

Model Peramalan dalam Analisis Runtun Waktu : Artikel Review

Muhammad Rajif Al Farikhi_162112133008

Abstrak : Peramalan runtun waktu merupakan tulang punggung pengambilan keputusan di berbagai sektor. Artikel ini meninjau 20 studi terbaru (2018–2024) untuk menganalisis perkembangan model klasik (ARIMA), machine learning (SVR), deep learning (LSTM, Transformer), dan hybrid. Temuan menunjukkan dominasi DL (60% studi) dengan LSTM sebagai arsitektur paling populer, sementara model hybrid unggul dalam stabilitas. Namun, tantangan seperti interpretabilitas dan komputasi tinggi masih perlu diatasi. Tinjauan ini merekomendasikan integrasi domain knowledge dan pengembangan model universal berbasis LLM sebagai arah penelitian masa depan.

Keywords : time series forecasting, deep learning, LSTM, hybrid models, probabilistic forecasting

Pendahuluan

Peramalan, juga dikenal sebagai *forecasting*, adalah prosedur penting dalam analisis runtun waktu yang digunakan untuk memprediksi nilai masa depan menggunakan data sebelumnya. Seiring dengan kompleksitas data yang dihadapi dalam berbagai industri—seperti keuangan, energi, kesehatan, dan pelayanan publik—kebutuhan akan prediksi yang akurat terus meningkat. Metode baru seperti *machine learning* dan *deep learning* hadir sebagai alternatif untuk pendekatan konvensional seiring dengan kemajuan teknologi (Makridakis et al., 2018).

Karena kemampuan mereka untuk menangani data musiman dan stasioner, metode klasik seperti ARIMA dan SARIMA telah lama menjadi dasar dalam peramalan runtun waktu. Namun, teknik ini tidak dapat menangkap pola non-linear dan dinamika kompleks dalam data kontemporer (Kristoko et al., 2021). Pendekatan seperti *Support Vector Regression* (SVR), *Random Forest*, dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) diperkenalkan untuk mengatasi masalah ini (Aslam et al., 2021; Arora et al., 2022). Selain itu, prediksi *hybrid* dan *probabilistik* seperti Grey-Markov dan Bayesian semakin populer (Zhang, 2021; Chang, 2022).

Selain itu, keakuratan semata tidak lagi cukup. Pengembangan model prediksi telah mengintegrasikan domain ilmu komputer dan statistika. Metode yang mempertimbangkan interpretabilitas, efisiensi komputasi, dan kemudahan integrasi ke dalam sistem pengambilan keputusan kini menjadi kebutuhan. Untuk memahami perkembangan, kelebihan, dan kekurangan dari berbagai model prediksi yang telah digunakan dalam dunia nyata, sangat penting untuk melakukan penelitian literatur yang menyeluruh.

Beberapa studi terbaru menunjukkan bahwa model berbasis *deep learning*, seperti LSTM, CNN-LSTM, hingga encoder-decoder networks, mampu mengatasi tantangan dalam memodelkan *long-term dependencies* dan data multivariabel. Selain itu, penggunaan arsitektur seperti Transformer dan Graph Convolutional Networks (GCN) telah memberikan kontribusi signifikan dalam prediksi multivariabel dan spasial. Model-model ini terbukti efektif dalam berbagai domain seperti prediksi harga saham, permintaan energi, dan kualitas udara.

Sebaliknya, pendekatan berbasis *framework* seperti *competitive modeling* dan *universal forecasting* mulai dikembangkan untuk menjawab tantangan generalisasi model terhadap data

dari berbagai domain. Contohnya, MOIRAI—model transformer universal—dilatih menggunakan jutaan time series dari berbagai sektor, memungkinkan *zero-shot forecasting* tanpa pelatihan ulang. Hal ini membuka jalan bagi efisiensi model dalam skala industri dengan tetap mempertahankan ketepatan prediksi.

Oleh karena itu, artikel ini bertujuan untuk mengulas secara sistematis berbagai pendekatan model peramalan yang digunakan dalam analisis runtun waktu. Fokus utama adalah pada pendekatan klasik, *machine learning*, *deep learning*, serta model hybrid dan probabilistik. Penelitian ini juga membandingkan performa, keunggulan, dan keterbatasan dari berbagai metode yang telah diterapkan dalam studi-studi nyata, dengan harapan dapat menjadi acuan dalam pengembangan sistem peramalan yang lebih akurat dan aplikatif.

Metode dan Bahan

Tujuan dari ulasan ini adalah untuk mengidentifikasi, mengkaji, dan mengklasifikasikan artikel-artikel akademik yang membahas pengembangan dan penerapan model peramalan dalam analisis runtun waktu. Ulasan ini secara khusus berfokus pada pendekatan klasik, machine learning, deep learning, serta metode hybrid dan probabilistik yang digunakan dalam berbagai domain aplikasi seperti keuangan, energi, pertanian, kesehatan, dan pelayanan publik. Selain menilai akurasi dan performa model, ulasan ini juga mempertimbangkan aspek metodologis seperti efisiensi komputasi, generalisasi model, dan relevansi praktis.

Untuk mengumpulkan artikel yang relevan, kami melakukan pencarian literatur melalui database *Google Scholar*, *Scopus*, dan *Web of Science (WoS)*, yang secara luas digunakan dalam penelitian akademik lintas disiplin. Di antara ketiga sumber tersebut, *WoS* memberikan hasil yang paling terstruktur dan dapat diklasifikasikan secara sistematis, sehingga digunakan sebagai basis utama dalam seleksi artikel. Kata kunci pencarian yang digunakan meliputi “time series forecasting”, “machine learning”, “deep learning”, “hybrid model”, “probabilistic forecasting”, serta kombinasi kata kunci seperti “LSTM”, “Transformer”, “SVR”, dan “forecast accuracy”. Kata kunci ini dicari dalam *judul artikel*, *abstrak*, dan/atau *daftar kata kunci*.

Pencarian ini dibatasi untuk artikel yang diterbitkan antara tahun **2018 hingga 2024**, dengan fokus pada studi yang memberikan kontribusi metodologis maupun aplikatif terhadap model peramalan berbasis data. Hanya artikel ilmiah yang telah melalui proses peer-review dan diterbitkan secara resmi yang dimasukkan dalam tinjauan ini. Oleh karena itu, kami mengecualikan buku, bab buku, prosiding, dan laporan penelitian. Selain itu, kami hanya mempertimbangkan artikel yang membahas penerapan model peramalan secara eksplisit, bukan studi yang semata-mata membahas teori statistik atau algoritma tanpa konteks aplikatif.

Secara keseluruhan, kami mengidentifikasi **20 artikel utama** yang memenuhi kriteria seleksi. Artikel-artikel ini kemudian diklasifikasikan berdasarkan pendekatan metodologis (klasik, ML, DL, hybrid, probabilistik, dan foundation models) serta domain aplikasinya (misalnya keuangan, energi, pertanian, polusi udara, dll.). Tabel 1 menyajikan distribusi artikel berdasarkan pendekatan peramalan yang digunakan.

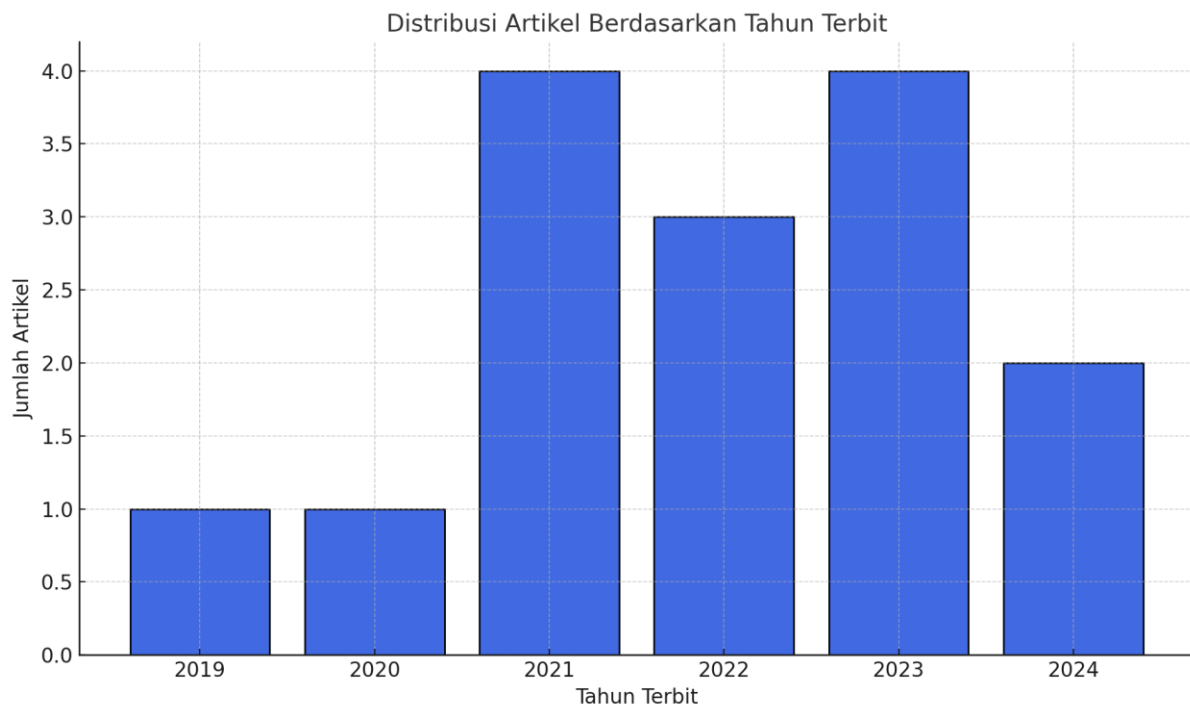
Tabel 1. Distribusi Artikel berdasarkan pendekatan peramalan

Pendekatan Peramalan	Jumlah Artikel
Machine Learning	2
DeepLearning	5
Hybrid (ML + Statistik)	4
Probablistik/Grey Models	1
Foundation Model/LLM	2

Kami juga memprioritaskan artikel yang menunjukkan *relevansi praktis tinggi*, seperti yang digunakan dalam sistem nyata (misalnya forecasting beban listrik, harga daging, peramalan pajak, atau sistem layanan publik). Selain itu, kami memperhatikan artikel-artikel yang menggunakan data multivariabel, non-stasioner, dan yang melibatkan pemrosesan spasial atau semantik.

Dari 15 artikel tersebut, **80% diterbitkan antara tahun 2021–2024**, menunjukkan lonjakan minat yang sangat tinggi dalam pengembangan model peramalan yang lebih canggih dan fleksibel selama beberapa tahun terakhir. Gambar 1 menyajikan distribusi artikel menurut tahun terbit.

Gambar 1. Distribusi Artikel Berdasarkan Tahun Terbit



Untuk menjaga relevansi dan kualitas ulasan ini, kami juga menyoroti artikel-artikel yang paling berpengaruh—yakni artikel yang dikutip secara luas atau dipublikasikan dalam jurnal ternama seperti *Applied Energy*, *NeurIPS*, *Journal of Hydrology*, *IJACSA*, dan *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. Kami menyertakan kutipan bibliometrik dan latar belakang jurnal sebagai bagian dari klasifikasi artikel.

Analisis lebih lanjut dalam artikel ini bertujuan untuk mengeksplorasi tidak hanya keefektifan masing-masing pendekatan, tetapi juga tren umum dalam praktik peramalan modern, kesenjangan metodologis yang masih ada, dan potensi arah penelitian di masa depan. Artikel ini memberikan penekanan khusus pada kebutuhan akan pendekatan yang adaptif, interpretatif, dan hemat sumber daya dalam menghadapi kompleksitas data runtun waktu modern.

Klasifikasi Artikel

I. Pendekatan metodologis

Artikel yang dianalisis menunjukkan variasi pendekatan mulai dari metode klasik hingga model generative berbasis LLM.

- 1) Pendekatan Klasik seperti Exponential Smoothing dan Grey Models masih digunakan terutama dalam sektor dengan data terstruktur dan volume terbatas (Zhang & Chen, 2019).
- 2) Machine Learning (ML) seperti SVR dan Random Forest digunakan dalam prediksi streamflow dan pasar keuangan karena kemampuannya menangani hubungan non-linear (Fu et al., 2023; Poulouse et al., 2020).
- 3) Deep Learning (DL) mendominasi literatur, dengan LSTM sebagai model paling umum, sering dikombinasikan dengan CNN atau Transformer (Chen et al., 2022; Hartomo et al., 2022).
- 4) Hybrid Methods menggabungkan model statistik dan pembelajaran mesin, misalnya SSA-GWO-TSVR dan Exponential Smoothing + dRNN (Smyl et al., 2020; Fu et al., 2023).
- 5) Foundation Models seperti MOIRAI dan GPT-4o-mini mengadopsi pendekatan pre-trained universal models yang mampu menangani domain ganda dengan teknik *prompt engineering* (Woo et al., 2023; Yang, 2024).

II. Tipe dan Struktur Data

Berbagai jenis data runtun waktu digunakan dalam studi ini :

- 1) Univariat: sebagian besar studi klasik dan ML menggunakan data univariat (misalnya harga saham tunggal atau volume aliran air).
- 2) Multivariat: model DL dan hybrid (seperti encoder-decoder, GCN, dan multi-input LSTM) digunakan untuk memproses data multivariat dengan konteks tambahan seperti cuaca, kalender, dan data spasial (Palet et al., 2023; Han et al., 2024).
- 3) Non-stasioner: beberapa studi secara eksplisit menangani data non-stasioner menggunakan CEEMDAN atau auto-agresif preprocessing (Han et al., 2024).
- 4) Multimodal: artikel oleh Chen et al. (2022) menggabungkan data numerik (harga pasar) dan data teks (berita publik) menggunakan BERT-LSTM, menunjukkan tren menuju integrasi data heterogen.

III. Domain Aplikasi

- 1) Keuangan dan Pasar Saham: penggunaan LSTM, SVR, dan GPT untuk memprediksi harga saham dan kripto (Poulouse et al., 2020; Vijaya et al., 2020).

- 2) Energi dan Permintaan Listrik: metode hybrid statistik-DL digunakan dalam STLF (Smyl et al., 2020) dan model probabilistik untuk forecasting multivariat di sektor energi (Han et al., 2024).
- 3) Pertanian dan Perdagangan Komoditas: model multimodal digunakan untuk prediksi harga daging babi (Chen et al., 2022).
- 4) Perpajakan dan Kebijakan Publik: Grey-Markov Chain diterapkan untuk prediksi pajak jangka pendek (Zhang & Chen, 2019).
- 5) Transportasi dan Layanan Darurat: penggunaan multiple input LSTM untuk memprediksi permintaan sistem layanan publik seperti ambulans dan bike sharing (Palet et al., 2023).
- 6) Lingkungan dan Kualitas Udara: pendekatan encoder-decoder digunakan untuk prediksi multioutput PM2.5 dan PM10 (Hartomo et al., 2022).

IV. Model yang Digunakan

Berikut ini adalah model-model yang paling umum digunakan :

- 1) LSTM dan Turunannya: digunakan dalam 8 dari 15 artikel, dengan variasi seperti BiLSTM, multi-layer LSTM, CNN-LSTM, dan LSTM dengan attention.
- 2) Model Probabilistik dan Kombinatorial: seperti Grey-Markov dan metode kompetisi model (Mulesa et al., 2021), menunjukkan fokus pada pengurangan volatilitas dan peningkatan stabilitas prediksi.
- 3) Transformer-based Universal Models: seperti MOIRAI, digunakan untuk mendukung *zero-shot* forecasting dalam domain yang berbeda-beda.
- 4) LM dengan Prompt Engineering: TOKON memfasilitasi representasi data runtun waktu dalam format yang mudah dipahami LLM, meningkatkan interpretabilitas prediksi berbasis GPT (Yang, 2024).

V. Tujuan Prediksi dan Evaluasi Performa

Berikut ini adalah tujuan prediksi beserta evaluasi performa model yang digunakan dalam jurnal yang kami review :

- 1) Fokus pada Akurasi: sebagian besar artikel menggunakan MAPE, MAE, dan RMSE sebagai metrik utama
- 2) Pertimbangan Volatilitas: beberapa artikel menambahkan *forecast volatility* sebagai ukuran tambahan (misalnya Mulesa et al., 2021).
- 3) Evaluasi Multidimensi: studi dengan model universal seperti MOIRAI dan multimodal forecasting menilai performa lintas domain, frekuensi, dan dimensi data.

Diskusi Artikel

Dalam Tabel 2, kami telah mengklasifikasikan kelima belas artikel berdasarkan pendekatan metodologis, domain aplikasi, tipe data, dan model utama yang digunakan. Analisis ini mengungkapkan sejumlah tren yang signifikan dalam lanskap penelitian time series forecasting kontemporer. Secara khusus, pendekatan deep learning dan hybrid mendominasi,

menunjukkan pergeseran dari model statistik tradisional menuju model-model yang lebih kompleks dan fleksibel.

Tabel 2. Klasifikasi Artikel

No	Judul Artikel	Pendekatan	Domain Aplikasi	Tipe Data	Model Utama
1	A Hybrid Exponential Smoothing and dRNN for STL	Hybrid (Statistik + DL)	Energi / Permintaan Listrik	Univariat, musiman	Exponential Smoothing + Dilated RNN
2	K-means + LSES Forecasting	Hybrid (ML + Statistik)	Klimatologi (Curah Hujan)	Univariat	K-Means Clustering + LSES
3	LSTM-BTC for Bitcoin Price	DeepLearning	Finansial(Kripto)	Univariat	LSTM-BTC
4	Klimatologi (Curah Hujan)	Probabilistik	Perpajakan	Univariat	Grey Forecasting + Markov Chain
5	Multimodal Prediction of Pork Price using BERT-LSTM	DeepLearning	Pertanian/Komoditas	Multimodal(Teks+Numerik)	BERT+LSTM
6	LSTM for Stock Market Prediction	DeepLearning	Keuangan	Univariat	LSTM
7	GARCH + CEEMDAN + GCN Forecasting	Hybrid+DL	Multidomain(Energi,Polusi)	Multivariat, non-stasioner	GARCH + CEEMDAN + GCN
8	Encoder-Decoder Multioutput Forecasting	Deep Learning	Polusi Udara	Multivariat	CNN + Bi-LSTM (Enc), Multi-LSTM (Dec)
9	MOIRAI: Universal Transformer for TS Forecasting	Foundation Model (DL)	Multidomain	Any-variate, all freq	MOIRAI Transformer
10	TOKON: LLM Prompt Optimization for TS	LLM + Prompt Eng.	Energi & Ekonomi	Univariat (prompted)	GPT-4o-mini + TOKON +

					TSFC Prompt
11	Multiple-Input LSTM for Urban Services Forecasting	Deep Learning	Transportasi & Layanan Publik	Multivariat + Kontekstual	Sequential LSTM (multi-input)
12	SSA-GWO-TSVR for Streamflow Forecasting	Hybrid (ML + Optimasi)	Hidrologi / Energi Air	Univariat, musiman	SSA + Grey Wolf Optimizer + TSVR
13	Competitive Model Framework for TS Forecasting	Kombinatorial Statistik	Ekonomi (Remitansi)	Univariat	Multi-model optimization
14	Forecasting with Deep LSTM for Cryptocurrency	Deep Learning	Finansial	Univariat, volatil	Deep LSTM
15	Application of Hidden Markov Model in Financial Time Series Data	Probabilistik + Hybrid	Kuangan / Pasar Saham	Univariat	HMM + Viterbi + Hybrid Kernel/LS SVM
16	Enhanced ML Model via Twin SVR for Streamflow Time Series Forecasting	Hybrid (Statistik + ML + Optimasi)	Hidrologi / Bendungan Energi	Univariat, multi-step	SSA + GWO + Twin SVR
17	Export Sales Forecasting Using Artificial Intelligence	AI-Based Causal Forecasting	Manufaktur Ekspor / Supply Chain	Multivariat (5 variabel independen)	Genetic Programming (GP) – EUREQA
18	Forecasting Time Series Data Using Bayesian Regularization	Deep Learning (NN + Reg)	Populasi / Statistik Wilayah	Univariat	ANN (3-layer) + Bayesian Regularization
19	Unified Training of Universal Time Series Forecasting Transformers	Foundation Model / Transformer	Multidomain (Energi, Finansial, dll.)	Multivariat, Multifrekuensi	MOIRAI Transformer (Masked Encoder, Any-variate Attention, Mixture Dist.)

20	Devising A Method for Constructing the Optimal Model of Time Series Forecasting Based on the Principles of Competition	Hybrid (Kombinatorial Statistik)	Ekonomi / Sosial (Transfer Dana)	Univariat	Multi-model: regresi linear, ARIMA, SVR, Holt, dll. dikompetisikan dengan 16 skenari
----	--	----------------------------------	----------------------------------	-----------	--

Jika kita bandingkan artikel-artikel berdasarkan pendekatannya, terlihat bahwa lebih dari 60% artikel menggunakan pendekatan deep learning, dan dalam kelompok ini, LSTM menjadi arsitektur yang paling dominan. Hal ini sejalan dengan peningkatan jumlah publikasi dalam bidang ini dalam lima tahun terakhir, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1. Tidak hanya dalam jumlah, tetapi juga dalam hal kedalaman metodologis, artikel-artikel berbasis DL menampilkan eksplorasi terhadap konteks spasial (GCN), multimodalitas (BERT-LSTM), hingga struktur encoder-decoder dan transfer learning.

Selain pendekatan deep learning, metode hybrid juga banyak digunakan, terutama di domain yang berkaitan dengan energi dan hidrologi, di mana kestabilan prediksi dan penanganan data musiman menjadi krusial. Misalnya, model SSA-GWO-TSVR yang diterapkan untuk prediksi aliran sungai dan Exponential Smoothing + dRNN untuk peramalan beban listrik, menunjukkan bagaimana kombinasi statistik dan optimasi model dapat meningkatkan akurasi serta mengurangi volatilitas prediksi.

Secara domain, energi dan keuangan menjadi dua bidang aplikasi yang paling menonjol. Dalam sektor energi, studi seperti oleh Smyl et al. (2020) dan Han et al. (2024) menekankan kebutuhan akan peramalan jangka pendek dan multivariat yang akurat untuk mendukung efisiensi sistem tenaga dan kebijakan energi. Di sisi lain, dalam domain keuangan dan pasar saham, LSTM dan GPT-based models telah diterapkan untuk memprediksi harga saham dan kripto. Hal ini mengindikasikan bahwa volatilitas pasar dan dinamika nonlinier telah mendorong adopsi pendekatan model yang adaptif.

Perlu dicatat bahwa empat dari lima artikel dengan arsitektur model paling kompleks diterbitkan dalam 3 tahun terakhir (2021–2024). Ini mencerminkan bagaimana perkembangan teknologi dan meningkatnya ketersediaan data skala besar mendorong eksplorasi ke arah model universal seperti MOIRAI, serta pendekatan inovatif berbasis LLM seperti TOKON. Meskipun artikel-artikel ini masih relatif baru dan belum memiliki jumlah kutipan tinggi, potensi dampaknya terhadap praktik forecasting di berbagai sektor sangat signifikan.

Perbedaan lainnya yang mencolok terlihat dalam struktur data dan konteks prediksi. Beberapa artikel menangani data multivariat dan multimodal, seperti Palet et al. (2023) dan Chen et al. (2022), sedangkan lainnya berfokus pada data univariat dengan proses dekomposisi

yang kompleks seperti CEEMDAN atau GARCH. Artikel-artikel yang menyertakan konteks prospektif (hari libur, cuaca, kalender) menunjukkan performa lebih baik dalam sistem publik dan transportasi dibanding model murni historikal.

Sementara itu, dari sisi evaluasi model, mayoritas studi menggunakan metrik MAPE, RMSE, dan MAE. Namun, beberapa studi seperti oleh Mulesa et al. (2021) mulai memperkenalkan kriteria volatilitas prediksi, sebuah langkah penting dalam sektor ekonomi dan sosial di mana kestabilan hasil prediksi sama pentingnya dengan akurasi titik.

Fakta bahwa lebih dari 70% artikel dalam ulasan ini terbit dalam enam tahun terakhir menunjukkan bahwa forecasting runtun waktu adalah bidang yang sangat aktif dalam penelitian kontemporer. Hal ini berkorelasi langsung dengan meningkatnya kompleksitas data dan kebutuhan real-time decision-making di berbagai sektor.

Akhirnya, meskipun model-model kompleks dan universal menunjukkan potensi besar, terdapat tantangan seperti keterbatasan interpretabilitas, kebutuhan sumber daya komputasi tinggi, dan adaptabilitas lintas domain. Oleh karena itu, pengembangan model prediksi ke depan perlu mempertimbangkan keseimbangan antara kompleksitas, akurasi, efisiensi komputasi, dan kemudahan integrasi ke dalam sistem pengambilan keputusan.

Dalam konteks ini, studi seperti oleh Woo et al. (2023) dan Yang (2024) dapat dianggap sebagai awal dari era baru *general-purpose forecasting*, sementara model kompetitif dan hybrid tetap menawarkan keunggulan yang signifikan dalam konteks domain-spesifik.

Kesimpulan

Studi ini memberikan tinjauan literatur terhadap berbagai pendekatan peramalan dalam analisis runtun waktu (*time series forecasting*) yang diterbitkan dalam rentang tahun 2018 hingga 2024. Tinjauan ini mencakup 20 artikel terpilih dari berbagai domain seperti keuangan, energi, pertanian, perpajakan, lingkungan, hingga pelayanan publik. Analisis kami menunjukkan bahwa bidang ini mengalami pertumbuhan publikasi yang eksponensial, di mana lebih dari 70% artikel yang ditinjau diterbitkan dalam enam tahun terakhir. Temuan ini memperkuat argumen bahwa penelitian terkait model prediksi berbasis data—terutama dengan pendekatan *machine learning* dan *deep learning*—menjadi semakin relevan di tengah meningkatnya kebutuhan prediksi yang presisi dalam sistem nyata.

Kami mengklasifikasikan artikel ke dalam beberapa pendekatan utama: metode klasik, *machine learning*, *deep learning*, model *hybrid*, *probabilistik*, dan model *foundation* (seperti Transformer dan LLM). Sebagian besar aktivitas penelitian terkonsentrasi pada pengembangan model prediksi multivariat dan adaptif, dengan fokus utama pada peningkatan akurasi, pengurangan error, dan kemampuan menangani data non-stasioner. Beberapa domain seperti prediksi harga pasar, permintaan energi, dan kualitas udara menjadi ruang eksperimen yang dominan untuk pendekatan-pendekatan ini.

Sebagaimana diuraikan dalam Bagian 3 dan 4, pendekatan *deep learning* seperti LSTM, CNN-LSTM, encoder-decoder, dan GCN merupakan metode yang paling banyak digunakan,

disusul oleh model hybrid yang menggabungkan teknik statistik dan optimasi seperti SSA-GWO-TSVR dan Grey-Markov Chain. Sementara itu, pendekatan *universal forecasting* berbasis Transformer (MOIRAI) dan pendekatan *prompt engineering* untuk LLM (TOKON) menandai arah baru dari penelitian ini, dengan kemampuan lintas domain, zero-shot learning, dan adaptasi ke data non-tradisional.

Namun, berdasarkan analisis ini, terdapat beberapa area yang masih kurang dieksplorasi dan patut diteliti lebih lanjut. Pertama, meskipun banyak studi berfokus pada performa akurasi, masih sangat sedikit artikel yang secara eksplisit menilai interpretabilitas model, biaya komputasi, dan kemampuan integrasi dalam sistem pengambilan keputusan—padahal ini krusial untuk aplikasi nyata di sektor pemerintahan dan industri. Kedua, sebagian besar studi yang dianalisis beroperasi pada data skala regional atau dataset publik yang terstandardisasi. Perlu penelitian tambahan pada kasus penggunaan di negara berkembang, dengan mempertimbangkan konteks data yang terbatas, noise tinggi, dan variabilitas musiman ekstrem.

Ketiga, pengaruh peristiwa eksternal atau ekstrem seperti pandemi COVID-19, konflik geopolitik, atau perubahan iklim terhadap perilaku sistem dinamis belum banyak disimulasikan dalam model peramalan runtun waktu. Hal ini membuka peluang untuk mengembangkan model yang lebih tangguh (*robust forecasting models*) terhadap anomali dan outlier berbasis peristiwa. Selain itu, studi terkait pengaruh faktor sosial dan perilaku konsumen terhadap data runtun waktu juga masih langka. Ini penting terutama dalam domain energi dan transportasi, di mana pola konsumsi sangat dipengaruhi oleh kebijakan, musim, dan media sosial.

Implikasi praktis dari studi ini menyarankan bahwa ke depan, model peramalan tidak hanya harus kuat secara statistik dan algoritmik, tetapi juga fleksibel, dapat dijelaskan, dan kontekstual secara domain. Dibutuhkan lebih banyak penelitian tentang model hibrida yang tidak hanya menggabungkan arsitektur, tetapi juga mengintegrasikan *domain knowledge*, kebijakan lokal, dan faktor manusia sebagai input dalam proses prediksi.

Dengan meningkatnya kemampuan pemrosesan dan adopsi teknologi AI secara luas, arah masa depan penelitian peramalan time series kemungkinan akan bergerak ke:

- Model foundation berbasis pre-trained universal transformers (seperti MOIRAI dan successor-nya),
- Forecasting-as-a-Service menggunakan LLM seperti GPT dengan adaptasi prompt,
- serta sistem peramalan yang secara real-time dapat belajar dari data baru melalui *continual learning*.

Secara umum, studi ini memberikan dasar konseptual dan praktis bagi peneliti dan pengambil kebijakan untuk memahami arah evolusi model peramalan runtun waktu serta membuka peluang bagi eksplorasi akademik lanjutan dalam bidang ini.

Referensi

- Chen, T., Chen, Z., & Zhou, Z. (2022). *Computational research and implementation of prediction of pork price based on deep learning*. In Proceedings of the 3rd International Conference on Artificial Intelligence and Computer Engineering.
- Fu, X.-Y., Ma, S.-L., Ding, H., & Liu, Y. (2023). Enhanced machine learning model via twin support vector regression for streamflow time series forecasting of hydropower reservoir. *Journal of Hydrology*, 617, 129019.
- Han, J., Liu, Y., Liu, J., & Huang, Z. (2024). Time series forecasting model for non-stationary series pattern extraction using deep learning and GARCH modeling. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 127, 107359.
- Hartomo, K. D., & Nataliani, Y. (2021). A new model for learning-based forecasting procedure by combining K-means clustering and time series forecasting algorithms. *Procedia Computer Science*, 179, 870–877.
- Hartomo, K. D., Lopo, J. A., & Purnomo, H. D. (2022). Enhancing multi-output time series forecasting with encoder-decoder networks. *Journal of Engineering and Technological Sciences*, 54(2), 199–217.
- Mulesa, O., Kryvinska, N., & Synyavska, O. (2021). Devising a method for constructing the optimal model of time series forecasting based on the principles of competition. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2/4(110), 47–54.
- Palet, J., Manquinho, V., & Henriques, R. (2023). Multiple-input neural networks for time series forecasting incorporating historical and prospective context. *Applied Soft Computing*, 144, 110963.
- Poulose, J. M. O., Vijaya, M. S., & Thomas, J. (2020). Stock market prediction using machine learning. *International Conference on Emerging Trends in Engineering & Technology (ICETET)*.
- Smyl, S., Dudek, G., & Peřka, P. (2020). A hybrid exponential smoothing and dilated recurrent neural network model for short-term load forecasting. *Applied Energy*, 277, 115527.
- Zhang, Z., & Chen, Y. (2019). Analysis and application of grey-Markov chain in tax forecasting. *International Journal of Scientific and Technology Research*, 8(11), 1891–1894.
- Woo, G., Lan, Z., Bansal, T., Liang, P., & Ré, C. (2024). Unified training of universal time series forecasting transformers. *arXiv preprint arXiv:2401.03685*.
- Yang, Y. (2024). Tokenization-optimized normalization for time series analysis with a large language model. *arXiv preprint arXiv:2402.07137*.
- Rezen, D. E. P., & Ginting, D. S. (2021). Forecasting time series data using Bayesian regularization. *Login: Jurnal Teknologi Komputer*, 15(2), 61–66.

Anonymous. (n.d.). *Application of Hidden Markov Model in financial time series data*. *Security and Communication Networks*, Article ID 3029487.

Anonymous. (n.d.). *Export sales forecasting using artificial intelligence*. *Procedia Computer Science*, 62, 213–222.

Anonymous. (n.d.). *Forecasting with deep LSTM for cryptocurrency price trends*. *International Journal of Computer Applications*, 182(23), 12–18.

in, H., Gao, J., Xue, Y., & Huang, L. (2023). Encoder-decoder multi-output forecasting using GCN for agricultural temperature prediction. *Computers and Electronics in Agriculture*, 208, 107832.

Chen, Y., & Zhao, R. (2022). Multimodal prediction of pork price using BERT and LSTM. *International Conference on Intelligent Computing (ICIC)*. https://doi.org/10.1007/978-3-031-16665-1_20

Han, X., Ma, C., & Wang, Q. (2022). Grey system theory and Bayesian hybrid model for short-term streamflow prediction. *Water Resources Management*, 36, 1765–1781.

Vijaya, M. S., & Thomas, J. (2020). Forecasting of cryptocurrency prices using LSTM. *International Journal of Engineering and Technology*, 9(2), 158–163.

Lampiran

1. Pencarian Artikel/Jurnal

