

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Penelitian

Pariwisata merupakan sektor strategis yang tidak hanya mendorong pertumbuhan ekonomi, tetapi juga membuka peluang kerja dan meningkatkan pendapatan nasional. Secara global, sektor ini menyumbang sekitar 10,3% dari Produk Domestik Bruto (GDP) dan menciptakan lebih dari 260 juta lapangan pekerjaan (Gofurova, 2023). Dampaknya bervariasi di tiap negara, mulai dari 4% GDP di Meksiko hingga mencapai 33% di Bahamas. Di Indonesia sendiri, kontribusi pariwisata terhadap perekonomian nasional tercatat sebesar 4,9% selama periode 2016–2019 (Mun'im, 2022).

Namun, di era digital yang semakin terhubung, industri pariwisata mengalami transformasi besar-besaran, khususnya dalam hal distribusi informasi dan pengambilan keputusan destinasi. Akses informasi yang masif dan pertumbuhan konten digital menyebabkan fenomena kelebihan informasi (*information overload*), yang justru menyulitkan pengguna dalam memilih destinasi wisata yang sesuai preferensi mereka. Dalam konteks ini, sistem rekomendasi memainkan peran krusial dalam membantu pengguna menyaring pilihan destinasi yang relevan, akurat, dan personal (Thai & Yuksel, 2017).

Berbagai pendekatan telah diterapkan dalam pengembangan sistem rekomendasi, seperti *Collaborative Filtering* (CF), *Content-Based Filtering* (CBF), serta *hybrid recommender system* yang menggabungkan keduanya (V. K. & Basheer, 2020). Meskipun pendekatan-pendekatan tersebut telah memberikan hasil yang menjanjikan, tantangan utama masih ditemukan dalam bentuk *cold-start* dan perubahan preferensi pengguna secara dinamis. Upaya untuk mengintegrasikan data tidak terstruktur seperti ulasan dan deskripsi wisata juga menghadapi kendala kompleksitas dalam pemrosesan dan representasi data.

Permasalahan *cold-start* menjadi krusial karena sistem rekomendasi sering kali gagal memberikan rekomendasi akurat kepada pengguna baru atau item baru

yang minim histori interaksi. Dalam kondisi demikian, sistem cenderung hanya menampilkan destinasi populer alih-alih destinasi yang benar-benar mencerminkan preferensi personal, sehingga menurunkan kualitas personalisasi. Studi komprehensif oleh Berisha & Bytyçi (2023) menegaskan bahwa *hybrid system* memberikan pendekatan baru yang lebih efektif dalam mengatasi *cold-start*, terbukti meningkatkan akurasi rekomendasi dibandingkan metode tradisional CF atau CBF saja.

Graph Neural Networks (GNNs) telah muncul sebagai pendekatan inovatif dalam domain sistem rekomendasi karena kemampuannya menangkap hubungan kompleks antar entitas dalam struktur graf. Dalam konteks sistem rekomendasi, GNN khususnya *Light Graph Convolutional Networks* (LightGCN) menawarkan efisiensi tinggi melalui mekanisme propagasi informasi *multi-hop* tanpa kompleksitas transformasi fitur atau aktivasi non-linear (Gao et al., 2023). LightGCN secara efektif mengatasi kendala relevansi rendah dan *cold-start* melalui representasi *embedding* yang lebih informatif dan terstruktur.

Di sisi lain, pendekatan CBF masih memainkan peran penting karena kemampuannya merekomendasikan item berdasarkan kemiripan atribut. Dalam penelitian ini, CBF dikembangkan dengan memanfaatkan representasi fitur numerik yang dikonstruksi dari beberapa atribut eksplisit, seperti *one-hot encoding* pada jenis destinasi wisata, distribusi kunjungan, serta distribusi histori interaksi. Fitur-fitur ini kemudian digabungkan untuk membentuk profil item yang komprehensif. Pendekatan ini memungkinkan sistem menyusun rekomendasi personal meskipun pada kasus *cold-start* atau minimnya histori interaksi pengguna (Hansen et al., 2020).

Integrasi antara model LightGCN dan CBF dilakukan melalui *fusion module* yang menggabungkan skor dari kedua pendekatan menggunakan bobot tetap (misalnya, $\alpha = 0.7$). Untuk pengguna dengan histori interaksi yang terbatas, sistem secara otomatis menggunakan skor dari CBF secara penuh sebagai mekanisme *fallback*. Proses fusi ini memastikan bahwa sistem dapat tetap memberikan rekomendasi yang relevan baik pada pengguna lama maupun pengguna baru. Untuk menghindari efek *filter bubble* atau homogenitas hasil rekomendasi, sistem juga

dilengkapi dengan strategi *diversity re-ranking* guna memastikan variasi rekomendasi yang lebih tinggi.

Untuk mengatasi tantangan konvergensi dan meningkatkan generalisasi model, penelitian ini mengadopsi strategi *dynamic learning rate adjustment* yang terinspirasi dari algoritma hybrid FOX-TSA. Mekanisme ini mengelola populasi nilai *learning rate* secara dinamis melalui proses eksplorasi dan eksploitasi berbasis *mini-batch loss* untuk memilih nilai optimal pada setiap interval pelatihan. Meskipun tidak menerapkan seluruh elemen formal dari FOX dan TSA, pendekatan ini tetap mengadopsi prinsip dasar adaptasi berbasis performa lokal guna mencegah konvergensi prematur dan meningkatkan ketahanan model terhadap *overfitting* (Aula & Rashid, 2024).

Berdasarkan pemaparan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem rekomendasi destinasi wisata yang tidak hanya akurat, tetapi juga relevan dan adaptif terhadap perubahan preferensi pengguna. Pendekatan *hybrid* yang menggabungkan LightGCN dan *Content-Based Filtering*, disertai optimasi berbasis FOX-TSA, diharapkan mampu mengatasi tantangan klasik seperti *cold-start* dalam sistem rekomendasi, sekaligus memberikan kontribusi nyata dalam pemanfaatan teknologi *machine learning* untuk sektor pariwisata.

1.2 Rumusan Masalah Penelitian

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya, maka perumusan masalah dalam penelitian ini dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana merancang dan mengimplementasikan sistem rekomendasi destinasi wisata berbasis integrasi LightGCN dan *Content-Based Filtering*, serta bagaimana kontribusi *fusion module* dalam meningkatkan relevansi, akurasi, dan keberagaman rekomendasi?
2. Bagaimana pengaruh strategi FOX-TSA terhadap efisiensi proses pelatihan model LightGCN?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan dengan rumusan masalah yang sudah dijabarkan maka yang akan menjadi tujuan dari penelitian ini adalah:

Risyad Rafi, 2025

PENGEMBANGAN MODEL REKOMENDASI DESTINASI WISATA DENGAN LIGHTGCN DAN CONTENT-BASED FILTERING

Universitas Pendidikan Indonesia | repository.upi.edu | perpustakaan.upi.edu

1. Mengembangkan dan mengimplementasikan sistem rekomendasi destinasi wisata berbasis pendekatan *hybrid* yang mengintegrasikan LightGCN dan *Content-Based Filtering* (CBF), serta merancang mekanisme *fusion module* untuk meningkatkan relevansi, akurasi, dan keberagaman hasil rekomendasi.
2. Menganalisis pengaruh strategi FOX-TSA dalam meningkatkan efisiensi pelatihan model LightGCN dibandingkan pendekatan *fixed learning rate*.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberi manfaat baik secara teoritis maupun dalam segi praktisnya. Adapun manfaatnya dijabarkan sebagai berikut:

1.4.1 Manfaat Teoritis

Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem rekomendasi berbasis pembelajaran graf dan filtering konten, khususnya dalam mengintegrasikan model LightGCN dan pendekatan *Content-Based Filtering* dengan optimasi berbasis algoritma hybrid FOX-TSA. Integrasi tersebut dapat menjadi acuan bagi penelitian lanjutan dalam domain sistem rekomendasi berbasis graf dan *adaptive learning rate*.

1.4.2 Manfaat Praktis

Penelitian ini menghasilkan prototipe sistem rekomendasi destinasi wisata yang mampu memberikan rekomendasi personal dan relevan, serta adaptif terhadap preferensi pengguna baru maupun lama. Sistem ini dapat diterapkan oleh pelaku industri pariwisata, penyedia aplikasi perjalanan, atau platform digital yang bergerak di bidang layanan wisata untuk meningkatkan pengalaman pengguna.

1.5 Batasan Penelitian

Untuk menjaga fokus dan ruang lingkup penelitian, penelitian ini memiliki beberapa batasan sebagai berikut:

1. Evaluasi sistem dilakukan menggunakan data sekunder dari histori transaksi yang telah tersedia, tanpa melibatkan umpan balik langsung dari pengguna nyata (*user study*).

2. Pengaturan parameter α (*fusion weight*) dan λ (*diversity coefficient*) dilakukan secara statis berdasarkan eksperimen terbatas, tanpa metode adaptif atau optimasi *hyperparameter*.
3. Algoritma FOX-TSA diimplementasikan sebagai skema *inspired variant*, bukan implementasi penuh sesuai formulasi matematis orisinal, mengingat keterbatasan integrasi dengan arsitektur *deep learning* yang digunakan.

1.6 Struktur Organisasi Skripsi

Skripsi ini terdiri dari beberapa bab yang disusun berdasarkan sistematika penulisan berikut :

1. BAB I PENDAHULUAN

Bab ini memuat landasan utama penelitian yang mencakup latar belakang masalah terkait sistem rekomendasi destinasi wisata, tantangan *cold-start* dan relevansi rendah, serta peluang pengembangan model berbasis graf dan konten. Selain itu, bab ini juga menjelaskan rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat teoritis dan praktis, batasan penelitian, serta struktur organisasi penulisan skripsi secara keseluruhan.

2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menguraikan landasan teori yang relevan dengan penelitian, meliputi konsep dasar sistem rekomendasi, *Collaborative Filtering*, *Content-Based Filtering*, *Graph Neural Networks* (GNN), dan arsitektur *Light Graph Convolutional Network* (LightGCN). Bab ini juga membahas integrasi LightGCN dan CBF, konsep diversifikasi dan *re-ranking*, optimasi *dynamic learning rate* berbasis inspirasi algoritma hybrid FOX-TSA, serta tinjauan penelitian terdahulu yang relevan sebagai dasar pengembangan sistem hybrid yang diusulkan.

3. BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan secara rinci metode penelitian yang digunakan dengan mengacu pada kerangka *Design Science Research Methodology* (DSRM). Pembahasan meliputi desain penelitian, variabel independen dan dependen, instrumen dan metrik penelitian, deskripsi dataset dan sumber data, tahapan

pra-pemrosesan, perancangan dan arsitektur sistem hybrid LightGCN–CBF, mekanisme *fusion module* dan *fallback* untuk *cold-start*, penerapan strategi FOX-TSA, serta prosedur evaluasi sistem.

4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil implementasi dan evaluasi sistem rekomendasi yang dikembangkan. Hasil meliputi analisis preprocessing dan eksplorasi data, performa model pada variasi parameter α (*fusion weight*) dan *Top-K*, perbandingan kinerja CBF, LightGCN, dan model hybrid, serta evaluasi performa berdasarkan tipe pengguna (*regular user* dan *cold-start user*). Pembahasan mengaitkan temuan hasil pengujian dengan rumusan masalah dan tujuan penelitian, serta menilai efektivitas integrasi LightGCN, CBF, dan optimasi FOX-TSA.

5. BAB V SIMPULAN DAN SARAN

Bab ini memuat rangkuman kesimpulan yang diperoleh dari keseluruhan hasil penelitian, menegaskan kontribusi sistem hybrid dalam mengatasi *cold-start* dan relevansi rendah, serta implikasinya pada sistem rekomendasi pariwisata digital. Selain itu, disampaikan pula saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya, seperti optimasi parameter adaptif, eksplorasi integrasi model deep learning lain, dan pengujian pada skenario pengguna nyata (*user study*).