

MODEL TERPOPULER UNTUK PREDIKSI HARGA BAHAN POKOK: SEBUAH TINJAUAN LITERATUR

Aryka Anisa Pertiwi, Nisa Hanum Harani

Teknik Informatika, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional
Jl. Sariasih Nomor 54, Bandung, Indonesia 40151
arykaanisap22@gmail.com

ABSTRAK

Perkembangan sektor perdagangan bahan pokok sangat dipengaruhi oleh kemajuan teknologi informasi, khususnya dalam penerapan Machine Learning. Selama dekade terakhir, model prediksi harga bahan pokok berbasis algoritma seperti Random Forest, SVM, XGBoost, hingga LSTM menunjukkan potensi yang signifikan. Permasalahan utama terletak pada ketidakstabilan data pasar dan kebutuhan integrasi data secara real-time, yang menjadi tantangan dalam pengembangan model prediksi yang akurat. Tujuan makalah ini adalah memberikan kontribusi terhadap literatur ilmiah melalui pemetaan tantangan, metode, serta tren dan peluang masa depan dalam penggunaan Machine Learning untuk prediksi harga bahan pokok. Penelitian ini mengkaji 35 artikel ilmiah dari tahun 2014 hingga 2024 menggunakan pendekatan Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA). Hasil kajian menunjukkan bahwa LSTM merupakan model yang paling banyak digunakan dalam studi terkini, dengan arah penelitian yang berkembang ke arah model hybrid, penerapan algoritma berbasis deep learning, serta peningkatan akurasi melalui integrasi big data dan Internet of Things (IoT). Temuan ini diharapkan dapat menjadi dasar bagi pengembangan riset lanjutan yang lebih adaptif terhadap dinamika pasar.

Kata kunci : *Prediksi Harga Makanan Pokok, Pembelajaran Mesin, Tantangan Prediksi, Model Prediktif, Tren Penelitian Masa Depan*

1. PENDAHULUAN

Menurut Menteri Perdagangan Republik Indonesia, perkembangan sektor bahan pokok dipengaruhi oleh kemajuan teknologi informasi, secara langsung maupun tidak berdampak pada sistem pengelolaan dan prediksi harga bahan pokok. Dalam beberapa dekade terakhir, penggunaan teknologi *Machine Learning* (ML) berkembang guna mendukung ketepatan dalam memperkirakan pergerakan harga kebutuhan pokok masyarakat[1]. Pendekatan ini penting untuk menjaga stabilitas ekonomi dan ketahanan pangan nasional[2].

Dalam artikel Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Indonesia, abad ke-21 ditandai perkembangan bidang teknologi informasi, penerapan kecerdasan buatan (AI) dan *Machine Learning* (web). Hal ini melahirkan banyak metode baru dalam pemrosesan *big data* dan analisis prediktif, termasuk sektor perdagangan bahan pokok. Banyak penelitian muncul akhir-akhir ini yang mengkaji kontribusi dan penerapan *Machine Learning* dalam memprediksi harga kebutuhan pokok [3][4].

Penelitian ini bertujuan melakukan tinjauan literatur sistematis studi-studi *Machine Learning* prediksi harga bahan pokok 5 tahun terakhir. Kajian ini mengidentifikasi perkembangan metode, perubahan pendekatan, keterbaruan model, serta potensi arah penelitian ke depan. Kontribusinya memperkaya literatur ilmiah dengan menyajikan analisis mengenai penggunaan *Machine Learning* di sektor kebutuhan pokok.

Metode yang digunakan yaitu *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-*

Analyses (PRISMA). Kajian dilakukan terhadap 40 artikel ilmiah internasional yang diterbitkan tahun 2020-2025. Hasilnya memberikan gambaran tentang tantangan yang dihadapi, metode *Machine Learning* yang digunakan, serta peluang pengembangan riset masa depan. Penelitian ini diharapkan menjadi dasar yang kuat bagi akademisi untuk mengembangkan solusi prediktif yang akurat dan efektif untuk sektor bahan pokok.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Systematic Literature Review

Systematic Literature Review (SLR) merupakan metode peninjauan literatur yang dilakukan secara sistematis, transparan, dan terstruktur untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, serta mensintesis penelitian yang relevan terhadap topik tertentu. Pendekatan ini mengikuti protokol PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*) yang terdiri dari tahapan identifikasi, penyaringan, seleksi, dan inklusi publikasi[5].

Dalam konteks penelitian ini, SLR digunakan untuk mengkaji perkembangan model prediksi harga bahan pokok berbasis *Machine Learning* (ML), termasuk tren algoritma yang digunakan, tantangan umum, serta peluang riset masa depan. Pendekatan serupa telah diterapkan dalam kajian prediksi hasil panen dan harga komoditas[6], yang menunjukkan efektivitas SLR berbasis PRISMA dalam menyusun peta literatur secara sistematis dan terukur.

2.2. Penerapan Machine Learning dalam Prediksi Harga Bahan Pokok

Machine Learning untuk prediksi harga bahan pokok didefinisikan sebagai penerapan algoritma pembelajaran mesin yang bertujuan untuk menganalisis pola historis harga dan faktor-faktor terkait, dengan tujuan memperkirakan harga masa depan secara lebih akurat[1][2]. Salah satu penerapan machine learning (ML) yang relevan adalah penggunaan algoritma hybrid seperti CNN-LSTM yang terbukti efektif dalam meningkatkan akurasi prediksi di bidang pendidikan[7]. Teknologi ini telah menarik perhatian luas dari komunitas akademik dan praktisi bisnis karena potensinya dalam mendukung pengambilan keputusan di sektor perdagangan dan distribusi bahan pokok[8]. Pendekatan seperti *Random Forest* dan analisis berbasis *leksikon* juga telah digunakan untuk memprediksi sentimen masyarakat terhadap calon presiden, menunjukkan potensi model ini dalam menafsirkan data sosial-ekonomi secara prediktif[9].

Berbagai model *Machine Learning* telah diusulkan untuk menyelesaikan tantangan prediksi ini, seperti *Random Forest*, *Support Vector Machine (SVM)*, *Neural Networks*, *XGBoost*, hingga *Deep Learning* berbasis *Recurrent Neural Networks (RNN)* dan *Long Short-Term Memory (LSTM)*[10]. Model-model ini banyak diterapkan dalam berbagai skenario, mulai dari prediksi harga beras, minyak goreng, daging sapi, hingga kebutuhan pokok lainnya di pasar tradisional maupun modern.

Selama dekade terakhir, perkembangan teknologi data analytics dan pembelajaran mesin membawa transformasi besar dalam metode prediksi harga bahan pokok. Dalam konteks ini, kajian literatur sistematis terhadap penelitian-penelitian yang relevan menjadi penting untuk memberikan analisis menyeluruh tentang tren, kemajuan, dan arah masa depan di bidang ini.

2.3. Deep Learning dan LSTM

Deep learning, khususnya arsitektur Long Short-Term Memory (LSTM), telah banyak digunakan untuk prediksi data runtun waktu seperti harga komoditas. LSTM dirancang untuk mengatasi keterbatasan pada jaringan saraf berulang (RNN), terutama dalam mempertahankan informasi jangka panjang dan menghindari vanishing gradient [11].

Dalam beberapa studi, LSTM menunjukkan performa yang baik dalam prediksi harga komoditas pertanian dan indeks harga konsumen [12]. Selain itu, penggabungan Convolutional Neural Network (CNN) dengan LSTM dalam bentuk model hybrid menunjukkan peningkatan akurasi pada data multivariat dan kompleks [13]. Hal ini menunjukkan potensi penerapan LSTM dan CNN-LSTM dalam sistem prediksi harga bahan pokok.

3. METODE PENELITIAN

Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini untuk melakukan tinjauan literatur sistematis tentang model-model *Machine Learning* dalam prediksi harga bahan pokok digambarkan secara rinci pada Gambar 1. Penelitian ini mengadopsi panduan *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA)* yang telah diakui secara luas sebagai standar metodologis yang valid dan transparan dalam studi *Systematic Literature Review (SLR)*.

Penerapan metodologi *PRISMA* dalam penelitian ini bertujuan untuk memastikan bahwa proses peninjauan dilakukan secara menyeluruh, objektif, dan dapat dipertanggungjawabkan. Dengan demikian, hasil yang diperoleh diharapkan mampu memberikan gambaran yang akurat mengenai perkembangan, tantangan, dan arah masa depan penggunaan *Machine Learning* dalam memprediksi harga bahan pokok. Proses *Systematic Literature Review* ini dilakukan melalui 3 tahap, yaitu terdiri dari *Identification* yang berupa pencarian dan pengambilan artikel, *Screening* berupa pemfilteran dan penyortiran, dan *Included* berupa jurnal final yang terinklusi. implementasi proses ini ditunjukkan pada bagian hasil dan pembahasan.



Gambar 1. Metodologi tinjauan Pustaka

Metodologi tinjauan literatur terdiri dari lima langkah berurutan, yaitu sebagai berikut:

Metodologi tinjauan literatur dilakukan melalui lima langkah berurutan. Pertama, menetapkan pertanyaan dan tujuan penelitian. Kedua, merumuskan strategi pencarian serta kriteria inklusi dan eksklusi. Ketiga, melakukan pengumpulan dan seleksi data. Keempat, menganalisis serta mensintesis temuan dari literatur yang terpilih. Kelima, mengidentifikasi kesenjangan penelitian dan arah studi masa depan.

3.1. Menentukan Pertanyaan dan Tujuan Penelitian

Untuk memastikan pencarian dan analisis literatur terorganisir, pertanyaan dan tujuan penelitian berikut diidentifikasi:

Pertanyaan penelitian:

- a. Apa saja tantangan utama yang dihadapi dalam prediksi harga bahan pokok menggunakan *Machine Learning*?
- b. Model *Machine Learning* apa saja yang digunakan untuk mengatasi tantangan prediksi harga bahan pokok?
- c. Bagaimana arah dan tren penelitian masa depan dalam penerapan *Machine Learning* untuk prediksi harga bahan pokok?

Tujuan penelitian:

- a. *Machine Learning* untuk prediksi harga bahan pokok.
- b. Meninjau dan merangkum berbagai model *Machine Learning* yang digunakan untuk prediksi harga bahan pokok.
- c. Mengidentifikasi arah dan tren penelitian masa depan dalam pengembangan prediksi harga bahan pokok berbasis *Machine Learning*.

3.2. Strategi Pencarian dan Kriteria Seleksi

Untuk mencapai tujuan penelitian, diperlukan kumpulan artikel yang membahas keterbaruan penggunaan *Machine Learning* dalam prediksi harga bahan pokok. Pencarian artikel dilakukan dengan memanfaatkan teknologi internet melalui database akademik seperti *Google Scholar*, *Scopus*, dan *ResearchGate*. Istilah pencarian utama yang digunakan adalah "*Machine Learning for commodity price prediction*" dan "*Forecasting food prices with Machine Learning*". Artikel yang dicari diterbitkan dalam rentang tahun 2020 hingga 2025.

Adapun kriteria inklusi dan eksklusi adalah sebagai berikut:

- a. Kriteria Inklusi: Artikel yang telah melalui proses *peer-review*, memiliki kualitas *Quartil* (Q1-Q4), diterbitkan antara tahun 2020–2025, berbahasa Inggris atau Indonesia, dan dapat diakses secara penuh.
- b. Kriteria Pengecualian: Artikel yang duplikat, kualitas di luar *Quartil*, tidak relevan dengan topik prediksi harga bahan pokok menggunakan *Machine Learning*, atau artikel yang tidak dapat diakses.

3.3. Penyaringan dan Ekstraksi Data

Seluruh artikel yang diperoleh dievaluasi secara menyeluruh untuk menilai relevansinya dengan pertanyaan dan tujuan penelitian. Artikel teks lengkap ditinjau dengan cermat, dan studi yang tidak memenuhi kriteria inklusi atau tidak berhubungan langsung dengan prediksi harga bahan pokok dikeluarkan. Proses seleksi dilakukan dengan meninjau judul dan abstrak secara independen, sehingga memastikan objektivitas dan kualitas literatur yang dipilih.

Studi yang terpilih menjadi sumber informasi terkait model *Machine Learning* yang digunakan,

tantangan yang dihadapi dalam prediksi, serta arah dan tren pengembangan di masa depan.

3.4. Sintesis dan Analisis Data

Temuan dari tinjauan literatur disajikan dalam bentuk tabel yang memuat informasi inti dari setiap artikel, serta diagram untuk memudahkan visualisasi pola-pola penting. Melalui penyajian ini, tren dominan dan tema umum dalam penggunaan *Machine Learning* untuk prediksi harga bahan pokok dapat diidentifikasi dengan lebih jelas.

Sintesis ini juga memungkinkan analisis mendalam terhadap kemajuan, keterbatasan, dan potensi inovasi yang ditemukan dalam berbagai penelitian, sehingga memberikan wawasan yang lebih terstruktur mengenai bidang kajian ini.

3.5. Identifikasi Arah Penelitian Masa Depan

Berdasarkan hasil analisis literatur, penelitian ini mengidentifikasi peluang pengembangan lebih lanjut, termasuk model-model *Machine Learning* yang potensial, pendekatan hybrid, integrasi dengan big data analytics, serta pentingnya mempertimbangkan faktor sosial-ekonomi dalam prediksi harga bahan pokok di masa depan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam tinjauan literatur sistematis ini, Gambar 2 menyajikan diagram alir berdasarkan protokol PRISMA. Proses terdiri dari tiga tahapan utama: identifikasi, penyaringan, dan kelayakan.

Pada tahap identifikasi awal, diperoleh sebanyak 133 artikel dari hasil pencarian melalui basis data *Scopus* menggunakan kata kunci yang berkaitan dengan prediksi harga bahan pokok, seperti *food price regression*, *food commodities price*, *food price model*, dan *food price forecasting*. Dari jumlah tersebut, 13 artikel teridentifikasi sebagai duplikat dan kemudian dihapus. Selain itu, 65 artikel dieliminasi secara otomatis karena berada di luar rentang tahun publikasi 2020–2025. Sebanyak 11 artikel tambahan juga dikeluarkan karena tidak berasal dari jurnal ilmiah bereputasi (Q1–Q4), serta 1 artikel tidak disertai abstrak, sehingga tidak dapat disaring lebih lanjut. Dengan demikian, sebanyak 43 artikel dilanjutkan ke tahap penyaringan.

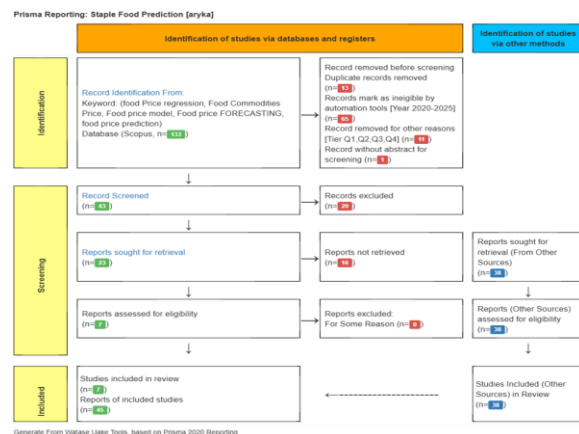
Pada tahap penyaringan, dilakukan peninjauan terhadap judul dan abstrak dari 43 artikel tersebut. Hasilnya, 20 artikel dikeluarkan karena tidak relevan dengan fokus kajian. Sebanyak 23 artikel kemudian dilanjutkan ke tahap permintaan akses teks lengkap (retrieval). Namun, hanya 7 artikel yang berhasil diperoleh secara penuh, sedangkan 16 artikel lainnya tidak dapat diakses dalam versi *full-text*.

Ketujuh artikel yang berhasil diakses secara lengkap selanjutnya melalui proses penilaian kelayakan. Seluruh artikel tersebut memenuhi kriteria inklusi dan dinyatakan layak untuk dianalisis lebih lanjut.

Sebagai pelengkap, dilakukan pula penelusuran tambahan melalui metode manual searching dan snowballing dari referensi artikel-artikel utama, yang menghasilkan 38 artikel tambahan dari sumber lain. Seluruh artikel ini juga dinyatakan layak dan diikutsertakan dalam kajian.

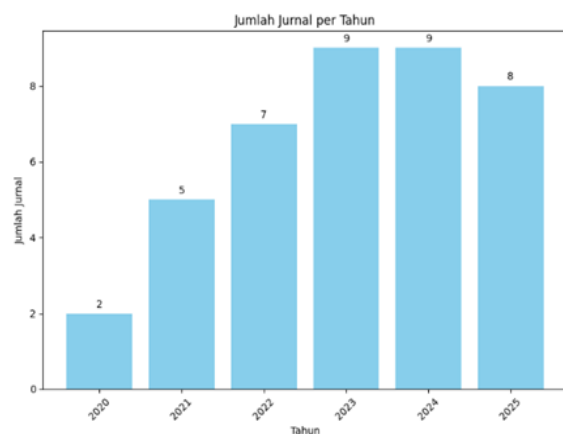
Dengan demikian, total artikel yang diinklusi dalam analisis akhir berjumlah 45 artikel, terdiri dari 7 artikel hasil pencarian basis data utama dan 38 artikel dari sumber tambahan lainnya.

Sebanyak 45 artikel yang lolos seleksi telah dianalisis dan disintesis untuk memberikan pemahaman mengenai tantangan utama, algoritma yang digunakan, metrik evaluasi, serta arah penelitian potensial dalam studi Prediksi Bahan Pokok.



Gambar 2. Diagram alur PRISMA

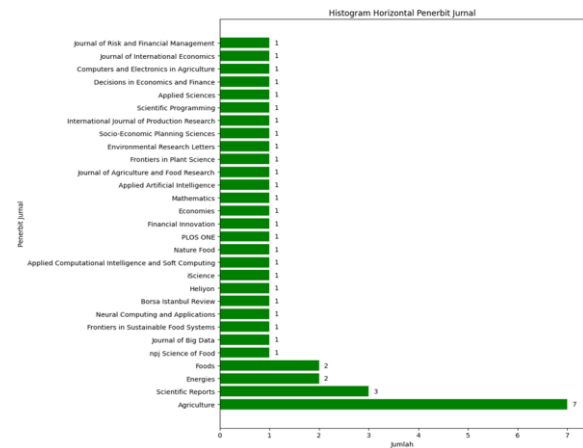
Gambar 3 memperlihatkan distribusi artikel berdasarkan tahun publikasi antara 2020 hingga 2025. Grafik tersebut menunjukkan bahwa penelitian tentang Prediksi bahan Pokok dilakukan secara konsisten setiap tahun, yang mengindikasikan bahwa topik ini tetap menjadi fokus perhatian di kalangan akademisi.



Gambar 3. Distribusi jurnal menurut tahun

Selanjutnya, Gambar 4 menggambarkan distribusi artikel berdasarkan sumber jurnal. Dari data tersebut, diketahui bahwa empat jurnal dengan jumlah publikasi terbanyak adalah *Foods*, *Energies*, *Scientific Reports*, dan *Agriculture*, masing-masing menerbitkan

lebih dari satu artikel terkait Prediksi Harga Bahan Pokok. Sementara itu, sebagian besar jurnal lainnya hanya menerbitkan satu artikel.



Gambar 4. Distribusi nama penerbit jurnal

Dari sisi kualitas, jurnal-jurnal tersebut diklasifikasikan berdasarkan *Quartile (Q1-Q4)*. Tabel 1 menunjukkan bahwa keempat jurnal dengan jumlah artikel terbanyak berada di peringkat *Q1*, yang menandakan bahwa studi terkait Prediksi Harga Bahan Pokok banyak dipublikasikan di jurnal-jurnal bereputasi tinggi.

Tabel 1. Penerbit terbanyak dan statusnya

Penerbit	Bidang
Foods	Q1
Energies	Q1
Scientific Reports	Q1
Agriculture	Q1

Tabel 2 memperlihatkan rincian artikel yang disertakan dan jurnal tempat artikel tersebut diterbitkan. Jumlah tertinggi dari 40 jurnal akademik, paling banyak diterbitkan di *Computers and Operations Research*, dan *Expert Sysem with Applications*.

Tabel 2. Distribusi nama penerbit jurnal

Penerbit	Jurnal	Total
Agriculture	[14] [15] [16] [17] [18] [19] [20]	7
Scientific Reports	[21] [22] [23]	3
Energies	[24] [25]	2
Foods	[26] [3]	2
Journal of Risk and Financial Management	[27]	1
Journal of International Economics	[28]	1
Computers and Electronics in Agriculture	[29]	1
Decisions in Economics and Finance	[30]	1
Applied Sciences	[31]	1
Scientific Programming	[32]	1
International Journal of Production Research	[33]	1

Penerbit	Jurnal	Total
Socio-Economic Planning Sciences	[34]	1
Environmental Research Letters	[35]	1
Frontiers in Plant Science	[36]	1
Journal of Agriculture and Food Research	[37]	1
Applied Artificial Intelligence	[38]	1
Mathematics	[39]	1
Economies	[40]	1
Financial Innovation	[41]	1
PLOS ONE	[42]	1
Nature Food	[43]	1
Applied Computational Intelligence and Soft Computing	[44]	1
iScience	[45]	1
Heliyon	[46]	1
Borsa Istanbul Review	[47]	1
Neural Computing and Applications	[48]	1
Frontiers in Sustainable Food Systems	[49]	1
Journal of Big Data	[50]	1
npj Science of Food	[4]	1

Selanjutnya, dijawab tiga pertanyaan penelitian secara rinci, sehingga memenuhi tujuan penelitian yang ditetapkan.

4.1. Menjawab pertanyaan penelitian nomor 1 : Apa saja tantangan utama yang dihadapi dalam prediksi harga bahan pokok menggunakan *Machine Learning*?

Berdasarkan hasil kajian sistematis terhadap sejumlah artikel ilmiah, tantangan utama dalam penerapan *Machine Learning* (ML) untuk prediksi harga bahan pokok dapat diklasifikasikan ke dalam beberapa aspek. Pertama, keterbatasan kualitas dan kelengkapan data menjadi hambatan yang dominan. Sebagaimana disampaikan oleh Waeodi et al. (2025), banyak model yang belum melibatkan variabel penting seperti faktor lingkungan, sosial, dan ekonomi yang berpengaruh signifikan terhadap fluktuasi harga. Kedua, variabilitas spasial dan temporal menjadi tantangan tersendiri karena harga bahan pokok sangat dipengaruhi oleh karakteristik lokal yang berbeda-beda. Studi Min et al. (2025) menekankan bahwa hasil prediksi di satu wilayah tidak dapat secara langsung digeneralisasi ke wilayah lain tanpa penyesuaian kontekstual. Ketiga, kompleksitas model dan potensi overfitting, khususnya pada pendekatan berbasis deep learning seperti *LSTM*, juga menjadi perhatian ketika jumlah data historis terbatas atau distribusinya tidak merata. Keempat, kurangnya interpretabilitas model menyebabkan kesulitan dalam menjelaskan hasil prediksi kepada pemangku kepentingan non-teknis. Hal ini ditegaskan oleh Siddique et al. (2025) yang mendorong pentingnya pengembangan model yang

dapat dijelaskan sebagai langkah menuju penerapan yang lebih luas.

Dari 40 artikel yang dibahas, terdapat 3 makalah yang banyak dikutip, yaitu lebih dari 100 sitasi, yang diterbitkan antara tahun 2020 hingga 2025. Dari 3 makalah tersebut, dapat dilihat bahwa dalam lima tahun terakhir, para peneliti lebih banyak melakukan pengutipan pada tantangan utama dalam prediksi harga bahan pokok, seperti volatilitas harga yang tinggi, pengaruh faktor eksternal seperti pandemi dan konflik geopolitik, serta keterbatasan data historis yang tidak konsisten. Tantangan lainnya mencakup kompleksitas dalam pemodelan multivariat dan kebutuhan terhadap model prediktif yang adaptif terhadap dinamika pasar.

Selain itu, jenis artikel review atau literatur juga sering digunakan dalam menyelesaikan masalah peramalan harga karena dapat dijadikan sebagai landasan konseptual dalam memahami akar permasalahan serta pendekatan metode yang telah digunakan sebelumnya. Banyaknya artikel yang dikutip menunjukkan bahwa isu atau tema yang diangkat dalam artikel tersebut menjadi pusat perhatian dan topik yang relevan serta berulang dalam penelitian-penelitian terbaru, terutama dalam menghadapi dinamika harga bahan pokok di pasar global dan lokal. Tabel 3 menunjukkan jumlah kutipan terbanyak dari 3 jurnal.

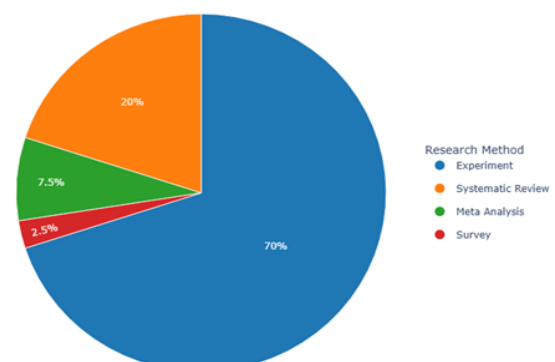
Tabel 3. Artikel yang paling banyak dikutip

Artikel	Tahun	Kutipan
[3]	2023	104
[51]	2021	175
[20]	2020	108

4.2. Menjawab pertanyaan penelitian nomor 2 : Model *Machine Learning* apa saja yang digunakan untuk mengatasi tantangan prediksi harga bahan pokok?

Gambar 5 menunjukkan metode solusi yang digunakan dalam artikel review untuk masalah prediksi harga bahan pokok. Metode solusi dikategorikan menjadi lima kelompok utama: *metode experiment*, *Systematic Review*, *Meta Analysis*, dan *Survey*.

Distribusi Metode dalam Data Jurnal

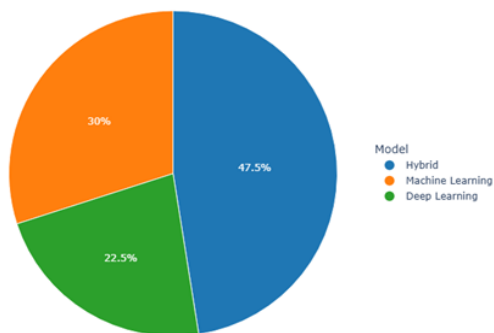


Gambar 5. Metode yang digunakan untuk menyelesaikan masalah prediksi harga bahan pokok

Gambar 5 mengilustrasikan detail penggunaan jenis metode. Metode Eksperimen mendominasi dengan persentase sebesar 70%, menunjukkan bahwa sebagian besar studi yang dikaji menggunakan pendekatan eksperimental untuk mengevaluasi atau menguji hipotesis tertentu. Metode *Systematic Review* menyumbang 20%, mengindikasikan adanya upaya signifikan dalam merangkum dan menilai hasil-hasil penelitian sebelumnya secara sistematis. Sementara itu, metode *Meta-Analysis* mencakup 7,5%, yang merepresentasikan penelitian yang melakukan sintesis kuantitatif dari berbagai studi sebelumnya. Terakhir, metode *Survey* hanya digunakan dalam 2,5% artikel, memperlihatkan bahwa pendekatan berbasis kuesioner atau pengumpulan data lapangan kurang umum dalam literatur yang dikaji.

Dominasi metode eksperimen menandakan bahwa pendekatan empiris sangat diandalkan dalam penelitian-penelitian terkini di bidang ini, sedangkan metode review dan meta-analisis tetap relevan sebagai dasar teori dan pembuktian agregat dari berbagai temuan sebelumnya.

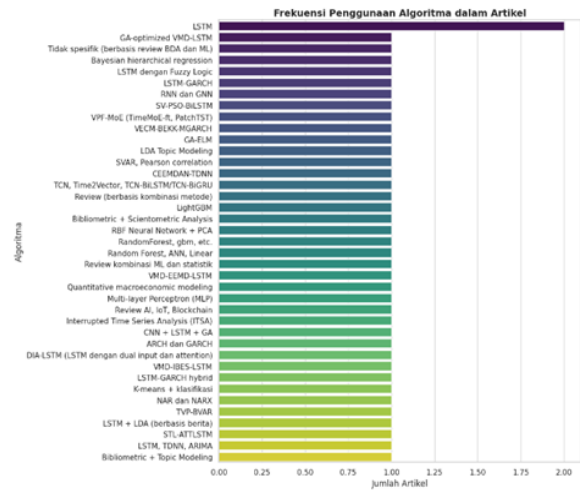
Distribusi Model dalam Data Jurnal



Gambar 6. Distribusi Model dalam Data Jurnal

Gambar 6 menampilkan distribusi penggunaan model analitik dalam studi-studi yang dianalisis. Model hybrid merupakan yang paling banyak digunakan dengan persentase sebesar 47,5%, menunjukkan bahwa pendekatan gabungan yang memadukan dua atau lebih teknik atau algoritma dianggap lebih unggul dalam menghasilkan prediksi yang akurat dan adaptif. Model *Machine Learning* konvensional berada di urutan kedua dengan porsi 30%, menandakan bahwa metode ini tetap menjadi pilihan utama karena kestabilan, interpretabilitas, dan kemudahan implementasinya. Sementara itu, model *deep learning* digunakan dalam 22,5% publikasi, menunjukkan peningkatan minat terhadap pendekatan pembelajaran mendalam yang mampu menangkap pola kompleks dan nonlinier dalam data.

Gambar 7 menunjukkan frekuensi penggunaan algoritma dalam 40 artikel yang dikaji. Algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)* mendominasi dengan frekuensi tertinggi, mencerminkan keunggulannya dalam memodelkan data runtun waktu (*time-series*) yang bersifat non-linear dan volatil seperti harga komoditas.



Gambar 7. Algoritma yang digunakan

Selain *LSTM*, algoritma *GA-optimized VMD-LSTM* juga menempati posisi penting, menunjukkan tren adopsi pendekatan hibrida yang menggabungkan *Genetic Algorithm*, *Variational Mode Decomposition*, dan model pembelajaran mendalam. Di samping itu, beberapa algoritma lain seperti *Big Data Analytics-ML review approach* dan *Bayesian hierarchical regression* muncul dengan frekuensi serupa.

Keberagaman pendekatan seperti *LDA Topic Modeling*, *SVAR*, *RBF Neural Network*, hingga kombinasi *CNN + LSTM + GA* menandakan absennya dominasi tunggal. Sebaliknya, terdapat kecenderungan kuat untuk menggabungkan berbagai teknik guna meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi model.

Secara umum, hasil ini menegaskan bahwa studi prediksi harga komoditas cenderung menggunakan algoritma yang mampu menangani kompleksitas, multivariatitas, dan ketidakstasioneran data. Pendekatan hibrida dan deep learning menjadi pilihan utama seiring meningkatnya kapasitas data dan komputasi.

4.3. Menjawab pertanyaan penelitian nomor 3 :Bagaimana arah dan tren penelitian masa depan dalam penerapan Machine Learning untuk prediksi harga bahan pokok?

Ada beberapa potensi arah dan tren penelitian di masa depan yang dapat dikembangkan, antara lain:

- Penguatan Model Regresi dan Teknik Ensemble: Penelitian ke depan diproyeksikan akan semakin mengandalkan model regresi canggih seperti XGBoost, LightGBM, dan Random Forest, yang terbukti mendominasi dalam studi-studi eksperimental terkini. Namun, untuk mengatasi keterbatasan masing-masing model secara individual, pendekatan ensemble dan hybrid—seperti kombinasi Random Forest dengan LSTM—diyakini akan menjadi strategi utama dalam meningkatkan akurasi, stabilitas, dan kemampuan generalisasi prediksi. Hal ini terlihat pada tren penggunaan model-model gabungan yang

- mengintegrasikan keunggulan teknik statistik dengan kapabilitas pembelajaran mendalam.
- b. Pengembangan Dataset Berkualitas Tinggi dan Representatif: Ketidakstabilan, ketidakteraturan, dan kelangkaan data historis berkualitas masih menjadi hambatan mendasar dalam pengembangan model prediktif. Oleh karena itu, arah penelitian ke depan perlu difokuskan pada pembangunan dan kurasi dataset yang lebih lengkap, akurat, dan mencerminkan kondisi pasar secara real-time. Pendekatan ini penting untuk memastikan model dapat dilatih dan divalidasi dengan data yang relevan dan tidak bias.
 - c. Integrasi Faktor Eksternal Dinamis ke dalam Model Prediksi: Studi dalam literatur menunjukkan bahwa sebagian besar model saat ini masih berfokus pada data harga historis. Tren masa depan mengarah pada integrasi variabel eksternal seperti kondisi cuaca, nilai tukar mata uang, kebijakan fiskal dan moneter, serta dinamika pasar global. Dengan memasukkan variabel-variabel ini, model prediksi diharapkan menjadi lebih adaptif terhadap perubahan situasional yang bersifat mendadak atau ekstrem.
 - d. Peningkatan Pemanfaatan Algoritma Hybrid dan Deep Learning: Model hybrid yang menggabungkan algoritma tradisional seperti Support Vector Machine (SVM) dengan algoritma pembelajaran mendalam seperti Long Short-Term Memory (LSTM), CNN, atau Bi-LSTM mulai mendominasi pendekatan dalam literatur. Penggunaan algoritma hybrid ini tidak hanya meningkatkan ketelitian prediksi, tetapi juga memperkuat kemampuan model dalam memahami pola jangka panjang dan kompleksitas data time-series. Tren ini akan terus berlanjut seiring berkembangnya teknologi pemrosesan dan meningkatnya ketersediaan data.
 - e. Efisiensi Komputasi dan Pengembangan Model Ramah Lingkungan (Green Computing): Seiring meningkatnya kesadaran akan konsumsi energi dan dampak lingkungan dari proses komputasi intensif, riset ke depan diprediksi akan mengarah pada pengembangan model *Machine Learning* yang tidak hanya akurat, tetapi juga efisien secara sumber daya. Konsep green computing menjadi semakin relevan, khususnya untuk implementasi model prediktif skala besar di sistem pemerintahan atau industri distribusi pangan. Optimalisasi beban komputasi, penggunaan model ringan, dan penerapan cloud-based computing menjadi bagian integral dari tren ini.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Machine Learning menjadi pendekatan utama dalam prediksi harga bahan pokok karena kemampuannya mengolah data historis secara efisien dan akurat. Teknologi ini mendukung analisis pasar, pengambilan keputusan, dan perumusan kebijakan. Hasil kajian menunjukkan tantangan seperti

keterbatasan data, variasi harga yang tinggi, risiko overfitting pada model kompleks seperti LSTM, serta rendahnya interpretabilitas bagi pemangku kebijakan non-teknis. LSTM menjadi algoritma paling dominan, disusul Random Forest dan XGBoost. Tren terbaru mengarah pada model hybrid yang menggabungkan beberapa algoritma untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi. Penelitian banyak menggunakan metode eksperimen dan systematic review. Arah riset selanjutnya mencakup pengembangan model berbasis deep learning, peningkatan data real-time yang representatif, serta integrasi faktor eksternal seperti cuaca dan kebijakan pemerintah. Efisiensi energi komputasi juga menjadi perhatian. Diperlukan inovasi berkelanjutan dan pendekatan kolaboratif untuk menjawab tantangan masa depan dalam prediksi harga bahan pokok.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. K. Sarangi, D. Sinha, S. Sinha, and N. Mittal, "Machine Learning Approach for the Prediction of Consumer Food Price Index," *2021 9th Int. Conf. Reliab. Infocom Technol. Optim. (Trends Futur. Dir. ICRITO 2021)*, no. September 2021, 2021, doi: 10.1109/ICRITO51393.2021.9596527.
- [2] S. Sapakova, A. Sapakov, N. Madinesh, A. Almisreb, and M. Dauletbek, "Using Machine Learning to Predict Food Prices in Kazakhstan," *CEUR Workshop Proc.*, vol. 3680, 2024.
- [3] A. N. Sharpton, "The Application of Artificial Intelligence and Big Data in the Food Industry," *Encycl. Immigr. Heal.*, pp. 710–711, 2012, doi: 10.1007/978-1-4419-5659-0_297.
- [4] A. Siddique, A. Gupta, J. T. Sawyer, T. S. Huang, and A. Morey, "Big data analytics in food industry: a state-of-the-art literature review," *npj Sci. Food*, vol. 9, no. 1, 2025, doi: 10.1038/s41538-025-00394-y.
- [5] M. J. Page *et al.*, "The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews," *BMJ*, vol. 372, 2021, doi: 10.1136/bmj.n71.
- [6] S. Morshed, F. Barua, A. Khanom, F. Lokman, and H. T. Zubair, "Smart Agricultural Technology Crop yield prediction using machine learning : An extensive and systematic literature review," vol. 10, no. December 2024, 2025.
- [7] B. Zuhri and N. H. Harani, "Studi literatur : optimasi algoritma machine learning untuk prediksi penerima mahasiswa Pascasarjana," *ICOM J. Inform. dan Teknol. Komput.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–10, 2024, [Online]. Available: <https://ejurnalunsam.id/index.php/jicom/>
- [8] F. D. Wihartiko, S. Nurdianti, A. Buono, and E. Santosa, "Agricultural price prediction models: A systematic literature review," *Proc. Int. Conf. Ind. Eng. Oper. Manag.*, no. March, pp. 2927–2934, 2021, doi: 10.46254/an11.20210532.
- [9] O. Manullang, C. Prianto, and N. H. Harani,

- “Analisis Sentimen Untuk Memprediksi Hasil Calon Pemilu Presiden Menggunakan Lexicon Based Dan Random Forest,” *J. Ilm. Inform.*, vol. 11, no. 02, pp. 159–169, 2023, doi: 10.33884/jif.v11i02.7987.
- [10] S. Rani, S. Kumar, T. Venkata Subbamma, A. Jain, A. Swathi, and M. V. N. M. Ramakrishna Kumar, “Commodities Price Prediction using Various ML Techniques,” *Proc. Int. Conf. Technol. Adv. Comput. Sci. ICTACS 2022*, no. June 2023, pp. 277–282, 2022, doi: 10.1109/ICTACS56270.2022.9987967.
- [11] H. Widiputra, Adele Mailangkay, and Elliana Gautama, “Prediksi Indeks BEI dengan Ensemble Convolutional Neural Network dan Long Short-Term Memory,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 3, pp. 456–465, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i3.3111.
- [12] S. Zahara, Sugianto, and M. Bahril Ilmiddafiq, “Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Berbasis Cloud Computing,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 3, pp. 357–363, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i3.1086.
- [13] H. Widiputra, A. Mailangkay, and E. Gautama, “Multivariate CNN-LSTM Model for Multiple Parallel Financial Time-Series Prediction,” *Complexity*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1155/2021/9903518.
- [14] C. Zhao *et al.*, “A Vegetable-Price Forecasting Method Based on Mixture of Experts,” *Agric.*, vol. 15, no. 2, pp. 1–19, 2025, doi: 10.3390/agriculture15020162.
- [15] F. Sun, X. Meng, Y. Zhang, Y. Wang, H. Jiang, and P. Liu, “Agricultural Product Price Forecasting Methods: A Review,” *Agric.*, vol. 13, no. 9, pp. 1–20, 2023, doi: 10.3390/agriculture13091671.
- [16] C. Sun, M. Pei, B. Cao, S. Chang, and H. Si, “A Study on Agricultural Commodity Price Prediction Model Based on Secondary Decomposition and Long Short-Term Memory Network,” *Agric.*, vol. 14, no. 1, 2024, doi: 10.3390/agriculture14010060.
- [17] Y. H. Gu, D. Jin, H. Yin, R. Zheng, X. Piao, and S. J. Yoo, “Forecasting Agricultural Commodity Prices Using Dual Input Attention LSTM,” *Agric.*, vol. 12, no. 2, 2022, doi: 10.3390/agriculture12020256.
- [18] J. Wu, Y. Hu, D. Wu, and Z. Yang, “An Aquatic Product Price Forecast Model Using VMD-IBES-LSTM Hybrid Approach,” *Agric.*, vol. 12, no. 8, 2022, doi: 10.3390/agriculture12081185.
- [19] T. Chuluunsaikhan, G. A. Ryu, K. H. Yoo, H. Rah, and A. Nasridinov, “Incorporating deep learning and news topic modeling for forecasting pork prices: The case of South Korea,” *Agric.*, vol. 10, no. 11, pp. 1–22, 2020, doi: 10.3390/agriculture10110513.
- [20] H. Yin, D. Jin, Y. H. Gu, C. J. Park, S. K. Han, and S. J. Yoo, “STL-ATTLLSTM: Vegetable price forecasting using stl and attention mechanism-based LSTM,” *Agric.*, vol. 10, no. 12, pp. 1–17, 2020, doi: 10.3390/agriculture10120612.
- [21] K. Choudhary, G. K. Jha, R. Jaiswal, and R. R. Kumar, “A genetic algorithm optimized hybrid model for agricultural price forecasting based on VMD and LSTM network,” *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, pp. 1–20, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-94173-0.
- [22] Y. Min *et al.*, “RNN and GNN based prediction of agricultural prices with multivariate time series and its short-term fluctuations smoothing effect,” *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, pp. 1–13, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-97724-7.
- [23] P. Pandit *et al.*, “Hybrid modeling approaches for agricultural commodity prices using CEEMDAN and time delay neural networks,” *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, p. 26639, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-74503-4.
- [24] S. Figiel, Z. Floriańczyk, and M. Wigier, “Impact of the COVID-19 Pandemic on the World Energy and Food Commodity Prices: Implications for Global Economic Growth,” *Energies*, vol. 16, no. 7, 2023, doi: 10.3390/en16073152.
- [25] A. Manowska and A. Bluszcz, “Forecasting Crude Oil Consumption in Poland Based on LSTM Recurrent Neural Network,” *Energies*, vol. 15, no. 13, 2022, doi: 10.3390/en15134885.
- [26] S. E. Models, “Estimation of Impacts of Global Factors on World Food Prices :,” 2023.
- [27] T. Warin and A. Stojkov, “Machine Learning in Finance: A Metadata-Based Systematic Review of the Literature,” *J. Risk Financ. Manag.*, vol. 14, no. 7, 2021, doi: 10.3390/jrfm14070302.
- [28] G. Peersman, S. K. R  th, and W. Van der Veken, “The interplay between oil and food commodity prices: Has it changed over time?,” *J. Int. Econ.*, vol. 133, 2021, doi: 10.1016/j.jinteco.2021.103540.
- [29] X. Xu and Y. Zhang, “Corn cash price forecasting with neural networks,” *Comput. Electron. Agric.*, vol. 184, no. March, p. 106120, 2021, doi: 10.1016/j.compag.2021.106120.
- [30] P. Oktoviany, R. Knobloch, and R. Korn, “A machine learning-based price state prediction model for agricultural commodities using external factors,” *Decis. Econ. Financ.*, vol. 44, no. 2, pp. 1063–1085, 2021, doi: 10.1007/s10203-021-00354-7.
- [31] Y. Wang, P. Liu, K. Zhu, L. Liu, Y. Zhang, and G. Xu, “A Garlic-Price-Prediction Approach Based on Combined LSTM and GARCH-Family Model,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 22, 2022, doi: 10.3390/app122211366.
- [32] K. Venkateswara Rao, D. Srilatha, D. Jagan Mohan Reddy, V. S. Desanamukula, and M. L. Kejela, “Regression Based Price Prediction of Staple Food Materials Using Multivariate

- Models,” *Sci. Program.*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/4572064.
- [33] M. M. Mamoudan, Z. Mohammadnazari, A. Ostadi, and A. Esfahbodi, “Food products pricing theory with application of machine learning and game theory approach,” *Int. J. Prod. Res.*, vol. 62, no. 15, pp. 5489–5509, 2024, doi: 10.1080/00207543.2022.2128921.
- [34] A. A. Cariappa, K. K. Acharya, C. A. Adhav, R. Sendhil, and P. Ramasundaram, “COVID-19 induced lockdown effects on agricultural commodity prices and consumer behaviour in India – Implications for food loss and waste management,” *Socioecon. Plann. Sci.*, vol. 82, no. June 2021, 2022, doi: 10.1016/j.seps.2021.101160.
- [35] R. Zelingher, “Investigating and forecasting the impact of crop production shocks on global commodity prices,” *Environ. Res. Lett.*, vol. 19, no. 1, 2024, doi: 10.1088/1748-9326/ad0dda.
- [36] A. Morales and F. J. Villalobos, “Using machine learning for crop yield prediction in the past or the future,” *Front. Plant Sci.*, vol. 14, no. March, pp. 1–13, 2023, doi: 10.3389/fpls.2023.1128388.
- [37] P. Tamasiga, E. houssin Ouassou, H. Onyeaka, M. Bakwena, A. Happonen, and M. Molala, “Forecasting disruptions in global food value chains to tackle food insecurity: The role of AI and big data analytics – A bibliometric and scientometric analysis,” *J. Agric. Food Res.*, vol. 14, no. August, p. 100819, 2023, doi: 10.1016/j.jafr.2023.100819.
- [38] Y. Wang, “Agricultural products price prediction based on improved RBF neural network model,” *Appl. Artif. Intell.*, vol. 37, no. 1, 2023, doi: 10.1080/08839514.2023.2204600.
- [39] N. Zhang, Q. An, S. Zhang, and H. Ma, “Price Prediction for Fresh Agricultural Products Based on a Boosting Ensemble Algorithm,” *Mathematics*, vol. 13, no. 1, 2025, doi: 10.3390/math13010071.
- [40] F. D. da C. Mello, P. Kumar, and E. G. Sperandio Nascimento, “Advancements in Soybean Price Forecasting: Impact of AI and Critical Research Gaps in Global Markets,” *Economies*, vol. 12, no. 11, 2024, doi: 10.3390/economies12110310.
- [41] P. Foroutan and S. Lahmiri, “Deep learning systems for forecasting the prices of crude oil and precious metals,” *Financ. Innov.*, vol. 10, no. 1, 2024, doi: 10.1186/s40854-024-00637-z.
- [42] Q. Zhang, W. Yang, A. Zhao, X. Wang, Z. Wang, and L. Zhang, *Short-term forecasting of vegetable prices based on LSTM model—Evidence from Beijing’s vegetable data*, vol. 19, no. 7 July. 2024. doi: 10.1371/journal.pone.0304881.
- [43] D. M. C. Chen *et al.*, “Future food prices will become less sensitive to agricultural market prices and mitigation costs,” *Nat. Food*, vol. 6, no. January, 2025, doi: 10.1038/s43016-024-01099-3.
- [44] K. Waeodi, L. Boongasame, and K. Thammarak, “Thai Morning Glory Price Forecasting Using Deep Learning,” *Appl. Comput. Intell. Soft Comput.*, vol. 2025, no. 1, 2025, doi: 10.1155/acis/6626517.
- [45] Y. Shen, Y. Chen, X. Shi, Y. An, M. Yang, and Y. Qi, “Assessing the role of global food commodity prices in achieving the 2030 agenda for SDGs,” *iScience*, vol. 27, no. 2, p. 108832, 2024, doi: 10.1016/j.isci.2024.108832.
- [46] L. G. Guindani, G. A. Oliveirai, M. H. D. M. Ribeiro, G. V. Gonzalez, and J. D. de Lima, “Exploring current trends in agricultural commodities forecasting methods through text mining: Developments in statistical and artificial intelligence methods,” *Heliyon*, vol. 10, no. 23, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e40568.
- [47] F. Urak, A. Bilgic, W. J. Florkowski, and G. Bozma, “Confluence of COVID-19 and the Russia-Ukraine conflict: Effects on agricultural commodity prices and food security,” *Borsa Istanbul Rev.*, vol. 24, no. 3, pp. 506–519, 2024, doi: 10.1016/j.bir.2024.02.008.
- [48] M. Sari, “Various optimized machine learning techniques to predict agricultural commodity prices,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 36, no. 19, pp. 11439–11459, 2024, doi: 10.1007/s00521-024-09679-x.
- [49] L. Zhang *et al.*, “Improving agricultural commodity allocation and market regulation: a novel hybrid model based on dual decomposition and enhanced BiLSTM for price prediction,” *Front. Sustain. Food Syst.*, vol. 9, no. April, pp. 1–18, 2025, doi: 10.3389/fsufs.2025.1568041.
- [50] M. Ayitey Junior, P. Appiahene, O. Appiah, and C. N. Bombie, “Forex market forecasting using machine learning: Systematic Literature Review and meta-analysis,” *J. Big Data*, vol. 10, no. 1, 2023, doi: 10.1186/s40537-022-00676-2.
- [51] M. Thesis, “Employing Machine Learning Techniques to Forecast Food Inflation in Indonesia: The Role of Food Price Indices,” no. 30326, 2023.