

BAB V

SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan rangkaian penelitian yang telah dilaksanakan, dapat disimpulkan bahwa kedua algoritma yang digunakan, yakni K-Nearest Neighbors (KNN) dan Singular Value Decomposition (SVD), memiliki karakteristik, keunggulan, dan keterbatasan masing-masing dalam konteks pengembangan sistem rekomendasi berbasis Collaborative Filtering. Melalui proses pelatihan dan evaluasi, baik pada kondisi awal maupun setelah dilakukan tuning parameter, diperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai performa kedua model tersebut.

Setelah dilakukan penyesuaian parameter pada masing-masing model, hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa SVD memberikan performa yang lebih konsisten dan stabil, khususnya dalam menangani data dengan tingkat keragaman yang tinggi. Model ini terbukti lebih efisien dalam mereduksi kompleksitas data melalui pendekatan dekomposisi matriks, yang secara signifikan mampu meningkatkan kualitas rekomendasi dan menyesuaikan preferensi pengguna dengan lebih akurat. Hasil evaluasi juga menunjukkan bahwa SVD menghasilkan nilai kesalahan prediksi (seperti RMSE dan MAE) yang lebih rendah dibandingkan dengan KNN, yang mengindikasikan keunggulan SVD dalam menghasilkan estimasi rating yang lebih dekat dengan nilai sebenarnya.

Meskipun demikian, model KNN tetap menunjukkan performa yang layak dalam situasi tertentu, terutama ketika distribusi data bersifat merata dan tidak terlalu sparse. Namun, kelemahan KNN terlihat saat berhadapan dengan data yang memiliki ketidakseimbangan kelas atau jumlah interaksi yang terbatas, di mana model ini cenderung mengalami penurunan akurasi, khususnya dalam memprediksi item yang jarang diberi rating. Hal ini membatasi efektivitas KNN dalam skenario dunia nyata yang umumnya memiliki data pengguna-item yang sangat tidak merata.

Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa model SVD lebih direkomendasikan untuk digunakan dalam sistem rekomendasi yang memerlukan ketepatan tinggi dan efisiensi komputasi, terutama pada dataset berdimensi besar dan bersifat sparsity. Di sisi lain, KNN dapat dipertimbangkan sebagai alternatif dalam kondisi data yang homogen dan padat. Dengan demikian, hasil penelitian ini memberikan kontribusi dalam pemilihan model yang tepat berdasarkan karakteristik data serta kebutuhan sistem rekomendasi yang ingin dikembangkan.

5.2 Saran

Beberapa langkah yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan penelitian selanjutnya antara lain:

- i. Penggunaan Model Hybrid: Mengingat setiap model memiliki kelebihan dan kekurangannya, pendekatan hybrid yang menggabungkan kekuatan model KNN dan SVD dapat dipertimbangkan. Sebagai contoh, SVD dapat digunakan untuk mengurangi dimensi data, sementara KNN dapat digunakan untuk klasifikasi atau clustering lebih lanjut. Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan efektivitas sistem rekomendasi secara keseluruhan.
- ii. Penambahan Fitur dan Data: Untuk memperkaya informasi yang digunakan dalam pemodelan, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penambahan fitur atau data yang lebih beragam. Dengan menambah elemen-elemen ini, model yang dihasilkan akan lebih menggambarkan kompleksitas preferensi pengguna dan dapat meningkatkan kualitas rekomendasi.
- iii. Eksplorasi Algoritma Lain: Penelitian lebih lanjut dapat mencoba algoritma lain dalam sistem rekomendasi, seperti Matrix Factorization, Neural Collaborative Filtering (NCF), atau bahkan sistem rekomendasi berbasis deep learning. Algoritma-algoritma tersebut mungkin dapat memberikan

hasil yang lebih optimal, terutama dalam skala data yang lebih besar.

- iv. Evaluasi dengan Data yang Berbeda: Sebagai langkah berikutnya, evaluasi model yang dikembangkan bisa dilakukan dengan menggunakan dataset yang lebih beragam dan berasal dari sumber yang berbeda. Hal ini penting untuk memastikan bahwa model yang dihasilkan dapat bekerja dengan baik pada berbagai jenis data dan konteks.
- v. Optimasi Hyperparameter yang Lebih Mendalam:
Meskipun tuning parameter telah dilakukan, penelitian selanjutnya bisa lebih fokus pada optimasi hyperparameter yang lebih mendalam. Penggunaan algoritma seperti Grid Search atau Randomized Search yang lebih ekstensif diharapkan dapat meningkatkan performa model lebih lanjut.

Dengan langkah-langkah tersebut, diharapkan penelitian selanjutnya dapat menghasilkan sistem rekomendasi yang lebih kuat, fleksibel, dan dapat diterapkan pada berbagai domain serta konteks yang lebih luas.

