

Dari Niat Menuju Penggunaan Aktual: Menjelaskan Adopsi Chatbot Whatsapp Berbasis AI Generatif untuk Informasi Keuangan dan Kesehatan dengan Model UTAUT2 Diperluas dan Data Log Perilaku

Indri Anjar Kartika Sari^{1,2*}, Onno W. Purbo³, Eldiana Tri Narulita⁴

¹ Program Studi S1 Cyber Security, IDS Digital College, STMIK Indo Daya Suvana

² Magister Ilmu Komunikasi, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur

³ Institut Teknologi Tangerang Selatan

⁴ Program Studi Desain Komunikasi Visual, Fakultas Seni Rupa dan Desain, Institut Seni Indonesia Bali

*Corresponding email: indri.cs2026@ids.ac.id

Abstrak: Asisten AI generatif kini merambah aplikasi perpesanan yang telah digunakan secara luas, termasuk untuk pertanyaan seputar keuangan dan kesehatan. Penelitian ini menjelaskan faktor-faktor yang mendorong adopsi chatbot WhatsApp berbasis AI generatif di Indonesia dan menguji apakah niat perilaku yang dinyatakan pengguna benar-benar terwujud menjadi penggunaan aktual. Sebuah chatbot WhatsApp sumber terbuka yang menggabungkan data pasar real-time, kalkulator kesehatan, dan model bahasa besar dikembangkan dan diterapkan. Model UTAUT2 yang diperluas dengan kepercayaan terhadap informasi hasil AI, persepsi risiko, dan persepsi akurasi informasi diestimasi menggunakan PLS-SEM terhadap responden yang dicocokkan dengan minggu data log penggunaan tersamar. Analisis multi-grup membandingkan domain keuangan dan kesehatan. Studi ini memperluas UTAUT2 ke konteks AI generatif dan memberikan panduan perancangan layanan informasi AI yang tepercaya pada platform perpesanan.

Kata kunci: AI generatif, agen percakapan, WhatsApp, UTAUT2, kepercayaan pada AI, kesenjangan niat-perilaku, PLS-SEM, Indonesia

Abstract: Generative AI assistants are moving into the messaging apps people already use, including for questions about money and health. This study explains what drives the adoption of such assistants on WhatsApp in Indonesia and tests whether users' stated intention translates into actual use. We deployed an open-source WhatsApp chatbot that combines real-time market data, health calculators and a large language model. An extended UTAUT2 model, adding trust in AI-generated information, perceived risk and perceived information accuracy, was estimated with PLS-SEM on survey responses from users matched to weeks of pseudonymised usage logs. Multi-group analysis compared the financial and health domains. The results extend UTAUT2 to generative AI and inform the design of trustworthy AI services on messaging platforms.

Keywords: generative AI, conversational agents, WhatsApp, UTAUT2, trust in AI, intention-behavior gap, PLS-SEM, Indonesia

PENDAHULUAN

WhatsApp menjangkau sekitar sembilan dari sepuluh pengguna internet di Indonesia setiap bulan, dengan rata-rata waktu penggunaan hampir dua jam per hari; pada periode yang sama, lebih dari sepertiga masyarakat Indonesia mulai menggunakan ChatGPT setiap bulan (We Are Social, 2025). Kedua kebiasaan ini kini saling bertemu. Asisten AI generatif semakin sering menjawab pertanyaan di dalam utas percakapan yang sama dengan tempat orang berbicara dengan keluarga, kolega, dan penjual, tanpa perlu memasang aplikasi baru atau mempelajari antarmuka baru. Dengan 212 juta pengguna internet (Kemp, 2025), Indonesia menjadi salah satu ranah terbesar tempat konvergensi ini berlangsung.

Namun, kemudahan bukan segalanya. Ketika pertanyaannya adalah “Apakah saya harus membeli saham ini?” atau “Berapa kalori yang harus saya konsumsi?”, jawaban yang lancar namun keliru dapat membawa konsekuensi finansial atau fisik. Model bahasa besar diketahui dapat menghasilkan konten yang tampak meyakinkan namun secara faktual salah (Ji et al., 2023), dan para peneliti telah memperingatkan bahwa AI percakapan generatif memunculkan persoalan baru terkait akurasi, akuntabilitas, dan kepercayaan bagi penelitian, praktik, dan kebijakan (Dwivedi et al., 2023). Pada domain berisiko tinggi, adopsi asisten AI oleh masyarakat mungkin lebih bergantung pada tingkat kepercayaan terhadap apa yang

disampaikannya, dibandingkan sekadar kemudahan penggunaannya (Glikson & Woolley, 2020).

Perusahaan telah lama menggunakan chatbot untuk melayani pelanggan, dan penelitian mengenai penerimaan pelanggan terhadap agen tersebut sudah mapan (Sheehan et al., 2020; Yatawara et al., 2025). Penelitian mengenai penerimaan AI generatif juga berkembang pesat. Studi yang berlandaskan Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) menunjukkan bahwa ekspektasi kinerja, pengaruh sosial, kepercayaan, dan kekhawatiran privasi membentuk niat menggunakan ChatGPT dan chatbot sejenis (Joshi, 2025; Menon & Shilpa, 2023; Shahzad et al., 2024). Namun demikian, terdapat tiga kesenjangan yang membatasi kontribusi literatur ini bagi praktisi maupun ahli teori.

Pertama, hampir seluruh penelitian mengukur niat perilaku melalui survei cross-sectional dan memperlakukannya sebagai proksi bagi penggunaan aktual. Padahal, niat hanya menjelaskan sebagian varians perilaku (Sheeran, 2002), dan kebiasaan (habit) dapat mengalahkan niat begitu penggunaan menjadi rutin (Limayem et al., 2007). Apakah niat yang dinyatakan benar-benar memprediksi apa yang sesungguhnya dilakukan pengguna terhadap chatbot AI masih jarang diuji. Kedua, UTAUT2 (Venkatesh et al., 2012) dirumuskan sebelum era AI generatif sehingga belum memuat konstruk akurasi informasi yang dihasilkan mesin maupun kepercayaan terhadapnya. Ketiga, penelitian chatbot pelanggan umumnya mengkaji saluran dukungan milik satu perusahaan, bukan asisten yang menyediakan informasi untuk pengambilan keputusan, dan biasanya hanya meneliti satu sistem pada satu domain sehingga perbedaan antar-domain bercampur dengan perbedaan antar-sistem, dengan sampel yang didominasi mahasiswa.

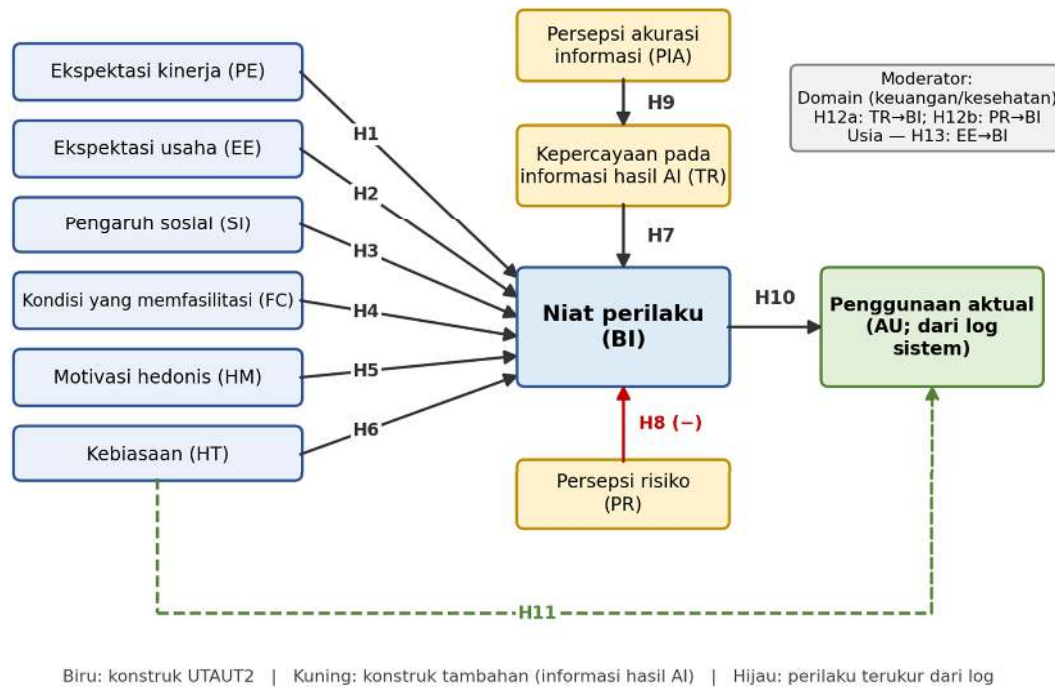
Penelitian ini mengisi kesenjangan tersebut dengan membangun dan menerapkan chatbot WhatsApp yang menyediakan informasi keuangan (harga saham dan mata uang kripto), informasi kesehatan (indeks massa tubuh, kalkulator kalori dan gizi), serta jawaban teks bebas dari model bahasa besar. Selama minggu, data log penggunaan tersamar direkam, kemudian pengguna yang menyetujui disurvei, sehingga persepsi dapat dicocokkan dengan perilaku yang teramati. Penelitian ini mengajukan pertanyaan:

RQ1. Faktor apa saja yang membentuk niat menggunakan chatbot WhatsApp berbasis AI generatif untuk informasi keuangan dan kesehatan?

RQ2. Sejauh mana niat memprediksi penggunaan aktual yang tercatat dalam log sistem?

RQ3. Apakah efek-efek tersebut berbeda antara domain keuangan dan kesehatan, serta antar kelompok usia?

Penelitian ini memberikan tiga kontribusi. Secara teoretis, penelitian ini memperluas UTAUT2 dengan kepercayaan terhadap informasi hasil AI, persepsi risiko, dan persepsi akurasi informasi, mengadaptasi model tersebut ke konteks AI generatif. Secara metodologis, penelitian ini menguji hubungan niat-penggunaan dengan data log objektif, bukan penggunaan yang dilaporkan sendiri, sehingga turut mengurangi bias metode umum (common method bias). Secara praktis, penelitian ini memberikan bukti mengenai cara merancang layanan informasi AI pada platform perpesanan di pasar negara berkembang. Bagian 2 mengulas latar belakang teoretis, Bagian 3 mengembangkan model dan hipotesis, Bagian 4 menjelaskan metode, dan Bagian 5 melaporkan serta membahas hasil.



LANDASAN TEORI

Chatbot pada Platform Perpesanan

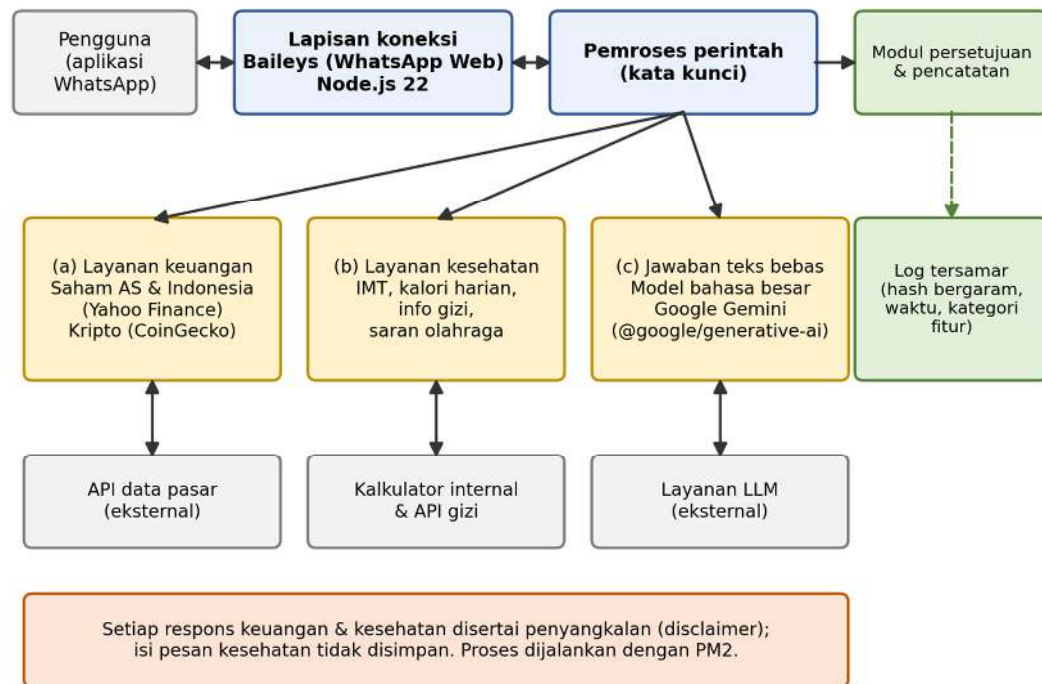
Masyarakat menggunakan chatbot terutama untuk memperoleh informasi dan bantuan secara efisien, namun juga untuk hiburan, interaksi sosial, dan rasa ingin tahu terhadap teknologi baru (Brandtzaeg & Følstad, 2017). Chatbot yang tertanam dalam platform perpesanan menurunkan hambatan adopsi karena pengguna berinteraksi melalui antarmuka yang sudah akrab (Adamopoulou & Moussiades, 2020). Chatbot semacam ini juga mewarisi keterbatasan platform: interaksi sebagian besar berbasis teks, isyarat visual yang dapat menandakan kredibilitas terbatas, dan pengguna mungkin tidak yakin siapa saja yang dapat membaca percakapan mereka.

Adopsi Chatbot AI di Kalangan Pelanggan

Chatbot yang menghadapi pelanggan kini lazim ditemui pada sektor ritel, perbankan, telekomunikasi, dan layanan kesehatan, dan literatur pemasaran serta layanan yang mengkaji alasan pelanggan menerimanya sudah cukup luas. Sebuah tinjauan sistematis mengenai adopsi chatbot berbasis AI oleh konsumen di sektor e-commerce, kesehatan, perbankan, dan pendidikan mengelompokkan determinannya ke dalam empat tema: pengalaman pengguna, kualitas interaksi, latar belakang teknologi, dan karakteristik perilaku (Yatawara et al., 2025). Dalam arus penelitian ini, kualitas percakapan sama pentingnya dengan kepraktisan. Sheehan dkk. (2020) menunjukkan bahwa chatbot layanan pelanggan yang menyelesaikan miskomunikasi dengan meminta klarifikasi diadopsi sama baiknya dengan chatbot yang bebas kesalahan, sedangkan kesalahan yang tidak terselesaikan menurunkan persepsi kemanusiaan dan niat adopsi. Hsu dan Lin (2023) menemukan bahwa kualitas AI percakapan dan pemulihan layanan mendorong kepuasan terhadap chatbot layanan pelanggan, yang selanjutnya membangun loyalitas.

Kepercayaan berulang kali muncul sebagai mekanisme sentral. Dengan membandingkan konfigurasi layanan, Huang dkk. (2024) menemukan bahwa layanan chatbot dengan sedikit sentuhan intervensi manusia menyamai layanan manusia sepenuhnya pada sebagian besar

ukuran kepuasan pelanggan, dengan kepercayaan menjelaskan perbedaan antar-konfigurasi. Dalam sektor perbankan, persepsi kegunaan dan kesesuaian mendorong adopsi chatbot, sementara kekhawatiran privasi membentuk niat pelanggan (Alt et al., 2021). Dua pelajaran dapat ditarik bagi penelitian ini: pelanggan menilai chatbot dari akurasi jawabannya dan kemampuannya memulihkan diri dari kesalahan, serta kepercayaan dan privasi menjadi syarat berulang bagi penggunaan. Namun, penelitian layanan pelanggan umumnya mengkaji chatbot sebagai saluran dukungan bagi produk milik perusahaan itu sendiri, dan jarang mengkaji chatbot yang berperan sebagai sumber informasi independen untuk pengambilan keputusan — justru titik krusial ketika AI generatif meningkatkan taruhannya.



UTAUT2 dan AI Generatif

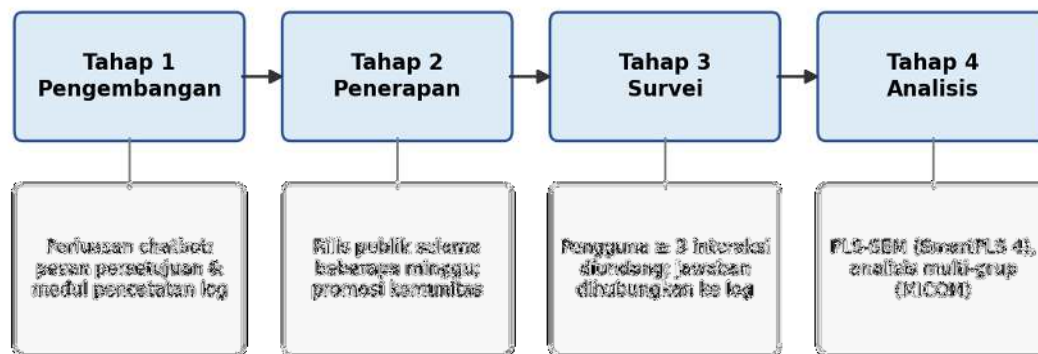
UTAUT mengintegrasikan delapan model penerimaan sebelumnya ke dalam empat determinan niat dan penggunaan: ekspektasi kinerja, ekspektasi usaha, pengaruh sosial, dan kondisi yang memfasilitasi (Venkatesh et al., 2003). UTAUT2 mengadaptasi teori tersebut untuk konteks konsumen dengan menambahkan motivasi hedonis, nilai harga, dan kebiasaan (Venkatesh et al., 2012). Karena chatbot dalam penelitian ini bersifat gratis, nilai harga tidak berlaku dan dikeluarkan dari model.

Penerapan pada AI generatif secara umum mendukung model ini sekaligus menunjukkan keterbatasannya. Di kalangan pengguna India, ekspektasi kinerja, ekspektasi usaha, pengaruh sosial, kondisi yang memfasilitasi, dan kekhawatiran privasi menjelaskan niat menggunakan ChatGPT, dengan usia dan pengalaman berperan sebagai moderator (Menon & Shilpa, 2023). Dalam pendidikan tinggi, persepsi kepercayaan memperkuat pengaruh kesadaran terhadap ChatGPT pada persepsi kegunaan, kemudahan penggunaan, dan kecerdasan (Shahzad et al., 2024). Dengan mengintegrasikan kepercayaan dan kepuasan ke dalam UTAUT, Joshi (2025) menemukan bahwa ekspektasi kinerja, pengaruh sosial, kepercayaan, dan kepuasan mendorong adopsi chatbot, dengan perbedaan antar-generasi. Studi-studi ini memiliki dua kesamaan: mengandalkan niat yang dilaporkan sendiri, dan sebagian besar menggunakan

sampel mahasiswa atau pengguna daring umum, bukan pengguna sistem tertentu yang benar-benar diterapkan.

Kepercayaan, Risiko, dan Kualitas Informasi

Kepercayaan adalah kesediaan untuk bergantung pada suatu sistem di tengah ketidakpastian. Dalam lingkungan daring, kepercayaan melengkapi model penerimaan teknologi (Gefen et al., 2003), dan dalam konteks AI, kepercayaan bergantung pada transparansi, keandalan, dan kesiapan sistem (Glikson & Woolley, 2020). Persepsi risiko menangkap potensi kerugian akibat penggunaan dan mencakup aspek kinerja, finansial, dan privasi (Featherman & Pavlou, 2003). Model kesuksesan sistem informasi mengidentifikasi kualitas informasi, termasuk akurasi dan ketepatan waktu, sebagai pendorong kepuasan dan niat pengguna (DeLone & McLean, 2003). Karena AI generatif dapat sekaligus lancar dan keliru (Ji et al., 2023), persepsi pengguna terhadap akurasi informasi menjadi landasan yang masuk akal bagi kepercayaan.



Kesenjangan Niat-Perilaku

Niat merupakan prediktor terdekat bagi perilaku pada sebagian besar model penerimaan, namun tinjauan meta-analitik menunjukkan bahwa sebagian besar varians perilaku tetap tidak ter jelaskan (Sheeran, 2002). Dalam penggunaan sistem informasi berkelanjutan, kebiasaan mengurangi daya prediksi niat (Limayem et al., 2007). Mengukur niat dan penggunaan dengan kuesioner yang sama juga menggelembungkan korelasi keduanya melalui varians metode umum (Podsakoff et al., 2003). Data log sistem menawarkan ukuran penggunaan yang independen dan berbasis perilaku, sehingga menjadi uji yang lebih ketat atas hubungan niat-perilaku.

MODEL PENELITIAN DAN HIPOTESIS

Gambar 1 menyajikan model penelitian. Model ini mempertahankan enam prediktor UTAUT2 terhadap niat perilaku, menambahkan tiga konstruk yang khusus untuk informasi hasil AI, dan menggantikan penggunaan yang dilaporkan sendiri dengan ukuran perilaku yang diturunkan dari log sistem.

Prediktor UTAUT2

Ekspektasi kinerja (PE) adalah sejauh mana pengguna meyakini chatbot membantu memperoleh informasi yang bermanfaat. Ekspektasi usaha (EE) adalah persepsi kemudahan penggunaannya; pengaruh sosial (SI) adalah sejauh mana orang-orang penting mendorong penggunaannya; dan kondisi yang memfasilitasi (FC) adalah sumber daya dan dukungan yang tersedia. Motivasi hedonis (HM) adalah kesenangan yang diperoleh dari penggunaan chatbot, dan kebiasaan (HT) adalah sejauh mana penggunaan telah menjadi otomatis.

Mengacu pada UTAUT2 (Venkatesh et al., 2012) dan penerapannya pada AI generatif (Joshi, 2025; Menon & Shilpa, 2023), diajukan hipotesis:

- H1. Ekspektasi kinerja berpengaruh positif terhadap niat perilaku.*
- H2. Ekspektasi usaha berpengaruh positif terhadap niat perilaku.*
- H3. Pengaruh sosial berpengaruh positif terhadap niat perilaku.*
- H4. Kondisi yang memfasilitasi berpengaruh positif terhadap niat perilaku.*
- H5. Motivasi hedonis berpengaruh positif terhadap niat perilaku.*
- H6. Kebiasaan berpengaruh positif terhadap niat perilaku.*

Kepercayaan, Risiko, dan Persepsi Akurasi Informasi

Pengguna AI generatif jarang memverifikasi setiap jawaban dan harus mengandalkan sistem. Kepercayaan terhadap informasi hasil AI (TR) mengurangi ketidakpastian ini dan diharapkan meningkatkan niat (Gefen et al., 2003; Huang et al., 2024; Shahzad et al., 2024). Persepsi risiko (PR), yang mencakup peluang keputusan finansial atau kesehatan yang keliru serta kekhawatiran privasi, diharapkan menurunkan niat (Alt et al., 2021; Featherman & Pavlou, 2003). Kepercayaan terhadap suatu sumber informasi dibangun dari keandalan yang dialami, sehingga persepsi akurasi informasi (PIA) diharapkan memperkuat kepercayaan (DeLone & McLean, 2003; Hsu & Lin, 2023).

- H7. Kepercayaan terhadap informasi hasil AI berpengaruh positif terhadap niat perilaku.*
- H8. Persepsi risiko berpengaruh negatif terhadap niat perilaku.*
- H9. Persepsi akurasi informasi berpengaruh positif terhadap kepercayaan terhadap informasi hasil AI.*

Dari Niat Menuju Penggunaan Aktual

Niat perilaku (BI) diharapkan memprediksi penggunaan aktual (AU), yang di sini diukur dari log sistem. Karena perilaku yang telah menjadi kebiasaan dapat melampaui niat yang disengaja, kebiasaan juga diharapkan memengaruhi penggunaan aktual secara langsung (Limayem et al., 2007; Venkatesh et al., 2012).

- H10. Niat perilaku berpengaruh positif terhadap penggunaan aktual.*
- H11. Kebiasaan berpengaruh positif terhadap penggunaan aktual.*

Efek Moderasi

Keputusan kesehatan memengaruhi tubuh dan mungkin terasa kurang dapat diperbaiki dibandingkan kerugian finansial, sehingga pengguna diharapkan memberi bobot lebih besar pada kepercayaan dan risiko untuk informasi kesehatan. Sejalan dengan UTAUT2, pengguna yang lebih tua diharapkan lebih sensitif terhadap ekspektasi usaha (Venkatesh et al., 2012).

- H12a. Pengaruh positif kepercayaan terhadap niat perilaku lebih kuat pada domain kesehatan dibandingkan domain keuangan.*
- H12b. Pengaruh negatif persepsi risiko terhadap niat perilaku lebih kuat pada domain kesehatan dibandingkan domain keuangan.*
- H13. Pengaruh positif ekspektasi usaha terhadap niat perilaku lebih kuat pada pengguna yang lebih tua.*

METODE

Artefak Penelitian

Artefak penelitian ini adalah chatbot WhatsApp sumber terbuka yang ditulis dalam Node.js oleh penulis pertama dengan pustaka Baileys sebagai penghubung ke WhatsApp dan dijalankan menggunakan PM2 (<https://github.com/indri007/wa-bot-quote>; arsitektur pada Gambar 2). Chatbot ini menyediakan tiga layanan: (a) informasi keuangan, yaitu kuotasi real-

time saham Indonesia dan Amerika Serikat (Yahoo Finance) serta harga mata uang kripto (CoinGecko); (b) alat kesehatan, yaitu indeks massa tubuh, estimasi kalori harian, informasi gizi, dan saran olahraga; dan (c) jawaban teks bebas yang dihasilkan oleh model bahasa besar (Google Gemini). Repositori tersebut juga memuat fitur pendukung lain (misalnya konversi kurs, klasemen sepak bola, dan pembuat kode QR) yang berada di luar cakupan analisis. Setiap respons keuangan dan kesehatan disertai penyangkalan (disclaimer) bahwa chatbot tidak memberikan saran investasi atau medis profesional.

Prosedur

Penelitian ini mengikuti empat tahap (Gambar 3). Pada Tahap 1, chatbot diperluas dengan pesan persetujuan dan modul pencatatan yang merekam hash tersamar (salted hash) dari identitas pengguna, stempel waktu, dan kategori fitur setiap interaksi; isi pesan terkait kesehatan tidak disimpan. Pada Tahap 2, chatbot dirilis untuk publik selama minggu dan dipromosikan melalui komunitas investor ritel, kelompok kampus, dan media sosial. Pada Tahap 3, pengguna dengan minimal 3 interaksi diundang mengisi kuesioner daring, dan jawaban dihubungkan dengan log mereka melalui identitas tersamar tersebut. Tahap 4 mencakup analisis statistik.

Sampel

Analisis daya (power analysis) a priori menggunakan G*Power (Faul et al., 2009), dengan $f^2 = 0,15$, $\alpha = 0,05$, power = 0,95, dan delapan prediktor niat, menunjukkan sampel minimum sekitar 160. Untuk mendukung analisis multi-grup dengan minimal 150 responden per domain, penelitian ini menargetkan 300 responden atau lebih. Setiap responden dikelompokkan ke domain keuangan atau kesehatan berdasarkan domain yang mendominasi interaksi mereka dalam log. Tabel 1 melaporkan alur partisipan.

Tabel 1. Alur partisipan

Tahap	n
Pengguna unik yang berinteraksi dengan chatbot selama penerapan	
Pengguna memenuhi syarat (≥ 3 interaksi tercatat)	
Diundang mengikuti survei	
Menyelesaikan survei	
Dikeluarkan: gagal uji perhatian (attention check)	
Dikeluarkan: straight-lining atau waktu pengisian terlalu singkat	
Dikeluarkan: tidak ada data log yang cocok	
Sampel akhir (keuangan / kesehatan)	

Catatan. Tingkat respons = jumlah selesai ÷ jumlah diundang.

Pengukuran

Seluruh konstruk persepsi diukur dengan skala reflektif multi-item yang diadaptasi dari sumber-sumber mapan (Tabel 2; item lengkap pada Lampiran A) menggunakan skala Likert tujuh poin (1 = sangat tidak setuju, 7 = sangat setuju). Item diterjemahkan ke Bahasa Indonesia dan diterjemahkan balik (back-translation) oleh pakar bilingual independen. pakar menilai validitas isi, dan uji coba (pilot) terhadap 30 pengguna mengonfirmasi reliabilitas sebelum survei utama dilaksanakan.

Tabel 2. Konstruk, jumlah item, dan sumber adaptasi

Konstruk	Item	Diadaptasi dari
Ekspektasi kinerja (PE)	4	Venkatesh et al. (2003, 2012)

Ekspektasi usaha (EE)	4	Venkatesh et al. (2003, 2012)
Pengaruh sosial (SI)	3	Venkatesh et al. (2012)
Kondisi yang memfasilitasi (FC)	4	Venkatesh et al. (2012)
Motivasi hedonis (HM)	3	Venkatesh et al. (2012)
Kebiasaan (HT)	3	Venkatesh et al. (2012); Limayem et al. (2007)
Kepercayaan pada informasi hasil AI (TR)	4	Gefen et al. (2003); Shahzad et al. (2024)
Persepsi risiko (PR)	4	Featherman & Pavlou (2003)
Persepsi akurasi informasi (PIA)	4	DeLone & McLean (2003)
Niat perilaku (BI)	3	Venkatesh et al. (2012)

Catatan. Nilai harga (price value) tidak digunakan karena chatbot bersifat gratis.

Penggunaan aktual diturunkan dari data log (Tabel 3). Satu sesi didefinisikan sebagai rangkaian pesan yang dipisahkan oleh kurang dari 30 menit tidak aktif. Karena setiap indikator menangkap aspek penggunaan yang berbeda, penggunaan aktual dimodelkan sebagai komposit formatif; variabel hitung ditransformasi logaritmik untuk mengurangi kemencengan (skewness).

Tabel 3. Indikator penggunaan aktual berbasis log

Indikator	Definisi operasional
Frekuensi	Rata-rata jumlah pesan pengguna per minggu aktif
Hari aktif	Jumlah hari berbeda dengan minimal satu interaksi
Sesi	Jumlah sesi (ambang tidak aktif 30 menit)
Keluasan (breadth)	Jumlah kategori fitur berbeda yang digunakan
Retensi	Aktif pada dua minggu terakhir masa penerapan (1 = ya, 0 = tidak)

Analisis

Model diestimasi dengan PLS-SEM menggunakan SmartPLS 4, yang sesuai untuk model berorientasi prediksi yang menggabungkan konstruk reflektif dan formatif serta data yang tidak berdistribusi normal (Hair et al., 2019). Untuk model pengukuran, dinilai loading indikator ($\geq 0,708$), konsistensi internal (Cronbach's α dan reliabilitas komposit $\geq 0,70$), validitas konvergen ($AVE \geq 0,50$), dan validitas diskriminan dengan rasio heterotrait-monotrait ($HTMT < 0,85$; Henseler et al., 2015), serta kriteria Fornell–Larcker untuk kelengkapan (Fornell & Larcker, 1981). Untuk model struktural, diperiksa kolinearitas (VIF), koefisien jalur dengan 5.000 subsampel bootstrap, R^2 , f^2 , dan daya prediksi di luar sampel dengan PLSpredict (Shmueli et al., 2019). Bias metode umum dinilai dengan uji kolinearitas penuh ($VIF < 3,3$; Kock, 2015); penggunaan data log untuk variabel dependen turut membatasi bias ini pada H10 dan H11. Moderasi domain diuji dengan analisis multi-grup setelah invariansi pengukuran (MICOM) terpenuhi, dan usia diuji sebagai moderator kontinu.

Etika dan Perlindungan Data

Penelitian ini disetujui oleh . Pengguna diinformasikan mengenai pengumpulan data pada kontak pertama dan dapat menarik diri (opt out) kapan saja. Sejalan dengan Undang-Undang Pelindungan Data Pribadi (UU No. 27 Tahun 2022), nomor telepon tidak pernah disimpan dalam bentuk teks biasa, identitas dipersamakan dengan hash bergaram (salted hash), dan data log dihapus setelah analisis selesai.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Profil Sampel dan Bias Metode Umum

Tabel 4. Profil sampel (n =)

Karakteristik	Kategori	n	%
Jenis kelamin	Perempuan / Laki-laki		
Usia (tahun)	18–24 / 25–34 / 35–44 / ≥ 45		
Pendidikan	Menengah / Sarjana / Pascasarjana		
Penggunaan chatbot AI sebelumnya	Tidak pernah / Kadang / Rutin		
Domain dominan (log)	Keuangan / Kesehatan		

Model Pengukuran

Tabel 5. Reliabilitas dan validitas konvergen

Konstruk	Loading	α	pc	AVE
PE				
EE				
SI				
FC				
HM				
HT				
TR				
PR				
PIA				
BI				

Catatan. α = Cronbach's alpha; pc = reliabilitas komposit; AVE = average variance extracted.

Model Struktural

Tabel 7. Hasil pengujian hipotesis

Hipotesis	Jalur	β	t	p	f ²	Didukung
H1	PE → BI					
H2	EE → BI					
H3	SI → BI					
H4	FC → BI					
H5	HM → BI					
H6	HT → BI					
H7	TR → BI					
H8	PR → BI					
H9	PIA → TR					
H10	BI → AU					
H11	HT → AU					

Catatan. Bootstrapping dengan 5.000 subsampel; uji satu arah untuk hipotesis terarah.

Moderasi

Pembahasan Temuan Utama

Implikasi Teoretis

Penelitian ini menambah teori dalam tiga hal. Pertama, penelitian ini mengadaptasi UTAUT2 ke konteks AI generatif dengan memodelkan bagaimana kepercayaan terhadap

informasi hasil AI, persepsi risiko, dan persepsi akurasi informasi beroperasi bersama determinan yang telah mapan. Kedua, dengan mengukur penggunaan dari data log, penelitian ini menjadi salah satu dari sedikit uji perilaku atas hubungan niat-penggunaan untuk chatbot AI dan menjawab kekhawatiran lama mengenai bias metode umum (Podsakoff et al., 2003). Ketiga, dengan membandingkan dua domain informasi dalam satu sistem yang sama, penelitian ini memisahkan efek domain dari efek sistem dan memperjelas batas-batas berlakunya model penerimaan.

Implikasi Praktis

Bagi perusahaan yang melayani pelanggan melalui WhatsApp — seperti bank, asuransi, ritel, dan klinik — serta bagi pengembang layanan AI pada platform perpesanan, hasil penelitian ini menyarankan : (a) menampilkan sumber data dan stempel waktu untuk jawaban keuangan guna memperkuat persepsi akurasi dan kepercayaan; (b) merancang perintah (command) yang singkat dan dapat diulang untuk mendukung pembentukan kebiasaan, bukan hanya mengandalkan kebaruan; (c) menerapkan pengaman yang lebih ketat dan penyangkalan yang lebih jelas untuk informasi kesehatan; dan (d) menyatakan perlindungan privasi secara eksplisit, karena persepsi risiko dapat menghambat penggunaan. Bagi regulator, temuan ini menunjukkan perlunya panduan mengenai informasi keuangan dan kesehatan yang dihasilkan AI melalui kanal perpesanan konsumen.

Keterbatasan dan Penelitian Mendatang

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Perekrutan melalui komunitas daring dapat terlalu merepresentasikan pengguna yang melek digital. Masa penerapan selama minggu menangkap adopsi awal, bukan keberlanjutan penggunaan jangka panjang. Data log berasal dari satu chatbot non-komersial, sehingga temuan mungkin tidak sepenuhnya berlaku pada layanan bermerek dengan kapabilitas lebih besar. Penelitian mendatang dapat mengikuti pengguna secara longitudinal, menguji transparansi sumber melalui eksperimen terkontrol, dan mereplikasi model ini di pasar negara berkembang lain.

SIMPULAN

AI generatif kini merambah aplikasi perpesanan yang telah digunakan secara luas, termasuk untuk keputusan seputar keuangan dan kesehatan. Dengan menggabungkan model UTAUT2 yang diperluas dan data log penggunaan objektif dari chatbot WhatsApp yang benar-benar diterapkan, penelitian ini menunjukkan . Pesan utamanya adalah bahwa memahami adopsi AI memerlukan pandangan yang melampaui apa yang dikatakan pengguna akan mereka lakukan, menuju apa yang sesungguhnya mereka lakukan, dan apakah mereka percaya pada apa yang disampaikan mesin.

DAFTAR PUSTAKA

- Adamopoulou, E., & Moussiades, L. (2020). Chatbots: History, technology, and applications. *Machine Learning with Applications*, 2, 100006.
- Alt, M.-A., Vizeli, I., & Săplăcan, Z. (2021). Banking with a chatbot – A study on technology acceptance. *Studia Universitatis Babeş-Bolyai Oeconomica*, 66(1), 13–35. <https://doi.org/10.2478/subboec-2021-0002>
- Brandtzaeg, P. B., & Følstad, A. (2017). Why people use chatbots. In I. Kompatsiaris et al. (Eds.), *Internet Science: INSCI 2017 (Lecture Notes in Computer Science, Vol. 10673, pp. 377–392)*. Springer.

- DeLone, W. H., & McLean, E. R. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. *Journal of Management Information Systems*, 19(4), 9–30.
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., et al. (2023). “So what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71, 102642.
- Faul, F., Erdfelder, E., Buchner, A., & Lang, A.-G. (2009). Statistical power analyses using G*Power 3.1: Tests for correlation and regression analyses. *Behavior Research Methods*, 41(4), 1149–1160.
- Featherman, M. S., & Pavlou, P. A. (2003). Predicting e-services adoption: A perceived risk facets perspective. *International Journal of Human-Computer Studies*, 59(4), 451–474.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39–50.
- Gefen, D., Karahanna, E., & Straub, D. W. (2003). Trust and TAM in online shopping: An integrated model. *MIS Quarterly*, 27(1), 51–90.
- Glikson, E., & Woolley, A. W. (2020). Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research. *Academy of Management Annals*, 14(2), 627–660.
- 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.
- 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.
- Hsu, C.-L., & Lin, J. C.-C. (2023). Understanding the user satisfaction and loyalty of customer service chatbots. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 71, 103211. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103211>
- Huang, D., Markovitch, D. G., & Stough, R. A. (2024). Can chatbot customer service match human service agents on customer satisfaction? An investigation in the role of trust. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 76, 103600. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103600>
- Ji, Z., Lee, N., Frieske, R., Yu, T., Su, D., Xu, Y., Ishii, E., Bang, Y. J., Madotto, A., & Fung, P. (2023). Survey of hallucination in natural language generation. *ACM Computing Surveys*, 55(12), 1–38.
- Joshi, H. (2025). Integrating trust and satisfaction into the UTAUT model to predict chatbot adoption – A comparison between Gen-Z and Millennials. *International Journal of Information Management Data Insights*, 5(1), 100332. <https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2025.100332>
- Kemp, S. (2025). Digital 2025: Indonesia. DataReportal. <https://datareportal.com/reports/digital-2025-indonesia>
- Kock, N. (2015). Common method bias in PLS-SEM: A full collinearity assessment approach. *International Journal of e-Collaboration*, 11(4), 1–10.
- 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.
- Menon, D., & Shilpa, K. (2023). “Chatting with ChatGPT”: Analyzing the factors influencing users’ intention to use the Open AI’s ChatGPT using the UTAUT model. *Heliyon*, 9(11), e20962. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e20962>

- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J.-Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of Applied Psychology*, 88(5), 879–903.
- Shahzad, M. F., Xu, S., & Javed, I. (2024). ChatGPT awareness, acceptance, and adoption in higher education: The role of trust as a cornerstone. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21, 46. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00478-x>
- Sheehan, B., Jin, H. S., & Gottlieb, U. (2020). Customer service chatbots: Anthropomorphism and adoption. *Journal of Business Research*, 115, 14–24. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.04.030>
- Sheeran, P. (2002). Intention–behavior relations: A conceptual and empirical review. *European Review of Social Psychology*, 12(1), 1–36.
- Shmueli, G., Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J.-H., Ting, H., Vaithilingam, S., & Ringle, C. M. (2019). Predictive model assessment in PLS-SEM: Guidelines for using PLSpredict. *European Journal of Marketing*, 53(11), 2322–2347.
- 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.
- 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.
- We Are Social. (2025, November). Digital 2026: Top digital and social media trends in Indonesia. <https://wearesocial.com/id/blog/2025/11/digital-2026-top-digital-and-social-media-trends-in-indonesia/>
- Yatawara, K., Sampath, T., Kalupahana, P. L., Rathnayake, S., Jayasuriya, N., & Rathnayake, N. (2025). A systematic review on consumer adoption of AI-driven chatbots. *Vision*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1177/09722629251332349>