

(Artikel Penelitian/Ulasan)

Analisis Pengaruh AI dalam Mendorong Keputusan Penggunaan PayLater melalui Personalisasi Rekomendasi E-Commerce

Ardine Ariella Hassya¹, Debi Irawan², Fadhlanshif Ibrahim Supriyana³, Athia Saelan⁴, Arief Hertadi Rustam⁵

¹²³⁴⁵Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Indonesia Membangun, Bandung, Indonesia.

Penulis Korespondensi: ardineah@gmail.com

Abstract: In recent years digital technologies have begun to change consumer behavior, including the use of digital financial services like PayLater. The research aims to analyze the impact of AI-powered personalized recommendation systems on user decision-making on the PayLater option, with User Experience (UX) serving as a mediator in the process. This research adopts a quantitative approach using the PLS-SEM methodology. The research used primary data collected through a convenience questionnaire directed to Indonesian e-commerce customers who have used the PayLater feature. The findings of the research show that Artificial Intelligence (AI) personalization positively and significantly influences User Experience (UX) as well as the decision to use PayLater. In addition, User Experience (UX) partially mediates the impact of Artificial Intelligence (AI) personalization on the decision to use PayLater, thus strengthening the initial relationship. The explanatory power of the research model is indicated by the R^2 value. Recommendations include the need to strengthen the Artificial Intelligence (AI) powered system to Improve User Experience (UX) and foster the use of formal digital financial services.

Keywords: Artificial Intelligence; Personalization; User Experience; PayLater; PLS-SEM

Abstrak: Beberapa tahun terakhir, perkembangan teknologi digital berdampak signifikan terhadap perubahan perilaku konsumen, salah satunya penggunaan layanan keuangan digital seperti *PayLater*. Penelitian ini bertujuan untuk memahami pengaruh sistem rekomendasi yang dipersonalisasi menggunakan *Artificial Intelligence (AI)* dalam pengambilan keputusan pengguna pada penggunaan fitur *PayLater* dengan *User Experience (UX)* sebagai faktor mediasi dalam hubungan tersebut. Pada penelitian digunakan pendekatan kuantitatif dan Partial Least Squares–Structural Equation Modeling (PLS-SEM) sebagai metodenya. Data tersebut didapat dari kuesioner daring yang ditujukan pada pengguna *e-commerce* Indonesia yang pernah menggunakan fitur *PayLater*. Hasil yang diperoleh dari analisis penelitian ini adalah personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* berdampak positif dan signifikan terhadap *User Experience (UX)* dan keputusan penggunaan *PayLater*. Di lain pihak, *User Experience (UX)* juga terbukti memediasi secara parsial, yang memperkuat hubungan *Artificial Intelligence (AI)* personalisasi terhadap keputusan penggunaan *PayLater*. Nilai koefisien determinasi (R^2) menunjukkan penjelasan dan pengaruh model penelitian terhadap variabel dependen dalam lingkup yang baik.

Diterima: 25 Oktober 2025
Direvisi: 28 Oktober 2025
Diterima: 30 Oktober 2025
Diterbitkan: 30 Januari 2026
Versi sekarang: Januari 2026



Hak cipta: © 2025 oleh penulis.
Diserahkan untuk kemungkinan publikasi akses terbuka berdasarkan syarat dan ketentuan lisensi Creative Commons Attribution (CC BY SA) (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

Rekomendasi ini difokuskan pada penguatan sistem berbasis *Artificial Intelligence (AI)* untuk menciptakan pengalaman yang menyenangkan dan mendorong penggunaan layanan keuangan digital yang berkelanjutan.

Kata kunci: Artificial Intelligence; Personalisasi; Pengalaman Pengguna; PayLater; PLS-SEM

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi di Indonesia tumbuh dengan pesat dari waktu ke waktu, memberikan banyak dampak positif terhadap kehidupan masyarakat, termasuk dalam kegiatan bertransaksi [1]. Kemudahan bertransaksi di era digital juga menimbulkan perubahan dalam cara masyarakat berbelanja, dan berperilaku [2], [3]. Fenomena ini yang kemudian memicu trend perdagangan digital di e-commerce, lebih dari itu e-commerce saat ini tidak hanya berperan sebagai tempat bertransaksi tetapi telah berkembang menjadi ekosistem digital. Pertumbuhan e-commerce juga terbilang pesat walaupun ditengah kondisi ekonomi yang tidak menentu [4]. Dalam Sistem Informasi (SI), keberhasilan e-commerce tidak hanya ditentukan oleh besar pasar yang dikuasai, melainkan juga dari net benefits yang pengguna nikmati dari sistem tersebut [5]. Tantangan digitalisasi terhadap perkembangan e-commerce adalah semakin pesatnya kompetisi antarplatform yang diakibatkan oleh information overload, yang mengharuskan pengusaha untuk memahami kebutuhan dan preferensi konsumen secara mendalam [6].

Untuk menyelesaikannya, sejumlah perusahaan menerapkan teknologi *Artificial Intelligence (AI)*, terutama melalui sistem rekomendasi yang dipersonalisasi. Dalam beberapa tahun terakhir, Sistem Rekomendasi telah terbukti dapat menyelesaikan masalah *information overload* [7]. Teknologi ini memungkinkan penyajian produk yang sesuai dengan preferensi pengguna berdasarkan riwayat aktivitas mereka [8]. Penelitian yang dilakukan oleh Khrais [9] juga menegaskan bahwa *Artificial Intelligence (AI)* adalah alat inovatif dan memainkan peran penting dalam personalisasi produk dan penyesuaian untuk memenuhi kebutuhan dan permintaan spesifik pengguna. Personalisasi yang didorong oleh *Artificial Intelligence (AI)* secara langsung meningkatkan Kualitas Informasi (relevansi dan akurasi) serta Kualitas Sistem (kecepatan dan keandalan). Oleh karena itu, *Artificial Intelligence (AI)* tentu memainkan peran penting dalam menciptakan *User Experience (UX)* yang efisien dan relevan.

Penelitian oleh Kanth et al. [10] membuktikan bahwa penerapan Sistem Rekomendasi berbasis *Artificial Intelligence (AI)* secara signifikan meningkatkan keterlibatan pengguna dan konversi penjualan. Di sisi lain, Zikry [11] menyatakan bahwa algoritma *Artificial Intelligence (AI)* dapat menganalisis riwayat pencarian pengguna untuk menghasilkan rekomendasi produk yang sangat sesuai dengan kebutuhan pengguna, sehingga meningkatkan kepuasan dan kepercayaan pelanggan. Karena kepercayaan dan kepuasan pelanggan memerankan peran yang penting dalam loyalitas pelanggan [12]. Dengan demikian, pengalaman *Artificial Intelligence (AI)* yang dipersonalisasi dapat memberikan peluang bagi platform untuk meningkatkan layanan mereka [13].

Keberhasilan implementasi *Artificial Intelligence (AI)* juga dinilai dari bagaimana pengguna merasakan *User Experience (UX)* selama berinteraksi dengan sistem. Menurut ISO 9241-210:2019 [14], *User Experience (UX)* mendeskripsikan persepsi pengguna, seberapa mudah, efisien, serta kepuasan dalam sistem yang digunakan. Menurut DeLone & McLean [5] dan Technology Acceptance Model (TAM) [15], *User Experience (UX)* termasuk dalam Kualitas Pelayanan dan Kepuasan Pengguna yang dapat berpengaruh pada *Perceived Ease of Use (PEOU)* dan *Perceived Usefulness (PU)*. Penelitian Hajar [16] menyatakan jika suatu layanan berjalan dengan baik maka akan meningkatkan rasa kepuasan dan loyalitas dari pelanggan. Sehingga ketika *Artificial Intelligence (AI)* mampu memberikan rekomendasi yang tepat, pengguna akan merasa proses belanja menjadi lebih mudah [17].

Salah satu pengaruh positif sistem informasi terhadap e-commerce adalah fitur *PayLater* yang semakin banyak digunakan. BNPL (*Buy Now, Pay Later*) merupakan fitur yang menawarkan kemudahan serta fleksibilitas dalam bertransaksi. Sari [18] dalam penelitiannya menyatakan bahwa antusiasme masyarakat terhadap *PayLater* dapat dibuktikan dari semakin

banyaknya pengguna *PayLater*. Hal ini dibuktikan dengan total penyaluran kredit *PayLater* perbankan yang mencapai Rp21,89 triliun hingga Mei 2025 serta diproyeksikan pertumbuhan kredit sebesar 25.41% *Year on Year (YoY)* [19].

Tetapi dari sekian banyak penelitian, kesenjangan penelitian juga masih bisa terlihat. Sebagian besar penelitian sebelumnya lebih fokus kepada analisis dampak teknologi *Artificial Intelligence (AI)* ke pengambilan keputusan konsumen untuk produk komersil, bukan kepada keputusan adopsi produk keuangan seperti *PayLater*. Sebagai contoh, penelitian Necula & Păvăloaia [20] berfokus pada analisis dampak teknologi *Artificial Intelligence (AI)* terhadap pengambilan keputusan konsumen, sedangkan Mandagie & Kristaung [21] berfokus pada analisis dampak personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* terhadap pengalaman konsumen dan frekuensi pembelian. Seperti penelitian dari Kanth et al. [10], Zikry [11], dan Huo [17] yang juga lebih membahas peningkatan *Artificial Intelligence (AI)* terhadap *User Experience (UX)* dan konversi penjualan, namun tidak menelaah dampaknya terhadap produk keuangan. Oleh karena itu, belum ada penelitian yang menggabungkan model keberhasilan sistem informasi dan adopsi fitur keuangan berbasis *Artificial Intelligence (AI)* di Indonesia.

Di samping itu, masih jarang penelitian yang menjadikan *User Experience (UX)* sebagai variabel mediasi di antara sistem *Artificial Intelligence (AI)* dan keputusan pengguna pada fitur keuangan. Padahal, *User Experience (UX)* yang positif merupakan faktor penting dalam menentukan keputusan adopsi teknologi, termasuk keputusan untuk menggunakan *PayLater*. Kesenjangan penelitian di atas sangat penting untuk diisi, mengingat karakteristik pengguna Indonesia yang unik serta regulasi fintech yang berbeda dari negara lain.

Penelitian ini memiliki kebaruan (novelty) dengan menilai dampak personalisasi rekomendasi *Artificial Intelligence (AI)* pada keputusan penggunaan fitur keuangan digital *PayLater* yang masih relatif jarang dibahas dalam penelitian sebelumnya. Sebagian besar penelitian sebelumnya lebih banyak mengkaji dampak *Artificial Intelligence (AI)* pada keputusan pembelian produk, *user engagement*, dan *sales performance* pada *e-commerce* tanpa mengkaji adopsi produk keuangan berbasis fintech. Selain itu, penelitian ini mengemukakan *User Experience (UX)* sebagai variabel mediasi yang menjembatani personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* dengan *PayLater*, sehingga memberikan suatu sudut pandang baru mengenai *User Experience (UX)* dalam adopsi produk keuangan berbasis fintech. Kebaruan lainnya adalah mengkombinasikan DeLone & McLean Information Systems Success Model dan Technology Acceptance Model (TAM) dalam satu kerangka konseptual untuk mengkaji fintech *Artificial Intelligence (AI)* di Indonesia, yang hingga saat ini masih jarang ditemukan dalam literatur.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model yang mengkombinasikan DeLone & McLean Information System Success Model [5] dan Technology Acceptance Model (TAM) [15] untuk mengisi kesenjangan tersebut. Personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* diposisikan sebagai kombinasi dari kualitas sistem dan kualitas informasi, *User Experience (UX)* sebagai kualitas layanan dan kepuasan pengguna, sedangkan keputusan penggunaan *PayLater* diposisikan sebagai *net benefit* atau dampak penggunaan sistem. Dengan demikian, penelitian ini akan menguji hubungan kausalitas antara Personalisasi Rekomendasi *Artificial Intelligence (AI)* (X), *User Experience (UX)* (M), dan Keputusan Penggunaan *PayLater* (Y), baik secara langsung maupun melalui mediasi *User Experience (UX)*.

Penelitian ini bertujuan untuk melihat bagaimana personalisasi rekomendasi *Artificial Intelligence (AI)* memengaruhi keputusan pengguna untuk menggunakan *PayLater* melalui *User Experience (UX)* dalam *platform e-commerce* di Indonesia. Harapan dari penelitian ini semoga bisa bermanfaat dan memberi kontribusi teoretis dengan memvalidasi model keberhasilan sistem informasi pada konteks fintech berbasis *Artificial Intelligence (AI)*, serta kontribusi praktis berupa rekomendasi bagi pengembang *e-commerce* untuk meningkatkan efisiensi, kepuasan pengguna, dan tingkat adopsi *PayLater* melalui peningkatan kualitas sistem rekomendasi berbasis *Artificial Intelligence (AI)*.

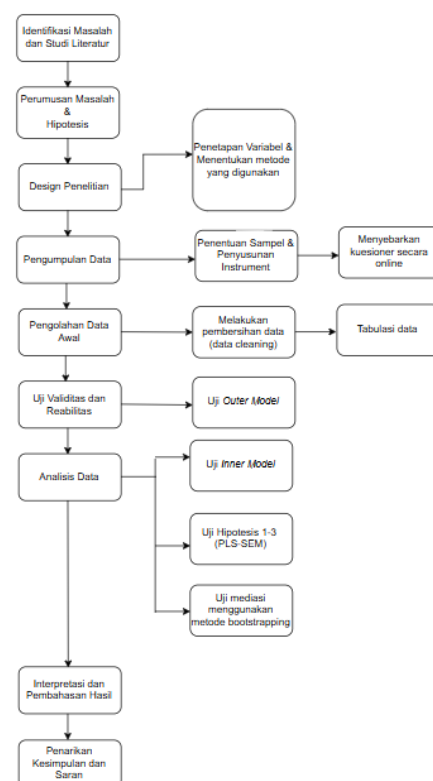
2. Tinjauan Literatur

Sistem rekomendasi yang diterapkan pada *e-commerce* menggunakan *Artificial Intelligence (AI)* untuk mempersempit ketersediaan informasi yang relevan untuk pengguna. *AI Personalization* berkaitan pada Kualitas Informasi (*Information Quality*) dan Kualitas Sistem

(*System Quality*) berdasarkan DeLone & McLean Information System Success Model, mengingat relevansi rekomendasi yang diberikan. Relevansi dan kecepatan dari rekomendasi Artificial Intelligence (AI) ini sangat berpengaruh terhadap User Experience (UX) yang responsif yang berkaitan pada Kualitas Layanan (*Service Quality*) dan Kepuasan Pengguna (*User Statification*). Sistem yang responsif dan relevan dalam suatu layanan informasi akan menyebabkan pengguna merasa sistem tersebut mudah, dan sistem ini meningkatkan kepuasan pengguna (*User Statification*). Kualitas Teknologi dalam konteks *Perceived Usefulness (PU)* dan *Perceived Ease of Use (PEOU)* akan mempengaruhi pengguna dalam menggunakan suatu fitur digital. Adapun dalam konteks fintech, fitur PayLater sangat banyak diadopsi pengguna karena memberikan fleksibilitas dalam pembayaran dan dipengaruhi beberapa faktor, seperti, kepercayaan, kemudahan, manfaat, dan pengalamanan dari platform. Namun, penelitian sebelumnya lebih fokus pada pengaruh Artificial Intelligence (AI) terhadap keputusan pembelian produk daripada adopsi fitur, dan jarang menggabungkan Information System Success Model dan TAM (*Technolgy Acceptance Model*) dalam satu model. Juga, *User Experience (UX)* sebagai variabel mediasi belum banyak diteliti. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan sebuah model yang menghubungkan personalisasi rekomendasi Artificial Intelligence (AI), User Experience (UX), dan keputusan untuk menggunakan PayLater guna menjembatani kesenjangan ini.

3. Metode

Pada penelitian ini penulis memilih untuk menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode survei untuk menganalisis hubungan kausal antar variabel. Pendekatan ini digunakan karena dapat menggambarkan hubungan antarvariabel secara empiris berdasarkan data yang dapat diuji secara statistik.



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

(Sumber: Hair et al. [22] dengan modifikasi penulis (2025))

Penelitian ini memiliki beberapa proses tahapan yang menggambarkan proses terstruktur dalam memperoleh hasil sesuai dengan tujuan penelitian. Tahapan-tahapan tersebut meliputi:

a. Identifikasi Masalah

Peneliti mengidentifikasi fenomena penggunaan *PayLater* di *e-commerce* serta bagaimana sistem rekomendasi berbasis *Artificial Intelligence (AI)* berperan dalam keputusan pengguna.

b. Studi Literatur

Peneliti melakukan pengkajian terhadap teori-teori utama seperti *DeLone & McLean IS Success Model* dan *Technology Acceptance Model (TAM)*, serta penelitian terdahulu terkait *Artificial Intelligence (AI)*, *User Experience (UX)*, dan adopsi *PayLater*.

c. Perumusan Masalah dan Hipotesis Penelitian

Berdasarkan hasil kajian literatur, didapati model konseptual dengan 3 (tiga) variabel utama, yaitu:

1. Personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* (X)
2. User Experience (UX) (M)
3. Keputusan Penggunaan *PayLater* (Y)

Kemudian, dirumuskan hipotesis H1–H4 yang menggambarkan hubungan langsung dan tidak langsung antarvariabel.

a. Desain Penelitian dan Pengumpulan Data

Desain penelitian ditetapkan menggunakan metode survei dengan penyebaran kuesioner daring (Google Form). Responden ditentukan dengan teknik *purposive sampling*, yaitu pengguna aktif *e-commerce* di Indonesia yang sering atau setidaknya pernah menggunakan fitur *PayLater*.

b. Uji Validitas dan Reliabilitas Instrumen

Pada penelitian ini instrumen diuji menggunakan analisis *Outer Model* dalam *Partial Least Squares–Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*, meliputi *loading factor*, *average variance extracted (AVE)*, *composite reliability*, dan *Cronbach's alpha*, dan juga uji validitas diskriminan *Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)*

c. Analisis Model Struktural (Inner Model)

Setelah instrumen valid dan reliabel, dilakukan pengujian hubungan antarvariabel menggunakan *Partial Least Squares–Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* untuk melihat pengaruh langsung dan mediasi.

d. Interpretasi dan Pembahasan Hasil

Hasil pengujian diinterpretasikan dengan mengacu pada teori *DeLone & McLean IS Success Model* dan *Technology Acceptance Model (TAM)* untuk menilai bagaimana kualitas sistem dan informasi *Artificial Intelligence (AI)* memengaruhi *User Experience (UX)* hingga menghasilkan keputusan penggunaan *PayLater*.

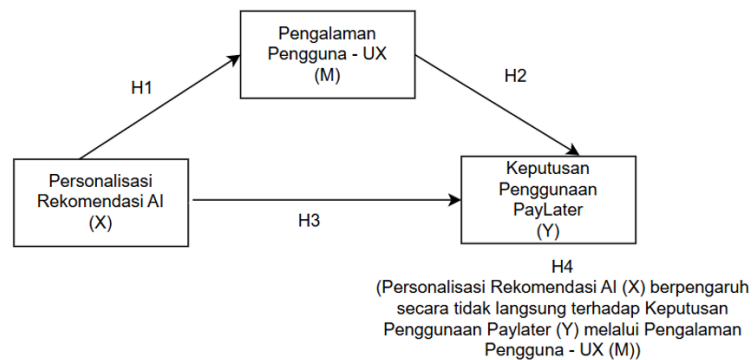
e. Kesimpulan dan Rekomendasi

Menyimpulkan hasil penelitian dan memberikan implikasi praktis bagi pengembang sistem rekomendasi serta peneliti selanjutnya.

3.1. Model Penelitian dan Hipotesis

Model penelitian yang diusulkan bertujuan untuk menggambarkan hubungan kausal antara rekomendasi yang dipersonalisasi oleh *Artificial Intelligence (AI)*, pengalaman pengguna, dan keputusan untuk menggunakan *PayLater*. Pendekatan *Partial Least Squares – Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* diterapkan karena dapat mengakomodir model dengan variabel serta

ukuran sampel yang relatif kecil. Mengacu pada literatur teoretis dan penelitian sebelumnya, model tersebut dirancang seperti yang diilustrasikan dalam Gambar 2.



Gambar 2. Model Konseptual Penelitian

Gambar 2 menunjukkan variabel Personalisasi Rekomendasi *Artificial Intelligence* (AI) (X) berperan sebagai variabel independen, *User Experience* (UX) (M) sebagai variabel mediasi, dan Keputusan Penggunaan *PayLater* (Y) sebagai variabel dependen.

Berdasarkan model tersebut, diajukan empat hipotesis sebagai berikut:

- a. H₁: Personalisasi Rekomendasi *Artificial Intelligence* (AI) berpengaruh positif terhadap *User Experience*.
- b. H₂: *User Experience* (UX) berpengaruh positif terhadap Keputusan Penggunaan *PayLater*.
- c. H₃: Personalisasi Rekomendasi *Artificial Intelligence* (AI) berpengaruh langsung terhadap Keputusan Penggunaan *PayLater*.
- d. H₄: *User Experience* (UX) memediasi pengaruh Personalisasi Rekomendasi *Artificial Intelligence* (AI) terhadap Keputusan Penggunaan *PayLater*.

3.2. Metode Penelitian dan Penyelesaian Masalah

Partial Least Squares–Structural Equation Modeling (PLS-SEM) yang difasilitasi dengan perangkat lunak SmartPLS 4 dijadikan sebagai metode dalam penelitian ini karena sesuai untuk menguji model mediasi dan hubungan kausal antarvariabel pada data dengan distribusi non-normal dan karena ukuran sampel tergolong relatif kecil.

3.2.1. Metode Penyelesaian Masalah

Masalah utama dalam penelitian ini adalah kurangnya pemahaman empiris tentang bagaimana personalisasi AI memengaruhi keputusan pengguna untuk mengadopsi *PayLater* melalui pengalaman pengguna. Untuk menyelesaikan masalah, dilakukan beberapa langkah sebagai berikut:

a. Penentuan Variabel Penelitian

1. X (Personalisasi Rekomendasi *Artificial Intelligence* (AI)): Diukur menggunakan indikator reflektif yang merepresentasikan relevansi, akurasi, dan kecepatan sistem rekomendasi.

2. M (*User Experience*): Diukur melalui indikator reflektif yang mencerminkan kemudahan penggunaan, efisiensi interaksi, dan kepuasan pengguna dalam menggunakan platform e-commerce.
3. Y (Keputusan Penggunaan *PayLater*): Diukur menggunakan indikator reflektif yang mencerminkan niat adopsi, frekuensi penggunaan, dan persepsi efektivitas fitur *PayLater*.

b. Pengumpulan Data

Pengumpulan Data primer dilakukan dengan menyebar kuesioner secara daring dan memakai skala ukur Likert 1–5 (1 = sangat tidak setuju, 5 = sangat setuju). Responden harus memenuhi kriteria: (1) pengguna aktif *e-commerce* di Indonesia, (2) pernah menggunakan fitur *PayLater*, (3) memahami sistem rekomendasi *Artificial Intelligence (AI)*, dan (4) minimal berusia 18 tahun.

c. Uji Validitas dan Reliabilitas (*Outer Model*)

Validitas konvergen diuji menggunakan nilai *loading factor* (>0.7) dan *average variance extracted* (AVE >0.5), sementara reliabilitas diuji dengan *composite reliability* (CR >0.7) dan *Cronbach's alpha* (>0.7). Model dikatakan valid apabila seluruh indikator memenuhi kriteria tersebut.

d. Uji Validitas Diskriminan *Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)*

Uji ini memeriksa apakah setiap konstruk dalam model penelitian memang secara empiris berbeda satu sama lain atau validitas diskriminan. Nilai HTMT harus $< 0,90$ agar hubungan variabel laten tidak tumpang tindih secara konseptual.

e. Uji Model Struktural (*Inner Model*)

Dilakukan untuk mengukur hubungan antarvariabel melalui Analisis Relevansi Prediktif (Q^2) dan Daya Jelaskan (R^2). Nilai R^2 mengungkapkan seberapa banyak variasi variabel endogen dijelaskan oleh variabel eksogen, dan nilai Q^2 mengungkapkan kemampuan prediktif model terhadap data baru.

f. Pengujian Hipotesis

Pengujian dilakukan untuk menilai hubungan langsung (*direct effect*) antara Personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* (X), *User Experience (UX)* (M), dan Keputusan Penggunaan *PayLater* (Y), serta hubungan tidak langsung (*indirect effect*) yang menunjukkan peran mediasi Pengalaman Pengguna. Nilai signifikansi hubungan antarvariabel ditentukan berdasarkan *t-statistic* dan *p-value* yang diperoleh melalui prosedur *bootstrapping* dengan tingkat kepercayaan 95%.

Hubungan dinyatakan signifikan apabila nilai *t-statistic* $\geq 1,96$ dan *p-value* $\leq 0,05$. Nilai signifikansi hubungan antarvariabel ditentukan berdasarkan *t-statistic* dan *p-value* yang diperoleh melalui prosedur *bootstrapping* dengan tingkat kepercayaan 95%. Hubungan dinyatakan signifikan apabila nilai *t-statistic* $\geq 1,96$ dan *p-value* $\leq 0,05$.

g. Interpretasi Hasil

Hasil pengujian dikaitkan kembali dengan teori *DeLone & McLean IS Success Model* [5] dan *Technology Acceptance Model (TAM)* [15] untuk memahami bagaimana *Artificial Intelligence (AI)* sebagai artefak teknologi memengaruhi kualitas layanan dan keputusan adopsi fitur finansial.

h. Kesimpulan dan Rekomendasi

Menyimpulkan hasil penelitian dan memberikan implikasi praktis bagi pengembang sistem rekomendasi serta peneliti selanjutnya.

2.3.2 Keluaran yang Diharapkan

Hasil dari tahapan ini diharapkan dapat:

- Menunjukkan hubungan signifikan antara *Personalisasi Artificial Intelligence (AI)*, *User Experience (UX)*, dan *Keputusan PayLater*.
- Memvalidasi bahwa *User Experience (UX)* berperan sebagai mediasi parsial antara *Artificial Intelligence (AI)* dan keputusan penggunaan.
- Memberikan kontribusi empiris terhadap pengembangan teori *DeLone & McLean IS Success Model* [5] dan *Technology Acceptance Model (TAM)* [15] dalam konteks fintech Indonesia.

4. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini bertujuan menyajikan gambaran umum responden survei, yang akan memberikan konteks data sebelum analisis statistik.

Data dikumpulkan melalui kuesioner online dan dengan cara sampling purposif, dengan kriteria responden:

- Pengguna aktif *platform e-commerce* di Indonesia,
- Pernah menggunakan fitur *PayLater* minimal 1 (satu) kali dalam kurun waktu enam bulan terakhir,
- Responden minimal berusia 18 tahun. Total responden yang valid sebanyak 110 orang.
- Studi ini melibatkan 110 responden dari Indonesia yang menggunakan *e-commerce* dan telah memanfaatkan fitur *PayLater*. Sebagian Responden dengan jumlah terbanyak berada dalam kelompok usia 21-30 tahun, dengan 65% mengidentifikasi sebagai perempuan dan 35% sebagai laki-laki. Sebagian besar responden adalah pelajar dan karyawan muda, yang sama-sama menggunakan fitur *PayLater* untuk kenyamanan saat berbelanja online. Dalam hal frekuensi penggunaan, sekitar 45% responden menggunakan fitur *PayLater* setidaknya sekali sebulan, sementara sekitar 30% menggunakannya lebih dari dua kali sebulan. Pola ini menunjukkan bahwa fitur *PayLater* telah menjadi bagian dari perilaku keuangan digital generasi muda di Indonesia.

Tabel 1 Karakteristik Responden

Kategori	Keterangan	Jumlah Responden (n=110)	Presentase (%)
----------	------------	--------------------------	----------------

Jenis Kelamin	Perempuan	72	65.45%
	Laki-Laki	38	34.55%
Usia	18-25 tahun	46	41.82%
	26-35 tahun	36	32.73%
	36-45 tahun	28	25.45%
Pekerjaan	Mahasiswa / Pelajar	46	41.82%
	Karyawan Swasta	32	29.09%
	Wirawasta	18	16.36%
	Ibu Rumah Tangga	14	12.73%
Frekuensi Penggunaan <i>PayLater</i>	<1 kali per bulan	28	25.45%
	1 kali per bulan	50	45.45%
	>2 kali per bulan	32	29.09%

(Sumber: Data primer yang diolah peneliti, 2025)

4.1. Hasil Uji Validitas dan Reliabilitas (Outer Model)

Pengujian validitas dan reliabilitas dilakukan antarvariabel guna memastikan indikator yang digunakan dapat mengukur konstruk secara konsisten dan akurat. Pengujian validitas dan reliabilitas adalah langkah penting dalam analisis Outer Model dalam metode *Partial Least Squares–Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*.

Tabel 2 Hasil Uji Validitas dan Reliabilitas (Outer Model)

Konstruk (Variabel)	<i>Cronbach's Alpha</i>	<i>Composite Reliability (rho_c)</i>	<i>Average Variance Extracted (AVE)</i>	Keterangan
------------------------	-----------------------------	--	---	------------

Keputusan Penggunaan <i>PayLater</i> (Y)	0.930	0.947	0.782	Valid & Reliabel
<i>User Experience</i> (UX) (M)	0.917	0.938	0.751	Valid & Reliabel
Personalisasi Rekomendasi AI (X)	0.913	0.935	0.742	Valid & Reliabel

(Sumber: Hasil olahan SmartPLS, 2025)

Tabel 3 Hasil Uji Validitas Diskriminan *Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)*

Konstruk	Variabel M	Variabel X	Variabel Y
<i>User Experience</i> (UX) (M)			
Personalisasi Rekomendasi AI (X)	0.843		
Keputusan Penggunaan <i>PayLater</i> (Y)	0.788	0.793	

(Sumber: Hasil olahan SmartPLS, 2025)

4.1.1. Uji validitas konvergen dan reliabilitas

Hasil dari pengolahan data menunjukkan seluruh indikator mempunyai nilai *loading factor* di atas 0,70 yang menunjukkan setiap indikator bisa merepresentasikan variabel dengan baik (lihat Tabel 2). Nilai *Average Variance Extracted (AVE)* untuk seluruh konstruk juga lebih besar dari 0,50, sehingga memenuhi kriteria validitas konvergen [23].

Mengacu pada hasil analisis uji reliabilitas, nilai *Composite Reliability (CR)* dan nilai *Cronbach's Alpha* setiap konstruk berada di atas angka 0,70. Hal ini menunjukkan bahwa semua variabel yang diteliti, memiliki konsistensi internal yang cukup baik. Ini menandakan bahwa semua indikator yang digunakan adalah sah dan dapat diandalkan, dan uji model struktural dapat dilakukan.

4.1.2. Uji validitas diskriminan (Heterotrait-Monotrait Ratio of Correlations (HTMT))

Selain validitas konvergen, penelitian ini juga melakukan pemeriksaan validitas diskriminan (*discriminant validity*) menggunakan metode *Heterotrait-Monotrait Ratio of Correlations (HTMT)*. Uji ini berfungsi untuk memberikan pemahaman bahwa setiap konstruk yang ada pada sebuah

model-pun memiliki perbedaan empiris yang unik (validitas diskriminan). Kriteria penerimaan yang digunakan berdasarkan Hair et al. [23], di mana nilai *Heterotrait-Monotrait Ratio of Correlations (HTMT)* harus $< 0,90$ sehingga hubungan antara variabel tidak tumpang tindih secara konseptual.

Nilai *Heterotrait-Monotrait Ratio of Correlations (HTMT)* yang diperiksa dari setiap pasangan konstruk yaitu, antara Personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* dan *User Experience (UX)*, Personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* dan Keputusan Penggunaan *PayLater*, serta *User Experience (UX)* dan Keputusan Penggunaan *PayLater*, semuanya berada di ambang bawah batas 0,90 (lihat Tabel 3). Ini menunjukkan jika setiap konstruk cukup berbeda dan tidak ada multikolinearitas konseptual. Oleh karena itu, validitas konvergen, reliabilitas, dan validitas diskriminan (*discriminant validity*) semua sudah terpenuhi. Ini menunjukkan bahwa model pengukuran (*Outer Model*) dalam penelitian sekarang siap digunakan untuk langkah berikutnya, analisis model struktural (*Inner Model*).

4.2. Hasil Uji Model Struktural (Inner Model)

Ketika model pengukuran (*Outer Model*) dinyatakan layak melalui pengujian validitas konvergen, reliabilitas, dan validitas diskriminan (*Heterotrait-Monotrait Ratio of Correlations (HTMT)*), tahap selanjutnya adalah menganalisis model struktural (*Inner Model*). Tahapan ini berfungsi untuk meneliti hubungan kausal antara variabel dalam model penelitian dan seberapa kompeten variabel eksogen dalam menjelaskan variabel endogen. Analisis model dalam terdiri dari beberapa pengujian, yaitu evaluasi nilai R-Square (R^2), *Predictive Relevance (Q^2)*, *Path Coefficient* dan Signifikansi Jalur (*t-statistic* dan *p-value*).

Tabel 4 Hasil Uji Koefisien Determinasi R-Square (R^2)

Variabel Endogen	R-Square (R^2)	Persentase	Kategori Daya Prediksi
<i>User Experience (UX)</i> (M)	0.598	59.8%	Sedang mendekati kuat
Keputusan Penggunaan <i>PayLater</i> (Y)	0.603	60.3%	Sedang mendekati kuat

(Sumber: Hasil olahan SmartPLS, 2025)

4.2.1. Nilai R-Square (R^2)

R-Square (R^2) menunjukkan seberapa jauh variabel endogen dapat dijelaskan oleh variabel eksogen. Berdasarkan hasil di Tabel 5, R-Square (R^2) untuk *User Experience (UX)* [M] adalah 59,8% dan 60,3% untuk variabel Keputusan Penggunaan *PayLater*. Berdasarkan kriteria Chin [24], nilai R-Square (R^2) di atas 0,67 dikategorikan kuat, antara 0,33–0,67 moderat, dan di bawah 0,33 lemah. Mengingat nilai ini, model dalam penelitian ini menunjukkan kemampuan eksplanatori yang moderat hingga kuat. Ini menunjukkan bahwa personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* memiliki dampak signifikan dalam membentuk *User Experience (UX)* dan keputusan penggunaan *PayLater*.

Tabel 5 Hasil Uji Relevansi Prediktif (Q2)

Variabel Endogen	SSO	SSE	Q2 (=1-SSE/SSO)	Keterangan
<i>User Experience (UX)</i> (M)	550.000	316.234	0.425	Relevan
Keputusan Penggunaan <i>PayLater</i> (Y)	550.000	300.110	0.454	Relevan

(Sumber: hasil olahan SmartPLS, 2025)

4.2.2. Nilai Relevansi Prediktif (Q2)

Evaluasi model dalam kemampuan prediktif melibatkan penilaian Relevansi Prediktif (Q2) melalui blindfolding. Metode pemenuhan Relevansi Prediktif (Q2) yang positif menunjukkan bahwa model memiliki relevansi prediktif positif untuk variabel dependen. Dalam hal ini, skor Relevansi Prediktif (Q2) untuk variabel *User Experience (UX)* dan Keputusan untuk menggunakan *PayLater* adalah positif (lihat Tabel 5). Ini menunjukkan bahwa model mampu memprediksi data baru dan tidak terlalu dipaksakan.

4.3. Hasil Uji Hipotesis

Pengujian terhadap hipotesis dilakukan guna menilai signifikansi hubungan antara variabel berdasarkan model struktural yang telah diuji melalui *Partial Least Squares–Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*. Pengujian dilakukan dengan menghitung sampel bootstrap yang sama dengan data awal untuk mendapatkan koefisien jalur, statistik t, dan nilai p. Kriteria keputusan mengacu pada Hair et al. [23], di mana hubungan antara variabel dianggap signifikan jika statistik $t \geq 1,96$ dan nilai $p \leq 0,05$.

4.3.1. Uji pengaruh langsung (Direct Effect) – H1, H2, dan H3

Hasil pengujian terhadap tiga hipotesis pertama (H1–H3) menggambarkan hubungan langsung antarvariabel, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6 Hasil Uji Pengaruh Langsung (*Direct Effect*)

Hipotesis	Jalur Hubungan	Koefisien Jalur (β)	T-statistik	P-Value	Keterangan	Keputusan Hipotesis
H ₁	Personalisasi AI (X) → <i>User Experience</i> (UX) (M)	0.773	14.117	0.000	Signifikan	Diterima
H ₂	<i>User Experience</i> (UX) (M) → Keputusan <i>PayLater</i> (Y)	0.403	4.563	0.000	Signifikan	Diterma
H ₃	Personalisasi AI (X) → Keputusan <i>PayLater</i> (Y)	0.422	4.310	0.000	Signifikan	Diterima

(Sumber: Hasil olahan SmartPLS, 2025)

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 6, seluruh hipotesis dalam penelitian ini semuanya dinyatakan diterima karena sudah memenuhi kriteria signifikansi. Koefisien jalur pada H1 menunjukkan Personalisasi *Artificial Intelligence* (AI) memiliki dampak positif serta signifikan terhadap *User Experience* (UX), ini berarti semakin relevan dan cepat rekomendasi yang *Artificial Intelligence* (AI) berikan, *User Experience* (UX) yang terbentuk akan semakin baik. Hubungan pada H2 menunjukkan Personalisasi *Artificial Intelligence* (AI) juga berpengaruh langsung terhadap Keputusan Penggunaan *PayLater*, meskipun pengaruhnya lebih kecil dari *User Experience* (UX). *Artificial Intelligence* (AI) terbukti tidak hanya meningkatkan kenyamanan, tetapi juga dalam pengambilan keputusan pada fitur finansial. Selanjutnya, H3 menunjukkan *User Experience* (UX) berpengaruh signifikan terhadap Keputusan Penggunaan *PayLater*. Ini menunjukkan pengalaman positif memberikan pengaruh yang besar dalam pengambilan keputusan adopsi teknologi finansial.

4.3.2. Uji pengaruh tidak langsung (Indirect Effect) – H4

Untuk menguji peran mediasi *User Experience (UX)* pada hubungan antara **Personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* (X)** dan **Keputusan Penggunaan *PayLater* (Y)**, dilakukan uji efek tidak langsung menggunakan metode *bootstrapping* pada SmartPLS.

Hasil pengujian efek mediasi ditampilkan pada Tabel 7 berikut.

Tabel 7 Hasil Uji Pengaruh Tidak Langsung (*Indirect Effect*)

Hipotesis	Jalur Hubungan	Koefisien Jalur (β)	<i>P-Value</i>	Batas Bawah CI (2.5%)	Batas Atas CI (97.5%)	Keputusan Hipotesis
H ₄	Personalisasi AI (X) → <i>User Experience (UX)</i> (M) → Keputusan <i>PayLater</i> (Y)	0.311	0.000	0.167	0.463	Diterima

(Sumber: hasil olahan SmartPLS, 2025)

Hasil analisis menunjukkan bahwa pengaruh tidak langsung H₄ adalah signifikan dengan nilai t-statistic di atas 1,96 dan p-value di bawah 0,05. Hal ini menandakan bahwa *User Experience (UX)* memediasi sebagian pengaruh Personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* terhadap Keputusan Penggunaan *PayLater*, dengan mediasi yang terjadi bersifat parsial. Artinya, Personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* memengaruhi langsung dan menjadikan *User Experience (UX)* lebih positif. Pengalaman positif dalam menggunakan layanan yang dipersonalisasi dengan *Artificial Intelligence (AI)*, membangun kepercayaan dan kenyamanan pengguna dengan layanan *PayLater*, yang mendorong pengguna untuk menggunakan layanan tersebut berulang kali.

4.4. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan *Artificial Intelligence (AI)* dalam sistem rekomendasi memiliki pengaruh yang signifikan terhadap *User Experience (UX)* dan keputusan untuk menggunakan *PayLater*. Temuan ini menggambarkan dampak teknologi *Artificial Intelligence (AI)* terhadap efisiensi sistem dan persepsi serta perubahan perilaku pengguna dalam keuangan digital. Secara keseluruhan, temuan ini menegaskan bahwa personalisasi rekomendasi yang didorong oleh *Artificial Intelligence (AI)* meningkatkan kenyamanan dan relevansi informasi yang diberikan kepada pengguna, sehingga memperkuat keputusan mereka untuk mengadopsi layanan *PayLater*.

Penelitian oleh Kanth et al.[10], yang mengemukakan bahwa sistem rekomendasi yang didorong oleh *Artificial Intelligence (AI)* secara signifikan meningkatkan keterlibatan pengguna dan tingkat konversi penjualan. Temuan serupa juga datang dari Zikry [11], yang menunjukkan bahwa analisis perilaku pengguna melalui algoritma *Artificial Intelligence (AI)* menghasilkan rekomendasi produk yang lebih tepat, sehingga meningkatkan kepercayaan pelanggan terhadap *platform*. Hasil uji pengaruh langsung juga menunjukkan bahwa *User Experience (UX)* secara positif juga dapat mempengaruhi keputusan untuk menggunakan *PayLater*. Ini berarti bahwa semakin baik *User Experience (UX)* dengan sistem rekomendasi

Artificial Intelligence (AI), semakin besar kemungkinan mereka untuk menggunakan fitur keuangan digital.

Temuan ini sesuai dengan studi Mandagie & Kristaung [21] yang menekankan bahwa *User Experience (UX)* adalah elemen penting dalam membangun loyalitas dan kemauan untuk membeli kembali di *platform e-commerce*. Pengalaman yang positif dan efisien akan meningkatkan kepercayaan pengguna dan menurunkan hambatan psikologis dalam proses pengambilan keputusan keuangan.

Temuan penelitian juga menunjukkan terdapat adanya pengaruh tidak langsung (mediator) dari *User Experience (UX)* terhadap hubungan antara personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* dan keputusan untuk menggunakan *PayLater*. Ini berarti bahwa *Artificial Intelligence (AI)* mempengaruhi keputusan pengguna baik secara langsung tetapi juga secara tidak langsung melalui pengalaman positif yang diciptakannya. Ini konsisten dengan penelitian Huo [17], yang menyatakan bahwa *User Experience (UX)* dapat memediasi hubungan antara personalisasi sistem digital dan keputusan pembelian. Pengalaman positif selama interaksi dengan sistem berbasis *Artificial Intelligence (AI)* memperkuat kemudahan dalam penggunaan dan kegunaan yang dirasakan, yang merupakan dimensi kunci dalam *Technology Acceptance Model (TAM)* [15].

Dari perspektif adopsi teknologi finansial, penelitian ini juga mendukung temuan Necula & Păvăloaia [20], yang menyimpulkan bahwa keandalan dan transparansi sistem berbasis *Artificial Intelligence (AI)* dapat meningkatkan rasa aman pengguna dalam layanan digital. Dalam penelitian ini, kualitas sistem dan kualitas informasi secara signifikan mempengaruhi kepercayaan pengguna terhadap fitur *PayLater* dan kesiapan untuk menggunakannya secara berkelanjutan.

Keunikan studi ini terletak pada integrasi dari dua kerangka teori utama, yaitu, DeLone & McLean IS Success Model [5] dan *Technology Acceptance Model (TAM)* [15]. Dengan mengintegrasikan kedua teori utama ini, studi ini mampu menjembatani kesenjangan antara aspek teknis (seperti kualitas sistem dan informasi) dan aspek psikologis (seperti *User Experience (UX)* dan keputusan adopsi teknologi). Integrasi ini memberikan pemahaman yang komprehensif tentang bagaimana AI mendorong perilaku pengguna dalam konteks layanan keuangan digital di Indonesia. Penelitian ini memberikan kontribusi teoretis serta kontribusi praktis kepada penyedia layanan *e-commerce* dan fintech. Pengembang sistem didorong untuk meningkatkan algoritma sistem rekomendasi AI dan melakukan perbaikan *User Interface (UI)* untuk meningkatkan interaktivitas dan *User Experience (UX)*. Semakin baik pengalaman, semakin besar kepercayaan terhadap sistem, dan semakin besar kemungkinan pengguna menggunakan fitur finansial, seperti *PayLater*.

Secara keseluruhan, penelitian ini menekankan personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* dan *User Experience (UX)* sebagai faktor saling bergantung dalam mendorong penggunaan layanan *PayLater*. Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, penelitian ini mampu memberikan kontribusi baru dengan konteks lokal Indonesia dan menekankan *User Experience (UX)* sebagai faktor mediator dalam hubungan antara *Artificial Intelligence (AI)* dan adopsi fintech.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Pertama, pengambilan sampel dilakukan menggunakan teknik purposive sampling sehingga hasil penelitian belum dapat digeneralisasi secara luas ke seluruh pengguna e-commerce di Indonesia. Kedua, data yang digunakan bersifat self-reported melalui kuesioner, sehingga memungkinkan adanya bias persepsi responden. Ketiga, penelitian ini hanya berfokus pada konteks penggunaan fitur PayLater di Indonesia, sehingga karakteristik regulasi dan perilaku pengguna di negara lain belum terakomodasi. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan teknik sampling yang lebih representatif, menambahkan variabel lain seperti kepercayaan dan persepsi risiko finansial, serta menerapkan metode longitudinal atau eksperimen guna memperoleh pemahaman yang lebih komprehensif terkait pengaruh personalisasi *Artificial Intelligence (AI)* terhadap adopsi layanan keuangan digital.

Referensi

- [1] A. M. Hikmah, N. A. Sofiati, and M. M. Ali, "Analysis of E-Service Quality and Customer Satisfaction on Banking Image : A Survey of Bank XYZ Customers," vol. 7, no. 1, pp. 22–45, 2025.
- [2] Kartika Nuradina, "PSYCHOLOGICAL FACTORS AFFECTS ONLINE BUYING BEHAVIOUR," *J. Bus. Manag. Ina.*, vol. 01, no. 8.5.2017, pp. 2003–2005, 2022, [Online]. Available: <https://journals.inaba.ac.id/index.php/jbmi/article/view/120>
- [3] C. Sugihono, H. A. Juniarti, and N. C. Nugroho, "Digital Transformation in The Agriculture Sector: Exploring The Shifting Role of Extension Workers," *STI Policy Manag. J.*, vol. 7, no. 2, 2022, doi: 10.14203/stipm.2022.350.
- [4] W. N. Utami and T. A. Juanda, "The Effect of Price Discount and Electronic Word of Mouth," *J. Bus. Manag. Ina.*, vol. 01, no. 02, pp. 136–152, 2022, [Online]. Available: <https://journals.inaba.ac.id/index.php/jbmi/article/view/122/124>
- [5] E. R. DeLone, William H.; McLean, "The DeLone and McLean Model of Information Systems Success: A Ten-Year Update," *J. Manag. Inf. Syst.*, vol. 19, no. 4, pp. 9–30, Apr. 2003, doi: 10.1080/07421222.2003.11045748.
- [6] D. Krisna and S. Gunawan, "Technology Acceptance Model Untuk Mengukur Kepuasan Pelanggan Dalam Menggunakan Website Hijab.Id," *J. Inform. Komputasi*, vol. 16, no. 01, pp. 26–35, 2022.
- [7] & B. S. Francesco Ricci, Lior Rokach, Ed., *Recommender Systems Handbook (2nd Edition)*. Springer, 2015. doi: <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6>.
- [8] A. Akbaruddin, Y. Herdian, D. Irawan, and F. Ramadhan, "Pemanfaatan Ai Dalam Automated Market Intelligence (Ami) Untuk Pengambilan Keputusan Strategis Di Era Digital," *J. Sos. Teknol.*, vol. 5, no. 6, pp. 1721–1729, 2025, doi: 10.59188/jurnalsostech.v5i6.32254.
- [9] L. T. Khrais, "Role of Artificial Intelligence in shaping consumer demand in e-commerce," *Futur. Internet*, vol. 12, no. 12, pp. 1–14, 2020, doi: 10.3390/fi12120226.
- [10] M. Lakshmi Kanth *et al.*, "Personalizing the E-commerce – Experience: A Recommendation System," *MATEC Web Conf.*, vol. 392, p. 01095, 2024, doi: 10.1051/mateconf/202439201095.
- [11] A. Zikry, M. Bitrayoga, S. Y. Defitri, A. Dahlan, and N. D. Putriani, "ANALISIS PENGGUNAAN AI DALAM KEBERHASILAN CUSTOMER EXPERIENCE PENGGUNA APLIKASI E-COMMERCE SHOPEE dan lebih efisien . Perkembangan teknologi digital telah memberikan dampak yang signifikan (Zurnali , 2024). Dalam konteks berbelanja , perkembangan teknol," vol. 4, no. 3, pp. 766–781, 2024.
- [12] H. Rahmi and K. Harahap, "The Influence Of Service Quality, Trust And Customer Satisfaction On Maxim's Customer Loyalty In Medan City," *J. Econ. Bus.*, vol. 3, no. 02, pp. 36–45, 2023, doi: 10.58471/jecombi.v3i02.44.
- [13] A. Wibowo, *Kecerdasan Buatan (AI) pada E-commerce*. Semarang, Indonesia: Yayasan Prima Agus Teknik bekerja sama dengan Universitas Sains & Teknologi Komputer (Universitas STEKOM), 2023. [Online]. Available: <https://online.fliphtml5.com/amzqn/khfe/#p=2>
- [14] ISO, "INTERNATIONAL STANDARD interactive systems iTeh STANDARD iTeh STANDARD PREVIEW," vol. 2019, 2019.
- [15] F. D. Davis, "User Acceptance of Information Systems: The Technology Acceptance Model (TAM)," 1987, *Division of Research, University of Michigan*.
- [16] R. R. A. Asri Shopiatul Hajar, Dadan Abdul Aziz Mubarak, Ezra Karamang, Siti Sarah, "Effect Of Service Features, Price, And Service Quality on Online Customer Satisfaction," *J. Bus. Manag. Ina.*, vol. 3, no. 01, pp. 26–38, 2024, doi: 10.56956/jbmi.v3i01.296.
- [17] Z. Huo, "Data statistical analysis on Amazon e-commerce platform for recommender system," *Appl. Comput. Eng.*, vol. 51, no. 1, pp. 97–103, 2024, doi: 10.54254/2755-2721/51/20241183.
- [18] R. Sari, "Pengaruh Penggunaan PayLater Terhadap Perilaku Impulse Buying Pengguna E-commerce di Indonesia," *J. Ris. Bisnis dan Investasi*, vol. 7, no. 1, pp. 44–57, 2021, doi: 10.35313/jrbi.v7i1.2058.
- [19] K. Meilina, "OJK Catat PayLater Tembus Rp21,89T per Mei, Generasi Muda Paling Banyak Pinjam," *Katadata.co.id*. Accessed: Nov. 03, 2025. [Online]. Available: <https://katadata.co.id/digital/fintech/686ce4029195f/ojk-catat-pay-later-tembus-rp21-89-t-per-mei-generasi-muda-paling-banyak-pinjam>
- [20] S. C. Necula and V. D. Păvăloaia, "AI-Driven Recommendations: A Systematic Review of the State of the Art in E-commerce," *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 9, 2023, doi: 10.3390/app13095531.
- [21] W. C. Mandagie and R. Kristaung, "The power of AI personalization: Mediated moderation in social & e-commerce," *J. Manaj. dan Pemasar. Jasa*, vol. 18, no. 1, pp. 35–58, 2025, doi: 10.25105/v18i1.21587.
- [22] J. F. Hair, L. M. Matthews, R. L. Matthews, and M. Sarstedt, "Updated guidelines on which method to use," *Int. J. Multivar. Data Anal.*, vol. 1, no. 2, p. 107, 2017.
- [23] J. Hair and A. Alamer, "Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) in second language and education research: Guidelines using an applied example," *Res. Methods Appl. Linguist.*, vol. 1, no. 3, p. 100027, 2022, doi: 10.1016/j.rmal.2022.100027.
- [24] Wynne W. Chin, "Modern Methods for Business Research," *Mod. Methods Bus. Res.*, no. JANUARY 1998, 1998, doi: 10.4324/9781410604385.