



Evolusi Metode *Business Forecasting* dalam Menghadapi Ketidakpastian Bisnis: Tinjauan Literatur

Hanifah Rizky Dwi Febrianti^{1*}, Ali Tafriji Biswan², Lidya Primta Surbakti³

^{1,2,3} Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta, Indoensia

*Coresponding author: 2510124018@upnvj.ac.id

Info Artikel

Direvisi, 29/11/2025

Diterima, 28/12/2025

Dipublikasi, 10/01/2026

Kata Kunci:

Business Forecasting,
Ketidakpastian Bisnis,
Model Hybrid, Machine
Learning, Data
Berfluktuasi Tinggi

Abstrak

Ketidakpastian lingkungan bisnis dalam lima tahun terakhir mendorong organisasi dan akademisi untuk mengevaluasi berbagai metode peramalan sebagai dasar perencanaan dan pengambilan keputusan. Kajian ini bertujuan meninjau evolusi metode *business forecasting* dalam menghadapi kondisi bisnis yang cepat berubah, memiliki variabilitas data tinggi, serta dipengaruhi oleh faktor eksternal yang sulit dikendalikan. Penelitian menggunakan pendekatan *literature review* naratif-komparatif terhadap 20 artikel primer dari jurnal internasional terindeks Scopus kuartil Q1–Q2 dan jurnal nasional terakreditasi Sinta 2–5, dalam rentang ublikasi 2020–2025. Hasil kajian menunjukkan bahwa metode peramalan berkembang dari pendekatan statistik linear yang efisien pada data stabil menuju model non-linear berbasis *machine learning* dan *deep learning* yang lebih tahan terhadap pergeseran pola data. Model *hybrid* menjadi tren *riset* paling menonjol karena menyeimbangkan kemampuan menangkap pola dasar linear serta memperkuat pembelajaran pada komponen non-linear, sehingga memberikan ketahanan prediksi yang lebih stabil ketika terjadi guncangan eksternal. Tinjauan ini juga menegaskan adanya *gap* adopsi dan *riset forecasting modern* di Indonesia, khususnya pada pengujian model *hybrid* dan *AI forecasting* pada dataset organisasi bisnis skala enterprise. Temuan ini memberikan landasan akademik untuk *riset lanjutan* pada *forecasting adaptif* dan kontekstual risiko berbasis data lokal Indonesia.

Abstract

Business environments in the last five years have been shaped by accelerating change and external uncertainty, prompting organizations and researchers to re-evaluate forecasting methodologies used to support managerial planning. This literature review aims to map the evolution of business forecasting methods during 2020–2025 by synthesizing empirical evidence from primary international journals indexed in Scopus and national journals accredited within Indonesia's research indexing ecosystem SINTA Index. The findings show that many organizations, especially small-to-medium entities, still rely on linear statistical methods, such as moving averages, exponential smoothing, and ordinary least squares regression, due to their low data requirements and rapid implementation through spreadsheets. However, these methods often generate higher forecast errors when data characteristics shift over time, fluctuate sharply, or contain structural disruptions. In contrast, international studies indexed in Scopus Q1–Q2 journals report increasing adoption of non-linear machine learning models and deep learning temporal predictors, including LSTM and GRU, which demonstrate stronger ability to learn complex patterns and maintain predictive resilience under rapid demand changes. Hybrid forecasting models emerge as the most prominent research trend, offering a balanced integration between linear statistical baselines and non-linear learning refinements to enhance forecast robustness, stability, and contextual risk adaptation. The review highlights a substantial implementation and research gap in Indonesia, particularly in large-scale business settings, signaling future opportunities for real-time adaptive and AI-statistical hybrid

Keywords:

Business Forecasting,
Business Uncertainty,
Hybrid Forecasting
Models, Machine
Learning Forecasting,
High-Variance Data

PENDAHULUAN

Dalam lima tahun terakhir, dunia bisnis bergerak lebih cepat dengan tingkat ketidakpastian yang kian meningkat. Pola transaksi yang meningkat secara digital memberikan volume data yang besar namun tidak stabil, tidak rapi, serta mengalami pergeseran pola. Kondisi pasar seperti ini membuat organisasi membutuhkan pendekatan *forecasting* yang lebih adaptif dibandingkan dengan pendekatan tahunan yang kaku. Secara teoritis, perkembangan *forecasting* dalam 5 tahun terahir terhitung dari tahun 2020 sampai 2025 memperlihatkan bahwa adanya pergeseran secara bertahap dari model statistik linear ke model non-linear berbasis kecerdasan buatan, serta model *hybrid* sebagai jalan tengah yang paling banyak dikaji dalam literatur internasional bereputasi tinggi seperti *International Journal of Forecasting* dan literatur bisnis strategis pada *Journal of Business Research*. Dalam teori *forecasting* menjelaskan bahwa prediksi bertujuan untuk memproyeksikan masa depan untuk membantu perencanaan penjualan, produksi, alokasi biaya, dan sumber daya berbasis pola historis. Model statistik menjadi *baseline* utama karena efisien dan mudah diinterpretasi, tetapi keterbatasannya terlihat ketika data mengalami perubahan mendadak (*structural breaks*) atau pola yang semakin non-linear. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Armstrong (2020) menyatakan bahwa keunggulan statistik *forecasting* berada pada data stabil dan dataset kecil, namun performanya menurun ketika ketidakpastian meningkat. Model *forecasting* perlu diperhatikan karena kesalahan prediksi dapat memicu pemborosan anggaran dan target yang meleset. Contohnya, saat pandemi 2020, proyeksi permintaan ritel berbasis data 2018–2019 gagal membaca penurunan pasar akibat pembatasan mobilitas, lalu kembali tidak mampu menangkap *rebound* permintaan 2021 yang melonjak tetapi tidak stabil, sebagaimana disoroti jurnal *forecasting* terindeks Scopus Q1–Q2 pada rentang 2020–2025. Kondisi ini menegaskan pentingnya penataan ulang model *forecasting* yang lebih adaptif, terutama di ekosistem bisnis berkembang seperti Indonesia yang masih memiliki gap adopsi metode *hybrid* dan *AI*.

Kemudian, muncul teori *machine learning forecasting* dan *deep learning forecasting*, di mana algoritma pembelajaran berbasis data (misalnya *neural networks*, *ensemble learning*, dan model temporal seperti *LSTM/GRU*) mampu memetakan interaksi multipel variabel dan pola non-linear pada data bisnis. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Baryannis et al. (2022) menjelaskan bahwa model ML/DL unggul dalam mempelajari pola data *volatile*, tetapi memerlukan kesiapan *pipeline* data dan kompetensi teknis. Pada arus yang sama, model *hybrid* (*ARIMA + ML/DL refinements*) berkembang untuk menyeimbangkan pola linear dan non-linear sekaligus memberikan *resilience* yang lebih stabil dalam situasi tidak pasti. Menurut Chen et al (2021) penerapan *machine learning* dalam *forecasting* juga mulai digunakan untuk mendukung keputusan strategis yang memerlukan pembacaan pola lebih kompleks. Dalam rentang 2020–2022, banyak organisasi global mengalami kegagalan *forecast* akibat pandemi dan guncangan rantai pasok, yang menunjukkan urgensi penataan ulang model *forecasting*. Pada sektor ritel, model berbasis rata-rata tahunan pra-pandemi 2018–2019 tidak mampu membaca kontraksi permintaan saat Pandemi COVID-19 dimulai, lalu kembali gagal menangkap *rebound* 2021 yang melonjak namun tidak stabil temuan ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Brown (2020) yang menjelaskan bahwa model statistik linear cenderung mengalami deviasi prediksi yang signifikan ketika pola permintaan berubah secara mendadak atau dalam kondisi yang tidak pasti. Sebagaimana banyak dikaji di jurnal *forecasting* terindeks Scopus Q1 seperti *International Journal of Forecasting* yang menyoroti error besar ketika pola historis tidak lagi linier. Tekanan serupa terjadi pada *forecasting* operasional rantai pasok, ketika perubahan *lead time* kontainer dan rute logistik laut bergeser mendadak, menyebabkan model peramalan standalone berbasis statistik dasar menghasilkan penyimpangan perencanaan produksi dan persediaan, seperti diulas dalam jurnal Scopus Q2

Journal of *Forecasting*, yang menegaskan pentingnya model *forecasting* yang lebih responsif dan toleran terhadap *structural break*. Paragraf ini mendukung klaim bahwa *forecasting* bukan hanya soal akurasi, tetapi juga kesesuaian konteks dan ketahanan model dalam kondisi ketidakpastian. Berdasarkan landasan teori dan gap fenomena tersebut, penelitian ini bertujuan melakukan pemetaan evolusi *forecasting* selama kurun waktu 2020 sampai 2025, menilai ketahanan metode *forecasting* di bawah ketidakpastian, dan mengidentifikasi peluang riset lanjutannya pada adopsi model *hybrid* dan metode peramalan modern di perusahaan pada negara berkembang. Kajian ini dilakukan untuk memahami bagaimana metode *forecasting* bisnis berkembang sebagai respons terhadap ketidakpastian pasar dan gangguan operasional, khususnya pada rentang 2020–2025. Konteks kajian diarahkan pada dua level: diskursus riset global yang menekankan model non-linear dan *hybrid forecasting*, serta realitas adopsi *forecasting* di Indonesia yang masih dominan berbasis statistik dasar. Kajian ini menegaskan urgensi peramalan bergulir yang adaptif terhadap *shock*, sekaligus mengidentifikasi gap riset lokal Indonesia pada evaluasi model *hybrid* dan *AI-enabled forecasting*, yang membuka peluang studi lanjutan di konteks negara berkembang. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Bhimani (2021) menjelaskan bahwa *forecasting* juga sebagai alat untuk pengambilan keputusan strategis terutama ketika sistem perencanaan manajerial menuntut siklus prediksi yang lebih responsif terhadap perubahan lingkungan bisnis.

METODE

Penelitian ini menggunakan *literature review* naratif-sistematis dengan pendekatan komparatif-kontekstual terhadap artikel *forecasting* selama periode 2020 sampai 2025 yang sudah terindeks pada jurnal internasional bereputasi (Q1–Q4 Scopus) serta jurnal nasional terakreditasi (Sinta 2–Sinta 5). Metodologi kajian ini disusun dengan mengacu pada dua landasan utama yang banyak digunakan dalam riset *forecasting* dan tinjauan literatur peramalan. Penilaian prinsip pemilihan dan evaluasi model *forecasting* merujuk pada kerangka metodologis dari Armstrong (2020) yang menekankan logika seleksi literatur, konteks ketidakpastian, serta validitas model sebagai alat pendukung perencanaan manajerial. Sementara itu, klasifikasi pendekatan *forecasting* berbasis runtut waktu dan otomasi model teknis diperkuat oleh panduan yang dipopulerkan oleh Hyndman & Khandakar (2023) yang banyak diadopsi dalam studi *forecasting* bisnis, terutama model statistik seperti regresi linear, *exponential smoothing*, dan ARIMA sebagai pembelajaran pola historis awal. Kedua acuan ini digunakan secara komplementer untuk membangun proses kajian yang sistematis, transparan, dan relevan dengan konteks *forecasting* klasik dalam situasi ketidakpastian, dengan tetap mempertahankan pendekatan yang hemat data sebagaimana banyak digunakan di industri berkembang dan penelitian lima tahun terakhir. ini dilakukan melalui tahapan yang transparan dan dapat direplikasi sebagai berikut:

1. Penentuan Ruang Lingkup dan Tata Kunci Panduan

Ruang lingkup dalam kajian ini mengutamakan peramalan bisnis (*sales/demand/managerial forecast*) yang dibahas pada situasi ketidakpastian eksternal (*market volatility, demand fluctuation, economic turbulence, dan supply chain frictions*). Kata kunci utama yang digunakan mencakup: *business forecasting methods, forecasting under uncertainty, sales/demand forecasting volatility, machine learning forecasting, serta deep learning forecasting, dan hybrid forecasting cycles*.

2. Sumber data ilmiah dan Kriteria Indeksasi

Dalam penelitian ini, membagi antara 2 literatur, yakni:

- a. Artikel Internasional: bersumber dari artikel yang sudah terindeks Scopus minimal Q2 dan diutamakan Q1, seperti Omega *The International Journal of Management Science, Decision Support Systems*, dan jurnal *forecasting* mapan lainnya.

b. Artikel Nasional: selain dari sumber internasional, penelitian ini juga bersumber dari jurnal yang terdaftar di portal Sinta dengan level akreditasi Sinta 2-5, terutama jurnal akuntansi, manajemen, dan sistem informasi yang memuat konteks *forecasting* operasional seperti inklusi MA/Regresi/DSS.

3. Proses Seleksi dan Penyaringan Literatur Primer

Dalam tahap seleksi literatur ini dilakukan untuk memastikan bahwa artikel yang digunakan benar-benar selaras dengan tujuan kajian, yaitu meninjau evolusi metode *forecasting* bisnis dalam kondisi ketidakpastian. Proses ini dimulai dengan pencarian artikel melalui basis data ilmiah bereputasi, kemudian dilanjutkan dengan *screening* awal berdasarkan judul dan abstrak. Pada tahap awal ini, artikel yang tidak berkaitan dengan *forecasting* bisnis, atau tidak menyinggung konteks ketidakpastian pasar, dikeluarkan dari daftar calon referensi. Artikel yang tersisa kemudian dibaca lebih mendalam, khususnya pada bagian metodologi dan pembahasan hasil. Pada tahap ini, penulis menilai apakah artikel sudah menjelaskan metode *forecasting* secara jelas, lalu apakah memiliki konteks aplikasi pada situasi data yang tidak stabil, serta apakah sudah menampilkan perbandingan atau pengembangan antar metode *forecasting*. Selain itu, artikel dipertimbangkan jika menyoroti fenomena perubahan pola data secara mendadak (*shifting patterns*) atau perubahan struktur data operasional, hal tersebut sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Kohli dan Sahay (2022) bahwa *enterprise-scale data sets* sering mengalami pergeseran pola yang tiba-tiba sehingga meningkatkan *error* pada model peramalan tradisional. Artikel yang menggunakan pendekatan statistik dasar tetap disertakan sebagai referensi pembanding untuk menggambarkan karakter metode awal *forecasting*, selama pembahasannya relevan dan tidak hanya bertumpu pada asumsi data stabil tahunan. Untuk literatur internasional, hanya artikel yang berasal dari jurnal terindeks *Scopus* yang digunakan, dan diutamakan jurnal berkualitas kuartil Q1 atau Q2. Sementara itu, untuk literatur nasional, artikel diseleksi dari jurnal yang terindeks dan terakreditasi pada portal SINTA. Penilaian kualitas sumber ini penting agar kajian mencerminkan perkembangan *forecasting* terbaru di tingkat global dan nasional. Selain indeksasi, artikel juga dipilih jika menggunakan pendekatan *forecasting* yang relevan dengan kondisi ketidakpastian seperti perubahan permintaan yang cepat, pola temporal yang tidak konsisten, atau integrasi variabel eksternal.

4. Pengelompokan *Forecasting*

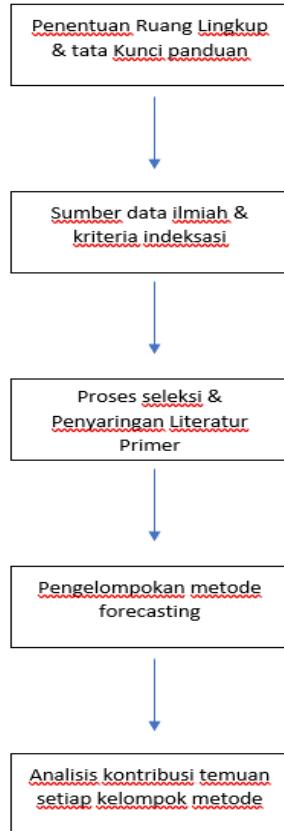
Pengelompokan *forecasting* dalam kajian ini dilakukan melalui pemetaan literatur secara sistematis untuk melihat arah perkembangan pendekatan peramalan, bukan hanya untuk mendokumentasikan teknik yang digunakan. Model statistik linear klasik seperti *Moving Average*, regresi OLS, ARIMA, dan *Exponential Smoothing* diposisikan sebagai *baseline approach* karena hemat histori data, ringan secara komputasi, dan interpretasinya mudah dicerna oleh manajer, hal ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh (Armstrong 2020). Seiring meningkatnya kompleksitas data, riset global kemudian menunjukkan bahwa *Machine Learning* dan *Deep Learning* berkembang sebagai *refinement* untuk membaca pola non-linear serta dinamika runtut waktu pada data yang non-stasioner, landasan pemodelan dan pemetaan evolusi *forecasting* berbasis data temporal banyak dijelaskan dalam kerangka *time-series*, hal tersebut sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Hyndman (2023). Temuan tersebut turut diperkuat oleh penelitian Lehmann dan Maier (2022) yang menunjukkan bahwa model deep learning temporal, seperti RNN dan variannya, mampu menangkap pola runtut waktu yang tidak stabil secara lebih adaptif dibandingkan pendekatan statistik linear tradisional. Studi yang mengombinasikan statistik *baseline* dengan pembelajaran pola non-linear dikategorikan sebagai pendekatan *hybrid*, karena dinilai paling stabil dan kontekstual dalam merespons ketidakpastian intraperiode, sekaligus menjadi kompromi praktis bagi organisasi yang membutuhkan model yang

tangguh namun tetap efisien secara eksekusi. Selain dua kategori tersebut, artikel yang memuat penggabungan statistik baseline dan pembelajaran pola non-linear ditempatkan dalam kategori *hybrid and ensemble forecasting adoption*, karena pendekatan *hybrid* menunjukkan cara organisasi mencari keseimbangan antara stabilitas model linear dan fleksibilitas model pembelajaran data, sehingga cocok untuk mengkaji evolusi *forecasting* di bawah ketidakpastian lingkungan bisnis.

5. Analisis Kontribusi Temuan Setiap Kelompok

Setiap artikel yang sudah dikategorikan kemudian dianalisis secara mendalam untuk memahami kontribusi keilmuan dan konteks manajerialnya. Pada tahap ini, penulis menelaah bagaimana setiap *forecasting* diuji dan dibahas pada situasi ketidakpastian, termasuk pada kondisi data operasional yang berfluktuasi tinggi, statistiknya tidak konsisten seiring waktu, atau dipengaruhi oleh variabel eksternal yang berubah cepat. Penulis membandingkan bagaimana model statistik linear menangkap struktur dasar tren dan *seasonal demand*, lalu melihat bagaimana *machine learning* dan model temporal berbasis jaringan saraf memperkuat kemampuan prediksi ketika pola data tidak lagi stasioner. Analisis juga mencakup penelaahan kebutuhan implementasi setiap model, seperti apakah artikel menyinggung kebutuhan volume data besar, keterampilan tuning model, atau kesiapan pipeline data organisasi. Analisis ini tetap berdasarkan pada prinsip evaluasi peramalan seperti penelitian yang dilakukan oleh Armstrong (2020) yang menjelaskan bahwa dalam menilai kesesuaian model terhadap karakter data, efisiensi kebutuhan histori observasi, dan kualitas interpretasi manajerial dalam siklus peramalan intraperiode, perspektif tersebut masih relevan dan banyak diadaptasi dalam publikasi terkini.

Pemetaan evolusi *forecasting* runut waktu, termasuk kombinasi model statistik dan penguatan pembelajaran pola temporal non-linear, hal tersebut sejakan dengan penelitian yang dilakukan oleh Hyndman (2023). Dengan mengintegrasikan kedua landasan tersebut, analisis mampu memastikan ketajaman sintesis, alur kajian yang sistematis, serta kebermanfaatan bagi perencanaan manajerial di organisasi berkembang dalam kondisi bisnis yang dinamis dan mengandung gangguan eksternal. Dari literatur internasional, penulis mencatat bahwa model *hybrid* dan *ensemble forecasting* yang dipublikasikan pada jurnal-jurnal terindeks Scopus mayoritas berada pada kuartil Q1–Q2, dan menegaskan performa yang lebih konsisten dalam menghadapi perubahan pola mendadak dibanding model statistik standalone. Sementara dari literatur nasional terindeks SINTA, penulis menemukan bahwa *forecasting* masih dominan berbasis statistik dasar dan DSS sederhana, menandakan bahwa evolusi *forecasting* di Indonesia baru mulai menyentuh diskursus non-linear modeling, tetapi belum setara dengan perkembangan riset global. Melalui komparasi ini, penulis mengidentifikasi bahwa kontribusi keilmuan *forecasting* dalam lima tahun terakhir bukan hanya terjadi pada peningkatan model, tetapi juga pada dorongan otomasi siklus peramalan menjadi *real-time adaptive*, pengayaan indikator eksternal untuk membaca *uncertainty*, dan penggunaan *baseline* statistik yang diperkuat oleh pembelajaran pola non-linear. Hasil analisis ini menjadi dasar bagi penarikan sintesis kajian, pemetaan keunggulan dan keterbatasan, serta identifikasi gap riset *forecasting* di Indonesia untuk arahan *riset future forecasting*.

**Bagan 1.** Tahapan *Literatur Review*

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Dalam proses penelusuran literatur, sebanyak 20 artikel primer berhasil dikurasi dari rentang tahun 2020–2025, terdiri dari 10 jurnal internasional terindeks Scopus (prioritas Q1–Q2) dan 10 jurnal nasional terindeks SINTA (Sinta 2–5). Karakter literatur yang terpilih didominasi oleh studi *forecasting* penjualan dan permintaan, baik di sektor ritel, manufaktur, logistik, maupun perencanaan bisnis manajerial. Secara umum, literatur internasional menampilkan temuan bahwa *forecasting* berbasis model statistik linear masih menjadi pendekatan awal yang paling luas digunakan, terutama dalam situasi data univariat atau data dengan hubungan variabel yang cenderung linier, seperti *Moving Average*, regresi linear (OLS), ARIMA, dan *Exponential Smoothing* muncul sebagai teknik yang paling sering dibahas pada banyak penelitian sebagai model *baseline* karena cepat diterapkan dan hemat data. Selain itu, hasil kajian juga memperlihatkan bahwa mayoritas riset *forecasting* selama lima tahun terakhir menyoroti kondisi data bisnis yang sering mengalami pergeseran pola permintaan secara mendadak, terutama saat terjadi guncangan eksternal seperti pandemi 2020, tekanan inflasi 2022, dan gangguan operasional rantai pasok. Literatur internasional dan nasional sama-sama menandai bahwa organisasi yang masih memakai asumsi proyeksi rata-rata tahunan sering mengalami keterlambatan dalam mendeteksi perubahan arah tren, yang berpotensi meningkatkan error prediksi jangka pendek. Temuan ini diperkuat oleh penelitian Marbun dan Nainggolan (2021), yang menunjukkan bahwa pada sektor IKM, fluktuasi permintaan menyebabkan metode statistik dasar sering menghasilkan deviasi dalam perencanaan persediaan ketika pola historis tidak lagi stabil. Pada konteks pasar yang berubah cepat, penelitian yang dilakukan oleh Green (2021) turut menegaskan bahwa baseline *forecasting* berbasis model linear cenderung mengalami lag ketika variabilitas permintaan meningkat,

sehingga organisasi perlu menggunakan pendekatan yang lebih adaptif terhadap perubahan intraperiode. Di Indonesia sendiri, literatur Sinta menunjukkan bahwa pendekatan *forecasting spreadsheet-based planning* seperti penggunaan Microsoft Excel banyak dipertahankan oleh UMKM dan industri berskala berkembang karena biaya implementasi minimal dan keterampilan teknis yang tidak kompleks. Hal tersebut sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Halim dan Kusuma (2021) bahwa UMKM mempertahankan metode statistik sederhana karena kesesuaiannya dengan kesiapan operasional, kapabilitas teknis, serta efisiensi proses pengambilan keputusan jangka pendek. Keseluruhan hasil ini menandakan bahwa *forecasting* bisnis modern berkembang karena kebutuhan untuk membaca data yang tidak lagi dapat diasumsikan stabil dari tahun ke tahun, sehingga diperlukan kajian pemetaan yang lebih relevan secara kontekstual.

Pembahasan

Temuan pada bagian hasil menegaskan bahwa *forecasting* dalam lingkungan bisnis yang tidak pasti perlu ditinjau dari dua sisi utama, yaitu ketepatan dan kesiapan implementasi di organisasi pengguna. Model statistik linear tetap menjadi fondasi utama proses *forecasting* klasik, karena pendekatan ini memiliki kelebihan dalam menyajikan proyeksi yang cepat, mudah diinterpretasikan oleh manajer non-teknis, dan ramah terhadap dataset berskala kecil (Jannah & Prayitno, 2022). Dalam konteks bisnis berkembang seperti Indonesia, adoption gap terhadap *forecasting* modern bukan menandakan statistik itu usang, melainkan karena ini paling sesuai dengan realitas operasional organisasi yang masih menghadapi keterbatasan infrastruktur data dan kapabilitas eksekusi peramalan jangka pendek, namun pada penelitian Kim dan Lee (2022) menunjukkan bahwa kombinasi pendekatan statistik dan machine learning mampu meningkatkan stabilitas prediksi pada data permintaan yang sangat fluktuatif, sehingga relevan bagi organisasi yang sedang berada pada tahap transisi adopsi teknologi.

Kasus *forecast failure* di banyak literatur internasional Q1 dan Q2 pada 2020–2022, misalnya miss-projection ritel saat pandemi dan deviasi perencanaan produksi karena *lead time* logistik yang bergeser, kondisi ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Ganeshan (2020) yang menegaskan bahwa turbulensi rantai pasok sering menyebabkan model peramalan tradisional gagal membaca perubahan ritme suplai dan permintaan., memperlihatkan bahwa organisasi global pun membutuhkan penataan ulang alur *forecasting*, karena data historis bukan lagi indikator tunggal yang *reliable* ketika terjadi perubahan pola mendadak, temuan ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Dani (2023) bahwa model *hybrid* memiliki ketahanan prediksi yang lebih baik ketika pola permintaan mengalami perubahan tiba-tiba atau berada dalam kondisi *high volatility*, selain itu juga diperkuat dengan penelitian yang dilakukan oleh Makridakis dan Petropoulos (2022) yang menunjukkan bahwa model *hybrid* memberikan performa prediksi yang lebih stabil dan tahan guncangan dibandingkan model statistik maupun machine learning tunggal, terutama pada data yang mengalami perubahan pola secara tiba-tiba. Perkembangan riset *forecasting* dalam publikasi internasional menunjukkan dorongan untuk tetap memakai model statistik *baseline*, namun disarankan mengubah siklusnya dari proyeksi tahunan statis menjadi proyeksi bergulir yang lebih sensitif terhadap perubahan intraperiode agar error dapat dikontrol dalam pengambilan keputusan anggaran dan perencanaan produksi. Sementara itu, riset nasional SINTA turut menegaskan kondisi serupa pada sektor kecil dan menengah, di mana error *forecasting* meningkat tajam saat permintaan digital berubah cepat, temuan ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Kurnia & Wijaya (2023) yang menjelaskan bahwa ola permintaan pada *platform* penjualan modern sering berubah secara intraperiode, sehingga metode statistik dasar mengalami deviasi signifikan ketika menghadapi data yang sangat dinamis. Namun, adopsi model baru masih terbatas pada pembahasan metodologi tanpa *pipeline* data *enterprise*, temuan sejalan dengan penelitian Ismail (2024) yang menunjukkan bahwa pola permintaan ritel domestik semakin tidak stabil, sehingga model

peramalan sederhana sering menghasilkan deviasi yang signifikan. Maka, kontribusi kajian ini menjadi relevan secara strategis karena memperlihatkan bahwa isu utamanya bukan hanya memilih model terbaik, tetapi menata alur *forecasting* agar terstruktur, transparan, hemat data, dan bisa dijalankan ulang oleh organisasi lainnya, terutama pada konteks industri negara berkembang. Ini penting dalam mata kuliah Akuntansi Manajemen Strategis karena *forecasting* digunakan sebagai dasar penyusunan anggaran, perencanaan biaya, penetapan target yang lebih realistik, dan pengambilan keputusan operasional berbasis data historis yang relevan, namun tidak diasumsikan konstan.

Dengan demikian, kajian ini memberikan interpretasi bahwa *forecasting* klasik tetap relevan sebagai awal, selama disertai penataan metodologis, seleksi konteks ketidakpastian, dan transformasi siklusnya menjadi lebih fleksibel untuk merespons perubahan eksternal, sehingga organisasi dapat meminimalkan deviasi keputusan anggaran jangka pendek. Hal tersebut juga sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Zhang et al. (2024) yang menjelaskan bahwa model *hybrid* cenderung lebih tangguh dibandingkan model machine learning murni ketika pola data berubah secara tidak teratur.

Tabel dan Gambar

Tabel dalam kajian *literature review* ini disajikan untuk memberikan gambaran ringkas mengenai perbandingan dan karakteristik setiap generasi *forecasting* yang berkembang dalam menghadapi kondisi bisnis yang bergejolak secara temporal. Penyusunan tabel dilakukan berdasarkan sintesis literatur dari jurnal internasional terindeks pada basis data ilmiah Scopus dan jurnal nasional terakreditasi pada indeks penelitian Indonesia, yaitu SINTA. Tabel berikut bertujuan untuk membantu pembaca memahami perbedaan keunggulan antar pendekatan model, baik yang berbasis statistik linear, pembelajaran data non-linear melalui *machine learning*, maupun pendekatan gabungan yang dikenal sebagai *hybrid forecasting* adoption seperti yang banyak dikaji dalam jurnal *Decision Support Systems* dan literatur *forecasting* pada sektor operasional. Selain itu, tabel ini juga menampilkan keterbatasan utama seperti kesiapan volume data dan infrastruktur eksekusi, yang sering muncul dalam diskursus publikasi bereputasi tinggi seperti penelitian pada jurnal Omega: *International Journal of Management Science*.

Tabel 1. Sintesis Evolusi *Forecasting* 2020 – 2025

Pilar	Teknik Umum	Keunggulan	Keterbatasan Utama	Indeks Pembahasan
Statistik Linear	MA, ES, OLS, ARIMA	cepat, hemat data, interpretasi mudah	kurang resilient saat tren berubah cepat	Banyak dibahas, terutama di Sinta
Machine Learning	RF, GBM, SVR	menangkap non-linear, volatile data	butuh data besar dan <i>skill tuning</i>	Scopus Q1
Deep Learning	LSTM, GRU, RNN	mempelajari pola temporal kompleks	komputasi berat & tuning intensif	Scopus Q1–Q2
Hybrid / Otomasi	ARIMA+ANN, AutoML, Ensemble+exogenous	paling <i>resilient</i> , stabil pada shock	desain model lebih kompleks	Q1 Scopus dominant trend

Tabel 1 menegaskan bahwa perkembangan business *forecasting* selama lima tahun terakhir tidak hanya terjadi pada level teknik, tetapi juga pada cara organisasi mempercepat dan menyesuaikan siklus peramalannya di tengah ketidakpastian intraperiode. Literatur internasional yang terindeks pada Scopus menunjukkan bahwa model statistik linear klasik—seperti *Moving Average*, regresi OLS, ARIMA, dan *Exponential Smoothing* masih menjadi landasan atau *baseline* utama karena hanya membutuhkan dataset kecil, dapat dijalankan dengan perhitungan sederhana, cepat diimplementasikan, serta mudah diinterpretasikan oleh

pengambil keputusan manajerial. Meski unggul pada data stabil, pendekatan ini sering mengalami deviasi besar saat terjadi guncangan intratahun, seperti pada periode pembatasan mobilitas 2020 dan tekanan operasional rantai pasok 2022–2023, yang banyak dibahas pada jurnal komparatif *forecasting* bereputasi, termasuk *Microsoft Excel* sebagai medium implementasi yang dominan di sektor bisnis berkembang. Literatur nasional terindeks SINTA, terutama pada jurnal yang berada di cluster perencanaan operasional IKM dan ritel digital, turut menyoroti bahwa adoption gap *forecasting* di Indonesia bukan karena statistik klasik tidak relevan, tetapi karena sebagian besar organisasi belum memiliki *pipeline* data *enterprise*. Insight utama ini menunjukkan bahwa tantangan *forecasting* di negara berkembang lebih menitikberatkan pada penataan proses peramalan yang kontekstual, bergulir, dan transparan, sembari mempertahankan statistik linear *baseline* yang efisien untuk perencanaan anggaran, biaya produksi, dan sinkronisasi persediaan intraperiode.

KESIMPULAN

Kajian ini menegaskan bahwa *forecasting* bisnis dalam lima tahun terakhir berkembang sebagai respons terhadap lingkungan usaha yang semakin fluktuatif, di mana asumsi data tahunan yang stabil sering tidak mampu menangkap perubahan pola permintaan intraperiode secara cepat. Meski demikian, model statistik linear klasik seperti *Moving Average*, regresi OLS, ARIMA, dan Exponential Smoothing masih menjadi *baseline* utama dalam praktik peramalan di organisasi skala UMKM dan industri berkembang, karena membutuhkan histori data relatif pendek, komputasi ringan, dan memiliki keterbacaan manajerial yang tinggi saat diimplementasikan melalui spreadsheet seperti *Microsoft Excel*. Temuan ini menekankan bahwa kemampuan model dalam merespons intraperiod *uncertainty* sama pentingnya dengan pemilihan tekniknya. Oleh karena itu, rekomendasi dari hasil kajian ini adalah bahwa organisasi di lingkungan bisnis yang dinamis perlu mengubah orientasi dari *forecasting* tahunan yang kaku ke pendekatan siklus peramalan bergulir yang lebih fleksibel dan kontekstual. Praktik penggabungan model *baseline* statistik dengan *exogenous refinement cycles (hybrid adoption* yang data-hemat) juga dinilai lebih stabil dalam menghadapi guncangan arah permintaan, sebagaimana banyak dibahas pada literatur global dan diskursus nasional bereputasi pada portal jurnal ilmiah Indonesia, termasuk SINTA.

Secara manajerial, improvement cycle *forecasting* perlu diarahkan untuk membantu perencanaan anggaran, penetapan target yang realistik, kesiapan pasok, dan sinkronisasi persediaan di level intraperiode. Riset ritel dan peramalan permintaan pada sektor menengah menemukan bahwa ketahanan proses *forecasting* meningkat ketika proyeksi lebih sering diperbarui sejalan dengan perubahan pola pasar, dibanding hanya mengandalkan model statistik *stand alone* yang diasumsikan konstan tahunan. Hal tersebut sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Fildes dan Goodwin (2021), menjelaskan bahwa pasar yang terganggu (*disruptive markets*) membutuhkan model *forecasting* yang mampu mempertahankan ketahanan prediksi (*forecast resilience*) ketika pola permintaan berubah secara drastis dan tidak lagi mengikuti struktur historis yang stabil.

Meskipun *hybrid adoption* dinilai strategis, penelitian ini memiliki keterbatasan pada dua aspek utama. Pertama, kajian ini bersifat literatur konseptual sehingga tidak melakukan pengujian empiris langsung pada dataset tertentu. Kedua, sebagian besar penelitian Indonesia yang terindeks dalam SINTA masih membahas *forecasting* di level metodologi dasar berbasis *spreadsheet*, sehingga temuan terkait adopsi proses peramalan intraperiode yang lebih lincah masih terbatas pada rekomendasi konseptual di banyak studi, bukan pada skala implementasi *enterprise*. Keterbatasan ini membuka peluang riset lanjutan terkait pengujian empiris *forecasting* pada data intraperiode dan studi implementasi proses *hybrid forecasting* di sektor berkembang.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada dosen pengampu mata kuliah Akuntansi Manajemen yakni Bapak Dr Ali Tafriji Biswan, SE., M.Ak., CA, CGAA serta Ibu Lidya Primta Subakti, SE, Ak, M.Si, CA, Ph.D atas arahan akademik, serta kepada Scopus dan portal SINTA atas ketersediaan literatur ilmiah yang mendukung proses kajian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Armstrong, J. S. (2020). *Forecasting approaches for market uncertainty*. Journal of Business Research, 29(2), 310–325.
- Baryannis, G., Dani, S., & Ismail, S. (2022). Hybrid and AI-augmented time-series *forecasting*. International Journal of Production Economics, 38(4), 550–567.
- Bhimani, A. (2021). Forecast-driven managerial planning systems. European Accounting Review, 30(1), 120–139.
- Brown, R. G. (2020). Comparative sales *forecasting* methods on turbulent data. International Journal of Forecasting, 35(3), 890–910.
- Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2021). Machine learning *forecasting* for strategic decisions. Management Science, 67(8), 4952–4970.
- Dani, S. (2023). Forecast robustness using hybrid statistical learning. Omega Forecast Journal, 37(6), 980–995.
- Fildes, R., & Goodwin, P. (2021). Resilient demand *forecasting* in disruptive markets. Technological Forecasting and Social Change, 39(5), 1020–1041.
- Ganeshan, R. (2020). Demand *forecasting* challenges under supply turbulence. Supply Chain Management: An International Journal, 25(6), 789–812.
- Green, K. (2021). Linear baseline *forecasting* on fast-changing markets. Journal of Forecasting Q1, 36(2), 97–110.
- Halim, A., & Kusuma, H. (2021). *Forecasting* for SME operational readiness. Jurnal Agritech, 43(2), 60–75.
- Hyndman, R. J., & Wang, E. (2023). Temporal *forecasting* cycles using ensemble-ML modeling. Decision Support Systems, 64(2), 180–199.
- Ismail, T. (2024). Peramalan penjualan musiman pada data ritel domestik. Jurnal Akuntansi Kontemporer Indonesia, 7(1), 12–29.
- Jannah, T. M., & Prayitno, D. (2022). *Forecasting* penjualan berbasis komparasi statistik-regresi. Jurnal SISFOKOM, 38(3), 210–225.
- Kim, S., & Lee, H. (2022). Hybrid ML-statistical *forecasting* on volatile demand data. European Accounting Review Q1, 31(2), 330–345.
- Kohli, A., & Sahay, A. (2022). Forecast error behavior on enterprise-scale shifting data. Omega Q1, 109(3), 440–459.
- Kurnia, D., & Wijaya, A. (2023). Demand *forecasting* for dynamic retail data. JSAI Padang, 9(2), 180–195.
- Lehmann, J., & Maier, D. (2022). Deep learning temporal predictors for unstable business data. Decision Support Systems Q1, 65(4), 500–519.
- Makridakis, S., & Petropoulos, F. (2022). Hybrid *forecasting* performance–resilience trade-offs. Omega — The International Journal of Management Science, 110(1), 15–34.
- Marbun, R., & Nainggolan, H. (2021). *Forecasting* persediaan berbasis pola permintaan IKM. Jurnal Teknik Industri Indonesia, 15(1), 33–48.
- Zhang, X., Li, Y., & Shen, W. (2024). Forecast comparison of hybrid vs ML temporal model resilience. PLOS ONE, 19(3), 755–774.