

# Analisis Penerimaan AI Menggunakan *PLS-SEM* Dan Machine Learning Pada Guru SMA Negeri 1 Banjarharjo Brebes

<sup>1</sup>Dina Mariani, <sup>2</sup>Hari Tri Wibowo  
<sup>1</sup>Universitas Bima Sakapenta,  
email: haritriwibowo@ubisa.ac.id

## ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi penerimaan Artificial Intelligence (AI) pada guru SMA Negeri 1 Banjarharjo dengan menggunakan pendekatan *Technology Acceptance Model (TAM)* yang dikombinasikan dengan *PLS-SEM* dan *machine learning*. Konstruk yang diuji meliputi persepsi kemudahan, persepsi kegunaan, minat penggunaan AI, dan penggunaan AI. Metode penelitian menggunakan kuantitatif (kuesioner) dan dianalisis menggunakan *SmartPLS4* untuk menguji hubungan kausal antarkonstruksi, serta *Random Forest* dan *XGBoost* untuk mengevaluasi kemampuan prediktif dan mengidentifikasi *feature importance*. Sampel penelitian berjumlah 59 responden. Hasil *PLS-SEM* menunjukkan bahwa persepsi kemudahan tidak berpengaruh terhadap minat penggunaan AI dan berpengaruh terhadap penggunaan AI. Persepsi kegunaan berpengaruh terhadap minat penggunaan AI dan tidak berpengaruh terhadap minat penggunaan AI. Minat penggunaan AI tidak berpengaruh terhadap penggunaan AI. Analisis *machine learning* menunjukkan bahwa persepsi kegunaan merupakan prediktor dominan terhadap minat penggunaan, sedangkan persepsi kemudahan lebih dominan dalam memprediksi penggunaan AI. Model *Random Forest* menunjukkan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan *XGBoost*.

**Keyword:** Penerimaan AI, TAM, PLS-SEM, Machine Learning, Kuantitatif

## 1 PENDAHULUAN

Pendidikan, sebagai landasan bagi perkembangan sosial, kini mengalami perubahan digital yang signifikan melalui adopsi kecerdasan buatan (AI). Sejak tahun 1990-an, AI telah berkembang dari sistem dasar menjadi alat yang mendukung pembelajaran personal, bimbingan cerdas, penilaian otomatis, dan manajemen pendidikan (Zuo, 2025). Namun, dengan peran AI yang semakin besar dalam pendidikan K-12, guru diharapkan memiliki kompetensi yang memadai. Penelitian menunjukkan bahwa banyak pendidik masih kekurangan pengetahuan dan keterampilan yang diperlukan untuk mengajarkan AI secara efektif (Yue et al., 2024).

Dengan adanya perkembangan AI pada pendidikan dan masih ada beberapa kendala yang masih dihadapi guru dalam menggunakan AI, maka penelitian ini akan menganalisis penerimaan AI pada guru SMA Negeri 1 Banjarharjo Brebes dengan menggunakan Teori *Technology Acceptance Model (TAM)*. Penelitian yang menggunakan TAM mengenai penerimaan AI pada guru telah dilakukan oleh Kong et al. (2024) menggunakan pendekatan kuantitatif dan data dianalisis menggunakan SEM, Ching & Jamaludin (2025) menggunakan pendekatan kualitatif (literature review), Alasgarova & Rzyayev (2025) menggunakan pendekatan kualitatif triangulation (diskusi group dan wawancara), dan Darayseh (2023) menggunakan metode deskriptif.

Berbeda dengan penelitian terdahulu, penelitian ini masih terbatas dilakukan. Penelitian ini akan menganalisis penerimaan AI menggunakan teori TAM, pada guru menggunakan PLS-SEM dan machine learning. Richter & Tudoran (2024) merekomendasikan menguji riset bisnis

dengan mengkombinasikan PLS-SEM dan machine learning, yang berkontribusi pada pembuatan teori dalam penelitian bisnis dengan memanfaatkan kemampuan kausal-prediktif dan kausal-eksploratif dari kedua metode tersebut. Integrasi kedua metode ini memungkinkan analisis yang lebih mendalam dan prediksi yang lebih kuat dalam berbagai bidang, termasuk ilmu sosial (Tunca, 2025). Objek penelitian ini di SMA Negeri 1 Banjarharjo, berdasarkan data survei awal masih terdapat beberapa guru belum pernah menggunakan AI dalam pekerjaannya.

## 2 METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan menyebarkan kuesioner kepada para guru di SMA Negeri 1 Banjarharjo. Survei dilakukan secara daring melalui Google Form. Teknik pengumpulan data menggunakan total sampling. Seluruh guru di SMA Negeri 1 Banjarharjo Brebes menjadi sampel dalam penelitian ini. Jumlah indikator dalam konstruk digunakan untuk menentukan ukuran sampel. Ukuran sampel dihitung dengan mengalikan lima hingga sepuluh kali (Hair et al., 2016). Dalam penelitian ini, terdapat 12 indikator, sehingga ukuran sampel minimum yang diperlukan adalah  $4 \times 12 = 48$ . Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan 59 sampel (diatas minimal 48 sampel yang disarankan).

Penelitian ini menganalisis data menggunakan dua metode utama, yaitu *Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* dan *Machine Learning*. Dalam analisis PLS-SEM, menggunakan *SmartPLS 4*, untuk mengevaluasi validitas dan reliabilitas konstruk, menguji hubungan antar variabel melalui koefisien jalur, serta menilai kemampuan prediktif model (*R-square* dan *PLSpredict*) (Hair et al., 2019;

Shmueli et al., 2019). Sementara itu, pendekatan Machine Learning diterapkan untuk meningkatkan kemampuan prediksi model dengan menggunakan teknik klasifikasi atau regresi. Kinerja dievaluasi menggunakan metrik seperti RMSE dan analisis feature importance dilakukan untuk mengidentifikasi variabel yang paling berpengaruh dalam model prediksi (Géron, 2022; James et al., 2021).

Dengan mempertimbangkan ukuran sampel yang relatif kecil (N=59), penggunaan machine learning dalam studi ini difokuskan pada analisis prediktif eksploratif yang bertujuan untuk mengidentifikasi pola prediksi awal, bukan sebagai model prediktif akhir yang dapat diterapkan secara luas (Géron, 2022; Shmueli, 2010). Pendekatan ini melengkapi analisis konfirmatori yang berbasis pada TAM dengan memberikan penilaian terhadap kemampuan prediktif dari model tersebut.

Dalam studi ini, definisi operasional dan indikator diambil dari penelitian terdahulu, yang disesuaikan dengan konteks penerimaan AI. Para peneliti menerapkan Skala Likert 6 poin, mulai dari "sangat tidak setuju" pada poin 1 hingga "sangat setuju" pada poin 6. Tabel 1 menjelaskan definisi operasional dan indikator tersebut secara rinci.

Tabel 1 Definisi operasional operasional dan Indikator

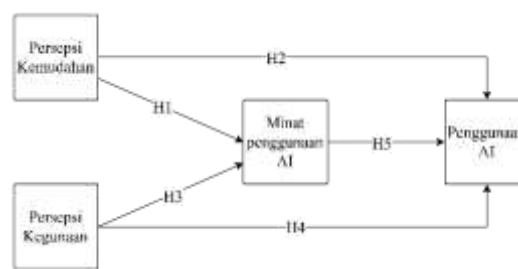
Konstruk	Definisi	Kode	Instrumen	Referensi
Persepsi kemudahan	Persepsi kemudahan artinya sejauh mana guru meyakini bahwa menggunakan AI mudah digunakan.	PKM 1	AI mudah dipahami	(Belmonte et al., 2024; Natasia et al., 2021; Ng et al., 2024; Sharma et al., 2024; Villaceran & Himang, 2025)
		PKM 3	Cepat terampil menggunakan AI	
		PKM 4	Secara keseluruhan, AI mudah digunakan	
Persepsi kegunaan	Persepsi kegunaan menggambarkan tingkat keyakinan guru bahwa AI tersebut mampu meningkatkan kinerja.	PKG1	Penggunaan AI dapat meningkatkan kinerja	(Belmonte et al., 2024; Natasia et al., 2021; Ng et al., 2024; Sharma et al., 2024; Villaceran & Himang, 2025)
		PKG2	Penggunaan AI membantu menyelesaikan tugas mengajar dan administrasi dengan cepat	
		PKG3	Penggunaan AI membantu bekerja lebih efektif	
		PKG4	Penggunaan AI meningkatkan produktivitas kerja	
Minat penggunaan AI	kecenderungan guru untuk terus menggunakan AI	MP1	Niat untuk menggunakan AI di masa	(Belmonte et al., 2024; Natasia et al., 2021; Sharma et al., 2024; Villaceran & Himang, 2025)
		MP2	Saya bersedia merekomendasikan penggunaan AI kepada rekan	
		MP3	Lebih memilih menggunakan AI dibandingkan cara manual	
Penggunaan AI	Penggunaan nyata atau kondisi nyata penggunaan AI	P1	Rutin menggunakan AI	(Davis, 1989; Venkatesh et al., 2003; Venkatesh & Davis, 2000)
		P2	Saya menggunakan AI untuk mendukung	

		pekerjaan saya sebagai guru.	
--	--	------------------------------	--

Sumber: Data Diolah (2026)

### 2.1 Model Penelitian

Berdasarkan pengembangan hipotesis yang sudah dijelaskan, maka model penelitian ini, sebagai berikut:



Gambar 1. Model Penerimaan AI Pada Guru

## 3 HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Hasil

Hasil penelitian ini diawali dengan menguji menggunakan SmartPLS 4, yaitu deskripsi responde, uji validitas dan reliabilitas, PLSpredict, R-square, dan uji hipotesis. Selanjutnya dilakukan uji menggunakan machine learning.

#### a) Deskripsi Responden

Tabel 2 menjelaskan kelompok usia responden dalam penelitian ini, sebagai berikut:

Tabel 3. Kelompok Usia Responden

Kelompok Usia (Tahun)	Jumlah
< 20	0
20-30	7
30-40	27
40-50	12
50-60	12
>60	1
<b>Total</b>	<b>59</b>

Sumber: Data Diolah (2026)

Tabel 2 menjelaskan bahwa kelompok responden dengan usia <20 tahun sebanyak 0 (0%), 20-30 tahun sebanyak 7 (11,9%), 30-40 tahun sebanyak 27 (45,8%), 40-50 tahun sebanyak 12 (20,3%), 50-60 tahun sebanyak 12 (20,3%), dan >60 tahun sebanyak 1 (1,7%).

Tabel 3 menjelaskan frekuensi penggunaan AI responden dalam penelitian ini, sebagai berikut:

Tabel 3. Frekuensi Penggunaan AI Responden

Frekuensi	Jumlah
Belum Pernah	12
1	8
2 s/d 4	14
> 8	16
4 s/d 8	9
<b>Total</b>	<b>59</b>

Sumber: Data Diolah (2026)

Tabel 3 menjelaskan bahwa frekuensi penggunaan AI responden yang belum pernah menggunakan AI sebanyak 12 (20,3%), 1 kali sebanyak 8 (13,6%), 2 s/d 4 sebanyak 14 (23,7%), >8 sebanyak 16 (27,1%), dan 4 s/d 8 sebanyak 9

(15,3%).

*b) Uji Validitas dan Uji Reliabilitas*

Keandalan setiap item dievaluasi berdasarkan nilai loading item. Nilai Loading melebihi ambang batas 0,708 (Hair et al., 2016, 2019). Validitas diuji melalui validitas konvergen. Kriteria validitas konvergen dianggap terpenuhi jika AVE melebihi 0,50 (Hair et al., 2016, 2019). Tabel 4 memperlihatkan hasil dari pengujian validitas konvergen tersebut.

Tabel 4. Loading Item dan AVE

Konstruk	Indikator	Loading	AVE
Minat Penggunaan AI	MP1	0,948	0,888
	MP2	0,962	
	MP3	0,917	
Penggunaan AI	P1	0,954	0,915
	P2	0,959	
Persepsi Kemudahan	PKM1	0,858	0,704
	PKM2	0,778	
	PKM3	0,879	
Persepsi Kegunaan	PKG1	0,920	0,882
	PKG2	0,942	
	PKG3	0,958	
	PKG4	0,936	

Sumber: Data diolah (2026)

Berdasarkan Tabel 4, seluruh indikator dalam penelitian ini memenuhi nilai Loading minimum yang direkomendasikan sebesar 0,708. Kemudian nilai AVE untuk semua konstruk, memiliki nilai AVE di atas 0,50. Dengan demikian, seluruh indikator dalam penelitian ini valid.

Selain uji validitas konvergen, validitas juga dapat dievaluasi melalui uji diskriminan dengan menggunakan Rasio Heterotrait-Monotrait (HTMT). HTMT adalah rata-rata korelasi item dari semua konstruk dibandingkan dengan rata-rata geometrik dari korelasi item yang mengukur konstruk yang sama (Hair et al., 2016). HTMT memiliki tingkat sensitivitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode uji validitas diskriminan tradisional seperti Kriteria Fornell-Larcker dan Cross Loadings (Henseler et al., 2015). Validitas diskriminan dapat menjadi masalah ketika nilai HTMT tinggi. Penilaian HTMT dapat dilakukan dengan menggunakan kriteria konservatif HTMT85 (nilai HTMT di bawah 0,85) dan kriteria inferensi HTMT (seluruh batas atas interval kepercayaan di bawah 1) (Hair et al., 2016; Henseler et al., 2015).

Tabel 5. Composite Reliability (CR), Heterotrait-Monotrait Ratio, R-Square.

Konstruk	CR	MP	P	PKM	PKG
MP	0,960				
P	0,956	0,532			
PKM	0,877	0,442	0,825		
PKG	0,968	0,720	0,681	0,670	
R-Square		0,446	0,560		

Sumber: Data Diolah (2026)

Tabel 5 menjelaskan seluruh nilai HTMT tertinggi 0,825, sehingga dapat dikatakan indikaator dalam penelitian ini valid (lolos uji diskriminan)

Reliabilitas dapat diuji dengan menilai composite reliability (CR). Nilai CR harus lebih dari 0,70 sebagai batas minimum (Hair et al., 2016). Tabel 3 memberikan rincian nilai CR, menunjukkan bahwa semua konstruk memiliki nilai CR terendah 0,87, yang menunjukkan bahwa indikator dalam penelitian ini adalah reliabel.

*c) PLSpredict*

Evaluasi relevansi prediktif dilakukan menggunakan prosedur PLSpredict dengan teknik k-fold cross-validation. Penilaian dilakukan dengan mengevaluasi nilai Q<sup>2</sup>\_predict, serta membandingkan nilai RMSE antara model PLS-SEM dan linear model (LM) benchmark. Model dinyatakan memiliki relevansi prediktif apabila Q<sup>2</sup>\_predict > 0 dan memiliki daya prediksi yang baik apabila nilai kesalahan prediksi PLS lebih rendah dibandingkan LM (Shmueli et al., 2019).

Tabel 6. Hasil PLSPredict

Indikator	Q <sup>2</sup> predict	PLS-SEM_RMSE	PLS-SEM_MAE	LM_RMSE	LM_MAE
MP1	0,387	0,79	0,494	0,799	0,505
MP2	0,385	0,701	0,446	0,746	0,472
MP3	0,337	0,781	0,568	0,857	0,621
P1	0,306	0,953	0,678	1,109	0,737
P2	0,341	0,843	0,509	0,995	0,585

Sumber: Data Diolah (2026)

Tabel 6 menjelaskan bahwa nilai Q<sup>2</sup>predict indikator pada konstruk utama >, nilai PLS-SEM RMSE > PLS-SEM MAE, dan LM\_RMSE > LM\_MAE, dengan demikian tingkat prediksi tinggi.

*d) R-Square*

Tabel 5 menunjukkan bahwa nilai R-square untuk minat penggunaan AI adalah 0,446 dan penggunaan AI adalah 0,560. Hasil ini mengindikasikan bahwa setiap konstruk prediktor dapat menjelaskan minat penggunaan AI sebesar 44,6% dan penggunaan AI 56%.

*e) Uji Hipotesis*

Hasil uji hipotesis dapat dilihat pada Tabel 7, berikut ini:

Tabel 7. Uji Hipotesis

Hipotesis	Hubungan	Path Coefficient	t statistic	p Value	Hasil
H1	PKM => MP	-0,027	0,243	0,808	Ditolak
H2	PKM => P	0,528	2,249	0,025	Diterima
H3	PKG => MP	0,698	5,448	0,000	Diterima
H4	PKG => P	0,226	0,915	0,360	Ditolak
H5	MP => P	0,126	0,775	0,438	Ditolak

Sumber: Data Diolah (2026)

Tabel 7 menjelaskan bahwa persepsi kemudahan todak

berpengaruh terhadap minat penggunaan AI (H1), persepsi kemudahan berpengaruh terhadap penggunaan AI (H2), persepsi kegunaan berpengaruh terhadap minat penggunaan AI (H3), dan persepsi kegunaan dan minat penggunaan AI tidak berpengaruh terhadap penggunaan.

#### f) Machine Learning

Studi sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma ensemble seperti Random Forest (Breiman, 2001) dan XGBoost (Chen & Guestrin, 2016) sangat efektif dalam memodelkan hubungan non-linear dan memberikan estimasi mengenai pentingnya fitur. Dalam ranah sistem informasi, pendekatan prediktif ini semakin sering diterapkan untuk melengkapi analisis konfirmatori dalam penelitian adopsi teknologi (Shmueli, 2010). Semakin besar nilai  $R^2$ , semakin efektif model dalam menggambarkan variasi data (Hastie et al., 2009; James et al., 2013). RMSE yang lebih kecil mengindikasikan bahwa prediksi model semakin akurat mendekati nilai sebenarnya (Bishop, 2006).

Tabel. 8 Prediksi Minat Penggunaan AI

Algoritma ML	R-square ( $R^2$ )	RMSE
Random Forest	0,25	0,64
XGBoost	0,18	0,67

Sumber: Data diolah (2026)

Tabel 8 menjelaskan bahwa nilai  $R^2$  Random forest lebih tinggi daripada (0.252 > 0.18) dan RMSE Random forest lebih rendah daripada XGBoost (0.639 < 0.670) Nilai  $R^2 = 0.252$ , yang artinya bahwa Random forest memprediksi lebih baik daripada XGBoost. Model mampu menjelaskan sekitar 25,2% konstruk minat penggunaan AI.

Tabel. 9 Prediksi Penggunaan AI

Algoritma ML	R-square	RMSE
Random Forest	-0,18	0,68
XGBoost	-0,47	0,76

Sumber: Data diolah (2026)

Tabel 9 menjelaskan bahwa nilai  $R^2$  Random forest lebih tinggi daripada (-0,18 > -0,47) dan RMSE Random forest lebih rendah daripada XGBoost (0.68 < 0.76), yang artinya bahwa Random forest memprediksi lebih baik daripada XGBoost. Akan tetapi, performa prediksi penggunaan AI menunjukkan nilai  $R^2$  negatif pada kedua algoritma. Hal ini mengindikasikan bahwa model belum mampu memprediksi penggunaan AI secara optimal.

Tabel 10. Feature Importance

Konstruk	MP	P
PKM	0,22	0,39
PKG	0,78	0,28
MP		0,33

Sumber: Data diolah (2026)

Analisis feature importance menunjukkan bahwa persepsi kegunaan merupakan prediktor paling dominan (PKG:0,78

>MP:0,22) dan persepsi kemudahan memiliki kontribusi relatif lebih besar dibandingkan variabel lainnya dalam mempengaruhi penggunaan AI.

## 4.2 Pembahasan

Pembahasan adalah mendeskripsikan lebih mendalam atas fenomena data hasil yang disajikan, selain itu juga mengkaitkannya dengan publikasi (artikel jurnal) yang relevan yang sudah ada sebelumnya dan kemudian memaknai dan mengarah pada suatu simpulan atas temuan yang dipaparkan.

### a) Persepsi Kemudahan Terhadap Minat Penggunaan AI

Analisis menggunakan PLS-SEM menunjukkan bahwa persepsi kemudahan tidak berpengaruh signifikan terhadap minat guru di SMA Negeri 1 Banjarharjo Brebes dalam memanfaatkan Artificial Intelligence (AI) yang mengindikasikan bahwa tingkat kemudahan penggunaan AI bukan menjadi faktor utama dalam membentuk minat penggunaan AI (H1 ditolak). Analisis machine learning menggunakan feature importance menjelaskan bahwa persepsi kemudahan memiliki predictor lebih kecil terhadap minat penggunaan AI daripada konstruk lain, seperti persepsi kegunaan.

TAM menjelaskan bahwa persepsi kemudahan seharusnya memengaruhi minat penggunaan baik secara langsung maupun melalui persepsi kegunaan (Davis, 1989), perkembangan riset mutakhir menunjukkan bahwa pada pengguna dengan literasi digital yang memadai, pengaruh tersebut cenderung melemah karena pengguna lebih berorientasi pada manfaat strategis dibandingkan aspek teknis. Dalam konteks organisasi, minat penggunaan lebih dipengaruhi oleh performance expectancy dibandingkan effort expectancy (Venkatesh et al., 2003). Dalam konteks guru, pertimbangan utama kemungkinan terletak pada sejauh mana AI mampu meningkatkan efektivitas pembelajaran, mempercepat penyusunan materi, dan mendukung evaluasi siswa, bukan sekadar kemudahan operasional. Selain itu, ketika responden telah terbiasa menggunakan berbagai platform digital, variabel kemudahan cenderung memiliki variasi rendah.

Persepsi kemudahan tidak berperan penting dalam memprediksi minat penggunaan (Cervantes & Navarro, 2025). Penelitian yang dilakukan pada guru matematika juga menemukan bahwa persepsi kemudahan tidak secara langsung mempengaruhi minat penggunaan, melainkan melalui manfaat atau kepercayaan sebagai mediator (Lin et al., 2025). Temuan ini menegaskan bahwa dalam konteks AI modern, faktor manfaat dan relevansi lebih menentukan niat penggunaan dibandingkan sekadar kemudahan teknis.

### b) Persepsi Kemudahan Terhadap Penggunaan AI

Hasil analisis PLS-SEM menunjukkan bahwa persepsi kemudahan berpengaruh signifikan terhadap penggunaan Artificial Intelligence (AI) pada guru SMA Negeri 1 Banjarharjo Brebes (H2 diterima). Analisis machine learning menggunakan feature importance menjelaskan bahwa persepsi kemudahan memiliki predictor lebih besar terhadap penggunaan AI daripada konstruk lain, seperti persepsi

kegunaan dan minat penggunaan AI.

Temuan ini mengindikasikan bahwa semakin mudah AI dipahami dan dioperasikan, maka semakin tinggi tingkat penggunaan AI. Secara teoritis, hasil ini sejalan dengan TAM, yang menyatakan bahwa persepsi kemudahan dapat memengaruhi perilaku penggunaan baik secara langsung maupun tidak langsung (Davis, 1989). Selain itu, Konsep effort expectancy juga dijelaskan berkontribusi terhadap perilaku penggunaan teknologi, khususnya ketika pengguna merasakan bahwa sistem tidak memerlukan usaha yang besar untuk dioperasikan (Venkatesh et al., 2003). Dalam konteks guru, kemudahan penggunaan AI, seperti antarmuka yang sederhana, akses yang cepat, dan fitur yang mudah dipahami, mendorong mereka untuk lebih percaya diri serta konsisten memanfaatkan AI dalam penyusunan materi, evaluasi pembelajaran, dan administrasi akademik. Temuan ini menegaskan pentingnya desain sistem AI yang user-friendly sebagai strategi peningkatan adopsi teknologi di lingkungan sekolah.

Studi mengenai adopsi chatbot AI mengungkapkan bahwa persepsi kemudahan secara signifikan memengaruhi niat untuk mengadopsi teknologi dan penggunaan AI sebagai sumber informasi akademik bagi mahasiswa (Salsabilla Wijayanti et al., 2025). Selain itu, persepsi kemudahan secara signifikan mempengaruhi sikap dan niat penggunaan AI terhadap penggunaan aktual sistem berbasis AI (Li, 2023). Persepsi kemudahan menjelaskan adopsi teknologi Pendidikan (Chen et al., 2025). Temuan-temuan ini memberikan bukti empiris bahwa tingkat kemudahan penggunaan teknologi seperti AI dapat menjadi prediktor signifikan dari penggunaan AI dalam konteks pendidikan.

#### c) *Persepsi Kegunaan Terhadap Minat Penggunaan AI*

Hasil analisis PLS-SEM menunjukkan bahwa persepsi kegunaan memiliki dampak positif dan signifikan terhadap minat guru SMA Negeri 1 Banjarharjo Brebes dalam memanfaatkan Artificial Intelligence (AI) (H3 diterima). Analisis machine learning menggunakan feature importance menjelaskan bahwa persepsi kegunaan memiliki predictor lebih besar terhadap minat penggunaan AI daripada konstruk lain, seperti persepsi kemudahan.

Temuan ini mengindikasikan bahwa semakin besar keyakinan guru bahwa AI dapat meningkatkan kinerja, efektivitas pembelajaran, dan efisiensi tugas profesional, semakin tinggi pula keinginan mereka untuk mengadopsinya. Secara teoritis, TAM, yang menegaskan bahwa persepsi kegunaan adalah determinan utama niat perilaku untuk menggunakan teknologi (Davis, 1989). Selain itu, konsep performance expectancy, yang sepadan dengan persepsi kegunaan juga terbukti memiliki pengaruh signifikan terhadap minat penggunaan teknologi (Venkatesh et al., 2003). Oleh karena itu, dalam konteks guru, manfaat nyata AI dalam meningkatkan kualitas pembelajaran menjadi faktor kunci yang mendorong minat penggunaan.

Studi yang meneliti adopsi alat AI dalam pembelajaran Technical English menemukan bahwa persepsi kegunaan

secara signifikan memengaruhi niat perilaku untuk menggunakan alat AI. Selain itu, persepsi kegunaan secara signifikan mempengaruhi niat perilaku untuk menggunakan teknologi, sesuai dengan asumsi utama dalam TAM yang menyatakan bahwa pengguna lebih cenderung menggunakan teknologi jika mereka percaya bahwa teknologi tersebut membantu mereka mencapai tujuan (Hasri & Miranda, 2025). Temuan-temuan ini memberikan bukti empiris bahwa persepsi kegunaan adalah prediktor penting dari minat penggunaan teknologi, termasuk AI dalam konteks pendidikan.

#### d) *Persepsi Kegunaan Terhadap Penggunaan AI*

Hasil analisis PLS-SEM menunjukkan bahwa persepsi kegunaan tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap penggunaan Artificial Intelligence (AI) di kalangan guru SMA Negeri 1 Banjarharjo Brebes (H4 ditolak). Analisis machine learning menggunakan feature importance menjelaskan bahwa persepsi kegunaan memiliki predictor lebih kecil terhadap penggunaan AI daripada konstruk lain, seperti persepsi kemudahan dan minat penggunaan AI.

Ini mengindikasikan bahwa meskipun para guru menganggap AI sebagai teknologi yang bermanfaat, hal tersebut tidak secara langsung mendorong penggunaannya AI. Temuan ini menyoroti bahwa keyakinan terhadap manfaat tidak selalu diikuti oleh penerapan nyata dalam pembelajaran. TAM menyatakan bahwa persepsi kegunaan mempengaruhi minat untuk menggunakan dan secara tidak langsung mempengaruhi perilaku penggunaan melalui minat tersebut (Davis et al., 1989). Selain itu, penggunaan aktual juga dipengaruhi oleh faktor lain seperti kondisi pendukung. Meskipun manfaatnya dirasakan tinggi, tapi keterbatasan infrastruktur, waktu, atau kebijakan sekolah dapat menghambat penerapan AI secara langsung dalam kegiatan pembelajaran.

Persepsi kegunaan dan kemudahan penggunaan mempengaruhi sikap terhadap penggunaan, namun kemudahan penggunaan tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap penggunaan aktual, sementara pengaruh kegunaan terhadap penggunaan aktual juga terjadi melalui sikap (Husna et al., 2025). Penelitian lain mengenai e-learning di Universitas Airlangga mengungkapkan bahwa persepsi kegunaan tidak secara langsung mempengaruhi penggunaan e-learning, meskipun variabel ini tetap penting dalam memengaruhi niat dan sikap yang kemudian berdampak pada penggunaan actual (Rahmawati & Narsa, 2019). Temuan-temuan ini menyiratkan bahwa dalam beberapa konteks, manfaat teknologi yang dirasakan belum cukup untuk mendorong penggunaan AI.

#### e) *Minat Penggunaan AI Terhadap Penggunaan AI*

Hasil analisis PLS-SEM menunjukkan bahwa minat guru di SMA Negeri 1 Banjarharjo Brebes terhadap penggunaan Artificial Intelligence (AI) tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap penerapan AI secara nyata (H5 ditolak). Analisis machine learning menggunakan feature importance menjelaskan bahwa persepsi kegunaan memiliki predictor

lebih kecil terhadap penggunaan AI daripada konstruk lain, seperti persepsi kemudahan, meskipun sedikit lebih tinggi daripada persepsi kegunaan.

Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun para guru memiliki niat atau ketertarikan untuk menggunakan AI, hal ini belum tentu tercermin dalam praktik di kelas. Secara teoritis, TAM menyatakan bahwa minat berperilaku seharusnya menjadi prediktor utama penggunaan actual (Davis, 1989). Namun, dalam konteks penerapan teknologi di institusi pendidikan, hubungan ini dapat melemah jika terdapat hambatan eksternal seperti keterbatasan infrastruktur, kurangnya dukungan kebijakan dari sekolah, keterbatasan waktu, atau minimnya pelatihan teknis.

Persepsi kemudahan dan persepsi kegunaan tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap penggunaan aktual, sementara pengaruh sosial menjadi faktor penentu, sehingga niat untuk menggunakan teknologi tidak otomatis beralih menjadi penggunaan actual (Wibowo et al., 2017). Pengaruh persepsi kegunaan terhadap penggunaan aktual tidak signifikan meskipun berpengaruh terhadap minat untuk menggunakan (Jeyaraj, 2021).

#### f) Machine Learning

Pendekatan machine learning memberikan tiga kontribusi tambahan terhadap analisis TAM. Pertama, estimasi feature importance memungkinkan identifikasi variabel yang paling dominan secara prediktif (Breiman, 2001). Kedua, algoritma berbasis pohon mampu menangkap hubungan non-linear dan interaksi kompleks antar konstruk (Chen & Guestrin, 2016). Ketiga, evaluasi komparatif antar algoritma melalui metrik prediksi seperti  $R^2$  dan RMSE memungkinkan penilaian kemampuan generalisasi model (James et al., 2021) (James et al., 2021), sehingga melengkapi pendekatan eksplanatori dalam penelitian sistem informasi (Shmueli, 2010).

## 5. KESIMPULAN

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa persepsi kegunaan menjadi determinan utama dalam membentuk minat penggunaan Artificial Intelligence (AI), sementara persepsi kemudahan lebih berperan dalam mendorong penggunaan AI secara langsung. Temuan PLS-SEM mengindikasikan bahwa tidak semua hubungan dalam model TAM terkonfirmasi secara signifikan, khususnya pengaruh persepsi kemudahan terhadap minat serta pengaruh minat terhadap penggunaan aktual.

Analisis machine learning memperkuat sekaligus memperkaya hasil tersebut dengan menunjukkan dominasi prediktor melalui feature importance, di mana persepsi kegunaan lebih dominan dalam memprediksi minat, sedangkan persepsi kemudahan lebih dominan dalam memprediksi penggunaan AI. Pendekatan ini juga mengungkap kemampuan model dalam menangkap pola non-linear serta membandingkan performa algoritma secara prediktif melalui  $R^2$  dan RMSE, sehingga memberikan perspektif eksploratori tambahan terhadap model eksplanatori

berbasis TAM. Dengan demikian, integrasi PLS-SEM dan machine learning memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai faktor-faktor yang memengaruhi adopsi AI di lingkungan pendidikan, baik dari sisi signifikansi teoritis maupun kekuatan prediktif empiris.

Keterbatasan penelitian ini, sampel dalam penelitian ini dalam lingkup guru SMA Negeri 1 Banjarharjo Brebes, sehingga perlu diuji lebih lanjut dengan sampel guru yang lebih luas. Kemudian penelitian ini masih terbatas menggunakan teori TAM. Saran penelitian selanjutnya dapat memperluas sampel penelitian guru yang lebih luas, bukan hanya di SMA N1 Banjarharjo Brebes saja dan dapat menambahkan teori Information System Success Model (ISSM) dan Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT).

## DAFTAR PUSTAKA

- Alasgarova, R., & Rzayev, J. (2025). The Implications of Artificial Intelligence for Teacher Agency and Teacher-Student Relationships through the Technology Acceptance Model. *International Journal of Technology in Education and Science*, 9(3), 450–473. <https://doi.org/10.46328/ijtes.645>
- Belmonte, Z. J. A., Prasetyo, Y. T., Cahigas, M. M. L., Nadlifatin, R., & Gumasing, M. J. J. (2024). Factors influencing the intention to use e-wallet among generation Z and millennials in the Philippines: An extended technology acceptance model (TAM) approach. *Acta Psychologica*, 250. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2024.104526>
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition And Machine Learning*. Springer.
- Breiman, L. (2001). *Random Forests* (Vol. 45).
- Cervantes, J., & Navarro, E. (2025). Business Students' Perceptions of AI in Higher Education: An Analysis Using the Technology Acceptance Model. *Journal of Interdisciplinary Perspectives*, 3(6). <https://doi.org/10.69569/jip.2025.194>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 13-17-August-2016*, 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- Chen, X., Jiang, L., Zhou, Z., & Li, D. (2025). Impact of perceived ease of use and perceived usefulness of humanoid robots on students' intention to use. *Acta Psychologica*, 258. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2025.105217>
- Ching, K. W., & Jamaludin, K. A. (2025). Understanding School Teachers' Acceptance of AI in Education: Insights from the Technology Acceptance Model (TAM). *International Journal of Academic Research in Progressive Education and Development*, 14(3). <https://doi.org/10.6007/ijarped/v14-i3/25196>
- Darayseh, A. Al. (2023). Acceptance of artificial intelligence in teaching science: Science teachers' perspective. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100132>
- 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>

- 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>
- Fauzan, M., Arisandy, D., Putra Sembiring, E., Wijaya, H. A., & Yusuf, M. (2025). Behavioral Intention Analysis of AI Use in Academic Writing: Implementing the UTAUT Model among English Education Students in Jambi. *Indonesian Educational Administration and Leadership Journal*, 07, 2. <https://doi.org/10.22437/ideal.v7i2.51029>
- Géron, A. (2022). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow* (3rd ed.). O'Reilly Media, Incorporated.
- Gupta, K. P. (2024). Understanding teachers' intentions and use of AI tools for research. *Journal of E-Learning and Knowledge Society*, 20(2), 13–25. <https://doi.org/10.20368/1971-8829/1135969>
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2016). A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). *SAGE Publications Ltd.*
- 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>
- Hasri, R. A., & Miranda, E. (2025). Analyzing ChatGPT's Impact on Graduates' Communication, Collaboration, and Logical Thinking Skills Using an Extended Technology Acceptance Model. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 6(4), 2207–2222. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.4.4688>
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. H. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction* (2nd ed.). Springer.
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115–135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Husna, N. L., Cahyaningsih, S., & Kumar, A. M. (2025). Pengaruh Perceived Usefulness Dan Perceived Ease Of Use Terhadap Actual Usage Melalui Attitude Toward Using Dalam Digitalisasi Sistem Perpajakan Umkm. *Jurnal Ilmiah Fokus Ekonomi, Manajemen, Bisnis Dan Akuntansi*, 4(2), 257–274.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An Introduction to Statistical Learning*. Springer.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An Introduction to Statistical Learning* (2nd ed.). Springer.
- Jasin, M. (2022). The effect of perceived ease of use on behavior intention through perceived enjoyment as an intervening variable on digital payment in the digital era. *Journal of Industrial Engineering & Management Research*, 3(5), 127–133. <https://doi.org/10.7777/jiemar>
- Jeyaraj, A. (2021). Rethinking the intention to behavior link in information technology use: Critical review and research directions. *International Journal of Information Management*, 59, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102345>
- Kong, S. C., Yang, Y., & Hou, C. (2024). Examining teachers' behavioural intention of using generative artificial intelligence tools for teaching and learning based on the extended technology acceptance model. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 7. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100328>
- Li, K. (2023). Determinants of College Students' Actual Use of AI-Based Systems: An Extension of the Technology Acceptance Model. *Sustainability (Switzerland)*, 15(6). <https://doi.org/10.3390/su15065221>
- Lin, T., Zhang, J., & Xiong, B. (2025). Effects of Technology Perceptions, Teacher Beliefs, and AI Literacy on AI Technology Adoption in Sustainable Mathematics Education. *Sustainability (Switzerland)*, 17(8). <https://doi.org/10.3390/su17083698>
- Natasia, S. R., Wiranti, Y. T., & Parastika, A. (2021). Acceptance analysis of NUADU as e-learning platform using the Technology Acceptance Model (TAM) approach. *Procedia Computer Science*, 197, 512–520. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.12.168>
- Ng, L., Osborne, S., Eley, R., Tuckett, A., & Walker, J. (2024). Exploring nursing students' perceptions on usefulness, ease of use, and acceptability of using a simulated Electronic Medical Record: A descriptive study. *Collegian*, 31(2), 120–127. <https://doi.org/10.1016/j.colegn.2023.12.006>
- Park, J. H., Lee, C. W., & Do, C. (2025). Examining Users' Acceptance Intention of Health Applications Based on the Technology Acceptance Model. *Healthcare*, 13(6), 596. <https://doi.org/10.3390/healthcare13060596>
- Rahmawati, R. N., & Narsa, I. M. (2019). Penggunaan e-learning dengan Technology Acceptance Model (TAM). *Jurnal Inovasi Teknologi Pendidikan*, 6(2), 127–136. <https://doi.org/10.21831/jitp.v6i2.26232>
- Richter, N. F., & Tudoran, A. A. (2024). Elevating theoretical insight and predictive accuracy in business research: Combining PLS-SEM and selected machine learning algorithms. *Journal of Business Research*, 173. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114453>
- Runge, I., Hebib, F., & Lazarides, R. (2025). Acceptance of Pre-Service Teachers Towards Artificial Intelligence (AI): The Role of AI-Related Teacher Training Courses and AI-TPACK Within the Technology Acceptance Model. *Education Sciences*, 15(17), 1–17. <https://doi.org/10.3390/educsci15020167>
- Salsabilla Wijayanti, A., Faroqi, A., & Ridwandono, D. (2025). Peran Kepercayaan dalam Kesadaran, Penerimaan, dan Adopsi Teknologi AI di Pendidikan Tinggi: Analisis dengan Model TAM Modifikasi. *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia (JPTI)*, 5(4), 1175–1191. <https://doi.org/10.52436/1.jpti.784>
- Sharma, V., Jangir, K., Gupta, M., & Rupeika-Apoga, R. (2024). Does service quality matter in FinTech payment services? An integrated SERVQUAL and TAM approach. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(2). <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2024.100252>
- Shmueli, G. (2010). To explain or to predict? *Statistical Science*, 25(3), 289–310. <https://doi.org/10.1214/10-STS330>
- Shmueli, G., Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J. H., Ting, H., Vaithilingam, S., & Ringle, C. M. (2019). Predictive model assessment in PLS-SEM: guidelines for using PLSpredict. *European Journal of Marketing*, 53(11), 2322–2347. <https://doi.org/10.1108/EJM-02-2019-0189>
- Tunca, B. (2025). Hybrid Use Of Structural Equation Modeling And Machine Learning: Literature Review And Future Potential. *Structural Equation Modelling And Multivariate Research (SMMR)*, 2(1), 1–23.

- <https://doi.org/10.5281/zenodo.15740696>
- Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model: Four Longitudinal Field Studies. *Management Science Publication*, 46(2), 186–204. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926> Full
- 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/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Villaceran, E. C., & Himang, C. M. (2025). Data on behavioural intention to use AI copilot through TAM and AI ecological education policy lens. *Data in Brief*, 61, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2025.111686>
- Wibowo, H. M., Maghfiroh, I. S. E., & Rokhmawati, R. I. (2017). Analisis Faktor-Faktor Yang Memengaruhi Intention To Use Dan Actual Usage Dalam Penggunaan Aplikasi Beam Di Lingkungan Universitas Brawijaya. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 1(1), 2548–2964. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Yue, M., Jong, M. S. Y., & Ng, D. T. K. (2024). Understanding K–12 teachers’ technological pedagogical content knowledge readiness and attitudes toward artificial intelligence education. *Education and Information Technologies*, 29(15), 19505–19536. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12621-2>
- Zuo, J. (2025). Artificial Intelligence in Education: A Review of Recent Developments and Emerging Trends. *Scientific Journal of Intelligent Systems Research*, 7(10). <https://doi.org/https://doi.org/10.54691/anywv286>