

Sistem Rekomendasi Skincare Menggunakan Metode Content Based Filtering dan Collaborative Filtering

Komang Sri Yanisa Putri^{1*}, I Made Agus Dwi Suarjaya¹, Wayan Oger Vihikan¹

¹Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Udayana, Indonesia.

Artikel Info

Kata Kunci:

Convolutional Neural Network;
Hybrid Filtering;
Sistem Rekomendasi;
Skincare;
TF-IDF.

Keywords:

Convolutional Neural Network;
Hybrid Filtering;
Recommendation System;
Skincare;
TF-IDF.

Riwayat Artikel:

Submitted: 31 Mei 2024

Accepted: 25 Juli 2024

Published: 11 Agustus 2024

Abstrak: Seiring berjalannya waktu, setiap orang akan mengikuti perkembangan zaman yang semakin modern dalam segala hal terutama dalam hal perawatan kesehatan kulit wajah yang mengakibatkan kebutuhan akan produk perawatan kulit sangat diperlukan. Meningkatnya penggunaan teknologi digital dan maraknya berbagai macam jenis skincare membuat sistem rekomendasi produk skincare menjadi semakin penting. Sistem rekomendasi untuk pemilihan skincare ini dibuat untuk dapat merekomendasikan skincare yang cocok dengan tipe wajah pengguna serta kandungan yang sesuai dengan kulit wajah pengguna berdasarkan preferensi dari pengguna lain. Terdapat beberapa metode untuk implementasi dari sistem rekomendasi, yakni menggunakan metode Hybrid Filtering dengan mengkombinasikan Content Based Filtering yang diimplementasikan dengan pembobotan TF-IDF dan Collaborative Filtering yang diimplementasikan menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Pengujian metode Hybrid Filtering dilakukan dengan menghitung banyaknya jumlah relevan dari hasil rekomendasi berdasarkan input pengguna yang dikumpulkan dengan metode survei. Pada pengujian metode Hybrid Filtering menunjukkan bahwa rata-rata nilai precision terbesar dengan menampilkan top 5 produk hasil rekomendasi dengan nilai precision sebesar 0.776 dibandingkan dengan menampilkan 10 sampai dengan 15 produk hasil rekomendasi. Untuk mengukur tingkat kepuasan terhadap hasil sistem rekomendasi dari pengguna pada penelitian ini dihitung dengan metode CSAT yang dimana skor CSAT dari hasil survei kepada pengguna sebesar 80% yang tergolong dalam 'Excellent CSAT'.

Abstract: As time goes by, everyone will follow the development of an increasingly modern era in everything, especially in terms of facial skin health care, which results in the need for skin care products. The increasing use of digital technology and the rise of various types of skincare make skincare product recommendation systems increasingly important. This recommendation system for skincare selection is made to be able to recommend skincare that matches the user's face type and ingredients that are suitable for the user's facial skin based on the preferences of other users. There are several methods for implementing the recommendation system, namely using the Hybrid Filtering method by combining Content Based Filtering implemented with TF-IDF weighting and Collaborative Filtering implemented using the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm. Testing the Hybrid Filtering method is done by calculating the number of relevant numbers of recommendation results based on user input collected by the survey method. In testing the Hybrid Filtering method, it shows that the average precision value is greatest by displaying the top 5 recommended products with a precision value of 0.776 compared to displaying 10 to 15

recommended products. To measure the level of satisfaction with the results of the recommendation system from users in this study, it is calculated by the CSAT method where the CSAT score from the survey results to users is 80% which is classified as 'Excellent CSAT'.

Corresponding Author:

Komang Sri Yanisa Putri

Email: sriyanisaa@gmail.com

PENDAHULUAN

Seiring berjalannya waktu, setiap orang akan mengikuti perkembangan zaman yang lebih hidup modern dalam segala hal termasuk penampilan agar dapat menyesuaikan gaya hidup masa kini. Penampilan tidak hanya dilihat dari cara orang berpakaian saja, tetapi penampilan juga dapat dilihat dari wajah seseorang di zaman modern ini dan kesehatan kulit wajah. Sebelum menggunakan dan memilih *skincare*, ada baiknya seseorang perlu mengetahui jenis kulit mereka masing-masing. Setiap orang memiliki tipe atau jenis kulit yang berbeda. Beberapa orang bisa memiliki tipe wajah berminyak, tipe wajah berjerawat, tipe wajah kering, tipe wajah sensitif, maupun tipe wajah normal (Nissa et al., 2021).

Peningkatan penggunaan teknologi digital dan semakin maraknya brand ataupun jenis *skincare* yang sangat beragam membuat sistem rekomendasi produk *skincare* semakin penting. Hal ini juga didasari atas perkembangan teknologi sehingga informasi yang diakses melalui internet sangat luas menyebabkan sistem rekomendasi merupakan solusi agar memudahkan pengguna untuk mengetahui informasi dari produk *skincare* dengan cepat dan tepat (Karyadi et al., 2024). Saat ini masyarakat banyak menggunakan aplikasi untuk dapat memberikan keputusan yang tepat dalam menyelesaikan masalah (Vitianingsih et al., 2023). Sistem rekomendasi memiliki tujuan untuk dapat memberikan rekomendasi sesuai dengan preferensi pengguna tertentu (Suharya et al., 2021). Tidak hanya itu, sistem rekomendasi juga umumnya dapat memberikan informasi yang menarik dan membantu pengguna dalam menentukan pilihannya (Nugroho & Ismu Rahayu, 2020). Sistem rekomendasi untuk pemilihan *skincare* ini dibuat untuk dapat merekomendasikan *skincare* yang cocok dengan tipe wajah pengguna serta kandungan yang sesuai dengan kulit wajah pengguna berdasarkan preferensi dari pengguna lain yang sudah menggunakan *skincare* yang dimaksud. Penerapan rekomendasi yang dilakukan pada sistem ini adalah dengan memprediksi suatu *item* atau barang yang akan diberikan kepada pengguna berdasarkan karakteristik pengguna atau penilaian *rating* pengguna dan pengguna lainnya (Ferio et al., 2019).

Penelitian ini dibangun dengan menggunakan metode rekomendasi yakni metode *Hybrid Filtering* yang memadukan antara dua metode rekomendasi yakni metode *Content Based Filtering* dan *Collaborative Filtering*. Metode *Content Based Filtering* memberikan hasil yang dipersonalisasi dengan preferensi yang sama sehingga tidak memerlukan data dari pengguna yang lain. Sedangkan, metode *Collaborative Filtering* merupakan metode menggunakan algoritma untuk menyaring data dari ulasan pengguna untuk membuat rekomendasi yang dipersonalisasi bagi pengguna dengan preferensi yang sama. Namun, apabila kedua metode diterapkan secara dominan akan menampilkan hasil yang kurang karena masing-masing dari metode memiliki kelemahan tersendiri. Pada penelitian yang akan dilakukan akan menggunakan metode *Hybrid Filtering* sehingga bisa mendapatkan hasil yang akurat (Nastiti, 2019). Disamping itu, apabila hanya mengimplementasikan dengan *collaborative filtering* dapat memberikan rekomendasi berdasarkan preferensi pengguna lain tanpa memenuhi kriteria pengguna (Tommy et al., 2020).

Penelitian terkait implementasi dari *Content Based Filtering* dan *Collaborative Filtering* telah dilakukan sebelumnya dengan membuat sistem rekomendasi untuk buku fiksi berdasarkan prediksi peringkat buku atau daftar buku dengan metode *Collaborative Filtering* yang menghasilkan nilai MAE sebesar 0.83 (Sukmawati et al., 2023). Penelitian lainnya membuat sistem rekomendasi untuk video *game* berdasarkan genre yang mencocokkan dengan preferensi pengguna. Sistem rekomendasi untuk

merekomendasikan video *game* ini diimplementasikan dengan *Content Based Filtering* dengan hasil akurasi 87.75% (Pramesti & Santiyasa, 2022). Kemudian, penelitian yang membuat sebuah sistem rekomendasi kursus pendidikan *online* dengan mempelajari perilaku pengguna dan fitur atribut dari kursus pendidikan *online*. Pengimplementasian sistem rekomendasi kursus pendidikan *online* ini menggunakan metode *deep learning* dengan memperoleh metrik evaluasi HR@10 dan NDGC@10 (Li & Kim, 2021). Selanjutnya, penelitian yang menggunakan *hybrid filtering* juga pernah dilakukan dengan mengkombinasikan algoritma *Neural Collaborative Filtering* (NCF) dan *sentence BERT* dalam membuat sistem rekomendasi berita. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem yang menggabungkan *Neural Collaborative Filtering* dengan *sentence BERT* mencapai nilai presisi, recall, dan kurva ROC yang sebanding dengan metode *Neural Collaborative* dengan mencapai hit ratio 72% dibandingkan dengan metode *Neural Collaborative* (Juarto & Girsang, 2021). Tidak hanya itu, penelitian juga telah dilakukan menggunakan metode *hybrid filtering* yang mengkombinasikan TF-IDF untuk metode *Content Based Filtering* dan algoritma KNN serta *Pearson Correlation* untuk *Collaborative* dalam membuat sistem rekomendasi pariwisata. Hasil dari metode *hybrid filtering* yang dilakukan untuk merekomendasikan tempat wisata tersebut memperoleh nilai MAE terendah dengan faktor seleksi 25% sebesar 0.3741 (Lubis et al., 2020).

Berdasarkan studi literatur dari yang dilakukan sebelumnya, hasil dari rekomendasi yang diberikan dikembangkan dengan salah satu dari metode. Metode *hybrid filtering* pada penelitian umumnya membandingkan penggunaan dari kedua metode atau biasa disebut dengan *mixed hybrid filtering*. Namun, penelitian yang dilakukan kali ini dengan mengkombinasikan kedua metode rekomendasi dengan algoritma TF-IDF dan algoritma CNN. Penggunaan algoritma TF-IDF digunakan untuk melakukan pembobotan pada deskripsi produk dan untuk memberikan rekomendasi dengan algoritma TF-IDF menggunakan *cosine similarity* karena umumnya untuk menghasilkan rekomendasi dengan mengukur similaritas atau kemiripan dengan *item* tertentu karena lebih efektif (Wibisono et al., 2021). Sedangkan penggunaan algoritma CNN digunakan karena implementasi CNN pada perkembangan teknologi komputer dapat menangani kompleksitas komputasi yang tinggi (Valueva et al., 2020). Selain itu, algoritma CNN digunakan untuk melatih data yang berjumlah besar karena banyaknya parameter (Phung & Rhee, 2019). Sistem rekomendasi yang dikembangkan menggunakan jenis *weighted hybrid filtering* yang menggabungkan bobot yang diberikan pada algoritma TF-IDF dan bobot yang diberikan pada algoritma CNN. Penelitian yang dilakukan diharapkan dapat memberikan pemahaman terkait proses implementasi yang mengkombinasikan kedua metode dengan *weighted hybrid filtering* sehingga dapat memberikan rekomendasi produk *skincare* serta melakukan evaluasi dari *hybrid filtering* dengan jenis *weighted hybrid filtering*. Tidak hanya itu, pada penelitian ini akan menghitung tingkat kepuasan pengguna terhadap sistem rekomendasi *skincare* kepada para pengguna yang telah mencoba sistem rekomendasi *skincare* yang telah dibuat sehingga diharapkan sistem rekomendasi ini dapat menjadi salah satu fitur pada suatu sistem informasi.

METODE

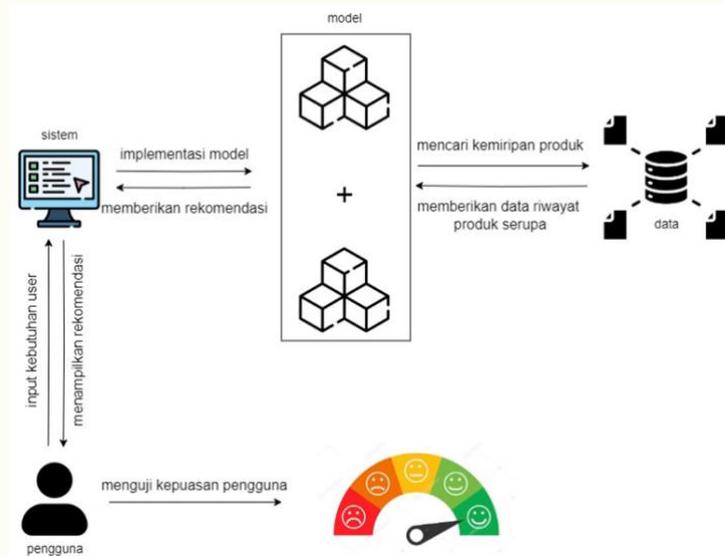
Penelitian yang dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python untuk mengimplementasikan sistem rekomendasi *skincare* dengan mengkombinasikan kedua metode rekomendasi. Bahasa pemrograman Python ini digunakan untuk melakukan analisis dari algoritma dan model serta menggunakan Flask untuk mengimplementasikan *website* dari sistem rekomendasi *skincare*. Penelitian yang dibangun menggunakan metode studi literatur dan metode survei dengan menyebarkan survei kepada pengguna secara *online* menggunakan *google formulir* dengan memanfaatkan media sosial Instagram dan WhatsApp sehingga bisa mengetahui tingkat kepuasan terhadap rekomendasi pada sistem yang diberikan oleh pengguna. Tingkat kepuasan terhadap hasil sistem rekomendasi dari pengguna dihitung menggunakan metode CSAT (*Customer Satisfaction Index*) yang merupakan metode pengukuran yang umumnya menggunakan skala. Skala yang umumnya digunakan untuk pengumpulan data dengan metode survei yakni menggunakan skala *likert* (Sugiyono, 2018). Kemudian hasil dari survei dengan skala *likert* dilakukan perhitungan untuk mengetahui

kepuasan pengguna terhadap sistem rekomendasi menggunakan skor CSAT dengan perhitungan berikut ini (Narayana et al., 2023).

$$CSAT\ Score = \frac{Jumlah\ respon\ positif}{Jumlah\ responden} \times 100\% \quad (1)$$

CSAT score dapat ditentukan dengan menghitung jumlah responden 'Puas' dan 'Sangat Puas' kemudian dibagi dengan banyaknya jumlah responden yang telah mengisi survei. Adapun tahapan awal yang dilakukan dari penelitian ini yakni dengan mengumpulkan data berupa produk *skincare* yang dikumpulkan dengan melakukan *scraping* pada *website* FemaleDaily. Hal ini didasarkan atas penelitian yang menunjukkan bahwa FemaleDaily sangat efektif dalam memenuhi kebutuhan informasi dari pengguna (Salsabil & Arfa, 2019). Pengumpulan data pada *website* FemaleDaily menggunakan *library* Selenium. Selain mengumpulkan data informasi dari produk *skincare* pada *website* FemaleDaily juga mengumpulkan data *rating* dari *user* terhadap produk *skincare* yang telah dikumpulkan untuk dilakukan analisis menggunakan *collaborative filtering*. Metode *collaborative filtering* akan melihat pola dari pengguna dengan melihat *history rating* dari pengguna ke sistem dan memberikan rekomendasi berdasarkan perbandingan antar pola (Februariyanti et al., 2021). Dari data yang telah dikumpulkan pada *website* FemaleDaily, data deskripsi produk akan digunakan untuk melakukan analisis dan pembobotan menggunakan algoritma TF-IDF dan data kategori, data id produk, serta data *rating* produk yang diberikan oleh *user* akan digunakan untuk melakukan analisis serta pembobotan dengan algoritma CNN sehingga dapat mengembangkan model yang dapat menghitung skor kecocokan antara produk dan kategori. Tinggi rendahnya *rating* yang diberikan terhadap produk dapat mempengaruhi rekomendasi produk yang diberikan oleh sistem (Ritdrix & Wirawan, 2018). Data yang telah dikumpulkan terlebih dahulu dilakukan *cleaning* sebelum dilakukan *preprocessing*. *Cleaning* data yang dilakukan pada penelitian ini menghapus produk yang tidak memiliki deskripsi karena deskripsi akan dibobotkan dengan algoritma TF-IDF. Tidak hanya itu, *cleaning* data yang dilakukan juga menghapus data duplikat yang dikumpulkan saat *scraping* data *review*.

Setelah tahap *cleaning* data dilakukan analisis dari algoritma TF-IDF dan algoritma CNN. Namun, sebelum melakukan analisis dengan algoritma TF-IDF perlu melakukan *preprocessing* pada data *description* dari produk. Tahapan *preprocessing* yang dilakukan pada data deskripsi produk yakni menghapus emoji dan menghapus nomor kemudian melakukan *case folding* yang mengubah seluruh kalimat menjadi *lower case*. Setelah melakukan *case folding* dilanjutkan dengan tokenisasi sehingga kalimat dipisah menjadi beberapa kata kemudian dilanjutkan dengan melakukan *stopword* untuk menghapus beberapa kata yang tidak digunakan. Terakhir dari tahap *preprocessing* melakukan *stemming* menggunakan *library* Sastrawi sehingga dapat mengubah kata menjadi kata dasar (Adriana et al., 2023). Setelah tahap *preprocessing* selesai kemudian melakukan ekstraksi fitur yang dimana pada penelitian ini menggunakan algoritma TF-IDF pada deskripsi produk dengan metode *content based filtering* (Ahuja et al., 2019). Sedangkan analisis metode *collaborative filtering* dengan CNN menggunakan data kategori dan id produk dengan teknik *embedding*. Data kategori yang dimana sebelumnya berbentuk string dilakukan encoded sehingga lebih efisien dalam pengimplementasian algoritma CNN (Djordjevic, 2021). Hasil pembobotan dari analisis algoritma TF-IDF dan pembobotan dari analisis algoritma CNN dikombinasikan menggunakan metode *weighted hybrid filtering* untuk dapat menghasilkan rekomendasi. Evaluasi yang dilakukan dari *hybrid filtering* dilakukan dengan menghitung nilai *precision* dari banyaknya jumlah relevan dan jumlah rekomendasi produk yang diberikan pada sistem. Dalam hal ini dilakukan perbandingan evaluasi pada top 5 rekomendasi, top 10 rekomendasi, top 15 rekomendasi produk yang dihasilkan oleh sistem.



Gambar 1. Gambaran Umum

Saat pengguna memasukkan kebutuhan dari pengguna terkait dengan penggunaan *skincare* maka akan dicari kemiripan dari *input* pengguna menggunakan metode *hybrid filtering* dan kemudian mencari kemiripan dari produk yang telah dilakukan pembobotan sebelumnya. Selanjutnya apabila terlihat mirip antara *item* satu dengan *item* lainnya, maka hasil rekomendasi akan ditampilkan pada *website* untuk diberikan kepada pengguna.

HASIL DAN PEMBAHASAN

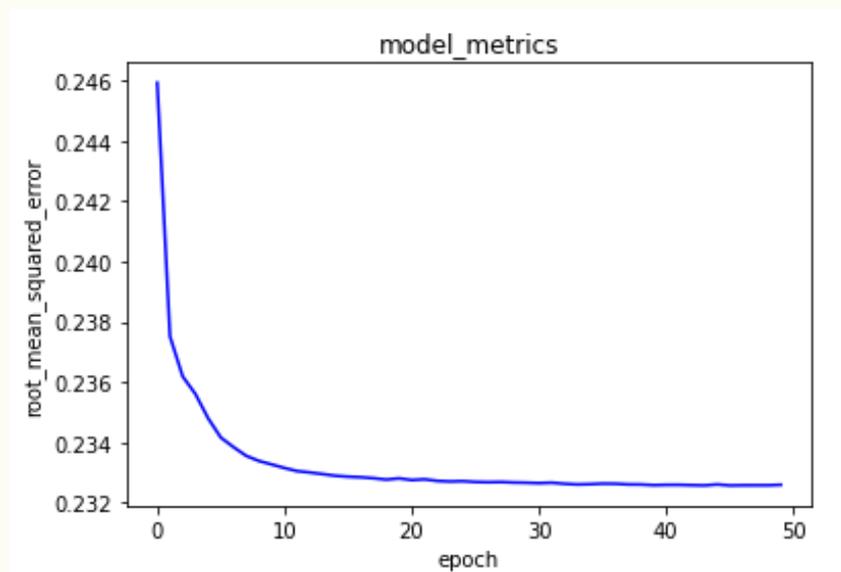
Tahap awal yang dalam melakukan penelitian dimulai dengan pengumpulan data yang akan digunakan sebagai bahan analisis. Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan *library* Selenium dari *website* FemaleDaily pada Google Chrome. Tahapan yang dilakukan dalam mengumpulkan data produk pada *website* FemaleDaily diawali dengan mengumpulkan data *brand* produk yang ada pada *website* FemaleDaily. Data *brand* yang dikumpulkan yang memiliki produk *skincare* pada *website* sebanyak 1.791 *brand*. Dari data *brand* tersebut selanjutnya dikumpulkan informasi dari produk dengan total produk yang dikumpulkan berdasarkan data *brand* sebanyak 13.364. Setelah tahap *filtering* produk dengan menghapus data duplikat dan data yang memiliki *range* harga yang berlebihan total produk seluruhnya menjadi 9.379 produk. Data produk yang dikumpulkan pada *website* FemaleDaily yakni informasi data produk *skincare* berupa *brand* produk, kategori, nama produk, varian, harga, deskripsi serta gambar dari produk. Informasi produk ini akan diperlukan untuk bahan pembuatan sistem rekomendasi *skincare*. Dari data produk yang dikumpulkan selanjutnya dikumpulkan data *rating* yang diberikan oleh *user* terhadap produk yang telah dikumpulkan. Total data *rating* yang dikumpulkan berjumlah 510.121 data *rating* yang diberikan kepada *user* terhadap seluruh produk yang telah dikumpulkan. Data yang dikumpulkan pada *website* FemaleDaily terdiri dari *review* dari produk yang diberikan oleh *user*, data *user* yang memberikan *review*, serta *rating* yang diberikan *user* kepada produk *skincare*. Selanjutnya dilakukan *preprocessing* terhadap deskripsi produk sebelum dilakukan analisis menggunakan algoritma TF-IDF. Berikut merupakan hasil *preprocessing* yang dilakukan pada deskripsi produk.

Tabel 1. Contoh Hasil *Preprocessing* Deskripsi Produk

Deskripsi	Tahapan Preprocessing	Hasil Preprocessing
AVOSKIN Miraculous Refining Toner dikombinasikan dari AHA-BHA-PHA+	Remove emoticon and remove number	AVOSKIN Miraculous Refining Toner dikombinasikan dari AHA BHA PHA Niacinamide Tea Tree Witch Hazel dan Aloe Vera yang bekerja secara efektif sebagai eksfoliator kulit dan mencerahkan kulit

Niacinamide + 2% Tea Tree + Witch Hazel dan Aloe Vera yang bekerja secara efektif sebagai eksfoliator kulit dan mencerahkan kulit.	<i>Case Folding</i>	avoskin miraculous refining toner dikombinasikan dari aha bha pha niacinamide tea tree witch hazel dan aloe vera yang bekerja secara efektif sebagai eksfoliator kulit dan mencerahkan kulit
	<i>Tokenization</i>	['avoskin', 'miraculous', 'refining', 'toner', 'dikombinasikan', 'dari', 'aha', 'bha', 'pha', 'niacinamide', 'tea', 'tree', 'witch', 'hazel', 'dan', 'aloe', 'vera', 'yang', 'bekerja', 'secara', 'efektif', 'sebagai', 'eksfoliator', 'kulit', 'dan', 'mencerahkan', 'kulit']
	<i>Stopword</i>	['avoskin', 'miraculous', 'refining', 'toner', 'dikombinasikan', 'aha', 'bha', 'pha', 'niacinamide', 'tea', 'tree', 'witch', 'hazel', 'aloe', 'vera', 'efektif', 'eksfoliator', 'kulit', 'mencerahkan', 'kulit']
	<i>Stemming</i>	['avoskin', 'miraculous', 'refining', 'toner', 'kombinasi', 'aha', 'bha', 'pha', 'niacinamide', 'tea', 'tree', 'witch', 'hazel', 'aloe', 'vera', 'efektif', 'eksfoliator', 'kulit', 'cerah', 'kulit']

Tabel 1 merupakan salah satu contoh dari deskripsi produk yang dilakukan *preprocessing*. Total data bersih seluruhnya setelah melakukan *cleaning data* dan *preprocessing* berjumlah 449.472 data. Setelah melakukan tahap *preprocessing* selesai dilakukan selanjutnya melakukan analisis data menggunakan algoritma TF-IDF untuk metode *content-based filtering* dan algoritma CNN untuk metode *collaborative filtering*. Berikut merupakan hasil visualisasi *training* dari model CNN dengan teknik *embedding* yang dilakukan pada metode *collaborative filtering* untuk merepresentasikan kosakata dalam bentuk vektor (Aripin et al., 2021).



Gambar 2. Hasil Training Model CNN dengan Teknik Embedding

Gambar 2. merupakan plot ilustrasi dari hasil training model CNN yang telah dilakukan saat melakukan kompilasi model yang menggunakan *convolutional layer* terhadap *input* dan *filter* (Bangsa et al., 2020). Dari gambar tersebut menunjukkan bahwa semakin besar nilai epoch untuk melakukan *training* maka semakin kecil nilai RMSE yang dihasilkan. Hasil dari analisis kedua metode kemudian dihitung dengan *weighted hybrid filtering* untuk menghasilkan rekomendasi produk. Prinsip dari *weighted hybrid filtering* yakni dengan menerapkan bobot pada tiap metode. Berikut merupakan hasil skenario bobot yang diterapkan pada masing-masing metode.

Tabel 2. Skenario Bobot Setiap Metode

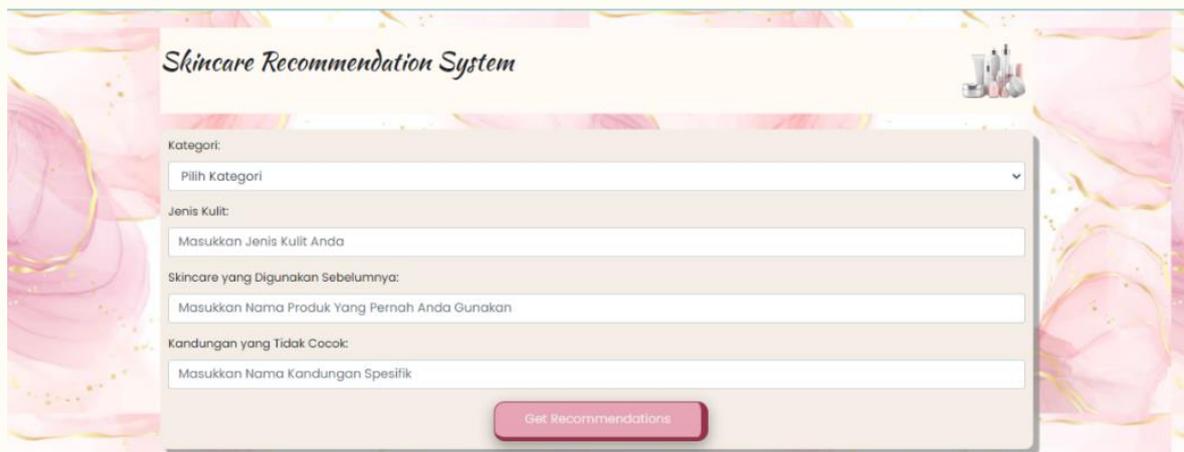
Bobot	Precision
80% Collaborative Filtering, 20% Content Based Filtering	0.6667
50% Collaborative Filtering, 50% Content Based Filtering	0.6667
70% Collaborative Filtering, 30% Content Based Filtering	0.6667

Penentuan bobot ditentukan berdasarkan kebutuhan dari sistem rekomendasi yang akan dibuat. Namun, dilihat dari Tabel 2. hasil evaluasi menggunakan *precision* menunjukkan hasil yang sama pada skenario setiap bobot yang diberikan pada masing-masing metode. Berikut merupakan perbandingan hasil *hybrid score* yang dihasilkan pada skenario bobot yang diberikan pada masing-masing metode.

Tabel 3. Perbandingan Hybrid Score dari Skenario Bobot

Product ID	Hybrid Score (50% : 50%)	Hybrid Score (80% : 20%)	Hybrid Score (70% : 30%)
2468	0.589	0.739	0.689
4853	0.565	0.729	0.674
5519	0.554	0.725	0.668
1639	0.541	0.720	0.660
5140	0.535	0.717	0.656

Tabel 3. merupakan perbandingan dari nilai *hybrid score* dari skenario bobot yang diberikan pada setiap metode. Gambar 4. menunjukkan bahwa bobot yang diberikan pada tiap metode dengan perbandingan 80% : 20% menghasilkan nilai skor *hybrid* lebih besar yang akan diimplementasikan pada sistem. Berikut merupakan tampilan dari sistem rekomendasi yang telah dibuat pada *website* menggunakan *framework* Flask.



Gambar 3. Tampilan Sistem Rekomendasi Skincare

Tampilan awal dari sistem rekomendasi *skincare* yang telah dibuat yakni menampilkan sistem, *user* akan mengisi beberapa data yang diperlukan dengan memilih kategori yang ingin ditampilkan, memasukkan jenis kulit dari *user*, memasukkan *skincare* yang sebelumnya pernah digunakan untuk mencari kemiripan dari *skincare* tersebut serta kandungan yang tidak cocok sehingga akan dilakukan *filter* produk agar hasil dari rekomendasi tidak menampilkan produk dari kandungan yang tidak cocok tersebut. Selanjutnya, akan ditampilkan rekomendasi menyesuaikan dengan *input* yang *user* berikan sebelumnya. Pada sistem akan ditampilkan *filter* produk sehingga *user* dapat memilih variasi untuk

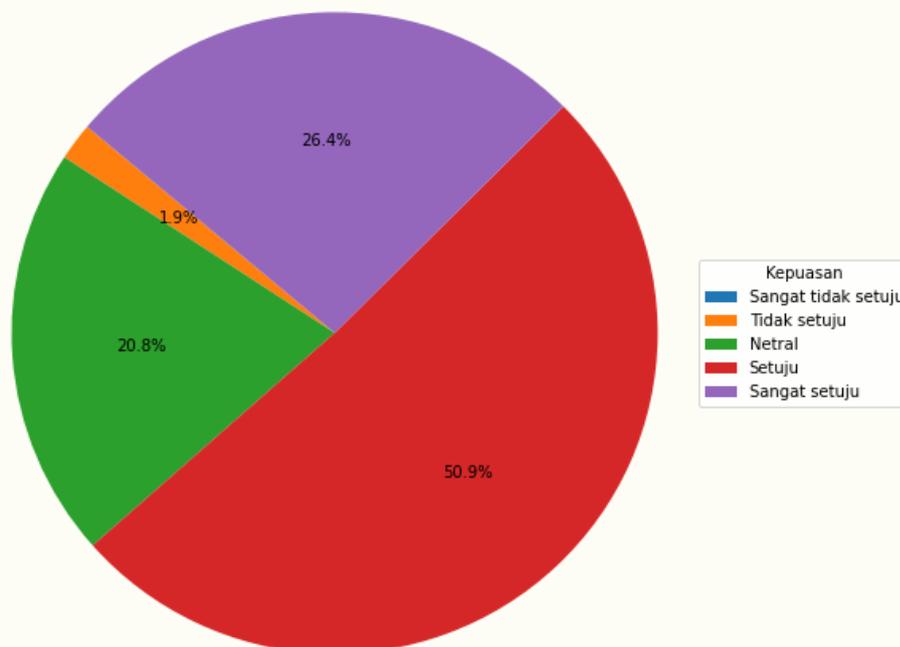
menampilkan 5 produk, 10 produk serta 15 produk teratas dari hasil rekomendasi yang diberikan pada sistem berdasarkan dari *input user*. *User* dapat melihat informasi lebih detail dari produk yang dibuat dalam bentuk *pop-up*. Informasi yang diberikan ketika membuka *pop-up* yakni nama produk, *brand* dari produk, harga, gambar dari produk serta deskripsi produk. Pada bagian ini *user* juga dapat memberikan penilaian pada produk. Untuk mengevaluasi hasil rekomendasi dari *hybrid filtering* dilakukan dengan menghitung nilai *precision* dari banyaknya produk relevan dan jumlah rekomendasi yang diberikan pada sistem (Giri et al., 2022). Pada penelitian ini menghitung rata-rata nilai *precision* dan membandingkan dari hasil top 5 rekomendasi, top 10 rekomendasi, serta top 15 rekomendasi produk yang diberikan oleh sistem.

Tabel 4. Rata-rata *Precision* Top N Rekomendasi

Top N Rekomendasi	Precision
Top 5 Rekomendasi Produk	0.776
Top 10 Rekomendasi Produk	0.730
Top 15 Rekomendasi Produk	0.754

Tabel 4. merupakan hasil rata-rata evaluasi *precision* dari top n rekomendasi yang diberikan oleh sistem yang terdiri dari 5 produk, 10 produk, serta 15 produk. Data banyaknya jumlah relevan di dapat dari hasil survei yang dilakukan dan telah diisi sebanyak 50 responden. Dari seluruh responden yang telah mencoba sistem rekomendasi di dapatkan hasil evaluasi dengan nilai *precision* terbesar saat menampilkan top 5 rekomendasi produk dengan nilai sebesar 0.776. Tahap selanjutnya setelah melakukan evaluasi, dari penelitian ini juga dilakukan pengujian untuk mengetahui tingkat kepuasan terhadap sistem rekomendasi dari pengguna. Pengujian ini dilakukan dengan metode CSAT dengan metode survei yang dilakukan pada Google Formulir. Berikut merupakan visualisasi dari hasil survey untuk melihat tingkat kepuasan pengguna pada sistem rekomendasi.

Tingkat Kepuasan terhadap Sistem Rekomendasi Skincare



Gambar 4. Visualisasi Kepuasan Pengguna Terhadap Sistem Rekomendasi Skincare

Pada Gambar 4. dapat dilihat dari total 50 responden yang mengisi kuisioner yang telah disebarkan, sebanyak 1 pengguna memilih 'Tidak Setuju', 9 pengguna memilih 'Netral', selanjutnya 21 pengguna memilih 'Setuju' serta 19 pengguna memilih 'Sangat Setuju'. Kemudian data dari hasil survei yang telah didapat ini akan dianalisa lebih lanjut untuk mengetahui kepuasan terhadap hasil dari

sistem rekomendasi dari pengguna menggunakan metrik CSAT score. Perhitungan CSAT score dapat dihitung berdasarkan rumus dari CSAT itu sendiri dengan perhitungan berikut ini:

$$\begin{aligned} \text{CSAT Score} &= \frac{\text{Jumlah respon positif (Setuju dan Sangat Setuju)}}{\text{Jumlah seluruh responden}} \times 100\% \\ &= \frac{21+19}{50} \times 100\% \\ &= 0.8 \times 100\% \\ &= 80\% \end{aligned} \quad (2)$$

Hasil dari perhitungan CSAT score menunjukkan bahwa tingkat kepuasan pengguna terhadap hasil rekomendasi yang diberikan pada sistem memiliki nilai yang cukup besar dengan skor 80%. Skor CSAT yang dihasilkan bahwa sistem rekomendasi *skincare* yang telah dibuat tergolong dalam 'Excellent CSAT'.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian untuk mengimplementasikan sistem yang dapat memberikan rekomendasi dengan data sebanyak 449.472 data yang dikumpulkan dari *website* FemaleDaily dan telah melewati tahap *cleaning data* serta *preprocessing*. Data yang telah dilakukan *cleaning* kemudian dilakukan analisis menggunakan algoritma TF-IDF dan algoritma CNN. Hasil *score* pada masing-masing algoritma dilakukan *weighted hybrid filtering* untuk mengkombinasikan kedua metode dengan bobot 80% *score* pada *content-based filtering* dan 20% *score* pada *collaborative filtering*. Evaluasi dari metode *hybrid filtering* dihitung dengan nilai *precision* dari rata-rata hasil survei dengan *precision* terbesar pada top 5 rekomendasi yang dihasilkan sebesar 0.776 dilanjutkan dengan top 10 rekomendasi produk dengan nilai *precision* sebesar 0.730 dan top 15 rekomendasi produk dengan nilai *precision* sebesar 0.754. Tingkat dari kepuasan terhadap hasil yang diberikan pada sistem rekomendasi dari pengguna menunjukkan nilai skor CSAT sebesar 80% yang tergolong dalam 'Excellent CSAT'. Hal ini menunjukkan bahwa pengguna puas terhadap sistem rekomendasi *skincare* yang telah dibuat karena membantu pengguna dalam pemilihan *skincare* yang tepat saat meningkatnya penggunaan teknologi dan maraknya jenis maupun merek atau brand *skincare* yang muncul sehingga sangat memudahkan masyarakat khususnya pengguna *skincare*.

DAFTAR PUSTAKA

- Adriana, N. M. T. O., Suarjaya, I. M. A. D., & Githa, D. P. (2023). Analisis Sentimen Publik Terhadap Aksi Demonstrasi di Indonesia Menggunakan Support Vector Machine Dan Random Forest. *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 3(2), 257-267. <https://doi.org/10.51454/decode.v3i2.187>
- Ahuja, R., Chug, A., Kohli, S., Gupta, S., & Ahuja, P. (2019). The impact of features extraction on the sentiment analysis. *Procedia Computer Science*, 152, 341-348. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.05.008>
- Aripin, Agastya, W., & Haryanto, H. (2021). Compound Emotional Extraction of Indonesian Sentences Using Convolutional Neural Network. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 10(2), 148-155. <https://doi.org/https://doi.org/10.22146/jnteti.v10i2.1051>
- Bangsa, M. T. A., Priyanta, S., & Suyanto, Y. (2020). Aspect-Based Sentiment Analysis of Online Marketplace Reviews Using Convolutional Neural Network. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 14(2), 123. <https://doi.org/10.22146/ijccs.51646>

- Djordjevic, I. B. (2021). Quantum Information Processing, Quantum Computing, and Quantum Error Correction. In *Science Direct*. Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-821982-9.00007-1>
- Februariyanti, H., Laksono, A. D., Wibowo, J. S., & Utomo, M. S. (2021). Implementasi Metode Collaborative Filtering Untuk Sistem Rekomendasi Penjualan Pada Toko Mebel. *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, IX(I), 43–50. <https://doi.org/https://doi.org/10.31294/jki.v9i1.9859>
- Ferio, G., Intan, R., & Rostianingsih, S. (2019). Sistem Rekomendasi Mata Kuliah Pilihan Menggunakan Metode User Based Collaborative Filtering Berbasis Algoritma Adjusted Cosine Similarity. *Jurnal Infra*, 7(1), 1–7.
- Giri, Gst. A. V. M., Radhitya, M. L., Raharja, M. A., & Supriana, I. W. (2022). Sistem Rekomendasi Musik Berdasarkan Data Konteks Pada Listening History Musik Dan Keterkaitan Artis Indonesia. *Rekayasa Sistem Komputer*, 5(1), 86–93. <https://doi.org/https://doi.org/10.31598>
- Juarto, B., & Girsang, A. S. (2021). Neural Collaborative with Sentence BERT for News Recommender System. *International Journal on Informatics Visualization*, 5(4), 448–455. <https://doi.org/10.30630/JOIV.5.4.678>
- Karyadi, P., Rochadiani, T. H., & Sofian, T. (2024). Sistem Navigasi dan Rekomendasi Buku Perpustakaan Berbasis Augmented Reality. *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 4(1), 116–128. <https://doi.org/10.51454/decode.v4i1.229>
- Li, Q., & Kim, J. (2021). A deep learning-based course recommender system for sustainable development in education. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(19). <https://doi.org/10.3390/app11198993>
- Lubis, Y. I., Napitupulu, D. J., & Dharma, A. S. (2020). Implementation of Hybrid Filtering (Collaborative and Content-based) Methods for the Tourism Recommendation System. *12th Conference on Information Technology and Electrical Engineering*, 6–8.
- Narayana, I. P. K. A., Suarjaya, I. M. A. D., & Mandenni, N. M. I. M. (2023). Penerapan Algoritma FP-Growth Sebagai Dasar Pertimbangan Promosi di SPC Mart. *JITTER: Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Komputer*, 4(2). <https://doi.org/10.24843/JTRTI.2023.V04.I02.P11>
- Nastiti, P. (2019). Penerapan Metode Content Based Filtering Dalam Implementasi Sistem Rekomendasi Tanaman Pangan. *Teknika*, 8(1), 1–10. <https://doi.org/10.34148/teknika.v8i1.139>
- Nissa, N. F., Janiati, A., Cahya, N., Anton, A., & Astuti, P. (2021). Application of Deep Learning Using Convolutional Neural Network (CNN) Method for Women's Skin Classification. *Scientific Journal of Informatics*, 8(1), 144–153. <https://doi.org/10.15294/sji.v8i1.26888>
- Nugroho, F., & Ismu Rahayu, M. (2020). Sistem Rekomendasi Produk Ukm Di Kota Bandung Menggunakan Algoritma Collaborative Filtering. *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi (JURSISTEKNI)*, 2(3), 23–31. <https://doi.org/10.52005/jursistekni.v2i3.63>
- Phung, V. H., & Rhee, E. J. (2019). A High-accuracy model average ensemble of convolutional neural networks for classification of cloud image patches on small datasets. *Applied Sciences (Switzerland)*, 9(21). <https://doi.org/10.3390/app9214500>
- Pramesti, D. A. P. D., & Santiyasa, I. W. (2022). Penerapan Metode Content-Based Filtering dalam Sistem Rekomendasi Video Game. *Jnatia*, 1(2), 229–234.
- Ritdrix, A. H., & Wirawan, P. W. (2018). Sistem Rekomendasi Buku Menggunakan Metode Item-Based Collaborative Filtering. *Jurnal Masyarakat Informatika*, 9(2), 24–32. <https://doi.org/10.14710/jmasif.9.2.31482>
- Salsabil, Z., & Arfa, M. (2019). Efektivitas Website femaledaily.com Dalam Memenuhi Kebutuhan Informasi Pengguna. *Jurnal Ilmu Perpustakaan*, 8(2), 199–210.

- Sugiyono. (2018). *Metode Penelitian kuantitatif, kualitatif dan R & D*. Alfabeta. <https://opac.perpusnas.go.id/DetailOpac.aspx?id=911046>
- Suharya, Y., Herdiana, Y., Indah Putri, N., & Munawar, Z. (2021). Sistem Rekomendasi Untuk Toko Online Kecil Dan Menengah. *Tematik*, 8(2), 176–185. <https://doi.org/10.38204/tematik.v8i2.683>
- Sukmawati, P. A. S., Hiryanto, L., & Mawardi, V. C. (2023). Implementasi Metode Collaborative Filtering Based Untuk Sistem Rekomendasi Buku Fiksi. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi*, 11(2). <https://doi.org/10.24912/jiksi.v11i2.25999>
- Tommy, L., Novianto, D., & Japriadi, Y. S. (2020). Sistem Rekomendasi Hybrid untuk Pemesanan Hidangan Berdasarkan Karakteristik dan Rating Hidangan. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 4(2), 137–145. <https://doi.org/10.30871/jaic.v4i2.2687>
- Valueva, M. V., Nagornov, N. N., Lyakhov, P. A., Valuev, G. V., & Chervyakov, N. I. (2020). Application of the residue number system to reduce hardware costs of the convolutional neural network implementation. *Mathematics and Computers in Simulation*, 177, 232–243. <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2020.04.031>
- Vitianingsih, A. V., Renaldi Dwi Kasiadi, Anastasya Lidya Maukar, Fitri, A. S., & Aziiza, A. A. (2023). Sistem Rekomendasi Pemilihan Tanah Kavling Menggunakan Metode Fuzzy-Analytic Hierarchy Process. *Teknika*, 12(1), 57–64. <https://doi.org/10.34148/teknika.v12i1.590>
- Wibisono, C., Haryadi, L. S., Widayaya, J. E., & Liliawati, S. L. (2021). Sistem Rekomendasi Suku Cadang Berdasarkan Item Based Filtering. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 7(1), 10–19. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v7i1.3036>