

Modeling of Centralized Exchange (CEX) Crypto Asset Platform Recommendation System Using Collaborative Filtering

Divia Reihan Ferdian Utomo¹, Faulinda Ely Nastiti², Fajar Suryani*

^{1,3}Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa, Kota Surakarta, 57154, Indonesia

²Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa, Kota Surakarta, 57154, Indonesia

Informasi Artikel

Diterima : 17 Juni 2025
Revisi : 4 Juli 2025
Publikasi : 30 September 2025

Kata Kunci:

Centralized Exchange
Aset Kripto
Sistem Rekomendasi
Collaborative Filtering
K-Nearest Neighbor
Cosine Similarity
Evaluasi MAE/RMSE

ABSTRAK

Perkembangan pesat aset kripto dan beragamnya platform *Centralized Exchange* (CEX) menyulitkan trader dalam memilih platform yang sesuai preferensi. Penelitian ini bertujuan memodelkan sistem rekomendasi platform CEX berbasis *Collaborative Filtering*. Data rating pengguna terhadap beberapa CEX (Binance, Bybit, Bitget, Tokocrypto, Indodax) dikumpulkan melalui kuesioner. Metode *K-Nearest Neighbors With Means* (KNN With Means) dengan *cosine similarity* digunakan untuk memprediksi rating berdasarkan kemiripan preferensi antar pengguna. Model dilatih dan diuji dengan skema train-test split 75:25. *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) digunakan sebagai metrik evaluasi. Hasil pengujian menunjukkan nilai MAE dan RMSE yang rendah (sekitar di bawah 1.0 pada skala rating 1–5), menandakan rekomendasi yang dihasilkan cukup akurat. Dapat disimpulkan bahwa pendekatan *Collaborative Filtering* efektif untuk merekomendasikan platform CEX sesuai kebutuhan pengguna. Sistem rekomendasi ini diharapkan membantu trader khususnya pemula memilih exchange yang tepat secara lebih objektif

ABSTRACT

The rapid growth of crypto assets and the variety of Centralized Exchange (CEX) platforms make it difficult for traders to choose a platform that fits their preferences. This research aims to model a recommendation system for CEX platforms using Collaborative Filtering. User rating data for several CEX (Binance, Bybit, Bitget, Tokocrypto, Indodax) were collected via questionnaire. The K-Nearest Neighbors With Means (KNN With Means) method with cosine similarity is used to predict ratings based on the similarity of preferences between users. The model was trained and tested with a 75:25 train-test split. Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Squared Error (RMSE) were used as evaluation metrics. Test results show low MAE and RMSE values (around below 1.0 on a 1–5 rating scale), indicating that the recommendations generated are quite accurate. It can be concluded that the Collaborative Filtering approach is effective in recommending CEX platforms according to user needs. This recommendation system is expected to assist traders – especially beginners – in choosing the right exchange more objectively.

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



*Penulis Koresponden

Email: 210103094@mhs.udb.ac.id

Cara sitasi IEEE:

D.R.F.Utomo, F.E.Nastiti, dan F. Suryani, "Modeling of Centralized Exchange (CEX) Crypto Asset Platform Recommendation System Using Collaborative Filtering" *Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering (J-AISE)*, vol. 5, no. 3, pp. 1014-1022, September 2025, doi: 10.30811/jaise.v5i3.7179

1. PENDAHULUAN

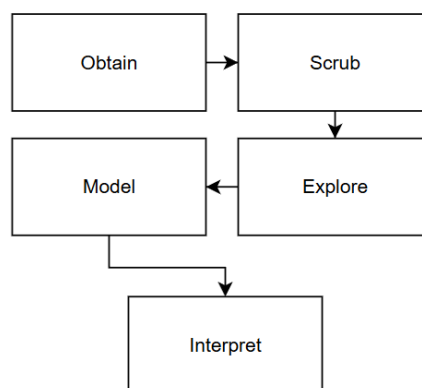
membuka peluang transaksi digital yang lebih efisien dan privasi tinggi [1]. Platform Centralized Exchange (CEX) pun tumbuh secara eksponensial—dengan Binance, Bybit, dan Bitget mendominasi secara global berdasarkan lalu lintas dan likuiditas [2]. Sementara Tokocrypto dan Indodax memimpin pasar Indonesia dengan pangsa 43% dan 42% pada tahun 2023 [3]. Meskipun menawarkan beragam fitur seperti margin trading, staking, dan derivatif, serta struktur biaya dan protokol keamanan yang berbeda-beda [4]. keragaman ini justru mempersulit trader dalam memilih platform yang paling sesuai dengan kebutuhan dan profil risiko mereka [5].

Saat ini banyak trader mengandalkan rekomendasi komunitas atau media sosial untuk memilih exchange. Namun, rekomendasi semacam itu bersifat subyektif dan tidak mempertimbangkan preferensi individual secara sistematis [6]. Kesalahan dalam memilih CEX dapat menimbulkan risiko serius, seperti insiden peretasan yang menyebabkan kerugian mencapai US\$2,2 miliar pada tahun 2024 [7], likuiditas rendah yang menyulitkan eksekusi order, penangguhan penarikan dana secara tiba-tiba, hingga manipulasi pasar [8]. Agar terhindar dari risiko tersebut, trader disarankan memilih CEX yang memenuhi sejumlah kriteria, seperti telah terdaftar sebagai pedagang fisik aset kripto sesuai peraturan Bappebti No. 8/2021 [9], memiliki izin dari OJK sebagaimana diatur dalam POJK No. 27/2024, serta menerapkan kebijakan Know Your Customer (KYC) dan Anti-Money Laundering (AML) yang ketat. Selain itu, platform idealnya juga menyimpan mayoritas dana nasabah di cold storage yang diaudit secara independen, serta menjalankan praktik segregasi dana dan transparansi laporan keuangan [10]. Collaborative Filtering dipilih karena kemampuannya memberikan rekomendasi objektif dan personal, secara efektif mengatasi kompleksitas preferensi individual dan variabilitas fitur CEX.

Tujuan penelitian ini adalah untuk membangun dan mengimplementasikan sistem rekomendasi CEX berbasis Collaborative Filtering yang dapat membantu pengguna memilih exchange sesuai preferensi secara lebih akurat dan objektif. Sistem yang dihasilkan diharapkan memberi manfaat teoretis sebagai referensi bagi penelitian terkait sistem rekomendasi berbasis Collaborative Filtering di domain perdagangan kripto, serta berkontribusi pada pengembangan metode rekomendasi yang mempertimbangkan faktor-faktor spesifik CEX. Secara praktis, sistem ini bermanfaat membantu trader dalam menentukan platform exchange yang sesuai kebutuhan berdasarkan pengalaman kolektif pengguna lain.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif melalui metode *Collaborative Filtering* dengan algoritma *K-Nearest Neighbors With Means* berbasis data rating pengguna. Data diperoleh melalui form survei yang dibagikan ke grup komunitas Telegram terkait lima platform exchange terkemuka di Indonesia. Tahapan penelitian mengacu pada kerangka kerja OSEMN (*Obtain, Scrub, Explore, Model, iNterpret*) yang umum digunakan dalam proses analisis data [11].



Gambar 1. Tahapan metode OSEMN

a. Obtain

Pada tahap obtain, Data diperoleh melalui form survei yang dibagikan ke grup komunitas Telegram yang berkaitan dengan aset kripto. Responden merupakan pengguna aktif dari lima platform *Centralized Exchange* (CEX), yaitu Binance, Bybit, Bitget, Tokocrypto, dan Indodax. Mereka diminta memberikan rating dengan skala 1 hingga 5 terhadap platform yang pernah mereka gunakan berdasarkan pengalaman pribadi. Total data yang berhasil dikumpulkan berjumlah 130 entri yang berasal dari 26 pengguna terhadap lima platform exchange berbeda.

b. Scrub

Pada tahap ini, data diperiksa untuk memastikan kualitasnya sebelum digunakan dalam analisis lanjutan. Proses yang dilakukan meliputi pemeriksaan duplikasi, penghapusan entri yang identik, dan pengecekan nilai yang hilang (*missing values*). Berdasarkan dataset aktual yang diperoleh, tidak ditemukan data duplikat atau data kosong. Dataset yang diperoleh sebanyak 130 entri, setelah pemeriksaan kualitas dinyatakan siap untuk digunakan pada tahap pemodelan berikutnya.

c. Explore

Data rating pengguna dianalisis untuk memahami karakteristik dasarnya. Distribusi rating dihitung untuk tiap platform, dan analisis visual dilakukan menggunakan *histogram* untuk menggambarkan pola preferensi pengguna yang efektif untuk mengidentifikasi *outlier*, *skewness*, dan fitur distribusi lainnya dalam data. Hal ini membantu dalam mengevaluasi apakah rating yang diberikan cenderung tinggi, rendah, atau merata [12].

d. Model

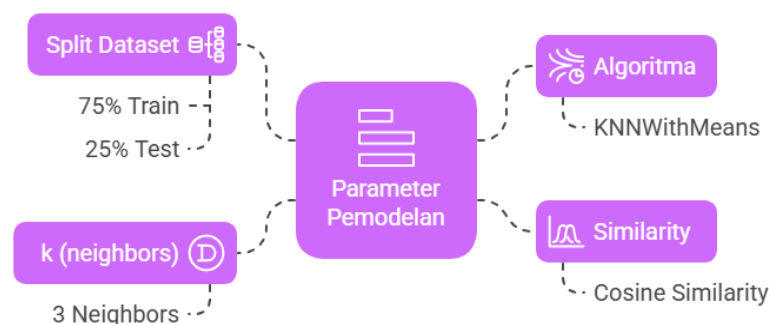
Tahap Model dilakukan dengan membangun sistem rekomendasi menggunakan algoritma *KNNWithMeans* dari pustaka *Surprise (Python)*. Nilai k ditentukan melalui *grid search cross-validation* pada rentang $k = 2-10$ dan dipilih nilai $k = 3$ berdasarkan performa prediksi terbaik [13]. Selain itu, untuk menangani masalah *cold-start*, sistem diimplementasikan agar tidak menampilkan rekomendasi personal bagi pengguna baru. Sebaliknya, area rekomendasi pada dasbor akan kosong, dan pengguna diarahkan untuk memberikan input rating awal. Selama rekomendasi belum tersedia, pengguna tetap dapat menjelajahi daftar semua. Rumus *cosine similarity* antara dua vektor, A dan B, adalah sebagai berikut:

$$\text{Similarity}(A, B) = \frac{A \cdot B}{|A||B|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}}$$

Prediksi rating dilakukan berdasarkan 3 tetangga terdekat ($k = 3$). Rumus prediksi rating r_{ui} (rating pengguna u untuk item i) dengan *KNNWithMeans* adalah:

$$r_{ui} = \mu_u + \frac{\sum_{v \in N_i^k(u)} \text{sim}(u, v) \cdot (r_{vi} - \mu_v)}{\sum_{v \in N_i^k(u)} \text{sim}(u, v)}$$

Dataset dibagi secara acak menjadi 75% data latih dan 25% data uji untuk keperluan analisis prediktif, evaluasi kinerja model, dan validasi hasil akhir [14].



Gambar 2. Parameter Pemodelan

e. Evaluasi

Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *Mean Absolute Error (MAE)* dan *Root Mean Squared Error (RMSE)* [15]. MAE adalah rata-rata absolut selisih prediksi dan nilai aktual, dihitung dengan rumus:

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

Sementara *RMSE* merupakan akar dari rata-rata kuadrat selisih prediksi dengan nilai aktual:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Di mana N adalah jumlah data uji, r_i adalah rating aktual, dan \hat{r}_i rating prediksi. Kedua metrik ini digunakan untuk menilai seberapa dekat prediksi model dengan nilai sebenarnya, dengan nilai yang semakin kecil menandakan akurasi model yang semakin baik. Selain evaluasi numerik ini, sistem juga dievaluasi secara kualitatif melalui tingkat precision dan accuracy dalam memberikan rekomendasi relevan kepada pengguna.

f. Interpret

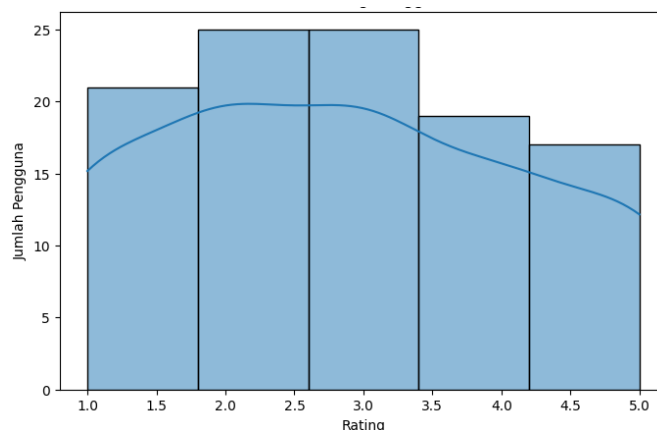
Terakhir, peneliti melakukan tahap interpret dengan mengintegrasikan model ke dalam sistem aplikasi yang dikembangkan. Model hasil prediksi rating ini diimplementasikan dengan cara menghubungkan output algoritma ke antarmuka sistem rekomendasi, sehingga pengguna dapat melihat daftar rekomendasi exchange berdasarkan preferensi mereka secara langsung.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada Penelitian ini menghasilkan model sistem rekomendasi platform *Centralized Exchange (CEX)* dengan pendekatan *Collaborative Filtering*. Dataset rating yang terdiri dari 130 entri digunakan untuk melatih dan menguji model dengan pembagian data latih dan uji sebesar 75:25. Model menggunakan algoritma *KNNWithMeans* dari pustaka *Surprise Python* dengan *cosine similarity* untuk menghitung kesamaan antar pengguna.

3.1 Explore Data

Untuk memahami karakteristik data rating pengguna terhadap masing-masing platform *exchange*. Visualisasi ini berguna untuk melihat persebaran rating dan kecenderungan umum dalam penilaian pengguna terhadap layanan yang mereka gunakan.



Gambar 3. Visualisasi Data Rating Pengguna

Visualisasi menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan rating di kisaran 2–3. Penilaian tinggi dan rendah tampak lebih sedikit, menandakan kecenderungan pengguna untuk memberi nilai sedang terhadap platform *exchange*.

3.2 Permodelan

Pada tahap ini, Data dibagi dengan rasio 75% untuk pelatihan (80 baris) dan 25% untuk pengujian. Contoh pasangan data uji random sample antara lain:

Tabel 1. Data Uji Pengguna

User id	Item id	rating
17	3	4
21	1	4
12	3	2

Model dibangun dan dijalankan menggunakan pendekatan *memory-based collaborative filtering*. Setelah training, hasil evaluasi model ditampilkan dalam bentuk metrik *MAE*, *RMSE*, *Precision* dan *Accuracy*. Hasil running program menunjukkan:

Tabel 2. Data Hasil

Metrik Evaluasi	Item id
MAE	2.04
RMSE	1.42
Precision	75.00%
Accuracy	74.07%

3.3 Analisis Kesalahan

Dengan selisih antara nilai rating *accuracy* dan *predicision*, serta mengevaluasi performa model pada berbagai kondisi—seperti pengguna dengan sedikit data historis (*cold-start*) atau pertukaran yang jarang dirating kita dapat mengidentifikasi kelemahan utama sistem.

1. Distribusi Error

Visualisasi *histogram* selisih (prediksi – aktual) untuk melihat apakah error cenderung *positif* (*over-estimation*) atau *negatif* (*under-estimation*).

2. Per-User dan Per-Item Performance

Hitung MAE per *user* dan per *item*; identifikasi pengguna atau *exchange* yang paling sulit diprediksi.

3. Cold-Start dan Sparsity

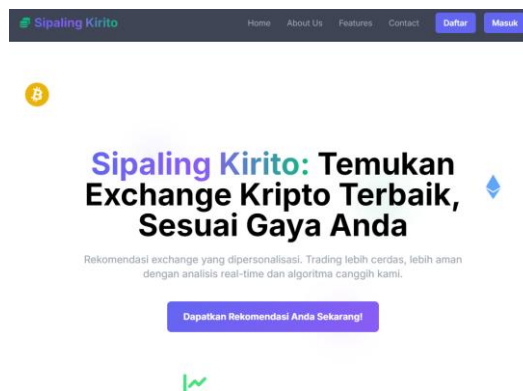
Analisis performa pada pengguna yang memberi sangat sedikit rating atau *item* yang jarang dirating, untuk memahami batasan *model memory-based*.

4. Threshold Sensitivity

Uji berbagai nilai *k* (jumlah tetangga) dan *threshold similarity* untuk melihat dampaknya pada *MAE/RMSE*.

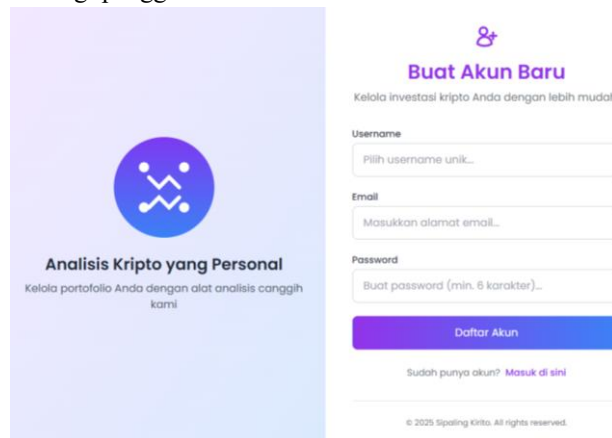
3.4 Interpret

Sistem rekomendasi "Sipaling Kirito" dirancang untuk membantu pengguna menemukan *exchange* kripto terbaik sesuai preferensi mereka. Berikut adalah tampilan antarmuka sistem dari beberapa tahapan utama:



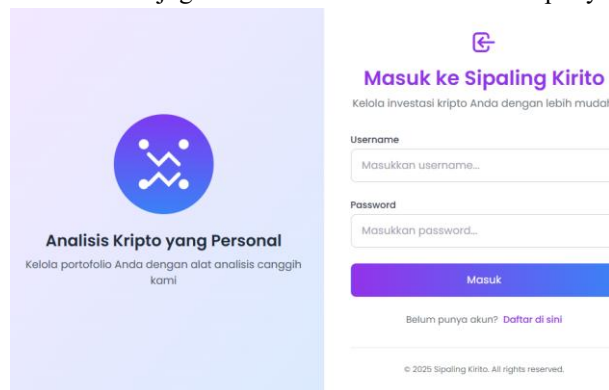
Gambar 3. *Landing Page*

1. *Landing Page*: Halaman depan menyambut pengguna dengan judul "Sipaling Kirito: Temukan *Exchange* Kripto Terbaik, Sesuai Gaya Anda" dan ajakan untuk mendapatkan rekomendasi. Ini adalah titik masuk awal bagi pengguna.

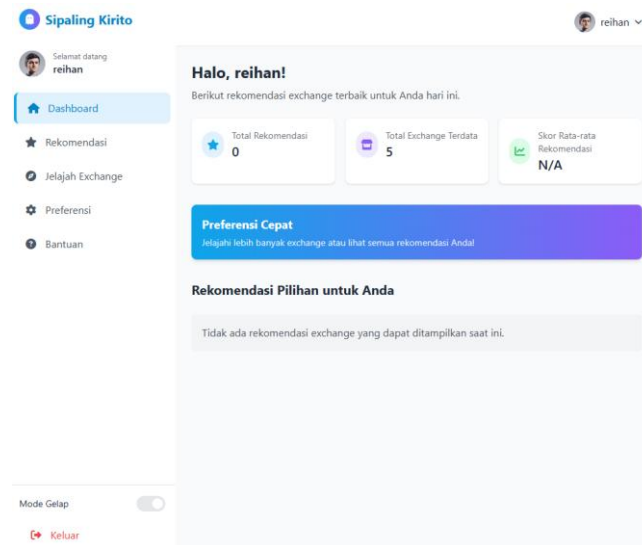


Gambar 4. Halaman Daftar

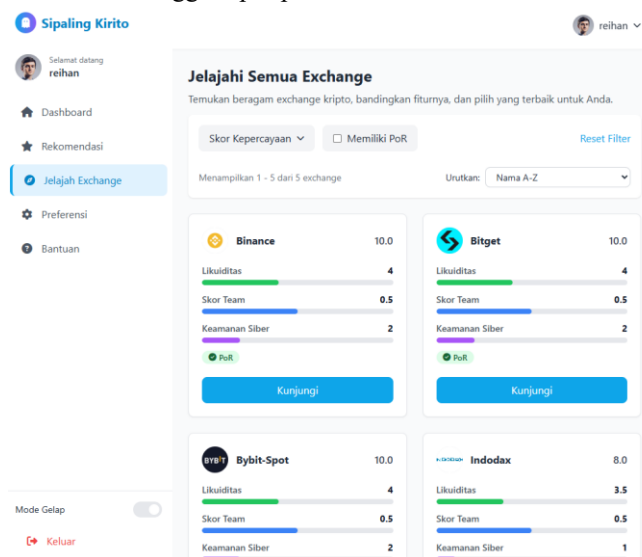
2. Daftar Pengguna baru dapat membuat akun dengan mengisi informasi dasar seperti *username*, *email*, dan *password*. Halaman ini juga menekankan fitur "Analisis Kripto yang Personal".

Gambar 5. Halaman *Login*

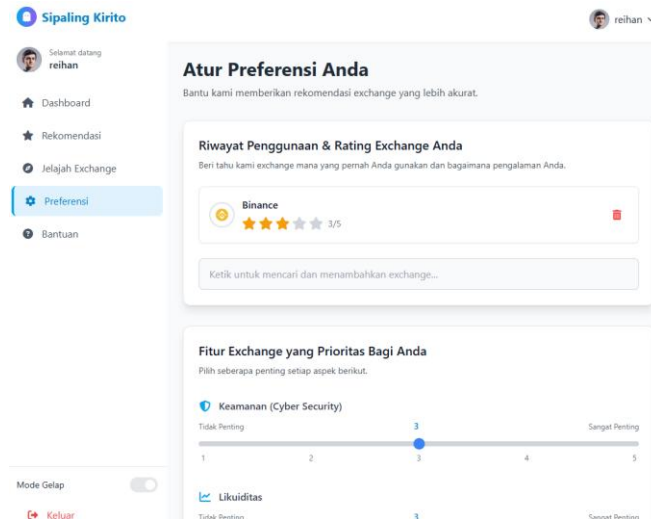
3. *Login*: Pengguna yang sudah terdaftar dapat masuk ke sistem dengan memasukkan *username* dan *password*. Halaman ini juga menampilkan "Analisis Kripto yang Personal" sebagai daya tarik utama.

Gambar 6. Halaman *Dashboard*

4. *Dashboard* (sebelum input rating): Setelah berhasil login, pengguna akan diarahkan ke *dashboard* utama. Pada tahap awal, sebelum pengguna memberikan rating, bagian rekomendasi masih kosong, menunjukkan bahwa sistem menunggu input preferensi.

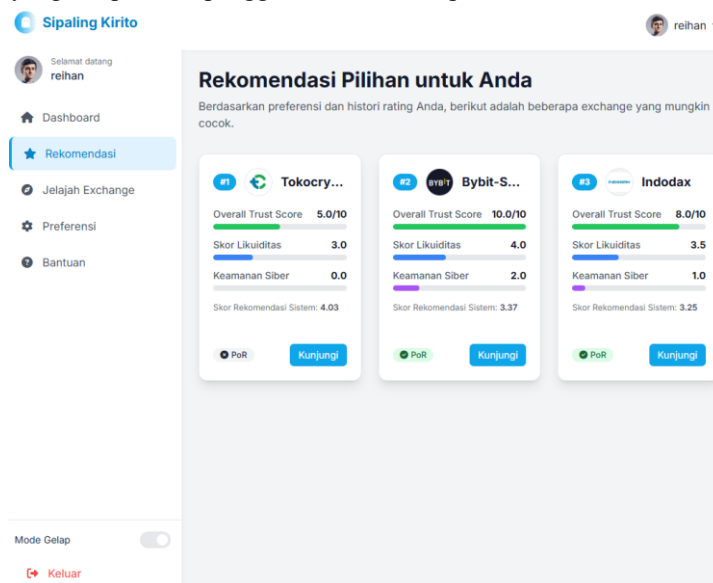
Gambar 7. Halaman *Jelajah Exchange*

5. *Jelajah Exchange*: Halaman ini memungkinkan pengguna untuk menjelajahi semua *exchange* yang tersedia dalam sistem sebelum mereka memberikan rating atau menerima rekomendasi.



Gambar 8. Halaman Preferensi

6. Preferensi: Pada halaman ini, pengguna dapat mengatur preferensi mereka dengan memberikan rating terhadap *exchange* yang pernah mereka gunakan berdasarkan pengalaman pribadi. Gambar 2 memperlihatkan contoh visualisasi antarmuka sistem saat pengguna memberikan rating terhadap platform *exchange* yang pernah mereka gunakan. Tampilan ini merepresentasikan bagaimana data rating diperoleh secara langsung dari input pengguna. Contoh yang ditunjukkan adalah rating 3 dari 5 untuk Binance yang diinput oleh pengguna melalui komponen antarmuka.



Gambar 9. Halaman Rekomendasi

Hasil Rekomendasi: Setelah pengguna memberikan rating dan sistem memprosesnya, rekomendasi *exchange* akan ditampilkan. Gambar 8 menunjukkan hasil rekomendasi untuk pengguna dengan "Tokocrypto", "Bybit Spot", dan "Indodax" sebagai contoh rekomendasi pilihan

4. KESIMPULAN

Centralized Exchange (CEX) menggunakan pendekatan Collaborative Filtering dengan algoritma K-Nearest Neighbors With Means dan cosine similarity. Data diperoleh dari survei rating pengguna terhadap lima platform *exchange* yang kemudian diolah menggunakan kerangka kerja OSEMN. Evaluasi model menunjukkan bahwa sistem memiliki performa yang cukup baik, ditunjukkan dengan nilai MAE dan RMSE yang rendah serta tingkat precision dan accuracy yang mendekati 75%. Hal ini menandakan bahwa sistem mampu memberikan rekomendasi platform CEX yang cukup relevan dan sesuai preferensi pengguna.

Namun seperti ukuran dan keragaman dataset yang relatif kecil (130 entri) yang dapat membatasi generalisasi hasil, isu cold start pada pengguna atau exchange baru akibat minimnya data historis, tingkat sparsity rating pada beberapa exchange sehingga menyebabkan kinerja model menurun pada item yang jarang dirating, serta sensitivitas parameter—misalnya pemilihan nilai k dan threshold similarity yang memengaruhi stabilitas performa dan memerlukan optimasi lebih lanjut.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih kepada Dosen Fakultas Ilmu Komputer Universitas Duta Bangsa Surakarta dan Dosen Pembimbing yang telah membantu dan memberikan dukungan serta membimbing terkait dengan penelitian yang dilakukan.

REFERENSI

- [1] E. D. A. Pitaloka, "PERTENTANGAN UNDANG-UNDANG INFORMASI DAN TRANSAKSI ELEKTRONIK DENGAN UNDANG-UNDANG TRANSFER DANA DALAM PERDAGANGAN BERJANGKA KOMODITI BERBASIS INTERNET," *Jurnal Yuridis*, vol. 8, no. 2, p. 187, Jan. 2022, doi: 10.35586/jyur.v8i2.2831.
- [2] CoinMarketCap, "Bursa Cryptocurrency Top Diberi Peringkat Berdasarkan Volume," CoinMarketCap. Accessed: Apr. 27, 2025. [Online]. Available: <https://coinmarketcap.com/id/rankings/exchanges/>
- [3] Yuqian Lim, "Top Crypto Exchanges in Indonesia (2023 Analysis)," coingecko. Accessed: Apr. 27, 2025. [Online]. Available: <https://www.coingecko.com/research/publications/indonesia-crypto-exchanges>
- [4] H. Susanto, A. Setyanto, and A. H. Muhammad, "Analisis Sentimen Berita terhadap Bitcoin dengan Metode Klasifikasi K-Nearest Neighbor," 2024. [Online]. Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/2023#References>
- [5] Chainalysis Team, "\$2.2 Billion Stolen from Crypto Platforms in 2024, but Hacked Volumes Stagnate Toward Year-End as DPRK Slows Activity Post-July," Chainalysis Team. Accessed: Apr. 27, 2025. [Online]. Available: <https://www.chainalysis.com/blog/crypto-hacking-stolen-funds-2025>
- [6] legalitas.org, "Izin Pedagang Fisik Aset Kripto: Yang Harus Diketahui.," legalitas.org. Accessed: Apr. 27, 2025. [Online]. Available: <https://legalitas.org/izin-pedagang-fisik-aset-kripto-yang-harus-diketahui>. Diakses pada 27-04-2025
- [7] Otoritas Jasa Keuangan (OJK), "POJK 27 Tahun 2024 Penyelenggaraan Perdagangan Aset Keuangan Digital Termasuk Aset Kripto AKD AK," 2024.
- [8] D. Monica and W. T. Atmojo, "DECISION SUPPORT SYSTEM SELECTING CRYPTOCURRENCY EXCHANGE USING AHP METHOD," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 4, no. 2, pp. 345–354, Mar. 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.2.467.
- [9] K. Setyadi, S. A. Wicaksono, and A. R. Perdanakusuma, "Analisis Faktor Push-Pull-Mooring dalam Beralih Penggunaan Centralized Exchange (CEX) Cryptocurrency Indonesia ke CEX Internasional," 2017. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [10] S. Hägele, "Centralized exchanges vs. decentralized exchanges in cryptocurrency markets: A systematic literature review," *Electronic Markets*, vol. 34, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1007/s12525-024-00714-2.
- [11] K. Kumari, M. Bhardwaj, and S. Sharma, "OSEMN Approach for Real Time Data Analysis," *International Journal of Engineering and Management Research*, vol. 10, no. 02, pp. 107–110, Apr. 2020, doi: 10.31033/ijemr.10.2.11.
- [12] Ph. D. Benjamin Obi Tayo, "Airia Enterprise AI Learn more Exploring Data Distributions with Histograms." Accessed: Jun. 17, 2025. [Online]. Available: <https://www.kdnuggets.com/2023/05/exploring-data-distributions-histograms.html>
- [13] L. Laugier, R. Vadapalli, T. Bonald, and L. Dixon, "KNNs of Semantic Encodings for Rating Prediction," Feb. 2023, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2302.00412>
- [14] A. Shukla, "Train-Test Split – How to split data into training and testing sets." Accessed: Jun. 17, 2025. [Online]. Available: <https://www.machinelearningplus.com/machine-learning/train-test-split/>
- [15] M. Al-Ghamdi, H. Elazhary, and A. Mojahed, "Evaluation of Collaborative Filtering for Recommender Systems." [Online]. Available: www.ijacsa.thesai.org