

Paradoks Algoritma dalam Arsitektur Finansial: Menguji Penetrasi Kognitif AI dan Efisiensi Biaya Operasional terhadap Profitabilitas Perbankan Berbasis Mitigasi Risiko Kredit

Andre Purnama¹

¹Manajemen, Universitas Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email: andrepurnama610@gmail.com

Abstrak— Adopsi kecerdasan buatan (AI) dan tekanan efisiensi biaya telah mengubah operasional perbankan nasional, namun bukti empiris mengenai efektivitasnya dalam memitigasi risiko kredit sekaligus mendorong profitabilitas masih terbatas, khususnya pada era pascapandemi dan ledakan bank digital di Indonesia. Penelitian ini menguji pengaruh penetrasi kognitif AI dan efisiensi biaya operasional terhadap profitabilitas perbankan, baik secara langsung maupun melalui mitigasi risiko kredit sebagai mediator. Data sekunder panel dari 30 bank umum di Indonesia periode 2021-2025, mencakup bank BUMN, swasta nasional, pembangunan daerah, dan bank digital murni yang dianalisis menggunakan *Partial Least Squares Structural Equation Modeling* (PLS-SEM). Penetrasi kognitif AI diukur melalui indeks komposit *content analysis* laporan tahunan, efisiensi biaya melalui *Cost to Income Ratio*, mitigasi risiko kredit melalui *Non-Performing Loan gross*, dan profitabilitas melalui *Return on Assets*. Hasil menunjukkan penetrasi kognitif AI dan efisiensi biaya operasional berpengaruh signifikan terhadap profitabilitas secara langsung, dan mitigasi risiko kredit juga berpengaruh signifikan terhadap profitabilitas, tetapi keduanya tidak berpengaruh signifikan terhadap mitigasi risiko kredit, sehingga peran mediasinya tidak terbukti. Temuan ini mengindikasikan paradoks algoritma: kontribusi teknologi dan efisiensi biaya terhadap kinerja finansial belum diimbangi penguatan proporsional fungsi manajemen risiko kredit. Penelitian ini memberi implikasi teoretis bagi pengembangan *Resource-Based View* dan *Dynamic Capability* dalam digitalisasi perbankan, serta implikasi praktis bagi manajemen bank dan regulator dalam merancang kebijakan integrasi teknologi yang selaras dengan penguatan manajemen risiko kredit.

Kata Kunci: Penetrasi kognitif AI, Efisiensi Biaya Operasional, Mitigasi Risiko Kredit, Profitabilitas Perbankan, PLS-SEM

Abstract— An The adoption of artificial intelligence (AI) and mounting cost-efficiency pressures have reshaped Indonesian banking operations, yet empirical evidence on their effectiveness in mitigating credit risk while driving profitability remains limited, particularly amid the post-pandemic surge of digital banks. This study examines the effect of AI cognitive penetration and operational cost efficiency on banking profitability, both directly and through credit risk mitigation as a mediator. Secondary panel data from 30 Indonesian commercial banks over 2021-2025, covering state-owned, national private, regional development, and pure digital banks were analyzed using *Partial Least Squares Structural Equation Modeling* (PLS-SEM). AI cognitive penetration was measured through a composite content-analysis index of *annual reports*, cost efficiency through the *Cost to Income Ratio*, credit risk mitigation through the gross *Non-Performing Loan* ratio, and profitability through *Return on Assets*. Results show that AI cognitive penetration and operational cost efficiency directly and significantly affect profitability, and credit risk mitigation also significantly affects profitability, but neither predictor significantly affects credit risk mitigation, so its mediating role is not supported. These findings indicate an *algorithmic paradox*: technological and efficiency gains have not been proportionally matched by strengthened credit risk management. The study contributes theoretically to extending the *Resource-Based View* and *Dynamic Capability* perspectives in bank digitalization, and practically to bank management and regulators designing technology-integration policies aligned with *credit risk management* recommended.

Keywords: AI Cognitive Penetration, Operational Cost Efficiency, Credit Risk Mitigation, Banking Profitability, PLS-SEM

1. PENDAHULUAN

Sektor perbankan Indonesia tengah mengalami pergeseran struktural yang ditandai oleh percepatan digitalisasi, tekanan efisiensi biaya, dan tuntutan pengelolaan risiko kredit yang semakin kompleks. Bank Indonesia mencatat lonjakan volume transaksi *digital banking* secara tahunan yang signifikan pascapandemi, sejalan dengan peluncuran *Blueprint Sistem Pembayaran Indonesia 2025-2030* yang mendorong adopsi teknologi finansial berbasis kecerdasan buatan secara bertanggung jawab [1]. Fenomena ini juga didukung oleh percepatan adopsi *mobile banking* yang masif di kalangan generasi muda Indonesia pascapandemi Covid-19 [2], serta analisis SWOT digitalisasi perbankan nasional yang menunjukkan bahwa inisiatif *mobile banking* pada institusi keuangan konvensional masih dihadapkan pada tantangan integrasi sistem dan kesiapan organisasi [3]. Di sisi lain, Otoritas Jasa Keuangan mencatat penurunan jumlah bank umum akibat konsolidasi, sementara jumlah bank digital murni justru bertambah, menandakan persaingan model bisnis yang semakin berbasis teknologi [4]. Kondisi ini menempatkan kecerdasan buatan bukan lagi sebagai pelengkap, melainkan sebagai infrastruktur inti dalam arsitektur finansial bank modern.

Literatur global menunjukkan bahwa penerapan AI pada institusi keuangan mampu meningkatkan efisiensi, kenyamanan, dan keamanan transaksi, sekaligus memperkuat fungsi deteksi risiko [5]. Studi pada perbankan Turki menunjukkan bahwa adopsi AI mendorong pertumbuhan layanan *digital banking* [6], sementara kajian pada perbankan Amerika Serikat menegaskan bahwa AI membuka peluang inovasi dan efisiensi yang substansial [7]. Penerapan teknologi AI hijau berupa *chatbot*, pengenalan wajah, dan deteksi kecurangan juga terbukti memperkuat stabilitas bank sekaligus mendukung agenda keberlanjutan [8]. Namun demikian, kajian terbaru berbasis data panel perbankan Amerika Serikat mengungkap adanya *productivity paradox*, yaitu adopsi *generative AI* yang masif tidak serta-merta diikuti oleh peningkatan produktivitas dan justru berpotensi menimbulkan risiko sistemik baru apabila tidak dikelola dengan tata kelola yang memadai [9]. Paradoks semacam ini menjadi dasar konseptual penting bagi penelitian ini, sebab mengindikasikan bahwa hubungan antara investasi teknologi kognitif dan kinerja keuangan bank tidak selalu bersifat linear atau langsung.

Pada ranah manajemen risiko kredit, AI telah banyak diaplikasikan untuk meningkatkan akurasi *credit scoring* dan mempercepat deteksi dini gagal bayar. Bi dan Bao [10] menegaskan bahwa penerapan AI pada manajemen risiko kredit bank komersial mampu meningkatkan ketepatan identifikasi debitur berisiko tinggi. Kajian tentang kerangka teoretis AI untuk penilaian risiko kredit juga menekankan pentingnya integrasi algoritma pembelajaran mesin guna meningkatkan efisiensi dan akurasi keputusan pemberian kredit [11]. Studi pada sektor usaha mikro, kecil, dan menengah di Oman membuktikan bahwa adopsi AI merupakan faktor paling berpengaruh dalam menekan risiko gagal bayar [12], sejalan dengan temuan lebih awal bahwa perangkat analitik AI mampu memprediksi risiko kredit secara empiris [13]. Meskipun demikian, efektivitas AI dalam manajemen risiko juga dilaporkan sangat bergantung pada konteks operasional dan kualitas tata kelola data, sehingga hasil antartstudi kerap tidak konsisten [14], termasuk pada perbandingan lintas negara berkembang dan maju yang menunjukkan bahwa hubungan *fintech* perbankan dengan risiko kredit bersifat heterogen [15].

Selain aspek teknologi, efisiensi biaya operasional yang lazim diukur melalui rasio biaya operasional terhadap pendapatan operasional (BOPO) atau *Cost to Income Ratio* (CIR) juga menjadi determinan penting kinerja bank. Studi pada perbankan komersial Indonesia menunjukkan bahwa BOPO dan rasio efisiensi memiliki hubungan signifikan dengan profitabilitas yang diukur melalui ROA [16], sejalan dengan temuan bahwa risiko kredit, risiko likuiditas, dan risiko operasional secara simultan memengaruhi profitabilitas bank konvensional yang tercatat di Bursa Efek Indonesia [17]. Kajian efisiensi bank berdasarkan rasio keuangan turut membuktikan bahwa BOPO berpengaruh signifikan terhadap ROA pada kelompok bank modal inti besar [18], sementara penelitian lintas periode 2012-2023 menegaskan bahwa CIR, ukuran bank, dan NPL merupakan faktor kunci yang secara konsisten memengaruhi profitabilitas perbankan Indonesia [19]. Bukti internasional pada pasar berkembang turut mengonfirmasi bahwa rasio kecukupan modal, *cost-income ratio*, dan *non-performing loan* secara bersama-sama menentukan profitabilitas bank [20], sebagaimana juga dibuktikan pada konteks perbankan Nigeria [21].

Berdasarkan pemetaan terhadap penelitian terdahulu, terdapat tiga kesenjangan penelitian utama yang menjadi landasan dalam penelitian ini: (1) mayoritas studi mengukur adopsi AI secara dummy/kualitatif tanpa indeks komposit yang tervalidasi [10], [11], [14]; (2) risiko kredit jarang diposisikan sebagai variabel mediasi struktural dalam satu model simultan bersama efisiensi biaya dan AI [15], [22], [23], [24]; dan (3) cakupan sampel penelitian terdahulu umumnya terbatas pada bank konvensional mapan dan belum menjangkau bank digital murni generasi terbaru [18], [19], [24] yang justru menjadi episentrum transformasi AI pascapandemi. Pada level metodologis, kesenjangan kedua tersebut tampak nyata pada kajian yang mengaitkan efisiensi operasional bank dengan risiko kredit, yang umumnya masih terbatas pada analisis *Data Envelopment Analysis* (DEA) untuk mengukur efisiensi relatif, tanpa pengujian jalur mediasi berbasis *Structural Equation Modeling* [22], [23], [25], [26], [27]. Di ranah digitalisasi perbankan Indonesia, penelitian terbaru menegaskan bahwa transformasi digital berpengaruh terhadap kinerja keuangan bank, tetapi umumnya menempatkan risiko bisnis sebagai variabel moderasi tunggal dan hanya berfokus pada bank konvensional yang telah lama beroperasi, sehingga belum menjangkau entitas bank digital murni yang justru menjadi episentrum transformasi AI pascapandemi [28], [24]. Studi lintas negara turut menunjukkan bahwa transformasi digital dapat meningkatkan efisiensi biaya bank komersial [29] dan profitabilitas bank komersial pedesaan [30], namun konteks tersebut dibangun pada struktur perbankan negara lain yang berbeda secara regulasi dan tingkat maturitas digital dengan Indonesia.

Berdasarkan pemetaan gap tersebut, penelitian ini menawarkan tiga unsur kebaruan (*novelty*) yang secara spesifik mengisi ketiga kesenjangan tersebut. Pertama, sebagai respons atas ketiadaan instrumen pengukuran AI yang tervalidasi (gap pertama), penelitian ini mengembangkan indeks penetrasi kognitif AI berbasis *content analysis composite index* terhadap laporan tahunan bank, yang mengukur empat fungsi riil penerapan AI operasional yaitu *front-end/chatbot* layanan nasabah, manajemen risiko/deteksi kecurangan otomatis, otomatisasi *credit scoring*, serta *biometric login/cybersecurity AI*, disertai prosedur validasi konstruk formatif yang dijelaskan rinci pada bagian metode (subbab 2.4), sehingga lebih presisi dibandingkan proksi dummy adopsi teknologi yang lazim digunakan pada penelitian terdahulu [11], [14]. Kedua, sebagai respons atas ketiadaan

model mediasi struktural (gap kedua), penelitian ini menempatkan mitigasi risiko kredit sebagai variabel mediasi struktural dalam satu model simultan yang menghubungkan penetrasi kognitif AI dan efisiensi biaya operasional terhadap profitabilitas, sehingga mampu mengungkap mekanisme tidak langsung yang belum banyak diuji secara empiris pada konteks perbankan Indonesia [27], [24]. Ketiga, sebagai respons atas keterbatasan cakupan sampel (gap ketiga), penelitian ini menggunakan sampel yang relatif komprehensif dan mutakhir, yaitu 30 bank umum di Indonesia periode 2021-2025 yang mencakup bank BUMN, bank swasta nasional, bank pembangunan daerah, serta bank digital murni generasi terbaru seperti Bank Jago, Superbank Indonesia, Allo Bank, Krom Bank, dan Bank Neo Commerce, sehingga mampu menangkap heterogenitas tingkat adopsi AI lintas model bisnis bank secara lebih representatif dibandingkan penelitian terdahulu yang umumnya hanya berfokus pada bank buku besar konvensional [18], [28].

Urgensi penelitian ini semakin diperkuat oleh fenomena empiris pada data awal penelitian, di mana rentang nilai ROA sampel bergerak sangat lebar dari -14,75 persen hingga 5,12 persen dengan simpangan baku mencapai 3,006, mengindikasikan adanya disparitas kinerja finansial yang tajam antarbank di tengah gelombang transformasi teknologi yang seragam. Fenomena ini memunculkan dugaan awal bahwa penetrasi AI dan efisiensi biaya semata belum tentu berbanding lurus dengan penguatan mitigasi risiko kredit maupun peningkatan profitabilitas, sehingga layak diuji secara empiris melalui pendekatan pemodelan struktural.

Berdasarkan latar belakang, gap penelitian, dan *novelty* yang telah diuraikan, rumusan masalah penelitian ini adalah bagaimana pengaruh penetrasi kognitif AI dan efisiensi biaya operasional terhadap profitabilitas perbankan, baik secara langsung maupun melalui mitigasi risiko kredit sebagai variabel mediasi. Tujuan penelitian ini adalah untuk menguji dan menganalisis: (1) pengaruh penetrasi kognitif AI terhadap mitigasi risiko kredit; (2) pengaruh efisiensi biaya operasional terhadap mitigasi risiko kredit; (3) pengaruh penetrasi kognitif AI terhadap profitabilitas perbankan; (4) pengaruh efisiensi biaya operasional terhadap profitabilitas perbankan; (5) pengaruh mitigasi risiko kredit terhadap profitabilitas perbankan; (6) pengaruh penetrasi kognitif AI terhadap profitabilitas perbankan melalui mitigasi risiko kredit; dan (7) pengaruh efisiensi biaya operasional terhadap profitabilitas perbankan melalui mitigasi risiko kredit. Secara teoretis, penelitian ini diharapkan memperkaya pengembangan *Resource-Based View* dan *Dynamic Capability* dalam konteks digitalisasi perbankan, sedangkan secara praktis penelitian ini diharapkan menjadi rujukan bagi manajemen bank dan regulator dalam merumuskan kebijakan integrasi teknologi kognitif yang selaras dengan penguatan fungsi manajemen risiko kredit.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain asosiatif-eksplanatori (*explanatory research*), yang bertujuan menguji hubungan sebab-akibat antarvariabel berdasarkan hipotesis yang telah dirumuskan. Data yang digunakan berupa data sekunder berbentuk panel yang bersumber dari laporan tahunan (*annual report*) dan laporan keuangan publikasi bank periode 2021-2025.

2.2 Populasi dan Sampel

Populasi penelitian ini adalah seluruh bank umum yang terdaftar dan diawasi oleh Otoritas Jasa Keuangan Republik Indonesia. Teknik pengambilan sampel menggunakan *purposive sampling* dengan kriteria: (1) bank umum konvensional maupun digital yang beroperasi dan mempublikasikan laporan tahunan secara konsisten selama periode 2021–2025; (2) laporan tahunan memuat informasi yang memadai untuk melakukan *content analysis* terhadap indikator penetrasi AI; dan (3) laporan keuangan memuat data lengkap untuk perhitungan CIR, NPL gross, dan ROA.

Berdasarkan kriteria tersebut, diperoleh 30 bank sebagai sampel penelitian yang terdiri atas kelompok bank BUMN, bank swasta nasional devisa dan non-devisa, bank pembangunan daerah, serta bank digital, yaitu Bank Mandiri, Bank Central Asia, Bank Rakyat Indonesia, Bank Negara Indonesia, Bank Tabungan Negara, Bank CIMB Niaga, Bank Jago, Allo Bank Indonesia, Bank Neo Commerce, Bank Raya Indonesia, Bank Mayapada Internasional, Superbank Indonesia, Bank Danamon Indonesia, Bank BTPN, Bank Pan Indonesia, Bank OCBC NISP, Bank Mega, Bank Sinarmas, Bank KB Bukopin, Bank Capital Indonesia, Bank MNC Internasional, Bank Victoria Internasional, Bank Pembangunan Daerah Jawa Barat dan Banten, Bank Pembangunan Daerah Jawa Timur, Krom Bank Indonesia, Bank Oke Indonesia, BPD Banten, Bank Mutiara Sentosa, Bank Digital BCA, dan Bank Bumi Arta.

2.3 Definisi Operasional Variabel

Penelitian ini terdiri atas empat variabel, yaitu dua variabel eksogen (penetrasi kognitif AI dan efisiensi biaya operasional), satu variabel mediasi (mitigasi risiko kredit), dan satu variabel endogen (profitabilitas perbankan). Variabel penetrasi kognitif AI diukur menggunakan pendekatan *content analysis composite index* yang

mengadaptasi metode *unweighted disclosure index*, yaitu teknik penilaian dikotomis (skor 1 apabila suatu item/fungsi diungkapkan dan skor 0 apabila tidak) yang lazim digunakan dalam penelitian akuntansi dan tata kelola untuk mengukur tingkat pengungkapan maupun penerapan suatu praktik dalam laporan tahunan perusahaan [31], [32]. Adapun formula CIR, NPL gross, dan ROA mengacu pada indikator rasio keuangan yang ditetapkan dalam ketentuan penilaian tingkat kesehatan bank umum yang berlaku di Indonesia serta lazim digunakan pada penelitian-penelitian perbankan sejenis [33], [16], [19], [20], [27]. Definisi operasional, indikator, dan skala pengukuran masing-masing variabel disajikan pada Tabel 1, sedangkan prosedur rinci penyusunan dan pengujian validitas indeks penetrasi kognitif AI dijelaskan pada subbab 2.4.

Tabel 1. Operasionalisasi Variabel Penelitian

Variabel	Definisi Operasional	Indikator/Cara Pengukuran	Skala
X1 (Penetrasi Kognitif AI)	Tingkat penerapan riil teknologi kecerdasan buatan dan otomatisasi kognitif pada sistem operasional bank.	<i>Content analysis composite index</i> (skor 0–4), +1 untuk tiap fungsi pada <i>annual report</i> : (1) <i>front-end/chatbot</i> layanan nasabah; (2) <i>risk management/automated fraud detection</i> ; (3) <i>credit scoring automation</i> ; (4) <i>biometric login/cybersecurity AI</i> . Formula: $X1 = F1 + F2 + F3 + F4$	Rasio
X2 (Efisiensi Biaya Operasional)	Tingkat kemampuan manajemen bank dalam mengendalikan beban pengeluaran operasional.	<i>Cost to Income Ratio (CIR)</i> = (Total beban operasional / Total pendapatan operasional) × 100%	Rasio
M (Mitigasi Risiko Kredit)	Efektivitas bank dalam menekan dan mengelola potensi kegagalan pengembalian kredit debitur.	<i>Non-Performing Loan (NPL) Gross</i> = (Total kredit bermasalah / Total kredit yang disalurkan) × 100%	Rasio
Y (Profitabilitas Perbankan)	Kemampuan bank menghasilkan laba bersih dari optimalisasi total aset yang dikelola.	<i>Return on Assets (ROA)</i> = (Laba bersih setelah pajak / Total aset) × 100%	Rasio

Sumber : Buku dan Jurnal Penelitian

2.4 Prosedur Penyusunan dan Pengujian Validitas Indeks Penetrasi Kognitif AI

Mengingat penetrasi kognitif AI merupakan konstruk yang relatif baru dan belum memiliki instrumen baku, penelitian ini menempuh prosedur penyusunan indeks secara sistematis agar terpenuhi kaidah validitas dan reliabilitas pengukuran. Prosedur dilakukan dalam lima tahap sebagai berikut.

Pertama, penetapan unit dan kerangka analisis. Unit analisis adalah laporan tahunan (*annual report*) dan/atau laporan keberlanjutan setiap bank sampel per tahun pengamatan (2021-2025), mengikuti kaidah *content analysis* sebagai metode sistematis, objektif, dan replikatif untuk menyimpulkan karakteristik pesan dari suatu dokumen [34]. Kedua, penyusunan coding manual (buku kode). Empat fungsi AI operasional (*front-end/chatbot* layanan nasabah; *risk management/automated fraud detection*; *credit scoring automation*; *biometric login/cybersecurity AI*) dioperasionalkan dengan definisi eksplisit, kata kunci pengenalan (misalnya "*chatbot*", "*virtual assistant*", "*fraud detection system*", "*credit scoring engine*", "*biometric authentication*"), dan kriteria bukti pengungkapan (pernyataan implementasi aktif, bukan sekadar rencana atau wacana), sehingga setiap fungsi dinilai secara dikotomis (1 = diterapkan dan diungkapkan, 0 = tidak) mengikuti prinsip *index construction* dengan indikator formatif, yaitu setiap fungsi bersifat menentukan (*defining*) dan tidak dapat saling menggantikan (*non-interchangeable*) dalam membentuk skor komposit total [35].

Ketiga, pelaksanaan coding. Proses penilaian dilakukan oleh peneliti sebagai pengkode tunggal (*single coder*) terhadap seluruh unit analisis, dengan menelusuri kata kunci dan kriteria bukti implementasi aktif yang telah dibakukan pada coding manual (Tahap 2) di setiap laporan tahunan/keberlanjutan bank sampel per tahun pengamatan. Skor 1 diberikan apabila kata kunci dan bukti pengungkapan implementasi aktif ditemukan, dan skor 0 apabila tidak ditemukan atau hanya berupa rencana/wacana. Keempat, konsekuensi metodologis dari pendekatan *single-coder*. Berbeda dari prosedur *multi-coder* yang lazim direkomendasikan untuk instrumen pengukuran baru guna memperoleh bukti reliabilitas antarpengkode (*inter-coder reliability*), penelitian ini menggunakan satu pengkode karena keterbatasan sumber daya penelitian. Untuk meminimalkan risiko subjektivitas, peneliti menerapkan definisi dan kriteria bukti pengungkapan yang eksplisit dan seragam pada seluruh 30 bank dan 5 tahun pengamatan, serta melakukan pengecekan ulang (*re-check*) terhadap skor yang telah diberikan untuk menjaga konsistensi penilaian antarwaktu dan antarbank. Meskipun demikian, peneliti mengakui bahwa tanpa pengujian reliabilitas antarpengkode formal, indeks ini berpotensi mengandung risiko bias interpretasi subjektif dari pengkode tunggal, sebagaimana dinyatakan secara eksplisit sebagai salah satu keterbatasan penelitian pada bagian 4.3.

Kelima, justifikasi pendekatan formatif dan konsekuensi metodologisnya. Karena keempat fungsi AI mengukur dimensi penerapan yang berbeda dan tidak dapat diasumsikan berkorelasi tinggi satu sama lain, sebuah bank dapat mengadopsi *chatbot* layanan nasabah tanpa serta-merta mengadopsi *biometric login*, dan sebaliknya maka indeks ini dikonstruksi sebagai indeks formatif/komposit (bukan skala reflektif), sehingga kriteria validitas konvergen dan diskriminan berbasis *reflective outer loading*, *Average Variance Extracted* (AVE), maupun *Heterotrait-Monotrait Ratio* (HTMT) tidak relevan diterapkan pada indeks ini, sejalan dengan prinsip bahwa *index construction* dengan indikator formatif memerlukan strategi validasi yang berbeda dari *scale development konvensional*, yaitu berfokus pada definisi dan kriteria bukti pengungkapan yang eksplisit (*content validity*) serta pengujian kolinearitas antarindikator pembentuk indeks (bukan pengujian dimensionalitas reflektif) [35]. Penelitian ini belum melibatkan pengkode kedua maupun panel penilai ahli (*expert judgment*) secara formal untuk menguji validitas isi/muka maupun reliabilitas antarpengkode indeks ini, sehingga hal tersebut dinyatakan sebagai keterbatasan pada bagian 4.3 dan diusulkan sebagai penyempurnaan pada agenda penelitian mendatang (bagian 4.4).

2.5 Pengembangan Hipotesis

Penerapan AI pada sistem deteksi risiko dan otomasi *credit scoring* memungkinkan bank mengidentifikasi pola risiko debitur secara lebih cepat dan akurat dibandingkan proses manual, sehingga berpotensi menekan tingkat kredit bermasalah [10], [11], [13]. Berdasarkan uraian tersebut, hipotesis pertama dirumuskan sebagai berikut.

H1: Penetrasi kognitif AI berpengaruh terhadap mitigasi risiko kredit.

Efisiensi biaya operasional yang tinggi mengindikasikan kemampuan manajerial bank yang baik dalam mengalokasikan sumber daya, termasuk sumber daya untuk fungsi analisis dan pengawasan kredit, sehingga secara teoretis efisiensi biaya turut berkontribusi terhadap kualitas mitigasi risiko kredit [16], [17], [20]. Berdasarkan uraian tersebut, hipotesis kedua dirumuskan sebagai berikut.

H2: Efisiensi biaya operasional berpengaruh terhadap mitigasi risiko kredit.

Penetrasi AI pada layanan *front-end*, otomasi proses, dan efisiensi biaya layanan nasabah berpotensi menekan biaya operasional dan mempercepat proses bisnis, sehingga secara langsung dapat mendorong peningkatan profitabilitas bank tanpa harus melalui perbaikan kualitas kredit terlebih dahulu [6], [7], [8], [9]. Berdasarkan uraian tersebut, hipotesis ketiga dirumuskan sebagai berikut.

H3: Penetrasi kognitif AI berpengaruh terhadap profitabilitas perbankan.

Efisiensi biaya operasional yang tercermin dari rasio CIR/BOPO yang rendah secara konsisten terbukti berhubungan positif dengan peningkatan ROA pada berbagai konteks perbankan, baik di Indonesia maupun di negara berkembang lainnya [16], [18], [19], [20], [21], [25]. Berdasarkan uraian tersebut, hipotesis keempat dirumuskan sebagai berikut.

H4: Efisiensi biaya operasional berpengaruh terhadap profitabilitas perbankan.

Kualitas mitigasi risiko kredit yang baik, tercermin dari rendahnya rasio kredit bermasalah, memungkinkan bank menekan pencadangan kerugian dan menjaga kestabilan pendapatan bunga, sehingga secara teoretis berkontribusi terhadap peningkatan profitabilitas [17], [20], [27]. Berdasarkan uraian tersebut, hipotesis kelima dirumuskan sebagai berikut.

H5: Mitigasi risiko kredit berpengaruh terhadap profitabilitas perbankan.

Selain berpengaruh langsung, penetrasi kognitif AI secara teoretis juga dapat memengaruhi profitabilitas secara tidak langsung melalui perbaikan kualitas mitigasi risiko kredit sebagai mekanisme mediasi. Logika mediasi ini berpijak pada alur kausal bertahap, yaitu sistem deteksi dini dan otomasi *credit scoring* berbasis AI terlebih dahulu meningkatkan akurasi identifikasi debitur berisiko tinggi sehingga menekan rasio kredit bermasalah [10], [11], dan penurunan rasio kredit bermasalah tersebut pada gilirannya menekan beban pencadangan kerugian penurunan nilai (CKPN) serta menjaga kestabilan pendapatan bunga bersih, yang keduanya secara langsung meningkatkan laba bersih dan ROA bank [14], [27]. Dengan demikian, mitigasi risiko kredit diposisikan sebagai jalur penghubung (*intervening mechanism*) yang mentransmisikan manfaat teknologi AI dari sisi manajemen risiko menuju sisi kinerja finansial, bukan sekadar variabel yang berdiri sendiri. Berdasarkan uraian tersebut, hipotesis keenam dirumuskan sebagai berikut.

H6: Penetrasi kognitif AI berpengaruh terhadap profitabilitas perbankan melalui mitigasi risiko kredit.

Demikian pula, efisiensi biaya operasional secara teoretis dapat memengaruhi profitabilitas secara tidak langsung melalui penguatan mitigasi risiko kredit sebagai mekanisme mediasi. Mengacu pada alur kausal yang sama, efisiensi manajerial yang tercermin dari rendahnya CIR/BOPO memungkinkan bank mengalokasikan sumber

daya secara lebih optimal ke fungsi analisis, pengawasan, dan pemantauan kredit, sehingga potensi kredit bermasalah dapat ditekan secara lebih dini [16], [17]; penurunan rasio kredit bermasalah tersebut selanjutnya menekan beban pencadangan kerugian dan memperkuat margin bunga bersih, yang pada akhirnya meningkatkan profitabilitas bank secara tidak langsung [22], [23]. Dengan kata lain, mitigasi risiko kredit diharapkan menjadi jalur tambahan yang memperkuat bukan menggantikan pengaruh langsung efisiensi biaya operasional terhadap profitabilitas. Berdasarkan uraian tersebut, hipotesis ketujuh dirumuskan sebagai berikut.

H7: Efisiensi biaya operasional berpengaruh terhadap profitabilitas perbankan melalui mitigasi risiko kredit.

2.6 Teknik Analisis Data

Data dianalisis menggunakan *Partial Least Squares Structural Equation Modeling* (PLS-SEM) dengan bantuan perangkat lunak *SmartPLS*. Pemilihan PLS-SEM dibandingkan pendekatan *Covariance-Based SEM* (CB-SEM) didasarkan pada beberapa justifikasi metodologis eksplisit: (1) tujuan penelitian ini bersifat *prediktif-eksplanatori* (memprediksi dan menjelaskan varians konstruk endogen mitigasi risiko kredit dan profitabilitas), bukan menguji konfirmasi model teori yang telah mapan, sehingga PLS-SEM lebih sesuai dibandingkan CB-SEM yang berorientasi pada konfirmasi teori [36]; (2) model penelitian ini melibatkan konstruk formatif (indeks penetrasi kognitif AI) yang secara teknis lebih tepat diestimasi dengan PLS-SEM dibandingkan CB-SEM yang dirancang terutama untuk konstruk reflektif; (3) PLS-SEM tidak mensyaratkan asumsi distribusi data normal multivariat secara ketat, sehingga sesuai dengan karakteristik data rasio keuangan sekunder yang umumnya tidak berdistribusi normal sempurna; dan (4) PLS-SEM tetap menghasilkan estimasi yang stabil pada ukuran sampel penelitian ini [37], [36].

Tahapan analisis meliputi evaluasi model pengukuran (*outer model*), yang mencakup uji validitas konten dan reliabilitas antarpengkode untuk konstruk formatif sebagaimana dijelaskan pada subbab 2.4, dilanjutkan dengan evaluasi model struktural (*inner model*) yang meliputi uji kolinearitas struktural (*inner VIF*) untuk memastikan tidak terjadi multikolinearitas maupun bias metode umum (*common method bias*) antarkonstruk prediktor, dengan ambang nilai VIF di bawah 3,3 dikategorikan ideal dan di bawah 5 dikategorikan masih dapat diterima [38]; koefisien determinasi (*R-square*); *predictive relevance* (Q^2) melalui *prosedur blindfolding*; *effect size* (f^2)/*goodness of fit* antarkonstruk; serta pengujian signifikansi jalur.

Signifikansi jalur struktural diuji melalui *prosedur bootstrapping* dengan kriteria penerimaan hipotesis apabila nilai *p-value* lebih kecil dari 0,05, dan ditolak apabila nilai *p-value* lebih besar dari 0,05. Nilai Q^2 lebih besar dari nol mengindikasikan bahwa model memiliki relevansi prediktif terhadap konstruk endogen yang bersangkutan [39]. Adapun besaran kontribusi/*effect size* antarkonstruk dievaluasi menggunakan kriteria Cohen, yaitu nilai f^2 sebesar 0,02 dikategorikan lemah, 0,15 dikategorikan moderat, dan 0,35 dikategorikan kuat [40]. Kriteria pengujian ini merupakan kriteria standar yang lazim digunakan dalam publikasi PLS-SEM kontemporer [37], [39], [40].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Statistik Deskriptif

Statistik deskriptif digunakan untuk memberikan gambaran umum sebaran data penelitian pada masing-masing variabel. Hasil pengujian statistik deskriptif disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

Variabel	Mean	Median	Min	Max	Std.Deviation
X1_AI (Penetrasi Kognitif AI)	1,487	1,000	0,000	4,000	1,482
X2_CIR (Efisiensi Biaya Operasional)	62,116	50,050	0,010	340,040	43,395
M_NPL (Mitigasi Risiko Kredit)	3,005	2,810	0,010	14,090	2,402
Y_ROA (Profitabilitas)	0,828	1,020	-14,750	5,120	3,006

Sumber : Data diolah peneliti menggunakan SmartPLS4

Tabel 2 menunjukkan bahwa rata-rata skor penetrasi kognitif AI pada sampel bank sebesar 1,487 dari skala maksimal 4, dengan median 1,000, mengindikasikan bahwa sebagian besar bank sampel baru mengadopsi satu hingga dua dari empat fungsi AI operasional yang diukur. Rata-rata CIR sebesar 62,116 persen dengan simpangan baku yang cukup besar (43,395) menunjukkan variasi tingkat efisiensi biaya operasional yang tinggi antarbank, termasuk adanya nilai maksimum ekstrem sebesar 340,040 persen yang mengindikasikan kondisi bank dengan beban operasional jauh melampaui pendapatan operasionalnya. Rata-rata NPL gross sebesar 3,005

persen berada pada kisaran ambang batas yang ditetapkan regulator, sementara rata-rata ROA sebesar 0,828 persen dengan rentang yang sangat lebar dari -14,750 persen hingga 5,120 persen mencerminkan disparitas kinerja profitabilitas yang tajam antarbank dalam sampel, sejalan dengan fenomena yang telah diuraikan pada bagian pendahuluan.

3.2 Uji Kolinearitas Struktural (*Inner Model VIF*)

Sebelum mengevaluasi kekuatan model struktural, penelitian ini terlebih dahulu menguji kolinearitas struktural (*inner VIF*) pada setiap jalur prediktor untuk memastikan tidak terjadi multikolinearitas maupun indikasi bias metode umum (*common method bias*) yang dapat mendistorsi estimasi koefisien jalur [38]. Hasil pengujian *inner VIF* disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Uji Kolinearitas Struktural (*Inner Model VIF*)

Jalur	VIF
Efisiensi Biaya Operasional → Mitigasi Risiko Kredit	1,040
Efisiensi Biaya Operasional → Profitabilitas	1,113
Mitigasi Risiko Kredit → Profitabilitas	1,109
Penetrasi Kognitif AI → Mitigasi Risiko Kredit	1,040
Penetrasi Kognitif AI → Profitabilitas	1,060

Sumber : Data diolah peneliti menggunakan SmartPLS4

Tabel 3 menunjukkan bahwa seluruh nilai VIF berkisar antara 1,040 hingga 1,113, jauh di bawah ambang konservatif 3,3 yang direkomendasikan untuk mengindikasikan tidak adanya masalah kolinearitas maupun *common method bias*, dan juga jauh di bawah ambang toleransi maksimal 5 yang lazim digunakan dalam literatur PLS-SEM [37], [38]. Dengan demikian, seluruh prediktor dalam model (penetrasi kognitif AI dan efisiensi biaya operasional terhadap mitigasi risiko kredit maupun profitabilitas, serta mitigasi risiko kredit terhadap profitabilitas) tidak menunjukkan indikasi redundansi informasi antarprediktor, sehingga estimasi koefisien jalur pada model struktural dapat diinterpretasikan secara andal tanpa distorsi akibat kolinearitas, dan model layak dilanjutkan ke tahap evaluasi kekuatan struktural berikutnya.

3.3 Evaluasi Model Struktural (*Inner Model*)

Evaluasi model struktural diawali dengan pengujian koefisien determinasi (*R-square*) untuk mengetahui besarnya kemampuan variabel eksogen menjelaskan variansi variabel endogen. Hasil pengujian *R-square* disajikan pada tabel 4.

Tabel 4. Koefisien Determinasi (*R-square*)

Konstruk Endogen	<i>R-square</i>	<i>R-square Adjusted</i>
Mitigasi Risiko Kredit	0,098	0,086
Profitabilitas	0,457	0,446

Sumber : Data diolah peneliti menggunakan SmartPLS4

Tabel 4 menunjukkan bahwa penetrasi kognitif AI dan efisiensi biaya operasional secara bersama-sama hanya mampu menjelaskan 9,8 persen variansi mitigasi risiko kredit, yang mengindikasikan kekuatan penjelas model yang tergolong lemah pada konstruk mediasi ini. Sebaliknya, ketiga konstruk yaitu penetrasi kognitif AI, efisiensi biaya operasional, dan mitigasi risiko kredit secara bersama-sama mampu menjelaskan 45,7 persen variansi profitabilitas perbankan, yang mengindikasikan kekuatan penjelas model yang tergolong moderat hingga kuat pada konstruk profitabilitas.

Selanjutnya, pengujian *predictive relevance* (Q^2) dilakukan melalui prosedur *blindfolding* untuk menilai kemampuan model dalam memprediksi data. Hasil pengujian Q^2 disajikan pada tabel 5.

Tabel 5. Predictive Relevance (Q^2)

Konstruk Endogen	Q^2 predict
M_NPL (Mitigasi Risiko Kredit)	0,054
Y_ROA (Profitabilitas)	0,357

Sumber : Data diolah peneliti menggunakan SmartPLS4

Nilai Q^2 pada kedua konstruk endogen lebih besar dari nol ($Q^2 > 0$), yaitu 0,054 untuk mitigasi risiko kredit dan 0,357 untuk profitabilitas, sehingga model penelitian ini dinyatakan memiliki relevansi prediktif yang

memadai terhadap kedua konstruk endogen tersebut, dengan kekuatan prediktif yang tergolong kecil pada konstruk mitigasi risiko kredit dan tergolong besar pada konstruk profitabilitas [39].

Pengujian *goodness of fit* (GoF) selanjutnya dilakukan untuk menilai besaran kontribusi (*effect size*) setiap konstruk eksogen terhadap konstruk endogen dalam model secara matriks. Hasil pengujian disajikan pada tabel 6.

Tabel 6. Pengujian *Goodness of Fit* (GoF)

Konstruk	Efisiensi Biaya Operasional	Mitigasi Risiko Kredit	Penetrasi Kognitif AI	Profitabilitas
Efisiensi Biaya Operasional	-	0,071	-	0,445
Mitigasi Risiko Kredit	-	-	-	0,077
Penetrasi Kognitif AI	-	0,020	-	0,053
Profitabilitas	-	-	-	-

Sumber : Data diolah peneliti menggunakan SmartPLS4

Tabel 6 menunjukkan besaran kontribusi (*effect size*) masing-masing konstruk eksogen terhadap konstruk endogen yang dituju. Mengacu pada kriteria Cohen, nilai di bawah 0,02 dikategorikan tidak memiliki efek, 0,02 hingga di bawah 0,15 dikategorikan efek lemah, 0,15 hingga di bawah 0,35 dikategorikan efek moderat, dan di atas 0,35 dikategorikan efek kuat [40]. Berdasarkan kriteria tersebut, kontribusi efisiensi biaya operasional terhadap mitigasi risiko kredit sebesar 0,071 dan kontribusi penetrasi kognitif AI terhadap mitigasi risiko kredit sebesar 0,020 sama-sama tergolong lemah, yang secara substantif konsisten dengan rendahnya *R-square* pada konstruk mitigasi risiko kredit (Tabel 4). Sebaliknya, kontribusi efisiensi biaya operasional terhadap profitabilitas sebesar 0,445 tergolong kuat, sedangkan kontribusi mitigasi risiko kredit terhadap profitabilitas sebesar 0,077 dan kontribusi penetrasi kognitif AI terhadap profitabilitas sebesar 0,053 tergolong lemah. Pola ini menegaskan bahwa di antara seluruh determinan yang diuji, efisiensi biaya operasional memberikan kontribusi paling dominan terhadap peningkatan profitabilitas, sementara kontribusi penetrasi kognitif AI dan mitigasi risiko kredit terhadap profitabilitas bersifat signifikan namun dengan besaran efek yang relatif kecil pada level model keseluruhan.

3.4 Pengujian Hipotesis

Pengujian hipotesis dilakukan melalui prosedur *bootstrapping* untuk memperoleh nilai T-statistics dan *p-value* pada masing-masing jalur struktural. Kriteria pengujian menyatakan bahwa hipotesis diterima apabila *p-value* lebih kecil dari 0,05, dan ditolak apabila *p-value* lebih besar dari 0,05.

3.4.1 Pengaruh Langsung

Tabel 7. Hasil Pengujian Pengaruh Langsung

Jalur Pengaruh Langsung	T Statistics (O/STDEV)	P Values	Keterangan
Efisiensi Biaya Operasional → Mitigasi Risiko Kredit	1,830	0,067	Ditolak
Efisiensi Biaya Operasional → Profitabilitas	4,098	0,000	Diterima
Mitigasi Risiko Kredit → Profitabilitas	2,229	0,026	Diterima
Penetrasi Kognitif AI → Mitigasi Risiko Kredit	1,769	0,077	Ditolak
Penetrasi Kognitif AI → Profitabilitas	3,374	0,001	Diterima

Sumber : Data diolah peneliti menggunakan SmartPLS4

3.4.2 Pengaruh Tidak Langsung

Tabel 8. Hasil Pengujian Pengaruh Tidak Langsung (Mediasi)

Jalur Pengaruh Tidak Langsung	T Statistics (O/STDEV)	P Values	Keterangan
Efisiensi Biaya Operasional → Mitigasi Risiko Kredit → Profitabilitas	1,475	0,140	Ditolak
Penetrasi Kognitif AI → Mitigasi Risiko Kredit → Profitabilitas	1,167	0,243	Ditolak

Sumber : Data diolah peneliti menggunakan SmartPLS4

3.4.3 Ringkasan Hasil Pengujian Hipotesis

Tabel 9. Ringkasan Hasil Pengujian Hipotesis

Hipotesis	Jalur	P Values	Kesimpulan
H1	Penetrasi Kognitif AI → Mitigasi Risiko Kredit	0,077	Ditolak
H2	Efisiensi Biaya Operasional → Mitigasi Risiko Kredit	0,067	Ditolak
H3	Penetrasi Kognitif AI → Profitabilitas	0,001	Diterima
H4	Efisiensi Biaya Operasional → Profitabilitas	0,000	Diterima
H5	Mitigasi Risiko Kredit → Profitabilitas	0,026	Diterima
H6	Penetrasi Kognitif AI → Profitabilitas melalui Mitigasi Risiko Kredit	0,243	Ditolak
H7	Efisiensi Biaya Operasional → Profitabilitas melalui Mitigasi Risiko Kredit	0,140	Ditolak

Sumber : Data diolah peneliti menggunakan SmartPLS4

Hasil pengujian hipotesis pada Tabel 9 menunjukkan pola yang konsisten, yaitu kedua variabel eksogen (penetrasi kognitif AI dan efisiensi biaya operasional) terbukti berpengaruh signifikan secara langsung terhadap profitabilitas perbankan (H3 dan H4 diterima), mitigasi risiko kredit juga terbukti berpengaruh signifikan terhadap profitabilitas (H5 diterima), namun kedua variabel eksogen tersebut tidak terbukti berpengaruh signifikan terhadap mitigasi risiko kredit (H1 dan H2 ditolak, meskipun *p-value* keduanya berada pada kisaran mendekati ambang signifikansi 10 persen), sehingga secara konsekuensi peran mediasi mitigasi risiko kredit pada hubungan penetrasi kognitif AI maupun efisiensi biaya operasional terhadap profitabilitas juga tidak terbukti (H6 dan H7 ditolak). Karena nilai VIF pada seluruh jalur telah dikonfirmasi berada jauh di bawah ambang kolinearitas (Tabel 3), pola tidak signifikan pada H1, H2, H6, dan H7 tersebut dapat diyakini bukan disebabkan oleh masalah multikolinearitas antarprediktor, melainkan mencerminkan kekuatan hubungan substantif yang memang lemah antarkonstruksi yang bersangkutan.

3.5 Pembahasan

3.5.1 Pengaruh Penetrasi Kognitif AI terhadap Mitigasi Risiko Kredit (H1)

Hasil pengujian menunjukkan bahwa penetrasi kognitif AI tidak berpengaruh signifikan terhadap mitigasi risiko kredit ($T=1,769$; $p=0,077$; $f^2=0,020$), sehingga H1 ditolak, meskipun nilai *p-value* tersebut berada mendekati ambang signifikansi 10 persen yang mengindikasikan kecenderungan pengaruh positif yang belum cukup kuat secara statistik maupun praktis. Temuan ini berbeda dengan sebagian literatur yang menegaskan bahwa AI mampu meningkatkan akurasi deteksi risiko kredit secara signifikan [10], [11], [13], namun sejalan dengan catatan bahwa efektivitas AI terhadap manajemen risiko sangat bergantung pada konteks operasional, kualitas data, dan kematangan tata kelola masing-masing institusi [9], [14]. Skor rata-rata penetrasi kognitif AI pada sampel penelitian ini yang hanya sebesar 1,487 dari skala maksimal 4 mengindikasikan bahwa mayoritas bank sampel baru mengimplementasikan sebagian kecil fungsi AI operasional, sehingga dampaknya terhadap perbaikan kualitas kredit secara agregat belum cukup termanifestasi. Kondisi ini memperkuat argumen *dynamic capability* bahwa kepemilikan sumber daya teknologi semata tidak otomatis menghasilkan kapabilitas mitigasi risiko yang unggul tanpa disertai integrasi organisasi yang memadai [41].

Secara metodologis, hasil tidak signifikan ini juga perlu dibaca secara hati-hati mengingat karakteristik indeks penetrasi AI yang bersifat formatif dan dikotomis (subbab 2.4): skor 1 diberikan begitu suatu fungsi AI diimplementasikan tanpa membedakan intensitas, cakupan, maupun kualitas implementasinya, sehingga dua bank dengan skor identik dapat memiliki tingkat kematangan AI yang sesungguhnya berbeda jauh. Keterbatasan granularitas pengukuran ini berpotensi menyamarkan (*attenuate*) hubungan sebenarnya antara penetrasi AI dan mitigasi risiko kredit, sehingga *p-value* yang mendekati namun belum melewati ambang 0,05 dapat pula mengindikasikan adanya hubungan lemah yang secara substantif nyata tetapi belum cukup tertangkap oleh instrumen pengukuran biner ini, sebuah kemungkinan yang secara eksplisit diakui sebagai keterbatasan pada subbab 4.3 dan menjadi dasar agenda penelitian mendatang pada subbab 4.4. Interpretasi ini juga konsisten dengan kemungkinan hubungan *non-linear* atau efek ambang (*threshold effect*), yaitu manfaat AI terhadap mitigasi risiko baru terealisasi signifikan setelah penetrasi mencapai tingkat kematangan tertentu, bukan meningkat secara proporsional sejak awal adopsi.

3.5.2 Pengaruh Efisiensi Biaya Operasional terhadap Mitigasi Risiko Kredit (H2)

Hasil pengujian menunjukkan bahwa efisiensi biaya operasional tidak berpengaruh signifikan terhadap mitigasi risiko kredit ($T=1,830$; $p=0,067$; $f^2=0,071$), sehingga H2 ditolak, meskipun nilainya juga mendekati ambang signifikansi 10 persen dan memiliki *effect size* terbesar di antara kedua jalur menuju mitigasi risiko kredit. Temuan ini mengindikasikan bahwa penekanan biaya operasional yang tercermin dari CIR belum tentu diarahkan pada penguatan fungsi analisis dan pengawasan kredit, sehingga efisiensi biaya secara agregat belum berhasil menekan tingkat kredit bermasalah secara signifikan. Hal ini sejalan dengan temuan bahwa hubungan

efisiensi operasional dengan risiko kredit bersifat kompleks dan tidak selalu linear, sebagaimana ditunjukkan pada studi efisiensi bank berbasis *Data Envelopment Analysis* yang menekankan pentingnya alokasi sumber daya yang tepat sasaran, bukan sekadar penekanan biaya secara agregat [22], [23]. Variasi CIR yang sangat lebar pada sampel penelitian ini, dari 0,010 persen hingga 340,040 persen, turut mengindikasikan adanya heterogenitas struktur biaya yang tinggi antarbank yang dapat melemahkan kekuatan hubungan statistik pada level agregat.

Penjelasan lain yang relevan adalah kemungkinan efisiensi biaya justru bersifat dua sisi (*double-edged*) terhadap mutu manajemen risiko: penekanan biaya yang terlalu agresif berpotensi turut memangkas anggaran fungsi analisis kredit dan pengawasan risiko itu sendiri, sehingga efek positif dari efisiensi umum dapat saling meniadakan (*offsetting*) dengan efek negatif dari berkurangnya sumber daya pengawasan, sebuah kemungkinan yang konsisten dengan tidak signifikannya jalur ini secara agregat pada level sampel heterogen. Implikasinya, efisiensi biaya perlu dibaca bersama komposisi alokasinya (*cost structure*), bukan sekadar rasio agregat CIR, agar dampaknya terhadap kualitas portofolio kredit dapat terlihat secara lebih presisi pada penelitian mendatang.

3.5.3 Pengaruh Penetrasi Kognitif AI terhadap Profitabilitas Perbankan (H3)

Hasil pengujian menunjukkan bahwa penetrasi kognitif AI berpengaruh signifikan terhadap profitabilitas perbankan ($T=3,374$; $p=0,001$; $f^2=0,053$), sehingga H3 diterima, meskipun besaran kontribusinya tergolong lemah dibandingkan efisiensi biaya operasional. Temuan ini konsisten dengan literatur yang menegaskan bahwa adopsi AI mendorong pertumbuhan digital banking [6], membuka peluang inovasi dan efisiensi yang signifikan [7], serta memperkuat stabilitas dan kinerja finansial bank melalui otomatisasi layanan dan keamanan transaksi [8]. Pengaruh langsung yang signifikan ini mengindikasikan bahwa manfaat AI terhadap profitabilitas lebih banyak terealisasi melalui jalur efisiensi layanan *front-end*, percepatan proses bisnis, dan penghematan biaya tenaga kerja/operasional layanan nasabah, dibandingkan melalui jalur perbaikan kualitas kredit sebagaimana dibahas pada H1. Temuan ini memperkuat perspektif *Resource-Based View* bahwa kapabilitas teknologi kognitif merupakan sumber daya strategis yang bernilai bagi kinerja finansial bank [42], sekaligus menegaskan bahwa manfaat tersebut lebih dominan pada dimensi operasional-komersial dibandingkan dimensi manajemen risiko kredit.

3.5.4 Pengaruh Efisiensi Biaya Operasional terhadap Profitabilitas Perbankan (H4)

Hasil pengujian menunjukkan bahwa efisiensi biaya operasional berpengaruh signifikan terhadap profitabilitas perbankan ($T=4,098$; $p=0,000$; $f^2=0,445$), sehingga H4 diterima dengan tingkat signifikansi dan *effect size* tertinggi (kategori kuat) di antara seluruh jalur pengaruh langsung yang diuji. Temuan ini sangat konsisten dengan mayoritas literatur bahwa CIR/BOPO merupakan determinan utama dan paling konsisten dari profitabilitas bank pada berbagai konteks, baik di Indonesia [16], [18], [19], [25] maupun pada pasar berkembang lainnya [20], [21]. Kuatnya pengaruh ini menegaskan bahwa efisiensi biaya operasional tetap menjadi kunci utama kinerja finansial bank meskipun institusi tersebut telah mengadopsi teknologi kognitif AI, sehingga strategi digitalisasi yang tidak diiringi disiplin efisiensi biaya secara menyeluruh berpotensi tidak optimal dalam mendorong profitabilitas.

3.5.5 Pengaruh Mitigasi Risiko Kredit terhadap Profitabilitas Perbankan (H5)

Hasil pengujian menunjukkan bahwa mitigasi risiko kredit berpengaruh signifikan terhadap profitabilitas perbankan ($T=2,229$; $p=0,026$; $f^2=0,077$), sehingga H5 diterima meskipun dengan besaran kontribusi yang tergolong lemah. Temuan ini menegaskan bahwa kualitas portofolio kredit yang terjaga, tercermin dari rendahnya NPL gross, tetap menjadi determinan penting profitabilitas bank, sejalan dengan temuan bahwa risiko kredit secara konsisten memengaruhi kinerja keuangan bank konvensional maupun syariah di Indonesia [17], [20], [27]. Signifikannya jalur ini mengonfirmasi peran penting fungsi manajemen risiko kredit dalam arsitektur finansial bank, sekaligus menjadi dasar penting untuk memahami mengapa lemahnya pengaruh AI dan efisiensi biaya terhadap mitigasi risiko kredit (H1 dan H2) menjadi persoalan strategis yang perlu mendapat perhatian, sebab jalur mitigasi risiko kredit terbukti bernilai penting bagi profitabilitas namun belum optimal diperkuat oleh kedua determinan utama yang diuji dalam penelitian ini.

3.5.6 Pengaruh Tidak Langsung melalui Mitigasi Risiko Kredit (H6 dan H7): Paradoks Algoritma

Hasil pengujian mediasi menunjukkan bahwa baik pengaruh tidak langsung penetrasi kognitif AI ($T=1,167$; $p=0,243$) maupun efisiensi biaya operasional ($T=1,475$; $p=0,140$) terhadap profitabilitas melalui mitigasi risiko kredit tidak signifikan, sehingga H6 dan H7 ditolak. Secara metodologis, hasil ini konsisten dan dapat diprediksi dari pola pada H1 dan H2: karena syarat mediasi mensyaratkan jalur a (prediktor ke mediator) signifikan agar efek tidak langsung dapat terbentuk secara substantif, dan jalur a pada kedua kasus ini (H1, H2) tidak signifikan, maka tidak signifikannya H6 dan H7 secara statistik memang sejalan dengan logika pengujian mediasi berjenjang, bukan merupakan temuan yang berdiri sendiri secara terpisah. Temuan gabungan dari keseluruhan tujuh hipotesis, termasuk pola *effect size* pada Tabel 6 yang menunjukkan kontribusi lemah kedua variabel

eksogen terhadap mitigasi risiko kredit namun kontribusi kuat efisiensi biaya terhadap profitabilitas, menyingkap fenomena yang dalam penelitian ini disebut sebagai *paradoks algoritma*, yaitu kondisi di mana investasi teknologi kognitif dan disiplin efisiensi biaya operasional terbukti signifikan mendongkrak profitabilitas secara langsung, tetapi belum terbukti signifikan memperkuat fungsi mitigasi risiko kredit sebagai salah satu pilar utama keberlanjutan kinerja bank jangka panjang. Pola ini selaras dengan temuan mengenai *productivity paradox* pada perbankan Amerika Serikat, di mana adopsi *generative AI* berskala besar tidak serta-merta diikuti penguatan tata kelola risiko yang proporsional [9], serta memperkuat argumen *dynamic capability* bahwa kepemilikan sumber daya teknologi dan efisiensi semata tidak otomatis tertransmisi menjadi kapabilitas mitigasi risiko yang unggul tanpa integrasi tata kelola data dan organisasi yang memadai [41]. Dengan kata lain, bank-bank di Indonesia pada periode 2021-2025 tampak lebih berhasil memanfaatkan AI dan efisiensi biaya untuk mendongkrak sisi komersial-operasional profitabilitas dibandingkan untuk memperkuat sisi prudensial manajemen risiko kredit, sebuah kesenjangan strategis yang perlu menjadi perhatian manajemen bank dan regulator ke depan.

4. KESIMPULAN

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis PLS-SEM terhadap 30 bank umum di Indonesia periode 2021-2025, penelitian ini menyimpulkan bahwa penetrasi kognitif AI dan efisiensi biaya operasional masing-masing berpengaruh signifikan secara langsung terhadap profitabilitas perbankan, dan mitigasi risiko kredit juga berpengaruh signifikan terhadap profitabilitas. Namun demikian, baik penetrasi kognitif AI maupun efisiensi biaya operasional tidak terbukti berpengaruh signifikan terhadap mitigasi risiko kredit, sehingga peran mediasi mitigasi risiko kredit pada kedua jalur tersebut tidak terbukti secara statistik. Seluruh nilai VIF struktural yang jauh di bawah ambang kolinearitas (Tabel 3) turut memastikan bahwa pola temuan ini bebas dari distorsi multikolinearitas antarprediktor. Temuan ini menegaskan adanya paradoks algoritma dalam arsitektur finansial perbankan Indonesia, yaitu manfaat teknologi kognitif dan efisiensi biaya yang telah termanifestasi kuat pada peningkatan profitabilitas belum diikuti oleh penguatan proporsional pada fungsi mitigasi risiko kredit.

4.2 Implikasi

Secara teoretis, penelitian ini memberikan tiga kontribusi teoretis utama, pertama, penelitian ini memperluas *Resource-Based View* dengan proposisi bahwa nilai strategis sumber daya AI bersifat *domain-spesifik* (signifikan pada profitabilitas, belum pada mitigasi risiko) [31], kedua, penelitian ini memperkuat *Dynamic Capability* dengan menunjukkan bahwa integrasi organisasi merupakan kondisi batas yang menentukan keberhasilan transformasi sumber daya teknologi menjadi kapabilitas mitigasi risiko yang unggul [41], serta mengusulkan konsep paradoks algoritma sebagai perluasan konseptual atas diskursus *productivity paradox* pada literatur AI perbankan global, dengan menegaskan sifat asimetris paradoks tersebut antarfungsi organisasi [9]. Ketiga kontribusi ini membuka ruang bagi penelitian mendatang untuk menguji secara lebih spesifik mekanisme integrasi organisasi apa yang paling menentukan keberhasilan transmisi sumber daya AI menjadi kapabilitas mitigasi risiko.

Secara praktis, manajemen bank disarankan untuk tidak hanya mengarahkan investasi AI pada fungsi *front-end* dan efisiensi layanan komersial, tetapi juga secara eksplisit memperkuat fungsi *risk management* dan *fraud detection* berbasis AI agar manfaat teknologi turut termanifestasi pada penguatan kualitas portofolio kredit, misalnya melalui alokasi anggaran teknologi yang secara eksplisit menyasar fungsi manajemen risiko, bukan semata layanan nasabah. Manajemen bank juga disarankan mengevaluasi komposisi alokasi biaya operasional (*cost structure*), bukan sekadar rasio CIR agregat, agar efisiensi biaya tidak secara tidak sengaja mengurangi kapasitas fungsi pengawasan kredit. Bagi regulator, temuan ini menjadi masukan penting sebagai penyempurnaan kerangka pengawasan digitalisasi perbankan agar tidak hanya berorientasi pada capaian efisiensi dan profitabilitas jangka pendek, tetapi juga memastikan penguatan proporsional pada aspek manajemen risiko kredit sebagaimana diamanatkan dalam kerangka *Blueprint Sistem Pembayaran Indonesia 2025-2030* [1], misalnya melalui insentif atau kewajiban pelaporan alokasi investasi teknologi pada fungsi manajemen risiko sebagai bagian dari penilaian tingkat kesehatan bank [33].

4.3 Keterbatasan

Penelitian ini memiliki sejumlah keterbatasan yang perlu menjadi perhatian dalam menginterpretasikan temuan. Pertama, indeks penetrasi AI bersifat formatif dan dikotomis (0/1) per fungsi tanpa mempertimbangkan kedalaman, intensitas, maupun kualitas implementasi masing-masing fungsi, sehingga berpotensi menyamarkan

variasi riil tingkat kematangan AI antarbank (sepaimana didiskusikan pada subbab 3.5.1). Kedua, proses *coding* indeks penetrasi AI dilakukan oleh peneliti sebagai pengkode tunggal (*single coder*) tanpa pengkode kedua maupun pengujian reliabilitas antarpengkode (misalnya koefisien Kappa), sehingga skor yang dihasilkan berpotensi mengandung bias interpretasi subjektif pada tahap penelusuran kata kunci dan penilaian bukti implementasi aktif, meskipun definisi dan kriteria *coding* manual telah diterapkan secara eksplisit dan seragam pada seluruh unit analisis. Ketiga, penelitian ini mengandalkan data sekunder dari pengungkapan laporan tahunan, yang berisiko mengalami *disclosure* bias apabila bank mengungkapkan inisiatif AI secara tidak konsisten dengan implementasi riilnya. Keempat, desain penelitian bersifat non-eksperimental dengan data panel jangka pendek (2021-2025), sehingga berpotensi menghadapi isu endogenitas (misalnya kausalitas terbalik antara profitabilitas dan kapasitas investasi AI) yang belum diuji secara eksplisit melalui instrumen atau model dinamis. Kelima, model struktural yang digunakan mengasumsikan hubungan linear antarkonstruksi, sehingga kemungkinan hubungan non-linear atau efek ambang (*threshold effect*) antara penetrasi AI/efisiensi biaya dan mitigasi risiko kredit sebagaimana didiskusikan pada subbab 3.5.1 dan 3.5.2 belum dapat dikonfirmasi melalui pendekatan ini. Keenam, sampel penelitian mencakup bank dengan skala dan model bisnis yang sangat heterogen (dari bank digital baru hingga bank BUMN mapan), yang meskipun menjadi kekuatan dari sisi *representativitas*, juga berpotensi menyamarkan pola hubungan yang berbeda antarkelompok bank apabila tidak dianalisis secara tersegmentasi.

4.4 Saran Agenda Penelitian Mendatang

Berdasarkan keterbatasan tersebut, penelitian mendatang disarankan menempuh beberapa agenda berikut. Pertama, mengembangkan indeks penetrasi AI yang lebih granular dengan skala ordinal atau pembobotan intensitas implementasi (misalnya berdasarkan tingkat otomatisasi penuh vs. parsial), guna menguji apakah hubungan dengan mitigasi risiko kredit menjadi signifikan pada pengukuran yang lebih presisi. Kedua, melibatkan dua pengkode independen atau lebih beserta pengujian reliabilitas antarpengkode formal (misalnya koefisien Kappa Cohen) pada proses *coding* indeks penetrasi AI, guna memperkuat objektivitas dan mengurangi risiko bias interpretasi subjektif dari pengkode tunggal sebagaimana dinyatakan pada keterbatasan kedua. Ketiga, menambahkan variabel moderasi yang menangkap kapabilitas integrasi organisasi secara eksplisit, seperti tata kelola data, maturitas keamanan siber, atau kapabilitas sumber daya manusia digital, untuk menguji proposisi *dynamic capability* yang diajukan secara langsung. Keempat, menerapkan desain panel dinamis atau pendekatan variabel instrumen untuk menguji dan mengatasi kemungkinan isu endogenitas antara profitabilitas dan investasi teknologi. Kelima, menguji kemungkinan hubungan non-linear atau efek ambang menggunakan pendekatan seperti PLS-SEM dengan istilah interaksi kuadratik atau analisis *multi-group* untuk membandingkan kelompok bank digital murni versus bank konvensional secara tersegmentasi. Keenam, memperpanjang periode pengamatan melampaui 2025 guna menguji konsistensi temuan paradoks algoritma dalam jangka panjang, seiring semakin matangnya adopsi AI pada industri perbankan Indonesia.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih disampaikan kepada pihak-pihak yang telah mendukung terlaksananya penelitian ini.

REFERENCES

- [1] Bank Indonesia. (2024). *Blueprint Sistem Pembayaran Indonesia 2025-2030*. Jakarta: Bank Indonesia.
- [2] Sebayang, T. E., Hakim, D. B., Bakhtiar, T., & Indrawan, D. (2024). "What drives mobile banking adoption due to Covid-19 outbreaks? An empirical investigation of the younger generation in Indonesia". *Procedia Computer Science*, 234, 1192–1203. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.03.115>
- [3] Ula, V. R. (2025). "Digital transformation in the Indonesian banking industry: a qualitative SWOT analysis of mobile banking initiatives in conventional financial institutions". *Journal of Banks and Financial Institutions*, 1(2), 85–99.
- [4] Otoritas Jasa Keuangan. (2024). *Statistik Perbankan Indonesia Desember 2024*. Jakarta: OJK.
- [5] Swankie, G. D. B., & Broby, D. (2019). "Examining the impact of artificial intelligence on the evaluation of banking risk". *Centre for Financial Regulation and Innovation*, University of Strathclyde.
- [6] Demirel, S., & Topcu, M. (2024). "The impact of artificial intelligence applications on digital banking in Turkish banking industry". *Advances in Human-Computer Interaction*, 2024, 9921363. <https://doi.org/10.1155/2024/9921363>
- [7] Atadoga, A., Obi, O. C., Onwusinkwue, S., Dawodu, S. O., Osasona, F., & Daraojimba, A. I. (2024). "AI's evolving impact in US banking: an insightful review". *International Journal of Science and Research Archive*, 11(1), 904–922.

-
- [8] Elshamly, A. B., Rehman, S. U., Rahman, M. M., Hameed, R., & Jameel, Z. (2023). "AI-based green banking technologies and bank stability – moderating role of climate change". *Journal of Namibian Studies: History Politics Culture*, 35, 217–228.
- [9] Kikuchi, T. (2026). "The innovation tax: generative AI adoption, productivity paradox, and systemic risk in the U.S". *banking sector*. arXiv preprint, arXiv:2602.02607.
- [10] Bi, S., & Bao, W. (2024). "Innovative application of artificial intelligence technology in bank credit risk management". *International Journal of Global Economics and Management*, 2(3), 62–70. <https://doi.org/10.62051/IJGEM.v2n3.08>
- [11] Edunjobi, T. E., & Odejide, O. A. (2024). "Theoretical frameworks in AI for credit risk assessment: towards banking efficiency and accuracy". *International Journal of Scientific Research Updates*, 7(1), 92–102. <https://doi.org/10.53430/ijrsu.2024.7.1.0030>
- [12] Al-Afifi, A. A. M. (2024). "The impact of using artificial intelligence applications on reducing the default risk in MSMEs". *EuroMid Journal of Business and Tech-Innovation (EJBTI)*, 2(1), 1–14.
- [13] Van Thiel, D., & Van Raaij, W. F. F. (2019). "Artificial intelligence credit risk prediction: an empirical study of analytical artificial intelligence tools for credit risk prediction in a digital era". *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, 12(3), 268–286.
- [14] Ikudabo, A. O., & Kumar, P. (2024). "AI-driven risk assessment and management in banking: balancing innovation and security". *International Journal of Research Publication and Reviews*, 5(10), 3573–3588.
- [15] Anestiawati, C. A., Amanda, C., Khantinyano, H., & Agatha, A. (2025). "Bank FinTech and credit risk: comparison of selected emerging and developed countries". *Studies in Economics and Finance*, 43(2), 281–309. <https://doi.org/10.1108/SEF-12-2023-0714>
- [16] Irawan, P., Damayanti, E., Pratama, R. P., Siagian, L. D., & Hanggraeni, D. (2025). "Operational risk and bank profitability: analyzing BOPO and efficiency ratios in Indonesian commercial banks". *Jurnal Pendidikan Indonesia*, 6(1), 338–346. <https://doi.org/10.59141/japendi.v6i1.6775>
- [17] Apriani, E. S., Putri, S. E., & Ramli, R. (2023). "The effect of credit risk, liquidity risk and operational risk to profitability in conventional banks listed on Indonesia Stock Exchange period 2019–2021". *MEC-J (Management and Economics Journal)*, 7(1), 63–76. <https://doi.org/10.18860/mec-j.v7i1.20512>
- [18] Adrian, F. (2025). "Analysis of bank efficiency in Indonesia based on financial ratios". *Eduvest–Journal of Universal Studies*, 5(8), 10481–10499. <https://doi.org/10.59188/eduvest.v5i8.51270>
- [19] Kusuma, V., & Budhidharma, V. (2025). "Exploring proxies of bank profitability in Indonesia from 2012 to 2023". *Jurnal Ilmiah Multidisiplin Indonesia*, 4(4), 140–152.
- [20] Al-Sharkas, A. A., & Al-Sharkas, T. A. (2022). "The impact on bank profitability: testing for capital adequacy ratio, cost-income ratio and non-performing loans in emerging markets". *Journal of Governance and Regulation*, 11(1), 231–243. <https://doi.org/10.22495/jgrv11i1siart4>
- [21] Ayinuola, T. F., & Gumel, B. I. (2023). "The impact of cost-to-income ratio on bank performance in Nigeria". *International Journal of Multidisciplinary and Current Educational Research*, 5(2), 125–137.
- [22] Ullah, S., Majeed, A., & Popp, J. (2023). "Determinants of bank's efficiency in an emerging economy: a data envelopment analysis approach". *PLoS ONE*, 18(3), e0281663.
- [23] Dsouza, S., Rabbani, M. R., Hawaldar, I. T., & Jain, A. K. (2022). "Impact of bank efficiency on the profitability of the banks in India: an empirical analysis using panel data approach". *International Journal of Financial Studies*, 10(4), 93. <https://doi.org/10.3390/ijfs10040093>
- [24] Siswanti, I., Riyadh, H. A., Nawangsari, L. C., Yusoff, Y. M., & Wibowo, M. W. (2024). "The impact of digital transformation for sustainable business: the mediating role of corporate governance and financial performance". *Cogent Business and Management*, 11(1), 2316954. <https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2316954>
- [25] Safitri, A., & Machmuddah, Z. (2025). "Operating expenses operating income impact on financial performance conventional banks in Indonesia". *Journal of Applied Accounting and Taxation*, 10(1), 161–167. <https://doi.org/10.30871/jaat.v10i1.8938>
- [26] Setyaningsih, A., Maftukhin, & Ernitawati, Y. (2023). "Pengaruh biaya operasional pendapatan operasional (BOPO), loan to deposit ratio (LDR), dan net interest margin (NIM) terhadap return on asset (ROA)". *AT-TAWASSUTH: Jurnal Ekonomi Islam*, 8(1), 1–19.
- [27] Mulyawisdawati, R. A., Khoiriyah, L., Inayati, A. A., & Imtihanah, A. N. (2025). "The impact of financial ratio indicators on profitability in sharia banks in Indonesia period 2019–2023". *Ekonomika Sharia: Jurnal Pemikiran dan Pengembangan Ekonomi Syariah*, 11(1), 133–156. <https://doi.org/10.36908/esh.v11i1.1572>
- [28] Akbary, N. M. M., Trinugroho, I., Risfandy, T., & Pamungkas, P. (2025). "Digital transformation and efficiency: evidence from Indonesian banks". *International Journal of Business and Society*, 26(1), 135–150. <https://doi.org/10.33736/ijbs.9555.2025>
-

- [29] Shen, C., Wu, J., Li, Y., & Chen, Q. (2025). "Does digital transformation improve the cost efficiency of commercial banks? Evidence from China". *Finance Research Letters*, 73, 106619. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.106619>
- [30] Chao, N., Zhou, Y., & Yang, H. (2024). "How does digital transformation affect the profitability of rural commercial banks?". *Heliyon*, 10(8), e29412. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29412>
- [31] Liu, J., & Gao, P. (2024). "Measuring corporate digital transformation: methodology, indicators and applications". *Sustainability*, 16(10), 4087. <https://doi.org/10.3390/su16104087>
- [32] Saha, T., Miah, R., Rahman, M., Das, S. K., & Hoque, E. (2023). "Disclosures for slavery accounting concerning SDG 8 and corporate attributes: a study on the banking industry of Bangladesh". *Future Business Journal*, 9(1), 20. <https://doi.org/10.1186/s43093-023-00199-z>
- [33] Otoritas Jasa Keuangan. (2016). *Peraturan Otoritas Jasa Keuangan Nomor 4/POJK.03/2016 tentang Penilaian Tingkat Kesehatan Bank Umum*. Jakarta: OJK.
- [34] Krippendorff, K. (2013). *Content Analysis: An Introduction to Its Methodology (3rd ed.)*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
- [35] Diamantopoulos, A., & Winklhofer, H. M. (2001). "Index construction with formative indicators: an alternative to scale development". *Journal of Marketing Research*, 38(2), 269–277. <https://doi.org/10.1509/jmkr.38.2.269.18845>
- [36] 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>
- [37] Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). "A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) (3rd ed.)". *Thousand Oaks, CA: Sage Publications*.
- [38] Becker, J.-M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., & Völckner, F. (2015). "How collinearity affects mixture regression results". *Marketing Letters*, 26(4), 643–659. <https://doi.org/10.1007/s11002-014-9299-9>
- [39] Shmueli, G., Ray, S., Velasquez Estrada, J. M., & Chatla, S. B. (2019). "The elephant in the room: predictive performance of PLS models". *Journal of Business Research*, 100, 508–514.
- [40] Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences (2nd ed.)*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- [41] Teece, D. J. (2007). "Explicating dynamic capabilities: the nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance". *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350.
- [42] Wernerfelt, B. (1984). "A resource-based view of the firm". *Strategic Management Journal*, 5(2), 171–180.