Journal of Economics
AND MANAGEMENT SCIENTIES
https://jems.ink
ISSN 2655-1934 (print), 2655-6685 (online)

Integrasi TTF dan UTAUT2 dalam Memprediksi Niat Adopsi Google NotebookLM pada Mahasiswa Magister di Indonesia

Nathania Anindita[1], dan Trianggoro Wiradinata[2]*

[1,2] *Universitas Ciputra, Indonesia*

Journal of Economics and Management Scienties is licensed under a Creative Commons 4.0 International License.

ARTICLE HISTORY

Received: 11 November 26
Final Revision: 22 November 26
Accepted: 27 November 26
Online Publication: 31 December 26

KEYWORDS

TTF, UTAUT2, NotebookLM, Adoption Intention, Master's Students

A B S T R A C T

The rapid adoption of Generative AI (GenAI) in higher education raises the question of which tools fit specific academic tasks, particularly for master's students whose research is complex and high-stakes. This study integrates Task-Technology Fit (TTF) and UTAUT2 to explain the adoption intention of master's students in Indonesia toward Google NotebookLM (now Gemini Notebook), a source-grounded AI research assistant. Task and technology characteristics form TTF, which influences performance expectancy, effort expectancy, and behavioral intention; social influence, hedonic motivation, and habit are added as UTAUT2 predictors, and usage experience moderates the effect of TTF on intention. An online cross-sectional survey with purposive sampling yielded 192 responses, of which 157 were valid and analyzed using PLS-SEM. The measurement model met reliability and validity criteria, and the model explained 71.1% of the variance in intention. All eleven hypotheses were supported. TTF was shaped by task (β = 0.493) and technology characteristics (β = 0.464) and affected intention directly (β = 0.168) and indirectly through performance and effort expectancy (complementary partial mediation, about 58% of the total effect). Experience positively moderated the TTF–intention relationship (β = 0.174): TTF mattered at average and high, but not low, experience. The study extends TTF–UTAUT2 integration to a document-grounded AI research assistant and informs AI literacy training in graduate programs, although actual usage and causal relationships were not examined.

KATA KUNCI

TTF, UTAUT2, NotebookLM, Niat Adopsi, Mahasiswa Magister

CORRESPONDING AUTHOR

nathaniaanindita1609@gmail.com

DOI

10.37034/jems.v9i1.600

A B S T R A K

Adopsi *Generative* AI (GenAI) yang cepat di perguruan tinggi memunculkan pertanyaan tentang alat yang sesuai untuk tugas akademik tertentu, terutama bagi mahasiswa magister yang mengerjakan riset kompleks dan berisiko tinggi. Penelitian ini mengintegrasikan *Task-Technology Fit* (TTF) dan UTAUT2 untuk menjelaskan niat adopsi Google NotebookLM (kini Gemini Notebook), asisten riset AI berbasis sumber unggahan pengguna, pada mahasiswa magister di Indonesia. Karakteristik tugas dan teknologi membentuk TTF, yang memengaruhi ekspektasi kinerja, ekspektasi usaha, dan niat berperilaku; pengaruh sosial, motivasi hedonis, dan kebiasaan ditambahkan sebagai prediktor UTAUT2, sedangkan pengalaman penggunaan memoderasi pengaruh TTF terhadap niat. Survei daring *cross-sectional* dengan *purposive sampling* menghasilkan 192 respons, dengan 157 respons valid yang dianalisis menggunakan PLS-SEM. Model pengukuran memenuhi kriteria reliabilitas dan validitas, dan model menjelaskan 71,1% varians niat. Seluruh sebelas hipotesis didukung. TTF dibentuk oleh karakteristik tugas (β = 0,493) dan teknologi (β = 0,464), serta memengaruhi niat secara langsung (β = 0,168) dan tidak langsung melalui ekspektasi kinerja dan usaha (mediasi parsial komplementer, sekitar 58% efek total). Pengalaman memoderasi positif hubungan TTF–niat (β = 0,174): TTF berpengaruh pada pengalaman rata-rata dan tinggi, tetapi tidak pada pengalaman rendah. Penelitian ini memperluas integrasi TTF–UTAUT2 ke asisten riset AI berbasis dokumen dan memberi arah bagi pelatihan literasi AI di program pascasarjana, meskipun penggunaan aktual dan hubungan kausal belum diteliti.

1. Pendahuluan

Adopsi *Generative Artificial Intelligence* (GenAI) di perguruan tinggi bergerak lebih cepat daripada kebanyakan teknologi pendidikan sebelumnya. Survei *Higher Education Policy Institute* (HEPI) pada mahasiswa sarjana penuh waktu di Inggris mencatat bahwa penggunaan AI naik dari 66% (2024) menjadi 92% (2025) [1], dan 95% pada 2026 dengan 94% responden memakai GenAI untuk tugas yang dinilai [2]. Di Indonesia, *Global Student Survey 2025* melaporkan bahwa 95% responden mahasiswa menggunakan GenAI dalam belajar, tertinggi di antara 15 negara yang disurvei [3], [4]. Kedua survei berfokus pada mahasiswa sarjana atau berusia 18–21 tahun sehingga tidak dapat digeneralisasikan kepada mahasiswa magister.

Pertanyaannya tidak lagi apakah mahasiswa memakai AI, melainkan alat apa yang sesuai untuk tugas akademik tertentu dan mengapa mereka terus memakainya, sedangkan bukti untuk mahasiswa magister Indonesia masih sangat terbatas.

Mahasiswa magister menghadapi tuntutan yang berbeda: membaca dan menyintesis puluhan hingga ratusan artikel, menelusuri sitasi, menemukan celah penelitian, dan menulis tesis yang orisinal. Tugas ini kompleks, tidak rutin, dan berisiko tinggi karena kesalahan kutipan berdampak langsung pada integritas karya ilmiah. Padahal *large language model* (LLM) serbaguna dapat menghasilkan halusinasi, yaitu keluaran yang tampak meyakinkan tetapi tidak didukung sumber yang valid, termasuk rujukan yang tidak pernah ada [5]. Dukungan kelembagaan pun terbatas: pada survei HEPI 2026 hanya 36% mahasiswa merasa didorong institusinya memakai AI dan hanya 38% yang disediakan alat AI [2]. Akibatnya mahasiswa memilih alat sendiri tanpa panduan tentang kecocokan alat dengan tugas.

Salah satu respons teknologi adalah *AI-powered research assistant* berbasis dokumen, dengan Google NotebookLM sebagai contoh paling menonjol. Berbeda dari *chatbot* serbaguna, NotebookLM menjawab berdasarkan sumber yang diunggah pengguna melalui pendekatan *retrieval-augmented generation* (RAG) [6] dan menyertakan kutipan yang dapat ditelusuri ke sumber aslinya. Platform ini juga menghasilkan *Audio Overview*, *Video Overview*, peta pikiran, dan laporan, dan versi dasarnya gratis dengan batas penggunaan [7]. Pada 16 Juli 2026 Google mengganti namanya menjadi Gemini Notebook, yang disebut sebagai produk mandiri yang sama dan digunakan lebih dari 30 juta orang [8]. Artikel ini memakai penyebutan NotebookLM (kini Gemini Notebook) sebagaimana tertera pada instrumen penelitian.

Bukti tentang keandalan *grounding* beragam. Sebuah studi dokumen litigasi menemukan bahwa NotebookLM berhalusinasi lebih jarang (sekitar 13%) daripada ChatGPT dan Gemini (sekitar 40%) [9]. Akan tetapi, hanya 40 respons yang dianalisis dan cakupannya terbatas, sedangkan studi lain berargumen bahwa *grounding* tidak sepenuhnya menghilangkan halusinasi [10]. Keduanya belum ditelaah sejawat. Dengan demikian adopsi ditentukan bukan oleh klaim teknis produsen semata, melainkan oleh persepsi mahasiswa mengenai kecocokan alat dengan tugas risetnya. Persepsi ini dijelaskan oleh teori *Task-Technology Fit* (TTF): teknologi dimanfaatkan dan berdampak pada kinerja bila kemampuannya sesuai dengan tuntutan tugas, dan kecocokan itu dibentuk oleh karakteristik tugas dan teknologi [11], [12]. Pada GenAI, TTF telah dipakai untuk menjelaskan penggunaan dan kinerja mahasiswa [13], [14], serta niat memakai GenAI [15].

UTAUT2 menjelaskan mengapa seseorang berniat memakai teknologi melalui ekspektasi kinerja (*performance expectancy*, PE), ekspektasi usaha (*effort expectancy*, EE), pengaruh sosial (*social influence*, SI), motivasi hedonis (*hedonic motivation*, HM), dan kebiasaan (*habit*, HT), dan menjelaskan hingga 74% varians niat [16]. Pada ChatGPT, PE dan kebiasaan paling konsisten memengaruhi niat, sedangkan EE dan SI bervariasi [17], [18]. Namun UTAUT2 memperlakukan karakteristik tugas dan teknologi sebagai kotak hitam. Integrasi TTF dan UTAUT telah terbukti pada perbankan seluler, tempat TTF memengaruhi PE dan adopsi [19], [20]. Dalam UTAUT2, pengalaman pun berperan sebagai moderator [16], [21].

Tiga celah penelitian muncul:

a) Celah teoretis: studi penerimaan GenAI umumnya bertumpu pada UTAUT2 saja, sedangkan studi TTF berfokus pada penggunaan dan kinerja dan jarang menguji apakah *fit* memengaruhi niat langsung atau melalui persepsi manfaat dan kemudahan.

b) Celah kontekstual: objek didominasi ChatGPT dan populasi mahasiswa sarjana (Tabel 1); studi NotebookLM masih eksploratif atau berbasis TAM, misalnya pada pembelajar bahasa Inggris di Hong Kong [22] dan mahasiswa pemasaran [23], dan sejauh penelusuran penulis belum ada studi TTF–UTAUT2 pada mahasiswa magister Indonesia.

c) Celah syarat batas: pengalaman terbukti memoderasi pengaruh kebiasaan [18], tetapi belum diuji pada pengaruh kecocokan, padahal dalam teori TTF pengalaman memengaruhi kemampuan menilai kecocokan alat [11].

Penelitian ini mengintegrasikan TTF dan UTAUT2 untuk menjelaskan niat mahasiswa magister di Indonesia memakai NotebookLM, dengan lima tujuan: (1) menganalisis pengaruh karakteristik tugas dan teknologi terhadap TTF; (2) menganalisis pengaruh TTF terhadap PE, EE, dan niat berperilaku (*behavioral intention*, BI); (3) menganalisis pengaruh kelima konstruk UTAUT2 terhadap BI; (4) menguji moderasi pengalaman pada hubungan TTF–BI; dan (5) menguji mediasi PE dan EE pada hubungan TTF–BI. Kebaruannya terletak pada objek (asisten riset berbasis sumber, bukan chatbot serbaguna), populasi (mahasiswa magister Indonesia), mekanisme (*fit* memengaruhi niat langsung sekaligus melalui PE dan EE), dan syarat batas (pengalaman).

Tabel 1. Perbandingan dengan penelitian terdahulu terpilih

Studi (kerangka; objek; sampel)	Perbedaan dengan penelitian ini
Zhou dkk. [19] (TTF + UTAUT; perbankan seluler; pengguna layanan)	Bukan GenAI dan bukan konteks akademik; tanpa moderasi pengalaman.
Strzelecki [17] (UTAUT2 + *personal innovativeness*; ChatGPT; 534 mahasiswa Polandia)	Tanpa TTF; *chatbot* serbaguna.
Dietrich & Grassini [18] (UTAUT2 + sikap, kepercayaan, persepsi etis; ChatGPT; 132 mahasiswa dan 56 guru)	Tanpa TTF; pengalaman memoderasi *habit*, bukan *fit*.
Chen dkk. [13] (TTF, dampak kinerja; ChatGPT; 448 mahasiswa)	Berfokus pada kinerja, bukan niat; tanpa UTAUT2.
Yang dkk. [15] (TTF + moral obligation; GenAI umum; 136 mahasiswa Taiwan)	Tanpa UTAUT2 dan tanpa moderasi pengalaman.
Alistyaningrum & Aligarh [14] (TTF, penggunaan–kinerja; ChatGPT; 300 mahasiswa akuntansi)	Tanpa UTAUT2; objek bukan AI berbasis dokumen.
Woo dkk. [22]; Jenkins & Hussain [23] (TAM/evaluasi konseptual; NotebookLM; pembelajar atau kelas tertentu)	Eksploratif; tanpa TTF–UTAUT2; bukan mahasiswa magister.
Penelitian ini (TTF + UTAUT2; NotebookLM; mahasiswa magister Indonesia)	Integrasi TTF–UTAUT2 dengan mediasi PE/EE dan moderasi pengalaman.

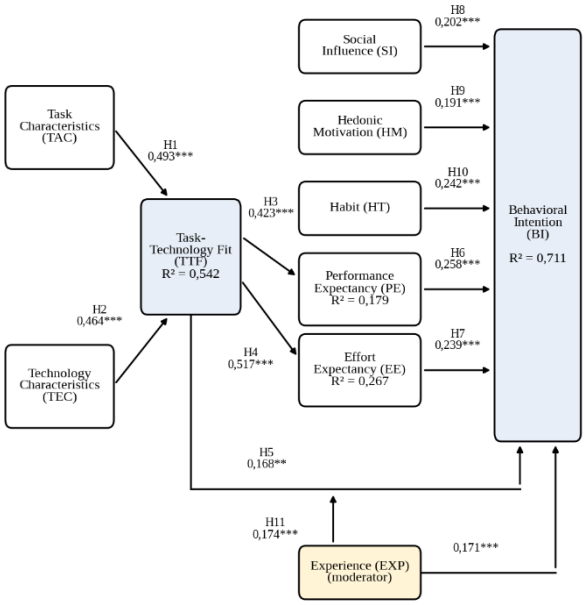
2. Metode Penelitian

2.1. Desain Penelitian

Penelitian ini memakai pendekatan kuantitatif dengan desain survei *cross-sectional* yang bersifat eksplanatori-prediktif: menguji hubungan antarkonstruk yang diturunkan dari teori (TTF dan UTAUT2) dan memprediksi niat mahasiswa magister memakai NotebookLM. Unit analisisnya adalah individu. Data dikumpulkan satu kali melalui kuesioner daring dan seluruhnya bersumber dari laporan mandiri responden.

2.2. Model Penelitian dan Hipotesis

Model disusun dalam empat lapisan, seperti yang terlihat pada Gambar 1. Karakteristik tugas (TAC) dan teknologi (TEC) membentuk TTF; TTF membentuk PE dan EE; TTF, PE, EE, SI, HM, dan HT memengaruhi BI; dan pengalaman (EXP) memoderasi pengaruh TTF terhadap BI. Jalur langsung TTF → BI dipertahankan karena TTF dapat memuat informasi kecocokan lintas tugas yang tidak sepenuhnya tertangkap PE dan EE. Hipotesisnya berarah positif: H1 (TAC → TTF) dan H2 (TEC → TTF), karena kecocokan lahir dari kesesuaian tuntutan tugas dan kemampuan teknologi [11], [13], [15], [19]; H3 (TTF → PE) [19]; H4 (TTF → EE), yang bersifat teoretis karena kemudahan merupakan dimensi TTF asli [11] dan jarang diuji langsung; H5 (TTF → BI) [15], [19]; H6 (PE → BI), H8 (SI → BI), H9 (HM → BI), dan H10 (HT → BI) berdasarkan UTAUT2 [16] dan studi ChatGPT [17], [18], dengan catatan bahwa kebiasaan dapat membatasi daya prediksi niat [24]; H7 (EE → BI), yang buktinya tidak konsisten tetapi kurva belajar NotebookLM (menyusun *notebook* dan mengunggah sumber) lebih nyata daripada chatbot; serta H11 (EXP × TTF → BI, lebih kuat pada pengalaman tinggi), karena pengalaman memengaruhi kemampuan menilai kecocokan alat [11] dan mengubah determinan niat [18], [25]. Peran mediasi PE dan EE diuji melalui efek tidak langsung spesifik [26].



Gambar 1. Model penelitian dan hasil pengujian (koefisien jalur terstandardisasi dan R^2). ** $p < 0{,}01$; *** $p < 0{,}001$

UTAUT2 diadaptasi dengan tiga keputusan. *Price value* dikeluarkan karena versi dasar NotebookLM gratis, sebagaimana keputusan serupa pada penelitian ChatGPT [27]; *facilitating conditions* dikeluarkan karena semua responden sudah memakai NotebookLM dan konstruk ini umumnya tidak memengaruhi niat [18]; dan perilaku penggunaan tidak dimodelkan karena fokus penelitian adalah niat. Dari tiga moderator UTAUT2, hanya pengalaman yang dipertahankan karena paling relevan bagi populasi yang relatif homogen dalam usia dan jenjang studi.

2.3. Populasi, Sampel, dan Kriteria Responden

Populasi adalah mahasiswa aktif program magister di perguruan tinggi Indonesia yang pernah memakai NotebookLM untuk keperluan akademik. Karena daftar pengguna (*sampling frame*) tidak tersedia, digunakan *non-probability sampling* dengan *purposive sampling*, dan kuesioner disebarkan melalui grup komunitas mahasiswa magister dan media sosial. Responden

memenuhi syarat bila (1) berstatus mahasiswa aktif program magister di Indonesia; (2) berusia minimal 21 tahun dan bersedia mengisi kuesioner (*informed consent*); (3) pernah memakai NotebookLM (kini Gemini Notebook) untuk keperluan akademik; dan (4) memakainya setidaknya sekali dalam sebulan terakhir. Data dikeluarkan bila responden gagal pada butir uji perhatian, mengisi kurang dari sepertiga waktu median, menjawab dengan pola seragam (*straight-lining*), mengisi lebih dari sekali, atau memberi jawaban penyaring yang tidak konsisten dengan profilnya.

2.4. Ukuran Sampel

Ukuran sampel ditentukan dengan aturan *10-times* [28]: jumlah responden minimum adalah sepuluh kali jumlah jalur struktural terbanyak yang mengarah ke satu konstruk dalam model Persamaan (1), dengan $n_{\min}$ adalah jumlah responden minimum dan $k_{\max}$ adalah jumlah jalur struktural terbanyak yang mengarah ke satu konstruk. Berdasarkan hipotesis, TTF dituju dua jalur (H1–H2), PE dan EE masing-masing satu jalur (H3, H4), sedangkan BI dituju jalur terbanyak: enam jalur langsung (H5–H10), satu efek interaksi TTF × EXP (H11), dan satu efek langsung EXP yang harus disertakan dalam model moderasi. Dengan demikian $k_{\max} = 8$ dan $n_{\min} = 10 \times 8 = 80$ responden.

$$n_{\min} \geq 10 \times k_{\max} \quad (1)$$

2.5. Variabel, Definisi Operasional, dan Instrumen

Semua konstruk, kecuali EXP, diukur secara reflektif dengan skala Likert 5 poin (1 = sangat tidak setuju hingga 5 = sangat setuju), yang dipilih karena ringkas bagi responden yang mengisi melalui perangkat seluler. Butir diadaptasi dari instrumen terdahulu, disesuaikan dengan konteks NotebookLM dan tugas riset magister, lalu diterjemahkan ke bahasa Indonesiam dimana bisa dilihat pada Tabel 2. Contohnya, butir TTF berbunyi "Fungsi NotebookLM sesuai dengan kebutuhan tugas riset saya" dan butir BI "Saya berniat terus menggunakan NotebookLM untuk tugas akademik saya". Butir TAC dan TEC disusun khusus untuk konteks ini sehingga validitasnya dinilai secara empiris pada Bagian 3.2.

Tabel 2. Definisi operasional, jumlah butir, dan sumber adaptasi

Konstruk	Definisi operasional	Butir	Sumber adaptasi
TAC	Tuntutan tugas riset magister: kompleks, tidak rutin, memerlukan banyak sumber dan kutipan akurat.	3	[11], [19]
TEC	Fitur NotebookLM: *source grounding*, kutipan langsung, banyak sumber, keluaran multi-format, dukungan bahasa.	3	[15], [19]; disusun peneliti
TTF	Persepsi bahwa fungsi NotebookLM sesuai dengan kebutuhan tugas riset.	3	[11], [19]
PE	Keyakinan bahwa NotebookLM meningkatkan produktivitas dan kualitas kerja akademik.	3	[16], [27]
EE	Persepsi kemudahan mempelajari dan memakai NotebookLM.	3	[16]
SI	Persepsi dukungan dosen pembimbing, rekan sejawat, dan komunitas akademik.	3	[16]
HM	Kesenangan saat memakai NotebookLM untuk riset.	2	[16]
HT	Penggunaan NotebookLM sebagai kebiasaan otomatis dalam rutinitas riset.	3	[16], [27]
BI	Niat terus memakai NotebookLM untuk tugas akademik.	3	[16]
EXP	Tingkat pengalaman (moderator), diukur dari lama penggunaan (empat kategori, kode 1–4).	1	[16], [18]

EXP diukur dengan satu indikator, yaitu lama penggunaan NotebookLM yang dikelompokkan dalam empat kategori (kurang dari 1 bulan, 1–3 bulan, 4–6 bulan, dan lebih dari 6 bulan; dikodekan 1–4). Skornya distandarisasi (*z-score*) sebelum dibentuk interaksi dengan TTF dan dipakai sebagai moderator kontinu, sehingga tidak ada informasi yang hilang akibat pembagian responden menjadi kelompok berdasarkan median. Kuesioner terdiri atas tiga bagian: (A) persetujuan dan pertanyaan penyaring, (B) profil responden dan pengalaman penggunaan, dan (C) 26 butir konstruk beserta dua butir uji perhatian, dengan estimasi waktu pengisian 5–10 menit. Setiap butir menyebut alat sebagai "NotebookLM (kini Gemini Notebook)".

2.6. Prosedur dan Etika Penelitian

Penelitian dilaksanakan dalam empat tahap: (1) persiapan, yaitu tinjauan pustaka, perumusan hipotesis, penyusunan instrumen dari penelitian terdahulu, dan penerjemahan butir; (2) pengumpulan data melalui Google Form selama sekitar delapan minggu; (3) pembersihan data berdasarkan kriteria eksklusi (Bagian 2.3); dan (4) analisis dan pelaporan. Partisipasi bersifat sukarela dengan persetujuan elektronik yang menjelaskan tujuan, kerahasiaan, dan hak mengundurkan diri. Responden anonim, data tidak memuat identitas yang dapat dikenali dan tidak meminta unggahan isi dokumen riset, serta disimpan pada akun terlindungi untuk keperluan penelitian sesuai prinsip pelindungan data pribadi [29]. Persetujuan etik mengikuti ketentuan institusi peneliti.

2.7. Teknik Analisis Data

Analisis memakai *Partial Least Squares Structural Equation Modeling* (PLS-SEM) dengan SmartPLS 4 (versi 4.1.2.1; [30]). Karena tujuan penelitian bersifat prediktif-eksplanatori, model memuat mediasi dan moderasi sekaligus, dan metode ini tidak menuntut distribusi data yang normal secara ketat [31], [32]. Analisis dilakukan dalam empat tahap.

Tahap 1, evaluasi model pengukuran (konstruk reflektif, tidak termasuk EXP yang berindikator tunggal): *outer loading* ≥ 0,708; reliabilitas (*Cronbach's alpha*, ρA, ρC) 0,70–0,95; validitas konvergen dengan AVE ≥ 0,50 [31]; validitas diskriminan dengan HTMT < 0,85 [33], kriteria Fornell–Larcker (akar AVE melebihi korelasi antarkonstruk) [34], dan *cross loading*; serta kolinearitas dengan VIF < 3 [32]. Perhatian khusus diberikan pada pasangan TAC–TTF, TTF–PE, TTF–EE, dan PE–BI karena kedekatan konseptualnya [18].

Tahap 2, evaluasi model struktural: koefisien jalur diuji dengan *bootstrapping* 5.000 subsampel (interval *percentile*, uji dua sisi, α = 0,05) dan interval *bias-corrected* sebagai uji ketahanan; kecocokan model dinilai dengan SRMR < 0,08 [35]; daya jelas dengan R^2 (0,25; 0,50; 0,75 sebagai lemah, moderat, substansial) [28]; dan ukuran efek dengan f^2 pada Persamaan (2) (0,02; 0,15; 0,35 sebagai kecil, sedang, besar), dengan f^2 adalah ukuran efek, R^2_{incl} adalah R^2 konstruk dependen saat prediktor yang dinilai disertakan, dan R^2_{excl} adalah R^2 saat prediktor tersebut dikeluarkan [36].

$$f^2 = \frac{R^2_{\text{incl}} - R^2_{\text{excl}}}{1 - R^2_{\text{incl}}} \quad (2)$$

Tahap 3, analisis mediasi: efek tidak langsung spesifik TTF → PE → BI dan TTF → EE → BI diuji dengan *bootstrapping*, dan jenis mediasinya diklasifikasikan penelitian sebelumnya [26]. Tahap 4, analisis moderasi: interaksi TTF × EXP diestimasi dengan pendekatan *two-stage* pada variabel terstandardisasi [37], [38], dengan persamaan struktural BI pada Persamaan (3), dengan X_k adalah tujuh prediktor langsung (TTF, PE, EE, SI, HM, HT, EXP) berkoefisien β_k, β_0 intersep, β_8 koefisien interaksi TTF × EXP, dan ε galat, disertai analisis *simple slope* pada −1 SD, rerata, dan +1 SD pengalaman.

$$\text{BI} = \beta_0 + \sum_{k=1}^{7} \beta_k X_k + \beta_8(\text{TTF} \times \text{EXP}) + \varepsilon \quad (3)$$

Persamaan serupa disusun untuk TTF (dari TAC dan TEC) serta PE dan EE (dari TTF). Hipotesis H1–H10 didukung bila koefisien jalur berarah positif, $p < 0,05$ (dua sisi), dan interval kepercayaan 95% tidak memuat nol; H11 didukung bila koefisien interaksi positif dan signifikan serta *simple slope* TTF → BI lebih curam pada pengalaman tinggi; dan mediasi dinyatakan ada bila interval kepercayaan 95% efek tidak langsung tidak memuat nol. Hasil yang tidak mendukung hipotesis tetap dilaporkan.

3. Hasil dan Pembahasan

Dari 192 respons mentah, 35 gugur karena kriteria eksklusi (18,2%), sehingga 157 respons valid dianalisis. Jumlah ini hampir dua kali lipat batas minimum 80 responden (Bagian 2.4). Model pengukuran dinilai lebih dulu agar konstruk terbukti terukur dengan andal dan valid, baru kemudian model struktural diuji [31].

3.1. Profil Responden

Tabel 3 menyajikan profil 157 responden valid, yang terkumpul antara 1 September dan 25 Oktober 2026. Responden terdiri atas 87 laki-laki (55,4%) dan 70 perempuan (44,6%), dengan usia yang tersebar hampir merata pada tiga kelompok (21–25, 26–30, dan 31–35 tahun; masing-masing 31,8–34,4%) dan hanya satu responden (0,6%) berusia di atas 35 tahun. Seluruh tahap studi terwakili, dari semester 1 (24,2%) hingga di atas semester 4 (20,4%). Responden berasal dari 27 perguruan tinggi, 96,2% di antaranya negeri, yang tersebar di Jawa (38,2%), Sumatra (16,6%), Kalimantan (15,9%), Nusa Tenggara dan Bali (10,8%), Papua (8,9%), Sulawesi (6,4%), dan Maluku (3,2%). Sebaran lintas kampus dan wilayah ini mengurangi risiko hasil hanya mencerminkan satu institusi, tetapi karena sampel tetap non-probabilitas, hasilnya tidak digeneralisasikan secara statistik.

Tabel 3. Profil responden (n = 157)

Karakteristik	Kategori	n	%
Jenis kelamin	Laki-laki	87	55,4
	Perempuan	70	44,6
Usia	21–25 tahun	50	31,8
	26–30 tahun	52	33,1
	31–35 tahun	54	34,4
	> 35 tahun	1	0,6
Semester	Semester 1	38	24,2
	Semester 2	35	22,3
	Semester 3	25	15,9
	Semester 4	27	17,2
	Lebih dari semester 4	32	20,4
Lama pakai	Kurang dari 1 bulan	4	2,5
	1–3 bulan	31	19,7
	4–6 bulan	59	37,6
	> 6 bulan	63	40,1
Frekuensi	Sangat jarang (1–2 kali sebulan)	3	1,9
	Jarang (1–2 kali seminggu)	26	16,6
	Sering (3–5 kali seminggu)	68	43,3
	Sangat sering (hampir setiap hari)	60	38,2
Jenis PT	Negeri	151	96,2
	Swasta	6	3,8

Catatan: PT = perguruan tinggi; variasi penulisan nama disatukan (27 institusi); jenis PT dan wilayah diklasifikasikan peneliti berdasarkan nama institusi.

Sebagian besar responden adalah pengguna yang aktif dan cukup berpengalaman: 77,7% telah memakai NotebookLM lebih dari tiga bulan dan 81,5% memakainya minimal tiga kali seminggu, sesuai kriteria inklusi pemakaian dalam sebulan terakhir. Skor pengalaman (EXP) dikodekan 1–4 menurut kategori lama penggunaan (rerata 3,15; SD 0,83), sehingga pengalaman rendah (−1 SD) pada analisis moderasi kira-kira setara pemakaian 1–3 bulan dan pengalaman tinggi (+1 SD) kira-kira lebih dari enam bulan. Pengguna yang memakai kurang dari satu bulan hanya 2,5% dan yang memakai tiga bulan atau kurang 22,3%, sehingga estimasi untuk pengalaman rendah bertumpu pada kelompok yang relatif kecil.

3.2. Evaluasi Model Pengukuran

Berdasarkan Tabel 4, seluruh *outer loading* indikator reflektif (0,837 pada BI2 hingga 0,908 pada HM2)

melampaui 0,708, artinya setiap indikator berbagi lebih dari separuh variansnya dengan konstruknya ($0{,}708^2 \approx 0{,}50$), dan signifikan pada *bootstrapping* (t = 27,161–56,230; p < 0,001; batas bawah CI ≥ 0,771), sehingga semua indikator dipertahankan. Reliabilitas terpenuhi pada ketiga ukuran (α 0,783–0,860; ρA 0,783–0,865; ρC 0,891–0,915): semuanya di atas 0,70 dan di bawah 0,95, batas atas yang penting karena nilai terlalu tinggi menandakan butir redundan. AVE 0,732–0,822 (> 0,50) menunjukkan bahwa setiap konstruk menjelaskan lebih dari separuh varians indikatornya.

Tabel 4. *Outer loading* per indikator, reliabilitas, dan validitas konvergen

Konstruk	*Outer loading* per indikator	α	ρA	ρC	AVE
BI	0,886; 0,837; 0,869	0,831	0,837	0,899	0,747
EE	0,843; 0,879; 0,877	0,834	0,839	0,900	0,750
EXP	1,000	–	–	–	–
HM	0,905; 0,908	0,783	0,783	0,902	0,822
HT	0,871; 0,849; 0,894	0,842	0,845	0,905	0,760
PE	0,870; 0,886; 0,895	0,860	0,865	0,915	0,781
SI	0,896; 0,866; 0,887	0,859	0,861	0,914	0,780
TAC	0,848; 0,869; 0,884	0,836	0,848	0,901	0,752
TEC	0,857; 0,839; 0,871	0,817	0,821	0,891	0,732
TTF	0,870; 0,898; 0,878	0,858	0,859	0,913	0,778
EXP × TTF	1,000	–	–	–	–

Catatan: outer loading ditulis berurutan menurut nomor indikator (misalnya BI1; BI2; BI3) sesuai keluaran SmartPLS dan seluruhnya signifikan pada p < 0,001. EXP dan EXP × TTF adalah indikator tunggal sehingga α, ρA, ρC, dan AVE tidak dilaporkan.

Berdasarkan Tabel 5, validitas diskriminan terpenuhi menurut tiga kriteria. Pertama, akar AVE tiap konstruk (diagonal; 0,856–0,907) melebihi korelasinya dengan konstruk lain, yang tertinggi hanya 0,578 (TAC–TTF) [34]. Kedua, seluruh indikator memuat tertinggi pada konstruknya sendiri (*cross loading*). Ketiga, seluruh pasangan konstruk memiliki HTMT ≤ 0,676 (TAC–TTF), jauh di bawah ambang 0,85 [33]. Hasil HTMT ini menjawab kekhawatiran pada Bagian 2.7: pasangan yang berdekatan secara konseptual, yaitu TTF–PE (0,488), TTF–EE (0,609), dan PE–BI (0,660), tetap jauh di bawah 0,89 yang pernah dilaporkan untuk PE–BI pada studi ChatGPT [18]. Suku interaksi EXP × TTF juga terpisah jelas dari semua konstruk lain (HTMT 0,027–0,180). TTF, PE, dan EE karenanya berbeda secara empiris dan hubungan di antaranya dapat ditafsirkan sebagai hubungan antarkonstruk.

Tabel 5. Validitas diskriminan: Fornell–Larcker (diagonal dan segitiga bawah) dan HTMT (segitiga atas)

	BI	EE	EXP	HM	HT	PE	SI	TAC	TEC	TTF
BI	0,865	0,672	0,333	0,481	0,534	0,660	0,413	0,591	0,547	0,675
EE	0,561	0,866	0,143	0,238	0,274	0,415	0,135	0,535	0,438	0,609
EXP	0,303	0,130	1,000	0,076	0,149	0,127	0,020	0,087	0,240	0,214
HM	0,394	0,191	0,067	0,907	0,181	0,287	0,119	0,326	0,289	0,268
HT	0,449	0,230	0,138	0,148	0,872	0,242	0,123	0,320	0,225	0,292
PE	0,567	0,357	0,116	0,237	0,205	0,884	0,178	0,557	0,413	0,488
SI	0,351	0,116	-0,013	0,097	0,104	0,156	0,883	0,207	0,160	0,222
TAC	0,499	0,445	0,082	0,266	0,271	0,479	0,176	0,867	0,215	0,676
TEC	0,452	0,368	0,219	0,230	0,192	0,350	0,134	0,183	0,856	0,657
TTF	0,571	0,517	0,197	0,223	0,249	0,423	0,190	0,578	0,554	0,882

Catatan: diagonal = akar AVE; segitiga bawah = korelasi antarkonstruk (Fornell–Larcker); segitiga atas = HTMT. HTMT EXP × TTF terhadap konstruk lain 0,027–0,180.

EXP, sebagai indikator tunggal berupa kategori lama penggunaan (kode 1–4), memiliki *outer loading* 1,00 dan reliabilitasnya tidak diestimasi terpisah. Indikator ini objektif tetapi hanya menangkap durasi dalam kategori yang diperlakukan sebagai skala kontinu. Tidak ada masalah kolinearitas: VIF indikator 1,708–2,482 dan VIF model struktural paling tinggi 1,582.

3.3. Evaluasi Model Struktural dan Pengujian Hipotesis

Kecocokan model baik: SRMR 0,045 (*saturated model*) dan 0,071 (*estimated model*), keduanya di bawah 0,08. Daya jelas tertinggi ada pada niat (R^2 BI 0,711; *adjusted* 0,695; moderat mendekati substansial), diikuti TTF (0,542; moderat), EE (0,267), dan PE (0,179). R^2 EE dan PE yang lemah perlu dibaca dengan tepat: karena keduanya hanya dijelaskan oleh TTF, R^2 sama dengan kuadrat koefisien jalurnya ($0{,}517^2 = 0{,}267$; $0{,}423^2 = 0{,}179$). Ini berarti TTF bukan satu-satunya determinan persepsi manfaat dan kemudahan, tetapi tidak mengurangi kemampuan model menjelaskan niat sebagai variabel akhir. Hasil *bootstrapping* tidak bergantung pada metode interval: bias sangat kecil (< 0,003) dan interval *bias-corrected* menghasilkan keputusan yang sama dengan interval *percentile*.

Berdasarkan hasil dari tabel 6, seluruh sebelas hipotesis didukung, dimana semua koefisien berarah positif, signifikan pada p < 0,05, dan interval kepercayaan 95% tidak memuat nol. Jalur EXP → BI tidak dihipotesiskan

tetapi dimasukkan karena efek utama moderator perlu disertakan dalam analisis moderasi [37], [38]. TAC (β = 0,493; f^2 = 0,513) dan TEC (β = 0,464; f^2 = 0,454) sama-sama berpengaruh kuat terhadap TTF (H1, H2). TTF selanjutnya berpengaruh terhadap EE (β = 0,517; f^2 = 0,364, besar) dan PE (β = 0,423; f^2 = 0,218, sedang) (H3, H4). Terhadap BI, tujuh prediktor signifikan: PE (0,258), HT (0,242), EE (0,239), SI (0,202), HM (0,191), EXP (0,171), dan TTF (0,168; p = 0,003), dengan f^2 keenam prediktor hipotesis 0,062–0,181 (kecil hingga sedang). Interval kepercayaan ketujuhnya saling tumpang tindih (misalnya PE [0,150; 0,365] dan TTF [0,055; 0,275]), sehingga selisih besar koefisien tidak ditafsirkan sebagai perbedaan yang bermakna; urutan β hanya estimasi titik, bukan peringkat pengaruh.

Tabel 6. Hasil pengujian pengaruh langsung

H	Jalur	β	t	p	CI 95%	f^2
H1	TAC → TTF	0,493	9,999	< 0,001	[0,396; 0,587]	0,513
H2	TEC → TTF	0,464	8,532	< 0,001	[0,354; 0,567]	0,454
H3	TTF → PE	0,423	6,551	< 0,001	[0,292; 0,543]	0,218
H4	TTF → EE	0,517	8,822	< 0,001	[0,399; 0,627]	0,364
H5	TTF → BI	0,168	3,001	0,003	[0,055; 0,275]	0,062
H6	PE → BI	0,258	4,768	< 0,001	[0,150; 0,365]	0,176
H7	EE → BI	0,239	4,683	< 0,001	[0,138; 0,337]	0,138
H8	SI → BI	0,202	4,203	< 0,001	[0,108; 0,298]	0,134
H9	HM → BI	0,191	3,863	< 0,001	[0,095; 0,287]	0,115
H10	HT → BI	0,242	4,579	< 0,001	[0,134; 0,342]	0,181
H11	EXP × TTF → BI	0,174	4,670	< 0,001	[0,101; 0,247]	0,105
–	EXP → BI	0,171	3,743	< 0,001	[0,079; 0,260]	0,095

Pada hasil mediasi yang terlihat di Tabel 7, TTF memengaruhi BI melalui EE (β = 0,123) dan PE (β = 0,109) dengan total efek tidak langsung 0,232. Karena efek langsung (0,168) juga signifikan dan searah, mediasinya parsial komplementer [26]. Efek total TTF mencapai 0,400, dengan sekitar 58% (0,232/0,400) disalurkan melalui kedua mediator, dan kedua jalur mediasi setara karena intervalnya tumpang tindih. TAC dan TEC, yang tidak dimodelkan memiliki jalur langsung ke BI, berpengaruh sepenuhnya melalui TTF (total efek tidak langsung 0,197 dan 0,186); seluruh 12 jalur tidak langsung spesifik signifikan (β = 0,051–0,255). H11 didukung: interaksi EXP × TTF terhadap BI positif dan signifikan (β = 0,174; f^2 = 0,105, di atas ambang efek kecil dan mendekati sedang). *Simple slope* menunjukkan bahwa TTF tidak berpengaruh pada pengalaman rendah (−1 SD; β = −0,007; p = 0,914), signifikan pada pengalaman rata-rata (0,168), dan dua kali lebih besar pada pengalaman tinggi (+1 SD; 0,342). Manfaat kesesuaian tugas-teknologi terhadap niat karenanya hanya terealisasi pada pengguna yang cukup berpengalaman, termasuk bagian efek TAC dan TEC yang melewati jalur langsung TTF → BI.

Tabel 7. Pengaruh tidak langsung, efek total, dan efek moderasi

Jalur	β	t	p	CI 95%
TAC → TTF → EE	0,255	6,003	< 0,001	[0,176; 0,342]
TAC → TTF → PE	0,208	5,251	< 0,001	[0,134; 0,290]
TEC → TTF → EE	0,240	5,967	< 0,001	[0,163; 0,322]
TEC → TTF → PE	0,196	4,901	< 0,001	[0,120; 0,278]
TTF → EE → BI	0,123	4,167	< 0,001	[0,069; 0,185]
TTF → PE → BI	0,109	3,907	< 0,001	[0,059; 0,167]
Total tidak langsung TTF → BI	0,232	5,875	< 0,001	[0,159; 0,317]
Total tidak langsung TAC → BI	0,197	5,439	< 0,001	[0,131; 0,273]
Total tidak langsung TEC → BI	0,186	5,101	< 0,001	[0,116; 0,260]
Efek total TTF → BI	0,400	7,233	< 0,001	[0,290; 0,508]
TTF → BI pada EXP −1 SD	−0,007	0,108	0,914	[−0,124; 0,121]
TTF → BI pada EXP rata-rata	0,168	3,001	0,003	[0,055; 0,275]
TTF → BI pada EXP +1 SD	0,342	4,769	< 0,001	[0,195; 0,477]

3.4. Pembahasan

3.4.1. Pembentukan TTF (H1–H2)

Hasil ini mendukung inti teori TTF bahwa kecocokan lahir dari pertemuan tuntutan tugas dan kemampuan teknologi [11], [19]. Kedua sisi berkontribusi hampir sama (intervalnya tumpang tindih), sehingga persepsi kecocokan tidak cukup dibentuk oleh keunggulan fitur saja atau beratnya tugas saja. Mahasiswa merasa NotebookLM cocok ketika tugas risetnya benar-benar menuntut sintesis lintas sumber dan ketepatan sitasi, dan alat itu menyediakan fitur yang menjawabnya, seperti jawaban berbasis sumber unggahan dengan kutipan yang dapat diperiksa. Temuan ini sejalan dengan penelitian tentang peran kompleksitas tugas [12], dan penelitian tentang karakteristik teknologi. Kuatnya hubungan TEC dengan TTF mengisyaratkan bahwa mahasiswa menghargai fitur verifikasi ke sumber [13], [15], relevan di tengah bukti keandalan *grounding* yang beragam [9], [10]. Sekitar 46% variasi TTF dijelaskan faktor lain, antara lain karakteristik individu yang

menurut rantai TTF asli ikut menentukan kecocokan [11] tetapi tidak dimodelkan sebagai anteseden di sini.

3.4.2. TTF, persepsi, dan niat (H3–H5)

Pengaruh TTF terhadap PE memperluas temuan dari perbankan seluler ke asisten riset berbasis AI [19]. Pengaruhnya terhadap EE bahkan lebih besar; hubungan ini jarang diuji langsung, sehingga hasilnya memberi dukungan empiris awal bagi argumen bahwa alat yang langsung menjawab kebutuhan tugas terasa lebih mudah dikuasai. Karena kemudahan merupakan dimensi TTF asli [11], sebagian kedekatan keduanya bersifat konseptual, tetapi HTMT yang rendah menunjukkan keduanya tetap berbeda secara empiris; R^2 PE yang hanya 0,179 menandakan persepsi manfaat juga ditentukan hal lain. Efek langsung TTF kecil tetapi signifikan, sedangkan efek tidak langsungnya hampir 1,4 kali lebih besar. Pola ini bermakna ganda. Pertama, TTF terutama bekerja dengan membentuk keyakinan tentang manfaat dan kemudahan: tanpa TTF, UTAUT2 hanya dapat mengatakan bahwa keduanya penting, tetapi tidak menjelaskan asalnya, sehingga integrasi kedua teori menutup celah teoretis yang dirumuskan pada Pendahuluan. Kedua, efek langsung yang tetap ada setelah PE dan EE dikendalikan membenarkan jalur langsung dalam model, karena kecocokan membawa informasi lintas tugas yang tidak sepenuhnya tertangkap persepsi tersebut [15], [19].

3.4.3. Prediktor UTAUT2 (H6–H10)

Model menjelaskan 71,1% varians niat, mendekati 74% pada UTAUT2 [16] dan 72,8% pada mahasiswa Polandia [17]. PE dan HT, prediktor paling konsisten pada studi ChatGPT [17], [18], kembali signifikan. Kebiasaan dapat membatasi daya prediksi niat [24], tetapi di sini ia berjalan berdampingan dengan prediktor lain yang tetap signifikan sehingga tidak tampak mengambil alih pembentukan niat. EE signifikan (β = 0,239), padahal pada ChatGPT EE tidak selalu signifikan, kemungkinan karena antarmuka percakapan yang sederhana membuat kemudahan jarang dipertimbangkan [18]. Hasil ini konsisten dengan argumen bahwa NotebookLM menuntut langkah tambahan (menyusun *notebook*, memilih sumber, merumuskan pertanyaan) sehingga kurva belajarnya lebih nyata, meskipun penelitian ini tidak membandingkan keduanya secara langsung. SI signifikan, berbeda dari sebagian studi GenAI [18]; penjelasan yang masuk akal adalah peran dosen pembimbing dalam tesis di tengah kebijakan institusi yang sering belum jelas [2], tetapi hal ini masih dugaan karena kejelasan kebijakan tidak diukur. HM signifikan, sejalan dengan penelitian sebelumnya [17]. Secara keseluruhan tidak ada satu prediktor yang mendominasi: niat tampak dibentuk oleh gabungan manfaat, kemudahan, dorongan sosial, kenikmatan, kebiasaan, dan kecocokan. Jalur EXP → BI yang signifikan dapat mencerminkan pengalaman yang membangun niat, tetapi juga bias pengguna yang bertahan (*survivorship*).

3.4.4. Pengalaman sebagai syarat batas (H11)

Temuan moderasi adalah kontribusi paling khas penelitian ini. Teori TTF menyatakan bahwa pengalaman memengaruhi kemampuan menilai kecocokan alat [11], dan hasilnya sejalan: pengguna baru menilai kecocokan dari kesan awal sehingga penilaian itu belum berkaitan dengan niatnya (β = −0,007), sedangkan pengguna berpengalaman telah mencoba beragam tugas sehingga penilaiannya bertumpu pada pengalaman langsung dan menjadi pertimbangan nyata untuk terus memakai alat (β = 0,342). Ini konsisten dengan temuan bahwa determinan niat berbeda antara pengguna berpengalaman dan belum berpengalaman [25] dan bahwa pengalaman mengubah pola determinan niat pada mahasiswa [18]; bedanya, penelitian ini menunjukkan bahwa pengalaman memoderasi jalur kecocokan, bukan hanya kebiasaan. Arah positif juga mengindikasikan bahwa pada pengguna berpengalaman niat lebih digerakkan oleh kecocokan alat dengan tugas daripada rutinitas semata, meskipun penjelasan berbasis rutinitas [24] belum dapat dikesampingkan karena HT tetap signifikan. Dua kehati-hatian berlaku: pengalaman hanya diukur dari durasi, dan desain *cross-sectional* tidak dapat memastikan arah sebab-akibat karena pengguna yang menemukan alat cocok mungkin bertahan lebih lama.

3.5. Implikasi Teoretis dan Praktis

Secara teoretis, ada tiga kontribusi. Pertama, integrasi TTF–UTAUT2 membuka kotak hitam UTAUT2: TTF menjelaskan asal persepsi manfaat dan kemudahan sekaligus tetap berpengaruh langsung, sehingga model yang hanya memakai UTAUT2 akan meremehkan peran kecocokan alat dengan tugas. Kedua, kecocokan bukan faktor yang berlaku sama bagi semua pengguna. Pengalaman menjadi syarat batasnya, sehingga model adopsi GenAI perlu menguji kondisi batas dan tidak berhenti pada efek rata-rata. Ketiga, pada alat berbasis dokumen yang menuntut penyusunan sumber, kemudahan dan dorongan sosial ikut menentukan niat, berbeda dari sebagian temuan pada chatbot serbaguna, sehingga temuan ChatGPT tidak otomatis berlaku untuk asisten riset berbasis sumber.

Secara praktis, ada tiga implikasi. Bagi mahasiswa, NotebookLM paling bermanfaat untuk tugas yang menuntut sintesis banyak sumber dan kutipan yang dapat diperiksa. Bagi program pascasarjana, pelatihan literasi AI sebaiknya bertahap sesuai pengalaman: pengguna baru perlu diperlihatkan alur kerja riset yang konkret agar kecocokan alat dengan tugas dapat dirasakan, dosen pembimbing perlu dilibatkan karena SI berpengaruh, dan kebijakan penggunaan AI perlu dijelaskan. Bagi pengembang, kemudahan menyusun *notebook* dan mengunggah sumber, dukungan bahasa, dan fitur verifikasi kutipan merupakan aspek yang relevan bagi niat dan persepsi kecocokan.

3.6. Keterbatasan dan Penelitian Lanjutan

Beberapa keterbatasan perlu diperhatikan. Sampel purposive dari pengguna yang masih memakai NotebookLM tidak dapat digeneralisasikan secara statistik dan rentan terhadap bias seleksi serta bias pengguna yang bertahan, sehingga niat dapat tampak lebih tinggi daripada pada calon pengguna. Desain *cross-sectional* dan data laporan mandiri tidak membuktikan kausalitas dan membuka kemungkinan bias metode umum yang tidak diuji secara statistik; variabel dependennya pun niat, bukan penggunaan aktual. Butir TAC dan TEC disusun khusus untuk penelitian ini sehingga validitasnya hanya dinilai secara empiris. Pengalaman hanya diukur dari durasi dalam empat kategori yang diperlakukan sebagai skala kontinu, aturan *10-times* hanya menetapkan batas minimum, dan variasi PE, EE, serta TTF masih banyak dijelaskan faktor lain. Nama dan fitur produk juga berubah cepat sehingga temuan berlaku pada kondisi saat data dikumpulkan. Penelitian lanjutan dapat memakai sampel probabilitas dan desain longitudinal untuk menguji kausalitas serta jalur dari niat ke penggunaan aktual dan kinerja akademik; mengukur pengalaman dengan frekuensi dan kemahiran serta menguji moderator lain seperti jenis tugas, tahap studi, dan bidang ilmu; memasukkan karakteristik individu sebagai anteseden TTF; membandingkan NotebookLM dengan chatbot serbaguna; dan memakai pendekatan kualitatif untuk menelusuri peran dosen pembimbing dan kebijakan institusi.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menguji integrasi TTF dan UTAUT2 untuk menjelaskan niat mahasiswa magister di Indonesia memakai NotebookLM pada 157 responden valid. Model menjelaskan 71,1% varians niat, dan seluruh sebelas hipotesis didukung. Karakteristik tugas (β = 0,493) dan teknologi (β = 0,464) membentuk kecocokan tugas–teknologi (TTF), yang meningkatkan ekspektasi kinerja (β = 0,423), ekspektasi usaha (β = 0,517), dan niat secara langsung (β = 0,168). Pengaruh tidak langsung TTF (β = 0,232) lebih besar daripada pengaruh langsungnya, sehingga mediasinya parsial komplementer. Kelima konstruk UTAUT2 berpengaruh positif terhadap niat (β = 0,191–0,258), dan pengalaman memperkuat pengaruh TTF (β = 0,174): pengaruhnya tidak signifikan pada pengalaman rendah, tetapi signifikan pada pengalaman rata-rata (β = 0,168) dan tinggi (β = 0,342). Secara teoretis, temuan ini menunjukkan bahwa TTF menjelaskan asal persepsi manfaat dan kemudahan serta berlaku bersyarat menurut pengalaman pengguna. Secara praktis, program pascasarjana sebaiknya melatih literasi AI secara bertahap dengan contoh alur kerja riset yang konkret, dan pengembang perlu mempermudah penyusunan notebook serta verifikasi kutipan. Sampel nonprobabilitas, desain *cross-sectional*, dan pengukuran pengalaman hanya dari durasi membatasi generalisasi dan inferensi kausal. Penelitian lanjutan disarankan memakai sampel probabilitas dan desain longitudinal, mengukur niat hingga penggunaan aktual, memasukkan karakteristik individu sebagai anteseden TTF, serta menguji moderator lain seperti jenis tugas dan tahap studi.

Daftar Rujukan

[1] Freeman, J. (2025). *Student Generative AI Survey 2025* (HEPI Policy Note 61). Higher Education Policy Institute. Retrieved from https://www.hepi.ac.uk/2025/02/26/student-generative-ai-survey-2025/

[2] Stephenson, R., & Armstrong, C. (2026). *Student Generative AI Survey 2026* (HEPI Report 199). Higher Education Policy Institute. Retrieved from https://www.hepi.ac.uk/reports/student-generative-ai-survey-2026/

[3] Chegg. (2025). *Global Student Survey 2025*. Retrieved from https://www.chegg.org/global-student-survey-2025

[4] Yonatan, A. Z. (2025). *95% mahasiswa RI gunakan AI dalam proses pembelajaran*. GoodStats. Retrieved from https://data.goodstats.id/statistic/95-mahasiswa-ri-gunakan-ai-dalam-proses-pembelajaran-FIm7A

[5] Ji, Z., Lee, N., Frieske, R., Yu, T., Su, D., Xu, Y., et al. (2023). Survey of hallucination in natural language generation. *ACM Computing Surveys, 55*(12), 1–38. https://doi.org/10.1145/3571730

[6] Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., et al. (2020). Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks. *Advances in Neural Information Processing Systems, 33*, 9459–9474. https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.11401

[7] Osman, M. (2026). *What is NotebookLM? Features and how to use it in 2026*. DigitalOcean. Retrieved from https://www.digitalocean.com/resources/articles/what-is-notebooklm

[8] Woodward, J. (2026). *NotebookLM is now Gemini Notebook*. Google Blog. Retrieved from https://blog.google/innovation-and-ai/products/gemini-notebook/notebooklm-gemini-notebook/

[9] Hagar, N., Agustianto, W., & Diakopoulos, N. (2025). Not wrong, but untrue: LLM overconfidence in document-based queries. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.25498

[10] Evans, J. (2025). *Source-grounding does not prevent hallucinations: A controlled replication study of Google NotebookLM* [Preprint]. Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.18039274

[11] Goodhue, D. L., & Thompson, R. L. (1995). Task-technology fit and individual performance. *MIS Quarterly, 19*(2), 213–236. https://doi.org/10.2307/249689

[12] Zigurs, I., & Buckland, B. K. (1998). A theory of task/technology fit and group support systems effectiveness. *MIS Quarterly, 22*(3), 313–334. https://doi.org/10.2307/249488

[13] Chen, J., Zhuo, Z., & Lin, J. (2023). Does ChatGPT play a double-edged sword role in the field of higher education? An in-depth exploration of the factors affecting student performance. *Sustainability, 15*(24). https://doi.org/10.3390/su152416928

[14] Alistyaningrum, A. D., & Aligarh, F. (2026). Does ChatGPT fit the task? An evaluation of its role in supporting accounting students' academic performance through the task-technology fit. *Proceedings of the International Conference on Education, Economics, Business, Entrepreneurship, and Finance (ICEBEF), 4*. https://proceedings.upi.edu/icebef/article/view/448

[15] Yang, Y.-J., Wang, C.-C., Chen, Y.-H., & Chen, H.-M. (2025). Students' behavioral intentions toward generative AI in education: Task-technology fit and moral obligations. *Journal of*

Education and e-Learning Research, 12(4), 675–684. https://doi.org/10.20448/jeelr.v12i4.7862

[16] Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Quarterly, 36*(1), 157–178. https://doi.org/10.2307/41410412

[17] Strzelecki, A. (2024). Students' acceptance of ChatGPT in higher education: An extended unified theory of acceptance and use of technology. *Innovative Higher Education, 49*(2), 223–245. https://doi.org/10.1007/s10755-023-09686-1

[18] Dietrich, L. K., & Grassini, S. (2025). Assessing ChatGPT acceptance and use in education: A comparative study among German-speaking students and teachers. *Education and Information Technologies, 30*(15), 22151–22176. https://doi.org/10.1007/s10639-025-13658-7

[19] Zhou, T., Lu, Y., & Wang, B. (2010). Integrating TTF and UTAUT to explain mobile banking user adoption. *Computers in Human Behavior, 26*(4), 760–767. https://doi.org/10.1016/j.chb.2010.01.013

[20] Oliveira, T., Faria, M., Thomas, M. A., & Popovič, A. (2014). Extending the understanding of mobile banking adoption: When UTAUT meets TTF and ITM. *International Journal of Information Management, 34*(5), 689–703. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2014.06.004

[21] 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

[22] Woo, D. J., Wang, D., & Guo, K. (2026). AI slop or AI-enhancement? Student perceptions of AI-generated media for an English for Academic Purposes course. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2605.16275

[23] Jenkins, M. R., & Hussain, F. (2026). Judging a book without a cover: An exploratory conceptual evaluation of NotebookLM as a textbook alternative using established textbook adoption criteria. *Marketing Education Review*, *36*(2), 1–14. https://doi.org/10.1080/10528008.2026.2618166

[24] Limayem, M., Hirt, S. G., & Cheung, C. M. K. (2007). How habit limits the predictive power of intention: The case of information systems continuance. *MIS Quarterly, 31*(4), 705–737. https://doi.org/10.2307/25148817

[25] Taylor, S., & Todd, P. A. (1995). Understanding information technology usage: A test of competing models. *Information Systems Research, 6*(2), 144–176. https://doi.org/10.1287/isre.6.2.144

[26] Zhao, X., Lynch, J. G., Jr., & Chen, Q. (2010). Reconsidering Baron and Kenny: Myths and truths about mediation analysis. *Journal of Consumer Research, 37*(2), 197–206. https://doi.org/10.1086/651257

[27] Strzelecki, A. (2023). To use or not to use ChatGPT in higher education? A study of students' acceptance and use of technology. *Interactive Learning Environments, 32*(9). https://doi.org/10.1080/10494820.2023.2209881

[28] Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice, 19*(2), 139–152. https://doi.org/10.2753/MTP1069-6679190202

[29] Republik Indonesia. (2022). *Undang-Undang Nomor 27 Tahun 2022 tentang Pelindungan Data Pribadi*. BPK. Retrieved from https://peraturan.bpk.go.id/Details/229798/uu-no-27-tahun-2022

[30] Ringle, C. M., Wende, S., & Becker, J.-M. (2024). *SmartPLS 4* (Version 4.1.2.1) [Computer software]. SmartPLS. Retrieved from https://www.smartpls.com

[31] 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

[32] Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). Sage.

[33] 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

[34] Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research, 18*(1), 39–50. https://doi.org/10.1177/002224378101800104

[35] Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling, 6*(1), 1–55. https://doi.org/10.1080/10705519909540118

[36] Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates. https://doi.org/10.4324/9780203771587

[37] Chin, W. W., Marcolin, B. L., & Newsted, P. R. (2003). A partial least squares latent variable modeling approach for measuring interaction effects: Results from a Monte Carlo simulation study and an electronic-mail emotion/adoption study. *Information Systems Research, 14*(2), 189–217. https://doi.org/10.1287/isre.14.2.189.16018

[38] Henseler, J., & Chin, W. W. (2010). A comparison of approaches for the analysis of interaction effects between latent variables using partial least squares path modeling. *Structural Equation Modeling, 17*(1), 82–109. https://doi.org/10.1080/10705510903439003