

DIGITAL CAKERY DENGAN ALGORITMA COLLABORATIVE FILTERING

Yudhistira Adhitya Pratama, David Wijaya, Paulus, Arwin Halim

STMIK Mikroskil

Jl. Thamrin No. 122, 124, 140 Medan 20212

yudhistira@mikroskil.ac.id, davidwijaya91@gmail.com,
paulus@mikroskil.ac.id, arwin@mikroskil.ac.id

Abstrak

Perkembangan era informasi yang semakin pesat membuat jumlah informasi yang tersedia semakin banyak dan beragam. Namun, manusia memiliki keterbatasan dalam memproses semua informasi tersebut. Informasi yang tersedia juga tidak semuanya bermanfaat dan dibutuhkan. Hal tersebut perlu didasarkan pada kebutuhan masing-masing pengguna sehingga informasi yang disediakan menjadi lebih tepat sasaran. Dalam mengatasi persoalan tersebut maka sebuah sistem rekomendasi diterapkan dalam sebuah *website Digital Cakery* yang menyediakan berbagai jenis *cake* kepada pengguna. Algoritma sistem rekomendasi yang digunakan adalah *collaborative filtering* dengan menerapkan pendekatan *user-based* dan *item-based*. Melalui dua pendekatan tersebut, sistem menyediakan rekomendasi *cake* yang bersifat subjektif sesuai *rating* masing-masing pengguna sehingga pilihan informasi dapat menjadi lebih akurat dan bernilai. Sistem juga menyediakan pilihan *cake* baru yang lebih personal sehingga memungkinkan pengguna untuk mencoba barang baru yang tidak sesuai dengan kebiasaan lama. Pengguna juga diberikan kesempatan untuk merancang *cake* kesukaannya dan membayar sesuai bahan yang digunakan. Hasil dari pengujian menyimpulkan bahwa algoritma *collaborative filtering* dapat menyediakan rekomendasi daftar *cake* yang sesuai dengan *rating cake* yang diberikan oleh pengguna baik secara implisit maupun eksplisit. Jumlah data yang semakin bertambah menghasilkan nilai *MAE* yang semakin besar dan sebaliknya jumlah data yang semakin sedikit menghasilkan nilai *MAE* yang semakin kecil.

Kata kunci: rekomendasi, collaborative filtering, user-based, item-based, MAE

1. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang

Sistem rekomendasi adalah sebuah teknik dalam menyediakan rekomendasi barang kepada pengguna. Rekomendasi tersebut berhubungan dengan berbagai proses pengambilan keputusan seperti barang apa yang hendak dibeli, musik apa yang hendak didengar, atau berita *online* apa yang hendak dibaca. Dengan jumlah informasi yang lebih berkembang pesat dibandingkan kemampuan manusia dalam memprosesnya, maka sistem rekomendasi menjadi solusi dalam menghasilkan pilihan informasi yang lebih akurat dan bernilai bagi pengguna.

Salah satu algoritma yang dapat diterapkan dalam sistem rekomendasi adalah *collaborative filtering*. Dalam *collaborative filtering*, barang yang direkomendasikan kepada pengguna didasarkan pada *rating* terdahulu dari semua pengguna secara kolektif [1]. Terdapat dua cara pendekatan dalam *collaborative filtering* yaitu *user-based recommendation* yang menghitung kesamaan sifat antar pengguna dari barang yang diberikan *rating* oleh masing-masing pengguna dan *item-based recommendation* yang menghitung hubungan barang yang satu dengan lainnya sesuai dengan *rating* masing-masing barang. Melalui pemahaman

hubungan kedekatan antar pengguna, algoritma *collaborative filtering* dapat merekomendasikan barang yang lebih subjektif. Selain itu, *collaborative filtering* dapat merekomendasikan barang baru yang lebih personalisasi. Hal ini memungkinkan pengguna untuk mencoba barang baru yang tidak sesuai dengan kebiasaan lama. Sebagai bentuk inovasi bisnis dengan pemanfaatan teknologi informatika, maka kedua pendekatan dalam algoritma *collaborative filtering* akan dipadukan menjadi suatu sistem rekomendasi dalam *website Digital Cakery*. Produk *cake* memiliki suatu keistimewaan dalam hal modifikasi bentuk desain dan rasa yang menghasilkan berbagai kombinasi produk.

1.2. Rumusan Masalah

Pesatnya perkembangan informasi belum sebanding dengan kemampuan manusia dalam mengambil keputusan, sehingga diperlukan suatu sistem rekomendasi yang mampu merekomendasikan produk sesuai profil pelanggan dan pengalaman nyata dari sesama pelanggan. Pada produk *cake*, keputusan membeli *cake* yang sesuai dengan keinginan menjadi permasalahan karena *cake* memiliki berbagai kombinasi desain dan rasa.

1.3. Tujuan dan Manfaat

Tujuan penelitian adalah mengkombinasikan dua pendekatan algoritma *collaborative filtering* sehingga menghasilkan sistem rekomendasi yang bersifat subjektif sesuai kebutuhan pelanggan *cake* secara akurat.

Manfaat penelitian adalah:

1. Memudahkan pelanggan *cake* dalam memilih dan menggunakan rekomendasi bahan yang tersedia melalui pendekatan *item-based collaborative filtering*.
2. Menyediakan rekomendasi daftar *cake* yang berbeda untuk masing-masing pelanggan sesuai profil dan hubungan kedekatannya dengan pelanggan lain melalui pendekatan *user-based collaborative filtering*.

1.4. Batasan Masalah

Ruang lingkup masalah pada penelitian ini adalah:

1. Produk yang dirancang adalah *cake*.
2. Sistem hanya melayani proses desain *cake* dan pemesanan *cake*
3. Sistem tidak membahas masalah pembayaran dan keamanan
4. Algoritma sistem rekomendasi yang digunakan adalah *collaborative filtering* dengan dua pendekatan yaitu *user-based recommendation* dan *item-based recommendation*.
5. Kategori desain *cake* yang disediakan adalah rasa *cake* secara keseluruhan, tekstur *cake* tampak samping, lapisan atas *cake*, dan penghias *cake*.

2. Kajian Pustaka

2.1. Collaborative Filtering

Sistem *collaborative-based recommendation* adalah metode yang digunakan untuk memprediksi kegunaan *item* berdasarkan penilaian pengguna sebelumnya [2]. Metode ini merekomendasikan *item-item* yang dipilih oleh pengguna lain dengan kemiripan model *item* dari pengguna saat ini [4]. Tujuan dari algoritma *collaborative filtering* adalah menganjurkan barang baru atau memprediksikan evaluasi barang kepada pengguna khusus berdasarkan pada ketertarikan sebelumnya dari pengguna dan opini dari pengguna-pengguna lain yang mempunyai ketertarikan yang mirip. Opini bisa diberikan secara eksplisit oleh pengguna

berupa nilai *rating* atau bisa juga secara implisit dihasilkan dari riwayat pembelian, dengan melakukan analisis terhadap *logs*, *navigation history* atau dengan cara yang lain [3].

Sistem rekomendasi berbasis kolaboratif (*collaborative-based*) dibuat untuk mengatasi kelemahan dari sistem rekomendasi berbasis konten (*content-based*) yaitu:

- a. Pendekatan *collaborative* dapat bekerja dalam domain di mana terdapat sedikit *content* yang berasosiasi dengan *item* atau di tempat di mana *content* sulit dianalisis menggunakan komputer seperti ide, masukan, atau opini sehingga menjadi *reliable*.
- b. Pendekatan *collaborative* mempunyai kemampuan untuk menyediakan rekomendasi yang tidak terduga atau tidak disengaja, misalnya dapat merekomendasikan item yang relevan kepada pengguna sekaligus tidak mengandung *content* dari profil pengguna tersebut.

2.2. User-based Collaborative

User-based collaborative menggunakan teknik statistika untuk menemukan sekumpulan pengguna, dikenal sebagai tetangga (*neighbour*), yang memiliki sejarah setuju dengan pengguna yang menjadi sasaran. Setelah sekumpulan tetangga terbentuk, sistem menggunakan algoritma yang berbeda untuk menggabungkan kesukaan *neighbours* untuk menghasilkan prediksi atau rekomendasi N-teratas untuk *active user* [3].

Rekomendasi *user-based collaborative* memanfaatkan *rating user* atau data transaksi. Sistem mencari *user-user* yang memiliki korelasi yang tinggi kemudian merekomendasikan *item-item* yang disukai oleh *user-user* itu. Misalnya *user X* menyukai *item A*, *item B*, dan *item C* sementara *user Y* menyukai *item B*, *item C*, dan *item D*. Maka sistem akan merekomendasikan *item D* pada *user X* dan *item A* pada *user Y*. Gambar 1 menunjukkan *pseudocode* untuk algoritma *user-based collaborative*.

1. Memberikan rating $R(u, i)$ secara eksplisit untuk masing-masing cake i oleh user u .
2. Menghitung rata-rata rating \bar{R}_u oleh user u terhadap cake yang diberikan rating olehnya.
2. Menghitung nilai similarity $S(i, j)$ antar cake i dan j yang telah memiliki rating dengan menggunakan rumus Adjust Cosine.
3. Menghitung nilai prediksi $P(a, j)$ terhadap cake j oleh user a yang belum mendapatkan rating dengan rumus Weighted Sum.
4. Mendaftarkan rekomendasi cake dengan urutan prediksi dari yang tertinggi.

Gambar 1 Algoritma *User-based Collaborative*

2.3. Item-based Collaborative

Mirip seperti rekomendasi *user-based collaborative*, rekomendasi *item-based collaborative* memanfaatkan *rating user* atau data transaksi. Yang membedakan adalah korelasi yang dicari. Rekomendasi *item-based collaborative* mencari korelasi diantara *item-item* yang dipilih *user* kemudian merekomendasikan *item-item* yang berkorelasi itu pada *user* yang lain. *Item-based collaborative* merupakan metode rekomendasi yang didasari atas adanya kesamaan antara pemberian *rating* terhadap suatu produk dengan produk yang dibeli. Dari tingkat kesamaan produk, kemudian dibagi dengan parameter kebutuhan pelanggan untuk memperoleh nilai kegunaan produk. Produk yang memiliki nilai kegunaan tertinggi yang kemudian dijadikan rekomendasi. Metode ini muncul sebagai solusi untuk beberapa permasalahan pada *user-based collaborative filtering* yaitu pada masalah keterbatasan (*sparsity*) dan skalabilitas serta masalah waktu dan memori.

Pada awalnya, *item-based collaborative* akan menghitung nilai kemiripan antara *item* yang satu dengan *item* yang lainnya berdasarkan *rating* yang diberikan oleh *user*. Nilai kemiripan antara dua *item* itu didapat dengan menghitung *rating* kedua *item* tersebut menggunakan rumus *Pearson Correlation* atau *Adjusted Cosine*.

1. Memberikan *rating* $R(u, i)$ secara implisit untuk masing-masing bahan i oleh cake u .
2. Menghitung rata-rata *rating* \hat{R}_i dan \hat{R}_j pada bahan i dan j yang terdapat pada tiap cake.
2. Menghitung nilai *similarity* $S(i, j)$ antar bahan i dan j yang telah memiliki *rating* dengan menggunakan rumus *Pearson Correlation*.
3. Menghitung nilai prediksi $P(a, j)$ terhadap bahan j oleh cake a yang belum mendapatkan *rating* dengan rumus *Weighted Sum*.
4. Mendaftarkan rekomendasi bahan dengan urutan prediksi dari yang tertinggi.

Gambar 2 Algoritma *Item-based Collaborative*

2.4. Menghitung Nilai Similarity

Tahap ini adalah membuat nilai kemiripan antar *user* atau *item* di mana nilai kemiripan antar *user* atau *item* didapatkan dengan menggunakan Persamaan 1 yaitu *Pearson Correlation* atau Persamaan 2 yaitu *Adjusted Cosine* [3].

$$S(i, j) = \frac{\sum_{u \in U} (R_{u,i} - \hat{R}_i)(R_{u,j} - \hat{R}_j)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (R_{u,i} - \hat{R}_i)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (R_{u,j} - \hat{R}_j)^2}} \quad (1)$$

$$S(i, j) = \frac{\sum_{u \in U} (R_{u,i} - \hat{R}_u)(R_{u,j} - \hat{R}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (R_{u,i} - \hat{R}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (R_{u,j} - \hat{R}_u)^2}} \quad (2)$$

Keterangan :

- $S(i, j)$ = Nilai kemiripan antara *item* i dengan *item* j
- $u \in U$ = Himpunan *user* yang me-*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
- \hat{R}_u = Nilai *rating* rata-rata *user* u
- \hat{R}_i = Nilai *rating* rata-rata *item* i
- \hat{R}_j = Nilai *rating* rata-rata *item* j

2.5. Menghitung Nilai Prediksi

Setelah menetapkan jumlah *user* yang dipakai, maka selanjutnya dilakukan pembuatan prediksi untuk *rating user* atau *item* yang baru. Nilai prediksi untuk *user* atau *item* baru ini didapatkan dengan persamaan *Weighted Sum* [3].

$$P(a, j) = \frac{\sum_{i \in I} (R_{a,i} \cdot S_{i,j})}{\sum_{i \in I} |S_{i,j}|} \quad (3)$$

Keterangan:

- $P(a,j)$ = Prediksi *rating item j* oleh *user a*
 $i \in I$ = Himpunan *item* yang mirip dengan *item j*
 $R_{a,i}$ = *Rating user a* pada *item i*
 $S_{i,j}$ = Nilai *similarity* antara *item i* dan *item j*

2.6. Mengukur Tingkat Akurasi

Mean Absolute Error (MAE) adalah salah satu persamaan yang sering digunakan untuk mengukur akurasi antara nilai yang diprediksi dengan nilai yang sebenarnya. Sesuai dengan namanya, persamaan ini akan menghitung rata-rata selisih antara nilai prediksi dan nilai yang sebenarnya yang ditunjukkan oleh Persamaan 4.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n | p_i - f_i | \quad (4)$$

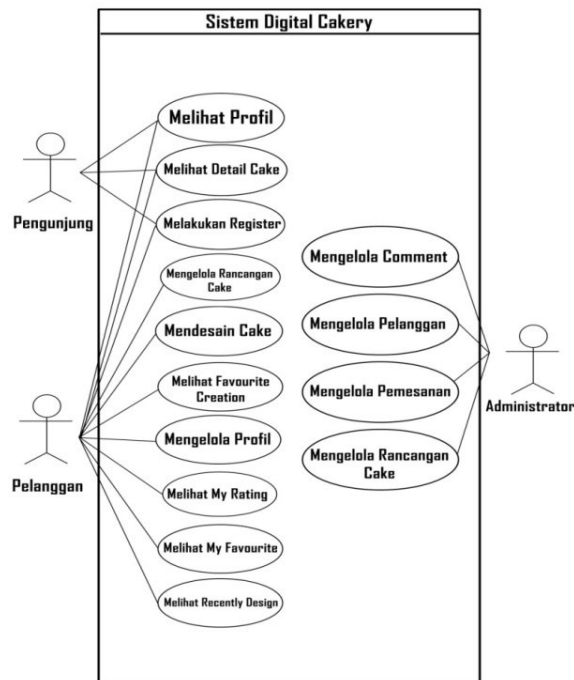
Keterangan:

- MAE = nilai rata-rata kesalahan hitung
 n = jumlah data yang dihitung
 p_i = nilai prediksi pada data ke- i
 f_i = nilai sebenarnya pada data ke- i

3. Metode Penelitian

3.1. Analisis

Analisis website Digital Cakery dapat dilakukan dengan cara menentukan persyaratan sistem antara lain: persyaratan fungsional dan persyaratan nonfungsional. Persyaratan fungsional sistem direpresentasikan dengan Use case Diagram. Use case diagram pada website Digital Cakery terdiri dari tiga aktor yaitu administrator, pengunjung, dan pelanggan. Tabel 1 menunjukkan deskripsi dari setiap aktor dari sistem. Use case diagram sistem dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Use Case Diagram untuk Website Digital Cakery

Tabel 1 Daftar Pelaku Bisnis

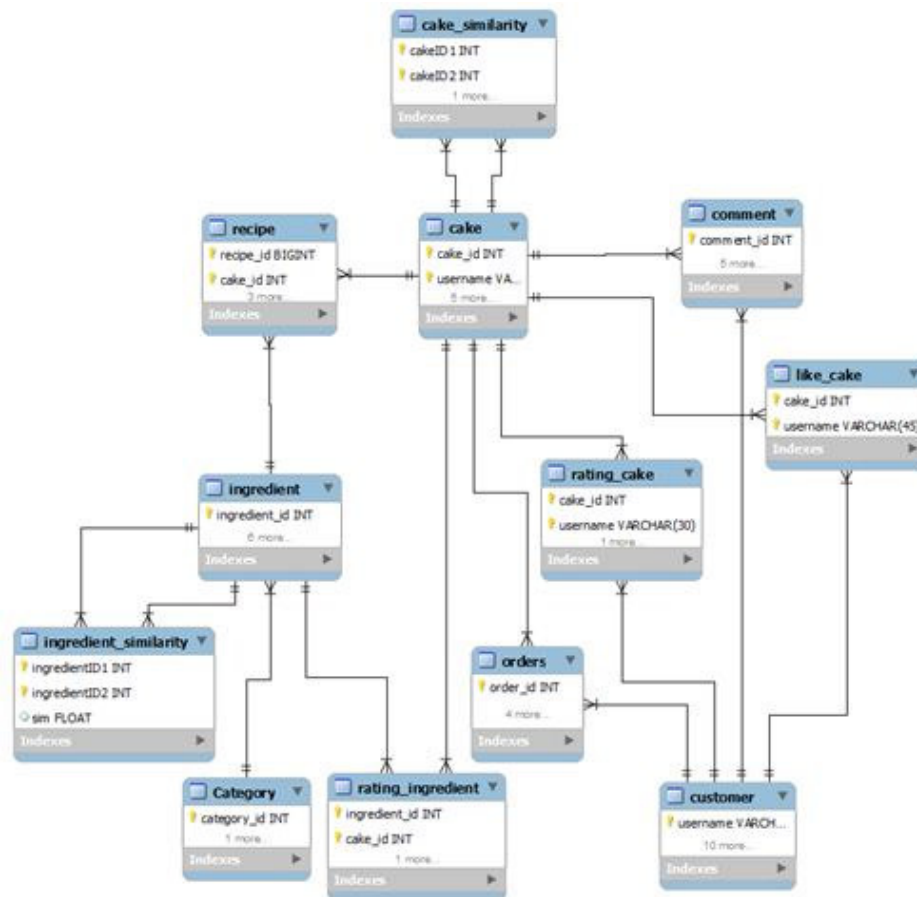
No.	Pengguna	Deskripsi
1.	<i>Administrator</i>	Mengelola kategori desain cake, melihat dan memblokir data pelanggan, serta mengelola laporan pelanggan terhadap cake yang dirancang.
2.	Pengunjung	Melakukan registrasi sebagai pelanggan dan melihat profil pelanggan, serta mengelola profil bahan dan <i>cake</i> yang telah dirancang.
3.	Pelanggan	Mengelola profil pelanggan, mendesain cake dengan kombinasi bahan sesuai kategori, mengelola rancangan cake, dan memberikan rating & like pada rancangan.

Persyaratan nonfungsional ditunjukkan dengan kerangka PIECES sebagai berikut:

1. *Information*. Sistem menyediakan informasi pelanggan, *cake*, pemesanan, dan hasil rancangan *cake*.
2. *Control*. Sistem dapat mengenali dan memberikan perlakuan yang berbeda terhadap pengguna sistem.
3. *Service*. Sistem disediakan dalam bentuk aplikasi web sehingga memberikan kemudahan dalam mengakses sistem dalam 24 jam.

3.2. Perancangan Database

Ada 13 tabel yang terlibat dalam sistem Digital Cakery yaitu: *recipe*, *ingredient*, *cake*, *category*, *rating_ingredient*, *order*, *rating_cake*, *like_cake*, *comment*, *cake_similarity*, *ingredient_similarity*, *customer*, dan *admin*. Gambar 4 menunjukkan ERD untuk website Digital Cakery.

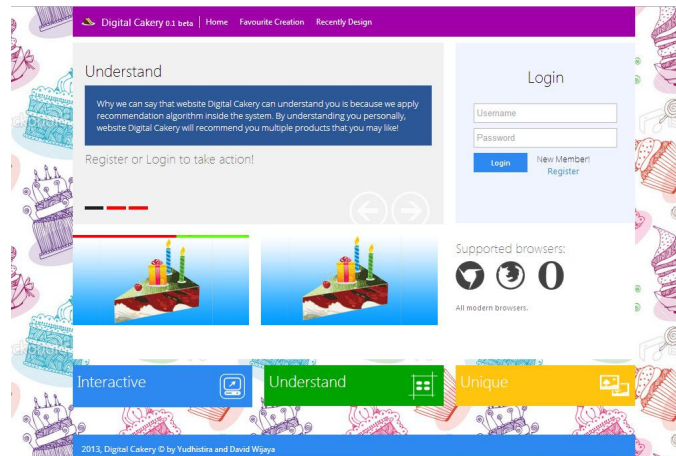


Gambar 4 ERD untuk Website Digital Cakery

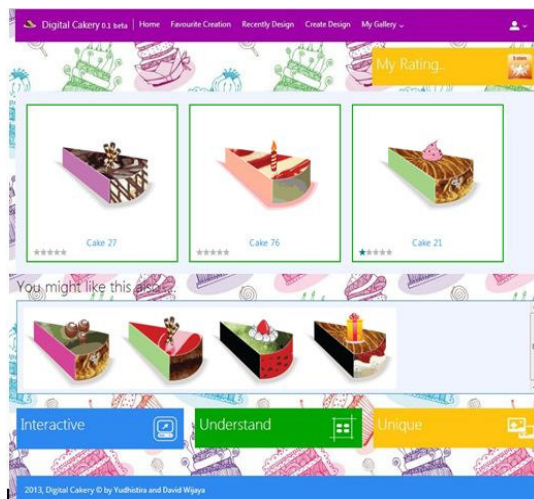
4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Hasil

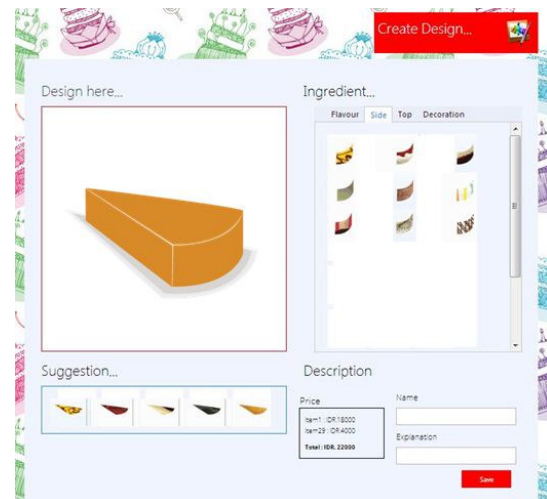
Website *Digital Cakery* dikembangkan dengan menggunakan PHP dan database mysql. Gambar 5 menunjukkan tampilan awal dari website untuk pengunjung dan pelanggan. Algoritma *user-based* dan *item-based* yang diterapkan dalam website memiliki tampilan yang berbeda. Tampilan tersebut dapat dilihat pada Gambar 6 dan Gambar 7.



Gambar 5 Tampilan awal website Digital Cakery



Gambar 6 Tampilan penerapan User-based

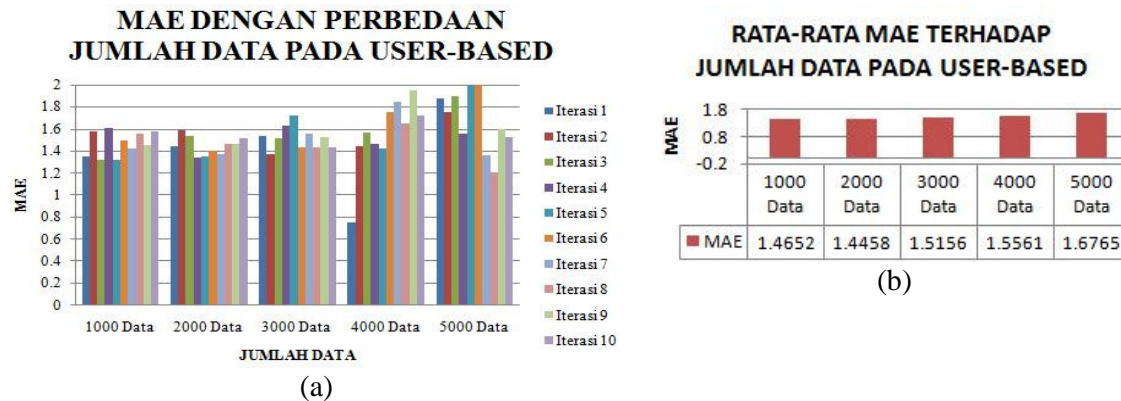


Gambar 7 Tampilan penerapan Item-based

4.2. Pembahasan

Pengujian nilai data prediksi yang dihasilkan oleh algoritma *collaborative filtering* dilakukan dengan menggunakan persamaan *Mean Absolute Error (MAE)* di mana nilai *MAE* yang dihasilkan akan menunjukkan seberapa jauh nilai kesalahan (*error*) antara nilai data uji dengan nilai data *training*. Pengujian dilakukan baik pada *user-based* maupun *item-based* dengan skema pengujian *10-cross validation* di mana data yang tersedia dibagi menjadi 10 partisi. Setiap 1 partisi menjadi data uji sedangkan 9 partisi lainnya akan menjadi data *training*. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali di mana pada iterasi ke-*i* digunakan sebagai data uji sementara sisanya digunakan sebagai data *training*. Nilai *rating* yang diberikan untuk setiap iterasi merupakan hasil *generate* secara *random*.

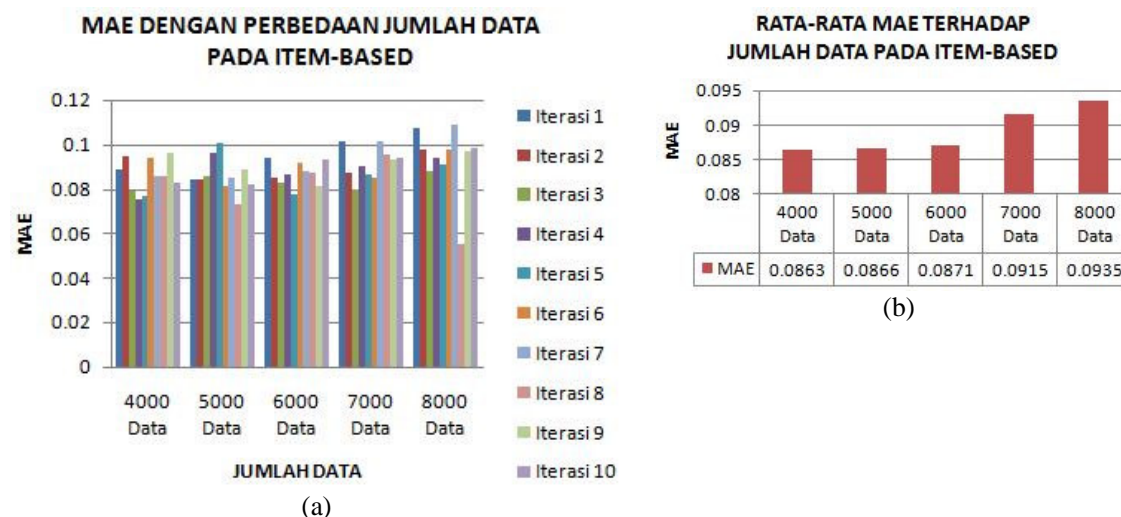
Gambar 8(a) merupakan hasil pengujian MAE pendekatan *user-based* dari data uji yang dilakukan dengan *10-fold cross validation* untuk jumlah data sebanyak 1000, 2000, 3000, 4000, dan 5000 data dengan iterasi sebanyak 10 kali untuk tiap jumlah data.



Gambar 8. Grafik MAE User-based: (a) MAE dengan Perbedaan Jumlah Data (b) Rata-rata MAE terhadap Jumlah Data

Gambar 8(b) menunjukkan rata-rata nilai *MAE* terendah yang dicapai adalah 1.4652 pada saat jumlah data sebanyak 1000 data, sedangkan nilai *MAE* tertinggi yang dicapai adalah 1.6765 pada saat jumlah data sebanyak 5000 data. Hal ini menunjukkan bahwa nilai *MAE* cenderung menaik ketika jumlah data semakin bertambah. Setiap iterasi, semua data akan mendapatkan nilai acak yang dihasilkan melalui hasil *generate* secara *random*. Nilai *random* tersebut diberikan secara eksplisit yang merepresentasikan *rating* yang diberikan setiap orang terhadap *cake* tersebut.

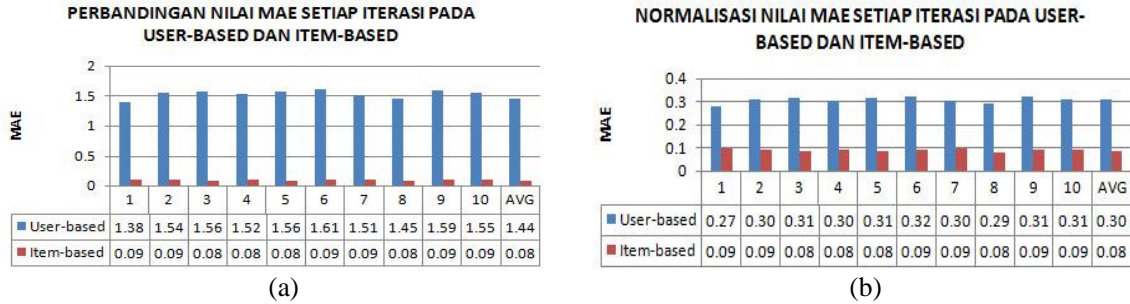
Gambar 9(a) merupakan hasil pengujian data uji dengan pendekatan *item-based* yang dilakukan dengan *10-fold cross validation* untuk jumlah data sebanyak 4000, 5000, 6000, 7000, dan 8000 data dengan iterasi sebanyak 10 kali untuk tiap jumlah data.



Gambar 9. Grafik MAE Item-based: (a) MAE dengan Perbedaan Jumlah Data (b) Rata-rata MAE terhadap Jumlah Data

Gambar 9(b) menunjukkan rata-rata nilai *MAE* terendah yang dicapai adalah 0.086341 pada saat jumlah data sebanyak 4000 data, sedangkan rata-rata nilai *MAE* tertinggi yang dicapai adalah 0.093555 pada saat jumlah data sebanyak 8000 data. Hal ini menunjukkan

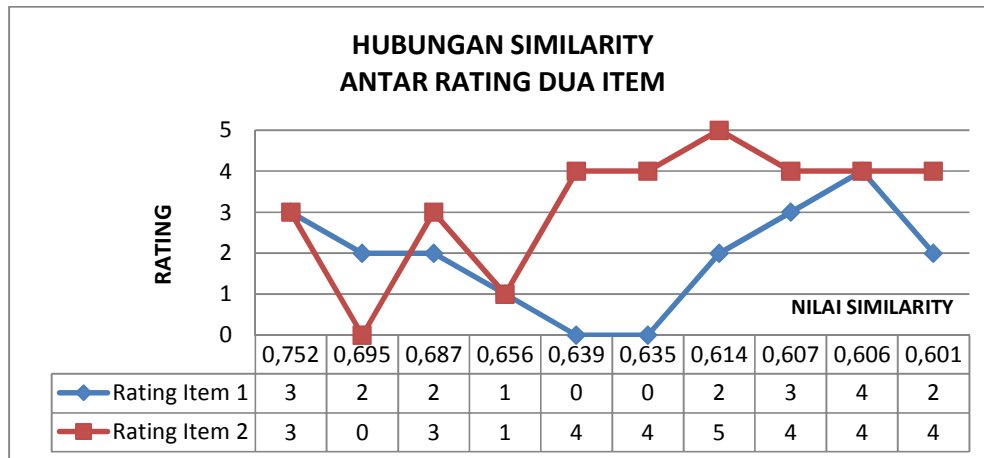
bahwa nilai *MAE* cenderung meningkat ketika jumlah data semakin bertambah. Pemberian nilai pada setiap iterasi merupakan hasil *generate* nilai secara *random* sehingga setiap data memiliki nilai antara 0 atau 1 secara acak. Nilai tersebut merepresentasikan *rating* setiap bahan baik yang digunakan ataupun tidak digunakan dalam setiap *cake*.



Gambar 10. Grafik User-based dan Item-based: (a) Perbandingan MAE Setiap Iterasi (b) Normalisasi MAE Setiap Iterasi

Dari hasil setiap iterasi *user-based* dan *item-based* pada gambar 10(a), dapat diketahui bahwa nilai rata-rata *MAE* yang dihasilkan pada *user-based* dan *item-based* memiliki perbedaan nilai yang disebabkan oleh perbedaan jumlah data dan skala jenis *rating* yang diproses. Skala *rating* pada *user-based* dan *item-based* memiliki perbedaan bobot sebesar 5 dimana skala *rating* pada *user-based* antara 1 sampai 5 (bilangan bulat) sedangkan skala *rating* pada *item-based* adalah 0 dan 1.

Pada gambar 10(b), perbedaan nilai *rating* mempengaruhi perbedaan nilai kemiripan terhadap *cake* maupun bahan sehingga nilai *MAE* untuk setiap pendekatan menjadi berbeda juga. Nilai *rating* yang diberikan melalui hasil *generate* secara *random* merepresentasikan kondisi nyata dimana pelanggan memberikan nilai *rating* yang berbeda-beda pada setiap *cake* kemudian sistem akan menghitung nilai tersebut untuk menghasilkan prediksi.



Gambar 10 Hubungan Similarity Antar Rating Dua Item

Gambar 10 menunjukkan nilai hubungan kedekatan antar dua *item* yang telah diberikan *rating*. Nilai *rating* yang tertinggi tidak selamanya memiliki hubungan kedekatan yang tertinggi pula. Hal ini dapat dilihat pada nilai kedekatan 0.752 yang didapatkan pada *rating* bernilai 3 oleh *item* 1 dan 2, sedangkan nilai kedekatan yang lebih rendah (0.614) didapatkan pada *rating* yang bernilai 2 dan 5.

5. Kesimpulan

Setelah menyelesaikan *website Digital Cakery* dengan penerapan algoritma *collaborative filtering*, penulis menarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Melalui perhitungan kedekatan nilai *rating* pada setiap pelanggan, algoritma *collaborative filtering* dapat menyediakan rekomendasi daftar produk *cake* sehingga pelanggan dapat memilih dan mengambil keputusan untuk memilih *cake* yang sesuai dengan profil dirinya.
2. Setiap pelanggan memiliki tampilan rekomendasi yang berbeda-beda karena algoritma *collaborative filtering* menghitung nilai *rating* yang diberikan pada *cake* dan hubungan kedekatan *rating cake* dirinya dengan orang lain.
3. Daftar rekomendasi *cake* yang tersedia untuk masing-masing pelanggan dipengaruhi oleh *rating* yang diberikan dan hubungan kedekatan *cake* tersebut dengan *cake* lainnya. *Cake* yang memiliki *rating* tertinggi namun tidak memiliki hubungan kedekatan dengan *cake* lainnya, maka *cake* tersebut tidak dapat direkomendasikan.
4. Dengan menyimpan setiap nilai dari bahan yang digunakan saat mendesain *cake*, total harga yang digunakan setiap bahan dapat dihitung sehingga memberikan gambaran harga yang harus dibayar oleh pelanggan sebelum menyimpan hasil rancangan *cake*.
5. *Cake* atau bahan yang diberikan *rating* secara *random* menghasilkan nilai *MAE* yang cenderung lebih besar saat jumlah data yang diproses semakin banyak.
6. Perbandingan nilai *MAE* pada *user-based* dan *item-based* memiliki selisih nilai pada *MAE* dikarenakan jenis skala *rating* yang berbeda.

Referensi

- [1] Melville, R. dan Sindhvani, V. (2010). *Recommender Systems*, IBM T.J. Watson Research Center, USA.
- [2] Adomavicius, G dan Tuzhilin, A., 2005, *Toward the Next Generation of Recommender Systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions*, University of Minnesota, Minnieapolis.
- [3] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., dan Riedi J., 2001, *Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms*, University of Minnesota, Minnieapolis.
- [4] Sebastia, L., Garcia, I., Onaindia, E., Guzman, C., 2009, *e-Tourism: A tourist recommendation and planning application*, International Journal on Artificial Intelligence Tools.