



Analitik Prediktif untuk Mitigasi Risiko Iklim pada Rantai Pasok Pangan: Model Ketahanan Agroindustri Berbasis Data

Rizky Aditya Mahendra ^{a,1,*}, Dewi Kartika Lestari ^{b,2}, Muhammad Faqih Ramadhan ^{c,3}

^a Program Studi Teknologi Industri Pertanian, Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Brawijaya, Indonesia

^b Program Studi Teknik Kimia, Fakultas Teknik, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, Indonesia

^c Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Negeri Surabaya, Indonesia

¹ rizky.mahendra@ub.ac.id; ² dewi.lestari@upnjatim.ac.id; ³ muhhammad.faqih@unesa.ac.id

* Corresponding Author

ABSTRACT

Climate change has induced systemic disruptions in global food supply chains, manifested through increasing extreme weather events, harvest uncertainty, and commodity price volatility. This study aims to develop a data-driven agroindustry resilience model by integrating predictive analytics for climate risk mitigation in food supply chains. Employing a systematic literature review and conceptual analysis of twenty Scopus-indexed studies (2019–2025), this research identifies climate risk transmission mechanisms, evaluates machine learning algorithm capabilities for early disruption detection, and constructs a resilience framework grounded in three capability dimensions: absorptive, adaptive, and restorative. Key findings demonstrate that integrating Double Machine Learning, Long Short-Term Memory networks, and Bayesian Networks yields superior climate risk prediction accuracy compared to single-model approaches. This study contributes theoretically by consolidating Dynamic Capabilities Theory, Supply Chain Resilience Theory, and the Climate Risk Framework into a coherent analytical architecture, while offering practical implications for agroindustry policymakers in climate-vulnerable developing countries.

Article History

Received 2026-03-29

Revised 2026-05-03

Accepted 2026-05-17

Published 2026-06-24

Keywords

Predictive Analytics;
Climate Risk;
Food Supply Chain;
Agroindustry
Resilience;
Machine Learning

Copyright © 2026, The Author(s)

This is an open-access article under the CC-BY-SA license



PENDAHULUAN

Perubahan iklim telah berkembang menjadi salah satu ancaman paling signifikan terhadap stabilitas sistem pangan global. Laporan Panel Antarpemerintah tentang Perubahan Iklim (Intergovernmental Panel on Climate Change/IPCC) mencatat bahwa frekuensi kejadian cuaca ekstrem meningkat secara konsisten sejak dekade 1980-an, dengan proyeksi kerugian produktivitas pertanian global sebesar 2–6% per dekade hingga tahun 2050. Gangguan ini tidak hanya berdampak pada kapasitas produksi primer, tetapi merambat secara sistemik ke seluruh simpul rantai pasok pangan, mulai dari pengadaan bahan baku, pengolahan agroindustri, distribusi logistik, hingga ketersediaan pangan di tingkat konsumen akhir. Fenomena ini memperkuat urgensi akademis dan praktis untuk mengembangkan mekanisme mitigasi risiko iklim yang bersifat proaktif, terukur, dan berbasis data dalam konteks manajemen rantai pasok pangan (Ghadge et al., 2020; Stindt et al., 2023).

Agroindustri di negara berkembang menghadapi eksposur risiko iklim yang secara struktural lebih tinggi dibandingkan negara maju, disebabkan oleh ketergantungan yang lebih besar pada pertanian tadah hujan, infrastruktur logistik yang belum memadai, serta kapasitas adaptasi teknologi yang terbatas. Studi empiris menunjukkan bahwa dampak perubahan iklim terhadap rantai pasok pangan bersifat kaskade, yakni kerugian yang terjadi di satu simpul produksi dapat memperbesar kerugian di simpul lain secara proporsional bahkan eksponensial (Malik et al., 2022). Di wilayah tropis seperti Asia Tenggara, pergeseran pola curah hujan dan

peningkatan suhu rata-rata tahunan telah mengakibatkan penurunan produktivitas komoditas pangan strategis seperti padi, jagung, dan kedelai, yang secara langsung mengguncang stabilitas rantai pasok agroindustri nasional. Kondisi ini menempatkan ketahanan (resilience) rantai pasok pangan sebagai prioritas strategis yang memerlukan pendekatan ilmiah yang lebih canggih dari sekadar manajemen risiko konvensional (Er Kara et al., 2021).

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan dan analitik data besar telah membuka peluang baru dalam pengelolaan risiko rantai pasok pangan secara prediktif. Sejumlah studi telah mendemonstrasikan kapabilitas machine learning dan deep learning dalam mendeteksi pola disrupsi rantai pasok sebelum dampaknya terealisasi secara penuh (Yang et al., 2023; Nanda et al., 2021). Algoritma seperti Long Short-Term Memory (LSTM), Random Forest, dan Gradient Boosting terbukti mampu memproses data multidimensi mencakup data iklim, data produksi, dan data logistik secara simultan untuk menghasilkan prediksi risiko dengan akurasi tinggi (Aljohani, 2023). Di sisi lain, integrasi teknologi Internet of Things (IoT), blockchain, dan analitik data besar ke dalam sistem rantai pasok agri-pangan telah melahirkan paradigma Agri-food 4.0 yang memungkinkan pemantauan kondisi rantai pasok secara real-time (Lezoche et al., 2020; Talavera-Velasco et al., 2021). Adopsi kecerdasan buatan dalam manajemen rantai pasok terbukti memberikan nilai bisnis yang signifikan melalui peningkatan efisiensi operasional, kecepatan pengambilan keputusan, dan kapasitas inovasi model bisnis (Toorajipour et al., 2021; Wamba-Taguimdje et al., 2020).

Meskipun literatur yang ada telah memberikan kontribusi substansial dalam memahami dampak risiko iklim terhadap rantai pasok (Ghadge et al., 2020; Stindt et al., 2023) serta kapabilitas analitik prediktif dalam manajemen risiko rantai pasok secara umum (Yang et al., 2023; Aljohani, 2023), terdapat kesenjangan penelitian yang belum terjembatani secara memadai. Pertama, sebagian besar model prediktif yang dikembangkan belum mengintegrasikan data iklim secara eksplisit dan real-time ke dalam arsitektur sistem manajemen rantai pasok pangan (Jin et al., 2025). Kedua, studi empiris dengan fokus pada agroindustri di negara berkembang beriklim tropis masih sangat terbatas, mengingat mayoritas penelitian yang ada berbasis pada konteks negara maju atau China (Malik et al., 2022; Er Kara et al., 2021). Ketiga, belum ada kerangka konseptual yang secara koheren mengintegrasikan Dynamic Capabilities Theory, Supply Chain Resilience Theory, dan Climate Risk Framework ke dalam satu model ketahanan agroindustri yang bersifat operasional dan dapat direplikasi. Penelitian ini merespons kesenjangan tersebut dengan mengajukan argumen sentral bahwa model ketahanan agroindustri berbasis data yang mengintegrasikan analitik prediktif multialgoritmik mampu meningkatkan kapasitas mitigasi risiko iklim pada rantai pasok pangan secara signifikan dibandingkan pendekatan manajemen risiko konvensional.

Penelitian ini bertujuan untuk: (1) mengidentifikasi mekanisme transmisi risiko iklim pada rantai pasok pangan melalui kerangka analitik berbasis literatur; (2) mengevaluasi efektivitas komparatif algoritma machine learning dan deep learning dalam prediksi disrupsi rantai pasok pangan akibat perubahan iklim; serta (3) merancang model ketahanan agroindustri berbasis data yang mengintegrasikan dimensi kapabilitas absorptive, adaptive, dan restorative ke dalam arsitektur analitik prediktif yang koheren. Artikel ini disusun dengan struktur sebagai berikut: bagian kedua menjelaskan metodologi penelitian, bagian ketiga menyajikan hasil dan pembahasan yang mencakup analisis mekanisme risiko, evaluasi model prediktif, dan rancangan kerangka ketahanan, serta bagian keempat merumuskan kesimpulan dan implikasi penelitian.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan *systematic literature review* (SLR) yang dikombinasikan dengan analisis konseptual-sintesis untuk mengembangkan model ketahanan agroindustri berbasis data. Pendekatan SLR dipilih karena secara metodologis tepat untuk memetakan, mengevaluasi, dan mensintesis literatur yang tersebar di berbagai disiplin ilmu yang relevan, mencakup manajemen rantai pasok, ilmu iklim terapan, kecerdasan buatan, dan ketahanan sistem pangan (Toorajipour et al., 2021; Yang et al., 2023). Penelitian ini tidak menggunakan data primer lapangan, melainkan bertumpu pada korpus literatur bereputasi Scopus sebagai sumber data utama, dengan cakupan publikasi periode 2019–2025 yang dipilih secara sistematis berdasarkan relevansi tematik, kualitas metodologis, dan kontribusi teoritis terhadap topik penelitian. Justifikasi pemilihan rentang waktu tersebut didasarkan pada pertimbangan bahwa periode 2019–2025 merepresentasikan fase akselerasi adopsi teknologi kecerdasan buatan dalam manajemen rantai pasok sekaligus fase intensifikasi dampak perubahan iklim yang terdokumentasi secara ilmiah, sehingga literatur dalam periode ini paling relevan untuk mendukung konstruksi model yang dimaksud.

Sumber data penelitian ini terdiri atas dua puluh artikel ilmiah yang terindeks Scopus pada jurnal internasional bereputasi Q1 dan Q2, yang mencakup jurnal-jurnal seperti *International Journal of Production Research*, *Nature Food*, *Computers & Industrial Engineering*, *Journal of Business Research*, *International Journal of Production Economics*, *Production Planning & Control*, *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, dan *Foods*. Seleksi artikel dilakukan melalui protokol pencarian berbasis kata kunci kombinasi, meliputi: "predictive analytics" AND "climate risk" AND "food supply chain"; "machine learning" AND "supply chain resilience" AND "agriculture"; serta "agroindustry" AND "data-driven" AND "climate change". Kriteria inklusi yang diterapkan mencakup: (1) terindeks Scopus dengan peringkat Q1 atau Q2; (2) diterbitkan dalam jurnal internasional; (3) memuat kontribusi teoritis atau empiris yang relevan terhadap setidaknya satu dari tiga tema utama penelitian, yakni risiko iklim pada rantai pasok, analitik prediktif berbasis machine learning, dan ketahanan sistem agroindustri. Artikel yang berasal dari jurnal predator berdasarkan daftar Beall, prosiding konferensi tanpa pasangan jurnal, serta artikel yang tidak memiliki DOI terverifikasi dieksklusi dari korpus analisis (Ghadge et al., 2020; Stindt et al., 2023).

Analisis data dilaksanakan melalui tiga tahap yang saling berkaitan. Tahap pertama adalah analisis tematik-deskriptif, di mana setiap artikel dianalisis berdasarkan dimensi: tujuan penelitian, metodologi, temuan utama, kontribusi teoritis, dan relevansi terhadap topik penelitian. Tahap kedua adalah analisis komparatif lintas studi (*cross-study comparative analysis*), yang bertujuan mengidentifikasi konvergensi dan divergensi temuan di antara studi-studi yang ada, sehingga kesenjangan penelitian dapat dipetakan secara presisi (Dolgui & Ivanov, 2021; Ponomarov & Holcomb, 2021). Tahap ketiga adalah sintesis konseptual-integratif, di mana temuan-temuan yang teridentifikasi disintesis ke dalam kerangka model ketahanan agroindustri berbasis data yang koheren. Proses sintesis ini dipandu oleh tiga landasan teoritis utama: *Dynamic Capabilities Theory* untuk menjelaskan kapabilitas organisasi dalam merespons disrupsi (Wamba-Taguimdje et al., 2020), *Supply Chain Resilience Theory* untuk mengoperasionalkan dimensi ketahanan (Ponomarov & Holcomb, 2021; Shen & Sun, 2023), serta *Climate Risk Framework* untuk mengklasifikasikan tipologi risiko iklim yang relevan bagi rantai pasok agroindustri (Er Kara et al., 2021; Malik et al., 2022). Validitas konstruk model yang dihasilkan dievaluasi melalui triangulasi konseptual, yakni dengan memverifikasi konsistensi logis antara

proposisi model dengan temuan empiris dari studi-studi yang termasuk dalam korpus analisis (Kamble et al., 2020; Mu et al., 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis sistematis terhadap dua puluh studi yang membentuk korpus penelitian ini menghasilkan tiga temuan utama yang saling berkaitan: pertama, identifikasi mekanisme transmisi risiko iklim pada rantai pasok pangan beserta tipologi dampaknya; kedua, evaluasi komparatif kapabilitas algoritma machine learning dan deep learning dalam prediksi disrupsi rantai pasok; dan ketiga, konstruksi model ketahanan agroindustri berbasis data yang mengintegrasikan dimensi kapabilitas absorptive, adaptive, dan restorative ke dalam arsitektur analitik prediktif yang koheren. Ketiga temuan ini disajikan secara tematik dan analitis pada bagian berikut, dengan mengintegrasikan data statistik, argumen teoritis, dan perbandingan kritis dengan studi-studi sebelumnya.

Mekanisme transmisi risiko iklim pada rantai pasok pangan beroperasi melalui dua jalur utama yang oleh Stindt et al. (2023) diklasifikasikan sebagai physical risks dan transition risks. Risiko fisik mencakup dampak langsung kejadian iklim ekstrem seperti banjir, kekeringan, gelombang panas, dan badai terhadap kapasitas produksi pertanian, infrastruktur logistik, dan fasilitas pengolahan agroindustri. Studi Malik et al. (2022) yang menggunakan analisis input-output berbasis data nasional Australia mendemonstrasikan bahwa dampak risiko fisik bersifat kaskade lintas sektor: kerugian pada sektor produksi primer akibat kekeringan tidak berhenti pada titik panen, melainkan merambat ke sektor pengolahan pangan, distribusi ritel, dan ekspor komoditas dengan efek pengganda yang terukur. Temuan ini konsisten dengan argumen Ghadge et al. (2020) bahwa cuaca ekstrem yang dipicu perubahan iklim merupakan sumber risiko dominan yang secara simultan memengaruhi produksi pangan, sumber daya alam, dan kapasitas transportasi dalam rantai pasok global. Sementara itu, risiko transisi merujuk pada dampak tidak langsung yang timbul dari kebijakan dekarbonisasi, regulasi emisi, dan pergeseran preferensi pasar sebagai respons terhadap perubahan iklim, yang secara bertahap mengubah struktur biaya dan pola aliran rantai pasok agroindustri (Stindt et al., 2023).

Mekanisme transmisi risiko iklim semakin diperumit oleh apa yang Dolgui dan Ivanov (2021) sebut sebagai ripple effect, yakni fenomena di mana satu kejadian disruptif yang tidak tertangani secara memadai akan menyebar ke seluruh jaringan rantai pasok dan memperbesar dampak kerugian secara nonlinier. Dalam konteks rantai pasok pangan, ripple effect yang dipicu oleh kejadian iklim ekstrem memiliki karakteristik khusus yang membedakannya dari disrupsi manufaktur konvensional: perishability komoditas pangan memperpendek time window respons, variabilitas geografis dampak iklim menciptakan asimetri kapasitas antarsimpul, dan ketergantungan musiman produksi pertanian menghasilkan pola risiko yang berbeda dari industri non-pangan (Kazancoglu et al., 2021). Er Kara et al. (2021) melalui pemodelan Bayesian Network berhasil mengkuantifikasi bahwa suhu ekstrem dan banjir merupakan faktor risiko iklim dengan dampak tertinggi terhadap tiga dimensi kinerja rantai pasok, yaitu reliability, flexibility, dan cost, dengan koefisien pengaruh yang secara statistik signifikan pada tingkat kepercayaan 95%. Temuan ini menegaskan bahwa manajemen risiko iklim pada rantai pasok pangan tidak dapat dilakukan secara reaktif dan parsial, melainkan memerlukan sistem prediksi yang mampu mengantisipasi ripple effect sebelum dampaknya terealisasi penuh.

Evaluasi terhadap kapabilitas algoritma prediktif menunjukkan bahwa tidak ada algoritma tunggal yang secara konsisten unggul untuk seluruh tipologi risiko iklim pada rantai pasok pangan. Yang et al. (2023) dalam review komprehensif terhadap lebih dari 48.000 artikel dari

sembilan basis data akademik menyimpulkan bahwa algoritma ensemble seperti Random Forest dan Gradient Boosting menghasilkan akurasi tertinggi untuk klasifikasi risiko kategoris, sementara model deep learning berbasis sekuens seperti Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) mengungguli model lain untuk prediksi deret waktu (time-series) yang relevan dengan pola iklim musiman dan interseasonal. Temuan ini dipertegas oleh Nanda et al. (2021) yang secara spesifik membandingkan performa model ML dan DL untuk prediksi disrupsi rantai pasok, dan menyimpulkan bahwa LSTM secara konsisten mengungguli model tradisional autoregressive integrated moving average (ARIMA) dalam menangkap dependensi jangka panjang pada data iklim dengan akurasi prediksi yang lebih tinggi sebesar 23–41% bergantung pada jenis komoditas dan cakrawala prediksi. Aljohani (2023) menambahkan bahwa integrasi data real-time dari sensor IoT ke dalam model ML meningkatkan akurasi prediksi risiko rantai pasok rata-rata sebesar 34%, sekaligus memperpendek response time terhadap potensi gangguan.

Pendekatan Double Machine Learning (DML) yang diterapkan oleh Jin et al. (2025) pada data panel 30 provinsi di China periode 2011–2022 memberikan kontribusi metodologis penting dengan mengatasi masalah confounding variables yang selama ini membatasi inferensi kausal dalam studi iklim-rantai pasok. DML memungkinkan isolasi efek kausal bersih perubahan iklim terhadap resiliensi rantai pasok pangan dengan memfilter variabel kontrol berdimensi tinggi melalui algoritma ML, sehingga menghindari bias yang biasa muncul dari model regresi linier konvensional. Temuan Jin et al. (2025) secara spesifik mengkonfirmasi bahwa dampak negatif perubahan suhu terhadap resiliensi rantai pasok industri pangan secara statistis lebih besar dibandingkan dampak variasi curah hujan, dan bahwa diversifikasi tanaman secara signifikan memitigasi efek negatif fluktuasi suhu. Temuan ini memiliki implikasi langsung terhadap desain model prediktif: variabel suhu harus diberi bobot yang lebih tinggi dibandingkan variabel curah hujan dalam arsitektur model prediksi risiko iklim untuk rantai pasok pangan.

Tabel 1 menyajikan perbandingan komparatif kapabilitas algoritma prediktif utama yang diidentifikasi dalam korpus penelitian ini berdasarkan empat dimensi evaluasi: akurasi prediksi, kemampuan menangani data deret waktu, interpretabilitas model, dan kesesuaian untuk konteks rantai pasok pangan.

Tabel 1. Perbandingan Komparatif Algoritma Prediktif untuk Manajemen Risiko Iklim pada Rantai Pasok Pangan

Algoritma	Akurasi Prediksi	Data Deret Waktu	Interpretabilitas	Kesesuaian Rantai Pasok Pangan
LSTM / GRU	Sangat Tinggi	Sangat Tinggi	Rendah	Sangat Tinggi
Random Forest	Tinggi	Sedang	Tinggi	Tinggi
Gradient Boosting / XGBoost	Tinggi	Sedang	Sedang	Tinggi
Bayesian Network	Sedang	Sedang	Sangat Tinggi	Tinggi
Double ML (DML)	Tinggi	Sedang	Sedang	Tinggi
ARIMA (Tradisional)	Rendah	Tinggi	Tinggi	Rendah

Sumber: Diolah dari Yang et al. (2023), Nanda et al. (2021), Jin et al. (2025), Er Kara et al. (2021)

Integrasi teknologi digital ke dalam arsitektur rantai pasok agroindustri merupakan prasyarat infrastruktur untuk operasionalisasi model prediktif berbasis data. Lezoche et al.

(2020) memetakan ekosistem teknologi Agri-food 4.0 yang mencakup IoT untuk pemantauan kondisi produksi secara real-time, kecerdasan buatan untuk pengambilan keputusan otomatis, blockchain untuk keterlacakan dan transparansi rantai pasok, serta komputasi awan untuk pemrosesan data berskala besar. Kamble et al. (2020) secara empiris memvalidasi melalui Structural Equation Modeling terhadap 214 responden bahwa adopsi blockchain secara signifikan meningkatkan transparansi dan keterlacakan rantai pasok pertanian, dengan kepercayaan (trust) dan keamanan data sebagai mediator kritis dalam proses adopsi teknologi. Zhao et al. (2019) yang menganalisis lebih dari 40 studi kasus blockchain dalam rantai nilai agri-pangan menambahkan bahwa skalabilitas dan interoperabilitas sistem tetap menjadi tantangan implementasi utama yang harus diatasi sebelum manfaat penuh teknologi ini dapat direalisasikan. Talavera-Velasco et al. (2021) menegaskan bahwa kombinasi sinergis antara AI, IoT, dan blockchain menciptakan ekosistem digital terpadu yang menjadikan kapabilitas predictive analytics dan pemantauan real-time sebagai fungsi operasional fundamental dalam sistem pangan yang berkelanjutan.

Mu et al. (2024) memperluas perspektif ini dengan menunjukkan bahwa integrasi sumber data yang beragam, mencakup citra satelit, data IoT, media sosial, dan statistik perdagangan, secara signifikan meningkatkan akurasi prediksi risiko keamanan pangan, terutama ketika model memperhitungkan faktor iklim dan perdagangan sebagai variabel kontekstual. Spanaki et al. (2022) menambahkan dimensi fisik pada ekosistem teknologi ini melalui demonstrasi bahwa sistem swarm intelligence berbasis drone AgriTech mampu meningkatkan akurasi prediksi hasil panen sebesar 32% dan menciptakan ekosistem monitoring pertanian yang adaptif melalui integrasi dengan platform IoT. Kedua studi ini secara bersama mengonfirmasi bahwa efektivitas analitik prediktif untuk mitigasi risiko iklim pada rantai pasok pangan bukan semata-mata fungsi dari kecanggihan algoritma, melainkan juga bergantung pada kedalaman dan keragaman data yang tersedia sebagai input model.

Penerapan analitik prediktif dalam konteks ketahanan rantai pasok pangan memerlukan landasan teoritis yang kokoh untuk memastikan bahwa kapabilitas teknologi diintegrasikan ke dalam kerangka organisasional yang tepat. Ponomarov dan Holcomb (2021) memperbarui konseptualisasi ketahanan rantai pasok dengan menegaskan tiga dimensi kapabilitas yang saling melengkapi: kapabilitas absorptive yang merujuk pada kemampuan sistem untuk menyerap guncangan tanpa kehilangan fungsi esensial, kapabilitas adaptive yang merujuk pada kemampuan rekonfigurasi jaringan secara fleksibel sebagai respons terhadap perubahan kondisi, dan kapabilitas restorative yang merujuk pada kemampuan pemulihan dan pembelajaran pasca-disrupsi. Argumen kritis yang diajukan Ponomarov dan Holcomb (2021) adalah bahwa kapabilitas sensing atau deteksi dini merupakan prasyarat utama bagi ketahanan proaktif yang membedakannya dari manajemen risiko reaktif konvensional. Implikasi langsung dari argumen ini adalah bahwa analitik prediktif berbasis ML bukan sekadar alat tambahan, melainkan komponen inti arsitektur ketahanan rantai pasok pangan yang modern.

Shen dan Sun (2023) melalui studi kasus longitudinal JD.com selama pandemi COVID-19 memberikan validasi empiris bahwa integrasi analitik prediktif dan visibilitas data real-time secara konkret berkontribusi pada ketahanan rantai pasok skala besar. Sistem prediksi demand-supply berbasis ML yang diterapkan JD.com berhasil mengurangi tingkat stockout sebesar 40% selama periode disrupsi tertinggi, sekaligus mempertahankan efisiensi distribusi pada tingkat yang tidak dapat dicapai oleh sistem manajemen rantai pasok konvensional. Meskipun konteks studi ini adalah e-commerce dan bukan agroindustri secara spesifik, prinsip-prinsip arsitektur data-driven resilience yang diidentifikasi oleh Shen dan Sun (2023) memiliki transferabilitas yang tinggi ke konteks rantai pasok pangan, terutama dalam hal desain sistem pemantauan real-time dan mekanisme respons adaptif berbasis data. Kazancoglu et al. (2021) melengkapi perspektif ini

dari sudut evaluasi kinerja dengan menunjukkan bahwa integrasi logistik balik ke dalam kerangka ekonomi sirkular secara signifikan meningkatkan resiliensi rantai pasok pangan secara keseluruhan, dengan indikator sustainability performance dan pengurangan food waste sebagai prediktor terkuat kinerja ketahanan jangka panjang.

Wamba-Taguimdje et al. (2020) memperkuat justifikasi investasi dalam sistem analitik prediktif melalui bukti empiris bahwa implementasi AI memberikan nilai bisnis terukur melalui tiga jalur: efisiensi operasional, peningkatan kualitas pengambilan keputusan, dan inovasi model bisnis, dengan return on investment rata-rata antara 15–40% bergantung pada skala dan kompleksitas implementasi. Temuan ini memiliki relevansi strategis bagi agroindustri di negara berkembang yang menghadapi kendala sumber daya dalam adopsi teknologi, karena mengimplikasikan bahwa investasi pada sistem analitik prediktif untuk mitigasi risiko iklim dapat dibenarkan tidak hanya dari perspektif manajemen risiko, tetapi juga dari perspektif penciptaan nilai bisnis yang terukur.

Berdasarkan sintesis seluruh temuan di atas, penelitian ini merancang Model Ketahanan Agroindustri Berbasis Data (Data-Driven Agroindustry Resilience Model/DARM) yang mengintegrasikan empat lapisan fungsional yang saling berkaitan. Lapisan pertama adalah Multi-Source Data Integration Layer yang mengkonsolidasikan data iklim dari satelit dan stasiun meteorologi, data sensor IoT dari lahan produksi, data operasional rantai pasok, serta data pasar dan kebijakan ke dalam satu data pipeline terpadu. Lapisan kedua adalah Predictive Analytics Engine yang mengoperasikan kombinasi algoritma DML untuk isolasi efek kausal iklim, LSTM untuk prediksi deret waktu, Bayesian Network untuk pemodelan propagasi risiko, dan ensemble methods untuk klasifikasi tingkat keparahan disrupsi. Lapisan ketiga adalah Climate Risk Assessment Layer yang mengklasifikasikan risiko berdasarkan taksonomi lima dimensi Stindt et al. (2023), yaitu risiko fisik, risiko transisi, risiko regulasi, risiko reputasi, dan risiko pasar. Lapisan keempat adalah Resilience Capability Framework yang menerjemahkan output analitik prediktif ke dalam tindakan manajemen yang sesuai dengan dimensi kapabilitas absorptive, adaptive, dan restorative (Ponomarov & Holcomb, 2021).

Tabel 2 menyajikan pemetaan antara tipologi risiko iklim, algoritma prediktif yang paling sesuai, dan respons ketahanan yang direkomendasikan dalam kerangka DARM.

Tipologi Risiko Iklim	Algoritma Prediktif Utama	Dimensi Ketahanan	Respons Manajemen
Risiko Fisik (cuaca ekstrem)	LSTM + Bayesian Network	Absorptive	Buffer stok, diversifikasi pemasok
Risiko Transisi (dekarbonisasi)	DML + Random Forest	Adaptive	Rekonfigurasi jaringan pasok
Risiko Regulasi (kebijakan iklim)	Gradient Boosting + DML	Adaptive	Penyesuaian proses produksi
Risiko Reputasi (ESG)	Random Forest + NLP	Restorative	Komunikasi transparansi rantai pasok
Risiko Pasar (volatilitas harga)	LSTM + Ensemble	Absorptive Adaptive	+ Lindung nilai komoditas, kontrak fleksibel

Sumber: Diolah dari Stindt et al. (2023), Ponomarov & Holcomb (2021), Yang et al. (2023), Er Kara et al. (2021)

Model DARM yang diusulkan penelitian ini berbeda secara substansial dari pendekatan yang ada dalam literatur. Jika Er Kara et al. (2021) mengoperasikan Bayesian Network sebagai model tunggal dan Nanda et al. (2021) mereview model prediktif tanpa mengintegrasikannya ke dalam kerangka ketahanan yang operasional, maka DARM mengadvokasi pendekatan hybrid multi-algorithm yang disesuaikan dengan tipologi risiko spesifik dan mengintegrasikannya secara langsung ke dalam sistem manajemen ketahanan berbasis tiga dimensi kapabilitas. Keunggulan komparatif ini dikonfirmasi oleh temuan Yang et al. (2023) yang menyatakan bahwa integrasi data iklim ke dalam model ML untuk manajemen risiko rantai pasok masih merupakan kesenjangan penelitian yang signifikan, dan oleh temuan Aljohani (2023) yang menunjukkan bahwa pendekatan real-time integrated menghasilkan performa mitigasi risiko yang secara konsisten lebih tinggi dibandingkan pendekatan berbasis data historis statis. Dengan demikian, kontribusi teoritis DARM tidak hanya terletak pada arsitektur teknisnya, tetapi pada kemampuannya menjembatani kesenjangan antara kapabilitas algoritmik yang ada dengan kebutuhan operasional nyata manajemen ketahanan rantai pasok agroindustri dalam menghadapi risiko iklim yang semakin kompleks dan tidak terprediksi.

KESIMPULAN

Penelitian ini telah mendemonstrasikan bahwa analitik prediktif berbasis machine learning dan deep learning merupakan komponen esensial dalam membangun ketahanan rantai pasok pangan yang proaktif terhadap risiko iklim. Melalui sintesis sistematis terhadap dua puluh studi bereputasi Scopus, tiga temuan utama dapat ditegaskan. Pertama, mekanisme transmisi risiko iklim pada rantai pasok pangan bersifat kaskade dan nonlinier, di mana gangguan pada satu simpul produksi menyebar ke seluruh jaringan rantai pasok dengan efek pengganda yang tidak dapat diantisipasi oleh model manajemen risiko konvensional. Kedua, tidak ada algoritma prediktif tunggal yang optimal untuk seluruh tipologi risiko iklim; kombinasi Double Machine Learning, LSTM, Bayesian Network, dan metode ensemble menghasilkan kapabilitas prediksi yang secara konsisten lebih akurat dan adaptif dibandingkan pendekatan satu model. Ketiga, efektivitas analitik prediktif untuk mitigasi risiko iklim bergantung pada kedalaman integrasi data multisumber yang mencakup data satelit, sensor IoT, dan data operasional rantai pasok secara simultan dan real-time.

Model Ketahanan Agroindustri Berbasis Data (Data-Driven Agroindustry Resilience Model/DARM) yang dihasilkan penelitian ini memberikan kontribusi teoritis dengan mengintegrasikan Dynamic Capabilities Theory, Supply Chain Resilience Theory, dan Climate Risk Framework ke dalam satu arsitektur analitik yang koheren dan operasional. Kontribusi ini merespons secara langsung kesenjangan yang diidentifikasi dalam literatur, yakni absennya kerangka terpadu yang menghubungkan kapabilitas algoritmik prediktif dengan dimensi ketahanan organisasional secara eksplisit. Secara praktis, DARM menawarkan panduan implementasi yang dapat diadopsi oleh manajer agroindustri dan pengambil kebijakan, khususnya di negara berkembang beriklim tropis yang menghadapi eksposur risiko iklim tinggi dengan kapasitas adaptasi teknologi yang masih terbatas. Implikasi kebijakan penelitian ini menegaskan perlunya investasi strategis pada infrastruktur data pertanian, sistem pemantauan iklim terintegrasi, dan pengembangan kapasitas sumber daya manusia dalam penerapan analitik prediktif di sektor agroindustri.

Penelitian ini memiliki keterbatasan yang perlu diakui secara terbuka. Sebagai studi berbasis systematic literature review, model DARM yang dihasilkan belum divalidasi melalui data empiris lapangan dari konteks agroindustri spesifik, sehingga akurasi dan transferabilitasnya

lintas komoditas dan lintas wilayah masih memerlukan pengujian lebih lanjut. Penelitian mendatang disarankan untuk melakukan validasi empiris DARM menggunakan dataset panel multi-komoditas dari agroindustri di negara berkembang tropis, menguji performa komparatif arsitektur hybrid multi-algorithm yang diusulkan pada data iklim dan rantai pasok pangan aktual, serta mengeksplorasi mekanisme integrasi DARM ke dalam sistem manajemen rantai pasok yang telah beroperasi di tingkat industri. Pengembangan lebih lanjut model ini dengan memasukkan variabel sosial-ekonomi lokal dan kapasitas kelembagaan sebagai moderator akan memperkuat relevansi dan presisi model dalam konteks agroindustri negara berkembang yang bercirikan heterogenitas struktural tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- Aljohani, A. (2023). Predictive analytics and machine learning for real-time supply chain risk mitigation and agility. *Sustainability*, 15(20), 15088. <https://doi.org/10.3390/su152015088>
- Dolgui, A., & Ivanov, D. (2021). Ripple effect and supply chain disruption management: New trends and research directions. *International Journal of Production Research*, 59(1), 102–109. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1840148>
- Er Kara, M., Ghadge, A., & Bititci, U. S. (2021). Modelling the impact of climate change risk on supply chain performance. *International Journal of Production Research*, 59(24), 7317–7335. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1849844>
- Ghadge, A., Wurtmann, H., & Seuring, S. (2020). Managing climate change risks in global supply chains: A review and research agenda. *International Journal of Production Research*, 58(1), 44–64. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1629670>
- Jin, S., Liu, D., & Huang, L. (2025). Effect of climate change on food industry supply chain resilience in China on the basis of double machine learning models. *Foods*, 14(21), 3623. <https://doi.org/10.3390/foods14213623>
- Kamble, S. S., Gunasekaran, A., & Sharma, R. (2020). Modeling the blockchain enabled traceability in agriculture supply chain. *International Journal of Information Management*, 52, 101967. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.05.023>
- Kazancoglu, Y., Ekinci, E., Mangla, S. K., Sezer, M. D., & Kayikci, Y. (2021). Performance evaluation of reverse logistics in food supply chains in a circular economy using a combined multi-criteria decision-making framework. *Production Planning & Control*, 34(3), 1–16. <https://doi.org/10.1080/09537287.2021.1981009>
- Lezoche, M., Hernandez, J. E., Díaz, M. E., Panetto, H., & Kacprzyk, J. (2020). Agri-food 4.0: A survey of the supply chains and technologies for the future agriculture. *Computers in Industry*, 117, 103187. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103187>
- Malik, A., Li, M., Lenzen, M., Fry, J., Liyanapathirana, N., Beyer, K., Boylan, S., Lee, A., Raubenheimer, D., Geschke, A., & Jalayer, M. (2022). Impacts of climate change and extreme weather on food supply chains cascade across sectors and regions in Australia. *Nature Food*, 3(8), 631–643. <https://doi.org/10.1038/s43016-022-00570-3>
- Mu, W., van Asselt, E. D., Velthuis, A. G., & Bogaardt, M. J. (2024). Making food systems more resilient to food safety risks by including artificial intelligence, big data, and internet of things into food safety early warning and emerging risk identification tools. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 23(1), e13296. <https://doi.org/10.1111/1541-4337.13296>

- Nanda, T., Singh, T. P., & Singh, V. (2021). A review on prediction models for supply chain disruption using machine learning and deep learning. *Production Planning & Control*, 34(10), 1–21. <https://doi.org/10.1080/09537287.2021.2009141>
- Ponomarov, S. Y., & Holcomb, M. C. (2021). Understanding the concept of supply chain resilience. *International Journal of Logistics Management*, 32(1), 124–143. <https://doi.org/10.1108/IJLM-09-2020-0358>
- Shen, Z. J. M., & Sun, Y. (2023). Strengthening supply chain resilience during COVID-19: A case study of JD.com. *Journal of Operations Management*, 69(3), 359–383. <https://doi.org/10.1002/joom.1213>
- Spanaki, K., Karafili, E., Sivarajah, U., Despoudi, S., & Irani, Z. (2022). Artificial intelligence and food security: Swarm intelligence of AgriTech drones for smart AgriFood operations. *Production Planning & Control*, 33(16), 1498–1516. <https://doi.org/10.1080/09537287.2021.1882539>
- Stindt, D., Sadr, J., Stindt, F., & Dold, M. (2023). The impact of climate change on supply chain management: A review and agenda for future research. *International Journal of Production Economics*, 264, 108984. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2023.108984>
- Talavera-Velasco, B., Luceño-Moreno, L., Martín-García, J., & García-Albuerne, Y. (2021). Agrifood digital transition: Review and analysis of emerging technologies for sustainable food systems. *Trends in Food Science & Technology*, 114, 250–258. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2021.05.040>
- Toorajipour, R., Sohrabpour, V., Nazarpour, A., Oghazi, P., & Fischl, M. (2021). Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 122, 502–517. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.09.009>
- Wamba-Taguimdje, S. L., Fosso Wamba, S., Kala Kamdjoug, J. R., & Wanko, C. E. T. (2020). Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: The business value of AI-based transformation projects. *Business Process Management Journal*, 26(7), 1893–1924. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-10-2019-0411>
- Yang, M., Lim, M. K., Qu, Y., Ni, D., & Xiao, Z. (2023). Supply chain risk management with machine learning technology: A literature review and future research directions. *Computers & Industrial Engineering*, 175, 108859. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108859>
- Zhao, G., Liu, S., Lopez, C., Lu, H., Elgueta, S., Chen, H., & Boshkoska, B. M. (2019). Blockchain technology in agri-food value chain management: A synthesis of applications, challenges and future research directions. *Computers in Industry*, 109, 83–99. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.04.002>