

Trust sebagai Mediasi Interaktivitas dan Personalisasi pada Sistem Rekomendasi Berbasis AI

Aah Sumiah¹, Fahmi Yusuf^{2*}, Panji Novantara³

^{1,2,3}Information System Department, Universitas Kuningan, Jl. Cut Nyak dhien-Kuningan-Jawa Barat, Indonesia, 45513

Email: ¹aah.sumiah@uniku.ac.id, ²fahmionline@uniku.ac.id, ³panji@uniku.ac.id

*Corresponding author

Submitted Date: August 05, 2025

Reviewed: August 07, 2025

Revised Date: August 27, 2025

Accepted Date: October 03, 2025

Abstract

AI-based recommender systems are widely implemented in e-commerce and digital platforms due to their ability to provide relevant and personalized recommendations. However, a key challenge in sustaining their adoption is establishing user trust, as limited trust can reduce continued usage intentions. This study investigates the effects of interactivity and personalization on intention to use, with trust as a mediating variable. A quantitative correlational approach was applied using Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). Data were collected from 170 Universitas Kuningan students who actively used recommender-based applications such as Shopee, Tokopedia, Netflix, and Spotify. The findings indicate that interactivity ($\beta = 0.059$; $p = 0.493$) and personalization ($\beta = 0.210$; $p = 0.053$) do not directly influence intention to use. Nevertheless, both interactivity ($\beta = 0.233$; $p = 0.003$) and personalization ($\beta = 0.571$; $p < 0.001$) significantly affect trust. Furthermore, trust has a strong positive impact on intention to use ($\beta = 0.525$; $p < 0.001$) and significantly mediates the relationships between interactivity and personalization with intention to use. The model explains 55.4% of the variance in trust and 53.7% in intention to use. These results emphasize trust as a critical mechanism linking user experience to continued use of AI-based recommender systems.

Keywords: AI; Interactivity; Personalized; Recommender System; Trust

Abstrak

Pemanfaatan sistem rekomendasi berbasis kecerdasan buatan (AI) terus meningkat pada platform e-commerce dan layanan digital karena kemampuannya menyesuaikan rekomendasi dengan preferensi pengguna. Meskipun demikian, rendahnya tingkat kepercayaan pengguna masih menjadi kendala utama dalam mendorong penggunaan berkelanjutan. Penelitian ini bertujuan mengkaji pengaruh interaktivitas dan personalisasi terhadap *intention to use* dengan *trust* sebagai variabel mediasi. Pendekatan yang digunakan adalah kuantitatif korelasional dengan metode *Partial Least Squares Structural Equation Modeling* (PLS-SEM). Data diperoleh dari 170 mahasiswa Universitas Kuningan yang secara aktif menggunakan aplikasi berbasis rekomendasi, seperti Shopee, Tokopedia, Netflix, dan Spotify. Hasil analisis menunjukkan bahwa interaktivitas ($\beta = 0,059$; $p = 0,493$) dan personalisasi ($\beta = 0,210$; $p = 0,053$) tidak berpengaruh langsung terhadap *intention to use*. Namun, kedua variabel tersebut berpengaruh signifikan terhadap *trust*, masing-masing dengan nilai $\beta = 0,233$ ($p = 0,003$) dan $\beta = 0,571$ ($p = 0,000$). Selanjutnya, *trust* terbukti berpengaruh signifikan terhadap *intention to use* ($\beta = 0,525$; $p = 0,000$) serta memediasi hubungan interaktivitas dan personalisasi dengan niat penggunaan. Nilai R^2 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan 55,4% varians *trust* dan 53,7% varians *intention to use*. Temuan ini menegaskan peran sentral *trust* dalam mendorong keberlanjutan penggunaan sistem rekomendasi berbasis AI.

Kata Kunci: AI; Interaktivitas; Personalisasi; Sistem Rekomendasi; *Trust*.

1 Introduction

Sistem rekomendasi berbasis kecerdasan buatan (AI) kini telah menjadi bagian penting dalam berbagai platform digital modern, terutama pada sektor *e-commerce* dan hiburan. Seperti dijelaskan oleh (Gulnara et al., 2024), sistem ini berperan penting dalam menyaring informasi di tengah derasnya arus data sekaligus meningkatkan pengalaman pengguna melalui rekomendasi yang dipersonalisasi. Kemajuan teknologi, khususnya penerapan *convolutional neural networks* (CNNs) dan analisis sentimen, memungkinkan sistem rekomendasi memberikan saran yang lebih akurat dan kontekstual (Valencia-Arias et al., 2024).

Fenomena ini dapat dilihat dari pertumbuhan pasar *e-commerce* di Kazakhstan yang meningkat sebesar 23,2% per tahun dengan nilai pasar diproyeksikan mencapai 29 triliun pada tahun 2022. Pertumbuhan tersebut didorong oleh penetrasi smartphone yang mencapai 82% dari total koneksi mobile (Gulnara et al., 2024). Situasi serupa juga terjadi secara global, di mana sistem rekomendasi berbasis AI telah menjadi pilar utama platform besar seperti Amazon dan AliExpress. Namun, di balik kemajuan tersebut, tantangan utama yang muncul adalah bagaimana membangun serta mempertahankan kepercayaan pengguna terhadap sistem rekomendasi.

Kepercayaan (*trust*) menjadi faktor penentu dalam keberhasilan sistem rekomendasi. Gotthardt & Mezhuyev, (2022) menekankan bahwa tanpa kepercayaan, pengguna cenderung mengabaikan rekomendasi bahkan menghentikan penggunaan sistem. Hal ini semakin krusial ketika pengguna harus membagikan data pribadi atau mengambil keputusan berdasarkan rekomendasi sistem. Valencia-Arias et al., (2024) menambahkan bahwa tantangan seperti masalah *cold start* dan keterbatasan data juga dapat memengaruhi tingkat kepercayaan pengguna terhadap rekomendasi yang diberikan. Studi yang dilakukan oleh Yusuf, (2024) melibatkan ratusan mahasiswa perguruan tinggi swasta di Jawa Barat, faktor seperti literasi informasi, sikap optimis, inovasi, serta kepercayaan terhadap kebenaran informasi terbukti berperan penting terhadap penggunaan teknologi.

Dua aspek penting yang diduga berpengaruh terhadap kepercayaan adalah interaktivitas dan personalisasi. Interaktivitas merujuk pada kemampuan sistem untuk merespons secara adaptif terhadap masukan pengguna (Liu & Shrum, 2002),

yang mampu menciptakan pengalaman lebih hidup dan menarik. Xu et al., (2019) menunjukkan bahwa interaktivitas meningkatkan persepsi kegunaan dan kepuasan pengguna. Di sisi lain, personalisasi atau kemampuan sistem menyesuaikan konten dengan preferensi individu seperti penelitian Sundar & Marathe, (2010) diyakini memperkuat persepsi bahwa sistem memahami kebutuhan pengguna. Penelitian terbaru oleh Madhuri & Mancham, (2024) menemukan bahwa personalisasi yang efektif dapat meningkatkan niat pembelian dalam *e-commerce*.

Meskipun interaktivitas dan personalisasi banyak diterapkan, penelitian kuantitatif mengenai pengaruh keduanya terhadap *trust* pengguna masih terbatas. Valencia-Arias et al., (2024) melalui studi bibliometrik mencatat adanya peningkatan minat penelitian pada sistem rekomendasi berbasis AI sejak 2021–2022, tetapi aspek kepercayaan pengguna masih belum dieksplorasi secara mendalam. Selain itu, peran *trust* sebagai mediator antara interaktivitas, personalisasi, dan niat penggunaan ulang (*intention to use*) masih jarang diteliti.

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana interaktivitas dan personalisasi dapat memengaruhi kepercayaan pengguna, serta sejauh mana kepercayaan tersebut berperan dalam mendorong niat penggunaan ulang sistem rekomendasi berbasis AI. Dengan demikian, pertanyaan penelitian berfokus pada hubungan antara fitur yang ada pada sistem dalam hal ini interaktivitas dan personalisasi, kepercayaan, dan *intention to use* yang saling berkaitan.

Tujuan penelitian ini adalah menganalisis pengaruh interaktivitas dan personalisasi terhadap kepercayaan pengguna, sekaligus menguji peran variabel *trust* sebagai variabel mediasi dalam kaitannya dengan niat untuk terus menggunakan sistem rekomendasi. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai faktor-faktor yang memengaruhi keberhasilan sistem rekomendasi berbasis AI.

Secara teori penelitian ini berkontribusi dengan memperluas model penerimaan teknologi melalui penekanan pada *trust* sebagai variabel kunci, sekaligus mengintegrasikan interaktivitas dan personalisasi dalam kerangka analisis. Sementara itu, manfaat praktis penelitian ini adalah memberikan rekomendasi bagi pengembang sistem

agar dapat merancang fitur yang mampu menumbuhkan kepercayaan pengguna dan meningkatkan pengalaman mereka, sehingga sistem rekomendasi berbasis AI dapat lebih efektif, terpercaya, dan berkelanjutan.

Sistem rekomendasi adalah aplikasi teknologi informasi yang berfungsi menyaring informasi relevan berdasarkan perilaku, preferensi, atau profil pengguna, dengan tiga pendekatan utama yaitu *collaborative filtering*, *content-based filtering*, dan *hybrid systems* (Ricci et al., 2011). Perkembangan AI seperti *Convolutional Neural Networks* (CNNs) dan analisis sentimen telah meningkatkan akurasi rekomendasi hingga 40% dibandingkan metode tradisional, sementara algoritma hibrida menjadi tren dominan penelitian (Valencia-Arias et al., 2024). Gulnara et al., (2024) menekankan pemanfaatan deep learning, real-time recommendation, dan analitik big data yang diadopsi platform besar seperti Amazon, sehingga meningkatkan conversion rate hingga 35%. Meski demikian, tantangan seperti *cold start*, *filter bubble*, dan isu privasi masih terjadi, mendorong adopsi teknologi baru seperti knowledge graph, cross-domain recommendation, dan explainable AI untuk meningkatkan transparansi serta kepercayaan pengguna.

Interaktivitas dalam sistem rekomendasi kini berkembang menjadi komunikasi dua arah yang adaptif secara *real-time*, terbukti mampu meningkatkan keterlibatan pengguna hingga 40% (Ou et al., 2014). Dimensi interaktivitas mencakup active control melalui fitur seperti filter preferensi (Liu & Shrum, 2002), responsivitas cepat dan kontekstual (Thorson & Rodgers, 2006), serta interaksi berbasis percakapan melalui *chatbot AI* (Gulnara et al., 2024). Namun, interaktivitas berlebihan dapat menimbulkan frustrasi, sehingga konsep progressive interactivity direkomendasikan untuk menyesuaikan tingkat kompleksitas interaksi secara bertahap (Xu et al., 2019). Pendekatan ini tidak hanya meningkatkan keterlibatan tetapi juga memperkuat trust pengguna (Gotthardt & Mezhuyev, 2022).

Personalisasi memungkinkan sistem menyesuaikan konten dan layanan dengan karakteristik individu, yang diyakini dapat meningkatkan kepercayaan pengguna (Sundar & Marathe, 2010). Kriteria personalisasi efektif mencakup relevansi temporal, kesesuaian kontekstual, dan kemampuan adaptif, yang terbukti

dapat meningkatkan konversi hingga 35% (Valencia-Arias et al., 2024). Meski demikian, muncul paradoks karena sebagian pengguna menilai personalisasi terlalu invasif terhadap privasi (Gulnara et al., 2024). Untuk mengatasi hal ini, pendekatan hibrida menggabungkan *knowledge-based*, *collaborative*, dan *contextual personalization*, sementara fitur kontrol transparan dapat meningkatkan trust hingga 27% (Gotthardt & Mezhuyev, 2022).

Trust dalam sistem rekomendasi diartikan sebagai keyakinan bahwa sistem berperilaku konsisten, aman, dan andal (Gefen et al., 2003), yang terbagi menjadi *cognitive trust* terkait akurasi algoritma dan *emotional trust* terkait kenyamanan interaksi (McKnight et al., 2002). Qin et al., (2024) menemukan bahwa 68% keputusan pengguna dipengaruhi oleh tingkat trust, bukan semata kualitas teknis. Namun, sifat *black box AI* sering mengurangi transparansi dan menurunkan trust (Valencia-Arias et al., 2024). Strategi yang terbukti efektif meliputi transparansi algoritmik, kontrol personalisasi, serta praktik etis dalam pengelolaan data (Gulnara et al., 2024), yang mampu meningkatkan trust hingga 40% (Gotthardt & Mezhuyev, 2022).

Intention to use mencerminkan kecenderungan pengguna untuk terus menggunakan sistem rekomendasi, yang dipengaruhi oleh persepsi kegunaan, pengalaman, dan trust (Davis et al., 1989; Venkatesh et al., 2016). Valencia-Arias et al., (2024) mencatat bahwa pengguna dengan rekomendasi relevan memiliki kemungkinan 3,5 kali lebih tinggi untuk kembali menggunakan *platform*. Namun, preferensi pengguna menunjukkan paradoks, karena sebagian lebih memilih sistem dengan kontrol personalisasi meski akurasinya rendah (Gulnara et al., 2024). *Intention to use* dipengaruhi baik oleh evaluasi utilitas maupun pengalaman emosional pengguna (Gotthardt & Mezhuyev, 2022), sehingga platform yang mampu menghadirkan kebaruan secara konsisten memiliki tingkat retensi lebih tinggi (Qin et al., 2024).

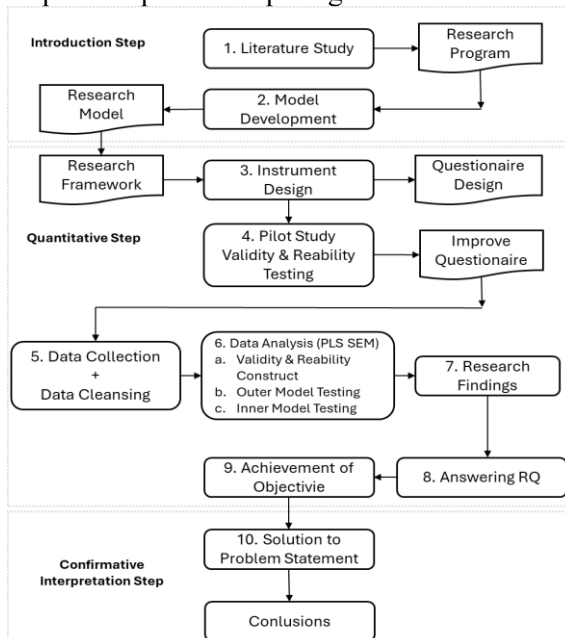
2 Metodologi

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan jenis korelasional untuk menganalisis hubungan antara interaktivitas, personalisasi, *trust*, dan *intention to use* pada sistem rekomendasi berbasis AI. Teknik analisis

data yang digunakan adalah *Partial Least Squares Structural Equation Modeling* (PLS-SEM) dengan pendekatan berbasis komponen. Pemilihan metode ini disesuaikan dengan kebutuhan penelitian yang melibatkan konstruk formatif dan reflektif, berorientasi pada prediksi, serta memeriksa peran trust sebagai variabel mediasi. Analisis dilakukan melalui tiga tahap, yaitu evaluasi model pengukuran, evaluasi model struktural, dan pengujian hipotesis (Hair et al., 2019; Tomass M Hultt et al., 2021).

A. Tahapan Penelitian

Dengan mengadopsi pendekatan kuantitatif korelasional dengan metode *Partial Least Squares Structural Equation Modeling* (PLS-SEM) tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini melalui 10 tahap dan dapat dilihat pada gambar 1 dibawah ini:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

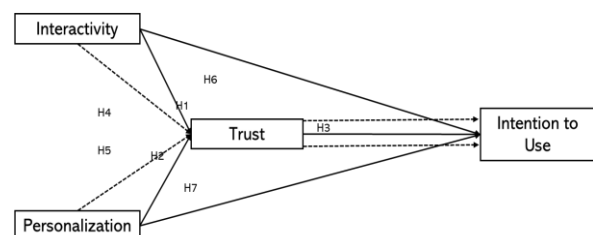
B. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan desain kausal-eksplanatori dengan pendekatan *post-positivis* untuk menguji hubungan antar variabel dalam konteks sistem rekomendasi e-commerce. Desain ini dipilih karena mampu menjawab pertanyaan penelitian yang bersifat "how" dan "why" mengenai mekanisme pembentukan trust dan intention to use (Creswell & David Creswell, 2018).

Desain penelitian tersebut disusun untuk menganalisis hubungan antara interaktivitas dan

personalisasi terhadap intention to use sistem rekomendasi berbasis AI dengan trust sebagai variabel mediasi. Model penelitian menunjukkan bahwa interaktivitas dan personalisasi diposisikan sebagai variabel independen yang diharapkan berpengaruh langsung maupun tidak langsung terhadap intention to use, melalui trust sebagai mediator. Hal ini didasarkan pada pemahaman bahwa kepercayaan merupakan faktor penting yang menjembatani pengalaman pengguna dengan niat untuk terus menggunakan layanan digital (Gefen et al., 2003; McKnight et al., 2002). Berdasarkan model tersebut, penelitian ini mengajukan hipotesis bahwa interaktivitas dan personalisasi berpengaruh positif terhadap trust, serta secara langsung maupun melalui trust dapat meningkatkan intention to use sistem rekomendasi berbasis AI.

Desain penelitian mengikuti kerangka *technology acceptance* yang dimodifikasi. Model usulan penelitian dapat dilihat pada gambar 2 dibawah ini:



Gambar 2. Model Usulan Penelitian

C. Instrumen Penelitian

Operasionalisasi instrumen penelitian dilakukan dengan merinci variabel kedalam konstruk laten, indikator, serta item pertanyaan yang disusun dalam bentuk kuesioner. Variabel yang digunakan mencakup interaktivitas, personalisasi, *trust*, dan *intention to use* yang seluruhnya diukur menggunakan skala Likert lima poin, mulai dari 1 (sangat tidak setuju) hingga 5 (sangat setuju). Dengan melihat pada tabel 1 penyusunan indikator didasarkan pada literatur terdahulu yang telah teruji secara empiris, dengan penyesuaian konteks agar relevan dengan penggunaan sistem rekomendasi berbasis AI. Operasionalisasi ini bertujuan untuk memastikan bahwa setiap konstruk dapat diukur secara jelas dan konsisten, sehingga mendukung analisis menggunakan pendekatan PLS-SEM.

Tabel 1. Instrumen Penelitian

Konstruk	Deskripsi	Dimensi	Pertanyaan	Kode	Referensi
Interactivity	Interaktivitas adalah sejauh mana pengguna merasakan adanya komunikasi dua arah yang aktif, responsif, dan saling terhubung antara pengguna dan sistem. Interaktivitas menciptakan pengalaman pengguna yang lebih hidup dan terlibat secara emosional serta kognitif.	Active Control: Kemampuan pengguna untuk mengendalikan atau memanipulasi alur interaksi dengan sistem. Ini mencakup sejauh mana pengguna merasa memiliki kendali atas rekomendasi yang diterima.	Saat menggunakan sistem berbasis rekomendasi saya memiliki kendali penuh atas apa yang dapat saya lakukan.	INT1	(Liu & Shrum, 2002; Xu et al., 2019)
			Saat saya berada di sistem berbasis rekomendasi, saya dapat memilih dengan bebas apa yang ingin saya lihat dan bagikan.	INT2	(Liu & Shrum, 2002; Xu et al., 2019)
		Connectedness: Penjelasan: Tingkat perasaan terhubung antara pengguna dan sistem, serta sejauh mana pengguna merasa dikenali secara pribadi oleh sistem.	Sistem berbasis rekomendasi ini memahami konteks dan kebiasaan saya sebagai pengguna.	INT3	(Thorson & Rodgers, 2006; Xu et al., 2019)
			Saya merasa pengalaman saya dengan sistem berbasis rekomendasi ini bersifat personal.	INT4	(Thorson & Rodgers, 2006; Xu et al., 2019)
		Responsiveness: Penjelasan: Persepsi pengguna terhadap kecepatan, ketepatan, dan relevansi sistem dalam merespons masukan atau interaksi pengguna.	Sistem berbasis rekomendasi ini merespons masukan saya dengan cepat.	INT5	(Ou et al., 2014; Xu et al., 2019)
			Sistem berbasis rekomendasi memberikan saran baru berdasarkan aktivitas saya.	INT6	(Ou et al., 2014; Xu et al., 2019)
Personalization	Personalisasi adalah sejauh mana sistem mampu menyesuaikan konten atau rekomendasi berdasarkan karakteristik unik, preferensi, dan kebutuhan pengguna. Personalisasi memperkuat persepsi bahwa sistem memahami pengguna secara individu.	Perceived Relevance: Penjelasan: Tingkat persepsi pengguna bahwa rekomendasi yang diberikan sistem relevan dan sesuai dengan preferensinya.	Rekomendasi yang diberikan sistem berbasis rekomendasi sesuai dengan minat saya.	PER1	(Madhuri & Mancham, 2024; Sundar & Marathe, 2010)
			Saya merasa sistem berbasis rekomendasi memahami apa yang saya cari.	PER2	(Ou et al., 2014; Xu et al., 2019)
		Perceived Agency: Penjelasan: Sejauh mana pengguna merasa memiliki peran atau kontrol dalam membentuk konten atau rekomendasi dari sistem.	Saya merasa terlibat dalam proses penyesuaian konten oleh sistem berbasis rekomendasi.	PER3	(Sundar & Marathe, 2010)
			Sistem berbasis rekomendasi memungkinkan saya untuk mengubah atau memperbaiki rekomendasi yang saya terima.	PER4	(Sundar & Marathe, 2010)
		Privacy Sensitivity: Penjelasan: Persepsi pengguna terhadap bagaimana sistem menggunakan data pribadi dalam proses personalisasi, serta rasa nyaman terhadap praktik tersebut.	Saya tahu data pribadi saya digunakan untuk meningkatkan rekomendasi.	PER5	(Bach et al., 2024; Sundar & Marathe, 2010)
			Saya percaya sistem berbasis rekomendasi menggunakan informasi saya secara etis.	PER6	(Bach et al., 2024; Sundar & Marathe, 2010)
			Saya nyaman dengan cara sistem berbasis rekomendasi	PER7	(Bach et al., 2024; Sundar &

Konstruk	Deskripsi	Dimensi	Pertanyaan	Kode	Referensi
Trust	Trust adalah keyakinan pengguna bahwa sistem AI akan berperilaku dapat diandalkan, kompeten, dan memperhatikan kepentingan pengguna. Dalam konteks AI, trust terbagi menjadi cognitive trust dan emotional trust .	Cognitive Trust: Penjelasan: Merupakan bentuk kepercayaan rasional terhadap kompetensi teknis dan reliabilitas sistem rekomendasi.	mengumpulkan dan menggunakan data saya.		Marathe, 2010)
			Saya percaya sistem berbasis rekomendasi ini memberikan rekomendasi yang akurat.	TR1	(McKnight et al., 2002; Qin et al., 2024)
			Saya yakin sistem berbasis rekomendasi ini memiliki kemampuan teknis yang memadai.	TR2	(McKnight et al., 2002; Qin et al., 2024)
			Saya merasa nyaman saat menggunakan sistem berbasis rekomendasi ini.	TR3	(Bach et al., 2024; Qin et al., 2024)
Intention to Use	Intention to Use adalah sejauh mana pengguna bersedia untuk menggunakan kembali atau merekomendasikan sistem di masa depan, berdasarkan pengalaman dan persepsinya terhadap manfaat sistem.	Emotional Trust: Penjelasan: Kepercayaan yang muncul dari hubungan emosional antara pengguna dan sistem, seperti rasa nyaman dan aman saat menggunakan sistem.	Saya merasa sistem berbasis rekomendasi ini memperhatikan kebutuhan pribadi saya.	TR4	(Bach et al., 2024; Qin et al., 2024)
			Behavioral Intention: Penjelasan: Mewakili niat aktual pengguna untuk menggunakan sistem secara berkelanjutan di masa depan.	IU1	(Davis et al., 1989; Qin et al., 2024)
			Saya berniat menggunakan sistem berbasis rekomendasi ini kembali di masa depan.	IU2	(Davis et al., 1989; Qin et al., 2024)
			Saya akan merekomendasikan sistem berbasis rekomendasi ini kepada orang lain.	IU3	(Davis et al., 1989; Qin et al., 2024)
			Saya akan lebih memilih menggunakan sistem berbasis rekomendasi dibanding sistem tanpa berbasis rekomendasi.		

D. Populasi dan Sampel

Populasi penelitian ini adalah mahasiswa Universitas Kuningan yang dalam tiga bulan terakhir aktif menggunakan aplikasi berbasis sistem rekomendasi seperti Netflix, Shopee, Tokopedia, dan Spotify. Pemilihan populasi ini didasarkan pada pertimbangan bahwa mahasiswa merupakan kelompok *digital native* yang intensif dan adaptif dalam menggunakan teknologi baru (Prensky, 2001). Selain itu, generasi muda di perguruan tinggi umumnya memiliki literasi digital yang lebih tinggi dibandingkan kelompok usia lain, sehingga dianggap representatif untuk meneliti interaktivitas, personalisasi, trust, dan niat penggunaan sistem rekomendasi (Ng, 2012).

Sampel diambil dengan teknik purposive sampling, yaitu memilih responden yang memenuhi kriteria penggunaan aktif aplikasi berbasis sistem rekomendasi (Etikan, 2016). Jumlah sampel ditentukan berdasarkan pedoman PLS-SEM, yaitu 5–10 kali jumlah indikator yang digunakan (Hair et al., 2019). Dengan 20 indikator, jumlah minimum sampel adalah 120 responden. Dari 204 data yang terkumpul, 34 data dieliminasi

karena tidak lengkap/outlier sehingga tersisa 170 data yang dianalisis.

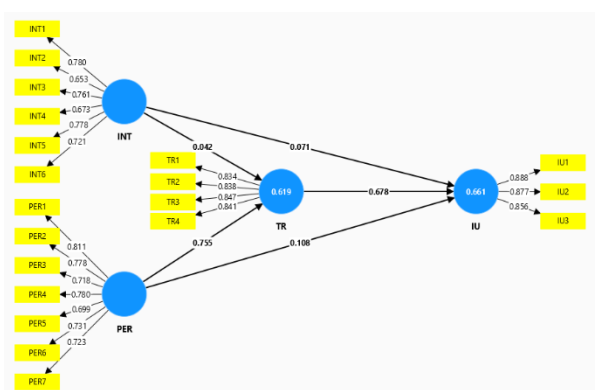
E. Teknik Analisis Data

Penelitian ini menggunakan analisis PLS-SEM (Partial Least Squares Structural Equation Modeling) dengan software SmartPLS 4.0 melalui tiga tahap utama (Joseph F. Hair et al., 2017; Tomass M Hultt et al., 2021). Tahap pertama adalah evaluasi model pengukuran (outer model) dengan menguji validitas konvergen ($AVE > 0.50$), reliabilitas (Composite Reliability dan Cronbach's Alpha > 0.70), serta validitas diskriminan ($HTMT < 0.90$), termasuk analisis cross-loading untuk memastikan indikator sesuai dengan konstraknya. Tahap kedua adalah evaluasi model struktural (inner model), yang menilai kekuatan prediksi melalui nilai R^2 , signifikansi jalur dengan bootstrapping 5000 subsamples, ukuran efek (f^2), predictive relevance ($Q^2 > 0$). Tahap ketiga adalah analisis mediasi dengan pendekatan Hair et al. (2017), yaitu menguji signifikansi efek tidak langsung menggunakan bootstrapping dan menganalisis specific indirect effects.

3 Hasil dan Pembahasan

Bagian hasil dan pembahasan ini menyajikan temuan empiris dari analisis data menggunakan metode *Partial Least Squares-Structural Equation Modeling* (PLS-SEM) dengan bantuan software SmartPLS 4.0. Analisis dilakukan secara bertahap sesuai kerangka (Tomass M Hultt et al., 2021), yang meliputi analisis demografi responden, evaluasi model pengukuran (outer model), evaluasi model struktural (inner model), serta pengujian hipotesis mediasi.

Adapun model penelitian dirancang untuk menjelaskan hubungan antara interaktivitas, personalisasi, trust, dan intention to use dalam konteks penggunaan sistem rekomendasi berbasis AI seperti terlihat pada gambar 3. Interaktivitas dan personalisasi diposisikan sebagai variabel independen yang berperan dalam membentuk pengalaman pengguna, sementara trust ditempatkan sebagai variabel mediasi yang diyakini memengaruhi niat penggunaan (intention to use). Kerangka ini disusun berdasarkan temuan penelitian terdahulu yang menekankan pentingnya interaktivitas dalam menciptakan keterlibatan (Xu et al., 2019), peran personalisasi dalam memperkuat relevansi konten (Sundar & Marathe, 2010), serta trust sebagai faktor kunci dalam penerimaan teknologi (Gotthardt & Mezhuhev, 2022). Dengan demikian, model penelitian ini diharapkan mampu memberikan pemahaman yang lebih komprehensif tentang mekanisme yang mendorong adopsi dan keberlanjutan penggunaan sistem rekomendasi berbasis AI.



Gambar 3. Model Penelitian

A. Demografi Responden

Penelitian ini melibatkan 170 mahasiswa Universitas Kuningan yang memenuhi kriteria penggunaan aktif aplikasi berbasis sistem

rekomendasi selama tiga bulan terakhir. Berdasarkan distribusi jenis kelamin, sebanyak 100 responden (58,82%) adalah perempuan dan 70 responden (41,18%) adalah laki-laki. Komposisi ini menunjukkan bahwa penggunaan aplikasi berbasis rekomendasi cukup dominan di kalangan mahasiswa perempuan, meskipun tingkat penggunaan pada mahasiswa laki-laki juga relatif tinggi.

Pada aspek program studi, mayoritas responden berasal dari kelompok Non Informatika sebanyak 135 orang (79,41%), sedangkan responden dari Program Studi Informatika berjumlah 35 orang (20,59%). Distribusi ini menggambarkan bahwa penggunaan sistem rekomendasi tidak hanya umum pada mahasiswa teknologi, namun juga meluas pada pengguna umum lintas disiplin ilmu, sehingga memberikan representasi yang lebih komprehensif mengenai persepsi dan pengalaman pengguna terhadap sistem rekomendasi berbasis AI.

Preferensi aplikasi yang digunakan responden juga menunjukkan pola yang konsisten dengan tren nasional. Pada kategori aplikasi hiburan dan media sosial, TikTok menjadi aplikasi yang paling banyak digunakan dengan 90 responden (52,94%), diikuti Instagram 42 responden (24,71%), serta YouTube 19 responden (11,18%). Sementara itu, Facebook (7,06%) dan Twitter (1,76%) digunakan oleh sebagian kecil responden.

Dalam kategori e-commerce, penggunaan didominasi oleh Shopee, yang digunakan oleh 140 responden (82,35%), jauh lebih tinggi dibandingkan Tokopedia 21 responden (12,35%). Aplikasi lain seperti Lazada (1,76%) dan TikTok Shop (<2%) hanya digunakan oleh sebagian kecil responden, menegaskan dominasi Shopee sebagai platform belanja online utama di kalangan mahasiswa.

Untuk kategori streaming musik dan video, YouTube menjadi platform yang paling sering digunakan dengan 104 responden (61,18%), disusul Spotify sebanyak 51 responden (30,00%) dan Netflix 13 responden (7,65%). Temuan ini mencerminkan bahwa sebagian besar mahasiswa lebih memilih platform gratis atau freemium seperti YouTube, sementara Spotify dan Netflix digunakan oleh segmen yang lebih selektif.

Secara keseluruhan, pola demografi ini mengonfirmasi bahwa mahasiswa Universitas

Kuningan merupakan populasi yang tepat untuk meneliti faktor-faktor yang memengaruhi interaktivitas, personalisasi, trust, dan intention to use pada sistem rekomendasi berbasis AI, mengingat intensitas dan keragaman penggunaan aplikasi digital di kalangan mereka.

Tabel 2. Ringkasan Demografi Responden

Kategori	Distribusi
Jenis Kelamin	Perempuan: 100 (58,82%) ; Laki-laki: 70 (41,18%)
Program Studi	Non Informatika: 135 (79,41%) ; Informatika: 35 (20,59%)
Aplikasi Media Sosial/Hiburan	TikTok: 90 (52,94%) ; Instagram: 42 (24,71%) ; YouTube: 19 (11,18%) ; Facebook: 12 (7,06%) ; X/Twitter: 3 (1,76%)
Aplikasi E-Commerce	Shopee: 140 (82,35%) ; Tokopedia: 21 (12,35%) ; Lazada: 3 (1,76%) ; TikTok Shop: 3 (1,77%)
Aplikasi Streaming Musik/Video	YouTube: 104 (61,18%) ; Spotify: 51 (30,00%) ; Netflix: 13 (7,65%) ; Lainnya: 2 (1,18%)

B. Uji Validitas dan Reliabilitas

Pengujian validitas dan reliabilitas dilakukan untuk memastikan instrumen penelitian dapat diandalkan dalam mengukur konstruk. Berdasarkan hasil analisis dengan SmartPLS, seluruh konstruk memenuhi kriteria validitas konvergen, validitas diskriminan, dan reliabilitas.

Hasil validitas konvergen menunjukkan bahwa nilai Average Variance Extracted (AVE) untuk semua konstruk berada di atas 0,50. Konstruk Interaktivitas (INT) memiliki AVE sebesar 0,532, Intention to Use (IU) sebesar 0,815, Personalisasi (PER) sebesar 0,589, dan Trust (TR) sebesar 0,737. Hal ini menunjukkan bahwa indikator yang digunakan mampu menjelaskan varians konstruk latennya secara memadai (Hair et al., 2019).

Hasil uji validitas dan reliabilitas dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Uji Validitas dan Reliabilitas

Variabel	C. Alpha	rho_a	rho_c	AVE
INT	0,824	0,833	0,871	0,532
IU	0,773	0,773	0,898	0,815
PER	0,826	0,831	0,877	0,589
TR	0,822	0,822	0,894	0,737

Dari hasil reliabilitas seperti terlihat pada tabel 4, hasil uji memperlihatkan bahwa semua konstruk memiliki nilai Cronbach's Alpha lebih besar dari 0,70, yaitu INT (0,824), IU (0,773), PER (0,826), dan TR (0,822). Selain itu, nilai Composite Reliability (CR) juga melebihi batas minimum 0,70, masing-masing INT (0,871), IU (0,898), PER (0,877), dan TR (0,894). Nilai tersebut mengindikasikan bahwa konsistensi internal antar indikator dapat diterima dan instrumen penelitian bersifat reliabel (Tomass M Hultt et al., 2021).

Untuk Uji HTMT Item IU→INT (0,940) dan Item TR→PER (0,90) yang (Tomass M Hultt et al., 2021) nilai HTMT harus dibawah 0,9 sehingga uji ini gagal. Untuk dapat melanjutkan dilakukan dengan melihat hubungan antar item maka didapat item IU1, TR4, PER1 dan PER2 dibuang sehingga uji HTMT dapat diterima seperti terlihat pada tabel 4.

Tabel 4. HTMT

	INT	IU	PER	TR
INT				
IU	0.626			
PER	0.773	0.776		
TR	0.723	0.894	0.871	

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa seluruh konstruk dalam penelitian ini telah memenuhi kriteria validitas dan reliabilitas sehingga layak digunakan untuk analisis tahap selanjutnya, yakni evaluasi model struktural.

C. Hasil Uji Model Struktural

Setelah instrumen penelitian dipastikan valid dan reliabel, tahap berikutnya adalah evaluasi model struktural (inner model) untuk menilai hubungan antar variabel laten. Evaluasi dilakukan melalui uji R^2 , f^2 , dan Q^2 sesuai dengan rekomendasi (Joseph F. Hair et al., 2017; Tomass M Hultt et al., 2021). Hasil uji tersebut berturut-turut dapat dilihat pada tabel 4.

Hasil pengolahan data seperti terlihat pada tabel 5 menunjukkan bahwa konstruk Trust (TR) memiliki nilai R^2 sebesar 0,554, sedangkan Intention to Use (IU) memiliki nilai R^2 sebesar 0,537. Nilai ini berada dalam kategori moderat (Hair et al., 2019), yang berarti variabel Interaktivitas dan Personalisasi mampu menjelaskan 55,4% varians Trust, serta Trust dan Personalisasi mampu menjelaskan 53,7% varians Intention to Use. Hal ini menunjukkan model

penelitian memiliki kemampuan prediksi yang cukup baik.

Tabel 5. Hasil Uji R²

	R-square	R-square adjusted
IU	0.537	0.529
TR	0.554	0.549

Note: *R² values of 0.75, 0.50, or 0.25 as substantial, moderate, or weak, respectively (Hair et al., 2019)

Analisis effect size pada tabel 6 menunjukkan bahwa pengaruh Interaktivitas terhadap Trust relatif kecil ($f^2 = 0,070$), sedangkan pengaruh Personalisasi terhadap Trust cukup besar ($f^2 = 0,418$). Selain itu, Trust juga memiliki kontribusi besar terhadap Intention to Use ($f^2 = 0,265$). Sebaliknya, pengaruh langsung Interaktivitas terhadap Intention to Use sangat kecil ($f^2 = 0,004$) dan pengaruh Personalisasi terhadap Intention to Use termasuk kecil ($f^2 = 0,039$). Berdasarkan kriteria Cohen (1988), hasil ini menegaskan bahwa faktor utama yang memengaruhi niat penggunaan ulang lebih banyak dimediasi melalui variabel Trust.

Tabel 6. Hasil Uji f²

Variabel	INT	IU	PER	TR
INT		0,004		0,070
IU				
PER		0,039		0,418
TR		0,265		

Note. *f² values higher than 0.02, 0.15 and 0.35 indicate small, medium, and large effect sizes (Hair et al., 2019)

Hasil analisis Q² dapat dilihat pada tabel 7 menunjukkan bahwa konstruk Trust memiliki nilai 0,399 dan Intention to Use sebesar 0,413. Keduanya bernilai positif dan lebih besar dari nol, sehingga dapat disimpulkan bahwa model penelitian ini memiliki relevansi prediktif yang baik (Hair et al., 2019). Dengan demikian, model yang diajukan tidak hanya mampu menjelaskan varians konstruk secara internal, tetapi juga memiliki kemampuan memprediksi data yang tidak digunakan dalam estimasi model.

Tabel 7 Hasil Uji Q²

	SSO	SSE	Q ² (=1-SSE/SSO)
INT	1.020.000	1.020.000	0.000
IU	340.000	199.734	0.413
PER	850.000	850.000	0.000
TR	510.000	306.538	0.399

Note. *Q² value above 0 indicates that the structural model has adequate predictive power or relevance (Hair et al., 2019)

Secara keseluruhan, hasil evaluasi model struktural memperlihatkan bahwa konstruk Trust berperan penting sebagai variabel mediasi dalam hubungan Interaktivitas dan Personalisasi terhadap Intention to Use. Dengan kata lain, semakin tinggi kepercayaan pengguna terhadap sistem rekomendasi berbasis AI, semakin besar pula kemungkinan mereka untuk terus menggunakan sistem tersebut.

D. Uji Hipotesis Variable Langsung

Pengujian hipotesis dilakukan dengan melihat nilai koefisien jalur (original sample), *t-statistic*, dan *p-value*. Hipotesis diterima apabila nilai *t-statistic* > 1,96 atau *p-value* < 0,05 (Hair et al., 2019).

Hasil pengujian seperti terlihat pada tabel 8 menunjukkan bahwa hubungan Interaktivitas terhadap Intention to Use tidak signifikan ($\beta = 0,059$; $p = 0,493$), sehingga hipotesis ditolak. Sebaliknya, Interaktivitas berpengaruh positif terhadap Trust dengan nilai signifikan ($\beta = 0,233$; $p = 0,003$), yang berarti semakin tinggi interaktivitas sistem, semakin besar tingkat kepercayaan pengguna.

Tabel 8 Hasil Uji Hipotesis

	Standard deviation	T statistics	P values	Status
INT -> IU	0.086	0.686	0.493	Rejected
INT -> TR	0.079	2.950	0.003	Accepted
PER -> IU	0.109	1.935	0.053	Rejected
PER -> TR	0.084	6.809	0.000	Accepted
TR -> IU	0.103	5.098	0.000	Accepted

Note: *significant at $p < 0.05$, $t > 1.96$; (Hair et al., 2019)

Selanjutnya, hubungan Personalisasi terhadap Intention to Use menunjukkan hasil yang tidak signifikan ($\beta = 0,210$; $p = 0,053$), sehingga hipotesis ditolak. Namun, Personalisasi memiliki pengaruh positif dan signifikan terhadap Trust ($\beta = 0,571$; $p = 0,000$), menandakan bahwa personalisasi menjadi faktor utama yang membangun kepercayaan pengguna terhadap sistem rekomendasi.

Selain itu, Trust terbukti berpengaruh signifikan terhadap Intention to Use ($\beta = 0,525$; $p = 0,000$), sehingga hipotesis diterima. Hasil ini menegaskan bahwa kepercayaan menjadi faktor kunci yang mendorong pengguna untuk tetap menggunakan sistem rekomendasi berbasis AI.

Secara keseluruhan, temuan ini memperlihatkan bahwa baik interaktivitas maupun personalisasi tidak memiliki pengaruh langsung terhadap *intention to use*. Namun, keduanya berkontribusi secara tidak langsung melalui peran mediasi Trust, yang berfungsi sebagai mekanisme psikologis penting dalam menghubungkan fitur sistem dengan perilaku penggunaan berkelanjutan.

E. Uji Hipotesis Variabel Tidak Langsung (Mediasi)

Analisis mediasi dilakukan untuk melihat apakah *Trust* berperan sebagai mediator dalam hubungan antara Interaktivitas (INT) dan Personalisasi (PER) terhadap *Intention to Use* (IU). Mengacu pada Hair et al. (2017), pengaruh mediasi dapat dipastikan dengan melihat signifikansi jalur tidak langsung (indirect effect).

Hasil analisis menunjukkan bahwa Interaktivitas berpengaruh signifikan terhadap *Intention to Use* melalui Trust ($\beta = 0,122$; $t = 3,222$; $p = 0,001$). Temuan ini mengindikasikan bahwa kepercayaan menjadi jalur penting yang menjembatani hubungan interaktivitas dengan niat penggunaan ulang sistem rekomendasi. Dengan kata lain, interaktivitas tidak cukup mendorong pengguna untuk menggunakan kembali sistem, kecuali disertai terbentuknya rasa percaya.

Tabel 9 Hasil Uji Hipotesis Variabel Tidak Langsung

	Standard deviation	T statistics	P values
INT -> IU	0.038	3.222	0.001
PER -> IU	0.089	3.369	0.001

Note: *significant at $p < 0.05$, $t > 1.96$; (Joseph F. Hair et al., 2017)

Demikian pula, Personalisasi berpengaruh signifikan terhadap *Intention to Use* melalui Trust ($\beta = 0,299$; $t = 3,369$; $p = 0,001$). Hal ini menunjukkan bahwa personalisasi yang efektif dapat meningkatkan niat penggunaan ulang secara tidak langsung melalui peningkatan kepercayaan. Kepercayaan bertindak sebagai mekanisme psikologis yang memperkuat efek positif personalisasi terhadap perilaku pengguna.

Secara keseluruhan, hasil ini menegaskan bahwa Trust berperan sebagai mediator signifikan dalam hubungan antara interaktivitas dan personalisasi dengan *intention to use*, sehingga mendukung model penelitian yang diajukan.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa interaktivitas dan personalisasi berpengaruh positif terhadap trust, dan trust terbukti menjadi faktor mediasi yang signifikan dalam meningkatkan *intention to use* sistem rekomendasi berbasis AI. Hasil ini menegaskan bahwa meskipun aspek teknis seperti interaktivitas dan personalisasi penting, keberhasilan adopsi sistem rekomendasi lebih banyak ditentukan oleh sejauh mana pengguna merasa percaya terhadap sistem. Dengan demikian, trust berperan sebagai jembatan krusial yang menghubungkan kualitas pengalaman pengguna dengan niat penggunaan ulang. Secara teoretis, penelitian ini memperkaya literatur mengenai sistem rekomendasi berbasis AI dengan menegaskan peran trust sebagai mediator utama dalam kerangka model adopsi teknologi. Hal ini melengkapi temuan sebelumnya yang lebih banyak menyoroti aspek teknis seperti algoritma dan akurasi rekomendasi, dengan menghadirkan perspektif psikologis yang berfokus pada pengguna. Dari sisi praktis, implikasi penelitian ini adalah perlunya pengembang sistem untuk menyeimbangkan inovasi teknis dengan desain fitur yang membangun kepercayaan. Strategi yang dapat dilakukan antara lain menghadirkan *explainable AI* yang transparan, menyediakan kontrol personalisasi yang jelas bagi pengguna, serta menjamin perlindungan data pribadi melalui praktik keamanan yang kuat. Dengan cara ini, interaktivitas dan personalisasi tidak hanya meningkatkan pengalaman, tetapi juga memperkuat kepercayaan yang mendorong loyalitas pengguna dalam jangka panjang.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu dicermati. Pertama, populasi penelitian hanya terbatas pada mahasiswa Universitas Kuningan yang aktif menggunakan aplikasi berbasis rekomendasi dalam tiga bulan terakhir. Kondisi ini dapat membatasi generalisasi temuan ke kelompok pengguna yang lebih beragam, misalnya masyarakat umum dengan variasi latar belakang pekerjaan, usia, atau tingkat literasi digital yang berbeda. Kedua, pendekatan kuantitatif korelasional yang digunakan mampu menjelaskan hubungan antarvariabel, tetapi tidak sepenuhnya menangkap dinamika pengalaman subjektif pengguna. Ketiga, variabel yang dianalisis terbatas pada interaktivitas,

personalisasi, trust, dan intention to use, sementara faktor lain seperti kepuasan pengguna, persepsi risiko, atau kualitas sistem juga berpotensi memengaruhi niat penggunaan ulang namun tidak diteliti dalam studi ini.

Berdasarkan keterbatasan tersebut, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan cakupan populasi dengan melibatkan responden dari berbagai latar belakang demografis atau pengguna aktif di platform e-commerce internasional untuk memperoleh gambaran yang lebih komprehensif. Selain itu, pendekatan mixed-method yang menggabungkan survei kuantitatif dengan wawancara kualitatif dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai faktor psikologis dan emosional yang memengaruhi trust pengguna. Penelitian mendatang juga dapat memasukkan variabel tambahan seperti kepuasan pengguna (user satisfaction), persepsi risiko (perceived risk), atau kualitas informasi untuk memperluas model konseptual. Dengan demikian, studi lanjutan diharapkan mampu memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai faktor-faktor yang menentukan keberhasilan sistem rekomendasi berbasis AI.

Referensi

- Bach, T. A., Khan, A., Hallock, H., Beltrão, G., & Sousa, S. (2024). A Systematic Literature Review of User Trust in AI-Enabled Systems: An HCI Perspective. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(5), 1251–1266. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2138826>
- Creswell, J. W., & David Creswell, J. (2018). *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches*.
- Davis, F. D., Bagozzi, R. P., & Warshaw, P. R. (1989). User acceptance of computer technology: A comparison of two theoretical models. *Management Science*, 35(8), 982–1003. <https://doi.org/10.1287/mnsc.35.8.982>
- Etikan, I. (2016). Comparison of Convenience Sampling and Purposive Sampling. *American Journal of Theoretical and Applied Statistics*, 5(1), 1. <https://doi.org/10.11648/j.ajtas.20160501.11>
- Gefen, D., Karahanna, E., & Straub, D. W. (2003). Inexperience and experience with online stores: The importance of TAM and trust. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 50(3), 307–321. <https://doi.org/10.1109/TEM.2003.817277>
- Gotthardt, M., & Mezhuyev, V. (2022). Measuring the Success of Recommender Systems: A PLS-SEM Approach. *IEEE Access*, 10, 30610–30623. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3159652>
- Gulnara, B., Guldana, S., & Yerassyl, A. (2024). Application of Recommended Systems for E-commerce. *Procedia Computer Science*, 231, 329–334. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.12.212>
- 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>
- Joseph F. Hair, Jr., G. Tomas M. Hult, Christian M. Ringle, & Marko Sarstedt. (2017). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Second Edition*.
- Liu, Y., & Shrum, L. J. (2002). What is interactivity and is it always such a good thing? Implications of definition, person, and situation for the influence of interactivity on advertising effectiveness. *Journal of Advertising*, 31(4), 53–64. <https://doi.org/10.1080/00913367.2002.10673685>
- Madhuri, A., & Manchem, S. (2024). Exploring the Role of Personalization in E-commerce: Impacts on Consumer Trust and Purchase Intentions. *European Economic Letters*, 14(3), 907–919.
- McKnight, D. H., Choudhury, V., & Kacmar, C. (2002). Developing and validating trust measures for e-commerce: An integrative typology. *Information Systems Research*,

- 13(3), 334–359.
<https://doi.org/10.1287/isre.13.3.334.81>
- Ng, W. (2012). Can we teach digital natives digital literacy? *Computers and Education*, 59(3), 1065–1078.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2012.04.016>
- Ou, C. X., Pavlou, P. A., & Davison, R. M. (2014). Swift guanxi in online marketplaces: The role of computer-mediated communication technologies. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, 38(1), 209–230.
<https://doi.org/10.25300/MISQ/2014/38.1.10>
- Prensky, M. (2001). Digital Natives, Digital Immigrants. *MCB University Press*, 9(5).
- Qin, H., Zhu, Y., Jiang, Y., Luo, S., & Huang, C. (2024). Examining the impact of personalization and carefulness in AI-generated health advice: Trust, adoption, and insights in online healthcare consultations experiments. *Technology in Society*, 79, 102726.
<https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102726>
- Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2011). Introduction to Recommender Systems Handbook. In *Recommender Systems Handbook* (pp. 1–35). Springer US.
https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_1
- Sundar, S. S., & Marathe, S. S. (2010). Personalization versus Customization: The Importance of Agency, Privacy, and Power Usage. *Human Communication Research*, 36(3), 298–322.
<https://doi.org/10.1111/j.1468-2958.2010.01377.x>
- Thorson, K. S., & Rodgers, S. (2006). Relationships Between Blogs as EWOM and Interactivity, Perceived Interactivity, and Parasocial Interaction. *Journal of Interactive Advertising*, 6(2), 5–44.
<https://doi.org/10.1080/15252019.2006.10722117>
- Tomass M Hultt, G., Joseph F. Hair Jr., G. Tomas M. Hult, Christian M. Ringle, Marko Sarstedt, Nicholas P. Danks, & Soumya Ray. (2021). *Classroom Companion: Business Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Using R AAWorkbook*. <http://www.>
- Valencia-Arias, A., Uribe-Bedoya, H., González-Ruiz, J. D., Santos, G. S., & Ramírez, E. C. (2024). Artificial intelligence and recommender systems in e-commerce. Trends and research agenda. *Intelligent Systems with Applications*, 24.
<https://doi.org/10.1016/j.iswa.2024.200435>
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2016). A I S ssociation for nformation ystems Unified Theory of Acceptance and Use of Technology: A Synthesis and the Road Ahead. *J Ournal*, 17, 328–376.
- Xu, X., Yao, Z., & Sun, Q. (2019). Social media environments effect on perceived interactivity: An empirical investigation from WeChat moments. *Online Information Review*, 43(2), 239–255.
<https://doi.org/10.1108/OIR-12-2016-0344>
- Yusuf, F. (2024). Information Technology Readiness and Acceptance Model for Social Media Adoption in Blended Learning: A Case Study in Higher Education Institutions in West Java, Indonesia. *Journal of Applied Data Sciences*, 5(2), 382–402.
<https://doi.org/10.47738/jads.v5i2.195>