

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Bantuan Sosial

Menurut (Cahyono et al., n.d.) Pengertian Bantuan sosial adalah pemberian bantuan berupa uang, barang atau layanan yang diberikan secara selektif kepada keluarga atau individu yang memenuhi kriteria miskin, rentan miskin, atau sedang menghadapi resiko ekonomi, tanpa syarat yang rumit atau kewajiban tertentu dari penerima, adapun manfaat dari bantuan sosial itu sendiri sebagai berikut manfaat dibidang ekonomi meningkatkan daya beli Masyarakat miskin, serta meningkatkan kesejahteraan Masyarakat, pada penelitian nya telah dilakukan pada Masyarakat daerah bandung tentang pengelolaan dana bantuan sosial, dari kagiatan program bantuan sosial yang berupa BST (bantuan Tunai) dan bantuan non-tunai menunjukan bahwa kontribusi pemberian bantuan tunai dapat meningkatkan kesejahteraan Masyarakat.

Penyaluran dana bantuan sosial dapat dilakukan setelah melalui beberapa rangkain yaitu pendataan, usulan Masyarakat, seleksi kelayakan, berstatus warga negara Indonesia, dan terdaftar di data terpadu kesejahtraan sosial (DTKS). Dalam penyaluran nya ada beberapa kategori yaitu dana bantuan tunai dan non tunai, dana bantuan tunai biasanya diberikan melalui rekening yang di daftarkan pada saat pengajuan program bantuan sosial, dan bantuan non-tunai biasa berupa sembako, beras dan yang lainnya di salurkan melalui desa setempat.

2.2 Kriteria Pemilihan Penerima bantuan

Menurut data DTKS dan BPS pemerintah menetapkan beberapa kriteria penerima bantuan berdasarkan Keputusan Menteri Sosial RI Nomor 262/HUK/2022 :

1. penghasilan dan pengeluaran

Salah satu kriteria utama dalam pemilihan penerima bantuan adalah penghasilan dan pengeluaran . Penerima bantuan sosial biasanya diidentifikasi berdasarkan tingkat penghasilan yang rendah. Misalnya, penerima bantuan harus memiliki penghasilan di bawah garis kemiskinan yang ditetapkan oleh pemerintah. Selain itu, pengeluaran juga menjadi indikator penting, seperti pengeluaran yang tidak mencukupi kebutuhan dasar masyarakat

2. Pekerjaan

Kriteria lain adalah pekerjaan . Penerima bantuan sering kali diidentifikasi berdasarkan jenis pekerjaan yang mereka jalani. Misalnya, pekerja informal, buruh harian lepas, atau pekerja yang pendapatan mereka tidak stabil sering kali menjadi prioritas dalam penerimaan bantuan

3. Status Sosial

Dalam kriteria status sosial, pemerintah juga mempertimbangkan kondisi sosial dari calon penerima bantuan. Status sosial mencakup berbagai aspek yang menunjukkan posisi individu atau keluarga dalam struktur masyarakat, termasuk tingkat pendidikan, akses terhadap layanan kesehatan, kepemilikan aset, serta kerentanan terhadap risiko sosial seperti diskriminasi, stigma, atau isolasi sosial.

Beberapa contoh indikator dalam status sosial yang menjadi pertimbangan dalam penentuan penerima bantuan antara lain:

- Keluarga yang memiliki anggota dengan disabilitas , yang mungkin mengalami hambatan dalam mengakses pekerjaan dan layanan sosial.
- Lansia (lanjut usia) tanpa jaminan pensiun atau dukungan keluarga , yang rentan secara ekonomi dan sosial.
- Anak-anak yang tidak sekolah atau putus sekolah , yang berisiko mengalami kemiskinan kronis di masa depan.
- Masyarakat yang tinggal di permukiman kumuh atau wilayah terpencil , yang seringkali kesulitan mengakses fasilitas umum dan layanan dasar.

Status sosial ini penting untuk diperhatikan karena dapat memperkuat dimensi ketimpangan dan kerentanan yang tidak selalu tercermin hanya dari penghasilan atau jenis pekerjaan. Dengan mempertimbangkan status sosial, program bantuan sosial dapat lebih tepat sasaran dan inklusif, sehingga membantu kelompok yang paling rentan dan tertinggal dalam masyarakat.

2.3 Sistem Rekomendasi

Menurut (Pamuji, t.t.2020). Sistem rekomendasi adalah sebuah sistem untuk membantu memberikan saran terhadap pengguna nya. Yang di arahkan terhadap individu yang secara personal kurang memiliki pengalaman atau kompetensi untuk mengevaluasi secara potensial sesuatu yang berlebih, dalam hal ini sistem rekomendasi sangat diperlukan terutama dalam membantu dalam pengambilan keputusan yang akurat, pada Dinas Sosial dalam memberikan bantuan sosial kepada Masyarakat. Pada sistem rekomendasi.

Menurut (Irfan dkk., t.t. 2021) .Sistem rekomendasi telah digunakan oleh hampir semua area bisnis terdapat dua pendekatan secara umum yaitu content based – filtering dan *collaborative filtering* . pendekatan *content based filtering* Dimana sistem kerja nya mencari kedekatan suatu item yang direkomendasikan berdasarkan kemiripan nya. Sedangkan *collaborative filtering* digunakan untuk memprediksi item berdasarkan rating penilaian sebelumnya.

Tujuan sistem rekomendasi tidak semata-mata untuk memberikan rekomendasi, prediksi peringkat, atau penyusunan peringkat suatu objek, tujuan sebenarnya yaitu untuk memberikan dukungan saat mengambil Keputusan, rekomendasi sistem menjadi alat dalam mengatasi kebingungan. Dalam prespektif ini dalam mempertimbangkan peran sistem rekomendasi sebagai alat pendukung dalam mengambil Keputusan oleh karena itu sistem rekomendasi dapat memberikan rekomendasi yang akurat .

2.4 Website

Menurut R. Hidayat, *Website* atau situs dapat diartikan sebagai kumpulan dari halaman-halaman yang digunakan untuk menampilkan informasi yang berupa teks, gambar diam atau gambar gerak, animasi, suara atau gabungan dari semuanya.. Kumpulan tersebut bisa bersifat statis maupun dinamis yang membentuk suatu rangkaian bangunan yang saling terkait, dan masing-masing dihubungkan dengan jaringan-jaringan halaman.

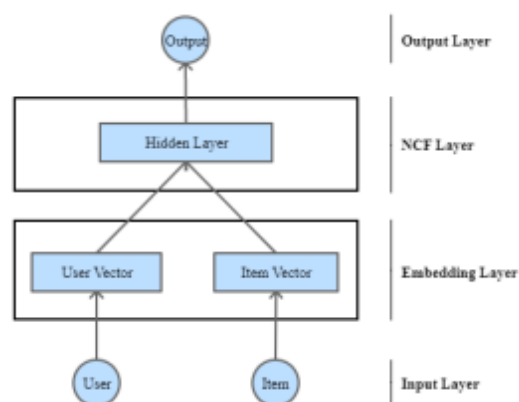
Menurut (Fauzan, dkk., 2023). Hubungan antara satu halaman web dengan halaman web yang lain disebut dengan *Hyperlink*, sedangkan teks yang dijadikan media penghubung tersebut disebut *Hypertext*

Website memiliki beberapa fungsi yang penting, salah satu fungsi utamanya adalah untuk memberikan sumber informasi kepada orang lain yang mencari tahu atau membutuhkan informasi tersebut.

2.5 *Neural Collaborative filtering*

Menurut (Mah et al., 2023) *Neural Collaborative Filtering* menggunakan *perceptron Multi-layer* untuk memodelkan interaksi antara dua arah antara user dan item Dimana untuk menangkap hubungan non-linear antara pengguna dan item. Adapun arsitektur dari *Neural Collaborative filtering* yaitu *Embedding Layer* Yang terbagi menjadi dua yaitu *User Embedding* untuk mempresentasikan setiap pengguna sebagai vector berdimensi rendah dan *Item Embedding* Memperesentasikan setiap vector yang berdimensi rendah. Selanjutnya yaitu *Hidden Layer* Dimana *Fully Connected Layer* yang digunakan untuk menggabungkan *Embedding user* dan *item*. Dan ada *Output Layer* Prediksi layer menghasilkan skor yang menunjukkan seberapa besar relevan antara *User* terhadap *item*

2.6 Struktur *Neural Collaborative Filtering*



Gambar 2. 1 Struktur Neural Collaborative (Mah dkk., 2023)

Menurut (Mah et al., 2023) struktur *Neural Collaborative Filtering* berasal dari input sejumlah user dan item pada layer pertama merupakan inputan dari user dan item lalu pada layer kedua merupakan *embedding layer* yang berisi embedding user dan item yang akan menghasilkan vector dari user dan item yang akan menjadi input untuk layer ketiga. layer ketiga yang berisikan hidden layer Neural Collaborative filtering yang berisikan 300 input dan 100 output lalu pada layer keempat berisi prediksi rating.

2.6.1 MLP (*Multi Layer Perceptron*)

Menurut (Agung Nugroho, 2023) *Multilayer Perceptron (MLP)* adalah salah satu jenis jaringan syaraf tiruan (*artificial neural network*) yang dapat digunakan untuk pemodelan data, termasuk data time series dan juga untuk klasifikasi. MLP terdiri dari beberapa lapisan neuron yang saling terhubung dengan bobot tertentu, dan merupakan jaringan feedforward artinya informasi hanya bergerak maju melalui jaringan tanpa adanya loop balik

Sebagai pendekatan *Neural Collaborative Filtering MLP* digunakan untuk menangkap hubungan non linear antara pengguna dan item melalui repesntasi fitur yang lebih komplek Adapun rumus dasar dari mlp sebagai berikut:

$$z = [u; v] \quad \text{Persamaan 1}$$

$$h_k = \sigma(w_{kz} + b_k) \quad \text{Persamaan 2}$$

$$\hat{y} = \sigma(W_{\omega}h_k + b_{\omega}) \quad \text{Persamaan 3}$$

- z adalah vektor gabungan embedding pengguna dan item,
- Wk dan b_k adalah bobot dan bias pada lapisan ke- k ,
- σ adalah fungsi aktivasi (biasanya ReLU),
- $\hat{y}$ adalah prediksi preferensi pengguna terhadap item,

- $W\Omega$ dan $b\Omega$ adalah bobot dan bias pada lapisan output (Agung Nugroho, 2023)

2.6.2 GMF (*Generalized Matrix Factorization*)

Menurut (Agung Nugroho, 2023) GMF (*Generalized Matrix Factorization*) adalah salah satu komponen utama dalam *Neural Collaborative Filtering* (NCF), yang bertujuan untuk mereplikasi pendekatan *matrix factorization* dengan menggunakan jaringan saraf. GMF bekerja dengan mengasumsikan bahwa preferensi pengguna terhadap suatu item dapat direpresentasikan sebagai hasil kali titik antara vektor representasi pengguna (u) dan vektor representasi item (v)

Dalam konteks NCF, GMF digunakan untuk membangun representasi non-linear dari hubungan antara pengguna dan item. Representasi ini kemudian diproses melalui lapisan output yang menghasilkan skor prediksi preferensi. Lapisan ini biasanya menggunakan fungsi aktivasi sigmoid untuk membatasi output antara 0 dan 1, yang cocok untuk masalah klasifikasi biner seperti rekomendasi item

$$\hat{y} = \sigma(u^T v) \quad \text{Persamaan 4}$$

- u adalah vektor embedding pengguna,
- v adalah vektor embedding item,
- σ adalah fungsi aktivasi sigmoid.

Penelitian yang dilakukan (Agung Nugroho, 2023) menunjukkan bahwa GMF secara efektif dapat mereplikasi pendekatan *matrix factorization* tradisional dalam lingkungan jaringan saraf, sambil memberikan fleksibilitas tambahan untuk integrasi dengan komponen lain seperti *MLP* (*Multi-Layer Perceptron*).

2.6.3 Root Mean Square Error

Menurut (Ihzaniah et al., 2023) RMSE adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur akurasi model prediksi dengan melihat rata-rata kesalahan kuadrat antara nilai aktual dan nilai prediksi, kemudian diakarkan untuk mendapatkan satuan yang sama dengan data asli. Metrik ini sangat berguna dalam menilai kinerja model regresi seperti *Neural Collaborative Filtering* karena memberikan bobot lebih besar pada kesalahan besar, sehingga membantu dalam mengidentifikasi outlier atau prediksi yang jauh menyimpang dari nilai sebenarnya.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad \text{Persamaan 5}$$

di mana:

- y_i : Nilai aktual ke- i
- $\hat{y}_i$: Nilai prediksi ke- i
- n : Jumlah sampel

Dalam konteks *Neural Collaborative Filtering*, RMSE sering digunakan untuk membandingkan performa model berdasarkan kesalahan prediksi rating pengguna terhadap item tertentu. Semakin rendah nilai RMSE, semakin baik kualitas prediksi model tersebut.

2.6.4 MAE (Mean Absolute Error)

Menurut (Nurani et al., 2023) MAE adalah metrik evaluasi yang menghitung rata-rata kesalahan absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi. Berbeda dengan RMSE, MAE tidak memberikan bobot berlebihan pada kesalahan besar, sehingga lebih robust terhadap outlier. RMSE dan MAE adalah dua metrik penting dalam evaluasi model *Neural Collaborative Filtering*. RMSE memberikan

bobot lebih besar pada kesalahan besar dan sensitif terhadap outlier, sementara MAE memberikan interpretasi yang lebih sederhana dan stabil dalam mengukur kesalahan rata-rata. Kombinasi kedua metrik ini dapat digunakan untuk memberikan analisis yang lebih lengkap dalam menilai kualitas prediksi model. Hal ini membuat MAE cocok digunakan ketika distribusi kesalahan cenderung normal atau tidak memiliki variasi ekstrem.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Persamaan 6

di mana:

- y_i : Nilai aktual ke- i
- $\hat{y}_i$: Nilai prediksi ke- i
- n : Jumlah sampel

Pada Neural Collaborative Filtering, MAE digunakan untuk mengevaluasi rata-rata kesalahan prediksi rating secara langsung tanpa penekanan tambahan pada kesalahan besar. Ini menjadikannya pilihan yang tepat ketika fokusnya adalah interpretasi sederhana terhadap kesalahan rata-rata.

2.7 Penelitian Terkait (*State-Of-The-Art*)

Penelitian yang dilakukan menggunakan 10 penelitian terkait yang disusun berdasarkan penelitian dari tahun terbaru, berikut penelitian tersebut:

Tabel 2. 1State Of The Art

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solu si	Batasan
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, 9(1).	Bagaimana cara mengimplementasi metode collaborative filtering dalam membuat sistem rekomendasi	Metode Collaborative filtering	1.penelitian ini berfokus pada implementasi sistem rekomendasi pada E-commerce 2. metode collaborative untuk memberikan rekomendasi produk

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solusi	Batasan
2	(Fernando et al., 2022)	Implementasi Pendekatan Collaborative Filtering dan K-means Clustering pada Sistem Rekomendasi Mata Kuliah	Mahasiswa kesulitan menentukan mata kuliah pilihan, terutama saat awal peminatan, akibat kurangnya panduan personalisasi.	Collaborative filtering	menguji empat metode <i>similarity</i> (<i>Jaccard, Euclidean, Cosine, Pearson</i>) pada <i>collaborative filtering</i> .
3.	Abidin, T., Wiyono, S., & Iswanto, A. (2021).	Implementasi Algoritma NRF dalam recommender sistem berbasis content dan collaborative filtering sebagai strategi bisnis UMKM	1. Penguatan ekonomi Indonesia dengan melakukan penguatan UMKM 2. Implementasi sistem rekomendasi pada E-Commerce yang mampu menawarkan barang	Metode NRF Collaborative Metode borda	1. Memberikan hasil perbandingan antara metode borda dengan metode NRF

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solusi	Batasan
			sesuai keinginan konsumen Implementasi metode NRF		
4.	Hidayat, M. T., & Supriyono, S. (2024).	Pengelolaan Populasi Kucing Liar melalui Collaborative Filtering: Dampak terhadap Kesehatan Masyarakat dan Ekosistem Lokal	1. overpopulasi kucing liar dengan populasi yang terus meningkat 2. dengan terus meningkat populasi kucing yang dapat menyebarkan penyakit seperti toksoplasmosis dan hookworm	1. metode CF 2. Model Neural Network encoder	1. penelitian ini terfokus pada populasi kucing liar dilingkungan perkotaan 2. perhatian utama pada penelitian ini adalah dampak pada Kesehatan Masyarakat mengenai populasi kucing yang meningkat 3. memberikan sistem rekomendasi dengan menggunakan metode <i>collaborative filtering</i>

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solusi	Batasan
			3. implementasi sistem rekomendasi untuk mengelola kucing liar		
5	Romadhon, D. P., & Putra, R. E. (2024).	Penerapan Metode Deep Learning Menggunakan Algoritma CNN based Recommendation pada Aplikasi E-Commerce Gols (Studi Kasus: PT. Cipta Giri Sentosa)	1. Bagaimana penerapan metode deeplearning pada sistem rekomendasi Bagaimana cara menerapkan algoritma CNN	1. Metode deeplearning Model algoritma CNN	1. Memberikan hasil pengujian 8 kategori fashion yang terdiri dari training data sebanyak 6000 (750 per data kategori) dan test data sebanyak 1000 menghasilkan akurasi sebesar 86,42 Algoritma CNN dapat diimplementasikan pada sistem rekomendasi yang mengubah search by image menjadi search by text
6	(Nugroho et al., 2024)	Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Metode	Pengguna mudah bosan jika tidak	NCF	Dataset yang digunakan dari movielens

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solusi	Batasan
		Neural Collaborative Filtering (Movie Recommendation Sistem Using Neural Collaborative Filtering)	dapat menemukan film yang diinginkan dalam waktu singkat	GMF MLP	
7	(Rizqi et al., n.d.)	Penerapan Metode Deep Learning pada Sistem Rekomendasi film	Kesulitan pengguna menemukan film sesuai preferensi akibat banyaknya pilihan.	<i>Collaborative Filtering</i> (CF)	Akurasi metode <i>deep learning</i> bervariasi tergantung dataset (misal: <i>Autoencoder</i> 0.88 di MovieLens 1M, CNN 92.7% di MovieLens 100K). Hasil tidak diuji pada dataset <i>real-time</i> industri.
8	Fkih, F. (2022).	Similarity measures for Collaborative Filtering-based Recommender Systems: Review and experimental comparison	perbandingan antara user based dan item based. membandingkan kinerja ukuran kesamaan pada dua pendekatan CF:	1.cosine similarity 2.Pearson Correlation Coefficient	1. Data interaksi dalam metode collaborative filtering memerlukan data interaksi antara pengguna 2. Sparsity Jika data interaksi jarang model CF mungkin akan mengalami kesulitan

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solusi	Batasan
			berbasis pengguna dan berbasis item. Hasil menunjukkan bahwa beberapa ukuran lebih cocok untuk pendekatan tertentu. Misalnya, ITR dan IPWR cocok untuk berbasis pengguna, sementara AMI lebih baik untuk berbasis item	3. Item based Collaborative 4. User Based Collaborative	Skala CF, Skala CF dapat mengalami masalah jika jumlah terlalu besar
9	(Khusna et al., 2021)	Penerapan User Based Collaborative Filtering Algorithm Sistem Rekomendasi Gadget Shield	Banyaknya pilihan produk Gadget Shield di website Jackskins menyebabkan kebingungan pengguna dalam	User-Based Collaborative Filtering	Hanya produk Gadget Shield di toko Jackskins Babarsari (4 merek: Samsung, Vivo, Xiaomi, iPhone). Hanya menggunakan UBCF dengan <i>Euclidean Distance</i> dan <i>Weighted Sum</i> .

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solusi	Batasan
			menentukan produk yang sesuai		
10	(Mah et al., 2023)	Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Metode Neural Collaborative Filtering (Film Recommender Sistem Using Neural Collaborative Filtering Method)	Mengukur kinerja sistem rekomendasi dengan menggunakan metode Neural Collaborative	Neural Collaborative Filtering, RMSE	Menghasilkan Kinerja Sistem Rekomendasi dengan menggunakan Metode Neural Collaborative Filtering Dengan Parameter learning Batch dan batch size dengan masing masing nilai 0,001 dan 1024.
11	(Bobadilla et al., n.d.)	Neural Collaborative Filtering Classification Model to Obtain Prediction Reliabilities	Pendekatan klasifikasi berbasis neural network untuk CF belum dieksplorasi secara memadai, padahal secara alami dapat menyediakan distribusi	NCF	Hanya menangani <i>collaborative filtering</i> berbasis rating tanpa fitur tambahan (konten, konteks, dll.).

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solusi	Batasan
			probabilitas sebagai ukuran reliabilitas.		
12	(Chen et al., 2021)	Neural collaborative reasoning	Metode <i>Collaborative Filtering</i> (CF) tradisional berbasis similarity matching (misal: embedding dan fungsi similarity) hanya menangkap pola asosiatif, tetapi mengabaikan aspek kognitif/reasoning dalam rekomendasi.	NCR	Hanya menggunakan operasi logika dasar (AND, OR, NOT) dan implikasi ($\rightarrow$) berbasis <i>Horn clauses</i> . NCR mengungguli model <i>matching-based</i> (e.g., GRU4Rec, NeuMF) dan <i>reasoning-based</i> (NLR) pada dataset ML100k, Amazon Movies & TV, dan Electronics.

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solusi	Batasan
13	(Hariri & Rochim, 2022)	Sistem Rekomendasi Produk Aplikasi Marketplace Berdasarkan Karakteristik Pembeli Menggunakan Metode User Based Collaborative Filtering	Sistem rekomendasi yang ada di aplikasi Sindomall sebelumnya tidak mempertimbangkan karakteristik unik setiap pembeli, sehingga rekomendasi bersifat generik dan kurang relevan.	<i>User-Based Collaborative Filtering</i>	Karakteristik pembeli didefinisikan hanya berdasarkan riwayat rating produk, tanpa mempertimbangkan data lain seperti demografi, riwayat pencarian, waktu kunjungan, atau interaksi klik.
14	(Devi Nurhayati & Widayani, 2021)	Sistem Rekomendasi Wisata Kuliner di Yogyakarta dengan Metode Item-Based Collaborative Filtering Yogyakarta Culinary Recommendation System with Item-Based Collaborative Filtering Method	Sistem tidak mampu memberikan rekomendasi untuk pengguna baru (<i>user cold start</i>) atau item baru (<i>item cold start</i>) karena tidak ada data historis.	<i>Item-Based Collaborative Filtering</i>	Hanya menggunakan 22 pengguna dan 23 item kuliner → rentan terhadap bias dan overfitting.

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solusi	Batasan
15	(Arfisko, n.d. 2023)	Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Metode Hybrid Collaborative Filtering Dan Content-Based Filtering	Rekomendasi terlalu sempit, hanya berdasarkan preferensi lama. CBF terlalu konservatif → pengguna tidak dapat menemukan item “baru” yang menarik.	Metode hybrid (CF lalu CBF)	Hasil mungkin tidak generalisabel ke domain lain (misal: dataset mainan digunakan untuk uji sistem rekomendasi film).
16	(Azizah & Rozi, 2024)	Sistem Rekomendasi Produk Somethinc Menggunakan Metode Content-based Filtering	kesulitan yang dialami banyak konsumen dalam memilih produk skincare yang tepat	Content-based Filtering	Penelitian ini secara eksplisit menggunakan metode Content-Based Filtering. Sistem ini bekerja dengan menganalisis dan membandingkan <i>konten</i> dari produk (dalam hal ini, deskripsi produk) untuk menemukan kemiripan, bukan berdasarkan perilaku atau penilaian pengguna lain

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solusi	Batasan
					(seperti pada Collaborative Filtering).
17	(Fajriansyah et al., 2021)	Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Content Based Filtering	Sulit nya menemukan film yang sesuai dengan keinginan pengguna	Content Based Filtering	Penelitian ini berfokus dalam bagaimana dapat memberikan rekomendasi berdasarkan keinginan pengguna
18	(Verdyansyah Pratama, 2025)	Pengembangan Sistem Rekomendasi Buku Untuk Meningkatkan Minat Baca dengan Pendekatan Hybrid Filtering	Rendahnya budaya literasi di tengah persaingan teknologi digital, di mana buku sebagai sumber ilmu pengetahuan berpotensi tidak dimanfaatkan secara optimal tanpa sistem rekomendasi yang efektif.	Hybrid Filtering	Penelitian eksperimen dengan pendekatan kuantitatif.

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solusi	Batasan
19	(Ziliwu, n.d.2023)	Pengembangan Sistem Rekomendasi Produk dengan Algoritma Collaborative Filtering	kesulitan pelanggan dalam menemukan produk yang sesuai dengan kebutuhan mereka di tengah banjirnya pilihan produk online. Tanpa bantuan, proses ini menjadi tidak efisien dan dapat menurunkan kepuasan pelanggan serta potensi penjualan	Collaborative Filtering	Penelitian ini secara khusus menggunakan algoritma Collaborative Filtering (User-Based, Item-Based, dan Hybrid) sebagai dasar sistem, bukan algoritma lain seperti Content-Based Filtering. Pengembangan dilakukan dengan mengintegrasikan teknik Machine Learning, termasuk Supervised, Unsupervised, dan Deep Learning, namun implementasi spesifik model ML-nya tidak dijelaskan secara rinci dalam abstrak dan pendahuluan.
20	(Faurina et al., 2023)	Implementasi Metode Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering pada Sistem Rekomendasi Wisata	Overload Informasi: Jumlah informasi tentang destinasi wisata di Bali yang	Collaborative Filtering	75 data detail destinasi wisata (meliputi atribut: nama tempat, deskripsi, alamat, harga weekend/weekday,

N O	Nama, Tahun Penelitian	Judul Penelitian	Permasalahan	Metode/Solusi	Batasan
		di Bali Implementation of Content-Based Filtering and Collaborative Filtering Method in the Tourism Recommendation System in Bali	sangat banyak membuat wisatawan kesulitan menemukan tempat yang sesuai dengan preferensi dan kebutuhan mereka.		gambar, koordinat, kabupaten, dan kategori). 3000 data histori rating dari 100 pengguna (meliputi atribut: ID tempat, nama tempat, dan nilai rating). Sistem dirancang untuk merekomendasikan tempat wisata berdasarkan dua hal utama: (1) preferensi jenis wisata yang diinginkan pengguna, dan (2) kesamaan selera dengan pengguna lain.

2.8 Kebaruan penelitian

Posisi keterbaruan dari penelitian yang dilakukan terletak dari metode atau objek yang digunakan.

Tabel 2. 2 Matriks Penelitian

NO	JUDUL	NAMA PENULIS DAN TAHUN	METODE				
			<i>Collaborative Filtering</i>	<i>Neural Collaborative</i>	<i>RMSE</i>	<i>Pearson And Recall</i>	<i>Cosine Similarity</i>
1	Implementasi Metode Collaborative Filtering Untuk Sistem Rekomendasi Penjualan Pada Toko Mebel	Februariyanti, H., Laksono, A. D., Wibowo, J. S., & Utomo, M. S. (2021).	√	-	-	-	-
2	Implementasi Pendekatan Collaboartive Filtering dan K-means Clustering pada Sistem Rekomendasi Mata Kuliah	(Fernando et al., 2022)	√	-	-	-	-

NO	JUDUL	NAMA PENULIS DAN TAHUN	METODE				
			<i>Collaborative Filtering</i>	<i>Neural Collaborative</i>	<i>RMSE</i>	<i>Pearson And Recall</i>	<i>Cosine Similarity</i>
3	Pengelolaan Populasi Kucing Liar melalui Collaborative Filtering: Dampak terhadap Kesehatan Masyarakat dan Ekosistem Lokal	Hidayat, M. T., & Supriyono, S. (2024).	√		-	-	-
4	Implementasi Algoritma NRF dalam recommender sistem berbasis content dan collaborative filtering sebagai strategi bisnis UMKM	Abidin, T., Wiyono, S., & Iswanto, A. (2021).	√	-			
5	Penerapan Metode Deep Learning Menggunakan Algoritma CNN based	Romadhon, D. P., & Putra, R. E. (2024).	√	-	-	-	-

NO	JUDUL	NAMA PENULIS DAN TAHUN	METODE				
			<i>Collaborative Filtering</i>	<i>Neural Collaborative</i>	<i>RMSE</i>	<i>Pearson And Recall</i>	<i>Cosine Similarity</i>
	Recommendation pada Aplikasi E-Commerce Gols (Studi Kasus: PT. Cipta Giri Sentosa)						
6	Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Metode Neural Collaborative Filtering (Movie Recommendation Sistem Using Neural Collaborative Filtering)	(Nugroho et al., 2024)	√	-	√	-	
7	Penerapan Metode Deep Learning pada Sistem Rekomendasi film	(Rizqi et al., n.d.2022)	√	-	-	-	-

NO	JUDUL	NAMA PENULIS DAN TAHUN	METODE				
			<i>Collaborative Filtering</i>	<i>Neural Collaborative</i>	<i>RMSE</i>	<i>Pearson And Recall</i>	<i>Cosine Similarity</i>
8	Similarity measures for Collaborative Filtering-based Recommender Systems: Review and experimental comparison	Fkih, F. (2022).	√	-	-	-	-
9	Penerapan User Based Collaborative Filtering Algorithm Sistem Rekomendasi Gadget Shield	(Khusna et al., 2021)	√	-		-	√
10	Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Metode Neural Collaborative Filtering (Film Recommender Sistem Using Neural Collaborative Filtering Method)	(Mah et al., 2023)	-	√		-	-

NO	JUDUL	NAMA PENULIS DAN TAHUN	METODE				
			<i>Collaborative Filtering</i>	<i>Neural Collaborative</i>	<i>RMSE</i>	<i>Pearson And Recall</i>	<i>Cosine Similarity</i>
11	Neural Collaborative Filtering Classification Model to Obtain Prediction Reliabilities	(Bobadilla et al., n.d.2021)	-	√		-	-
12	Sistem Rekomendasi Destinasi Wisata di Kota Batu Menggunakan Neural Collaborative Filtering	(Aristantia et al., 2024)	√				
13	Sistem Rekomendasi Produk Aplikasi Marketplace Berdasarkan Karakteristik Pembeli Menggunakan Metode User Based Collaborative Filtering	(Hariri & Rochim, 2022)	√				

NO	JUDUL	NAMA PENULIS DAN TAHUN	METODE				
			<i>Collaborative Filtering</i>	<i>Neural Collaborative</i>	<i>RMSE</i>	<i>Pearson And Recall</i>	<i>Cosine Similarity</i>
14	Sistem Rekomendasi Wisata Kuliner di Yogyakarta dengan Metode Item-Based Collaborative Filtering Yogyakarta Culinary Recommendation System with Item-Based Collaborative Filtering Method	(Devi Nurhayati & Widayani, 2021)	√				
15	Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Metode Hybrid Collaborative Filtering Dan Content-Based Filtering	(Arfisko, n.d.2023)	√				

NO	JUDUL	NAMA PENULIS DAN TAHUN	METODE				
			<i>Collaborative Filtering</i>	<i>Neural Collaborative</i>	<i>RMSE</i>	<i>Pearson And Recall</i>	<i>Cosine Similarity</i>
16	Sistem Rekomendasi Produk Somethinc Menggunakan Metode Content-based Filtering	(Azizah & Rozi, 2024)	√				
17	Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Content Based Filtering	(Fajriansyah et al., 2021)	√				
18	Pengembangan Sistem Rekomendasi Buku Untuk Meningkatkan Minat Baca dengan Pedekatan Hybrid Filtering	(Verdyansyah Pratama, 2025)	√				

NO	JUDUL	NAMA PENULIS DAN TAHUN	METODE				
			<i>Collaborative Filtering</i>	<i>Neural Collaborative</i>	<i>RMSE</i>	<i>Pearson And Recall</i>	<i>Cosine Similarity</i>
19	Pengembangan Sistem Rekomendasi Produk dengan Algoritma Collaborative Filtering	(Ziliwu, n.d. 2023)	√				
20	Implementasi Metode Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering pada Sistem Rekomendasi Wisata di Bali Implementation of Content-Based Filtering and Collaborative Filtering Method in the Tourism Recommendation System in Bali	(Faurina et al., 2023)	√	-	-	-	-

Pada penelitian (Februariyanti et al., 2021) metode *Collaborative Filtering* yang digunakan masih memiliki beberapa kekurangan terutama dalam hal memberikan rekomendasi yang masih bergantung pada persepsi orang lain jika tidak ada cukup data serta penggunaan Model *user-based collaborative filtering* mencari pengguna lain dengan minat atau keinginan yang sama. Jika tidak ada pengguna yang memiliki kemiripan minat, mungkin sulit untuk memberikan rekomendasi yang relevan.

(Fajriansyah et al., 2021) ,metode CF rekomendasi yang memprediksi berdasarkan interaksi masa lalu antar pengguna dan item dan pendekatan yang dilakukan berbasis item dan user matrix, dan menggunakan kesamaan antar pengguna dan item untuk memberikan rekomendasi seperti cosine similarity dan output berupa rating 1-5.

Dalam penelitian ini pendekatan melalui GMF dan MLP dapat menangkap hubungan non-linear maupun linear serta dapat ber integrasi dengan parameter dinamis, dengan menggunakan embedding layer untuk merepresentasikan fitur dan output dari metode NCF berupa probabilitas prefrensi (0-1). Serta pada penelitian ini Embedding layer digunakan untuk mempresentasikan ID pengguna (masyarakat miskin) dan item (jenis bantuan), dan menggabungkan nya dengan parameter dinamis seperti pekerjaan, pendapatan, dan kondisi Kesehatan yang menjadi parameter untuk meberikan rekomendasi yang sesuai dengan kriteria miskin.