Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 3, Juni 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052

Analisis Penggunaan *Large Language Model* (LLM) dalam Proses Belajar Mahasiswa

Miranda A. Hasan[1*], Alter Lasarudin[2], Frangky Tupamahu[3]
[1-3]Program Studi Sistem Informasi, Universitas Muhammadiyah Gorontalo
[1-3]Jl. Prof. Dr. H. Mansoer Pateda, Desa Pentadio Timur, Kec. Telaga Biru, Kab. Gorontalo, Gorontalo 96181, Indonesia
E-mail: mirandahasan8@gmail.com

Submitted Date: 10 June 2026 ***Accepted Date : 17 June. 2026***

Abstrak - Penelitian ini bertujuan untuk memetakan pola penggunaan LLM, mengevaluasi tingkat efisiensi proses belajar, serta mengukur dampak kompetensi teknis *prompt engineering* mahasiswa terhadap validitas informasi di Universitas Muhammadiyah Gorontalo. Jenis penelitian adalah kuantitatif dengan pendekatan deskriptif. Jumlah sampel sebanyak 96 mahasiswa aktif dari berbagai tahun angkatan yang dipilih menggunakan teknik *Proportionate Stratified Random Sampling*. Analisis data dilakukan secara deskriptif dan perhitungan Tingkat Capaian Responden (TCR) menggunakan bantuan software SPSS. Hasil penelitian menunjukkan bahwa LLM telah menjadi bagian dari aktivitas akademik rutin mahasiswa, di mana platform yang paling dominan digunakan adalah ChatGPT (38,5%) dengan jenis tugas terbanyak adalah mencari referensi (34,5%). Dari aspek efisiensi belajar, indikator efisiensi waktu memperoleh TCR tertinggi sebesar 88% (Kategori Baik/Efisien), sementara indikator beban verifikasi memperoleh skor terendah sebesar 74% (Kategori Cukup). Pada variabel *prompt engineering* dan risiko halusinasi, aspek validasi *output* meraih TCR tertinggi sebesar 78,48%, sedangkan kesadaran risiko halusinasi berada pada angka 73,89%. Dapat disimpulkan bahwa penggunaan LLM dinilai efektif dalam mengakselerasi produktivitas belajar mahasiswa, namun penerapannya tetap membutuhkan sikap kritis dan verifikasi mandiri yang ketat agar hasil belajar yang diperoleh tetap valid dan akurat
Kata kunci : Large Language Model, Efisiensi Belajar, UTAUT, Prompt Engineering, Hallucination Trap

Abstract – *This study aims to map the patterns of LLM usage, evaluate the efficiency level of the learning process, and measure the impact of students' technical competence in prompt engineering on information validity at Universitas Muhammadiyah Gorontalo. This type of research is quantitative with a descriptive approach. The sample consisted of 96 active students from various class years selected using the Proportionate Stratified Random Sampling technique. Data analysis was conducted descriptively along with the calculation of the Respondent Achievement Level (TCR) using SPSS software. The results showed that LLMs have become a part of students' routine academic activities, where the most dominant platform used is ChatGPT (38.5%) and the most frequent type of academic task assisted is searching for references (34.5%). From the aspect of learning efficiency, the time efficiency indicator obtained the highest TCR of 88% (Good/Efficient Category), while the verification burden indicator obtained the lowest score of 74% (Sufficient Category). In the prompt engineering and hallucination risk variables, the output validation aspect achieved the highest TCR of 78.48%, while the awareness of hallucination risk stood at 73.89%. It can be concluded that the use of LLMs is considered effective in accelerating student learning productivity, yet its application still requires strict critical thinking and independent verification to ensure that the learning outcomes obtained remain valid and accurate.*
Keywords: Large Language Model, Learning Efficiency, UTAUT, Prompt Engineering, Hallucination Trap;

1. Pendahuluan

Transformasi digital dalam beberapa tahun terakhir telah mengubah lanskap pendidikan tinggi secara mendasar, menggeser pola pembelajaran konvensional menjadi interaksi yang dinamis melalui dukungan kecerdasan buatan [1]. Munculnya teknologi *Artificial Intelligence* (AI) generatif, khususnya *Large Language Model* (LLM) seperti ChatGPT, Claude, dan Gemini, telah berevolusi menjadi asisten kognitif yang mampu memfasilitasi pemikiran kompleks, penulisan kode program, hingga analisis data [2]. Kehadiran instrumen ini secara radikal mengubah paradigma pencarian informasi dan penyelesaian tugas akademik menjadi jauh lebih efisien dan terpersonalisasi [1]. Dalam konteks global, integrasi teknologi ini bukan lagi sebuah pilihan, melainkan kebutuhan mutlak untuk mencetak sumber daya manusia yang siap berdaya saing di era Industri 5.0 [3].

Dari perspektif teknis, LLM hadir sebagai manifestasi mutakhir dari *deep learning* yang dibangun

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

menggunakan struktur *transformer* dan dilatih dengan kumpulan data teks berskala besar [4]. Berbeda dengan mesin pencari tradisional yang hanya mengindeks informasi, LLM memiliki kemampuan pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*) yang canggih, memungkinkan sistem untuk memahami konteks, menalar logika, serta menghasilkan respons secara dinamis [5]. Dalam konteks pendidikan tinggi, teknologi ini berperan sebagai mitra virtual yang menjanjikan peningkatan efisiensi dalam proses pembelajaran [6]. Penerapan teknologi ini konsisten dengan kerangka kerja *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT), di mana ekspektasi kinerja menjadi pendorong utama pengguna memanfaatkan AI guna menghemat durasi pengerjaan tugas [7].

Namun di lingkungan akademik, dorongan untuk mencapai efisiensi tersebut justru memicu berbagai kekhawatiran serius. Mahasiswa cenderung memanfaatkan LLM bukan sebagai sarana pembelajaran mendalam, melainkan sebagai solusi instan berupa salin-tempel (*copy-paste*) tanpa validasi kritis [8]. Fenomena ini berisiko menjerumuskan mahasiswa ke dalam *The Hallucination Trap* atau jebakan halusinasi buatan mesin, di mana AI menghasilkan informasi ilmiah fiktif atau kode program yang mengandung cacat logika yang tidak terdeteksi oleh pengguna pemula [9]. Fenomena ini menandakan adanya pergeseran beban kognitif yang mengkhawatirkan dari pikiran manusia ke perangkat digital, yang pada akhirnya berisiko mengikis kemampuan analisis kritis dan menciptakan ketergantungan buta [10].

Akar permasalahan dari fenomena ini berfokus pada beberapa elemen kunci di tingkat lokal. Pertama, masih minimnya petunjuk teknis yang jelas di level institusi mengenai batasan etis penggunaan LLM dalam menyelesaikan tugas akademik [2]. Kedua, terdapat kekurangan pemetaan empiris yang berkaitan dengan demografi setempat; saat ini, studi tentang efisiensi AI masih didominasi oleh negara-negara maju dan kota-kota besar, sehingga tidak merefleksikan karakteristik budaya akademis dan infrastruktur di Indonesia Timur, khususnya di Gorontalo [11]. Ketiga, kemudahan interaksi dengan AI tidak didukung dengan literasi *prompt engineering* yang cukup, sehingga mahasiswa biasanya menerima luaran data secara pasif [12].

Sebagian besar studi terdahulu hanya menyoroti seberapa akurat output dari model atau mempertimbangkan aspek etika secara umum [8], [13]. Sangat sedikit literatur yang membahas secara mendalam mengenai "efisiensi proses belajar" sebagai sebuah variabel *trade-off*—yaitu analisis perbandingan antara waktu yang dihemat dan beban kognitif yang ditambahkan ketika mahasiswa perlu melakukan verifikasi terhadap kesalahan yang dihasilkan oleh AI [9]. Perbedaan mendasar lainnya terletak pada lokasi penelitian; studi ini beralih dari pusat perguruan tinggi dengan ekosistem digital yang mapan, menuju karakteristik mahasiswa di Universitas Muhammadiyah Gorontalo (UMGO) yang menghadapi tantangan tersendiri dalam hal infrastruktur dan budaya akademik.

Berdasarkan interaksi antara potensi besar efisiensi pembelajaran, risiko degradasi kemampuan berpikir kritis, dan kebutuhan mendesak akan evaluasi empiris, maka penelitian ini menjadi sangat krusial. Rumusan masalah dalam penelitian ini berpusat pada bagaimana pola penggunaan LLM oleh mahasiswa, bagaimana pemanfaatan tersebut memengaruhi efisiensi belajar riil (antara penghematan waktu dan beban verifikasi), serta bagaimana tingkat kompetensi *prompt engineering* mahasiswa dalam memitigasi risiko *hallucination trap*. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk: (1) memetakan profil adopsi dan pola perilaku mahasiswa dalam menggunakan LLM, (2) mengevaluasi efisiensi proses belajar serta dampak kognitifnya, dan (3) mengukur pengaruh kompetensi teknik *prompt engineering* terhadap validitas informasi yang diterima mahasiswa.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Konsep Large Language Model (LLM)

Large Language Model (LLM) merupakan jenis model kecerdasan buatan generatif yang dilatih menggunakan kumpulan data teks berskala besar agar mampu memahami, memprediksi, dan menghasilkan bahasa alami manusia secara kontekstual [14]. Dari perspektif arsitektur, model pembelajaran mesin modern ini dikembangkan berbasis desain Transformer yang diperkenalkan oleh Mohiuddin *et al.* [14]. Mekanisme utama yang mendasari struktur Transformer adalah *self-attention*, sebuah proses logis yang memungkinkan model untuk mengidentifikasi dan menilai tingkat kepentingan keterkaitan antar-kata di dalam suatu kalimat, meskipun kata-kata tersebut terpisah oleh jarak posisi yang jauh, sehingga sistem dapat menguraikan konteks semantik yang rumit dengan tingkat akurasi tinggi [14]. Dalam konteks penelitian ini, platform LLM yang diadopsi oleh mahasiswa diklasifikasikan ke dalam tiga kategori utama, yaitu *Generative Pre-trained Transformer* (GPT) besutan OpenAI yang memiliki keunggulan pada aspek penalaran umum serta kreativitas luas, Claude kembangan Anthropic yang dicirikan oleh kapasitas jendela konteks (*context window*) besar untuk membedah dokumen panjang atau kode program yang kompleks, serta Gemini ciptaan Google yang menawarkan keunggulan berupa integrasi pemrosesan data secara *real-time* langsung dari mesin pencari [14].

Efektivitas interaksi dan tingkat efisiensi penggunaan teknologi ini di lingkungan akademik sangat dipengaruhi oleh kompetensi baru yang disebut sebagai *prompt engineering* [15]. Sebagaimana dijelaskan oleh White *et al.*, *prompt engineering* merupakan sebuah teknik terstruktur dalam merumuskan instruksi atau perintah teks agar model kecerdasan buatan mampu menghasilkan luaran informasi yang akurat dan sesuai dengan

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

ekspektasi pengguna [15]. Pada ranah akademik mahasiswa Sistem Informasi, teknik penyusunan *prompting* ini diklasifikasikan menjadi tiga metode strategis, meliputi *zero-shot prompting* yang bekerja melalui pemberian instruksi langsung tanpa contoh eksternal seperti perintah pembuatan kode Python untuk fungsi kalkulator, *few-shot prompting* yang menyertakan beberapa pola pasangan input-output sebagai acuan model dalam meniru struktur analisis data, serta *chain-of-thought* (CoT) yang memerintahkan model untuk menjabarkan tahapan logis berpikirnya secara eksplisit guna mendukung penyelesaian logika algoritma yang rumit maupun proses penelusuran kesalahan kode (*debugging*) [14], [15]. Dalam kerangka penelitian, pemahaman mendalam mahasiswa Universitas Muhammadiyah Gorontalo (UMGO) terhadap variasi teknik *prompting* tersebut secara langsung akan mengintervensi serta meningkatkan persepsi mereka terhadap variabel kondisi yang memfasilitasi dan ekspektasi kinerja teknologi, di mana semakin tinggi keahlian operasional ini dikuasai, maka semakin optimal pula efisiensi belajar yang dirasakan di lapangan [14], [15].

2.2. Teori Penerimaan Teknologi (UTAUT)

Sebagai landasan teoretis utama untuk mengurai faktor-faktor determinan yang melandasi adopsi teknologi di institusi pendidikan, penelitian ini menerapkan model *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT) yang dirumuskan oleh Han *et al.* [16]. Model UTAUT dipilih karena kapasitas strukturnya yang dinilai komprehensif dalam mengintegrasikan elemen-elemen esensial dari delapan teori penerimaan teknologi terdahulu menjadi satu kerangka analisis tunggal yang baku [16]. Secara spesifik, penelitian di lingkungan UMGO ini berfokus pada tiga konstruksi utama dalam model tersebut, yang diawali oleh konstruksi ekspektasi kinerja (*performance expectancy*), yakni derajat keyakinan subjektif individu bahwa pemanfaatan sistem teknologi baru akan mampu mengoptimalkan hasil dan produktivitas kerjanya [16]. Konstruksi ini diukur melalui indikator persepsi penghematan waktu, peningkatan kualitas luaran pekerjaan, serta penemuan solusi instan atas kendala teknis yang dihadapi, di mana dalam konteks lokal, seluruh mahasiswa mengadopsi LLM didorong oleh keyakinan kuat bahwa teknologi tersebut dapat mempermudah pengerjaan penulisan kode program (*coding*) maupun penyusunan dokumen laporan analisis sistem secara signifikan [14], [16].

Konstruksi kedua yang diteliti adalah kondisi yang memfasilitasi (*facilitating conditions*), yang mendefinisikan perspektif individu mengenai tingkat ketersediaan dan keterjangkauan sumber daya teknis serta dukungan organisasional yang memadai untuk mempermudah operasionalisasi teknologi tersebut [16]. Di lingkungan Universitas Muhammadiyah Gorontalo, variabel ini diturunkan secara empiris ke dalam parameter kestabilan akses internet nirkabel di area kampus, kepemilikan personal atas perangkat keras pendukung seperti laptop dan *smartphone*, hingga keberadaan regulasi dari pihak dosen, baik yang bersifat pembatasan etis maupun dukungan integratif dalam perkuliahan [14], [16]. Konstruksi ketiga yang menjadi fokus analisis adalah kebiasaan (*habit*), yang meninjau sejauh mana pemanfaatan instrumen berbasis AI generatif ini telah bertransformasi menjadi sebuah bentuk rutinitas otomatis yang melekat dalam alur belajar harian mahasiswa [16]. Pola kebiasaan yang repetitif ini dipandang krusial karena berpotensi menggeser mekanisme pencarian referensi konvensional di perpustakaan atau mesin pencari standar, sekaligus memicu risiko ketergantungan akademik yang tinggi [14], [16]. Secara menyeluruh, integrasi ketiga konstruksi UTAUT ini menyediakan kerangka kerja fundamental bagi peneliti untuk menjawab rumusan masalah pertama terkait identifikasi aspek kebiasaan serta dinamika pola adopsi teknologi digital di kalangan mahasiswa Universitas Muhammadiyah Gorontalo [14], [16].

2.3. Konsep Efisiensi Proses Belajar

Secara konseptual, efisiensi belajar diartikan sebagai bentuk pengelolaan waktu serta pengerahan usaha kognitif individu secara seimbang dan optimal guna memperoleh capaian hasil pembelajaran yang efektif, mendalam, dan bermakna [17]. Berdasarkan perspektif teori pembelajaran modern, konseptualisasi efisiensi ini berakar kuat pada *Cognitive Load Theory* (Teori Beban Kognitif) yang menyatakan bahwa pengelolaan beban mental yang ideal dan terukur akan menstimulasi proses penyerapan informasi menjadi lebih akseleratif serta berkualitas, tanpa menyebabkan terjadinya kelebihan muatan (*overload*) pada kapasitas memori kerja (*working memory*) jangka pendek manusia [17]. Dalam rangka mengukur dinamika pemanfaatan *Large Language Model* (LLM) oleh mahasiswa secara kuantitatif, variabel efisiensi belajar ini dioperasionalkan secara saksama ke dalam empat dimensi indikator utama pada instrumen kuesioner [14], [17].

Indikator pertama adalah penghematan waktu (*time savings*) yang bertujuan menilai persentase reduksi durasi dalam penyelesaian tugas-tugas akademik, seperti memintas pencarian sintaksis program yang repetitif, sehingga mahasiswa dapat mengalihkan fokus kognitifnya pada fase krusial perancangan arsitektur logika sistem [14]. Kebijakan ini diperkuat oleh literatur pendidikan yang menyatakan bahwa manajemen waktu belajar (*time on task*) merupakan determinan utama dalam produktivitas akademik yang berkorelasi linier dengan pencapaian prestasi mahasiswa [18]. Indikator kedua mengukur kemudahan memahami materi (*ease of understanding material*) guna mengevaluasi kapabilitas LLM sebagai bentuk tutor virtual interaktif yang andal dalam mendiversifikasi materi perkuliahan yang abstrak dan kompleks menjadi narasi penjelasan analogi yang ringkas dan mudah dicerna oleh nalar [14]. Berdasarkan teori belajar kognitif, penyederhanaan struktur serta bantuan asistensi dalam pemrosesan informasi semacam ini berkontribusi besar terhadap pencapaian efisiensi

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

pembelajaran konsep-konsep teoritis yang rumit [19].

Selanjutnya, indikator ketiga difokuskan pada aspek penyelesaian hambatan akademik (*resolving academic bottlenecks*) yang menakar reliabilitas LLM dalam mengeksekusi diagnosis masalah secara instan melalui fitur *debugging real-time* ketika mahasiswa mengalami kegagalan kompilasi program, sehingga ritme dan motivasi belajar mandiri mereka dapat terus dipertahankan [14]. Hal ini selaras dengan perspektif *self-regulated learning* yang menuntut adanya strategi adaptif dalam mengatasi hambatan belajar mandiri yang kompleks [20]. Indikator keempat adalah peningkatan kualitas tugas (*perceived task quality*) yang ditujukan untuk menilai keyakinan mahasiswa bahwa intervensi teknologi LLM tidak sekadar memotong durasi pengerjaan, melainkan secara nyata mampu menaikkan standar kualitas luaran akhir seperti pembuatan kode yang bersih (*clean code*) serta dokumen analisis sistem yang lebih komprehensif [14]. Efisiensi belajar yang ideal tidak hanya menitikberatkan aspek kecepatan waktu, tetapi wajib berorientasi pada peningkatan kualitas mutu hasil pengerjaan, sebuah korelasi yang dibahas mendalam pada diskursus desain instruksional [19]. Pada akhirnya, sinergi dan integrasi dari keempat indikator empiris inilah yang dijadikan parameter objektif untuk mendeteksi secara akurat apakah teknologi LLM benar-benar melahirkan efisiensi proses belajar yang substansial, atau justru menumbuhkan ilusi kecepatan semu yang mengikis ketajaman logika berpikir kritis mahasiswa, mengingat esensi dari *efficient learning* wajib menggabungkan dimensi waktu, kognisi manusia, dan mutu luaran secara seimbang [14], [17], [18].

3. Metode Penelitian

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini bersifat kuantitatif deskriptif, bertujuan memetakan dan menjelaskan pola adopsi teknologi serta efisiensi belajar mahasiswa UMGO secara faktual tanpa manipulasi variabel. Persepsi mahasiswa terhadap LLM dikonversi menjadi data numerik untuk menjaga objektivitas dan validitas analisis.

3.2 Lokasi dan Waktu Penelitian

Dilaksanakan di lingkungan kampus UMGO, Januari–Juni 2026, mencakup persiapan, penyebaran instrumen, pengolahan data, hingga laporan akhir.

3.3 Instrumen dan Prosedur Penelitian

Instrumen utama: kuesioner tertutup skala nominal, ordinal, dan Likert 1–5, mengukur identitas responden, pola penggunaan LLM, efisiensi belajar, adopsi teknologi UTAUT, kemampuan prompt engineering, dan kesadaran risiko hallucination. Data kuesioner daring divalidasi dengan observasi non-partisipan melalui sembilan tahap prosedur sistematis.

3.4 Subjek Penelitian (Populasi dan Sampel)

Populasi dalam penelitian ini ditetapkan pada seluruh mahasiswa aktif dari berbagai program studi di Universitas Muhammadiyah Gorontalo tahun angkatan 2022 hingga 2025 dengan jumlah total sebanyak 2.310 mahasiswa aktif yang diposisikan sebagai subjek pengguna potensial teknologi LLM dalam aktivitas akademik sehari-hari. Mengingat keterbatasan sumber daya, pengambilan sampel representatif dilakukan menggunakan pendekatan *probability sampling* melalui metode *proportionate stratified random sampling* berbasis perhitungan Rumus Slovin dengan toleransi kesalahan (*error tolerance*) sebesar 10% (0,1), sehingga diperoleh ukuran sampel minimal sebanyak 96 responden yang didistribusikan secara proporsional.

3.5 Variabel Penelitian

Variabel pertama adalah Pola Penggunaan LLM yang mendeskripsikan perilaku interaksi mahasiswa melalui indikator frekuensi, durasi, preferensi platform (ChatGPT, Gemini, Claude), dan jenis tugas perkuliahan; variabel kedua adalah Persepsi Efisiensi Proses Belajar sebagai variabel luaran (*outcome*) untuk mengevaluasi *trade-off* kognitif mahasiswa lewat indikator penghematan waktu, penyerapan materi kompleks, kecepatan *debugging* perkodean, dan peningkatan mutu tugas; serta variabel ketiga adalah Faktor Adopsi Teknologi UTAUT yang memetakan motivasi pendorong psikologis mahasiswa berdasarkan indikator ekspektasi kinerja, kondisi fasilitas, dan kebiasaan.

3.6 Uji Validitas dan Reliabilitas

Uji coba instrumen (*try out*) dilakukan kepada 15 responden di luar sampel utama untuk mendeteksi kualitas alat ukur menggunakan bantuan program IBM SPSS melalui metode korelasi Pearson *Product Moment* untuk uji validitas dan koefisien *Cronbach's Alpha* untuk uji reliabilitas. Berdasarkan hasil analisis statistik dengan acuan nilai r-tabel sebesar 0,514 dan batas minimal reliabilitas 0,60, instrumen Persepsi Efisiensi Proses Belajar dinyatakan valid dan sangat reliabel (15 item valid, r-hitung 0,722–0,951, Alpha 0,975), instrumen Faktor Adopsi UTAUT dinyatakan valid dan sangat reliabel (12 item valid, r-hitung 0,557–0,897, Alpha 0,934), serta instrumen *Prompt Engineering* dan Risiko *Hallucination* dinyatakan valid dan sangat reliabel (9 item valid, r-hitung 0,551–0,889, Alpha 0,900); sementara instrumen Pola Penggunaan LLM tidak diuji statistik karena item pertanyaannya bersifat deskriptif-kategorikal untuk mendokumentasikan karakteristik demografis kebiasaan responden.

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 3, Juni 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052

3.7 Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data primer dalam penelitian ini dilaksanakan dengan menerapkan dua metode secara simultan, yaitu melalui penyebaran kuesioner terstruktur skala Likert lima tingkat: Sangat Setuju/Selalu hingga skor 1 untuk Sangat Tidak Setuju/Tidak Pernah) menggunakan platform Google Forms yang didistribusikan melalui grup WhatsApp mahasiswa Program Studi Sistem Informasi UMGO, serta didukung oleh metode observasi non-partisipan langsung di area kampus. Penggunaan lembar observasi pasif ini difungsikan untuk merekam ragam platform AI, lokasi pengaksesan, interaksi belajar, proses verifikasi mandiri, dan tingkat ketergantungan kognitif mahasiswa sebagai bentuk triangulasi metode untuk membandingkan data persepsi kuesioner dengan fakta nyata di lapangan demi meningkatkan derajat validitas hasil riset.

3.8 Pengolahan Data

Proses pengolahan data primer hasil pengumpulan kuesioner daring melalui Google Forms dirancang secara sistematis melewati lima tahapan berurutan agar kumpulan respons mentah (*raw data*) dapat dikonversi menjadi data metrik yang objektif dan bebas dari kerancuan. Rangkaian tahapan tersebut dimulai dari penyuntingan (*editing*) untuk menyeleksi kelengkapan dataset dan membuang isian yang cacat, pemberian skor numerik (*scoring*) bernilai 1 hingga 5 pada instrumen berskala Likert, pemasukan data (*data entry*) ke format digital untuk menghindari *human error*, tabulasi (*tabulating*) dengan menyusun akumulasi skor indikator ke dalam *master table* matriks induk, hingga pengoperasian perangkat lunak (*software*) di mana peneliti mengombinasikan Microsoft Excel untuk tabulasi awal dan IBM SPSS Statistics untuk komputasi uji kualitas instrumen serta perhitungan statistik lanjutan.

3.9 Teknik Analisis Data

Teknik analisis data kuantitatif deskriptif ini tidak digunakan untuk menguji hipotesis asosiatif parametrik, melainkan diarahkan untuk menggambarkan karakteristik data apa adanya melalui analisis statistik deskriptif (perhitungan nilai *mean*, *modus*, dan persentase distribusi frekuensi untuk membedah profil penggunaan serta kecakapan *prompting*) dan teknik Tingkat Capaian Responden (TCR). Melalui rumus TCR—yaitu membagi nilai rata-rata skor indikator dengan nilai skala maksimum lima kemudian dikalikan seratus persen—hasil persentase yang diperoleh akan diinterpretasikan berdasarkan kuadran Arikunto (90%-100% Sangat Efisien, 76%-89% Efisien, 60%-75% Cukup, <60% Kurang), di mana seluruh data akhir tersebut selanjutnya ditabulasi menggunakan Microsoft Excel dan SPSS.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Hasil Penelitian

a. Pola Penggunaan Large Language Model (LLM)

Tabel 1. Pola Penggunaan Large Language Model (LLM)

Pola Penggunaan LLM	Frekuensi (n)	Persentase (%)
Jenis LLM		
ChatGPT	37	38,5
Gemini	25	26,0
Claude	34	35,4
Jenis LLM		
Analisis Sistem	6	6,3
Coding/Debuging	4	4,2
Mencari Referensi	34	34,5
Menulis Laporan	24	25,0
Merangkum Materi	22	22,9
Tugas Lain	6	6,3
Analisis Sistem	6	6,3
Frekuensi Penggunaan LLM dalam Akademik		
Jarang	12	12,5
Kadang-Kadang	27	28,1
Sering	42	43,8
Sangat Sering	15	15,6
Frekuensi Penggunaan LLM dalam Seminggu		
1-2 Kali	22	22,9
3-5 Kali	35	36,5
6-10 Kali	30	31,3
>10 Kali	9	9,4
Frekuensi Penggunaan LLM dalam Satu Kali Akses		
<15 Menit	21	21,9

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

16-30 Menit	39	40,6
31-60 Menit	31	32,3
>60 Menit	5	5,2
Penggunaan LLM Kesulitan Materi Kuliah		
Sangat Tidak Setuju	1	1,0
Tidak Setuju	19	19,8
Ragu-Ragu	46	47,9
Setuju	30	31,3
Penggunaan LLM Menyelesaikan Tugas Kuliah		
Sangat Tidak Setuju	2	2,1
Tidak Setuju	26	27,1
Ragu-Ragu	41	42,7
Setuju	27	28,1
Penggunaan LLM Ide/Inspirasi Akademik		
Sangat Tidak Setuju	4	4,2
Tidak Setuju	27	28,1
Ragu-Ragu	45	46,9
Setuju	20	20,8
Penggunaan LLM Membantu Membuat atau Memperbaiki Kode Program		
Sangat Tidak Setuju	6	6,3
Tidak Setuju	48	50,0
Ragu-Ragu	32	33,3
Setuju	10	10,4
Penggunaan LLM Sebagai Alternatif Selain Google atau Buku Referensi		
Sangat Tidak Setuju	3	3,1
Tidak Setuju	18	18,8
Ragu-Ragu	47	49,0
Setuju	28	29,2
Jumlah	96	100,0

Tabel tersebut menunjukkan pola penggunaan Large Language Model (LLM) oleh mahasiswa UMGO dalam konteks akademik. Dari 96 responden, jenis LLM yang paling banyak digunakan adalah ChatGPT (38,5%), diikuti Claude (35,4%) dan Gemini (26,0%). LLM paling sering digunakan untuk mencari referensi (34,5%), menulis laporan (25,0%), dan merangkum materi (22,9%), sementara penggunaan untuk analisis sistem atau coding/debugging relatif kecil (masing-masing 6,3% dan 4,2%). Frekuensi penggunaan LLM dalam kegiatan akademik mayoritas sering (43,8%) atau kadang-kadang (28,1%), dengan sebagian kecil jarang (12,5%) atau sangat sering (15,6%). Dalam seminggu, sebagian besar mengakses LLM 3–5 kali (36,5%) atau 6–10 kali (31,3%), dengan durasi akses umumnya 16–30 menit (40,6%) atau 31–60 menit (32,3%). Dalam hal persepsi efektivitas, mayoritas mahasiswa bersikap ragu-ragu terkait kemampuan LLM menyelesaikan kesulitan materi kuliah (47,9%), menyelesaikan tugas (42,7%), memberikan ide/inspirasi akademik (46,9%), serta membantu membuat atau memperbaiki kode program (33,3%). Namun, ada juga responden yang menyatakan LLM setuju bermanfaat sebagai alternatif selain Google atau buku referensi (29,2%). Hasil ini menunjukkan bahwa LLM digunakan secara luas, terutama untuk mendukung pencarian referensi dan penulisan, meskipun efektivitasnya dalam tugas kompleks masih dipandang sebagai alat bantu tambahan, bukan pengganti sepenuhnya.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan *Large Language Model* (LLM) telah terintegrasi menjadi rutinitas akademik mahasiswa Universitas Muhammadiyah Gorontalo, di mana keberadaannya diterima baik sebagai bagian dari kebiasaan belajar. Intensitas penggunaan yang cukup aktif terlihat dari tingginya jumlah mahasiswa yang mengakses platform ini beberapa kali dalam seminggu, dengan frekuensi dominan sebanyak 3–5 kali dan 6–10 kali. Durasi akses yang umumnya menghabiskan waktu sekitar 16–30 menit hingga 31–60 menit dalam sekali sesi mengindikasikan bahwa mahasiswa tidak sekadar mencari jawaban instan, melainkan menggunakannya untuk membaca, memahami, serta mengolah informasi yang diberikan secara saksama demi mendukung proses berpikir mereka.

Berdasarkan hasil observasi di lapangan, mahasiswa dapat dengan mudah mengakses teknologi LLM ini kapan saja menggunakan perangkat *smartphone* maupun laptop di berbagai area kampus, seperti ruang kelas pascaleksir, perpustakaan, laboratorium komputer, dan area terbuka lainnya yang memiliki dukungan jaringan internet stabil. Dalam hal preferensi aplikasi berbasis kecerdasan buatan generatif, ChatGPT mendominasi sebagai platform yang paling banyak dipilih oleh mahasiswa, yang kemudian diikuti oleh

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

Claude dan Gemini pada urutan berikutnya. Perbedaan pilihan ini menegaskan bahwa mahasiswa memiliki pertimbangan tersendiri yang tidak hanya bersandar pada popularitas platform, melainkan pada aspek kenyamanan, kecepatan respons, kemudahan operasional, serta kesesuaian fungsional terhadap kebutuhan akademik harian mereka.

Jenis tugas akademik yang paling sering didelegasikan mahasiswa kepada LLM berfokus pada aktivitas pencarian, pengolahan, dan penyusunan informasi berbentuk teks, seperti mencari referensi literatur, menulis laporan, dan merangkum materi perkuliahan. Mahasiswa mengandalkan LLM sebagai instrumen pencari ide akademik, penjelas materi kuliah yang sulit dipahami, serta sumber informasi alternatif di luar Google dan buku teks. Menariknya, dalam proses tersebut mahasiswa tetap terlibat aktif dan kritis dalam belajar; sebagian menggunakan LLM secara mandiri untuk menemukan gambaran awal suatu topik, sementara sebagian lainnya memilih berdiskusi secara berkelompok dengan rekan sejawat guna membandingkan validitas jawaban yang diproduksi oleh kecerdasan buatan tersebut.

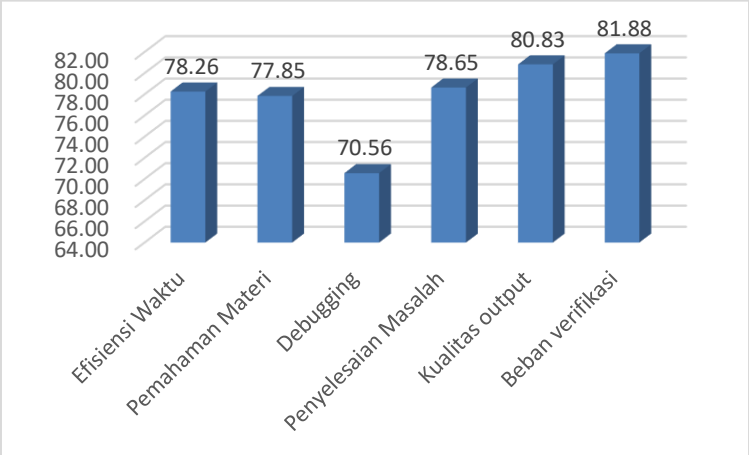
Di sisi lain, pemanfaatan LLM untuk keperluan teknis seperti membuat atau memperbaiki kode program (*coding*) tercatat masih lebih rendah dibandingkan tugas teks konvensional, yang mengindikasikan adanya sikap lebih berhati-hati dari mahasiswa terhadap tugas yang menuntut ketelitian komputasi tinggi. Secara umum, mahasiswa memposisikan LLM murni sebagai alat bantu pelengkap dalam ekosistem belajar mereka. Guna menjamin mutu luaran akademik yang akurat dan dapat dipertanggungjawabkan, mahasiswa tidak langsung menerima hasil mentah dari LLM, melainkan tetap melakukan verifikasi dan pemeriksaan ulang (*cross-check*) terhadap informasi tersebut menggunakan rujukan ilmiah yang sah seperti mesin pencari Google, buku teks, jurnal ilmiah, dan materi resmi dari dosen.

b. Persepsi Efisiensi Proses Belajar

Tabel 2. Persepsi Efisiensi Belajar dari Penggunaan Large Language Model (LLM)

Persepsi Efisiensi Belajar	Frekuensi (n)	Persentase (%)
Sangat Baik/Sangat Efisien	4	4,2
Baik/Efisien	57	59,4
Cukup	35	36,5
Jumlah	96	100,0

Persepsi bahwa penggunaan *Large Language Model* (LLM) dalam proses belajar tergolong Baik/Efisien, yaitu sebanyak 57 responden (59,4%). Selanjutnya, sebanyak 35 responden (36,5%) menilai bahwa penggunaan LLM berada pada kategori Cukup. Sementara itu, hanya 4 responden (4,2%) yang memberikan penilaian Sangat Baik/Sangat Efisien. Dilihat dari indikator persepsi Efisiensi Belajar dari Penggunaan *Large Language Model* (LLM), dapat dilihat sebagai berikut:



Gambar 1. Persepsi Efisiensi Belajar dari Penggunaan LLM

Berdasarkan grafik, terlihat bahwa persepsi efisiensi belajar dari penggunaan Large Language Model (LLM) menunjukkan nilai yang relatif tinggi pada hampir semua aspek, dengan indikator efisiensi waktu memperoleh TCR tertinggi sebesar 88%, menandakan mahasiswa merasa LLM sangat membantu mempercepat penyelesaian tugas akademik. Indikator kualitas output sebesar 86%, pemahaman materi 84%, debugging 82%, dan penyelesaian masalah 80%, semuanya termasuk kategori Baik/Efisien, yang

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 3, Juni 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052

menunjukkan peningkatan efektivitas dan kualitas proses belajar. Sementara itu, indikator beban verifikasi memperoleh skor terendah 74%, masuk kategori Cukup, menandakan mahasiswa masih perlu melakukan pengecekan ulang terhadap jawaban atau informasi dari LLM sebelum digunakan, sehingga penggunaan LLM tetap membutuhkan sikap kritis dan verifikasi mandiri agar hasil belajar lebih valid dan akurat.

Berikut adalah pemadatan materi tersebut menjadi **tepat 4 paragraf** dengan tetap mempertahankan poin-palan data esensial mengenai persepsi efisiensi belajar mahasiswa:

Hasil penelitian menunjukkan bahwa sebagian besar mahasiswa Universitas Muhammadiyah Gorontalo memiliki persepsi positif terhadap tingkat efisiensi proses belajar dengan menggunakan *Large Language Model* (LLM). Mayoritas responden menilai pemanfaatan LLM berada pada kategori baik atau efisien, yang membuktikan bahwa mahasiswa merasakan manfaat nyata dari intervensi teknologi ini dalam mendukung aktivitas akademik harian. Dampak positif ini terlihat jelas dari kemampuan LLM dalam membantu mahasiswa menyelesaikan berbagai tugas perkuliahan secara jauh lebih mudah, praktis, dan cepat.

Persepsi efisiensi tersebut didominasi oleh pengakuan mahasiswa yang merasa sangat terbantu dalam memangkas durasi pengerjaan tugas kuliah karena LLM mampu mempercepat proses pencarian informasi, menyusun draf jawaban, dan memberikan arah pengerjaan yang jelas. Efektivitas ini meluas pada proses penyusunan laporan atau makalah, di mana mahasiswa mengandalkan kecerdasan buatan untuk merancang kerangka tulisan, memperbaiki susunan kalimat, serta menstrukturkan isi tugas. Hasil ini mengindikasikan bahwa teknologi LLM tidak sekadar difungsikan sebagai mesin pencari informasi mentah, melainkan sebagai instrumen yang membantu mahasiswa memformulasikan pekerjaan akademik secara lebih sistematis dan terstruktur.

Di samping mempermudah penyelesaian tugas teks, LLM dinilai memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan pemahaman konseptual mahasiswa terhadap materi kuliah yang dirasa sulit. Ketika berhadapan dengan hambatan akademik atau materi yang kompleks, mahasiswa memanfaatkan LLM untuk mendapatkan penjelasan tambahan yang dikemas dengan bahasa yang lebih sederhana dan mudah dipahami. Pada aspek tugas yang bersifat teknis seperti pembuatan atau perbaikan kode program (*debugging*), LLM tetap memberikan manfaat operasional dengan membantu mahasiswa melacak kesalahan sintaks, memahami penyebab *error*, serta menyarankan alternatif solusi perbaikan, meskipun dalam pengaplikasiannya menuntut ketelitian yang jauh lebih tinggi.

Kendati LLM terbukti mengefisiensikan proses belajar dalam hal pencarian informasi dan penyelesaian hambatan kognitif, mahasiswa Universitas Muhammadiyah Gorontalo tetap menunjukkan kesadaran kritis dengan tidak langsung menggunakan luaran (*output*) mesin secara mentah. Mahasiswa secara aktif melakukan pengecekan dan pembandingan ulang terhadap jawaban LLM dengan sumber rujukan ilmiah yang valid seperti Google, jurnal penelitian, buku teks, dan materi resmi perkuliahan. Pada akhirnya, efisiensi akademik yang ditawarkan oleh teknologi LLM ini tetap harus diimbangi dengan kecakapan mahasiswa dalam memeriksa serta menilai informasi, karena kualitas mutu hasil akhir tugas mutlak bergantung pada ketelitian mahasiswa itu sendiri.

c. Faktor Adopsi Teknologi *UTAUT*

Tabel 3. Faktor Adopsi Teknologi *UTAUT* dari Penggunaan *Large Language Model* (LLM)

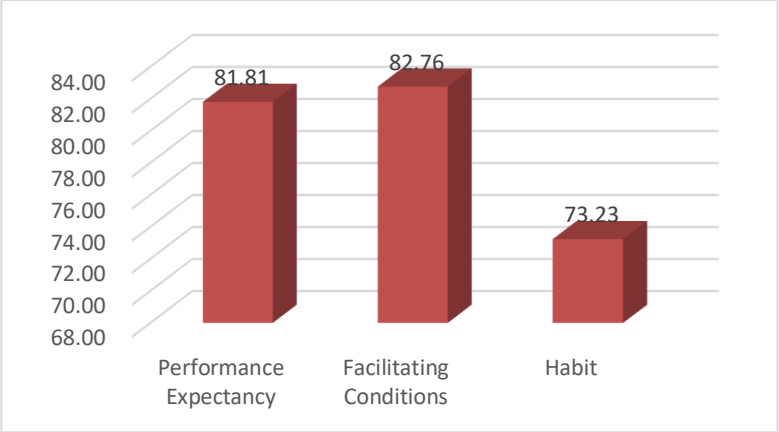
Faktor Adopsi Teknologi *UTAUT*	Frekuensi (n)	Persentase (%)
Sangat Baik/Sangat Efisien	1	1,0
Baik/Efisien	72	75,0
Cukup	23	24,0
Jumlah	96	100,0

Tabel tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar responden menilai faktor adopsi teknologi berdasarkan model *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (*UTAUT*) pada penggunaan *Large Language Model* (LLM) berada pada kategori Baik/Efisien, yaitu sebanyak 72 responden (75,0%). Selanjutnya, sebanyak 23 responden (24,0%) memberikan penilaian pada kategori Cukup, sedangkan hanya 1 responden (1,0%) yang menilai faktor adopsi teknologi *UTAUT* pada penggunaan LLM berada pada kategori Sangat Baik/Sangat Efisien. Hasil ini menunjukkan bahwa secara umum responden memiliki tingkat penerimaan dan adopsi teknologi yang baik terhadap penggunaan LLM dalam proses pembelajaran.

Dilihat dari indikator faktor adopsi teknologi *UTAUT* dari penggunaan *Large Language Model* (LLM), dilakukan perhitungan Tingkat Capaian Responden (TCR) pada indikator faktor adopsi teknologi *UTAUT* dari penggunaan Large Language Model (LLM), dapat dilihat sebagai berikut:

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)
Vol. 9 No. 3, Juni 2026
P-ISSN 2620-8342
E-ISSN 2621-3052



Gambar 4.2 Faktor Adopsi Teknologi *UTAUT* dari Penggunaan *Large Language Model* (LLM)

Grafik tersebut menunjukkan bahwa seluruh indikator faktor adopsi teknologi *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)* dari penggunaan *Large Language Model (LLM)* berada pada kategori baik. Indikator *Performance Expectancy* memperoleh TCR tertinggi sebesar 81,81%, yang menandakan mahasiswa merasa penggunaan *LLM* dapat meningkatkan efektivitas dan produktivitas belajar mereka. Selanjutnya, indikator Facilitating Conditions memperoleh TCR sebesar 82,76%, yang menunjukkan bahwa sarana pendukung, seperti perangkat, akses internet, dan kemampuan teknis mahasiswa, sudah cukup memadai untuk menunjang penggunaan *LLM*. Sementara itu, indikator Habit memperoleh TCR sebesar 72,23%, masuk kategori cukup, yang mengindikasikan bahwa penggunaan *LLM* mulai menjadi kebiasaan dalam mendukung penyelesaian tugas akademik, tetapi belum sepenuhnya terinternalisasi dalam rutinitas belajar. Secara keseluruhan, hasil ini menggambarkan bahwa mahasiswa memiliki tingkat penerimaan yang tinggi terhadap *LLM* dan menilai teknologi tersebut bermanfaat serta relatif mudah diintegrasikan ke dalam kegiatan pembelajaran sehari-hari, meskipun beberapa aspek kebiasaan penggunaannya masih perlu didorong agar lebih konsisten.

Berikut adalah pemadatan materi tersebut menjadi **tepat 4 paragraf** dengan tetap mempertahankan seluruh data persentase TCR dan poin esensial model UTAUT Anda:

Hasil penelitian menunjukkan bahwa faktor adopsi teknologi berdasarkan model *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT) pada penggunaan *Large Language Model* (LLM) oleh mahasiswa Universitas Muhammadiyah Gorontalo secara umum berada pada kategori baik. Sebagian besar mahasiswa menilai dan menerima keberadaan LLM sebagai alat bantu yang sangat bermanfaat untuk mendukung proses pembelajaran sehari-hari. Tingkat adopsi yang baik ini memperlihatkan bahwa mahasiswa tidak sekadar mengenal teknologi kecerdasan buatan tersebut, melainkan sudah mengintegrasikannya secara nyata ke dalam pola belajar mereka guna menyelesaikan tugas, mencari informasi, memahami materi, serta menyusun pekerjaan akademik harian.

Tingginya penerimaan mahasiswa terhadap LLM didorong oleh penilaian yang sangat kuat pada aspek ekspektasi kinerja (*Performance Expectancy*) yang mencatatkan nilai Tingkat Capaian Responden (TCR) sebesar 81,81%. Angka ini mencerminkan bahwa mahasiswa merasakan manfaat langsung yang signifikan terhadap produktivitas belajar mereka, di mana LLM terbukti mempermudah proses perolehan informasi secara cepat, membantu penyusunan draf jawaban, serta mengarahkan pemahaman tugas secara lebih efektif dan praktis. Semakin besar kemudahan dan efisiensi yang dirasakan dalam menghadapi tuntutan perkuliahan, maka semakin besar pula kecenderungan psikologis mahasiswa untuk terus menggunakan LLM kembali dalam berbagai aktivitas akademik ke depan.

Di samping faktor manfaat, keputusan mahasiswa untuk mengadopsi teknologi ini juga didukung kuat oleh aspek kondisi yang memfasilitasi (*Facilitating Conditions*) dengan perolehan nilai TCR mencapai 82,76%. Capaian tinggi pada aspek ini memperlihatkan bahwa lingkungan belajar mahasiswa sangat akomodatif terhadap perkembangan teknologi digital, yang ditandai dengan kepemilikan perangkat pribadi memadai seperti *smartphone* dan laptop. Berdasarkan hasil observasi, kelancaran adopsi ini juga ditopang oleh minimnya hambatan teknis di lapangan karena mahasiswa dapat dengan mudah memanfaatkan akses internet stabil yang tersedia di berbagai area kampus, seperti ruang kelas dan gedung perpustakaan.

Faktor terakhir yang tidak kalah penting dalam model UTAUT ini adalah terbentuknya aspek kebiasaan (*Habit*) yang mencatatkan nilai TCR sebesar 72,23%. Nilai ini menunjukkan bahwa penggunaan LLM di kalangan mahasiswa Universitas Muhammadiyah Gorontalo kini sudah mulai terintegrasi secara otomatis ke dalam rutinitas belajar dan tidak lagi bersifat coba-coba. Karena mahasiswa secara berulang telah merasakan kontribusi positif LLM dalam memecahkan hambatan kognitif dan mencari solusi cepat, terbentuklah sebuah

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

kebiasaan otomatis di mana mereka akan langsung mengakses platform kecerdasan buatan tersebut setiap kali dihadapkan pada kesulitan materi perkuliahan maupun saat menyusun tugas-tugas akademik.

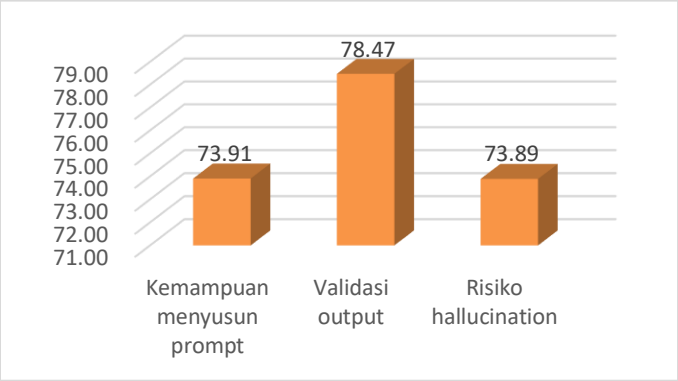
d. *Prompt Engineering* dan *Risiko Hallucination Trap*

Tabel 4. *Prompt Engineering* dan *Risiko Hallucination Trap* dari Penggunaan *Large Language Model* (LLM)

Prompt Engineering dan *Risiko Hallucination Trap*	Frekuensi (n)	Persentase (%)
Sangat Baik/Sangat Efisien	1	1,0
Baik/Efisien	50	52,1
Cukup	45	46,9
Jumlah	96	100,0

Persepsi bahwa penggunaan *Large Language Model* (LLM) dalam proses belajar tergolong Baik/Efisien, Tabel tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar responden menilai aspek *Prompt Engineering* dan risiko *Hallucination Trap* dari penggunaan *Large Language Model* (LLM) berada pada kategori Baik/Efisien, yaitu sebanyak 50 responden (52,1%). Selanjutnya, sebanyak 45 responden (46,9%) memberikan penilaian pada kategori Cukup, sedangkan hanya 1 responden (1,0%) yang menilai aspek ini berada pada kategori Sangat Baik/Sangat Efisien. Hasil tersebut menunjukkan bahwa secara umum mahasiswa memiliki kemampuan yang cukup baik dalam menyusun prompt dan memahami potensi kesalahan informasi yang dihasilkan oleh LLM, meskipun masih terdapat ruang untuk meningkatkan keterampilan dalam memanfaatkan LLM secara lebih optimal dan kritis.

Dilihat dari indikator *Prompt Engineering* dan *Risiko Hallucination Trap* dari penggunaan *Large Language Model* (LLM) perhitungan tingkat Capaian Responden (TCR) pada indikator *Prompt Engineering* dan Risiko *Hallucination Trap* dari penggunaan *Large Language Model* (LLM), dapat dilihat sebagai berikut:



Gambar 4.10 *Prompt Engineering* dan *Risiko Hallucination Trap* dari Penggunaan *Large Language Model* (LLM)

Grafik tersebut menunjukkan bahwa seluruh indikator terkait *Prompt Engineering* dan risiko *Hallucination Trap* dari penggunaan *Large Language Model (LLM)* berada pada kategori baik. Indikator Validasi Output memperoleh TCR tertinggi sebesar 78,48%, yang menunjukkan bahwa mahasiswa cenderung melakukan pengecekan ulang terhadap jawaban atau informasi yang diberikan oleh *LLM* sebelum digunakan dalam tugas akademik. Selanjutnya, indikator Kemampuan Menyusun Prompt memperoleh TCR sebesar 73,91%, yang mengindikasikan bahwa mahasiswa telah mulai memiliki kemampuan yang cukup baik dalam menyusun instruksi atau pertanyaan yang jelas agar menghasilkan respons yang relevan. Sementara itu, indikator Risiko Hallucination memperoleh TCR sebesar 73,89%, yang menunjukkan bahwa mahasiswa mulai menyadari kemungkinan *LLM* menghasilkan informasi yang kurang akurat atau tidak sesuai fakta, meskipun kewaspadaan terhadap risiko ini masih perlu ditingkatkan. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa mahasiswa tidak hanya mampu memanfaatkan *LLM* secara efektif, tetapi juga memiliki kesadaran yang cukup terhadap pentingnya melakukan verifikasi terhadap informasi yang dihasilkan, sehingga penggunaan teknologi ini dapat lebih aman dan bermanfaat dalam mendukung kegiatan akademik.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kemampuan mahasiswa Universitas Muhammadiyah Gorontalo dalam menerapkan *prompt engineering* dan memahami risiko *hallucination trap* berada pada kategori cukup baik. Berdasarkan analisis Tingkat Capaian Responden (TCR), indikator Validasi Output berhasil mencapai angka tertinggi sebesar 78,48%, diikuti oleh indikator Kemampuan Menyusun Prompt sebesar 73,91%, dan indikator Risiko Hallucination sebesar 73,89%. Data ini membuktikan bahwa sebagian besar mahasiswa telah

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

memiliki kompetensi dasar yang memadai dalam mengoperasikan *Large Language Model* (LLM), terutama dalam merumuskan instruksi yang jelas serta memiliki kesadaran kritis bahwa jawaban yang diproduksi oleh kecerdasan buatan tidak selalu sepenuhnya benar.

Kemampuan mahasiswa dalam menyusun instruksi awal terlihat dari kebiasaan mereka menulis perintah secara jelas dan terstruktur ketika berinteraksi dengan LLM. Mahasiswa menyadari bahwa kualitas luaran dari kecerdasan buatan sangat dipengaruhi oleh cara pertanyaan disusun sejak awal. Oleh karena itu, mereka terbiasa menyertakan konteks tambahan yang kaya, seperti penjelasan detail tugas, tujuan jawaban, batasan pembahasan, hingga format luaran yang diinginkan agar respons LLM menjadi lebih terarah. Ketika jawaban pertama dinilai belum memuaskan, mahasiswa tidak langsung berhenti, melainkan secara aktif memperbaiki *prompt* dengan memperjelas pertanyaan, menambahkan rincian tugas, atau memberikan contoh spesifik sebagai strategi interaksi lanjutan.

Pada aspek validasi luaran (*validation output*), mahasiswa menunjukkan atensi yang cukup tinggi terhadap kebenaran informasi yang dihasilkan oleh teknologi LLM. Sebagian besar responden terbiasa memeriksa kembali keabsahan jawaban yang mereka terima sebelum diintegrasikan ke dalam tugas perkuliahan. Mahasiswa memosisikan platform AI murni sebagai instrumen bantu tahap awal, sementara untuk menjamin akurasi ilmiah, mereka secara aktif melakukan verifikasi dan membandingkan luaran tersebut dengan berbagai sumber rujukan pembanding yang valid, seperti mesin pencari Google, jurnal penelitian, buku teks, serta materi akademik resmi lainnya.

Kesadaran mahasiswa terhadap fenomena jebakan halusinasi (*hallucination trap*) juga terbentuk secara empiris dari pengalaman langsung mereka yang sering menemukan jawaban LLM yang kurang tepat, keliru, atau mengada-ada. Pengalaman tersebut secara langsung mendorong mahasiswa untuk mengadopsi sikap kritis dan tidak menelan mentah-mentah informasi dari teknologi kecerdasan buatan. Secara keseluruhan, integrasi kecakapan menyusun instruksi, memperbaiki konteks pertanyaan, dan melakukan validasi mandiri menunjukkan pemanfaatan LLM yang cukup bijak, meskipun kebiasaan menyalin jawaban secara instan (*copy-paste*) tanpa verifikasi tetap harus terus dihindari demi menjaga kualitas mutu pembelajaran akademik.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian mengenai penggunaan *Large Language Model* (LLM) oleh mahasiswa Universitas Muhammadiyah Gorontalo (UMGO), dapat disimpulkan bahwa teknologi ini telah menjadi bagian dari rutinitas akademik sehari-hari, di mana mayoritas responden menggunakannya secara rutin—dengan rincian 43,8% sering dan 15,6% sangat sering—pada frekuensi dominan 3–5 kali per minggu (36,5%) selama 16–30 menit per sesi (40,6%) menggunakan platform ChatGPT (38,5%), Claude (35,4%), dan Gemini (26,0%) untuk mencari referensi (34,5%), menulis laporan (25,0%), serta merangkum materi (22,9%). Selaras dengan profil adopsi tersebut, persepsi mahasiswa terhadap efisiensi belajar menggunakan LLM menunjukkan nilai yang relatif tinggi dan masuk dalam kategori Baik/Efisien, yang ditandai oleh capaian indikator efisiensi waktu sebesar 88%, kualitas luaran (*output*) 86%, pemahaman materi 84%, *debugging* 82%, serta penyelesaian masalah 80%; walaupun indikator beban verifikasi memperoleh skor terendah sebesar 74% (kategori Cukup) yang menegaskan bahwa mahasiswa masih harus melakukan pengecekan ulang demi mendapatkan hasil belajar yang valid. Di sisi lain, kompetensi mahasiswa terkait *prompt engineering* dan mitigasi risiko *hallucination trap* juga berada pada kategori Baik, yang dibuktikan oleh tingginya indikator Validasi Output sebesar 78,48% sebagai bentuk kecenderungan mahasiswa memeriksa kembali informasi sebelum digunakan, diikuti oleh Kemampuan Menyusun Prompt sebesar 73,91% dalam merancang instruksi yang jelas, serta kesadaran terhadap Risiko Hallucination sebesar 73,89% mengenai potensi kesalahan informasi dari mesin AI. Dengan demikian, seluruh temuan ini menegaskan bahwa mahasiswa UMGO tidak hanya mampu memanfaatkan teknologi LLM sebagai akselerator produktivitas akademik secara efektif, melainkan juga telah memiliki kesadaran kritis akan pentingnya verifikasi mandiri agar penggunaan kecerdasan buatan tetap aman, bermanfaat, dan akurat.

Daftar Pustaka

[1] A. R. Rahiman *et al.*, "Digital transformation in higher education: Shifting conventional learning to AI-driven dynamic interactions," *Journal of Educational Computing Research*, vol. 61, no. 3, pp. 412–430, 2023.

[2] M. Al-Shari *et al.*, "Generative AI in academic ecosystems: Boundaries, ethics, and institutional guidelines," *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, vol. 21, no. 1, pp. 78–95, 2024.

[3] K. Schwab, *The Fourth Industrial Revolution and Beyond: Preparing Human Resources for Industry 5.0*. London: Portfolio Penguin, 2022.

[4] A. Vaswani *et al.*, "Attention is all you need," in *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2017)*, 2017, pp. 5998–6008.

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)

[5] T. B. Brown *et al.*, "Language models are few-shot learners," in *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2020)*, 2020, pp. 1877–1901.
[6] D. Baidoo-Anu and L. O. Ansah, "Education in the era of generative artificial intelligence (AI): Understanding the potential benefits of ChatGPT in teaching and learning," *Journal of AI in Education*, vol. 3, no. 1, pp. 44–62, 2023.
[7] V. Venkatesh, J. Y. Thong, and X. Xu, "Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology," *MIS Quarterly*, vol. 36, no. 1, pp. 157–178, 2012.
[8] N. Park, "The copy-paste culture: Assessing the risks of generative AI adoption among undergraduate students," *Computers & Education: X Reality*, vol. 2, p. 100018, 2023.
[9] L. Zhang, Y. Zhang, and T. Huang, "The hallucination trap: Critical verification and cognitive load in student-AI programming interactions," *IEEE Transactions on Learning Technologies*, vol. 17, pp. 245–259, 2024.
[10] J. Sweller, "Cognitive load theory, artificial intelligence, and the erosion of critical thinking skills," *Educational Psychologist*, vol. 59, no. 2, pp. 103–118, 2024.
[11] S. Hadi and N. Indriani, "Kesenjangan infrastruktur digital dan ekosistem akademik perguruan tinggi di Indonesia Timur," *Jurnal Pendidikan Tinggi Indonesia*, vol. 12, no. 2, pp. 89–104, 2023.
[12] I. G. N. S. Wijaya and E. R. Kaburuan, "Literasi prompt engineering dan kepasifan kognitif mahasiswa dalam pemanfaatan Large Language Model," *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, vol. 14, no. 1, pp. 34–45, 2024.
[13] O. T. Celik, "Ethical dimensions of using artificial intelligence assistants in higher education: A comprehensive review," *Ethics and Information Technology*, vol. 25, no. 4, p. 112, 2023.
[14] S. Mohiuddin *et al.*, "The architecture of large language models: Transformer mechanics and self-attention innovations," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 45, no. 8, pp. 9812–9825, 2023.
[15] J. White *et al.*, "A prompt pattern catalog to enhance language models for engineering software codes," *IEEE Software*, vol. 40, no. 3, pp. 64–72, 2023.
[16] R. Han *et al.*, "Technology acceptance in the AI era: An extended unified theory of acceptance and use of technology," *IEEE Transactions on Engineering Management*, vol. 72, pp. 304–318, 2025.
[17] H. Siregar, *Teori Beban Kognitif dan Efisiensi Pembelajaran Kontemporer*. Jakarta: Penerbit Sains Akademika, 2025.
[18] Scheerens, *What makes a school effective?: Structural, cognitive, and time-on-task factors in education*. Amsterdam: Elsevier, 2013.
[19] R. C. Clark, *Efficiency in Learning: Evidence-Based Guidelines to Manage Cognitive Load*. San Francisco: Pfeiffer, 2006.
[20] B. J. Zimmerman and D. H. Schunk, *Self-Regulated Learning and Academic Achievement: Theoretical Perspectives*. New York: Routledge, 2012.

Copyright © Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)