

---

## ANALISIS FAKTOR PENERIMAAN ARTIFICIAL INTELLIGENCE DI LINGKUNGAN SEKOLAH MENGGUNAKAN TECHNOLOGY ACCEPTANCE MODEL (TAM)

Oleh

Berlian Rahmawati

UIN Raden Intan Lampung

E-mail: [berlianrahmawati@radenintan.ac.id](mailto:berlianrahmawati@radenintan.ac.id)

---

### Article History:

Received: 16-05-2026

Revised: 06-06-2026

Accepted: 19-06-2026

### Keywords:

Artificial Intelligence,  
Technology  
Acceptance, TAM, SEM-  
PLS, Secondary School

**Abstract:** *The rapid advancement of Artificial Intelligence (AI) opens transformative opportunities for education, yet its adoption in school environments still faces complex barriers. This study aims to analyze factors influencing teachers' and students' acceptance of AI technology in schools using an extended Technology Acceptance Model (TAM) framework incorporating Computer Self-Efficacy (CSE), Anxiety (ANX), and Subjective Norm (SN) constructs. A quantitative cross-sectional survey was conducted among 312 respondents (134 teachers and 178 students) from 15 secondary schools in DKI Jakarta and West Java. The research instrument used a validated 24-item questionnaire based on a 5-point Likert scale. Data analysis employed Partial Least Square-based Structural Equation Modeling (SEM-PLS) using SmartPLS 4.0. Measurement model evaluation confirmed all constructs met convergent validity ( $AVE > 0.50$ ), discriminant validity ( $HTMT < 0.85$ ), and composite reliability ( $CR > 0.80$ ). Hypothesis testing through 5,000-subsample bootstrapping revealed: CSE significantly and positively affects PEOU ( $\beta = 0.512, p < 0.001$ ), ANX significantly and negatively affects PEOU ( $\beta = -0.289, p < 0.001$ ), PEOU positively influences PU ( $\beta = 0.387, p < 0.001$ ), PU is the strongest predictor of BI ( $\beta = 0.421, p < 0.001$ ), and SN significantly influences BI ( $\beta = 0.178, p < 0.001$ ). The model explains 67.3% of Behavioral Intention variance. These findings provide strategic implications for AI integration policies in Indonesian schools.*

---

## PENDAHULUAN

Era transformasi digital yang dipercepat oleh pandemi COVID-19 telah mendorong akselerasi adopsi teknologi dalam dunia pendidikan secara masif dan tak terduga. Salah satu teknologi yang paling menonjol dan banyak diperbincangkan adalah Artificial Intelligence (AI) atau kecerdasan buatan. Di tingkat global, pasar AI dalam pendidikan diproyeksikan mencapai USD 25,7 miliar pada tahun 2030 dengan Compound Annual Growth Rate (CAGR) sebesar 45,2% (Grand View Research, 2023). Berbagai platform berbasis AI seperti ChatGPT, Google Gemini, Khan Academy Khanmigo, Duolingo, dan Quizlet Learn telah mendemonstrasikan potensi signifikan dalam mendukung pembelajaran adaptif, umpan balik otomatis, dan personalisasi konten (Kasneci et al., 2023).

Di Indonesia, Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi (Kemendikbudristek) telah memasukkan transformasi digital dan penguasaan AI sebagai

salah satu dari delapan agenda prioritas Merdeka Belajar. Platform Merdeka Mengajar (PMM) telah mengintegrasikan fitur-fitur berbasis AI, dan pada tahun 2023 sebanyak 1,6 juta guru telah menggunakannya secara aktif (Kemendikbudristek, 2023). Namun demikian, survei nasional menunjukkan bahwa pemanfaatan AI secara langsung dalam kegiatan belajar-mengajar di tingkat sekolah menengah masih sangat rendah, dengan hanya 18,3% guru yang mengaku mengintegrasikan AI dalam pembelajaran mereka secara reguler (Balitbangbuk, 2023).

Kesenjangan antara ketersediaan teknologi AI dan tingkat adopsinya di sekolah mencerminkan kompleksitas dimensi penerimaan teknologi yang tidak semata ditentukan oleh faktor teknis. Penelitian di bidang sistem informasi dan teknologi pendidikan telah mengidentifikasi bahwa sikap, persepsi, dan keyakinan individu terhadap teknologi merupakan penentu yang lebih kuat dibandingkan ketersediaan infrastruktur semata (Scherer et al., 2019). Technology Acceptance Model (TAM) yang dikembangkan Davis (1989) menjadi kerangka teoretis paling dominan untuk menjelaskan fenomena ini, dengan lebih dari 700 studi empiris yang telah mengadopsinya (King & He, 2006).

Tinjauan sistematis terhadap literatur yang ada menunjukkan adanya gap penelitian yang signifikan dalam kajian penerimaan AI di konteks sekolah menengah Indonesia, sebagaimana disajikan pada Tabel 1 berikut.

**Tabel 1. Analisis Gap Penelitian: Kajian Penerimaan AI/Teknologi Berbasis AI di Sekolah**

Peneliti & Tahun	Fokus Penelitian	Konteks	Model	Gap yang Tersisa
Huang et al. (2021)	Prediksi prestasi via AI	Perguruan Tinggi, Taiwan	Learning Analytics	Tidak mengkaji penerimaan pengguna; bukan sekolah
Cheng (2020)	Tantangan AI-EFL	Perguruan Tinggi, Tiongkok	Kualitatif	Tidak ada pengukuran kuantitatif; bukan sekolah
Amara et al. (2021)	Penerimaan AI pada mahasiswa	Perguruan Tinggi, Tunisia	TAM	Konteks perguruan tinggi; bukan sekolah menengah
Syahrul & Hermawati (2022)	Penerimaan e-learning guru	SMA, Indonesia	TAM dasar	Bukan AI spesifik; tidak memasukkan CSE & ANX

Peneliti & Tahun	Fokus Penelitian	Konteks	Model	Gap yang Tersisa
Rakhmat & Syafrudin (2023)	Implementasi AI pendidikan	Kebijakan, Indonesia	Review	Tidak ada data empiris penerimaan
<b>Penelitian ini (2024)</b>	Penerimaan AI guru & siswa	SMP & SMA, Indonesia	Extended TAM (CSE, ANX, SN)	MENGISI GAP: AI spesifik + sekolah menengah + Indonesia

*Sumber: Hasil tinjauan literatur penulis (2024)*

Berdasarkan analisis gap pada Tabel 1, teridentifikasi bahwa belum ada penelitian yang secara spesifik mengkaji penerimaan teknologi AI (bukan sekadar e-learning umum) pada guru dan siswa sekolah menengah di Indonesia menggunakan extended TAM yang mengintegrasikan konstruk CSE, ANX, dan SN secara simultan. Kebaruan (novelty) penelitian ini terletak pada: (1) konteks spesifik AI di sekolah menengah Indonesia; (2) integrasi konstruk psikologis CSE dan ANX yang relevan dengan karakteristik pengguna di negara berkembang; dan (3) perbandingan penerimaan antara dua kelompok pengguna berbeda, yaitu guru dan siswa.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini merumuskan tujuan sebagai berikut: (1) menganalisis pengaruh Computer Self-Efficacy terhadap Perceived Ease of Use AI; (2) menganalisis pengaruh Anxiety terhadap Perceived Ease of Use; (3) menganalisis pengaruh Perceived Ease of Use terhadap Perceived Usefulness; (4) menganalisis pengaruh Perceived Usefulness terhadap Behavioral Intention; (5) menganalisis pengaruh Perceived Ease of Use terhadap Behavioral Intention; dan (6) menganalisis pengaruh Subjective Norm terhadap Behavioral Intention penggunaan AI di sekolah.

## KAJIAN LITERATUR

### 2.1 Artificial Intelligence dalam Pendidikan

Kecerdasan buatan (AI) merupakan cabang ilmu komputer yang mencakup teknik dan algoritma yang memungkinkan mesin untuk melakukan tugas-tugas yang biasanya memerlukan kecerdasan manusia, seperti pengenalan pola, pemrosesan bahasa alami, pengambilan keputusan, dan pembelajaran adaptif (Russell & Norvig, 2020). Dalam konteks pendidikan, AI merujuk pada penerapan sistem cerdas untuk mendukung pengajaran, pembelajaran, penilaian, dan administrasi pendidikan (Holmes et al., 2022).

Penelitian AI dalam Pendidikan (AIED) mengalami akselerasi sejak 2018 seiring dengan kemajuan model bahasa besar (Large Language Models/LLM). Kasneci et al. (2023) dalam ulasan komprehensifnya mengidentifikasi bahwa ChatGPT dan generative AI menghadirkan paradigma baru dalam praktik pedagogi, termasuk: personalisasi umpan balik, scaffolding dinamis, dan penilaian formatif otomatis. Namun, implementasinya menuntut kesiapan pedagogis, teknis, dan psikologis dari pengguna (Baidoo-Anu & Owusu Ansah, 2023).

Di negara berkembang termasuk Indonesia, adopsi AI dalam pembelajaran menghadapi

tantangan unik berupa keterbatasan infrastruktur, kesenjangan kompetensi digital, dan resistensi budaya terhadap teknologi baru (Kurniawan et al., 2023). Oleh karena itu, memahami faktor-faktor psikologis dan sosial yang memengaruhi penerimaan AI oleh guru dan siswa menjadi sangat krusial sebelum merencanakan implementasi yang efektif.

### **2.2 *Technology Acceptance Model (TAM) dan Pengembangannya***

Technology Acceptance Model (TAM) pertama kali diperkenalkan oleh Davis (1989) sebagai adaptasi dari Theory of Reasoned Action (TRA). TAM mempostulasikan bahwa Perceived Usefulness (PU) dan Perceived Ease of Use (PEOU) merupakan dua determinan kognitif utama yang membentuk sikap, niat perilaku, dan penggunaan aktual sistem informasi. Model ini telah divalidasi dalam ratusan konteks berbeda dan terbukti memiliki validitas prediktif yang tinggi (Scherer et al., 2019).

Venkatesh dan Davis (2000) mengembangkan TAM2 dengan menambahkan anteseden sosial dan kognitif terhadap PU, termasuk Subjective Norm dan Image. Sementara itu, Venkatesh (2000) mengeksplorasi determinan PEOU, menemukan bahwa Computer Self-Efficacy, Anxiety, dan Playfulness secara konsisten memengaruhi persepsi kemudahan. Meta-analisis Scherer et al. (2019) terhadap 114 studi TAM dalam pendidikan mengkonfirmasi bahwa PU memiliki efek terbesar terhadap niat penggunaan teknologi pembelajaran, diikuti oleh PEOU.

Untuk konteks AI secara spesifik, penelitian terkini menunjukkan bahwa extended TAM dengan konstruk tambahan yang relevan secara kontekstual memiliki daya penjas lebih tinggi dibandingkan TAM dasar. Alfalah (2023) menemukan bahwa dalam konteks penggunaan chatbot AI di pendidikan, konstruk Trust dan Innovativeness memperkuat daya penjas model. Kesamaan temuan ini memperkuat argumentasi perlunya ekstensi TAM dalam penelitian penerimaan AI di sekolah.

### **2.3 *Konstruk Penelitian dan Pengembangan Hipotesis***

Computer Self-Efficacy (CSE) mengacu pada keyakinan individu tentang kemampuannya dalam menggunakan komputer dan sistem berbasis teknologi untuk menyelesaikan tugas tertentu (Compeau & Higgins, 1995). Dalam konteks AI, CSE berperan penting karena berinteraksi dengan antarmuka yang lebih kompleks dibandingkan aplikasi konvensional. Individu dengan CSE tinggi cenderung lebih mudah mempelajari teknologi baru dan mempersepsikannya tidak menyulitkan (Alrawabdeh, 2022).

H1: Computer Self-Efficacy (CSE) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Perceived Ease of Use (PEOU) AI di sekolah.

Anxiety dalam konteks teknologi merujuk pada reaksi afektif negatif berupa ketakutan, kecemasan, atau keengganan yang muncul saat berhadapan dengan komputer atau sistem teknologi (Chua et al., 1999). Dalam era AI, kecemasan tidak hanya terkait aspek teknis, tetapi juga kekhawatiran eksistensial tentang keamanan pekerjaan dan privasi data (Zawacki-Richter et al., 2019).

H2: Anxiety (ANX) berpengaruh negatif dan signifikan terhadap Perceived Ease of Use (PEOU) AI di sekolah.

Hubungan kausal PEOU → PU merupakan proposisi inti TAM yang paling konsisten terkonfirmasi dalam literatur. Ketika pengguna mempersepsikan suatu sistem mudah dipelajari dan dioperasikan, mereka secara logis juga akan lebih mudah memanfaatkannya secara produktif (Venkatesh & Davis, 2000).

H3: Perceived Ease of Use (PEOU) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Perceived Usefulness (PU) AI di sekolah.

Perceived Usefulness merupakan prediktor utama Behavioral Intention dalam hampir semua studi TAM. Dalam konteks AI, PU yang tinggi mencerminkan keyakinan guru bahwa AI dapat meningkatkan efektivitas pengajaran, dan keyakinan siswa bahwa AI membantu pemahaman materi (Alfalah, 2023).

H4: Perceived Usefulness (PU) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Behavioral Intention (BI) penggunaan AI di sekolah.

Pengaruh langsung PEOU → BI, meski lebih lemah dari PU → BI, tetap signifikan karena persepsi kemudahan sendiri dapat memotivasi niat penggunaan terlepas dari manfaat yang dirasakan (Davis, 1989).

H5: Perceived Ease of Use (PEOU) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Behavioral Intention (BI) penggunaan AI di sekolah.

Subjective Norm mengacu pada tekanan sosial yang dipersepsikan individu dari orang-orang penting (atasan, rekan sejawat, siswa) untuk menggunakan atau tidak menggunakan teknologi tertentu (Venkatesh & Davis, 2000). Dalam konteks sekolah, kepala sekolah, pengawas, dan komunitas profesional guru memainkan peran penting dalam membentuk norma sosial terkait penggunaan AI.

H6: Subjective Norm (SN) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Behavioral Intention (BI) penggunaan AI di sekolah.

## **METODE PENELITIAN**

### ***3.1 Desain Penelitian***

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain survei cross-sectional. Pendekatan kuantitatif dipilih karena sesuai dengan tujuan penelitian untuk menguji dan mengkuantifikasi hubungan kausal antarvariabel dalam model TAM yang dikembangkan. Desain cross-sectional memungkinkan pengumpulan data dari populasi yang beragam dalam satu periode waktu tertentu, yang efisien untuk tujuan pengujian model struktural (Creswell & Creswell, 2018).

### ***3.2 Populasi, Sampel, dan Teknik Sampling***

Populasi target adalah seluruh guru dan siswa SMP dan SMA/SMK di wilayah DKI Jakarta dan Jawa Barat yang sekolahnya telah atau sedang dalam proses mengintegrasikan teknologi berbasis AI dalam kegiatan pembelajaran. Teknik pengambilan sampel menggunakan purposive sampling dengan kriteria inklusi: (1) guru aktif yang telah menggunakan minimal satu platform berbasis AI dalam 6 bulan terakhir; (2) siswa kelas VIII, IX (SMP) dan X, XI (SMA/SMK) yang memiliki pengalaman menggunakan AI tools untuk kegiatan belajar. Kriteria eksklusi: guru dengan masa kerja < 1 tahun dan siswa kelas VII/XII yang baru/sedang menjalani ujian akhir.

Penentuan ukuran sampel mempertimbangkan rekomendasi Hair et al. (2019) untuk SEM-PLS, yaitu minimal  $10 \times$  jumlah jalur terbanyak yang diarahkan ke konstruk endogen manapun. Dengan konstruk BI memiliki 3 jalur masuk, ukuran sampel minimum adalah 30, namun untuk statistical power 80% pada effect size kecil ( $f^2 = 0,02$ ) diperlukan minimal 250 responden. Akhirnya, 320 kuesioner didistribusikan dan 312 (97,5%) dinyatakan lengkap dan valid untuk dianalisis, terdiri dari 134 guru (43%) dari 15 sekolah dan 178 siswa (57%).

### 3.3 Instrumen Penelitian dan Item Indikator

Instrumen dikembangkan berdasarkan adaptasi skala tervalidasi dari literatur TAM. Kuesioner terdiri dari 24 item yang mengukur 6 konstruk laten. Tabel 2 menyajikan item indikator lengkap beserta sumber adaptasinya.

**Tabel 2. Item Indikator Kuesioner Penelitian**

Kode	Pernyataan Item	Diadaptasi dari
PU1	Penggunaan AI meningkatkan efektivitas pembelajaran saya	Davis (1989)
PU2	AI membantu saya menyelesaikan tugas pembelajaran lebih cepat	Davis (1989)
PU3	AI meningkatkan kualitas hasil belajar/mengajar saya	Venkatesh & Davis (2000)
PU4	AI membuat proses pembelajaran menjadi lebih produktif	Davis (1989)
PU5	Secara keseluruhan, AI sangat berguna dalam kegiatan belajar	Teo (2011)
PEOU1	Saya dapat dengan mudah mempelajari cara menggunakan AI	Davis (1989)
PEOU2	Interaksi dengan AI tidak memerlukan banyak usaha mental	Davis (1989)
PEOU3	AI mudah dioperasikan sesuai kebutuhan pembelajaran	Venkatesh (2000)
PEOU4	Saya merasa terampil dan mahir dalam menggunakan AI	Teo (2011)
PEOU5	Secara umum, AI mudah digunakan dalam konteks sekolah	Davis (1989)
CSE1	Saya yakin mampu menggunakan AI tanpa bantuan orang lain	Compeau & Higgins (1995)
CSE2	Saya percaya diri menggunakan sistem berbasis AI yang baru	Compeau & Higgins (1995)
CSE3	Saya dapat memecahkan masalah teknis AI secara mandiri	Alrawabdeh (2022)
CSE4	Kompetensi digital saya cukup untuk memanfaatkan AI secara optimal	Kurniawan et al. (2023)
ANX1	Saya merasa gelisah ketika harus menggunakan AI dalam pembelajaran	Chua et al. (1999)

Kode	Pernyataan Item	Diadaptasi dari
ANX2	Saya khawatir tentang keamanan data pribadi saat menggunakan AI	Zawacki-Richter et al. (2019)
ANX3	Penggunaan AI membuat saya merasa tidak nyaman	Venkatesh (2000)
ANX4	Saya takut membuat kesalahan saat menggunakan AI	Chua et al. (1999)
SN1	Kepala sekolah/atasan mendorong saya menggunakan AI dalam pembelajaran	Venkatesh & Davis (2000)
SN2	Rekan sejawat/teman sebaya yang saya hormati telah menggunakan AI	Fishbein & Ajzen (1975)
SN3	Komunitas pendidikan di sekitar saya menganggap AI penting digunakan	Venkatesh & Davis (2000)
BI1	Saya berniat menggunakan AI secara reguler dalam kegiatan pembelajaran	Davis et al. (1989)
BI2	Saya berencana meningkatkan penggunaan AI di masa yang akan datang	Ajzen (1991)
BI3	Saya akan merekomendasikan penggunaan AI kepada rekan/teman lain	Alfalah (2023)

*Catatan: Semua item diukur dengan skala Likert 5 poin: 1 = Sangat Tidak Setuju, 5 = Sangat Setuju; item ANX1–ANX4 di-reverse score*

Validitas konten instrumen dievaluasi melalui penilaian dua pakar (expert judgment) di bidang teknologi pendidikan menggunakan Content Validity Ratio (CVR). Hasilnya menunjukkan CVR > 0,83 untuk semua item, melampaui nilai kritis 0,59 untuk dua orang ahli (Lawshe, 1975). Uji coba instrumen terhadap 35 responden di luar sampel utama menghasilkan outer loading seluruh item > 0,70, AVE > 0,50, dan Cronbach's Alpha > 0,75.

### **3.4 Teknik Analisis Data**

Analisis data dilakukan menggunakan SmartPLS 4.0 melalui dua tahap sistematis. Tahap pertama adalah evaluasi model pengukuran (outer model) mencakup: (1) validitas konvergen melalui Average Variance Extracted (AVE  $\geq$  0,50) dan outer loading ( $\geq$  0,70); (2) reliabilitas komposit melalui Composite Reliability (CR  $\geq$  0,70) dan Cronbach's Alpha ( $\alpha \geq$  0,70); (3) validitas diskriminan melalui kriteria Fornell-Larcker (akar AVE > korelasi antar konstruk) dan Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT < 0,85 sebagai kriteria konservatif).

Tahap kedua adalah evaluasi model struktural (inner model) yang meliputi: (1) R<sup>2</sup> untuk menilai varians yang dijelaskan model; (2) effect size f<sup>2</sup> dengan interpretasi kecil (0,02), sedang (0,15), dan besar (0,35) berdasarkan Cohen (1988); (3) predictive relevance Q<sup>2</sup> melalui blindfolding procedure (Q<sup>2</sup> > 0 mengindikasikan relevansi prediktif); dan (4) pengujian hipotesis menggunakan bootstrapping dengan 5.000 subsamples, menghasilkan koefisien jalur ( $\beta$ ), t-statistik, dan p-value dua ekor (two-tailed) pada  $\alpha = 0,05$ .

**HASIL DAN PEMBAHASAN****4.1 Karakteristik Demografis Responden**

Penelitian berhasil mengumpulkan 312 responden valid dari 15 sekolah di DKI Jakarta (8 sekolah) dan Jawa Barat (7 sekolah). Tabel 3 menyajikan distribusi demografis responden secara lengkap.

**Tabel 3. Karakteristik Demografis Responden (N = 312)**

Karakteristik	Kategori	n	%
Kelompok Responden	Guru	134	42,9
	Siswa	178	57,1
Jenis Kelamin	Laki-laki	133	42,6
	Perempuan	179	57,4
Kelompok Usia Guru	< 30 tahun	29	21,6
	31-40 tahun	51	38,1
	41-50 tahun	39	29,1
	> 50 tahun	15	11,2
Jenjang Sekolah	SMP	142	45,5
	SMA/SMK	170	54,5
Pengalaman AI	< 6 bulan	58	18,6
	6 bulan - 1 tahun	98	31,4
	1 - 2 tahun	96	30,8
	> 2 tahun	60	19,2
Platform AI Utama yang Digunakan	ChatGPT / GPT-4	148	47,4
	Google Gemini / Bard	87	27,9
	Platform Merdeka Mengajar (PMM)	53	17,0
	Lainnya (Bing AI, Copilot, dll.)	24	7,7

**4.2 Evaluasi Model Pengukuran (Outer Model)**

Tabel 4 menyajikan hasil evaluasi model pengukuran secara lengkap, mencakup outer loading setiap indikator, AVE, CR, dan Cronbach's Alpha.

**Tabel 4. Outer Loading, AVE, Composite Reliability, dan Cronbach's Alpha**

Konstruk / Item	Outer Loading	AVE	CR	$\alpha$ Cronbach	Keterangan
PU1	0,812	0,612	0,889	0,853	Valid & Reliabel
PU2	0,797				
PU3	0,784				
PU4	0,771				
PU5	0,761				
PEOU1	0,803	0,587	0,876	0,834	Valid & Reliabel
PEOU2	0,779				
PEOU3	0,756				
PEOU4	0,744				
PEOU5	0,734				
CSE1	0,831	0,634	0,873	0,820	Valid & Reliabel
CSE2	0,814				
CSE3	0,787				
CSE4	0,763				
ANX1	0,798	0,571	0,842	0,781	Valid & Reliabel
ANX2	0,769				
ANX3	0,742				
ANX4	0,714				
SN1	0,824	0,623	0,830	0,712	Valid & Reliabel
SN2	0,798				
SN3	0,762				
BI1	0,841	0,658	0,851	0,748	Valid & Reliabel
BI2	0,812				
BI3	0,789				

*Catatan: Semua outer loading > 0,70; AVE > 0,50 (validitas konvergen terpenuhi); CR > 0,70 &  $\alpha$  > 0,70 (reliabilitas terpenuhi)*

Validitas diskriminan dievaluasi menggunakan dua kriteria: Fornell-Larcker dan HTMT. Tabel 5 menyajikan matriks Fornell-Larcker di mana nilai diagonal (akar AVE) dibandingkan dengan korelasi antar konstruk.

Tabel 5. Matriks Fornell-Larcker (Diagonal = Akar AVE)

	ANX	BI	CSE	PEOU	PU	SN
ANX	<b>0,756*</b>	-0,312	-0,398	-0,421	-0,287	-0,198
BI	-0,312	<b>0,811*</b>	0,487	0,534	0,612	0,343
CSE	-0,398	0,487	<b>0,796*</b>	0,521	0,412	0,287
PEOU	-0,421	0,534	0,521	<b>0,766*</b>	0,503	0,318
PU	-0,287	0,612	0,412	0,503	<b>0,783*</b>	0,298
SN	-0,198	0,343	0,287	0,318	0,298	<b>0,789*</b>

Catatan: \*) Nilai diagonal adalah akar AVE; nilai off-diagonal adalah korelasi antar konstruk. Validitas diskriminan terpenuhi jika akar AVE > semua korelasi pada baris/kolom yang sama.

Tabel 6. Matriks HTMT (Heterotrait-Monotrait Ratio)

	ANX	BI	CSE	PEOU	PU	SN
ANX	—					
BI	0,412	—				
CSE	0,523	0,618	—			
PEOU	0,547	0,681	0,672	—		
PU	0,378	0,764	0,524	0,643	—	
SN	0,256	0,434	0,367	0,401	0,381	—

Catatan: Semua nilai HTMT < 0,85 (kriteria konservatif), mengkonfirmasi validitas diskriminan yang memadai untuk semua pasangan konstruk.

#### 4.3 Evaluasi Model Struktural dan Pengujian Hipotesis

Evaluasi model struktural dimulai dengan pemeriksaan kolinearitas menggunakan Variance Inflation Factor (VIF). Seluruh nilai VIF berada di bawah 3,3 (kisaran 1,342–2,687), jauh di bawah nilai ambang kritis 5,0, mengindikasikan tidak adanya masalah kolinearitas. Nilai R<sup>2</sup> konstruk PEOU sebesar 0,489 (moderate), PU sebesar 0,412 (moderate), dan BI sebesar 0,673 (substansial). Nilai Q<sup>2</sup> untuk semua konstruk endogen > 0 (PEOU: 0,271; PU: 0,238; BI: 0,421), mengkonfirmasi relevansi prediktif model yang baik.

Tabel 7. Hasil Pengujian Hipotesis — Koefisien Jalur Bootstrapping (n = 5.000 subsamples)

H	Jalur	$\beta$	SE	t-stat	95% CI	f <sup>2</sup>	Ket.
H1	CSE → PEOU	0,512	0,065	7,841***	[0,381; 0,639]	0,357 (B)	Terima
H2	ANX → PEOU	-0,289	0,070	4,123***	[-0,426; -0,152]	0,189 (S)	Terima

H	Jalur	$\beta$	SE	t-stat	95% CI	$f^2$	Ket.
H3	PEOU → PU	0,387	0,069	5,634***	[0,254; 0,522]	0,214 (S)	Terima
H4	PU → BI	0,421	0,069,	6,127***	[0,289; 0,553]	0,312 (B)	Terima
H5	PEOU → BI	0,214	0,067	3,218***	[0,084; 0,344]	0,067 (K)	Terima
H6	SN → BI	0,178	0,063	2,847**	[0,055; 0,301]	0,042 (K)	Terima

*Catatan: \*\*  $p < 0,01$ ; \*\*\*  $p < 0,001$  (two-tailed); SE = Standard Error; CI = Confidence Interval;  $f^2$  effect size: K = Kecil (0,02–0,14), S = Sedang (0,15–0,34), B = Besar ( $\geq 0,35$ )*

#### 4.4 Pembahasan

Pengaruh Computer Self-Efficacy terhadap Perceived Ease of Use (H1). Computer Self-Efficacy terbukti sebagai prediktor terkuat PEOU ( $\beta = 0,512$ ;  $f^2 = 0,357$ ) dengan effect size besar. Temuan ini konsisten dengan meta-analisis Compeau et al. (1999) dan penelitian terbaru Alrawabdeh (2022) yang secara konsisten menemukan CSE sebagai determinan utama kemudahan penggunaan teknologi. Individu dengan keyakinan diri yang tinggi dalam menggunakan teknologi tidak hanya mempersepsikan sistem baru sebagai mudah dipelajari, tetapi juga lebih persisten dalam menghadapi hambatan teknis (Bandura, 1986). Dalam konteks AI di sekolah, implikasinya sangat jelas: program peningkatan literasi digital dan pelatihan kecakapan AI yang berkelanjutan bagi guru dan siswa merupakan investasi strategis yang akan mempercepat adopsi AI secara organik.

Pengaruh Anxiety terhadap Perceived Ease of Use (H2). Anxiety berpengaruh negatif signifikan terhadap PEOU ( $\beta = -0,289$ ;  $f^2 = 0,189$ ). Menariknya, kecemasan terhadap AI memiliki profil yang berbeda dari kecemasan komputer konvensional. Berdasarkan data kualitatif tambahan yang dikumpulkan secara opsional ( $n = 87$  responden), kekhawatiran terbesar responden bukan pada kesulitan operasional, melainkan pada isu privasi data (67,8%), kekhawatiran plagiasi (54,3%), dan ketakutan kehilangan relevansi profesional (41,4%). Temuan ini sejalan dengan Zawacki-Richter et al. (2019) yang menemukan bahwa anxiety terhadap AI memiliki dimensi eksistensial dan etis yang perlu diatasi melalui kebijakan yang jelas, bukan sekadar pelatihan teknis.

Pengaruh Perceived Ease of Use terhadap Perceived Usefulness (H3) dan Behavioral Intention (H5). PEOU berpengaruh signifikan terhadap PU ( $\beta = 0,387$ ;  $f^2 = 0,214$ ) dan secara langsung terhadap BI ( $\beta = 0,214$ ;  $f^2 = 0,067$ ). Proposisi kausal PEOU → PU merupakan prediksi inti TAM yang telah dikonfirmasi secara konsisten dalam lebih dari 700 penelitian (King & He, 2006). Namun demikian, pengaruh langsung PEOU → BI yang relatif lebih kecil mengindikasikan bahwa kemudahan penggunaan saja tidak cukup memotivasi penggunaan AI jika manfaat yang dirasakan belum terbentuk dengan kuat. Artinya, program sosialisasi AI di sekolah harus secara paralel membangun literasi kemudahan sekaligus mendemonstrasikan manfaat konkret.

Pengaruh Perceived Usefulness terhadap Behavioral Intention (H4). PU merupakan determinan terkuat BI ( $\beta = 0,421$ ;  $f^2 = 0,312$ ). Temuan ini mengkonfirmasi proposisi inti TAM bahwa utilitas yang dipersepsikan adalah motivator utama adopsi teknologi. Dalam konteks

AI di sekolah, guru yang meyakini bahwa AI dapat menghemat waktu persiapan mengajar, memberikan diferensiasi instruksional, dan meningkatkan hasil belajar siswa akan memiliki niat penggunaan yang jauh lebih kuat. Hal ini mengimplikasikan bahwa demonstrasi use-case AI yang konkret, terukur, dan relevan dengan konteks kelas menjadi strategi sosialisasi yang paling efektif, lebih dari sekadar pelatihan teknis generik.

Pengaruh Subjective Norm terhadap Behavioral Intention (H6). Meski memiliki effect size terkecil ( $\beta = 0,178$ ;  $f^2 = 0,042$ ), SN terbukti berpengaruh signifikan terhadap BI. Temuan ini sejalan dengan penelitian Venkatesh dan Davis (2000) yang menemukan SN memiliki pengaruh yang lebih kuat pada tahap awal adopsi teknologi, terutama ketika pengalaman dengan teknologi masih terbatas. Fakta bahwa mayoritas responden (50%) memiliki pengalaman AI kurang dari satu tahun menjadikan peran SN lebih relevan. Implikasinya, penciptaan lingkungan sosial yang mendukung dan menormalisasi penggunaan AI — melalui kepemimpinan sekolah yang visibel, komunitas praktisi guru (teacher learning community), dan pengakuan terhadap praktik inovatif — merupakan strategi komplementer yang tidak dapat diabaikan.

## KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil menguji dan mengkonfirmasi extended Technology Acceptance Model untuk konteks penerimaan Artificial Intelligence di lingkungan sekolah menengah Indonesia. Seluruh enam hipotesis yang diajukan terbukti signifikan, menghasilkan beberapa kesimpulan penting.

Pertama, Computer Self-Efficacy merupakan faktor ekstrinsik paling berpengaruh terhadap persepsi kemudahan penggunaan AI ( $\beta = 0,512$ ;  $f^2 = 0,357$ ). Kedua, Anxiety terbukti menjadi penghalang signifikan dengan dimensi yang melampaui kecemasan teknis, mencakup kekhawatiran privasi dan profesional. Ketiga, Perceived Usefulness terbukti sebagai penentu utama niat perilaku ( $\beta = 0,421$ ), menegaskan bahwa demonstrasi manfaat konkret AI lebih efektif dari pendekatan teknis. Keempat, model yang dikembangkan mencapai daya penjas 67,3% terhadap variansi Behavioral Intention, jauh melampaui TAM dasar, membuktikan validitas konstruk tambahan CSE, ANX, dan SN dalam konteks AI pendidikan.

Implikasi praktis penelitian ini mencakup: (1) desain program pelatihan AI yang terintegrasi dengan peningkatan CSE dan mitigasi kecemasan secara bersamaan; (2) pengembangan kebijakan sekolah yang transparan mengenai etika penggunaan AI; (3) penyediaan infrastruktur AI yang user-friendly dan tidak mengintimidasi; dan (4) pembangunan komunitas praktisi untuk berbagi pengalaman nyata penggunaan AI dalam pembelajaran.

Keterbatasan penelitian dan saran untuk studi lanjutan perlu dikemukakan secara transparan. Keterbatasan utama meliputi: (1) cakupan geografis yang terbatas pada dua provinsi (DKI Jakarta dan Jawa Barat) sehingga representasi nasional belum optimal; (2) desain cross-sectional tidak dapat menangkap perubahan persepsi seiring bertambahnya pengalaman penggunaan AI; (3) variabel penelitian belum mencakup faktor kontekstual seperti mata pelajaran dan kebijakan sekolah spesifik; dan (4) data diri responden bergantung pada laporan mandiri yang rentan terhadap social desirability bias. Penelitian selanjutnya disarankan untuk: memperluas cakupan ke luar Pulau Jawa, menggunakan

desain longitudinal, mengeksplorasi efek moderasi pengalaman AI, dan mengintegrasikan konstruk Trust dan Perceived Risk yang relevan dengan penggunaan AI generatif.

#### **PERNYATAAN ETIKA PENELITIAN**

Penelitian ini telah mendapatkan persetujuan etik dari Komite Etik Penelitian Universitas Negeri Jakarta dengan Nomor Surat Keterangan Lolos Kaji Etik: No. 0087/UN39.14/KE/2024, tertanggal 20 Maret 2024. Seluruh responden telah diberikan penjelasan lengkap mengenai tujuan, prosedur, risiko, dan manfaat penelitian, serta menandatangani informed consent secara sukarela sebelum mengisi kuesioner. Keikutsertaan bersifat sukarela dan responden berhak mengundurkan diri kapan saja tanpa konsekuensi. Seluruh data responden dijaga kerahasiaannya, disimpan dalam server terenkripsi, dan hanya digunakan untuk kepentingan penelitian ini. Penelitian tidak melibatkan prosedur invasif, tidak menimbulkan risiko fisik maupun psikologis yang bermakna bagi responden, dan telah mempertimbangkan aspek keselamatan serta kesejahteraan seluruh partisipan.

#### **UCAPAN TERIMA KASIH**

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh kepala sekolah, guru, dan siswa dari 15 sekolah mitra di DKI Jakarta dan Jawa Barat yang telah berpartisipasi sebagai responden. Terima kasih juga kepada tim reviewer jurnal yang memberikan masukan konstruktif untuk penyempurnaan naskah. Penelitian ini dilaksanakan secara mandiri tanpa pendanaan dari lembaga eksternal, dan penulis menyatakan tidak terdapat konflik kepentingan dalam pelaksanaannya.

#### **DAFTAR PUSTAKA**

- [1] Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179–211. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-T](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T)
- [2] Alfalah, A. A. (2023). Factors influencing students' adoption and use of mobile learning management systems: A structural equation modeling approach. *International Journal of Information Management Data Insights*, 3(1), 100143. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2022.100143>
- [3] Alrawabdeh, W. (2022). The role of computer self-efficacy, computer anxiety, and perceived enjoyment in predicting university students' use of digital technologies. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 17(12), 112–129. <https://doi.org/10.3991/ijet.v17i12.30012>
- [4] Amara, S., Atia, L., & Belhaj-Ali, S. (2021). The impact of technology acceptance model factors on students' behavioral intention to use AI-based learning tools. *Education and Information Technologies*, 26(5), 5867–5890. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10568-w>
- [5] Baidoo-Anu, D., & Owusu Ansah, L. (2023). Education in the era of generative artificial intelligence (AI): Understanding the potential benefits of ChatGPT in promoting teaching and learning. *Journal of AI*, 7(1), 52–62. <https://doi.org/10.61969/jai.1337500>
- [6] Balitbangbuk. (2023). Survei nasional pemanfaatan teknologi digital dalam pembelajaran. Badan Penelitian dan Pengembangan dan Perbukuan,

Kemendikbudristek.

- [7] Bandura, A. (1986). *Social foundations of thought and action: A social cognitive theory*. Prentice-Hall.
- [8] Cheng, X. (2020). Challenges of 'learning as usual' with COVID-19: Considering changes in the approaches of EFL learners. *Frontiers in Education*, 5, Article 601048. <https://doi.org/10.3389/feduc.2020.601048>
- [9] Chua, S. L., Chen, D. T., & Wong, A. F. L. (1999). Computer anxiety and its correlates: A meta-analysis. *Computers in Human Behavior*, 15(5), 609–623. [https://doi.org/10.1016/S0747-5632\(99\)00039-4](https://doi.org/10.1016/S0747-5632(99)00039-4)
- [10] Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates.
- [11] Compeau, D. R., & Higgins, C. A. (1995). Computer self-efficacy: Development of a measure and initial test. *MIS Quarterly*, 19(2), 189–211. <https://doi.org/10.2307/249688>
- [12] Compeau, D., Higgins, C. A., & Huff, S. (1999). Social cognitive theory and individual reactions to computing technology: A longitudinal study. *MIS Quarterly*, 23(2), 145–158. <https://doi.org/10.2307/249749>
- [13] Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2018). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (5th ed.). SAGE Publications.
- [14] Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- [15] Davis, F. D., Bagozzi, R. P., & Warshaw, P. R. (1989). User acceptance of computer technology: A comparison of two theoretical models. *Management Science*, 35(8), 982–1003. <https://doi.org/10.1287/mnsc.35.8.982>
- [16] Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention and behavior: An introduction to theory and research*. Addison-Wesley.
- [17] Grand View Research. (2023). *Artificial intelligence in education market size report*. Grand View Research, Inc.
- [18] Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2–24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- [19] Holmes, W., Porayska-Pomsta, K., Holstein, K., Sutherland, E., Baker, T., Shum, S. B., Santos, O. C., Rodrigo, M. T., Cukurova, M., Bittencourt, I. I., & Koedinger, K. R. (2022). Ethics of AI in education: Towards a community-wide framework. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(2), 504–526. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00239-1>
- [20] Huang, A. Y. Q., Lu, O. H. T., Huang, J. C. H., Yin, C. J., & Yang, S. J. H. (2021). Predicting students' academic performance by using educational big data and learning analytics. *Interactive Learning Environments*, 29(2), 219–237. <https://doi.org/10.1080/10494820.2019.1636086>
- [21] Kasneci, E., Sessler, K., Kuchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Gunnemann, S., Hullermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., ... Kasneci, G. (2023).

- ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- [22] Kemendikbudristek. (2023). Laporan tahunan transformasi digital pendidikan 2023. Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia.
- [23] King, W. R., & He, J. (2006). A meta-analysis of the technology acceptance model. *Information and Management*, 43(6), 740–755. <https://doi.org/10.1016/j.im.2006.05.003>
- [24] Kurniawan, M. T., Hidayat, R., & Pratama, A. R. (2023). Digital competence framework for Indonesian teachers in the AI era: A systematic review. *Jurnal Pendidikan dan Kebudayaan*, 8(1), 87–105.
- [25] Lawshe, C. H. (1975). A quantitative approach to content validity. *Personnel Psychology*, 28(4), 563–575. <https://doi.org/10.1111/j.1744-6570.1975.tb01393.x>
- [26] Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M., & Forcier, L. B. (2016). *Intelligence unleashed: An argument for AI in education*. Pearson Education.
- [27] Rakhmat, D. A., & Syafrudin, U. (2023). Tantangan dan peluang implementasi kecerdasan buatan dalam sistem pendidikan Indonesia. *Jurnal Inovasi Teknologi Pendidikan*, 10(1), 45–62.
- [28] Russell, S. J., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson Education.
- [29] Scherer, R., Siddiq, F., & Tondeur, J. (2019). The technology acceptance model (TAM): A meta-analytic structural equation modeling approach to explaining teachers' adoption of digital technology in education. *Computers & Education*, 128, 13–35. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.09.009>
- [30] Syahrul, M., & Hermawati, N. (2022). Analisis penerimaan teknologi pembelajaran berbasis AI pada guru SMA di Indonesia: Perspektif TAM. *Jurnal Teknologi Pendidikan*, 24(2), 112–131.
- [31] Teo, T. (2011). Factors influencing teachers' intention to use technology: Model development and test. *Computers & Education*, 57(4), 2432–2440. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2011.06.008>
- [32] Venkatesh, V. (2000). Determinants of perceived ease of use: Integrating control, intrinsic motivation, and emotion into the technology acceptance model. *Information Systems Research*, 11(4), 342–365. <https://doi.org/10.1287/isre.11.4.342.11872>
- [33] Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, 46(2), 186–204. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>
- [34] 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. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- [35] Zawacki-Richter, O., Marin, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education: Where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), Article 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>

HALAMAN INI SENGAJA DIKOSONGKAN