

Analysis of ChatGPT Use on University Students Academic Achievement with Motivation as Intervening Using SEM-PLS

Salsabilla Khairani*, Yenni Kurniawati, Donny Permana, dan Fadhilah Fitri

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Kota Padang, Indonesia

*Corresponding author: salsabillakhairani21@email.com

Submitted : 17 Oktober 2025

Revised : 22 Oktober 2025

Accepted : 01 Desember 2025

ABSTRACT

This study aims to analyze the factors that influence student academic achievement in the context of ChatGPT use using the Partial Least Square (PLS) based SEM method. Three main factors tested in relation to the use of this AI technology are knowledge about ChatGPT (PTC), confidence in using the technology (KUMT), and concerns that may arise when using AI (KYDT), with learning motivation acting as an intervening variable. Total sampling was applied in this study, where the entire population that met the criteria became respondents, namely 216 students of the Statistics Study Program at Padang State University in semesters 4–8 who had used ChatGPT for at least 6 months. Data were obtained through an online questionnaire survey. Based on the analysis conducted, the results of the study indicate that only the variable of concerns that may arise (KYDT) has a significant direct effect on academic achievement, while the mediation effect test results show that only the variable of willingness to use technology (KUMT) has a significant indirect effect on academic achievement through learning motivation.

Keywords: ChatGPT, Academic Achievement, Motivation, SEM-PLS



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2025 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Dunia saat ini mengalami perkembangan teknologi yang semakin pesat. Banyak jenis inovasi terus muncul dan memasuki segala aspek kehidupan. Salah satunya yaitu *Artificial Intelligence* (AI) atau dikenal juga dengan sebutan kecerdasan buatan, yang kini telah menjadi aspek penting dalam kehidupan sehari-hari. ChatGPT (*Generative Pre-training Transformer*) yang lebih dikenal sebagai AI merupakan bentuk kecerdasan buatan yang dirancang dalam format percakapan. Kehadiran ChatGPT memberikan pengaruh besar di berbagai bidang kehidupan. Dalam dunia pendidikan, mahasiswa kini dihadapkan pada teknologi AI yang berkembang pesat. Jika sebelumnya mahasiswa mencari informasi dan mengerjakan tugas dari beragam sumber secara mandiri, kini mahasiswa mulai memanfaatkan ChatGPT dalam menyelesaikan tugas (Ghafar, 2023).

Fenomena ini juga tercermin dari tingginya penggunaan AI di Indonesia. Indonesia menempati posisi ketiga sebagai salah satu negara dengan jumlah kunjungan terbanyak ke aplikasi artificial intelligence (AI) pada tahun 2023 dengan 1,4 miliar kunjungan ke aplikasi kecerdasan buatan yang mewakili 5,60% dari keseluruhan kunjungan (Agustina & Suharya, 2024). Hartanto & Rogmah (2024) mengungkapkan bahwa 86,21% pelajar dan mahasiswa di Indonesia menggunakan AI, seperti ChatGPT, dalam menyelesaikan tugas mereka. Sebagian besar responden memanfaatkan AI untuk merangkum artikel, menyusun esai, mengumpulkan informasi, dan bahkan menyelesaikan tugas matematika. Hal ini mengindikasikan bahwa penggunaan AI oleh mahasiswa dalam menyelesaikan tugas telah menjadi sesuatu yang umum dan sering dilakukan.

Tingginya angka penggunaan AI di kalangan mahasiswa ini memunculkan perhatian terhadap aspek-aspek psikologis yang mendorong mahasiswa untuk memanfaatkan AI dalam proses belajar, salah satunya adalah motivasi yang memainkan peran penting dalam pencapaian akademik. Menurut penelitian Meiriza et al. (2025) penggunaan ChatGPT memberikan pengaruh positif dan signifikan terhadap motivasi belajar mahasiswa. Dalam penelitian tersebut, dijelaskan bahwa penggunaan ChatGPT mempercepat pemahaman materi, meningkatkan keterlibatan aktif mahasiswa, dan mempermudah proses belajar, sehingga menumbuhkan minat dan motivasi belajar.

Motivasi juga berperan krusial dalam memengaruhi prestasi akademik mahasiswa. Saat mahasiswa memiliki motivasi dalam belajar, mereka cenderung lebih aktif dalam proses pembelajaran, berusaha dengan lebih giat, serta menjaga tingkat fokus yang tinggi. Motivasi tidak hanya mendorong mahasiswa untuk lebih aktif dan tekun dalam belajar, tetapi juga menjembatani pemanfaatan teknologi pembelajaran seperti ChatGPT terhadap hasil akademik. Meskipun penggunaan ChatGPT dapat memberikan kemudahan dalam memahami materi dan menyelesaikan tugas, hal tersebut tidak selalu secara langsung berdampak pada capaian akademik jika tidak disertai dengan dorongan internal untuk belajar secara aktif. Motivasi belajar memengaruhi bagaimana mahasiswa merespons dan memanfaatkan teknologi dalam proses pembelajaran, seperti sejauh mana mereka mengeksplorasi informasi, memahami konsep, dan mengembangkan keterampilan berpikir kritis (Wang & Fan, 2025).

Studi oleh Caratiquit & Caratiquit (2023) menunjukkan bahwa motivasi belajar sepenuhnya memediasi pengaruh penggunaan ChatGPT terhadap prestasi akademik, menegaskan peran motivasi dalam menjembatani inovasi teknologi dan keberhasilan belajar. Dengan demikian, motivasi belajar layak dikaji sebagai variabel intervening dalam hubungan antara penggunaan ChatGPT dan prestasi akademik. Celah inilah yang mendorong perlunya penelitian lanjutan, yang tidak hanya mengkonfirmasi hubungan antar variabel, tetapi juga menguji peran motivasi belajar sebagai variabel intervening dalam kerangka pemanfaatan AI akademik secara lebih terstruktur. Untuk mengakomodasi kompleksitas hubungan tersebut, metode analisis multivariat yang sesuai sangat dibutuhkan.

Analisis hubungan antara berbagai faktor yang memengaruhi prestasi akademik, khususnya pengaruh tidak langsung melalui variabel intervening seperti motivasi belajar, dapat diteliti dengan menggunakan analisis multivariat. Salah satu teknik analisis yang dapat menjelaskan struktur hubungan yang relatif kompleks dengan melibatkan banyak variabel adalah metode Structural Equation Modeling (SEM). Metode ini mampu menganalisis hubungan antar konstruk laten secara simultan, serta mengakomodasi model dengan jalur langsung dan tidak langsung (Ghozali, 2014).

Analisis SEM memiliki beberapa asumsi yang harus dipenuhi, seperti data yang harus berdistribusi normal multivariat, observasi yang bersifat independen, serta ukuran sampel yang cukup besar (Ghozali, 2014). Namun pemenuhan asumsi-asumsi tersebut sering kali sulit dilakukan, terutama ketika jumlah sampel terbatas. Oleh karena itu, diperlukan metode alternatif yang lebih fleksibel dan tidak bergantung pada asumsi distribusi data. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah SEM berbasis varians, atau yang lebih dikenal dengan *partial least square* (PLS).

Berdasarkan urgensi tersebut, penelitian ini bertujuan untuk (1) menganalisis pengaruh penggunaan ChatGPT terhadap prestasi akademik mahasiswa, (2) menguji peran motivasi belajar sebagai variabel intervening dalam hubungan antara penggunaan ChatGPT dan prestasi akademik mahasiswa, dengan menggunakan pendekatan SEM-PLS. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan mampu memberikan kontribusi empiris baru terkait pemahaman pola pemanfaatan AI akademik, khususnya bagaimana dorongan internal mahasiswa berperan dalam menjembatani teknologi dan keberhasilan belajar.

II. METODE PENELITIAN

A. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data primer yang diperoleh melalui kuisisioner yang disebarakan kepada mahasiswa aktif Prodi S1 dan D3 Statistika semester genap 2024/2025 Universitas Negeri Padang. Berdasarkan sumber data, populasi dalam penelitian ini adalah Mahasiswa aktif Departemen Statistika semester genap 2024/2025 Universitas Negeri Padang. Populasi target dalam penelitian ini adalah mahasiswa aktif semester 4 hingga 8 prodi Statistika Universitas Negeri Padang yang pernah menggunakan ChatGPT untuk keperluan akademik selama minimal 6 bulan. Sedangkan untuk sampel dalam penelitian ini diambil dari populasi target dengan menggunakan Teknik Total Sampling. Teknik Total sampling merupakan teknik pengambilan sampel dimana seluruh anggota populasi dijadikan sampel (Sugiyono, 2017).

Dalam penelitian ini, penggunaan ChatGPT diukur dari 3 variabel yaitu pengetahuan tentang ChatGPT (PTC), kesiediaan untuk menggunakan teknologi tersebut (KUMT) dan kekhawatiran yang dapat timbul (KYDT). Variabel dalam penelitian ini terdiri atas tiga variabel laten eksogen yaitu PTC, KUMT, dan KYDT dan dua variabel laten endogen yaitu Motivasi Belajar dan Prestasi Akademik, dimana Motivasi Belajar sebagai variabel intervening. Masing-masing variabel laten diukur oleh beberapa indikator yang dijabarkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Penelitian

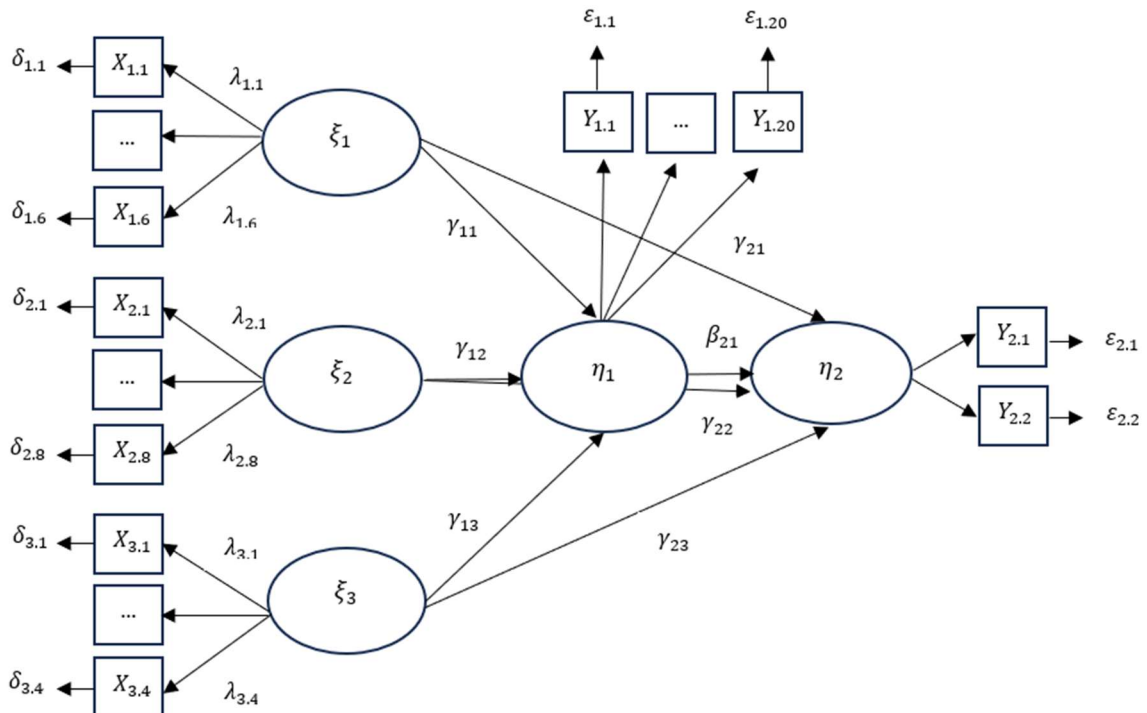
Variabel Laten (Konstruk)	Variabel Manifest (Indikator)	
Penggunaan ChatGPT (ξ_1) Sumber : (Chan & Hu, 2023)	X_1	Pengetahuan tentang ChatGPT
	X_2	Kesediaan untuk menggunakan teknologi tersebut
	X_3	Kekhawatiran yang dapat timbul
Motivasi Belajar (η_1) Sumber : (Mendari & Kewal, 2016)	Y_1	<i>self-efficacy</i>
		<i>intrinsic value</i>
		<i>test anxiety</i>
Prestasi Akademik (η_2)	Y_2	Indeks Prestasi Kumulatif

B. Teknik Analisis Data

Dalam penelitian ini, teknik analisis data dilakukan secara sistematis. Proses analisis diawali dengan pengumpulan data hingga tahap pengolahan dan penarikan kesimpulan. Adapun langkah-langkah penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

Langkah-langkah penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data dengan metode survei
2. Melakukan analisis menggunakan metode SEM-PLS dengan langkah-langkah sebagai berikut:
 - a. Merancang *inner model* dan *outer model*
 - b. Mengkonstruksi diagram jalur (*path diagram*)



Gambar 1. Pemodelan Penelitian

c. Mengevaluasi *outer model* dan *inner model* menggunakan persamaan (19) hingga (29). Evaluasi dilakukan berdasarkan kriteria berikut:

1) Evaluasi untuk *outer model* indikator reflektif dievaluasi dengan pengujian validitas dan reliabilitas menggunakan persamaan (1) hingga (3).

Pengujian validitas yang pertama yaitu *convergent validity* yang dapat dilihat dari *average variance extracted* (AVE). Nilai AVE dapat diperoleh menggunakan persamaan berikut:

$$AVE = \frac{\sum_{i=1}^I \lambda_i^2}{\sum_{i=1}^I \lambda_i^2 + \sum_{i=1}^I var \varepsilon_{(i)}} \quad (1)$$

Dimana λ_i adalah *loading factor*, dan $var \varepsilon_{(i)} = 1 - \lambda_i^2$

Selanjutnya pengujian *discriminant validity* yang dievaluasi menggunakan *Heterotrait-Monotrait Ratio* (HTMT) dirumuskan sebagai berikut:

$$HTMT_{ij} = \frac{\frac{1}{K_i K_j} \sum_{g=1}^{K_i} \sum_{h=1}^{K_j} r_{ig,jh}}{\left(\sqrt{\frac{2}{K_i(K_i-1)} \sum_{g=1}^{K_i-1} \sum_{h=g+1}^{K_i} r_{ig,ih} \cdot \frac{2}{K_j(K_j-1)} \sum_{g=1}^{K_j-1} \sum_{h=g+1}^{K_j} r_{jg,jh}} \right)} \quad (2)$$

Pengujian reliabilitas yang pertama yaitu *indicator reliability* dapat dilihat dari nilai *outer loading*. Indikator dikatakan memenuhi syarat validitas konvergen jika memiliki nilai loading $\geq 0,70$. Nilai antara 0,40–0,70 masih dapat dipertimbangkan jika AVE dan reliabilitas konstruk terpenuhi (Hair et al., 2010). Selanjutnya yaitu *internal consistency reability*, yang dapat diuji dengan dua metode yaitu Cronbach's alpha dan *composite reliability*. Nilai ρ_c (Hair et al., 2006) diperoleh menggunakan rumus berikut:

$$\rho_c = \frac{(\sum_{i=1}^I \lambda_i^2)^2}{(\sum_{i=1}^I \lambda_i^2)^2 + \sum_{i=1}^I var \varepsilon_{(i)}} \quad (3)$$

Dimana $\sum_{i=1}^I \lambda_i^2$ merupakan kuadrat dari jumlah *standardized factor loading* untuk masing-masing variabel laten. Dan $\sum_{i=1}^I var \varepsilon_{(i)}$ merupakan jumlah error pada variabel laten.

2) Evaluasi untuk *inner model* digunakan VIF, R^2 , dan *Effect Size* f^2 menggunakan persamaan (4) hingga (6).

Uji multikolinearitas pada *inner model* dilakukan untuk memastikan tidak terjadi korelasi tinggi antar konstruk eksogen yang mempengaruhi konstruk endogen. Pengujian multikolinearitas bisa dilihat dari nilai *variance inflation factor* (VIF).

$$VIF = \frac{1}{1 - R^2} \quad (4)$$

Jika nilai VIF besar dari 10 menunjukkan bahwa terdapat multikolineritas antar indikator.

Nilai R^2 digunakan untuk mengukur seberapa besar pengaruh variabel laten eksogen terhadap variabel laten endogen. Nilai R-square didapatkan menggunakan rumus berikut:

$$R^2 = \frac{\text{Jumlah Kuadrat Regresi}}{\text{Jumlah Kuadrat Total}} = \frac{\sum_{d=1}^D (\hat{Y}_d - \bar{Y})^2}{\sum_{d=1}^D (Y_d - \bar{Y})^2} \quad (5)$$

Dimana D ialah banyaknya data. Ghazali (2014) menjelaskan kriteria batasan nilai R^2 , jika hasil R^2 sebesar 0.67 menandakan bahwa model dikategorikan baik, hasil R^2 sebesar 0.33 menandakan bahwa model terkategori moderat, dan jika hasil R^2 sebesar 0.19 dianggap lemah.

Pengujian f^2 digunakan untuk mengukur besar pengaruh masing-masing konstruk eksogen. Formula *Effect Size* f^2 adalah:

$$Effect\ Size\ f^2 = \frac{R^2_{included} - R^2_{excluded}}{1 - R^2_{included}} \quad (6)$$

Dimana $R^2_{included}$ dan $R^2_{excluded}$ adalah nilai *R-square* dari variabel laten endogen, ketika prediktor variabel laten digunakan atau dikeluarkan di dalam persamaan struktural. Menurut Yamin & Kurniawan (2011), nilai f^2 sebesar 0.02, 0.15 dan 0.35, masing-masing mengindikasikan bahwa pengaruh variabel prediktor berada pada kategori kecil, sedang, dan besar pada level structural.

- d. Pengujian hipotesis dengan *resampling bootstrap standard error* dengan statistik uji *t-test* yang dijabarkan sebagai berikut.

Pada pengujian *outer model*, hipotesis dirumuskan berdasarkan parameter loading factor (λ). Hipotesis nol (H_0) menyatakan bahwa $\lambda_i = 0$, yang berarti loading factor tidak signifikan dalam mengukur variabel laten, sedangkan hipotesis alternatif (H_1) menyatakan bahwa $\lambda_i \neq 0$, yang berarti indikator signifikan dalam mengukur konstruk laten. Nilai loading factor (λ_i) diuji menggunakan statistik uji $t = \hat{\lambda}_i / SE(\hat{\lambda}_i)$, dengan $SE(\hat{\lambda}_i)$ merupakan standar error dari estimasi parameter λ_i . Keputusan pengujian H_0 ditolak apabila nilai $|t\ statistik| > t_{\alpha/2,df}$ atau $p\text{-value} < \alpha$, sehingga indikator dinyatakan valid secara statistik dalam mengukur konstruk laten yang dimodelkan

Selanjutnya, pengujian *inner model* dilakukan untuk menilai signifikansi hubungan struktural antar variabel laten berdasarkan parameter jalur, baik melalui parameter β maupun γ . Parameter β digunakan untuk menguji hubungan antar laten endogen terhadap endogen lainnya, dengan $H_0: \beta_i = 0$ menyatakan tidak adanya pengaruh yang signifikan, dan $H_1: \beta_i \neq 0$ menyatakan adanya pengaruh kausal yang signifikan antar konstruk laten endogen. Pengujian parameter β_i dilakukan menggunakan statistik $t = \hat{\beta}_i / SE(\hat{\beta}_i)$, yang nilai signifikansinya diperoleh melalui proses bootstrapping. H_0 ditolak jika $|t\ statistik| > t_{\alpha/2,df}$ atau $p\text{-value} < \alpha$, yang mengindikasikan terdapat hubungan kausalitas signifikan antar laten endogen yang diuji.

Di samping itu, parameter γ digunakan untuk menguji hubungan jalur laten eksogen terhadap laten endogen, dengan hipotesis $H_0: \gamma_i = 0$ menyatakan bahwa variabel laten eksogen tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel laten endogen, sedangkan $H_1: \gamma_i \neq 0$ menyatakan adanya pengaruh jalur yang signifikan secara statistik. Parameter γ_i juga diuji menggunakan statistik $t = \hat{\gamma}_i / SE(\hat{\gamma}_i)$, dengan aturan keputusan serupa, yakni H_0 ditolak jika $|t\ statistik| > t_{\alpha/2,df}$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

- e. Interpretasi berdasarkan hasil analisis SEM-PLS

3. Menarik kesimpulan

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Evaluasi model pengukuran (*outer model*)

Evaluasi model pengukuran (*outer model*) dengan model indikator reflektif meliputi penilaian validitas dan reliabilitas setiap indikator terhadap variabel latennya.

1) *Convergent Validity*

Nilai convergent validity dapat dilihat dari average variance extracted (AVE). *Convergent validity* bisa dikatakan tercapai apabila nilai AVE lebih besar dari 0,5.

Tabel 2. Nilai AVE

	AVE
PTC	0.616

KUMT	0.522
KYDT	0.796
Motivasi	0.501
PA	0.594

Hasil pengujian yang ditampilkan pada tabel 2 menunjukkan bahwa semua variabel laten telah menunjukkan convergen validity baik, hal ini ditunjukkan dengan nilai AVE yang telah memenuhi kriteria lebih dari 0,50. Terpenuhinya convergent validity pada seluruh variabel laten mengindikasikan bahwa model pengukuran sudah valid dan stabil, sehingga analisis dapat langsung dilanjutkan ke pengujian diskriminan validity.

2) Diskriminan Validity

Hasil untuk pengujian validitas diskriminan pada tahap ini menunjukkan bahwa semua indikator telah memenuhi validitas diskriminan. Hal ini ditunjukkan dengan nilai HTMT < 0.9 yang disajikan pada Tabel 3. Terpenuhinya validitas diskriminan mengindikasikan bahwa setiap konstruk laten sudah benar-benar berbeda dan tidak saling tumpang-tindih, sehingga analisis dapat dilanjutkan ke tahap berikutnya.

Tabel 3. Nilai HTMT

	PTC	KUMT	KYDT	Motivasi	PA
PTC
KUMT	0.292
KYDT	0.251	0.213	.	.	.
Motivasi	0.291	0.428	0.128	.	.
PA	0.211	0.330	0.264	0.367	.

3) Indicator Reability

Indicator Reliability dapat dilihat dari nilai outer loading. Indikator dikatakan memenuhi jika memiliki nilai loading $\geq 0,70$. Nilai antara 0.40 – 0.70 masih dapat dipertimbangkan jika AVE dan reliabilitas konstruk terpenuhi.

Tabel 4. Nilai Outer loading Indikator

	PC	KUMT	KYDT	Motivasi	PA
$X_{1,1}$	0.821	0.000	-0.000	0.000	0.000
$X_{1,2}$	0.806	0.000	-0.000	0.000	0.000
$X_{1,3}$	0.653	0.000	-0.000	0.000	-0.000
$X_{1,4}$	0.815	0.000	-0.000	0.000	0.000
$X_{1,5}$	0.816	0.000	-0.000	0.000	0.000
$X_{2,1}$	0.000	0.650	0.000	0.000	0.000
$X_{2,2}$	0.000	0.775	0.000	0.000	0.000
$X_{2,3}$	0.000	0.641	0.000	0.000	0.000
$X_{2,4}$	0.000	0.694	0.000	0.000	0.000
$X_{2,5}$	0.000	0.762	0.000	0.000	0.000
$X_{2,6}$	0.000	0.740	0.000	0.000	0.000
$X_{2,7}$	0.000	0.781	0.000	0.000	0.000
$X_{3,1}$	-0.000	0.000	0.939	0.000	0.000
$X_{3,2}$	-0.000	0.000	0.842	0.000	0.000
$Y_{1,1}$	0.000	0.000	-0.000	0.662	0.000
$Y_{1,2}$	0.000	0.000	0.000	0.813	0.000

$Y_{1,3}$	0.000	0.000	0.000	0.799	0.000
$Y_{1,4}$	-0.000	0.000	-0.000	0.617	0.000
$Y_{1,5}$	0.000	0.000	0.000	0.721	0.000
$Y_{1,6}$	0.000	0.000	0.000	0.635	0.000
$Y_{1,7}$	0.000	0.000	0.000	0.684	0.000
$Y_{2,1}$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.539
$Y_{2,2}$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.906
$Y_{2,3}$	-0.000	0.000	0.000	0.000	0.820

Pada tabel 4 masih terdapat beberapa indikator dengan nilai loading factor berada pada rentang 0.50 – 0.69, namun indikator-indikator tersebut tetap dipertahankan karena nilai AVE pada masing-masing konstruk telah memenuhi kriteria $> 0,50$. Dengan demikian, model pengukuran secara keseluruhan tetap memenuhi syarat validitas konvergen, dan indikator-indikator tersebut masih dianggap layak merepresentasikan konstruknya. Analisis ini bertujuan memberi kepastian bahwa model pengukuran telah valid dan stabil, sehingga analisis inner model dapat dilanjutkan tanpa bias yang bersumber dari kesalahan pengukuran konstruk.

4) Internal Consistency Reability

Pengujian reliabilitas dapat diuji dengan Cronbach's alpha dengan standar umum nilai Cronbach's alpha adalah besar dari 0.70, namun nilai 0.60 masih dapat diterima.

Tabel 5. Nilai Cronbach's alpha

	alpha	rhoC	rhoA
PTC	0.851	0.888	0.886
KUMT	0.847	0.884	0.859
KYDT	0.755	0.886	0.864
Motivasi	0.835	0.874	0.853
PA	0.623	0.808	0.625

Pada tabel 5, ditunjukkan bahwa konstruk PTC, KUMT, KYDT, dan Motivasi telah memenuhi kriteria *internal consistency reliability* dengan nilai α , rhoC, dan rhoA yang tinggi. Namun pada konstruk Prestasi Akademik (PA) memiliki nilai reliabilitas yang masih di bawah standar pada Cronbach's Alpha dan rhoA, Dengan mempertimbangkan bahwa nilai rhoC dan AVE telah memenuhi kriteria, serta penelitian ini bersifat eksploratori, maka nilai Cronbach's alpha sebesar 0.623 masih dapat diterima dan konstruk Prestasi Akademik (PA) tetap dianggap reliabel. Manfaat hasil ini adalah memberikan dasar empiris yang cukup kuat bahwa setiap konstruk sudah reliabel, sehingga pengujian inner model dapat dilanjutkan tanpa risiko distorsi yang besar akibat inkonsistensi pengukuran.

Evaluasi model struktural (*inner model*)

Pada evaluasi model struktural ini analisis difokuskan pada hubungan antar konstruk laten. Pengujian yang dilakukan untuk mengevaluasi model structural meliputi uji multikolinearitas antar prediktor, nilai koefisien determinasi R^2 serta f^2 .

1) Uji multikolinearitas

Uji multikolinearitas pada inner model dilakukan untuk memastikan tidak terjadi korelasi tinggi antar konstruk eksogen yang mempengaruhi konstruk endogen. Pengujian multikolinearitas bisa dilihat dari nilai *variance inflation factor* (VIF). Jika nilai VIF besar dari 10 menunjukkan bahwa terdapat multikolinearitas antar indikator.

Tabel 6. Nilai VIF model struktural

Konstruk Endogen	Prediktor	VIF
Motivasi	PTC	1.121
	KUMT	1.124
	KYDT	1.078
PA	PTC	1.232
	KUMT	1.172
	KYDT	1.257
	Motivasi	1.082

Berdasarkan hasil pengujian nilai VIF pada seluruh konstruk endogen, diketahui bahwa seluruh prediktor memiliki nilai VIF < 5. Hal ini menunjukkan bahwa model struktural terbebas dari masalah multikolinieritas, sehingga hubungan antar konstruk dalam model dapat diinterpretasikan dengan baik.

2) Nilai Koefisien Determinasi (R^2)

Tabel 7. Nilai R^2

	R^2	Kriteria
Motivasi	0.189	Lemah
PA	0.113	Lemah

Pada tabel 7 didapatkan nilai R^2 sebesar 0.189 untuk konstruk motivasi yang artinya 18,9% variasi motivasi dijelaskan oleh PTC, KUMT, dan KYDT sisanya 88,9% dipengaruhi faktor lain yang tidak masuk model. Pada konstruk Prestasi Akademik (PA) didapatkan nilai R^2 sebesar 0.113 yang artinya: 11,3% variasi Prestasi Akademik dijelaskan oleh Motivasi, PTC, KUMT, dan KYDT secara bersama-sama. Sisanya 86,6% dipengaruhi faktor lain di luar model.

3) Nilai effect size (f^2)

Pengujian f^2 dilakukan untuk melihat seberapa besar kontribusi atau pengaruh masing-masing prediktor terhadap variabel endogen dalam model. Berikut ditampilkan hasil pengujian f^2 pada tabel 8.

Tabel 8. Nilai f^2

	Motivasi	PA
PTC	0.050	0.011
KUMT	0.107	0.005
KYDT	0.004	0.011
Motivasi	0.000	0.036
PA	0.000	0.000

Berdasarkan hasil analisis pada Tabel 8, nilai f^2 menunjukkan bahwa seluruh prediktor memiliki pengaruh kecil terhadap variabel endogen. Pada konstruk Motivasi, variabel PTC dan KUMT memberikan efek kecil, sedangkan KYDT menunjukkan pengaruh yang sangat lemah. Sementara itu, pada konstruk Prestasi Akademik (PA), prediktor PTC dan Motivasi juga memiliki efek kecil, sedangkan KUMT dan KYDT memberikan pengaruh yang tidak berarti. Dengan demikian, secara keseluruhan dapat disimpulkan bahwa kontribusi masing-masing prediktor terhadap variabel endogen dalam model ini tergolong lemah.

Pengujian Hipotesis Model Pengukuran (*Outer Model*)

Dengan menggunakan tingkat signifikansi α sebesar 5%, nilai t-stat disajikan pada tabel 9.

Tabel 9. Nilai loading, Standard Error dan t-stat

Jalur	Original est.	Bootstrap SD	t-stat
$X_{1.1} \rightarrow$ PTC	0.821	0.042	19.751
$X_{1.2} \rightarrow$ PTC	0.806	0.055	14.760
$X_{1.3} \rightarrow$ PTC	0.653	0.096	6.764
$X_{1.4} \rightarrow$ PTC	0.815	0.050	16.329
$X_{1.5} \rightarrow$ PTC	0.816	0.054	15.144
$X_{2.1} \rightarrow$ KUMT	0.650	0.059	11.084
$X_{2.2} \rightarrow$ KUMT	0.775	0.039	19.917
$X_{2.3} \rightarrow$ KUMT	0.641	0.072	8.892
$X_{2.4} \rightarrow$ KUMT	0.694	0.049	14.023
$X_{2.5} \rightarrow$ KUMT	0.762	0.038	19.877
$X_{2.6} \rightarrow$ KUMT	0.740	0.042	17.675
$X_{2.7} \rightarrow$ KUMT	0.781	0.046	17.037
$X_{3.1} \rightarrow$ KYDT	0.939	0.111	8.440
$X_{3.2} \rightarrow$ KYDT	0.842	0.180	4.669
$Y_{1.1} \rightarrow$ Motivasi	0.662	0.090	7.340
$Y_{1.2} \rightarrow$ Motivasi	0.813	0.029	27.979
$Y_{1.3} \rightarrow$ Motivasi	0.799	0.029	27.767
$Y_{1.4} \rightarrow$ Motivasi	0.617	0.099	6.252
$Y_{1.5} \rightarrow$ Motivasi	0.721	0.47	15.458
$Y_{1.6} \rightarrow$ Motivasi	0.635	0.059	10.776
$Y_{1.7} \rightarrow$ Motivasi	0.684	0.059	11.677
$Y_{2.1} \rightarrow$ PA	0.539	0.252	2.136
$Y_{2.2} \rightarrow$ PA	0.906	0.136	6.654
$Y_{2.3} \rightarrow$ PA	0.820	0.174	4.711

Berdasarkan hasil pengujian pada tabel 9, diperoleh hasil bahwa t-statistics semua indikator lebih besar dari t-tabel sehingga semua indikator tersebut valid dan signifikan. Tabel 9 juga menunjukkan bahwa setiap indikator benar-benar memberikan kontribusi yang bermakna dalam membentuk pengetahuan, kesiediaan dan kekhawatiran penggunaan AI, hingga dorongan motivasional mahasiswa.

Pengujian Hipotesis Model Struktural (*Inner Model*)

Pengujian hipotesis dilakukan untuk menilai pengaruh antar konstruk laten dalam model struktural. Secara umum, Signifikansi parameter inner model memiliki hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \gamma_{11} = 0$ (tidak terdapat pengaruh signifikan antara variabel prediktor terhadap variabel endogen)

$H_1 : \gamma_{11} \neq 0$ (terdapat pengaruh signifikan antara variabel prediktor terhadap variabel endogen)

Dalam penelitian ini, terdapat sepuluh hipotesis yang diuji, mencakup pengaruh langsung dan tidak langsung antar konstruk, yaitu antara Pengetahuan tentang ChatGPT (PTC), Kesiediaan Untuk Menggunakan Teknologi (KUMT), dan Kekhawatiran Yang Dapat Timbul (KYDT) terhadap Motivasi Belajar dan Prestasi Akademik (PA), baik secara langsung maupun melalui variabel mediasi motivasi belajar. Dengan menggunakan tingkat signifikansi α sebesar 5%, nilai t-tabel adalah 1,96, kemudian dibandingkan dengan nilai t-statistik hasil pengolahan pada tabel 10.

Tabel 10. Nilai *Path Coefficients* dan t-stat

Jalur	Original est.	Bootstrap SD	t-stat
PTC → Motivasi	0.203	0.071	2.880
PTC → PA	0.082	0.109	0.748
KUMT → Motivasi	0.328	0.059	5.605
KUMT → PA	0.121	0.082	1.479
KYDT → Motivasi	0.053	0.070	0.751
KYDT → PA	0.145	0.071	2.044
Motivasi → PA	0.185	0.082	2.260
PTC → Motivasi → PA	0.037	0.022	1.709
KUMT → Motivasi → PA	0.060	0.030	1.981
KYDT → Motivasi → PA	0.009	0.014	0.660

Berdasarkan hasil pengujian model struktural, diperoleh bahwa dari sepuluh hipotesis yang diuji, sebagian besar hubungan antar konstruk menunjukkan arah pengaruh positif meskipun tidak semuanya signifikan secara statistik. Pengetahuan tentang ChatGPT (PTC) dan Kesiapan untuk Menggunakan Teknologi (KUMT) berpengaruh positif terhadap Motivasi Belajar, namun hanya jalur KUMT → Motivasi yang signifikan dengan nilai t-statistic melebihi 1,96. Hasil analisis menunjukkan bahwa mahasiswa yang memahami apa itu ChatGPT (PTC) dan percaya bahwa teknologi AI dapat membantu proses belajarnya (KUMT), cenderung memiliki motivasi belajar yang lebih tinggi, namun motivasi hanya meningkat secara nyata pada mahasiswa yang benar-benar yakin dan percaya pada manfaat teknologi AI tersebut (jalur KUMT → Motivasi signifikan). Di sisi lain, kekhawatiran terhadap dampak negatif penggunaan ChatGPT (KYDT) memang tetap muncul, tetapi pengaruhnya terhadap prestasi akademik terbukti sangat lemah, yang berarti kekhawatiran bukan faktor penghambat utama dalam hasil belajar mahasiswa.

Selanjutnya, pada hubungan langsung terhadap Prestasi Akademik (PA), hanya KYDT → PA yang menunjukkan pengaruh signifikan, sementara variabel lainnya menunjukkan pengaruh positif tetapi tidak signifikan. Hal ini dapat dijelaskan bahwa mahasiswa yang merasa khawatir terhadap dampak negatif ChatGPT justru menjadi lebih berhati-hati dan selektif dalam penggunaannya, sehingga mereka tetap terlibat dalam proses belajar mandiri dan tidak bergantung sepenuhnya pada AI, yang pada akhirnya membantu menjaga bahkan meningkatkan capaian akademik mereka.

Selain itu, ditemukan adanya pengaruh tidak langsung yang signifikan, yaitu jalur KUMT → Motivasi → PA, yang menunjukkan bahwa motivasi berperan sebagai variabel mediasi parsial dalam hubungan antara kesiapan menggunakan ChatGPT dan prestasi akademik. Artinya, ketika mahasiswa percaya bahwa ChatGPT bisa membantu mereka (KUMT), hal itu mendorong motivasi belajar mereka, dan motivasi yang meningkat inilah yang kemudian berdampak pada pencapaian akademik yang lebih baik. Ini menegaskan bahwa pemanfaatan AI seperti ChatGPT akan memberikan dampak akademik yang lebih optimal apabila digunakan sebagai sarana pendukung proses belajar yang mampu mendorong peningkatan motivasi, bukan hanya sebagai solusi instan dalam penyelesaian tugas. Dengan demikian, kontribusinya terhadap prestasi akademik menjadi lebih bermakna dan berkelanjutan. Hasil ini sejalan dan diperkuat oleh penelitian terdahulu, seperti studi (Meiriza et al., 2025) yang menemukan bahwa penggunaan ChatGPT berpengaruh positif terhadap motivasi belajar mahasiswa, serta (Caratiquit & Caratiquit, 2023) yang menegaskan bahwa motivasi menjadi jembatan utama yang menentukan keberhasilan pemanfaatan ChatGPT terhadap prestasi akademik

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis jalur, hanya variabel kekhawatiran terhadap penggunaan ChatGPT (KYDT) yang berpengaruh signifikan secara langsung sebesar 14.5% terhadap prestasi akademik mahasiswa, dengan nilai t-statistik sebesar 2.044 (> 1.96). Sementara itu, variabel pengetahuan tentang ChatGPT (PTC) dan kesiapan menggunakan ChatGPT (KUMT) menunjukkan arah pengaruh positif namun tidak signifikan, sehingga secara empiris tidak terbukti memiliki pengaruh langsung terhadap prestasi akademik.

Berdasarkan hasil analisis pengaruh tidak langsung melalui variabel motivasi belajar, diketahui bahwa pengetahuan tentang ChatGPT (PTC), kesiapan untuk menggunakan teknologi (KUMT), dan kekhawatiran yang dapat timbul (KYDT) memiliki arah pengaruh positif terhadap prestasi akademik mahasiswa melalui motivasi belajar. Namun, pengaruh mediasi motivasi belajar belum menunjukkan signifikansi yang kuat. Jalur KUMT → Motivasi → PA

memiliki nilai t-statistik sebesar 1.981, sedangkan $PTC \rightarrow Motivasi \rightarrow PA$ dan $KYDT \rightarrow Motivasi \rightarrow PA$ masing-masing sebesar 1.709 dan 0.660. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa motivasi belajar berperan positif namun belum cukup kuat secara statistik dalam memediasi hubungan antara penggunaan ChatGPT dan prestasi akademik mahasiswa.

Nilai koefisien determinasi (R^2) pada variabel motivasi dan prestasi akademik tergolong rendah, yang berarti bahwa masih terdapat banyak faktor lain di luar model yang berpengaruh terhadap hasil belajar mahasiswa. Faktor-faktor seperti lingkungan belajar, strategi dosen dalam mengintegrasikan AI dalam pembelajaran, kebiasaan belajar, serta tingkat literasi digital mahasiswa kemungkinan turut berperan namun belum dimasukkan dalam model penelitian ini. Nilai R^2 yang rendah juga bisa disebabkan oleh keterbatasan sampel atau homogenitas responden. Penelitian berikutnya dapat memperluas populasi ke berbagai program studi atau perguruan tinggi agar variasi data lebih tinggi dan model menjadi lebih kuat.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustina, A., & Suharya, Y. (2024). Penerapan Teknologi Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence, AI) Dalam Bidang Pendidikan Menuju Generasi Indonesia Emas 2045. *Temu Ilmiah Nasional Guru XVI*, 16(November), 129–138.
- Caratiquit, K. D., & Caratiquit, L. J. C. (2023). ChatGPT as an academic support tool on the academic performance among students: The mediating role of learning motivation. *Journal of Social, Humanity, and Education*, 4(1), 21–33. <https://doi.org/10.35912/jshe.v4i1.1558>
- Chan, C. K. Y., & Hu, W. (2023). Students' voices on generative AI: perceptions, benefits, and challenges in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1). <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00411-8>
- Ghfar, Z. N. (2023). ChatGPT: a New Tool to Improve Teaching and Evaluation of Second and Foreign Languages a Review of ChatGPT: The Future of Education. *Article in International Journal of Applied Research and Sustainable Sciences*, October. <https://doi.org/10.59890/ijarss.v1i2.392>
- Ghozali, I. (2014). *Structural Equation Modeling Metode Alternatif Dengan Partial Least Square (PLS)*. Badan Penerbit Universitas Diponegoro.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2006). *Multivariate Data Analysis, 6th Edition*. Pearson.
- Hartanto, A. Y., & Rogmah, F. N. (2024). *Makin Marak Siswa Pakai AI untuk Mengerjakan Tugas*. Tirto.Id. https://tirto.id/penggunaan-ai-di-dunia-pendidikan-makin-marak-dan-merata-gZax?utm_source=semnesia.com
- Meiriza, M. S., Siboro, H., Sianturi, T. G., & Pasaribu, N. (2025). Pengaruh Penggunaan Chatgpt Terhadap Motivasi Belajar Mahasiswa Fakultas Ekonomi Universitas Negeri Medan. 3(1), 490–499.
- Mendari, A. S., & Kewal, S. S. (2016). Motivasi Belajar Pada Mahasiswa. *Jurnal Pendidikan Akuntansi Indonesia*, 13(2). <https://doi.org/10.21831/jpai.v13i2.10304>
- Sugiyono. (2017). *Metode Penelitian Kuantitatif dan Kualitatif dan R&D*. Alfabeta.
- Wang, J., & Fan, W. (2025). The effect of ChatGPT on students' learning performance, learning perception, and higher-order thinking: insights from a meta-analysis. *Humanities and Social Sciences Communications*, 12(1), 1–21. <https://doi.org/10.1057/s41599-025-04787-y>