini diperlukan agar nantinya responden dapat mengevaluasi kinerja dari sistem rekomendasi *hybrid* yang diusulkan.

A. Tampilan Layar

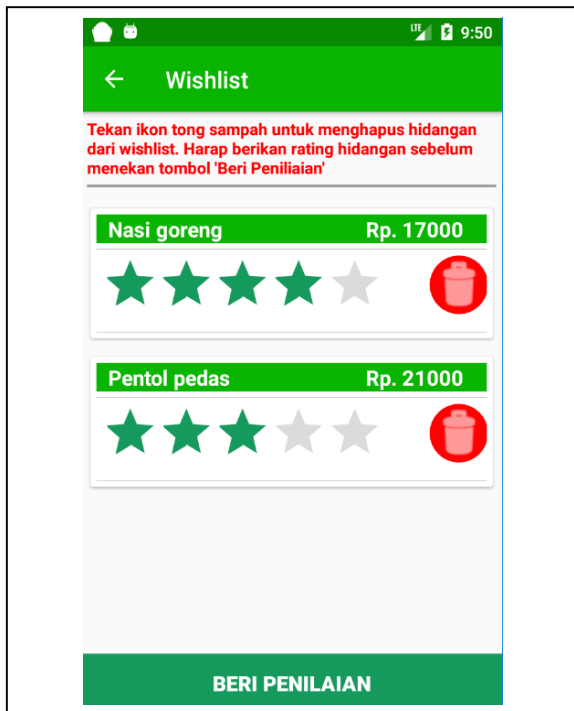
Terdapat beberapa tampilan layar dari aplikasi pemesanan hidangan untuk implementasi sistem rekomendasi *hybrid* yang diusulkan dimana di *paper* ini hanya beberapa yang paling relevan saja yang dicantumkan. Gambar 3 merupakan *screenshot* dari halaman daftar hidangan yang berisikan seluruh hidangan yang ada di *database*, yaitu 3 hidangan utama, 3 hidangan minuman, dan 3 hidangan *snack*. Informasi yang ditampilkan berupa nama, harga, dan kategori dari hidangan. Ada juga tombol untuk menambahkan hidangan tersebut ke *wishlist* pelanggan dan tombol untuk mengakses halaman kelola *wishlist*. Foto hidangan dan informasi lainnya yang tidak berdampak terhadap perhitungan bobot rekomendasi tidak ditampilkan.



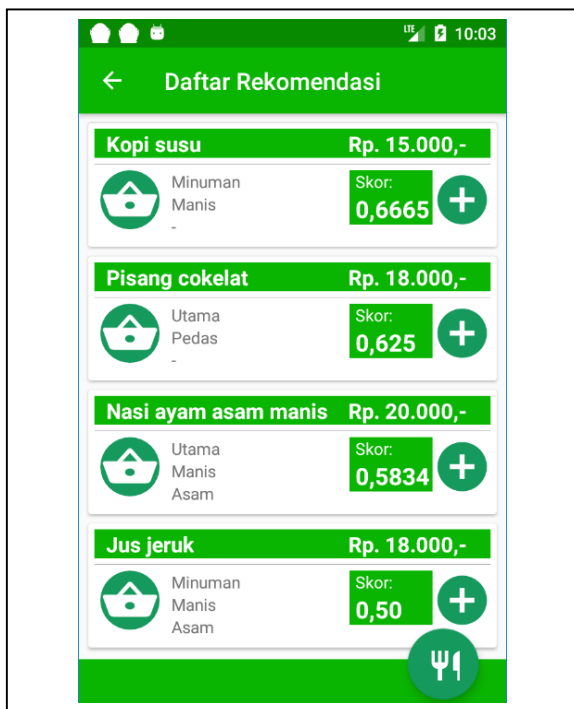
Gambar 3. Tampilan layar halaman daftar hidangan

Gambar 4 merupakan *screenshot* dari halaman kelola *wishlist* dimana pada halaman ini akan ditampilkan seluruh hidangan yang telah ditambahkan ke *wishlist* pelanggan yang sedang *login* dan pelanggan dapat menghapus hidangan yang akan dipesan. Selain itu, pelanggan diwajibkan untuk memberikan *rating* setiap hidangan yang akan dipesan dengan bintang 1 hingga 5 dimana semakin besar *rating* menunjukkan tingginya tingkat kesetujuan pelanggan terhadap hidangan tersebut. Untuk mempercepat proses pengumpulan data *rating* dan riwayat pemesanan, proses verifikasi pesanan serta penginputan data pemesanan yang

tidak memiliki dampak terhadap proses rekomendasi seperti alamat pengiriman akan ditiadakan.



Gambar 4. Tampilan layar halaman kelola wishlist



Gambar 5. Tampilan layar halaman rekomendasi

Gambar 5 merupakan *screenshot* dari halaman daftar rekomendasi dengan metode *hybrid* dimana beberapa

hidangan yang memenuhi skor rekomendasi minimum ditampilkan dan kemudian diurutkan secara menurun untuk pelanggan yang sedang *login*. Terlihat bahwa skor rekomendasi yang dihitung oleh sistem rekomendasi *hybrid* terbukti sama dengan yang dihitung secara manual seperti yang dapat dilihat di Tabel III.

B. Evaluasi

Sebelum evaluasi dilakukan, terdapat penambahan data latih yang terdiri atas 9 hidangan (3 utama, 3 minuman, dan 3 *snack*), 15 orang pelanggan, dan 60 transaksi dengan 151 hidangan. Hal ini dimaksudkan untuk meningkatkan kinerja dari metode *content-based filtering* dan *collaborative filtering* yang ada pada sistem rekomendasi *hybrid*.

Sebelum meminta rekomendasi, seluruh responden secara serentak diminta untuk paling tidak melakukan 1 kali pemesanan dengan maksimal 3 hidangan untuk setiap transaksi. Hal ini dimaksudkan agar sistem rekomendasi dapat memberikan rekomendasi yang relevan menurut pemesanan yang telah dilakukan oleh pelanggan tersebut.

Setelah semua responden telah melakukan pemesanan, setiap responden diminta untuk meminta rekomendasi dengan metode *hybrid* tanpa melakukan pemesanan lagi agar tidak terjadi perubahan terhadap data riwayat pemesanan dan *rating*. Berdasarkan rekomendasi yang diperoleh, responden diminta untuk mengisi kuesioner yang berisikan data responden, riwayat pemesanan dan *rating* yang diberikan, serta hidangan apa saja yang direkomendasikan sistem rekomendasi berikut skornya. Selanjutnya responden memberikan keterangan apakah mereka berniat untuk memesan hidangan yang direkomendasikan ataupun tidak direkomendasikan tersebut untuk pemesanan berikutnya. Apabila pelanggan berniat untuk memesan hidangan yang direkomendasikan, maka rekomendasi itu dianggap TP. Sebaliknya, jika pelanggan juga berniat untuk memesan hidangan yang tidak direkomendasikan, maka rekomendasi itu dianggap FN.

C. Hasil Evaluasi

Hasil evaluasi responden terhadap sistem rekomendasi *hybrid* dirangkum ke dalam Tabel V dan nilai *precision* serta *recall* setiap responden dirangkum ke dalam sebuah grafik yang ditunjukkan Gambar 6. Berdasarkan Tabel V, diperoleh 8 TP, 1 FP, 2 FN, dan 7 TN untuk Responden 1 (R1). Hal ini berarti dari 9 hidangan yang direkomendasikan, 8 di antaranya sesuai dengan preferensi R1 sedangkan sisanya tidak. Dari 9 hidangan yang tidak direkomendasikan, 7 di antaranya tidak sesuai dengan preferensi R1 sedangkan sisanya sesuai. Adapun nilai *precision* dan *recall* dari R1 dapat dihitung dengan:

$$precision = \frac{8}{8 + 1} = 88,89\%$$

$$recall = \frac{8}{8 + 2} = 80\%$$

TABEL V
HASIL EVALUASI METODE HYBRID

R	TP	FP	FN	TN	Precision	Recall
1	8	1	2	7	0,8889	0,8
2	3	1	1	13	0,75	0,75
3	6	2	2	8	0,75	0,75
4	4	1	2	11	0,8	0,6667
5	2	1	2	13	0,6667	0,5
6	6	1	2	9	0,8571	0,75
7	7	1	1	9	0,875	0,875
8	3	1	2	12	0,75	0,6
9	5	2	1	10	0,7143	0,8333
10	5	1	2	10	0,8333	0,7143
11	4	2	1	11	0,6667	0,8
12	5	0	1	12	1	0,8333
13	4	1	1	12	0,8	0,8
14	5	1	2	10	0,8333	0,7143
15	7	1	2	8	0,875	0,7778
16	8	3	0	7	0,7273	1
17	6	1	3	8	0,8571	0,6667
Total	88	21	27	170	0,8073	0,7652

Berdasarkan Tabel IV, diperoleh nilai *precision* dan *recall* rata-rata dari sistem rekomendasi *hybrid* berturut-turut adalah 80,73% dan 76,52%. Hal ini berarti 80,73% dari seluruh hidangan yang direkomendasikan oleh sistem sesuai dengan preferensi pelanggan. Selain itu, sistem dapat merekomendasikan 76,52% dari seluruh hidangan yang relevan kepada pelanggan.

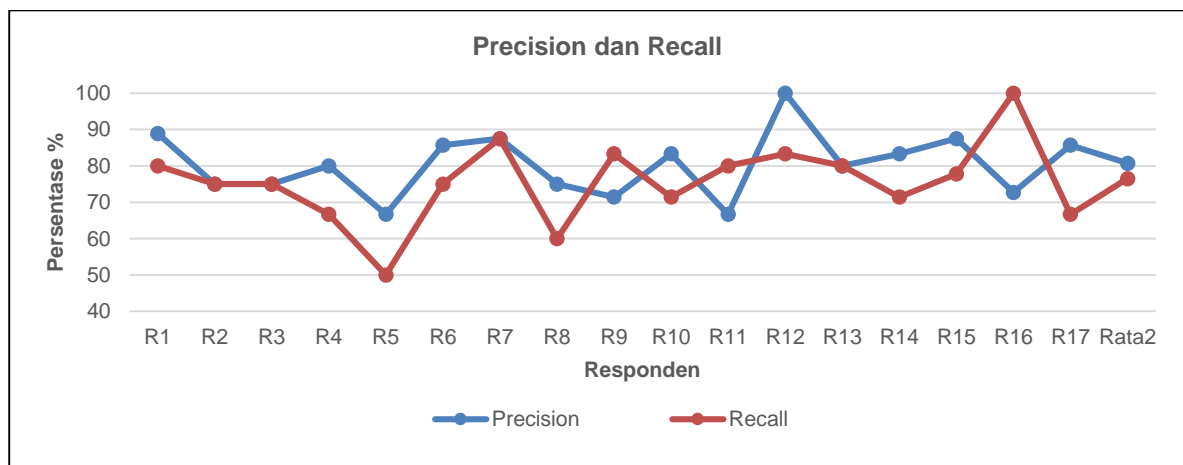
Sistem rekomendasi yang memanfaatkan metode *content-based filtering* secara tunggal hanya akan merekomendasikan hidangan yang karakteristiknya mirip dengan yang pernah dipesan seorang pelanggan. Parameter lainnya seperti *rating* rata-rata hidangan tersebut oleh pelanggan lain tidak dipertimbangkan. Hal ini menyebabkan hidangan dengan *rating* rendah akan direkomendasikan kepada pelanggan sasaran selama karakteristiknya mirip. Berbeda halnya dengan metode *hybrid* yang tidak hanya merekomendasikan hidangan menurut karakteristiknya namun juga mempertimbangkan *rating* dari hidangan tersebut sehingga

hidangan yang direkomendasikan lebih mungkin untuk disukai pelanggan sasaran.

Berdasarkan evaluasi yang telah dilakukan terhadap 17 responden, jumlah hidangan yang direkomendasikan dengan metode *hybrid* untuk setiap responden dapat lebih banyak ataupun lebih sedikit apabila dibandingkan metode *content-based filtering*. Hal ini dikarenakan metode *hybrid* juga mempertimbangkan bobot prediksi yang dihasilkan oleh metode *collaborative filtering*. Sebagai contoh, metode *content-based filtering* merekomendasikan hidangan 2 buah lebih banyak daripada *hybrid* untuk Responden 1, yaitu air mineral dan lemon tea. Kedua hidangan ini memiliki nilai bobot prediksi yang kecil sehingga bila dirata-ratakan dengan nilai *support* menyebabkan bobot rata-ratanya tidak mencapai bobot minimum. Air mineral bukanlah hidangan yang disukai oleh responden 1, sehingga sistem sudah tepat untuk tidak merekomendasikannya. Berbeda halnya dengan lemon tea yang ternyata disukai responden 1 namun tidak direkomendasikan karena *rating* rata-ratanya kurang baik.

Apabila sistem rekomendasi hanya menggunakan metode *collaborative filtering* dalam memberikan rekomendasi, nantinya rekomendasi yang diberikan tidak mencakup hidangan yang sudah pernah dipesan oleh pelanggan meskipun pada kenyataannya hidangan-hidangan tersebut ada kemungkinan untuk dipesan kembali dalam pemesanan berikutnya. Hal ini mengakibatkan nilai *recall* yang didapat dari metode *collaborative filtering* kurang optimal. Berbeda halnya dengan metode *hybrid* yang juga mempertimbangkan hidangan yang sudah pernah dipesan oleh pelanggan saat memberikan rekomendasi. Selain itu, sistem rekomendasi dengan *collaborative filtering* hanya merekomendasikan hidangan berdasarkan kombinasi pemesanan hidangan dan *rating* pelanggan lainnya dimana preferensi mereka belum tentu sama dengan pelanggan sasaran. Hal ini menyebabkan *precision* dari *collaborative filtering* kurang baik jika ia digunakan secara tunggal.

Berdasarkan Gambar 6, terlihat bahwa dalam merekomendasikan hidangan, nilai *precision* rata-rata dari metode *hybrid* di atas 80%. Hal ini membuktikan bahwa



Gambar 6. Grafik perbandingan nilai precision dan recall untuk setiap responden

penggunaan karakteristik hidangan dalam menentukan preferensi pelanggan lebih efektif dibandingkan hanya berdasarkan pola kombinasi hidangan yang pernah dipesan.

Berdasarkan pembahasan yang telah dilakukan, dapat diasumsikan beberapa hal. Metode *content-based filtering* cocok untuk diterapkan dalam sistem rekomendasi dimana pelanggan ada kemungkinan untuk memesan *item* yang sama di pemesanan berikutnya, seperti pemesanan hidangan dan sembako. Metode *collaborative filtering* lebih cocok diterapkan untuk sistem rekomendasi *item* yang tidak habis pakai, seperti rekomendasi *film*, buku, laptop, ponsel, dan mobil dimana yang umumnya direkomendasikan adalah buku atau *film* dengan *genre* sejenis ataupun aksesoris dari laptop, ponsel, atau mobil tersebut. Sedangkan metode *hybrid* yang memadukan kelebihan dari metode *content-based* dan *collaborative filtering* menyebabkan metode *hybrid* lebih fleksibel dan penerapannya lebih luas.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan dan evaluasi yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal. Sistem rekomendasi *hybrid* yang diusulkan berhasil memadukan metode *content-based* dengan *collaborative filtering* dimana nilai *precision* dan *recall*-nya jika diukur dengan *confusion matrix* berturut-turut adalah 80,73% dan 76,52%. Selain itu, pemanfaatan karakteristik dari hidangan yang pernah dipesan memungkinkan sistem rekomendasi merekomendasikan hidangan baru atau yang belum pernah dipesan selama karakteristiknya mirip dengan hidangan yang pernah dipesan pelanggan tersebut.

Untuk penelitian ke depannya, *k-itemset* di atas *1-itemset* perlu dipertimbangkan untuk algoritma *apriori* agar sistem rekomendasi dapat lebih akurat dalam memprediksi hidangan yang kira-kira akan ditambahkan konsumen ke *wishlist*-nya dengan berdasarkan daftar hidangan yang sudah ada di *wishlist* konsumen. Pemanfaatan algoritma *Term Frequency-Invers Document Frequency* (TF-IDF) memungkinkan karakteristik hidangan dapat ditentukan oleh sistem secara otomatis berdasarkan deskripsi hidangan tersebut. Selain itu, akurasi sistem rekomendasi dapat lebih ditingkatkan dengan menggunakan algoritma *k-nearest neighbor* sehingga hanya beberapa data pelanggan lain atau hidangan yang paling relevan/ mirip saja yang akan digunakan dalam proses perhitungan prediksi hidangan. Karakteristik dari hidangan yang halaman rinciannya dilihat dan kata kunci hidangan yang diinput pelanggan ke dalam kotak pencarian dapat dipertimbangkan dalam pemberian rekomendasi sehingga lebih sesuai dengan preferensi pelanggan, tidak terkecuali untuk pelanggan baru.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kami ucapkan kepada Kementerian Riset dan Teknologi / Badan Riset dan Inovasi Nasional melalui

Lembaga Layanan Pendidikan Tinggi (LLDIKTI) Wilayah II yang telah mendanai penelitian ini dengan nomor surat kontrak penelitian 830/SP2H/LT/MONO/LL2/2020.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Ayodya, *Business Plan Usaha Kuliner Skala UMKM*. Jakarta: PT Elex Media Komputindo, 2016.
- [2] Y. A. Engel & H. Susanto, *Pahlawan Ekonomi Kreatif*. Jakarta: PT Elex Media Komputindo, 2017.
- [3] A. A. Fakhri, Z. K. A. Baizal, & E. B. Setiawan, "Restaurant Recommender System Using User-Based Collaborative Filtering Approach: A Case Study at Bandung Raya Region," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1192, no. 1, pp. 1–7, 2019.
- [4] C. S. D. Prasetya, "Sistem Rekomendasi pada E-Commerce Menggunakan K-Nearest Neighbor," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 3, pp. 194–200, Sep. 2017.
- [5] I. W. Jepriana & S. Hanief, "Analisis dan Implementasi Metode Item-based Collaborative Filtering untuk Sistem Rekomendasi Konsentrasi di STMIK Stikom Bali," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform. JANAPATI*, vol. 9, no. 2, pp. 171–180, 2020.
- [6] A. E. Wijaya & D. Alfian, "Sistem Rekomendasi Laptop Menggunakan Collaborative Filtering dan Content-Based Filtering," *J. Comput. Bisnis*, vol. 12, no. 1, pp. 11–27, 2018.
- [7] T. Badriyah, R. Fernando, & I. Syarif, "Sistem Rekomendasi Content Based Filtering Menggunakan Algoritma Apriori," in *Konferensi Nasional Sistem Informasi*, 2018, vol. 1, no. 1, pp. 554–559.
- [8] D. Gavalas & M. Kenteris, "A Web-based Pervasive Recommendation System for Mobile Tourist Guides," *Pers. Ubiquitous Comput.*, vol. 15, no. 7, pp. 759–770, 2011.
- [9] H. Susanto, "Perancangan Sistem Rekomendasi Pakaian Distro dengan Menggunakan Item Collaborative Filtering (Studi Kasus : the Jungle Distro Medan)," *Pelita Inform. Budi Darma*, vol. 6, no. 3, pp. 58–62, 2014.
- [10] M. K. Sarkaleh, M. Mahdavi, & M. Baniardalan, "Designing a Tourism Recommender System Based on Location, Mobile Device and User Features in Museum," *Int. J. Manag. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 2, pp. 13–21, 2012.
- [11] N. Yanti, R. Rahmi, & Ruliah, "Penerapan Algoritma Collaborative Filtering Untuk Rekomendasi Games Hardware," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 305–314, 2013.
- [12] F. Firmahsyah & T. Gantini, "Penerapan Metode Content-Based Filtering Pada Sistem Rekomendasi Kegiatan Ekstrakurikuler (Studi Kasus di Sekolah ABC)," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 3, pp. 414–427, 2016.
- [13] V. Armando, "Sistem Rekomendasi Pembelian Telepon Genggam dengan Metode Content-based Filtering," Skripsi, Universitas Atma Jaya Yogyakarta, 2017.
- [14] L. Tommy, C. Kirana, & V. Lindawati, "Recommender System dengan Kombinasi Apriori dan Content-Based Filtering pada Aplikasi Pemesanan Produk," *J. Teknoinfo*, vol. 13, no. 2, pp. 84–95, Jul. 2019.
- [15] T. Badriyah, E. T. Wijayanto, I. Syarif, & P. Kristalina, "A Hybrid Recommendation System for E-Commerce based on Product Description and User Profile," in *The Seventh International Conference on Innovative Computing Technology (INTECH 2017)*, 2017, pp. 95–100.
- [16] P. S. Adi, "Sistem Rekomendasi Nilai Mata Kuliah Menggunakan Metode Content-Based Filtering," in *Seminar Nasional Informatika 2010 (semnasIF 2010)*, 2010, pp. 90–94.
- [17] J. Han, M. Kamber, & J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3rd ed. Waltham: Morgan Kaufmann, 2012.
- [18] A. A. Arafah & I. Mukhlash, "The Application of Fuzzy Association Rule on Co-Movement Analyze of Indonesian Stock Price," *Procedia - Procedia Comput. Sci.*, vol. 59, no. 2015, pp. 235–243, 2015.