

ABSTRACT

ENHANCING TEMPORAL MATRIX FACTORIZATION THROUGH MODELLING USER PREFERENCE DRIFTS AND CORRECTING BIAS

By

HARTATIK

21/490203/SPA/00832

Temporal recommendation systems face complex challenges: changes in user preferences over time, data sparsity, and bias in user interactions between users and items. This study proposes two new frameworks to address these issues: Enhanced Dynamic Temporal Matrix Factorisation (ED-TMF) and Trust Decay-based Temporal Learning (TDTL). ED-TMF incorporates Jensen-Shannon Divergence (JSD) regularisation to detect temporal *embedding* distribution changes, uses LSTM networks to model preference continuity, and implements an opinion bias correction mechanism based on the discrepancy between review sentiment and numerical ratings. Experiments conducted on three Amazon product datasets—Cellphones, Baby Products, and Fine Foods—show consistent reductions in RMSE values, with an average performance improvement of 5% to 8% compared to conventional baseline temporal matrix factorization methods. In parallel, TDTL offers a dynamic learning architecture that integrates trust region optimization, a trust decay mechanism, temporal regularization, and user preference change detection via a BiGRU-based Autoencoder. The method employs confidence weighting and temporal numerical bias modeling that is adaptively updated at each time segment to improve the model’s robustness to uneven interaction distributions. Evaluations on nine benchmark datasets—including Ciao, Epinions, and six Amazon datasets—show that TDTL outperforms existing baseline methods, with an RMSE reduction of up to 6.4%. These findings underscore that combining temporal dynamics modelling and bias handling strategies is a practical approach to improve the accuracy of adaptive recommendation systems to changes in user preferences.

Keywords: Temporal Matrix Factorisation, User Preference Drifts, Bias, Jensen-Shannon Divergence, LSTM, Trust Region Optimisation, BiGRU Autoencoder.

INTISARI

PENINGKATAN KINERJA *TEMPORAL MATRIX FACTORIZATION* MELALUI PEMODELAN *DRIFT PREFERENSI PENGGUNA* DAN KOREKSI BIAS

Oleh

HARTATIK

21/490203/SPA/00832

Sistem rekomendasi temporal menghadapi tantangan yang kompleks, yaitu perubahan preferensi pengguna dari waktu ke waktu, sparsitas data, dan bias dalam interaksi yang terjadi antara pengguna dan item. Untuk mengatasi permasalahan ini, penelitian ini mengusulkan dua kerangka kerja baru, yaitu *Enhanced Dynamic Temporal Matrix Factorization* (ED-TMF) dan *Trust Decay-based Temporal Learning* (TDTL). ED-TMF menggabungkan regularisasi *Jensen-Shannon Divergence* (JSD) untuk mendeteksi perubahan distribusi *embedding temporal*, memanfaatkan jaringan LSTM untuk memodelkan kontinuitas preferensi, serta mengimplementasikan mekanisme koreksi bias opini berdasarkan ketidaksesuaian antara sentimen ulasan dan *rating*. Eksperimen yang dilakukan pada tiga dataset produk Amazon—*Cellphones*, *Baby Products*, dan *Fine Foods*—menunjukkan penurunan nilai RMSE secara konsisten, dengan rata-rata peningkatan performa sebesar 5% hingga 8% dibandingkan metode *baseline temporal matrix factorization* konvensional. Secara paralel, TDTL menawarkan arsitektur pembelajaran dinamis yang mengintegrasikan optimisasi *trust region*, mekanisme *trust decay*, regularisasi temporal, dan deteksi perubahan preferensi pengguna melalui Autoencoder berbasis BiGRU. Untuk meningkatkan ketahanan *framework* terhadap distribusi interaksi yang tidak merata, metode ini menerapkan *confidence weighting* serta pemodelan bias numerik temporal yang diperbarui secara adaptif pada tiap segmen waktu. Evaluasi pada sembilan dataset *benchmark*—termasuk Ciao, Epinions, dan enam dataset Amazon—menunjukkan bahwa TDTL melampaui metode *baseline* yang ada, dengan pengurangan RMSE hingga 6,4%. Temuan ini menggarisbawahi bahwa perpaduan antara pemodelan dinamika temporal dan strategi penanganan bias merupakan pendekatan yang efektif untuk meningkatkan akurasi sistem rekomendasi yang adaptif terhadap perubahan preferensi pengguna.

Kata kunci: *Temporal Matrix Factorisation*, Deteksi Perubahan Preferensi Pengguna, Bias, *Jensen-Shannon Divergence*, LSTM, *Trust Region Optimization*, BiGRU Autoencoder.