



Faktor-Faktor yang Memengaruhi *Behavioral Intention to Use Generative AI* untuk Pembuatan Konten Media Sosial pada Mahasiswa di Jakarta

Damar Lintang^{1*}, Diena Noviarini², Meta Bara Berutu³

Bisnis Digital, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Negeri Jakarta, Jakarta, Indonesia^{1,2,3}

*Email Korespondensi: damaaarl@gmail.com

Diterima: 04-08-2026 | Disetujui: 10-08-2026 | Diterbitkan: 12-08-2026

ABSTRACT

This study aims to analyze the factors influencing the behavioral intention to use Generative AI, specifically Google Gemini, for social media content creation among university students in Jakarta. This research integrates the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) with the information quality construct. The study employed a quantitative approach with data collected from 320 students through online questionnaires. Data analysis was performed using PLS-SEM. The findings reveal that effort expectancy, information quality, and attitude have positive and significant effects on behavioral intention, while performance expectancy does not significantly influence behavioral intention. Attitude emerges as the most dominant predictor. These results contribute theoretically to technology acceptance literature and provide practical insights for technology developers and educational institutions in optimizing Generative AI adoption among young creators in Indonesia.

Keywords: *Generative AI; Behavioral Intention; UTAUT; Information Quality; Social Media Content; Google Gemini*

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi behavioral intention to use Generative AI, khususnya Google Gemini, untuk pembuatan konten media sosial pada mahasiswa di Jakarta. Penelitian ini mengintegrasikan kerangka UTAUT dengan konstruk information quality. Pendekatan kuantitatif digunakan dengan pengumpulan data melalui kuesioner daring kepada 320 mahasiswa. Analisis data dilakukan menggunakan PLS-SEM. Temuan menunjukkan bahwa effort expectancy, information quality, dan attitude berpengaruh positif dan signifikan terhadap behavioral intention, sedangkan performance expectancy tidak berpengaruh signifikan. Attitude merupakan prediktor paling dominan. Hasil penelitian memberikan kontribusi teoritis bagi literatur penerimaan teknologi serta wawasan praktis bagi pengembang teknologi dan institusi pendidikan dalam mengoptimalkan adopsi Generative AI di kalangan kreator muda Indonesia.

Katakunci: *Generative AI; Behavioral Intention; UTAUT; Information Quality; Konten Media Sosial; Google Gemini*

Bagaimana Cara Sitasi Artikel ini:

Lintang, D., Noviarini, D., & Bara Berutu, M. . (2026). Faktor-Faktor yang Memengaruhi Behavioral Intention to Use Generative AI untuk Pembuatan Konten Media Sosial pada Mahasiswa di Jakarta. Ekopedia: Jurnal Ilmiah Ekonomi, 2(3), 6911-6927. <https://doi.org/10.63822/k8r7re18>

PENDAHULUAN

Kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) telah menjadi salah satu inovasi paling transformatif di era digital dengan kemampuan mesin meniru pola pikir manusia dalam memahami informasi, belajar dari pengalaman, dan membuat prediksi (Xu et al., 2021). Kemampuan ini melahirkan *Generative Artificial Intelligence* (Gen AI) yang mampu menghasilkan berbagai jenis konten seperti teks, gambar, audio, hingga video sesuai keinginan pengguna (Bougueffa et al., 2024). Gen AI memberikan kemudahan luar biasa bagi kreator untuk berinovasi, mempercepat proses produksi, dan menghasilkan konten berkualitas tinggi (Li, 2025). Efektivitas penerapan AI dalam industri kreatif terbukti mampu memangkas waktu produksi dan mengurangi biaya, di mana Chung et al. (2025) menemukan bahwa Gen AI mampu mengambil alih tugas-tugas repetitif sehingga kreator dapat meningkatkan produktivitas dan berfokus pada eksplorasi ide baru. Hal ini sejalan dengan survei Hootsuite Social Trends (2024) yang melaporkan 61% organisasi menggunakan Gen AI dalam media sosial untuk mengurangi beban kerja staf.

Perkembangan pasar Gen AI di sektor media sosial menunjukkan pertumbuhan luar biasa dengan nilai pasar diproyeksikan mencapai USD 12 miliar pada tahun 2031 dengan CAGR 28,7% (Allied Market Research, 2023). Tren ini menandai perubahan cara pandang di mana Gen AI tidak lagi dianggap sebagai ancaman, melainkan partner yang memperluas kemampuan kreatif dan meningkatkan efisiensi produksi. Pandangan kolaboratif ini didukung World Economic Forum (2025) yang menekankan bahwa Gen AI berfungsi melengkapi kolaborasi manusia dan mesin, bukan sebagai pengganti total. Perkembangan ini memiliki relevansi khusus di Indonesia, di mana industri kreator konten digital berkembang pesat. APJII (2025) mencatat penetrasi internet nasional mencapai 80,66% atau 229,4 juta penduduk, dengan media sosial menjadi alasan utama mengakses internet dan mayoritas pengguna menghabiskan waktu 1-3 jam setiap hari. Hal ini melahirkan industri kreator konten yang berkembang sangat cepat, di mana dari sekitar 17 juta kreator konten di Indonesia, sekitar 8 juta menjadikannya pekerjaan utama dan 63% berpenghasilan di atas UMR (Kumpan, 2025). Kehadiran Gen AI sebagai alat bantu produksi konten memiliki potensi besar mendukung produktivitas dan kreativitas para kreator konten Indonesia.

Transformasi digital ini memiliki relevansi khusus bagi mahasiswa sebagai generasi yang tumbuh di era digital, yang menjadikan Gen AI dan media sosial sebagai bagian tak terpisahkan dalam kehidupan sehari-hari (Shahzad et al., 2024). Mahasiswa cenderung menghabiskan banyak waktu mengonsumsi konten dan berinteraksi melalui media sosial sebagai ruang utama ekspresi diri dan sosialisasi (Bossen & Kottasz, 2020). Mereka juga menunjukkan tingkat familiaritas tinggi terhadap Gen AI (Ruiz-Rojas et al., 2024), memungkinkan eksplorasi berbagai pemanfaatan teknologi ini dalam produksi konten media sosial.

Di tengah lanskap kompetitif berbagai pilihan Gen AI, Google Gemini muncul sebagai salah satu opsi utama dengan kemampuan multimodal untuk memahami konteks kompleks dan menghasilkan output relevan, akurat, dan kontekstual melalui antarmuka intuitif (Imran & Almusharraf, 2024). Berdasarkan survei Kata Data (2025), Gemini merupakan salah satu platform Gen AI terpopuler di Indonesia dengan tingkat penggunaan 34%. Namun, berbagai ulasan negatif di Google Play Store menunjukkan keluhan serius terkait kualitas output, kinerja sistem, dan pengalaman penggunaan yang mengecewakan. Keluhan ketidakakuratan output mencerminkan permasalahan *information quality* yang mencakup akurasi, relevansi, dan konsistensi hasil (DeLone & McLean, 2003). Penelitian menunjukkan *information quality* merupakan faktor krusial yang memengaruhi kepuasan dan penerimaan teknologi (Aziz et al.,

2024), dengan Nookhao & Kiattisin (2023) menemukan pengaruh positif signifikan terhadap *behavioral intention*.

Permasalahan sistem yang gagal memunculkan gambar dan pemborosan kuota akibat kegagalan teknis mencerminkan isu *performance expectancy* yang didefinisikan sebagai sejauh mana individu meyakini sistem akan membantu mencapai keuntungan kinerja (Venkatesh et al., 2003). Candra et al. (2025) menjelaskan bahwa semakin pengguna merasakan manfaat dan realisasi ekspektasi, semakin sering mereka menggunakan teknologi. Ketika Gemini gagal memberikan performa efisien dan tidak memenuhi ekspektasi, persepsi kegunaan menurun drastis dan bertentangan dengan harapan Gen AI seharusnya mempercepat proses produksi (Li, 2025). Kendala teknis berulang seperti ketiadaan indikator sisa kuota, proses tidak mulus, dan kompleksitas penggunaan menunjukkan hambatan pada *effort expectancy* atau tingkat kemudahan penggunaan sistem (Venkatesh et al., 2003). Candra et al. (2025) dan Lee et al. (2025) menegaskan bahwa *effort expectancy* berkaitan dengan persepsi teknologi harus sederhana dan membutuhkan upaya minimal; jika pengguna merasa harus mengeluarkan upaya besar, hambatan ini memicu resistensi terhadap adopsi.

Akumulasi pengalaman buruk terkait kualitas informasi rendah, kinerja tidak efisien, dan sulitnya penggunaan membentuk sikap negatif terhadap teknologi. *Attitude* sebagai disposisi evaluatif individu (Alkhowaiter, 2022) menjadi jembatan psikologis antara persepsi pengguna dan niat perilaku. Ungkapan kekecewaan ekstrem seperti "JANGAN BERLANGGANAN! KECUALI MAU RUGI" merupakan bentuk nyata sikap negatif. Penelitian menunjukkan sikap positif terhadap teknologi merupakan prediktor dominan niat penggunaan (Rahman et al., 2023; Koteczki & Balassa, 2025), sementara sikap negatif menggerus *behavioral intention* (Alkhowaiter, 2022). *Behavioral intention* sebagai kesediaan individu mengadopsi dan terus menggunakan teknologi (Kumar et al., 2020; Faruq et al., 2023) menjadi terancam ketika faktor-faktor pendukung tidak terpenuhi.

Meskipun berbagai penelitian telah mengeksplorasi faktor-faktor yang memengaruhi adopsi Gen AI, masih terdapat inkonsistensi temuan. Sebagian besar penelitian menemukan pengaruh positif *performance expectancy* terhadap *behavioral intention* (Yakubu et al., 2025; Candra et al., 2025; Chanda et al., 2023), namun Shiferaw et al. (2021) menemukan hasil berbeda. Penelitian ini secara spesifik mengkaji Gen AI untuk pembuatan konten media sosial, konteks yang masih relatif baru dan berkembang pesat. Sebagian besar penelitian terdahulu lebih berfokus pada AI *chatbot* atau AI dalam pendidikan, belum banyak yang mengintegrasikan *information quality* dalam model UTAUT untuk konteks Gen AI, padahal kualitas output merupakan aspek krusial bagi kreator konten. Penelitian ini mengintegrasikan *information quality* bersama konstruk UTAUT dalam model komprehensif untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi *behavioral intention* mahasiswa Jakarta menggunakan Google Gemini untuk produksi konten media sosial.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan menganalisis pengaruh *performance expectancy* terhadap *attitude* dan *behavioral intention*, pengaruh *effort expectancy* terhadap *attitude* dan *behavioral intention*, pengaruh *information quality* terhadap *attitude* dan *behavioral intention*, serta pengaruh *attitude* terhadap *behavioral intention* pada mahasiswa di Jakarta dalam menggunakan Google Gemini untuk pembuatan konten media sosial.

METODE PENELITIAN

Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan dari bulan September 2025 hingga Januari 2026 dengan mengambil sudut pandang mahasiswa di wilayah Jakarta.

Desain Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif yang berlandaskan positivisme, menggunakan sampel atau populasi tertentu dengan instrumen terukur dan menganalisis data secara statistik untuk menguji hipotesis yang telah ditetapkan (Sugiyono, 2023). Pendekatan kuantitatif dipilih karena penelitian ini bertujuan mengukur hubungan antar variabel secara objektif melalui pengujian hipotesis. Peneliti bermaksud menguji variabel *performance expectancy*, *effort expectancy*, *information quality*, *attitude*, dan *behavioral intention* dalam penggunaan Gen AI Google Gemini. Data yang dikumpulkan berupa angka-angka dari instrumen kuesioner yang kemudian dianalisis menggunakan prosedur statistik untuk menjawab rumusan masalah dan menarik kesimpulan yang dapat digeneralisasi.

Populasi dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini adalah seluruh mahasiswa di Jakarta. Penetapan wilayah ini didasarkan pada fakta bahwa Jakarta merupakan provinsi dengan tingkat penetrasi internet tertinggi di Indonesia, mencapai 91,35% (APJII, 2025). Karena jumlah populasi sangat besar dan terdapat keterbatasan waktu, tenaga, dan biaya, digunakan sampel sebagai representasi karakteristik populasi (Sugiyono, 2023).

Teknik pengambilan sampel menggunakan *non-probability sampling* dengan metode *purposive sampling*, yaitu pemilihan sampel berdasarkan pertimbangan atau kriteria tertentu sehingga responden yang dipilih paling sesuai dengan tujuan penelitian (Sugiyono, 2023). Kriteria responden dalam penelitian ini adalah mahasiswa aktif di wilayah Jakarta, berniat atau pernah menggunakan Google Gemini, serta berniat atau pernah menggunakan Google Gemini untuk keperluan pembuatan konten media sosial, baik teks maupun visual.

Penentuan ukuran sampel merujuk pada pedoman Hair et al. (2019) yang menyarankan ukuran sampel ideal berada pada kisaran 5 hingga 10 kali jumlah indikator. Penelitian ini menetapkan jumlah responden sebanyak $26 \times 8 = 208$ orang untuk memenuhi syarat analisis data. Hal ini sejalan dengan Kline (2016) yang menjelaskan bahwa SEM pada umumnya memerlukan ukuran sampel relatif besar karena memengaruhi ketepatan estimasi parameter dan keandalan hasil analisis, dengan ukuran sampel sekitar 200 responden merupakan ukuran yang umum digunakan dalam penelitian SEM.

Pengembangan Instrumen

Instrumen penelitian dirancang untuk mengukur lima variabel utama, yaitu *performance expectancy*, *effort expectancy*, *information quality*, *attitude*, dan *behavioral intention*. Setiap variabel diukur melalui indikator tertentu yang telah ditetapkan berdasarkan teori dan penelitian terdahulu. Seluruh instrumen menggunakan skala Likert enam poin dengan rentang skor 1 (sangat tidak setuju) sampai 6 (sangat setuju) untuk mendorong responden memberikan sikap yang lebih tegas sehingga data lebih jelas dan mudah diinterpretasikan (Kusmaryono et al., 2022).

Tabel 1. Instrumen Behavioral Intention

Indikator	Items Adaptasi	Sumber
Intend to use	Jika saya memiliki akses ke Google Gemini, saya bermaksud menggunakannya dalam pembuatan konten media sosial.	Musyaffi & Muna (2021); Humida et al. (2022)
Try to use	Saya berencana menggunakan Google Gemini di masa depan untuk mendukung aktivitas pembuatan konten.	
Frequently to use	Saya berniat menggunakan Google Gemini secara rutin ketika membuat konten media sosial.	
Recommend to the others	Saya bersedia merekomendasikan kepada teman lain untuk menggunakan Google Gemini.	

Sumber: Diolah peneliti (2025)

Tabel 2. Instrumen Performance Expectancy

Dimensi	Indikator	Items Adaptasi	Sumber
Perceived usefulness	Performance	Menggunakan Google Gemini meningkatkan performa saya dalam membuat konten media sosial.	Venkatesh et al. (2003)
	Improvement		
	Work productivity	Menggunakan Google Gemini meningkatkan produktivitas saya dalam membuat konten.	
Job-fit	Output quality	Penggunaan Google Gemini dapat meningkatkan kualitas konten yang saya hasilkan secara signifikan.	
	Work effectiveness	Penggunaan Google Gemini dapat meningkatkan efektivitas dalam melaksanakan tugas pembuatan konten.	
Relative advantage	Time efficiency	Menggunakan Google Gemini memungkinkan saya menyelesaikan tugas pembuatan konten lebih cepat.	
	Ease of task completion	Menggunakan Google Gemini membuat pembuatan konten lebih mudah dibandingkan metode sebelumnya.	

Sumber: Diolah peneliti (2025)

Tabel 3. Instrumen Effort Expectancy

Dimensi	Indikator	Items Adaptasi	Sumber
Perceived ease of use	Understandable	Saya merasa penggunaan Google Gemini jelas dan mudah dipahami saat digunakan untuk pembuatan konten.	Venkatesh et al. (2003)
	Easy to learn	Saya merasa mudah mempelajari cara menggunakan Google Gemini untuk membuat konten.	
Complexity	Time-consuming	Menggunakan Google Gemini memakan banyak waktu saat membuat konten.	
	Difficult to understand	Saya merasa kesulitan memahami cara kerja Google Gemini saat digunakan untuk membuat konten.	
Ease of use	Easy of control	Saya merasa mudah mendapatkan output konten yang saya inginkan saat menggunakan Google Gemini.	
	Overall ease of use	Secara keseluruhan, saya merasa Google Gemini mudah digunakan dalam membuat konten.	

Sumber: Diolah peneliti (2025)

Tabel 4. Instrumen Information Quality

Indikator	Items Adaptasi	Sumber
Accuracy	Informasi atau konten yang dihasilkan Google Gemini akurat sesuai dengan kebutuhan saya.	Nookhao & Kiattisin (2023)
Relevance	Informasi yang diberikan Google Gemini relevan dengan topik konten yang ingin saya buat.	
Up to date	Informasi yang dihasilkan Google Gemini selalu diperbarui dan sesuai dengan perkembangan terbaru.	
Completeness	Google Gemini memberikan informasi yang lengkap sehingga membantu saya dalam membuat konten.	

Sumber: Diolah peneliti (2025)

Tabel 5. Instrumen Attitude

Dimensi	Indikator	Items Adaptasi	Sumber
Attitude toward behavior	Positive Evaluation	Menggunakan Google Gemini untuk membuat konten adalah ide yang baik.	Venkatesh et al. (2003)
	Wise Choice	Menggunakan Google Gemini untuk membuat konten adalah ide yang tepat.	
Intrinsic motivation	Enjoyment	Saya merasa menggunakan Google Gemini itu menyenangkan.	
	Fun experience	Saya merasa senang ketika menggunakan Google Gemini untuk membuat konten.	
Affect	Liking the system	Saya menyukai pengalaman menggunakan Google Gemini untuk membuat konten.	
	Anticipation	Saya menantikan kesempatan untuk menggunakan Google Gemini dalam membuat konten.	

Sumber: Diolah peneliti (2025)

Teknik Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data menggunakan kuesioner yang diberikan secara *online* melalui *Google Forms* karena responden adalah mahasiswa yang tersebar dan terbiasa menggunakan teknologi digital. Cara ini dinilai lebih praktis karena mampu menjangkau banyak responden dalam waktu singkat tanpa batasan lokasi sehingga lebih hemat waktu dan biaya (Sugiyono, 2023).

Teknik Analisis Data

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan teknik analisis data *Structural Equation Modeling* (SEM) berbasis *varians*, yaitu *Partial Least Squares* (PLS), menggunakan perangkat lunak SmartPLS versi 4.0. Analisis data dilakukan melalui dua tahapan utama: evaluasi model pengukuran (*outer model*) dan evaluasi model struktural (*inner model*).

Outer Model (Model Pengukuran)

Evaluasi *outer model* dilakukan untuk menilai validitas dan reliabilitas instrumen penelitian. Pengujian meliputi *convergent validity* dan reliabilitas konstruk. *Convergent validity* diukur melalui nilai *outer loading* dan *Average Variance Extracted* (AVE). Mengacu pada Hair et al. (2022), *outer*

loading ideal berada di atas 0,708, namun nilai antara 0,40-0,70 masih dapat dipertimbangkan selama penghapusannya memberikan peningkatan pada reliabilitas konstruk, sedangkan nilai AVE yang baik berada di atas 0,50. Reliabilitas konstruk diukur menggunakan *Cronbach's Alpha* dan *Composite Reliability* dengan nilai ideal di atas 0,70 (Hair et al., 2022).

Inner Model (Model Struktural)

Evaluasi *inner model* bertujuan melihat hubungan antar variabel laten saling memengaruhi, seberapa besar variabel endogen dijelaskan oleh model, serta mengukur kemampuan prediktif model secara keseluruhan. *Coefficient of Determination* (R-Square) menunjukkan seberapa besar variasi variabel dependen dijelaskan oleh variabel independen, dengan nilai 0,75 dikategorikan kuat, 0,50 moderat, dan 0,25 lemah (Hair et al., 2019). *Predictive Relevance* (Q-Square) mengukur sejauh mana model mampu merekonstruksi data observasi; nilai lebih besar dari nol menunjukkan model memiliki relevansi prediktif (Hair et al., 2018).

Pengujian Hipotesis

Berdasarkan panduan Hair et al. (2022), hipotesis dinyatakan diterima apabila nilai *t-statistics* > 1,96 atau nilai *p-value* < 0,05, yang menunjukkan hubungan antar variabel signifikan secara statistik. Sebaliknya, jika nilai *t-statistics* ≤ 1,96 atau *p-value* ≥ 0,05, maka hipotesis dinyatakan tidak signifikan atau ditolak.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik Responden

Proses pengumpulan data dilaksanakan secara daring menggunakan kuesioner berbasis Google Forms kepada mahasiswa di DKI Jakarta yang aktif menggunakan Google Gemini untuk pembuatan konten media sosial. Dari proses penyebaran, peneliti berhasil mengumpulkan respons dari 320 partisipan dengan tingkat kelengkapan 100%, sehingga seluruh data dinyatakan valid dan siap untuk dianalisis.

Karakteristik responden menjabarkan profil demografis dari 320 partisipan yang terlibat dalam penelitian ini. Analisis terhadap profil responden dilakukan untuk memberikan pemahaman mengenai latar belakang sampel sebelum melangkah ke pengujian model struktural. Rincian karakteristik responden disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Karakteristik Responden

No	Karakteristik	Pilihan	Frekuensi	Persentase
1	Jenis Kelamin	Laki-Laki	127	39,7%
		Perempuan	193	60,3%
2	Usia	19-20 Tahun	34	10,6%
		21-22 Tahun	231	72,2%
		23-24 Tahun	48	15,0%
		25-26 Tahun	7	2,2%
3	Domisili Kampus	Jakarta Timur	120	37,5%
		Jakarta Selatan	88	27,5%
		Jakarta Barat	50	15,6%

4	Lama Penggunaan Gemini	Jakarta Utara	15	4,7%
		Jakarta Pusat	47	14,7%
		< 1 Bulan	23	7,2%
		1-6 Bulan	54	16,9%
		7-12 Bulan	106	33,1%
		> 1 Tahun	137	42,8%

Sumber: Diolah peneliti (2026)

Berdasarkan Tabel 6, mayoritas responden berjenis kelamin perempuan (60,3%), berusia 21-22 tahun (72,2%), berdomisili di Jakarta Timur (37,5%), dan telah menggunakan Google Gemini lebih dari satu tahun (42,8%). Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar responden memiliki pengalaman penggunaan yang memadai sehingga diharapkan mampu memberikan penilaian yang lebih akurat.

Deskripsi Statistik Variabel

Analisis statistik deskriptif bertujuan memberikan gambaran mengenai distribusi frekuensi dan kecenderungan jawaban responden terhadap indikator-indikator dari setiap variabel penelitian. Evaluasi tanggapan responden diukur menggunakan skala 1 hingga 6 yang kemudian diakumulasikan untuk mencari nilai rata-rata (Mean) dan Tingkat Capaian Responden (TCR).

Tabel 7. Ringkasan Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

Variabel	Rata-rata	TCR	Kategori
Behavioral Intention to Use	4,8	80,1%	Sangat Baik
Performance Expectancy	4,9	81,6%	Sangat Baik
Effort Expectancy	4,9	81,2%	Sangat Baik
Information Quality	4,7	78,5%	Baik
Attitude	4,8	80,7%	Sangat Baik

Sumber: Diolah peneliti (2026)

Berdasarkan Tabel 7, seluruh variabel penelitian berada pada kategori baik hingga sangat baik. Variabel *performance expectancy* dan *effort expectancy* memperoleh nilai tertinggi dengan rata-rata 4,9 dan TCR 81,6% serta 81,2%. Sementara itu, variabel *information quality* memperoleh nilai terendah dengan rata-rata 4,7 dan TCR 78,5%, yang masih tergolong kategori baik. Tingginya capaian pada variabel *behavioral intention to use* (rata-rata 4,8; TCR 80,1%) mengindikasikan bahwa mahasiswa di Jakarta memiliki kecenderungan yang positif untuk menggunakan Google Gemini dalam pembuatan konten media sosial.

Evaluasi Model Pengukuran (*Outer Model*)

Uji Validitas Konvergen

Convergent validity mengacu pada tingkat keterkaitan antar indikator yang digunakan dalam suatu konstruk, di mana indikator diharapkan mampu mencerminkan konstruk yang sama secara konsisten (Hair et al., 2022). Pengujian dilakukan melalui nilai *outer loading* masing-masing indikator. Menurut Hair et al. (2022), suatu indikator dinyatakan memenuhi validitas konvergen apabila memiliki nilai *outer loading* lebih besar dari 0,70.

Tabel 8. Outer Loading Penyesuaian

Variabel	Items	Outer Loadings
Performance Expectancy	PE1	0,743
	PE2	0,742
	PE4	0,714
	PE5	0,724
	PE6	0,717
Effort Expectancy	EE1	0,754
	EE2	0,763
	EE3	0,745
	EE4	0,762
	EE6	0,789
Information Quality	IQ1	0,742
	IQ2	0,810
	IQ3	0,771
	IQ4	0,775
Attitude	ATT1	0,791
	ATT2	0,769
	ATT3	0,708
	ATT4	0,756
	ATT5	0,776
	ATT6	0,768
Behavioral Intention to Use	BI1	0,836
	BI2	0,785
	BI3	0,790
	BI4	0,829

Sumber: Diolah peneliti (2026)

Berdasarkan Tabel 8, seluruh indikator yang tersisa setelah eliminasi PE3 dan EE5 (yang memiliki nilai *outer loading* di bawah 0,70) menunjukkan nilai *outer loading* di atas 0,70. Hasil tersebut menunjukkan bahwa seluruh konstruk telah memiliki tingkat validitas konvergen yang baik.

Uji Reliabilitas

Reliabilitas konstruk digunakan untuk mengukur tingkat konsistensi indikator dalam merepresentasikan konstruk yang diteliti. Suatu konstruk dinyatakan reliabel apabila memiliki nilai *cronbach's alpha* dan *composite reliability* lebih besar dari 0,70, serta nilai *Average Variance Extracted* (AVE) lebih besar dari 0,50 (Hair et al., 2022).

Tabel 9. Hasil Uji Reliabilitas dan Validitas Konvergen

Variabel	Cronbach's Alpha	Composite Reliability (rho_c)	AVE
Attitude	0,855	0,892	0,580
Behavioral Intention	0,825	0,884	0,657
Effort Expectancy	0,837	0,884	0,605
Information Quality	0,778	0,857	0,600
Performance Expectancy	0,795	0,859	0,549

Sumber: Diolah peneliti (2026)

Berdasarkan Tabel 9, seluruh variabel memiliki nilai *cronbach's alpha* dan *composite reliability* di atas 0,70 serta nilai AVE di atas 0,50. Dengan demikian, seluruh konstruk dinyatakan reliabel dan memiliki validitas konvergen yang baik.

Evaluasi Model Struktural (*Inner Model*)

Predictive Relevance (Q^2)

Predictive relevance (Q^2) digunakan untuk mengukur kemampuan prediktif model dalam menjelaskan variabel endogen. Suatu model dikatakan memiliki relevansi prediktif apabila nilai Q^2 lebih besar dari 0 (Hair et al., 2022).

Tabel 10. Hasil Predictive Relevance (Q^2)

Variabel	Q^2
Behavioral Intention to Use	0,469

Sumber: Diolah peneliti (2026)

Berdasarkan Tabel 10, variabel *behavioral intention to use* memperoleh nilai Q^2 sebesar 0,469 yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediktif yang baik karena nilainya lebih besar dari 0.

Coefficient of Determination (R^2)

Pengujian R^2 bertujuan mengevaluasi besarnya persentase varians dari konstruk dependen yang mampu dijelaskan oleh gabungan konstruk independen. Menurut Hair et al. (2022), nilai R^2 sebesar 0,75 dikategorikan kuat, 0,50 moderat, dan 0,25 lemah.

Tabel 11. Hasil Coefficient of Determination (R^2)

Variabel	R-square	R-square Adjusted
Behavioral Intention to Use	0,730	0,726

Sumber: Diolah peneliti (2026)

Berdasarkan Tabel 11, nilai R^2 untuk variabel *behavioral intention to use* sebesar 0,730, yang berarti 73,0% varians pada *behavioral intention* mampu dijelaskan secara simultan oleh variabel *performance expectancy*, *effort expectancy*, *information quality*, dan *attitude*, sedangkan sisanya dijelaskan oleh faktor lain di luar model. Merujuk pada kriteria Hair et al. (2022), nilai ini termasuk dalam kategori moderat.

Pengujian Hipotesis

Pengujian hipotesis dilakukan menggunakan metode *bootstrapping* pada SmartPLS dengan melihat nilai *path coefficient*, *T-statistics*, dan *P-values*. Kriteria pengambilan keputusan mengacu pada Hair et al. (2022) yaitu hipotesis diterima apabila nilai *T-statistics* > 1,96 dan *P-values* < 0,05.

Tabel 12. Hasil Uji Path Coefficients dan Signifikansi Pengaruh

Hipotesis	Hubungan	Original Sample	T Statistics	P Values	Keterangan
H1	PE → BI	0,099	1,568	0,117	Ditolak
H2	EE → BI	0,152	2,339	0,019	Diterima
H3	IQ → BI	0,204	2,615	0,009	Diterima
H4	ATT → BI	0,477	5,615	0,000	Diterima

Berdasarkan Tabel 12, hasil pengujian hipotesis dijelaskan sebagai berikut.

H1: Performance Expectancy berpengaruh signifikan terhadap Behavioral Intention to Use Generative AI. Hasil pengujian menunjukkan nilai *T-statistics* sebesar 1,568 dan *P-values* sebesar 0,117. Karena nilai *T-statistics* < 1,96 dan *P-values* > 0,05, maka H1 ditolak. Temuan ini menunjukkan bahwa persepsi mahasiswa mengenai manfaat penggunaan Google Gemini, seperti meningkatkan produktivitas dan mempercepat penyelesaian tugas, belum mampu mendorong niat penggunaan secara signifikan. Hal ini dapat dijelaskan melalui karakteristik penggunaan Generative AI di kalangan mahasiswa. Merujuk pada Zizka (2025), sebagian besar mahasiswa belum memiliki keterampilan memadai dalam *prompt engineering*, padahal kualitas output yang dihasilkan sangat bergantung pada kemampuan menyusun instruksi yang spesifik dan terstruktur (White et al., 2023). Keterbatasan ini menyebabkan mahasiswa belum mampu memanfaatkan kapabilitas Google Gemini secara optimal, sehingga hasil yang diperoleh sering kali masih mentah dan memerlukan penyuntingan lanjutan. Temuan ini sejalan dengan penelitian Tran et al. (2021), Mensah et al. (2022), dan Hunde et al. (2023) yang menemukan bahwa *performance expectancy* tidak berpengaruh signifikan terhadap *behavioral intention*.

H2: Effort Expectancy berpengaruh signifikan terhadap Behavioral Intention to Use Generative AI. Hasil pengujian menunjukkan nilai *T-statistics* sebesar 2,339 dan *P-values* sebesar 0,019. Karena nilai *T-statistics* > 1,96 dan *P-values* < 0,05, maka H2 diterima. Temuan ini mengonfirmasi bahwa persepsi mengenai kemudahan penggunaan memiliki pengaruh signifikan dan positif terhadap niat mahasiswa menggunakan Google Gemini. Hal ini sejalan dengan Yakubu et al. (2025) yang menemukan bahwa kemudahan penggunaan merupakan determinan utama adopsi AI generatif karena memiliki fungsionalitas dan antarmuka yang mirip dengan mesin pencari populer. Sugandini et al. (2022) juga membuktikan bahwa *effort expectancy* berpengaruh signifikan karena mahasiswa cenderung mengadopsi teknologi yang tidak menuntut usaha besar, sementara Candra et al. (2025) menegaskan bahwa kemudahan penggunaan adalah prediktor penting yang meningkatkan motivasi pengguna.

H3: Information Quality berpengaruh signifikan terhadap Behavioral Intention to Use Generative AI. Hasil pengujian menunjukkan nilai *T-statistics* sebesar 2,615 dan *P-values* sebesar 0,009, sehingga H3 diterima. Temuan ini sejalan dengan Nookhao dan Kiattisin (2023) yang menegaskan bahwa *information quality* merupakan determinan utama yang memengaruhi *behavioral intention*. Al-Rahmi et al. (2021) juga membuktikan bahwa *information quality* adalah elemen fundamental yang menentukan kesuksesan dan penerimaan teknologi, sementara Al-Maroofo et al. (2021) menyimpulkan bahwa ketersediaan konten berkualitas tinggi menjadi prediktor krusial *behavioral intention* di kalangan mahasiswa.

H4: Attitude berpengaruh signifikan terhadap Behavioral Intention to Use Generative AI. Hasil pengujian menunjukkan nilai *T-statistics* sebesar 5,615 dan *P-values* sebesar 0,000, sehingga H4 diterima. Temuan ini menegaskan bahwa *attitude* mahasiswa memiliki pengaruh paling dominan terhadap *behavioral intention*. Hal ini sejalan dengan Rahman et al. (2023) yang menemukan bahwa *attitude* memiliki dampak paling kuat terhadap niat penggunaan ChatGPT. Koteczki dan Balassa (2025) juga menyoroti bahwa bagi mahasiswa Generasi Z, disposisi mental dan evaluasi emosional sangat krusial dalam adopsi AI. Mailizar et al. (2021) menyimpulkan bahwa sikap terhadap penggunaan teknologi secara konsisten menjadi konstruk paling dominan dalam memprediksi *behavioral intention*, sementara

Sugandini et al. (2022) menyatakan bahwa sikap positif mampu menjadi pendorong utama pembentukan niat penggunaan bahkan dalam kondisi keraguan terhadap sistem.

KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi behavioral intention to use generative AI untuk pembuatan konten media sosial pada mahasiswa di Jakarta dengan menggunakan variabel performance expectancy, effort expectancy, information quality, dan attitude. Berdasarkan hasil analisis data menggunakan metode Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM), diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut.

Performance expectancy tidak berpengaruh signifikan terhadap behavioral intention to use Google Gemini untuk pembuatan konten media sosial pada mahasiswa di Jakarta. Temuan ini menunjukkan bahwa persepsi mengenai manfaat kinerja, seperti peningkatan produktivitas, efektivitas, dan efisiensi kerja, belum menjadi faktor utama yang mendorong niat mahasiswa untuk menggunakan Google Gemini. Keterbatasan keterampilan prompt engineering di kalangan mahasiswa menyebabkan mereka belum mampu memanfaatkan kapabilitas Google Gemini secara optimal, sehingga manfaat kinerja yang dirasakan belum cukup kuat untuk mendorong niat penggunaan secara signifikan.

Effort expectancy berpengaruh positif dan signifikan terhadap behavioral intention to use Google Gemini. Hasil ini menunjukkan bahwa semakin mudah Google Gemini dipelajari dan digunakan, maka semakin tinggi pula niat mahasiswa untuk memanfaatkan teknologi tersebut dalam aktivitas pembuatan konten media sosial. Kemudahan penggunaan menjadi faktor penting karena mahasiswa cenderung mengadopsi teknologi yang tidak menuntut usaha besar dalam pengoperasiannya.

Information quality berpengaruh positif dan signifikan terhadap behavioral intention to use Google Gemini. Temuan ini mengindikasikan bahwa kualitas informasi yang dihasilkan, seperti relevansi, kelengkapan, akurasi, dan keterkinian informasi, menjadi faktor penting yang mendorong mahasiswa untuk menggunakan Google Gemini dalam proses pembuatan konten. Ketika platform mampu menyajikan informasi yang sesuai dengan kebutuhan dan terstruktur dengan baik, pengguna akan memiliki keyakinan yang lebih tinggi untuk terus mengadopsi platform tersebut.

Attitude berpengaruh positif dan signifikan terhadap behavioral intention to use Google Gemini. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sikap positif mahasiswa terhadap penggunaan Google Gemini mampu meningkatkan niat penggunaan teknologi tersebut. Selain itu, attitude merupakan variabel yang memiliki pengaruh terbesar terhadap behavioral intention to use dibandingkan variabel lain yang diuji dalam penelitian ini. Sikap positif terhadap teknologi menjadi pendorong utama yang membentuk niat penggunaan, bahkan dalam kondisi di mana pengguna mungkin memiliki keraguan tertentu terhadap kapabilitas sistem.

DAFTAR PUSTAKA

Abd Aziz, A., Nor, R. N. H., Jusoh, Y. Y., Rahman, W. N. W. A., & Ali, N. M. (2024). Factors influencing information quality of information systems: A systematic literature review. *JOIV: International*

- Journal on Informatics Visualization*, 8(3-2), 1923-1931.
- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179-211.
- Alexandra, S., Handayani, P. W., & Azzahro, F. (2021). Indonesian hospital telemedicine acceptance model: The influence of user behavior and technological dimensions. *Heliyon*, 7(12).
- Alkhowaiter, W. A. (2022). Use and behavioural intention of m-payment in GCC countries: Extending meta-UTAUT with trust and Islamic religiosity. *Journal of Innovation & Knowledge*, 7(4), 100240.
- Allah Pitchay, A., Ganesan, Y., Zulkifli, N. S., & Khaliq, A. (2022). Determinants of customers' intention to use online food delivery application through smartphone in Malaysia. *British Food Journal*, 124(3), 732-753.
- Allied Market Research. (2023). *Artificial Intelligence (AI) in social media market size, share, competitive landscape and trend analysis report, 2021-2031*. Allied Market Research.
- Al-Maroofo, R. S., Alnazzawi, N., Akour, I. A., Ayoubi, K., Alhumaid, K., AlAhbabi, N. M., & Aburayya, A. (2021). The effectiveness of online platforms after the pandemic: Will face-to-face classes affect students' perception of their behavioural intention (BIU) to use online platforms? *Informatics*, 8(4), 83.
- AlQaifi, F., & Tengilimoglu, D. (2025). Factors affecting dentists' intention to adopt artificial intelligence: An extension of the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) model. *Journal of Health Organization and Management*, 1-18.
- Al-Rahmi, A. M., Shamsuddin, A., Alturki, U., Aldraiweesh, A., Yusof, F. M., Al-Rahmi, W. M., & Aljeraiwi, A. A. (2021). The influence of information system success and technology acceptance model on social media factors in education. *Sustainability*, 13(14), 7770.
- Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia. (2025). *Survei penetrasi internet Indonesia 2025*. APJII.
- Balakrishnan, J., Abed, S. S., & Jones, P. (2022). The role of meta-UTAUT factors, perceived anthropomorphism, perceived intelligence, and social self-efficacy in chatbot-based services. *Technological Forecasting and Social Change*, 180, 121692.
- Basuki, R., Tarigan, Z. J. H., Siagian, H., Limanta, L. S., & Setiawan, D. (2022). The effects of perceived ease of use, usefulness, enjoyment and intention to use online platforms on behavioral intention in online movie watching during the pandemic era. *Doctoral dissertation*, Petra Christian University.
- Bervell, B., Nyagorme, P., & Arkorful, V. (2020). LMS-enabled blended learning use intentions among distance education tutors: Examining the mediation role of attitude based on technology-related stimulus-response theoretical framework.
- Bougueffa, H., Keita, M., Hamidouche, W., Ahmed, A. T., López, H. L., Martin, A., & Hadid, A. (2024). Advances in AI-generated images and videos. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 9(1), 173-208.
- Bucknell Bossen, C., & Kottasz, R. (2020). Uses and gratifications sought by pre-adolescent and adolescent TikTok consumers. *Young Consumers*, 21(4), 463-478.
- Candra, S., Frederica, E., Putri, H. A., & Loang, O. K. (2025). The UTAUT approach to Indonesia's behavioral intention to use mobile health apps. *Journal of Science and Technology Policy Management*, 16(5), 892-911.
- Chanda, R. C., Vafaei-Zadeh, A., Hanifah, H., & Ramayah, T. (2024). Investigating factors influencing individual user's intention to adopt cloud computing: A hybrid approach using PLS-SEM and fsQCA. *Kybernetes*, 53(11), 4470-4501.
- Chen, J., Wang, T., Fang, Z., & Wang, H. (2023). Research on elderly users' intentions to accept wearable devices based on the improved UTAUT model. *Frontiers in Public Health*, 10, 1035398.
- Chin, C. H., Wong, W. P. M., & Ngian, E. T. (2024). The behavioral intention of young travelers to use

- virtual reality technology in cultural tourism destinations: An application of technology acceptance model. *Pakistan Journal of Commerce and Social Sciences (PJCSS)*, 18(3), 552-570.
- Chiu, W., Lee, L. Y. S., & Cho, H. (2025). Online food delivery services and behavioral intention: A meta-analytic structural equation modeling from the UTAUT perspective. *Aslib Journal of Information Management*, 1-19.
- Chung, J. G., Hong, S., Choi, J., & Oh, C. (2025). Understanding the dynamics in deploying AI-based content creation support tools in broadcasting systems: Benefits, challenges, and directions. In *Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-28).
- DeLone, W. H., & McLean, E. R. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. *Journal of Management Information Systems*, 19(4), 9-30.
- Faruq, M. A. A., Bassalamah, M. R., Sudaryanti, D., & Azizah, N. N. (2023). Hedonic values and utilitarian values to improve behavioral intentions and consumer satisfaction on product. *Aptisi Transactions on Technopreneurship (ATT)*, 5(3), 319-333.
- Fitrianie, S., Horsch, C., Beun, R. J., Griffioen-Both, F., & Brinkman, W. P. (2021). Factors affecting user's behavioral intention and use of a mobile-phone-delivered cognitive behavioral therapy for insomnia: A small-scale UTAUT analysis. *Journal of Medical Systems*, 45(12), 110.
- Giandi, O., Irawan, I., & Ambarwati, R. (2020). Determinants of behavior intention and use behavior among Bukalapak's consumers. *IPTEK The Journal for Technology and Science*, 31(2), 158-168.
- Grand View Research. (2024). *Generative AI market (2025-2030)*. Grand View Research.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
- Hootsuite. (2024). *Hootsuite social trends 2024 report*. Hootsuite.
- Hunde, M. K., Demsash, A. W., & Walle, A. D. (2023). Behavioral intention to use e-learning and its associated factors among health science students in Mettu University, southwest Ethiopia: Using modified UTAUT model. *Informatics in Medicine Unlocked*, 36, 101154.
- Imran, M., & Almusharraf, N. (2024). Google Gemini as a next generation AI educational tool: A review of emerging educational technology. *Smart Learning Environments*, 11(1), 22.
- Iqbal, Q., Ahmad, N. H., & Nawaz, R. (2020). Perceived information pollution: Conceptualization, measurement, and nomological validity. *Online Information Review*, 44(3), 705-722.
- Jiang, X., Yuan, L., O. Alshaghдали, N., Galgotia, A., Monaco, A., & Dell'Aversano, S. (2025). The nexus between learning engagement, knowledge acquisition and valence of use: Role of generative AI adoption in business context. *Journal of Knowledge Management*.
- Kim, J. Y., Li, Y., & Choi, J. (2023). Understanding the continuance intention to use chatbot services. *Asia Marketing Journal*.
- Kline, R. B. (2016). *Principles and practice of structural equation modeling* (4th ed.). Guilford Press.
- Koteczki, R., & Balassa, B. E. (2025). Exploring Generation Z's acceptance of artificial intelligence in higher education: A TAM and UTAUT-based PLS-SEM and cluster analysis. *Education Sciences*, 15(8), 1044.
- Kumar, J. A., Bervell, B., Annamalai, N., & Osman, S. (2020). Behavioral intention to use mobile learning: Evaluating the role of self-efficacy, subjective norm, and WhatsApp use habit. *IEEE Access*, 8, 208058-208074.
- Kusmaryono, I., Wijayanti, D., & Maharani, H. R. (2022). Number of response options, reliability, validity, and potential bias in the use of Likert scale in educational research. *Jurnal Pendidikan Indonesia*, 11(1), 1-12.
- Lee, H., Park, J. Y., Kim, S., & Hwang, J. (2025). Am I ready to use self-driving robot food delivery? A comparison between countries that use the extended UTAUT model. *Asia Pacific Journal of*

Marketing and Logistics.

- Lee, U. K., & Kim, H. (2022). UTAUT in metaverse: An "Ifland" case. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 17(2), 613-635.
- Li, W. (2025). A study on factors influencing designers' behavioral intention in using AI-generated content for assisted design: Perceived anxiety, perceived risk, and UTAUT. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 41(2), 1064-1077.
- Mailizar, M., Burg, D., & Maulina, S. (2021). Examining university students' behavioural intention to use e-learning during the COVID-19 pandemic: An extended TAM model. *Education and Information Technologies*, 26(6), 7057-7077.
- Mata, M., Ancheta, R., Batucan, G., & Gonzales, G. G. (2024). Exploring technology acceptance model with system characteristics to investigate sustainable building information modeling adoption in the architecture, engineering, and construction industry: The case of the Philippines. *Social Sciences & Humanities Open*, 10, 100967.
- Mensah, I. K., Zeng, G., & Mwakapesa, D. S. (2022). The behavioral intention to adopt mobile health services: The moderating impact of mobile self-efficacy. *Frontiers in Public Health*, 10, 1020474.
- Muhardi Saputra, M. S., Berlian Maulidya Izzati, B. M. I., & Jannatul Rahmadiani, J. R. (2021). The acceptance of government resource planning system using UTAUT 2. *Jurnal Sistem Informasi (Journal of Information System)*, 17(1), 1-19.
- Musyaffi, A. M., & Muna, A. (2021). Critical factors of cloud accounting acceptance and security for prospective accountants: TAM extension. *JRAK*, 13(1), 1-6.
- Ngo, T. T. A., Phan, T. Y. N., Nguyen, T. K., Le, N. B. T., Nguyen, N. T. A., & Le, T. T. D. (2025). Understanding continuance intention toward the use of AI chatbots in customer service among generation Z in Vietnam. *Acta Psychologica*, 259, 105468.
- Nookhao, S., & Kiattisin, S. (2023). Achieving a successful e-government: Determinants of behavioral intention from Thai citizens' perspective. *Heliyon*, 9(8).
- Polyportis, A., & Pahos, N. (2025). Understanding students' adoption of the ChatGPT chatbot in higher education: The role of anthropomorphism, trust, design novelty and institutional policy. *Behaviour & Information Technology*, 44(2), 315-336.
- Popova, Y., & Zagulova, D. (2022). UTAUT model for smart city concept implementation: Use of web applications by residents for everyday operations. *Informatics*, 9(1), 1-19.
- Rahman, M. S., Sabbir, M. M., Zhang, J., Moral, I. H., & Hossain, G. M. S. (2023). Examining students' intention to use ChatGPT: Does trust matter? *Australasian Journal of Educational Technology*, 39(6), 51-71.
- Roh, T., Park, B. I., & Xiao, S. S. (2023). Adoption of AI-enabled Robo-advisors in Fintech: Simultaneous employment of UTAUT and the theory of reasoned action. *Journal of Electronic Commerce Research*, 24(1), 29-47.
- Ruiz-Rojas, L. I., Salvador-Ullauri, L., & Acosta-Vargas, P. (2024). Collaborative working and critical thinking: Adoption of generative artificial intelligence tools in higher education. *Sustainability*, 16(13), 5367.
- Shahzad, M. F., Xu, S., Lim, W. M., Yang, X., & Khan, Q. R. (2024). Artificial intelligence and social media on academic performance and mental well-being: Student perceptions of positive impact in the age of smart learning. *Heliyon*, 10(8).
- Shiferaw, K. B., Mengiste, S. A., Gullslett, M. K., Zeleke, A. A., Tilahun, B., Tebeje, T., & Mehari, E. A. (2021). Healthcare providers' acceptance of telemedicine and preference of modalities during COVID-19 pandemics in a low-resource setting: An extended UTAUT model. *PLoS ONE*, 16(4), e0250220.
- Sugandini, D., Istanto, Y., Arundati, R., & Adisti, T. (2022). Intention to adopt e-learning with anxiety:

- UTAUT model. *Review of Integrative Business and Economics Research*, 11, 198-212.
- Sugiyono. (2023). *Metode penelitian kuantitatif, kualitatif, dan R&D*. Alfabeta.
- Tran, A. Q., Nguyen, L. H., Nguyen, H. S. A., Nguyen, C. T., Vu, L. G., Zhang, M., & Ho, C. S. (2021). Determinants of intention to use artificial intelligence-based diagnosis support system among prospective physicians. *Frontiers in Public Health*, 9, 755644.
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478.
- White, J., Fu, Q., Hays, S., Sandborn, M., Olea, C., Gilbert, H., & Schmidt, D. C. (2023). A prompt pattern catalog to enhance prompt engineering with ChatGPT. *arXiv preprint arXiv:2302.11382*.
- World Economic Forum. (2025). *Future of jobs report 2025*. World Economic Forum.
- Xu, M., Du, H., Niyato, D., Kang, J., Xiong, Z., Mao, S., & Poor, H. V. (2024). Unleashing the power of edge-cloud generative AI in mobile networks: A survey of AIGC services. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 26(2), 1127-1170.
- Xu, Y., Liu, X., Cao, X., Huang, C., Liu, E., Qian, S., & Zhang, J. (2021). Artificial intelligence: A powerful paradigm for scientific research. *The Innovation*, 2(4).
- Yakubu, M. N., David, N., & Abubakar, N. H. (2025). Students' behavioural intention to use content generative AI for learning and research: A UTAUT theoretical perspective. *Education and Information Technologies*, 1-26.
- Yildiz Durak, H., & Onan, A. (2024). Predicting the use of chatbot systems in education: A comparative approach using PLS-SEM and machine learning algorithms. *Current Psychology*, 43(28), 23656-23674.
- Yulian, R. (2024). Factors affecting English Foreign Language (EFL) learners' acceptance of content-based language application for language learning. *International Journal of Information and Education Technology*, 14(2), 318-332.
- Zhang, B., Zhang, Y., & Zhou, P. (2021). Consumer attitude towards sustainability of fast fashion products in the UK. *Sustainability*, 13(4), 1646.
- Zizka, L. (2025). "It looks good enough": Recognizing the quality of generative AI output in academic writing tasks in higher education. *Journal of Hospitality & Tourism Education*, 1-10.