

LATAR BELAKANG

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong transformasi masif dalam sektor pendidikan, salah satunya melalui popularitas *platform e-learning*. Platform seperti Coursera, Udemy, dan Dicoding kini menawarkan ribuan kursus yang dapat diakses oleh siapa saja, menciptakan peluang belajar tanpa batas. Namun, kelimpahan pilihan ini juga melahirkan masalah baru, yaitu *information overload*, di mana pengguna kesulitan menemukan kursus yang paling relevan dan sesuai dengan kebutuhan serta gaya belajar mereka.

Sistem rekomendasi konvensional pada umumnya mengandalkan dua pendekatan utama: *Collaborative Filtering* (CF) dan *Content-Based Filtering* (CBF). *Collaborative Filtering* merekomendasikan item berdasarkan preferensi pengguna lain yang memiliki pola serupa, sementara *Content-Based Filtering* merekomendasikan item berdasarkan kemiripan atribut item itu sendiri. Meskipun efektif, kedua metode ini memiliki keterbatasan. Keduanya bersifat pasif dan gagal menangkap konteks yang lebih dalam mengenai pengalaman belajar pengguna, seperti tingkat pemahaman, *engagement*, dan umpan balik kualitatif.

Sebagai contoh, dua pengguna yang sama-sama menyelesaikan kursus "Dasar Pemrograman Python" mungkin memiliki pengalaman yang sangat berbeda. Pengguna A menyelesaikannya dengan cepat dan memberikan ulasan positif, sementara pengguna B sering mengulang materi dan merasa kesulitan. Sistem konvensional akan memperlakukan keduanya secara identik. Padahal, data perilaku (misalnya, frekuensi mengulang video) dan data sentimen dari ulasan merupakan sinyal berharga yang dapat digunakan untuk memberikan rekomendasi yang lebih personal dan adaptif.

Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem rekomendasi *hybrid* yang tidak hanya menggabungkan kekuatan CF dan CBF, tetapi juga mengintegrasikan dua dimensi data baru: **analisis perilaku belajar pengguna** secara *real-time* dan **analisis sentimen** dari ulasan menggunakan teknik *Natural Language Processing* (NLP). Dengan demikian, sistem yang diusulkan diharapkan mampu memberikan rekomendasi yang lebih dinamis, empatik, dan efektif dalam memandu perjalanan belajar pengguna.

Gap Research

No	Peneliti, Judul, & Publikasi	Metode & Variabel yang Digunakan	Keterbatasan / Kesenjangan (Gap)	Penelitian yang Diusulkan (Mengisi Kesenjangan)
1.	Peneliti: Purnomo, A., dkk. (2021) Judul: "Sistem Rekomendasi Mata Kuliah Menggunakan Metode Collaborative Filtering (Studi Kasus: Univ. X)" Publikasi: Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)	Metode: Collaborative Filtering. Variabel: Data historis (rating atau histori pengambilan kursus).	Kesenjangan Kontekstual: Rekomendasi bersifat "dingin" dan pasif. Tidak mempertimbangkan bagaimana pengalaman belajar pengguna (misal: kesulitan, bosan) atau mengapa mereka memberi rating tertentu.	Penelitian ini akan menambahkan dua dimensi data baru (perilaku dan sentimen) sebagai fitur untuk memberikan rekomendasi yang lebih "hangat" dan kontekstual.
2.	Peneliti: Santoso, B., & Nugroho, E. (2020) Judul: "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna pada Platform E-Learning Ruangguru Menggunakan Naive Bayes" Publikasi: Prosiding Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)	Metode: Natural Language Processing (NLP). Variabel: Data teks (ulasan/komentar).	Kesenjangan Integrasi: Hasil analisis sentimen (skor positif/negatif) umumnya hanya digunakan sebagai laporan evaluasi kualitas kursus. Skor ini tidak diintegrasikan kembali ke dalam algoritma untuk mempersonalisasi rekomendasi bagi pengguna berikutnya.	Skor sentimen dari ulasan akan dijadikan sebagai salah satu bobot (weight) dalam formula <i>hybrid filtering</i> . Kursus dengan sentimen positif yang tinggi dari pengguna serupa akan mendapatkan "boost" skor rekomendasi.
3.	Peneliti: Chen, L., Lee, W., & Zhang, Y. (2019) Judul: "Predicting At-Risk Students in MOOCs based on Learning Behavior Analytics" Publikasi: Proceedings of the IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)	Metode: Data Mining (misal: C4.5, k-NN). Variabel: Data log perilaku (frekuensi klik, waktu belajar, skor kuis).	Kesenjangan Tujuan (Prediksi vs. Rekomendasi): Data perilaku yang sangat berharga ini hanya digunakan untuk memprediksi (misal: "mahasiswa ini berisiko gagal"), bukan untuk merekomendasikan secara proaktif (misal: "karena Anda kesulitan di topik A, ini kursus B	Data perilaku (misal: sering <i>replay</i> video) akan digunakan untuk membuat profil pelajar dinamis . Profil ini secara langsung akan mempengaruhi jenis kursus yang direkomendasikan (misal: merekomendasikan kursus fundamental jika terdeteksi kesulitan).

			yang bisa membantu").	
4.	Peneliti: Burke, R. & Brusilovsky, P. (2018) Judul: "A Survey of Context-Aware Recommender Systems for E-Learning" Publikasi: ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems (TiiS)	Metode: Kombinasi CF dan Content-Based Filtering (Hybrid). Variabel: Data rating dan data atribut kursus (kategori, deskripsi).	Kesenjangan Data Dinamis: Meskipun sudah hybrid, metode ini masih mengandalkan data yang relatif statis. Sistem ini belum mampu merespons perubahan data perilaku dinamis (seperti engagement belajar real-time) atau umpan balik kualitatif (sentimen).	Penelitian ini mengusulkan model <i>hybrid</i> yang lebih canggih dengan mengintegrasikan tiga pilar data sekaligus: 1. Historis (CF/CBF), 2. Perilaku (log dinamis), dan 3. Sentimen (umpan balik kualitatif).

Analisis menunjukkan bahwa penelitian terdahulu bersifat parsial. Masing-masing hanya fokus pada data historis (apa yang dipelajari), sentimen (apa yang dirasakan), atau perilaku (bagaimana cara belajar), namun tidak ketiganya sekaligus.

Kesenjangan utamanya adalah tidak adanya model integrasi holistik yang menggabungkan ketiga pilar data tersebut.

Penelitian ini akan secara langsung mengisi kesenjangan itu dengan mengembangkan model hybrid filtering multi-dimensi. Tujuannya adalah untuk menciptakan sistem rekomendasi yang tidak hanya akurat, tetapi juga kontekstual, adaptif, dan empatik terhadap perjalanan belajar setiap pengguna.