

Pengaruh Personalisasi Konten terhadap Niat Penggunaan Kembali Netflix Indonesia melalui Pengalaman dan Keterlibatan Konsumen

Rafli Darmawan¹, Riska Dhenabayu², Ika Diyah Candra Arifah³, Fresha Kharisma⁴

^{1,2,3,4}Bisnis Digital, Universitas Negeri Surabaya, Indonesia

*) Corresponding Author (Email: rafli.22124@mhs.unesa.ac.id)

ABSTRACT

The rapid growth of information and communication technology has triggered the subscription economy within the Over-the-Top (OTT) industry in Indonesia. Even though platforms like Netflix have implemented artificial intelligence curation algorithms, the fundamental challenge of high customer churn rate remains a critical threat to profitability. This study aims to analyze the effect of Content Personalization on the Continuance Usage Intention of Netflix consumers in Indonesia by positioning Customer Experience and Consumer Engagement as mediating variables. A quantitative approach with an explanatory design was applied, where primary data collection was carried out through online questionnaires using purposive sampling on active Netflix users in Indonesia. Inferential data were analyzed utilizing the Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) method assisted by SmartPLS. The structural model evaluation confirms a perfect mediation phenomenon (full mediation), in which Content Personalization has no significant direct effect on Continuance Usage Intention. However, Content Personalization is proven to have a highly dominant effect on Customer Experience and Consumer Engagement. The crucial finding (novelty) of this study reveals that Consumer Engagement has a two-fold more superior driving force in locking in the monthly continuous commitment of users compared to the Customer Experience variable. OTT platform management is advised to shift their strategic orientation from merely enhancing functional interface features toward stimulating immersive behavioral and emotional attachment of viewers to mitigate customer retention issues.

Keywords: Consumer Engagement, Continuance Intention, Netflix, Over-the-Top, Content Personalization.



I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi di era digitalisasi telah mengubah perilaku masyarakat global secara mendasar. Transformasi ini ditandai dengan masifnya aktivitas di ranah digital, di mana populasi pengguna internet kini melampaui 5,64 miliar jiwa dengan rata-rata akses harian mencapai 6 jam 38 menit (We Are Social, 2025). Pergeseran perilaku ini turut melahirkan model bisnis baru berbasis langganan (*subscription economy*), yakni transisi dari transaksi satu kali menuju hubungan jangka panjang berbasis akses. Salah satu manifestasi utama dari model ini adalah industri *Over-the-Top* (OTT), sebuah layanan distribusi konten hiburan langsung kepada konsumen melalui internet. Secara global, pendapatan industri OTT diproyeksikan tumbuh pesat dari USD 399,12 miliar menjadi USD 635,16 miliar pada tahun 2027 (Precedence Research, 2025), yang mengukuhkannya sebagai pilar penting dalam ekosistem ekonomi digital modern.

Di Indonesia, tingkat penetrasi internet yang mencapai 80,66% menjadikan negara ini sebagai pasar yang sangat potensial bagi industri OTT (Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia, 2025). Potensi pasar yang masif tersebut memicu persaingan ketat di antara platform *Subscription Video-on-Demand* (SVOD). Saat ini, Netflix sebagai platform premium berhasil memimpin dengan menguasai 25% pangsa pasar di Indonesia (DailySocial.ID, 2024). Meskipun memimpin pasar, tantangan fundamental bagi model bisnis berlangganan bukanlah sekadar mengakuisisi pelanggan baru, melainkan mempertahankan pelanggan yang sudah ada (*customer retention*). Tingginya angka *churn rate* (berhenti berlangganan) di tengah pasar yang kompetitif menjadi ancaman terbesar bagi profitabilitas perusahaan, mengingat biaya akuisisi pelanggan baru jauh lebih tinggi dibandingkan mempertahankan pelanggan lama (Neglur & PS, 2024).

Sebagai respons strategis untuk mengatasi masalah *churn* tersebut, Netflix memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) guna menganalisis perilaku pengguna seperti riwayat tontonan, preferensi genre, dan waktu menonton untuk menyajikan rekomendasi melalui personalisasi konten (Sheremetov & Diachenko, 2025). Personalisasi yang presisi diyakini bekerja melalui proses psikologis internal dengan menciptakan pengalaman konsumen (*customer experience*) yang superior, sehingga platform terasa mudah dan menyenangkan. Pengalaman positif ini kemudian mendorong keterlibatan konsumen (*customer engagement*) yang lebih mendalam, seperti fenomena *binge-watching*. Akumulasi dari pengalaman memuaskan dan keterlibatan emosional ini merupakan elemen esensial yang menentukan niat penggunaan kembali (*continuance intention*) pengguna untuk terus berlangganan.

Meskipun personalisasi berbasis AI sering kali diandalkan, masih terdapat inkonsistensi empiris dalam literatur terdahulu. Beberapa studi menemukan bahwa teknologi AI tidak secara langsung memengaruhi niat konsumen, melainkan memerlukan pengalaman pelanggan sebagai variabel mediasi agar dampaknya

signifikan (Santy et al., 2024; Santy & Iffan, 2023). Sebaliknya, studi lain menunjukkan bahwa AI berkontribusi secara langsung dan signifikan terhadap niat penggunaan berkelanjutan (Levianti, 2024; Saba et al., 2024). Selain perbedaan temuan tersebut, terdapat kesenjangan kontekstual (*contextual gap*) yang lebar dalam literatur. Mayoritas kajian empiris mengenai personalisasi berfokus pada industri *e-commerce* dan ritel digital yang bersifat utilitarian. Di sisi lain, pengujian mekanisme psikologis berupa mediasi ganda (*dual mediation*) antara pengalaman konsumen dan keterlibatan konsumen pada industri hiburan digital seperti OTT yang bersifat hedonis masih sangat terbatas.

Kebaruan (*novelty*) utama dari penelitian ini terletak pada pembuktian struktur model empiris yang menunjukkan terjadinya fenomena mediasi sempurna (*full mediation*), sekaligus mengungkap fakta bahwa dalam ekosistem OTT berbasis langganan di Indonesia, variabel Keterlibatan Konsumen (*Consumer Engagement*) memiliki daya dorong dua kali lipat lebih superior ($\beta = 0,646$) dalam mengunci komitmen niat berkelanjutan bulanan pengguna dibandingkan dengan Pengalaman Konsumen (*Customer Experience*) ($\beta = 0,310$). Penelitian ini memberikan kontribusi teoretis baru yang memperluas integrasi kerangka *Stimulus-Organism-Response* (S-O-R), *Expectation-Confirmation Model* (ECM), *Uses and Gratifications Theory* (UGT), dan *Theory of Planned Behavior* (TPB) pada sektor industri hiburan digital.

II. TINJAUAN PUSTAKA

LANDASAN TEORI

Penelitian ini dibangun di atas integrasi empat kerangka teoretis utama yang relevan dalam menjelaskan perilaku konsumen digital secara komprehensif. Pertama, teori *Stimulus-Organism-Response* (S-O-R) menjadi fondasi logis yang menjelaskan bahwa rangsangan lingkungan atau teknologi (*stimulus*) akan memengaruhi kondisi kognitif dan afektif individu (*organism*), yang selanjutnya memicu respons perilaku (Chen et al., 2021; Mehrabian & Russell, 1974). Kedua, *Expectation-Confirmation Model* (ECM) menegaskan bahwa keberlanjutan niat menggunakan suatu sistem pasca-adopsi sangat ditentukan oleh konfirmasi harapan yang berujung pada tingkat kepuasan layanan (Bhattacharjee, 2001; Ramadhan et al., 2022). Ketiga, *Uses and Gratifications Theory* (UGT) memposisikan konsumen sebagai audiens aktif yang secara sadar memilih media tertentu guna memenuhi kebutuhan psikologis spesifik mereka, seperti hiburan maupun *escapism* (Katz et al., 1973; D. W. Stacks et al., 2019). Terakhir, kerangka ini dilengkapi oleh *Theory of Planned Behavior* (TPB) yang memodelkan bahwa keputusan berkelanjutan pengguna didorong oleh sikap, norma subjektif, serta kontrol perilaku persepsian yang mencerminkan kemudahan interaksi pengguna dengan platform (Ajzen, 1991; Jingyi & Ali, 2025).

VARIABEL PENELITIAN

Personalisasi konten didefinisikan sebagai strategi penyesuaian pengalaman menonton bagi setiap individu yang bergantung pada analisis data preferensi dan perilaku pengguna (Baikadolla et al., 2024; Uribe et al., 2010). Dalam konteks Netflix, variabel ini diukur melalui empat dimensi utama yang diadaptasi dari literatur akademis, mengenai akurasi rekomendasi, seta relevansi prediktif, antarmuka yang disesuaikan (*customized interface*) (Chen et al., 2021). Personalisasi yang efektif memungkinkan pengguna menemukan tayangan yang relevan secara lebih cepat dan efisien (Sheremetov & Diachenko, 2025).

Pengalaman konsumen (*customer experience*) dalam layanan OTT dapat tercermin dari kemudahan navigasi aplikasi, kualitas *streaming*, kenyamanan pencarian konten, hingga kepuasan selama menonton (Pekpazar et al., 2023). Pengukuran variabel ini dibagi menjadi dua dimensi utama, dimensi kognitif (fungsional), yakni persepsi kemudahan navigasi dan penemuan konten, serta dimensi afektif (hedonis), yaitu rasa senang dan kepuasan secara keseluruhan saat menggunakan layanan (Barwal et al., 2023). Pengalaman positif berpotensi memperkuat hubungan emosional antara konsumen dengan platform digital (Lemon & Verhoef, 2016).

Keterlibatan konsumen (*customer engagement*) merupakan keadaan psikologis mendalam yang ditandai dengan tingkat penyerapan (*absorption*), interaksi aktif, dan dedikasi emosional terhadap platform (Granow et al., 2018). Interaksi aktif ini sering kali bermanifestasi dalam fenomena *binge-watching* (Ort et al., 2021). Personalisasi algoritmik yang presisi berperan krusial dalam menciptakan kondisi *flow state*, di mana pengguna merasa terhanyut dan kehilangan orientasi waktu saat menonton konten yang disajikan (Behare & Jeet, 2024). Konsumen dengan keterlibatan tinggi cenderung memiliki loyalitas yang lebih kuat (Brodie et al., 2011).

Niat penggunaan kembali (*continuance usage intention*) adalah intensi subjektif dan berkelanjutan pengguna untuk terus berlangganan serta menggunakan layanan setelah periode percobaan awal (Santhanamery & Ramayah, 2014). Keputusan pasca-adopsi ini sangat dipengaruhi oleh akumulasi pengalaman positif, kepuasan, dan tingkat keterikatan pengguna terhadap platform (Bhattacharjee, 2001; Hyun Yoon & Ku Kim, 2023). Dalam konteks layanan OTT, *continuance intention* menjadi indikator penting keberhasilan strategi retensi pelanggan karena berkaitan langsung dengan keberlanjutan pendapatan berbasis langganan (Bhattacharjee, 2001).

HUBUNGAN ANTAR VARIABEL DAN PENGEMBANGAN HIPOTESIS

Personalisasi konten yang baik dapat meningkatkan pengalaman konsumen karena pengguna merasa platform memahami preferensinya dan menyajikan konten yang sesuai kebutuhan. Ketika pengalaman yang dirasakan positif, konsumen cenderung lebih puas dan nyaman menggunakan layanan (Prabhavathy &

Senthilkumar, 2025). Selain itu, personalisasi konten juga dapat meningkatkan keterlibatan konsumen. Rekomendasi yang relevan mendorong pengguna menghabiskan lebih banyak waktu di platform, mengeksplorasi lebih banyak konten, dan membentuk keterikatan emosional dengan layanan (Neyah & Vijayakumar, 2024).

Pengalaman konsumen yang positif berpotensi meningkatkan niat penggunaan kembali. Ketika pengguna memperoleh kenyamanan dan kepuasan selama menggunakan Netflix, maka kemungkinan untuk tetap berlangganan menjadi lebih tinggi (Hyun Yoon & Ku Kim, 2023). Keterlibatan konsumen yang tinggi juga mendorong *continuance intention*. Konsumen yang merasa dekat dengan platform dan aktif berinteraksi dengan layanan cenderung memiliki komitmen lebih besar untuk tetap menggunakan layanan tersebut (Brodie et al., 2011). Secara simultan, pengalaman dan keterlibatan konsumen diperkirakan memediasi pengaruh personalisasi konten terhadap niat penggunaan kembali. Artinya, personalisasi tidak hanya berpengaruh langsung, tetapi juga melalui proses psikologis internal pengguna.

H1: Personalisasi Konten berpengaruh positif dan signifikan terhadap Pengalaman Konsumen.

H2: Personalisasi Konten berpengaruh positif dan signifikan terhadap Keterlibatan Konsumen.

H3: Pengalaman Konsumen berpengaruh positif dan signifikan terhadap Niat Penggunaan Kembali.

H4: Keterlibatan Konsumen berpengaruh positif dan signifikan terhadap Niat Penggunaan Kembali.

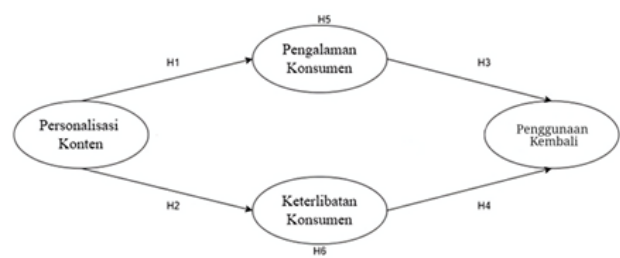
H5: Pengalaman Konsumen secara signifikan memediasi pengaruh Personalisasi Konten terhadap Niat Penggunaan Kembali.

H6: Keterlibatan Konsumen secara signifikan memediasi pengaruh Personalisasi Konten terhadap Niat Penggunaan Kembali.

III. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain eksplanatori (*explanatory research design*) guna menjelaskan kedudukan serta kontribusi pengaruh antarvariabel (Sugiyono, 2017). Pemilihan metodologi ini didasarkan pada fokus analisis yang diarahkan untuk menguji hubungan sebab-akibat atau kausalitas secara empiris (Malhotra et al., 2017). Melalui kerangka kausal tersebut, rancangan ini diterapkan untuk menguji pengaruh Personalisasi Konten terhadap Niat Penggunaan Kembali dengan menempatkan Pengalaman Konsumen

dan Keterlibatan Konsumen sebagai variabel mediasi. Adapun metode pengumpulan data dilakukan melalui survei *cross-sectional* yang dinilai efisien untuk menangkap persepsi serta dinamika perilaku konsumen layanan digital dalam satu titik waktu tertentu.



Gambar 1. Rancangan Penelitian
 Sumber: Dibuat oleh peneliti (2026)

Data yang digunakan dalam penelitian ini didominasi oleh data primer yang diperoleh secara langsung dari sumber pertama di lapangan tanpa melalui perantara (Sugiyono, 2018). Data primer tersebut dikumpulkan secara mandiri oleh peneliti untuk memenuhi persyaratan spesifik penelitian melalui penyebaran instrumen kuesioner secara daring (*online*) kepada para responden (Ghozali, 2017). Selain data primer, penelitian ini memanfaatkan data sekunder berupa informasi yang tersedia secara luas yang telah dikumpulkan oleh pihak lain untuk mendukung analisis di masa depan (Ghozali, 2017). Data sekunder ini diperoleh dari penelusuran literatur, jurnal ilmiah terdahulu, buku teks, dan publikasi laporan eksternal yang relevan dengan fenomena industri *Over-The-Top* (OTT), sehingga peneliti dapat melakukan perbandingan, validasi, dan triangulasi informasi secara komprehensif (Sugiyono, 2018).

Populasi dalam penelitian ini adalah seluruh pengguna aktif layanan *Over-The-Top* (OTT) Netflix di wilayah Indonesia. Mengingat batas jumlah pengguna secara pasti tidak dapat dihitung, maka populasi ini dikategorikan sebagai populasi tak terhingga (*infinite population*) (Sugiyono, 2018). Teknik pengambilan sampel dilakukan dengan metode *Non-Probability Sampling*, khususnya pendekatan *Purposive Sampling*, di mana sampel dipilih berdasarkan kriteria dan pertimbangan tertentu yang ditetapkan peneliti agar selaras dengan tujuan penelitian (Ghozali, 2017). Karena ukuran populasi murni tidak diketahui, penentuan jumlah sampel minimum dihitung menggunakan Rumus Lemeshow untuk populasi *infinite* sebagai berikut:

$$n = \frac{Z^2 \cdot P \cdot (1 - P)}{d^2}$$

Keterangan:
n = Jumlah sampel yang dibutuhkan.

Z = Skor Z pada tingkat kepercayaan tertentu (pada tingkat signifikansi 95%, nilai $Z = 1,96$).

P = Maksimal estimasi proporsi populasi (ditetapkan asumsi konservatif $P = 0,5$).

d = Tingkat kesalahan atau presisi yang ditoleransi (ditetapkan sebesar 5% atau 0,05).

Melalui substitusi nilai ke dalam rumus Lemeshow, diperoleh perhitungan ukuran sampel minimum:

$$n = \frac{(1,96)^2 \cdot 0,5 \cdot (1 - 0,5)}{(0,05)^2} = \frac{3,8416 \cdot 0,25}{0,0025} = 384,16 \approx 384$$

Berdasarkan kaidah batas minimum tersebut dan guna mengantisipasi bias data dalam pemodelan struktural, peneliti menetapkan target pengumpulan data berkisar antara 150 hingga 200 responden yang memenuhi kriteria kelayakan sampel (Hair et al., 2019). Adapun lokasi penelitian mencakup seluruh wilayah geografi negara Indonesia. Pemilihan cakupan lokasi ini didasarkan pada tingginya popularitas Netflix di pangsa pasar domestik, serta laju adopsi teknologi digital dan layanan *streaming* yang terus berakselerasi secara nasional.

Variabel penelitian diartikan sebagai suatu atribut yang memiliki variasi tertentu dan ditetapkan oleh peneliti untuk dipelajari guna menghasilkan sebuah simpulan (Sugiyono, 2017). Penelitian ini mengoperasionalkan empat variabel laten yang diukur menggunakan instrumen skala Likert 5-poin, mulai dari skor 1 (Sangat Tidak Setuju) hingga skor 5 (Sangat Setuju) (Ghozali, 2017):

1. Personalisasi Konten (X), didefinisikan sebagai persepsi pengguna terhadap sejauh mana sistem rekomendasi, konfigurasi antarmuka, dan kurasi konten yang disajikan oleh Netflix dirasa relevan, akurat, dan adaptif terhadap preferensi unik perorangan mereka (Sugiyono, 2019; Talwar et al., 2024).
2. Pengalaman Konsumen (M1), didefinisikan sebagai evaluasi kognitif dan afektif pengguna selama berinteraksi dengan utilitas sistem dan antarmuka fungsional platform Netflix (Lemon & Verhoef, 2016).
3. Keterlibatan Konsumen (M2), dioperasionalkan sebagai derajat imersi psikologis, ketersediaan waktu, dan intensitas perilaku aktif pengguna saat mengonsumsi konten di Netflix (Behare & Jeet, 2024).
4. Niat Penggunaan Kembali (Y), diposisikan sebagai variabel yang nilainya dipengaruhi oleh komparasi variabel bebas dan mediasi (Sugiyono, 2020). Variabel ini merepresentasikan komitmen subjektif konsumen untuk terus memperpanjang status langganan dan menggunakan platform Netflix di masa depan (Bhattacharjee, 2001).

Tabel 3.1. Matriks Operasionalisasi Konstruk Laten Penelitian

Variabel Laten	Dimensi Utama / Indikator	Skala
	Pengukuran	
Personalisasi Konten (X)	1. Akurasi kurasi algoritmik (X1.1)	Likert 1-5

	2. Relevansi prediksi preferensi (X1.2)	
	3. Kesesuaian konfigurasi antarmuka unik (X1.3)	
Pengalaman Konsumen (M1)	1. Evaluasi kognitif fungsional (M1.1)	Likert 1-5
	2. Kenyamanan navigasi aplikasi (M1.2)	
	3. Kepuasan afektif hedonis (M1.3)	
Keterlibatan Konsumen (M2)	1. Derajat keterserapan waktu / flow state (M2.1)	Likert 1-5
	2. Interaksi aktif binge-watching (M2.2)	
	3. Dedikasi emosional platform (M2.3)	
Niat Penggunaan Kembali (Y)	1. Komitmen subjektif status langganan (Y1.1)	Likert 1-5
	2. Retensi finansial berkala (Y1.2)	
	3. Resistensi untuk beralih ke platform kompetitor (Y1.3)	

Proses pengolahan data dalam penelitian ini menerapkan teknik analisis berbasis *Partial Least Squares Structural Equation Modeling* (PLS-SEM) menggunakan perangkat lunak SmartPLS. Prosedur evaluasi statistik dibagi ke dalam dua tahapan utama (Hair et al., 2019):

1. Evaluasi Model Pengukuran (*Outer Model*): Pengujian dilakukan untuk memvalidasi reliabilitas dan validitas instrumen penelitian. Parameter validitas konvergen (*Convergent Validity*) mewajibkan nilai *Average Variance Extracted* (AVE) mencapai ambang batas minimal 0,50 agar dapat menjelaskan lebih dari 50% variansi indikatornya (Ghozali, 2017). Selain itu, korelasi item konstruk melalui nilai *outer loading factor* idealnya berada dalam rentang 0,40 hingga 0,70 untuk riset eksploratif atau di atas 0,70 untuk model konfirmatori (Hair et al., 2019). Sementara untuk uji reliabilitas konstruk, alat ukur dinilai memiliki reliabilitas yang memadai jika nilai *Cronbach's Alpha* dan *Composite Reliability* (CR) berada di atas nilai ambang batasan 0,70 (Hair et al., 2019).
2. Evaluasi Model Struktural (*Inner Model*): Pengujian ini ditujukan untuk mengukur kapasitas prediksi model serta menguji signifikansi hubungan antarvariabel. Evaluasi mencakup deteksi multikolinearitas melalui nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) yang disyaratkan lebih kecil dari 5 (Hair et al., 2019). Koefisien determinasi (R^2) dievaluasi guna melihat kontribusi variansi, di mana nilai di atas 0,90 dihindari karena mengindikasikan adanya gejala *overfit* (Hair et al., 2019). Kekuatan efek prediktif antarvariabel dinilai melalui nilai F^2 , di mana nilai di bawah 0,02 dianggap tidak memiliki pengaruh fungsional (Sarstedt et al., 2019). Uji kesesuaian model (*goodness-of-fit*) dievaluasi melalui parameter *Standardized Root Mean Square Residual* (SRMR), dengan kriteria model dinyatakan fit apabila nilai SRMR berada di bawah

rentang 0,08 (Hair et al., 2021). Terakhir, pengujian hipotesis pengaruh langsung maupun tidak langsung ditentukan melalui metode *bootstrapping*, di mana jalur koefisien dinyatakan andal dan signifikan jika nilai *p-value* < 0,05 dan nilai *t-statistic* > 1,96 (Hair et al., 2019).

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sesuai perhitungan Rumus Lemeshow, penyebaran kuesioner daring dioptimalkan hingga berhasil menghimpun 185 responden akhir yang datanya valid dan bersih untuk dianalisis.

Tabel 4.1. Profil Demografi Karakteristik Responden Akhir (*n* = 185)

Karakteristik Umum	Kategori Demografi	Frekuensi Absolut	Persentase Relatif (%)
Jenis Kelamin	Laki-laki	94	46,5%
	Perempuan	108	53,5%
Usia Responden	< 18 Tahun	0	0%
	18 – 35 Tahun	202	100%
	> 35 Tahun	0	0%
Durasi Berlangganan	3 - 6 Bulan	60	29,7%
	6 – 12 Bulan	47	23,3%
	< 1 Tahun	95	47%
Frekuensi Menonton	Setiap Hari	83	41,1%
	3 – 4 kali seminggu	66	32,7%
	1 - 2 kali seminggu	35	17,3%
	Jarang (< seminggu sekali)	18	8,9%

Sumber: Data diolah peneliti (2026)

4.1. EVALUASI MODEL PENGUKURAN (*OUTER MODEL*)

Evaluasi model pengukuran dilakukan untuk menjamin bahwa seluruh instrumen atau indikator yang digunakan dalam penelitian ini memenuhi standar validitas dan reliabilitas yang ketat sebelum dilakukan pengujian struktural (Hair et al., 2019). Pengujian mencakup *convergent validity*, *discriminant validity*, serta pengujian reliabilitas konstruk menggunakan bantuan perangkat lunak SmartPLS.

4.1.1. Validitas Konvergen (*Convergent Validity*)

Validitas konvergen dievaluasi dengan mengamati nilai *outer loading* pada masing-masing indikator konstruk laten serta nilai *Average Variance Extracted* (AVE). Agar memenuhi kriteria validitas konvergen yang ideal, nilai loading factor disyaratkan harus lebih besar dari 0,70, namun nilai dalam rentang 0,40 hingga 0,70 masih dapat

dipertahankan jika tidak menurunkan nilai AVE di bawah batas minimal 0,50 (Ghozali, 2017; Hair et al., 2019). Nilai AVE di atas 0,50 mengindikasikan bahwa konstruk tersebut mampu menjelaskan lebih dari setengah variansi dari indikator-indikatornya.

Tabel 4.2 Hasil Evaluasi Validitas Konvergen (*Outer Loading* dan AVE)

Variabel Laten	Indikator	<i>Outer Loading</i>	AVE	Keterangan
Personalisasi Konten (X)	X1.1.1	0,877	0,799	Valid
	X1.1.2	0,908		Valid
	X1.2.1	0,854		Valid
	X1.2.2	0,855		Valid
	X1.3.1	0,851		Valid
	X1.3.2	0,862		Valid
Pengalaman Konsumen (M1)	M1.1.1	0,905	0,700	Valid
	M1.1.2	0,889		Valid
	M1.2.1	0,894		Valid
	M1.2.2	0,891		Valid
	M1.2.3	0,889		Valid
Keterlibatan Konsumen (M2)	M2.1.1	0,842	0,747	Valid
	M2.1.2	0,867		Valid
	M2.2.1	0,819		Valid
	M2.2.2	0,804		Valid
	M2.3.1	0,830		Valid
	M2.3.2	0,855		Valid
Niat Penggunaan Kembali (Y)	Y1.1	0,883	0,775	Valid
	Y2.1	0,899		Valid
	Y2.2	0,869		Valid
	Y3.1	0,882		Valid
	Y3.2	0,867		Valid

Sumber: Data diolah peneliti (2026)

4.1.2. Validitas Diskriminan (*Discriminant Validity*)

Validitas diskriminan diuji guna memastikan bahwa suatu konstruk laten secara empiris benar-benar berbeda dari konstruk lainnya dalam model penelitian. Berdasarkan pengujian *Heterotrait-Monotrait Ratio* (HTMT) serta rasio perbandingan akar kuadrat AVE (*Fornell-Larcker Criterion*), seluruh konstruk dalam penelitian ini terbukti memiliki nilai

HTMT di bawah ambang batas 0,90, yang menandakan bahwa tidak ada masalah tumpang-tindih antarvariabel laten dan validitas diskriminan model telah terpenuhi sepenuhnya (Sarstedt et al., 2019).

Tabel 4.3 *Fornell-Lacker Criterion* Variabel Penelitian

Variabel	M1	M2	X	Y
M1	0,894			
M2	0,862	0,836		
X	0,924	0,901	0,865	
Y	0,867	0,914	0,923	0,880

Sumber: Data diolah peneliti (2026)

Tabel 4.4 Rasio *heteroit-monotroit* (HTMT) dalam penelitian

Variabel	M1	M2	X	Y
M1				
M2	0,928	0,836		
X	0,977	0,964		
Y	0,930	0,992	0,982	

Sumber: Data diolah peneliti (2026)

Nilai akar kuadrat AVE untuk seluruh variabel (M1: 0,894; M2: 0,836; X: 0,865; Y: 0,880) lebih tinggi dibandingkan korelasi antar-variabel, menunjukkan validitas diskriminan yang memenuhi kriteria *Fornell-Larcker*. Hal ini mengonfirmasi bahwa setiap konstruk merepresentasikan variabelnya secara unik tanpa kendala multikolinearitas. Dengan terpenuhinya seluruh parameter validitas, model pengukuran dinyatakan valid dan layak untuk pengujian model struktural.

4.1.3. Uji Reliabilitas Konstruk

Uji reliabilitas dilakukan untuk mengukur konsistensi internal instrumen penelitian melalui dua parameter dasar, yaitu *Cronbach's Alpha* dan *Composite Reliability* (CR). Suatu konstruk dinyatakan andal (*reliable*) apabila kedua parameter tersebut menghasilkan nilai di atas batas minimum 0,70 (Hair et al., 2019).

Tabel 4.5 Hasil Pengujian Reliabilitas Konstruk

Variabel Laten	<i>Cronbach's Alpha</i>	<i>Composite Reliability</i> (CR)	Keterangan
Personalisasi Konten (X)	0,937	0,952	Reliabel
Pengalaman Konsumen (M1)	0,914	0,933	Reliabel

Keterlibatan Konsumen (M2)	0,952	0,959	Reliabel
Niat Penggunaan Kembali (Y)	0,927	0,945	Reliabel

Sumber: Data diolah peneliti (2026)

Berdasarkan hasil Tabel 4.2, semua konstruk menunjukkan nilai *Cronbach's Alpha* dan *Composite Reliability* yang jauh melebihi batas parameter 0,70. Dengan demikian, instrumen yang digunakan terbukti konsisten dan memiliki kekokohan tinggi untuk digunakan pada analisis selanjutnya.

4.2. EVALUASI MODEL STRUKTURAL (*INNER MODEL*)

Evaluasi model struktural (*inner model*) difokuskan untuk menilai kekuatan prediksi model serta menguji hubungan kausalitas antarvariabel yang dihipotesiskan.

4.2.1. Koefisien Determinasi (R^2)

Nilai R^2 mencerminkan seberapa besar persentase variansi variabel dependen atau mediasi yang mampu dijelaskan oleh variabel independen di dalam model.

- Model Struktural 1 (M1): Nilai R^2 untuk variabel Pengalaman Konsumen sebesar 0,853. Artinya, variansi Pengalaman Konsumen mampu dijelaskan oleh Personalisasi Konten sebesar 85,3%, sementara sisanya disumbang oleh faktor luar model.
- Model Struktural 2 (M2): Nilai R^2 untuk variabel Keterlibatan Konsumen sebesar 0,812. Menunjukkan bahwa variansi Keterlibatan Konsumen dipengaruhi oleh Personalisasi Konten dan Pengalaman Konsumen secara simultan sebesar 81,2%.
- Model Struktural 3 (Y): Nilai R^2 untuk variabel Niat Penggunaan Kembali adalah 0,860. Hal ini mengindikasikan bahwa kontribusi gabungan dari Personalisasi Konten, Pengalaman Konsumen, dan Keterlibatan Konsumen dalam memengaruhi komitmen niat berkelanjutan pengguna Netflix di Indonesia berada pada kategori moderat yang cukup kuat, yaitu sebesar 86%.

4.2.2. Pengujian Kolinieritas (VIF) dan Ukuran Efek (f^2)

Untuk memastikan model struktural terbebas dari isu multikolinearitas dan memiliki signifikansi kekuatan efek prediktif, dilakukan evaluasi nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) dan *f-Square* (f^2).

Tabel 4.6 Hasil Pengujian Kolinieritas (VIF) dan Ukuran Efek (f^2)

Hubungan Jalur Struktural	Nilai VIF (Syarat <5)	Nilai Efek f^2	Kategori Kekuatan Efek
Personalisasi Konten (X) --> Pengalaman Konsumen (M1)	1	5,819	Sangat Besar (<i>Very High Effect</i>)
Personalisasi Konten (X) --> Pengalaman Konsumen (M2)	1	4,309	Sangat Besar (<i>Very High Effect</i>)
Pengalaman Konsumen (M1) --> Niat Penggunaan Kembali (Y)	3,8	0,177	Sedang/Moderat (<i>Medium Effect</i>)
Keterlibatan Konsumen (M2) --> Niat Penggunaan Kembali (Y)	3,8	0,768	Besar/Dominan (<i>Large Effect</i>)

Sumber: Data diolah peneliti (2026)

Berdasarkan hasil Tabel 4.5. Secara keseluruhan, variabel independen dan mediasi berkontribusi terhadap niat penggunaan kembali, dengan personalisasi konten (X) sebagai prediktor paling dominan terhadap variabel mediasi.

4.2.3. Uji Kekokohan Model (*Goodness of Fit / GoF*)

Kekokohan model diuji menggunakan parameter *Standardized Root Mean Square Residual* (SRMR) untuk mengevaluasi tingkat kecocokan model empiris dengan data kuantitatif lapangan. Hasil olah data menghasilkan nilai SRMR sebesar 0,046 (di bawah nilai kritis 0,08) (Hair et al., 2021). Hal ini membuktikan bahwa kerangka struktural yang dibangun dalam penelitian ini dinyatakan *fit* (cocok), valid, dan terbebas dari gejala kesalahan spesifikasi model (*misspecification*).

4.3. PENGUJIAN HIPOTESIS DAN ANALISIS JALUR

Pengujian hipotesis dilakukan melalui prosedur *bootstrapping* pada SmartPLS dengan melihat nilai koefisien jalur (*path coefficient*), nilai *t-statistics*, serta nilai *p-value*. Hipotesis dinyatakan signifikan apabila nilai *t-statistics* > 1,96 dan *p-value* < 0,05 (Hair et al., 2019).

Tabel 4.7 Hasil Pengujian Hipotesis Pengaruh Langsung

Hubungan Antarvariabel	Koefisien Jalur (β)	<i>t- statistics</i>	<i>p- value</i>	Kesimpulan
Personalisasi Konten (X) → Pengalaman Konsumen (M1)	0,924	54,751	0,000	Diterima (Signifikan)
Personalisasi Konten (X) → Keterlibatan Konsumen (M2)	0,901	35,810	0,000	Diterima (Signifikan)

Pengalaman Konsumen (M1) → Niat Penggunaan Kembali (Y)	0,310	3,697	0,000	Diterima (Signifikan)
Keterlibatan Konsumen (M2) → Niat Penggunaan Kembali (Y)	0,646	7,632	0,000	Diterima (Signifikan)

Sumber: Data diolah peneliti (2026)

Tabel 4.8 Hasil Pengujian Hipotesis Pengaruh Tidak Langsung (Mediasi)

Hubungan Jalur Mediasi	Koefisien Jalur (β)	<i>t</i>-statistics	<i>p</i>-value	Kesimpulan
X → M1 → Y	0,287	3,659	0,000	Diterima (Mediasi Signifikan)
X → M2 → Y	0,582	7,076	0,000	Diterima (Mediasi Signifikan)

Sumber: Data diolah peneliti (2026)

4.4. PEMBAHASAN KRITIS RISET

4.4.1. Efek Total Personalisasi Konten terhadap Niat Penggunaan Kembali Berbasis Mediasi Sempurna

Temuan empiris membuktikan bahwa Personalisasi Konten tidak memiliki pengaruh langsung yang signifikan terhadap Niat Penggunaan Kembali pada konsumen Netflix di Indonesia. Fakta terisolasi ini mengonfirmasi terjadinya fenomena mediasi sempurna (*perfect/full mediation*). Secara teoretis, anomali ini dapat dijelaskan melalui lensa integrasi kerangka *Stimulus-Organism-Response* (S-O-R) dan *Theory of Planned Behavior* (TPB). *Stimulus* lingkungan berbasis algoritma (*S*) tidak serta-merta mampu mendikte respon perilaku konsumen secara langsung (*R*) jika tidak diinternalisasi terlebih dahulu dalam kondisi organisme (*O*) individu..

Dalam konteks pasar *Over-the-Top* (OTT) Indonesia yang hiper-kompetitif, fitur personalisasi seperti akurasi kurasi film telah bergeser dari *motivational factor* menjadi sekadar *hygiene factor* (standar kelayakan dasar). Pengguna Netflix domestik mulai mengalami apa yang disebut sebagai *choice fatigue* (kelelahan pilihan akibat paparan data konstan). Oleh karena itu, kontrol perilaku persepsian (*perceived behavioral control*) penonton tidak digerakkan oleh kecanggihan sistem melainkan oleh kenyamanan afektif yang dirasakan. Temuan ini memperkaya perdebatan teoretis dengan mendukung studi Santy et al. (2024) yang menyatakan peran mutlak mediasi psikologis, sekaligus membantah temuan Saba et al. (2024) yang menyatakan bahwa determinasi AI dapat berdiri sendiri memicu loyalitas finansial.

4.4.2. Analisis Jalur Mediasi Melalui Pengalaman Konsumen (X -> M1 -> Y)

Personalisasi Konten terbukti memiliki implikasi yang sangat masif terhadap pembentukan Pengalaman Konsumen ($\beta = 0,924$). Hubungan empiris ini memberikan justifikasi kuat pada *Expectation-Confirmation Model* (ECM). Ketika kurasi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) Netflix secara presisi memangkas beban kognitif pencarian konten, harapan kognitif konsumen langsung terkonfirmasi secara instan. Pengalaman harian yang mulus (*seamless experience*) pada dimensi fungsional (kemudahan navigasi) dan afektif (rasa senang) ini bertindak sebagai *stimulus* batin yang kuat untuk membangun kepuasan pasca-adopsi. Kepuasan absolut inilah yang kemudian mentransformasi kenyamanan operasional aplikasi menjadi niat perluasan subskripsi finansial berkala ($\beta = 0,310$). Jalur mediasi ini sejalan dengan teori retensi dari Hyun Yoon & Ku Kim (2023) yang menegaskan bahwa akumulasi pengalaman positif harian adalah kunci stabilitas jangka panjang industri langganan digital.

4.4.3. Analisis Jalur Mediasi Keterlibatan Konsumen (X -> M2 -> Y)

Temuan paling monumental sekaligus kebaruan (*novelty*) dari riset ini adalah superioritas Keterlibatan Konsumen (M2) dalam mengendalikan Niat Penggunaan Kembali ($\beta = 0,646$), yang terbukti dua kali lipat lebih kuat daripada pengaruh variabel Pengalaman Konsumen ($\beta = 0,310$). Hubungan psikologis ini berhasil memperluas cakupan *Uses and Gratifications Theory* (UGT) dalam ekosistem hiburan digital. Fitur personalisasi konten yang adaptif ($\beta = 0,901$ terhadap M2) bekerja dengan cara memicu kondisi imersif total yang disebut sebagai *flow state*. Kondisi kehilangan orientasi waktu inilah yang bermanifestasi menjadi perilaku aktif menonton maraton (*binge-watching*).

Secara teoretis, terpenuhinya gratifikasi pelarian diri (*escapism*) dan hiburan psikologis yang mendalam menciptakan ikatan emosional (*emotional attachment*) yang jauh lebih mengikat daripada sekadar kepuasan fungsional aplikasi biasa. Penonton yang terlibat secara aktif dan terikat secara emosional memiliki tingkat loyalitas merek (*brand loyalty*) yang sangat resisten terhadap gangguan eksternal. Hasil monumentalnya, komitmen finansial pengguna untuk memperpanjang masa subskripsi bulanan OTT hedonis dikendalikan penuh oleh kedalaman imersif psikologis ini. Temuan ini mengonfirmasi postulat konseptual dari Brodie et al. (2011) serta Ort et al. (2021) bahwa keterlibatan psikologis yang intens adalah determinan utama penentu komitmen perilaku jangka panjang konsumen digital.

V. KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis model struktural (*inner model*) dan pembahasan kritis mengenai fenomena konsumsi digital pada layanan *Over-the-Top* (OTT) Netflix di Indonesia, penelitian ini berhasil merumuskan beberapa simpulan teoretis yang fundamental. Pertama, pengujian empiris membuktikan terjadinya efek mediasi sempurna (*full mediation*), di mana variabel Personalisasi Konten tidak memiliki pengaruh langsung sama sekali terhadap Niat Penggunaan Kembali. Temuan ini menegaskan bahwa dalam lanskap industri OTT domestik, kecanggihan teknologi algoritma kurasi konten tidak serta-merta mampu mengunci loyalitas finansial konsumen secara otomatis, melainkan harus dikonversi secara utuh terlebih dahulu melalui respons psikologis dan afektif pengguna.

Kedua, jalur mediasi melalui Pengalaman Konsumen terbukti berjalan secara positif dan signifikan, di mana personalisasi konten bertindak sebagai *stimulus* utama yang sangat dominan dalam mendikte kualitas pengalaman fungsional konsumen dalam berinteraksi dengan aplikasi, yang pada gilirannya berkontribusi terhadap niat keberlanjutan langganan.

Ketiga, dan menjadi penemuan paling krusial (*novelty*) dalam riset ini, adalah kekuatan superior dari jalur mediasi Keterlibatan Konsumen. Hasil parameter model menunjukkan bahwa pengaruh Keterlibatan Konsumen terhadap Niat Penggunaan Kembali bernilai dua kali lipat lebih besar jika dibandingkan dengan pengaruh Pengalaman Konsumen. Hal ini memberikan kontribusi teoretis baru bagi perluasan kerangka *Stimulus-Organism-Response* (S-O-R), *Expectation-Confirmation Model* (ECM), dan *Uses and Gratifications Theory* (UGT), dengan membuktikan bahwa keterikatan emosional yang immersif (seperti perilaku menonton maraton atau *binge-watching*) jauh lebih berkuasa dalam mempertahankan pelanggan daripada sekadar kenyamanan operasional pada antarmuka aplikasi.

REKOMENDASI

Merujuk pada kesimpulan teoretis mengenai superioritas Keterlibatan Konsumen ($B = 0,646$) dibandingkan dengan Pengalaman Konsumen ($B = 0,310$), pihak manajemen platform OTT seperti Netflix di Indonesia disarankan untuk secara radikal menggeser fokus orientasi mereka. Strategi perusahaan harus bertransformasi dari yang semula sekadar mengoptimalkan pengalaman fungsional antarmuka (*functional experience*) menuju penciptaan keterikatan emosional dan perilaku yang immersif (*immersive engagement*). Implikasi operasional yang konkret dapat dieksekusi melalui beberapa langkah taktis berikut:

- **Penerapan *Personalized Push-Notification* Berbasis Antisipasi Emosional**

Manajemen harus mengarahkan algoritma personalisasi untuk tidak sekadar memajang poster film di beranda secara pasif. Sistem harus mengintegrasikan pengingat berbasis *push-notification* pada perangkat gawai pengguna yang disesuaikan secara personal berdasarkan histori tontonan mereka, tepat 3 hari sebelum sekuel, volume baru, atau konten serupa dirilis guna menstimulasi rasa penasaran dan antisipasi emosional penonton.

- **Optimasi Fitur *Interactive Micro-Trailers* di Beranda**

Mengembangkan desain antarmuka yang adaptif dengan memutar cuplikan interaktif pendek secara otomatis (*autoplay interactive teaser*) yang potongannya disesuaikan dengan preferensi genre unik perorangan pengguna. Langkah operasional ini secara langsung dapat mempercepat pengguna dalam mencapai kondisi *flow state* (terhanyut), sehingga memicu tingginya frekuensi menonton harian maupun perilaku menonton maraton (*binge-watching*) yang krusial bagi retensi pelanggan.

- **Otomatisasi Komunitas Sosial melalui Fitur *Co-Watching Room (Watch Party)***

Memanfaatkan kekuatan personalisasi konten ($B = 0,924$ pada Pengalaman Konsumen dan $B = 0,901$ pada Keterlibatan Konsumen) untuk membangun ruang komunal digital di dalam aplikasi. Manajemen dapat mengotomatiskan rekomendasi penggabungan ruang nonton bersama secara daring bagi sesama pengguna yang memiliki kecenderungan kecocokan preferensi algoritma sejenis. Integrasi ini akan menciptakan ikatan sosial-psikologis dan mempertebal rasa kepemilikan konsumen terhadap ekosistem platform, sehingga secara efektif menekan angka *churn rate* bulanan.

BATASAN PENELITIAN

Di sisi lain, berdasarkan analisis yang telah dilakukan, terdapat beberapa keterbatasan inheren dalam studi ini yang perlu diakui agar ruang lingkup hasil penelitian dapat dipahami secara proporsional.

- 1) **Keterbatasan Demografis dan Karakteristik Sampel**

Penelitian ini berfokus pada wilayah geografi Indonesia secara umum dengan mayoritas responden berada pada kelompok usia produktif (18–35 tahun). Karakteristik ini membatasi generalisasi hasil penelitian pada kelompok usia yang lebih tua (seperti *Baby Boomers*) yang mungkin memiliki pola interaksi, kontrol perilaku, dan tingkat keterikatan emosional yang berbeda terhadap teknologi kurasi algoritma platform OTT.

- 2) **Keterbatasan Desain Penelitian Waktu**

Pengumpulan data primer dalam penelitian ini menggunakan metode survei *cross-sectional* yang menangkap persepsi dan dinamika perilaku konsumen dalam satu titik waktu tertentu saja. Mengingat industri hiburan digital

bergerak sangat dinamis, model ini tidak dapat menangkap perubahan perilaku jangka panjang konsumen ketika terjadi fluktuasi ekonomi atau perubahan kebijakan tarif langganan platform.

3) **Keterbatasan Variabel Eksklusif**

Penelitian ini berfokus pada pengujian mekanisme mediasi ganda internal dalam kerangka S-O-R. Studi ini belum mempertimbangkan variabel tekanan eksternal pasar, seperti sensitivitas harga (*price sensitivity*) konsumen domestik atau daya tarik platform pesaing (*alternative attractiveness*) yang juga berpotensi memengaruhi niat penggunaan kembali secara signifikan di luar faktor personalisasi teknologi.

REFERENSI

- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179–211. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-T](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T)
- Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia. (2025). *Survei Penetrasi Internet dan Perilaku Penggunaan Internet 2025*. <https://survei.apjii.or.id/survei>
- Baikadolla, M. B., Baditha, S. N., Patta, M., & Muktha, K. (2024). Thumbnail Personalization in Movie Recommender System. In H. , S. V. , T. A. K. , W. L. Sharma (Ed.), *Lecture Notes in Networks and Systems: LNNS*, volume 968 (pp. 277–296). Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-97-2079-8_22
- Barwal, D., Joshi, S., Obaid, A. J., Abdulbaqi, A. S., Al-Barzinji, S. M., Alkhayyat, A., Hachem, S. K., & Muthmainnah. (2023). The Impact of Netflix Recommendation Engine on Customer Experience. *UKI Toraja International Conference of Education and Science (UKITOICES) 2021*, 2736(1). <https://doi.org/10.1063/5.0170916>
- Behare, N., & Jeet, D. (2024). The Art and Science of User Engagement: Personalization and Recommendations in the OTT Era. In N. Kalorth (Ed.), *The Rise of Over-the-Top (OTT) Media and Implications for Media Consumption and Production* (pp. 130–159). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-0116-6.CH009>
- Bhattacharjee, A. (2001). Understanding Information Systems Continuance: An Expectation-Confirmation Model. *Management Information Systems Quarterly*, 25(3), 351–370. <https://doi.org/10.2307/3250921>
- Brodie, R. J., Hollebeek, L. D., Jurić, B., & Ilić, A. (2011). Customer engagement: Conceptual domain, fundamental propositions, and implications for research. *Journal of Service Research*, 14(3), 252–271. <https://doi.org/10.1177/1094670511411703>

- Chen, N., Jiao, J. (Jenny), Fan, X., & Li, S. (Kevin). (2021). The shape of loneliness: The relationship between loneliness and consumer preference for angular versus circular shapes. *Journal of Business Research*, 136, 612–629. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.07.046>
- DailySocial.ID. (2024, February). *Laporan JustWatch: Netflix Kuasai Pangsa Pasar Video Streaming Indonesia Sepanjang 2023*. DailySocial.ID. <https://news.dailysocial.id/post/pangsa-pasar-video-streaming-2023/>
- Ghozali, I. (2017). *Aplikasi Analisis Multivariate dengan Program IBM SPSS 25* (9th ed.). Badan Penerbit Universitas Diponegoro. <https://digilib.ub.ac.id/opac/detail-opac?id=79550>
- Granow, V. C., Reinecke, L., & Ziegele, M. (2018). Binge-Watching and Psychological Well-Being: Media Use Between Lack of Control and Perceived Autonomy. *Communication Research Reports*, 35(5), 392–401. <https://doi.org/10.1080/08824096.2018.1525347>;WGROU:STRING:PUBLIC ATION
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P., & Ray, S. (2021). *Classroom Companion: Business Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Using R AAWorkbook*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-80519-7>
- 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>
- Hyun Yoon, J., & Ku Kim, H. (2023). Why do consumers continue to use OTT services? *Electronic Commerce Research and Applications*, 60. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2023.101285>
- Jingyi, W., & Ali, S. K. B. S. (2025). A Systematic Review of the Relationships Between Attitude, Subjective Norms, Perceived Behavioral Control, and Exercise Intention. *The Open Public Health Journal*, 18(1). <https://doi.org/10.2174/0118749445394456250605043155>
- Katz, E., Blumler, J. G., & Gurevitch, M. (1973). Uses and Gratifications Research. *Public Opinion Quarterly: Journal of the American Association for Public Opinion Research*, 37(4), 509–503.
- Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey. *Journal of Marketing*, 80(6), 69–96. <https://doi.org/10.1509/JM.15.0420>;WEBSITE:WEBSITE:SAGE;WGROU:STRING:PUBLIC ATION
- Levianti, R. A. (2024). Artificial intelligence and digital marketing on online purchase intention mediating customer experience study on Al Washliyah University Labuhanbatu students. *Jurnal Mantik*, 8(3), 1418–1426.
- Malhotra, N. K., Nunan, & Birks, D. F. (2017). *Marketing Research: An Applied Orientation (Fifth edit)*. In Pearson Education Limited (Ed.), *Marketing*

- Research: An Applied Orientation* (4). Pearson Education Limited. <https://scholar.google.com/scholar?cluster=8482947972365744150&hl=en&oi=scholar>
- Mehrabian, A., & Russell, J. A. (1974). An approach to environmental psychology. In *Cambridge, M.I.T. Press*. Cambridge, M.I.T. Press.
- Neglur, I. S., & PS, R. (2024). Keeping Viewers Hooked: Netflix's Innovative Strategies for Reducing Churn. *Journal of Information Technology Teaching Cases*, 14. <https://doi.org/10.1177/20438869241296895;CSUBTYPE:STRING:AHEAD>
- Neyah, R., & Vijayakumar, M. (2024). Advancing personalization and recommendation algorithms in the OTT industry: Enhancing user experiences and driving engagement. In *The Rise of Over-the-Top (OTT) Media and Implications for Media Consumption and Production* (pp. 114–129). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-0116-6.ch008>
- Ort, A., Wirz, D. S., & Fahr, A. (2021). Is binge-watching addictive? Effects of motives for TV series use on the relationship between excessive media consumption and problematic viewing habits. *Addictive Behaviors Reports*, 13. <https://doi.org/10.1016/j.abrep.2020.100325>
- Pekpazar, A., Coskun, M. C., & Altin Gumussoy, C. (2023). Conceptualization and Survey Instrument Development for Over-the-Top Platforms' Usability. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 18(4), 1764–1796. <https://doi.org/10.3390/jtaer18040089>
- Prabhavathy, R., & Senthilkumar, S. (2025). User Experiences in Over-The-Top (OTT) Streaming Media Platform Services. *Qubahan Academic Journal*, 5(2), 82–99. <https://doi.org/10.48161/qaj.v5n2a1600>
- Precedence Research. (2025). *Over the Top (OTT) Market Size, Share and Trends 2025 to 2034*. Precedence Research. <https://www.precedenceresearch.com/over-the-top-market>
- Ramadhan, A., Hidayanto, A. N., Salsabila, G. A., Wulandari, I., Jaury, J. A., & Anjani, N. N. (2022). The Effect of Usability on the Intention to Use the E-Learning System in a Sustainable Way: A Case Study at Universitas Indonesia. *Education and Information Technologies*, 27(2), 1489–1522. <https://doi.org/10.1007/S10639-021-10613-0>
- Saba, S., Baig, Dr. F. J., Rashid, Dr. M., Haq, M. I. U., & Haider, Z. (2024). The Influence of Artificial Intelligence Marketing on Consumer Purchase Intentions The Mediating Roles of Hedonic and Utility Values. *International Journal of Trends and Innovations in Business & Social Sciences*, 2(3), 344–354. <https://doi.org/10.48112/tibss.v2i3.827>
- Santhanamery, T., & Ramayah, T. (2014). Explaining the e-Government Usage Using Expectation Confirmation Model: The Case of Electronic Tax Filing in Malaysia. *Public Administration and Information Technology*, 3, 287–304. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-8462-2_15

- Santy, R. D., Hamdani, M. G. Q., & Rahma, S. J. A. (2024). *Enhancing Online Purchase Intention Through Artificial Intelligence: Transformation to Digital Customer Experience* (pp. 120–135). https://doi.org/10.2991/978-94-6463-465-5_11
- Santy, R. D., & Iffan, M. (2023). The Effect of Artificial Intelligence and Gamification on Online Purchase Intention Mediated by Customer Experience: Study on Indonesian Marketplace Users. *MIX: Jurnal Ilmiah Manajemen*, 13(1), 227–243. https://doi.org/10.22441/jurnal_mix.2023.v13i1.015
- Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J. H., Becker, J. M., & Ringle, C. M. (2019). How to Specify, Estimate, and Validate Higher-Order Constructs in PLS-SEM. *Australasian Marketing Journal (AMJ)*, 27(3), 197–211. <https://doi.org/10.1016/J.AUSMJ.2019.05.003>
- Sheremetov, D., & Diachenko, A. (2025). *How Netflix Uses Artificial Intelligence: What Your Business Can Learn*. Onix-Systems. <https://onix-systems.com/blog/how-we-use-ai-like-netflix>
- Stacks, D. W., Salwen, M. B., & Eichhorn, K. C. (2019). Uses and Gratifications. In D. W. ; S. M. B. ; E. K. C. Stacks (Ed.), *An Integrated Approach to Communication Theory and Research* (3rd Edition, pp. 139–153). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203710753/INTEGRATED-APPROACH-COMMUNICATION-THEORY-RESEARCH-STACKS-MICHAEL-SALWEN-KRISTEN-EICHHORN/RIGHTS-AND-PERMISSIONS>
- Sugiyono. (2017). *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D*. https://scholar.google.com/scholar?hl=id&as_sdt=0,5&cluster=16210914597605153583
- Sugiyono. (2018). *Quantitative, Qualitative, and R&D Research Methods* (ALFABETA ed). ALFABETA, CV. <https://scholar.google.com/scholar?cluster=12880107038140743592&hl=en&oi=scholar>
- Sugiyono. (2019). *Metode Penelitian Kuantitatif Kualitatif dan R&D* (ALFABETA, Ed.; II, Vol. 1). ALFABETA. <https://perpustakaan.binadarma.ac.id/opac/detail-opac?id=24>
- Sugiyono. (2020). Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D. In Alfabeta (Ed.), *METODE PENELITIAN KUANTITATIF, KUALITATIF, DAN R&D* (Number 2). Alfabeta. <https://library.bpk.go.id/koleksi/detil/jkpkbpkpp-p-1RENPFknuz>
- Talwar, S., Kaur, P., Kumar, S., Laroche, M., & Dhir, A. (2024). Caged, Helpless but Not Bored: Consumption Values Derived from Over-the-Top Platforms During Pandemic. *Information Technology & People*, 37(1), 422–448. <https://doi.org/10.1108/ITP-11-2021-0837>
- Uribe, S., Fernández-Cedrón, I., Álvarez, F., Menéndez, J. M., & Núñez, J. L. (2010). Content Personalization System Based on User Profiling for Mobile Broadcasting Television. In *Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering: LNICST, volume 40* (pp.

119–126). Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-12630-7_14

We Are Social. (2025). *Digital 2025: The Essential Guide to the Global State of Digital*. We Are Social. <https://wearesocial.com/id/blog/2025/02/digital-2025-the-essential-guide-to-the-global-state-of-digital/>