

JURNAL ILMIAH MANAJEMEN BISNIS DAN INOVASI
UNIVERSITAS SAM RATULANGI (JMBSI UNSRAT)

PEMODELAN PRODUKSI PADI BERBASIS SATELIT DAN HETEROGENITAS
SPASIAL UNTUK MANAJEMEN RANTAI PASOK PANGAN DI JAWA TIMUR

Juan A. G. Pangalila, Magdalena Wullur, Jessy J. Pondaag

Universitas Sam Ratulangi

ARTICLE INFO

Keywords:

rice production forecasting, remote sensing, spatial heterogeneity, machine learning, food supply chain management

Kata Kunci:

peramalan produksi padi, penginderaan jauh, heterogenitas spasial, *machine learning*, manajemen rantai pasok pangan

Corresponding author:

Juan A. G. Pangalila

juanpangalila@gmail.com

Abstract. *The national rice supply chain is vulnerable to information asymmetry and the bullwhip effect, aggravated by conventional production forecasting that ignores spatial heterogeneity and relies on lagging data. This study aims to develop and validate an Early Warning System prototype for rice production forecasting that integrates multi-source satellite data, spatial heterogeneity, and model interpretability. Following a Research and Development approach as a proof-of-concept, the study employs a multi-output Random Forest across six rice-producing regencies in East Java during 2019–2024, with ablation validation, SHAP interpretation, and spatiotemporal robustness testing (LORO-CV and LOYO-CV). The results show that integrating spatial context substantially improves productivity accuracy (R^2 from 0.3419 to 0.8703). SHAP analysis reveals a biophysical dichotomy: quantity components are governed by the temporal dimension, whereas quality is governed by the spatial dimension. The model is temporally robust (coefficient of variation below 15%) with a transparently mapped spatial generalization boundary. Its outputs are transformed into an illustrative economic value estimate and a package of decision maps.*

Abstrak. Manajemen rantai pasok beras nasional rentan terhadap asimetri informasi dan *bullwhip effect*, yang diperburuk oleh peramalan produksi konvensional yang mengabaikan heterogenitas spasial dan bertumpu pada data yang bersifat *lagging*. Penelitian ini bertujuan membangun dan memvalidasi prototipe Sistem Peringatan Dini peramalan produksi padi yang mengintegrasikan data satelit multi-sumber, heterogenitas spasial, dan interpretabilitas model. Mengikuti pendekatan *Research and Development* sebagai uji konsep (*proof-of-concept*), penelitian menggunakan *Random Forest* multi-keluaran pada enam kabupaten sentra padi di Jawa Timur sepanjang 2019–2024, dengan validasi *ablation*, interpretasi SHAP, serta uji ketangguhan spatiotemporal (LORO-CV dan LOYO-CV). Hasil menunjukkan integrasi konteks spasial meningkatkan akurasi Produktivitas secara substansial (R^2 0,3419 menjadi 0,8703). Analisis SHAP mengungkap dikotomi biofisik: komponen kuantitas dikendalikan dimensi temporal, sedangkan kualitas dikendalikan dimensi spasial. Model tangguh secara temporal (Koefisien Variasi di bawah 15%) dengan batas generalisasi spasial yang terpetakan transparan. Keluaran ditransformasikan menjadi estimasi nilai ekonomi ilustratif dan paket peta keputusan.

PENDAHULUAN

Beras merupakan komoditas pangan strategis yang stabilitas pasokannya menentukan ketahanan pangan dan stabilitas sosial-ekonomi nasional. Pengelolaan rantai pasok beras yang efektif menuntut kemampuan mengantisipasi dinamika produksi secara akurat dan tepat waktu. Namun, dalam praktiknya, manajemen rantai pasok pangan di Indonesia menghadapi dua persoalan struktural yang saling berkaitan.

Persoalan pertama bersifat manajerial, yaitu tingginya asimetri informasi antar-*node* rantai pasok. Ketidakpastian mengenai volume dan waktu pasokan yang sesungguhnya memicu *bullwhip effect*, yakni distorsi informasi yang teramplifikasi sepanjang rantai sehingga menimbulkan keputusan pengadaan yang reaktif, akumulasi *safety stock* spekulatif, dan inefisiensi distribusi (Lee, Padmanabhan, & Whang, 1997). Studi pada rantai pasok beras di tingkat lokal menegaskan bahwa transparansi informasi antar-pelaku merupakan prasyarat utama efisiensi distribusi (Chindy, Palandeng, & Pondaag, 2023), sementara lemahnya transparansi tersebut kerap melemahkan posisi tawar petani di hulu (Sumarauw & Sihombing, 2015).

Persoalan kedua bersifat metodologis, yaitu pengabaian terhadap heterogenitas spasial dalam peramalan produksi. Pendekatan peramalan konvensional cenderung memperlakukan wilayah secara seragam melalui agregasi naif, padahal setiap wilayah memiliki *locational fundamentals*, seperti karakteristik iklim, topografi, dan kesuburan lahan, yang menciptakan keunggulan komparatif yang sulit direplikasi (Jovanović, 2003). Selain itu, peramalan yang bertumpu pada data survei lapangan bersifat *lagging* dan baru tersedia setelah peristiwa terjadi, sehingga keputusan pengadaan terjebak pada paradigma reaktif alih-alih antisipatif.

Kombinasi kedua persoalan ini menempatkan rantai pasok beras dalam kondisi rentan terhadap volatilitas iklim yang semakin tidak menentu. Perkembangan penginderaan jauh (*remote sensing*) dan pembelajaran mesin (*machine learning*) menawarkan peluang untuk bergeser menuju peramalan yang proaktif dan berbasis sinyal biofisik aktual. Sejumlah studi telah membuktikan kemampuan data satelit dalam meramalkan hasil panen pada berbagai konteks (Amin *et al.*, 2024; Qader *et al.*, 2023; Brinkhoff *et al.*, 2024; Hassan *et al.*, 2023; Wang *et al.*, 2025). Meskipun demikian, terdapat dua kesenjangan yang belum terjembatani. Pertama, banyak model belum memperlakukan heterogenitas spasial sebagai variabel kontrol eksplisit dan belum diuji ketangguhannya secara spasial-temporal, sehingga rawan terhadap penilaian kinerja yang terlalu optimistis (Ploton *et al.*, 2020). Kedua, mayoritas penelitian berhenti pada pelaporan metrik statistik dan belum mentransformasikan keluaran model menjadi instrumen yang dapat dibaca dan digunakan langsung dalam siklus keputusan rantai pasok (Wullur & Kumaat, 2020). Akibatnya, potensi nilai informasi dari teknologi ini belum sepenuhnya terealisasi pada tataran manajerial.

Penelitian ini menjembatani kedua kesenjangan tersebut dengan membangun dan memvalidasi sebuah prototipe Sistem Peringatan Dini (*Early Warning System*) peramalan produksi padi yang mengintegrasikan data satelit multi-sumber, heterogenitas spasial, dan interpretabilitas model. Mengikuti pendekatan *Research and Development* (R&D) sebagaimana dirumuskan Sugiyono (2023) metode untuk menghasilkan produk tertentu sekaligus memvalidasi efektivitasnya, penelitian ini diposisikan sebagai uji konsep (*proof-of-concept*)

yang mengeksekusi langkah pertama hingga ketujuh dari kerangka R&D. Sistem ini dirancang untuk meramalkan tiga komponen produksi yang berbeda karakteristik biofisiknya, yaitu Total Produksi (Y1), Luas Panen (Y2), dan Produktivitas (Y3), mengidentifikasi determinan dominannya secara transparan, menguji ketangguhan generalisasinya, mengestimasi nilai ekonominya, dan menerjemahkan keseluruhan keluaran menjadi rangkaian peta keputusan (*decision map*) yang operasional.

Dalam kerangka R&D, jawaban atas setiap pertanyaan penelitian diformulasikan sebagai Proposisi Penelitian yang dieksplorasi dan divalidasi secara deskriptif-sistematis, bukan sebagai hipotesis statistik inferensial. Kelima proposisi tersebut menelusuri: efektivitas integrasi konteks spasial terhadap akurasi (P1), determinan dominan tiap komponen produksi (P2), ketangguhan model pada uji tekanan spasial dan temporal (P3), nilai ekonomi serta implikasi manajerialnya (P4), dan representasi geospasial sebagai instrumen pendukung keputusan (P5). Penelitian dilaksanakan pada enam kabupaten sentra produksi padi di Provinsi Jawa Timur sepanjang periode Januari 2019 hingga Desember 2024, rentang yang merangkum satu siklus *El Niño–Southern Oscillation* (ENSO) penuh sebagai pengujian alami terhadap ketangguhan iklim model.

Kontribusi penelitian ini bersifat ganda. Secara teoretis, penelitian ini memperkaya literatur pada persimpangan analisis geospasial dan manajemen rantai pasok dengan membuktikan bahwa integrasi heterogenitas spasial dan interpretabilitas model mampu mengubah data satelit menjadi intelijen pasokan yang valid. Secara praktis, penelitian ini menyediakan fondasi sistem peringatan dini yang menerjemahkan prediksi numerik menjadi peta keputusan, sehingga memungkinkan pergeseran paradigma pengadaan pangan dari reaktif menuju antisipatif bagi para pemangku kepentingan.

LANDASAN TEORI

Manajemen Rantai Pasok Pangan dan Risiko Asimetri Informasi

Manajemen rantai pasok (*supply chain management*) berurusan dengan koordinasi aliran barang dan informasi antar-pelaku dari hulu hingga hilir. Salah satu patologi klasiknya adalah *bullwhip effect*, yaitu distorsi informasi permintaan yang teramplifikasi semakin ke hulu rantai akibat ketidakpastian dan keterlambatan informasi (Lee, Padmanabhan, & Whang, 1997). Dalam konteks pangan, distorsi ini memicu keputusan pengadaan reaktif, akumulasi *safety stock* spekulatif, dan inefisiensi distribusi. Sejumlah studi menegaskan bahwa transparansi informasi antar-*node* merupakan prasyarat utama efisiensi distribusi beras (Chindy, Palandeng, & Pondaag, 2023), serta bahwa dimensi geografis dapat memperkuat ketajaman analisis rantai pasok (Wullur & Kumaat, 2020) dan menekan biaya logistik melalui penempatan kapasitas yang tepat (Sutapa, Wullur, & Cahyono, 2020). Dengan demikian, kemampuan menyediakan informasi pasokan yang akurat dan dini menjadi inti mitigasi risiko operasional pangan.

Heterogenitas Spasial dan Teori Lokasi

Analisis rantai pasok tradisional kerap mengalami “kebutaan spasial” dengan mengabaikan heterogenitas antar-wilayah. Wullur (2020) berargumen bahwa geografi bukan latar pasif melainkan variabel aktif yang memperkuat analisis rantai pasok. Sutapa, Wullur, dan Cahyono (2020) membuktikan bahwa penentuan lokasi gudang optimal menurunkan biaya logistik hingga 29,6%, bergantung pada akurasi data spasial. Paradigma *New Economic*

Geography menegaskan pentingnya *locational fundamentals* seperti kesuburan tanah dan iklim mikro yang menciptakan keunggulan komparatif sulit direplikasi (Jovanović, 2003). Karenanya, variabel geografis (elevasi, lereng, zona agroklimat) diperlakukan sebagai variabel kontrol utama, bukan sebagai noise.

Smart Agriculture dan Kerangka *Technology-Organization-Environment* (TOE)

Transformasi menuju Pertanian Cerdas (*Smart Agriculture*) mengintegrasikan teknologi informasi modern *Internet of Things*, *Big Data*, kecerdasan buatan, dan penginderaan jauh ke dalam manajemen pertanian presisi. Namun keberhasilan implementasinya tidak ditentukan oleh kecanggihan algoritma semata, melainkan oleh faktor multidimensi yang memengaruhi adopsinya. Kerangka *Technology-Organization-Environment* (TOE) yang dikembangkan Tornatzky dan Fleischer (1990) membedah adopsi inovasi ke dalam tiga konteks yang saling melengkapi, dan kerangka inilah yang menjadi payung teoretis penelitian ini.

Pada konteks *Technology*, adopsi sistem peramalan berbasis satelit dipengaruhi oleh persepsi keuntungan relatif (*relative advantage*) dan tingkat kompleksitasnya; teknologi harus menawarkan akurasi lebih tinggi daripada metode konvensional sekaligus dapat diakses pengambil keputusan. Studi meta-analisis Arie *et al.* (2025) menegaskan bahwa karakteristik teknologi berdampak signifikan terhadap kinerja operasional usaha pertanian cerdas, yang mengimplikasikan bahwa sistem peramalan tidak boleh berhenti sebagai model matematis rumit (*black box*) melainkan harus menjadi informasi bernilai guna praktis. Pada konteks *Organization*, kesiapan internal struktur manajerial dan kapabilitas sumber daya manusia menjadi penentu, dan di sinilah peran Kepemimpinan Digital (*Digital Leadership*) menjadi krusial. Tulungen, Saerang, dan Maramis (2022) menekankan bahwa pemimpin digital berfungsi sebagai katalisator yang menjembatani potensi teknologi dengan realitas birokrasi; tanpa budaya berbasis data, investasi teknologi canggih berisiko gagal pada tahap implementasi. Pada konteks *Environment*, tekanan eksternal seperti volatilitas iklim dan ketidakpastian pasar mendorong organisasi untuk meninggalkan metode statis demi metode dinamis yang lebih responsif; tekanan lingkungan ini ditemukan sebagai salah satu determinan terkuat adopsi teknologi dalam kerangka TOE (Arie *et al.*, 2025). Dengan demikian, penelitian ini memosisikan sistem peramalan berbasis *machine learning* dan penginderaan jauh sebagai elemen *Technology* yang dirancang untuk memberdayakan *Organization* dalam menavigasi *Environment* yang penuh ketidakpastian.

Agrometeorologi: Growing Degree Days dan Respons Iklim

Pertumbuhan dan fenologi tanaman padi sangat ditentukan oleh akumulasi energi panas yang diukur melalui konsep *Growing Degree Days* (GDD). Pendekatan *thermal unit* terbukti dapat digunakan untuk menentukan waktu panen padi secara spasial (Rombe, Rogi, Paulus, & Paat, 2024), sementara anomali iklim menunjukkan hubungan nyata dengan produksi padi sawah (Rogi, Rogi, & Runtunuwu, 2023). GDD karenanya menjadi prediktor agroklimat yang relevan bagi peramalan produksi.

Penginderaan Jauh Multi-Sensor untuk Pemantauan Padi

Penginderaan jauh menyediakan observasi biofisik aktual yang berulang secara temporal. Sensor optik Sentinel-2 menangkap dinamika vegetasi dan fenologi melalui indeks seperti NDRE dan LSWI (Shabrina, Sukmono, & Subiyanto, 2020; Amin *et al.*, 2024), sedangkan sensor radar Sentinel-1 (*backscatter* VH dan VV) mampu menembus tutupan awan

yang menjadi kendala utama di wilayah tropis (Li *et al.*, 2020). Fusi data multi-sensor terbukti meningkatkan keandalan pemetaan dan klasifikasi tutupan lahan pertanian (Song *et al.*, 2021; Karmakar *et al.*, 2024), sehingga kombinasi optik dan radar menjadi fondasi bangkitan variabel prediktor dalam penelitian ini.

Machine Learning, Interpretabilitas, dan Validasi Spasial

Random Forest merupakan algoritma *ensemble* yang andal dalam menangani relasi non-linear dan tangguh terhadap *overfitting* (Breiman, 2001), sehingga sesuai untuk memodelkan sistem produksi pangan yang kompleks. Kelemahan utamanya adalah sifat *black box*, yang diatasi melalui kerangka *SHapley Additive exPlanations* (SHAP) untuk menafsirkan kontribusi tiap variabel secara transparan (Lundberg & Lee, 2017) interpretabilitas yang sekaligus menurunkan kompleksitas teknologi dalam kerangka adopsi TOE. Di sisi validasi, validasi silang acak yang naif cenderung melebih-lebihkan kinerja model geospasial karena autokorelasi spasial; oleh karena itu diperlukan protokol validasi berbasis blok spasial dan temporal sebagai uji tekanan yang lebih jujur (Ploton *et al.*, 2020; Sweet *et al.*, 2023; Radočaj, Plaščak, & Jurišić, 2025).

Sintesis dan Kesenjangan Penelitian

Tinjauan terhadap penelitian peramalan hasil panen berbasis satelit terkini menunjukkan kemajuan signifikan dalam akurasi prediksi, namun mayoritas studi masih berhenti pada satu variabel output dan belum menjembatani gap antara prediksi statistik dan keputusan operasional rantai pasok. Tabel 1 memposisikan penelitian ini terhadap studi-studi terdahulu yang relevan.

Tabel 1. Posisi Penelitian terhadap Penelitian Terdahulu

Studi	Konteks	Metode & Data	Hasil Utama	Keterbatasan/Gap
Wang <i>et al.</i> (2025)	Yangtze River Delta, China	BC-HRF (varian RF); ERA5, HWSD, MODIS, SRTM	$R^2=0,65$; peramalan 6 bulan; identifikasi yield gap	Tunggal-output yield; tanpa decision rules operasional
Brinkhoff <i>et al.</i> (2024)	Australia (1.580 lahan)	Ridge & LightGBM; Sentinel-1/2, cuaca	RMSE 1,6 t/ha; agregasi fenologis	Skala lahan; tanpa kerangka rantai pasok
Hassan <i>et al.</i> (2023)	Delta Nil, Mesir	RF, SVR, LSTM, MLR; MODIS	RF terbaik ($r=0,95$; RMSE 0,35)	Hanya MODIS resolusi kasar; tunggal-output
Qader <i>et al.</i> (2023)	Irak (semi-arid)	Bayesian regression; Sentinel-2 + topografi	R^2 in-sample 51%, out-sample 41%	Komoditas gandum; tanpa validasi temporal
Penelitian ini (2026)	Jawa Timur (6 kabupaten)	Random Forest + SHAP; fusi Sentinel-1/2, ERA5, CHIRPS + kontrol spasial	Multi-output Y1/Y2/Y3; ΔR^2 Y3=+0,528; LORO & LOYO-CV; ECA & decision rules	Belum mengintegrasikan variabel sosial-ekonomi

(Sumber: Sintesis peneliti, 2026)

Kebaruan penelitian ini terletak pada tiga aspek yang belum terintegrasi dalam satu kerangka oleh studi terdahulu: (1) pemodelan multi-output yang secara simultan memprediksi tiga komponen produksi padi dengan determinan biofisik yang berbeda; (2) protokol validasi spatiotemporal ganda (LORO-CV dan LOYO-CV) yang menguji ketangguhan model secara lebih ketat daripada validasi acak konvensional; dan (3) penerjemahan output model ke dalam framework operasional rantai pasok dengan kuantifikasi nilai ekonomi, sehingga sistem tidak berhenti sebagai artefak komputasional melainkan menjadi instrumen pendukung keputusan yang dapat diadopsi.

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Research and Development* (R&D) sebagaimana dirumuskan Sugiyono (2023), yaitu metode untuk menghasilkan produk tertentu sekaligus memvalidasi efektivitasnya. Produk yang dihasilkan adalah prototipe Sistem Peringatan Dini peramalan produksi padi berbasis *machine learning* dan data satelit multi-sumber. Dari sepuluh langkah R&D, penelitian ini diposisikan sebagai uji konsep (*proof-of-concept*) yang mengeksekusi langkah pertama hingga ketujuh, mulai dari identifikasi potensi dan masalah, pengumpulan data, desain produk, validasi desain, revisi desain, uji coba terbatas, dan revisi produk. Langkah kedelapan hingga kesepuluh (uji coba pemakaian lapangan, revisi akhir, dan produksi massal) ditetapkan sebagai agenda lanjutan. Sejalan dengan karakter R&D non-eksperimen, jawaban atas pertanyaan penelitian diformulasikan sebagai Proposisi Penelitian yang dieksplorasi secara deskriptif-sistematis, bukan sebagai hipotesis statistik inferensial (Sugiyono, 2023).

Penelitian dilaksanakan pada enam kabupaten sentra produksi padi di Provinsi Jawa Timur, yaitu Ngawi, Bojonegoro, Lamongan, Madiun, Malang, dan Jember. Keenam kabupaten dipilih secara *purposive sampling* (non-probabilistik) untuk memaksimalkan keragaman kondisi agroklimat sebagai kondisi uji. Periode kajian mencakup Januari 2019 hingga Desember 2024 (72 bulan), rentang yang merangkum satu siklus *ENSO* penuh, meliputi episode El Niño 2023 dan La Niña 2020–2021. Perlu ditegaskan perbedaan unit: piksel dalam masker Lahan Baku Sawah berperan sebagai unit akuisisi dan bangkitan data biofisik, sedangkan unit analisis (unit pemodelan) adalah kabupaten/bulan hasil agregasi *zonal statistics* atas piksel-piksel tersebut. Karena pengambilan sampel bersifat purposif, validitas eksternal tidak diklaim secara otomatis, melainkan diuji secara empiris melalui protokol *Leave-One-Regency-Out* yang diuraikan pada teknik analisis.

Data variabel prediktor bersifat dinamis dan statis. Variabel dinamis (deret waktu) dibangkitkan dari penginderaan jauh melalui *Google Earth Engine*, mencakup indeks vegetasi NDRE dan LSWI dari Sentinel-2 (optik), *backscatter* VH dan VV dari Sentinel-1 (radar), curah hujan dari CHIRPS, serta variabel suhu dan iklim dari ERA5. Variabel kontrol spasial yang statis mencakup elevasi dan kemiringan lereng, Karbon Organik Tanah, persentase irigasi, dan Zona Musim. Variabel target diperoleh dari data resmi Badan Pusat Statistik, yaitu Total Produksi (Y1), Luas Panen (Y2), dan Produktivitas (Y3). Pada tahap rekayasa fitur, dilakukan konstruksi *time-lagging* (t-1, t-2, t-3) untuk merepresentasikan memori biologis siklus tanam serta menyediakan *lead-time* informasi. Setelah penyelarasan spasial-temporal dan pembuangan periode awal yang kehilangan nilai akibat *lag*, matriks fitur final terdiri atas sekitar 370 observasi kabupaten-bulan dengan 41 variabel.

Kualitas data dijamin melalui empat mekanisme. Pertama, validitas instrumen ditopang oleh kalibrasi radiometrik sensor; produk Sentinel-1, Sentinel-2, CHIRPS, dan ERA5 telah terkalibrasi dan tervalidasi secara internasional. Kedua, validitas temporal dijaga melalui *cloud masking* pada citra optik dan fusi dengan radar Sentinel-1 yang menembus awan, sehingga celah data akibat tutupan awan tropis tidak mencemari integritas deret waktu. Ketiga, validitas spasial dijamin melalui *masking* menggunakan Peta Lahan Baku Sawah Badan Informasi Geospasial dan *clipping* batas administrasi, memastikan hanya piksel lahan sawah yang dianalisis. Keempat, reliabilitas keluaran diuji melalui validasi silang terhadap data resmi BPS sebagai *ground truth*, serta melalui konsistensi performa lintas skema validasi yang berfungsi analog dengan uji reliabilitas konvensional.

Pemodelan menggunakan *Random Forest Regressor* dengan keluaran ganda (*multi-output*) untuk memprediksi Y1, Y2, dan Y3 secara simultan namun independen (Breiman, 2001). Efektivitas integrasi konteks spasial diuji melalui *ablation study* yang membandingkan Model *Proposed* (dengan variabel kontrol spasial) terhadap Model *Baseline* (agregasi naif), dengan besaran efek dinilai menggunakan konvensi *effect size* Cohen (1988). Determinan dominan tiap komponen produksi ditafsirkan melalui kerangka *SHapley Additive exPlanations* (SHAP) untuk membuka interpretabilitas model (Lundberg & Lee, 2017). Ketangguhan model diuji melalui dua protokol validasi spatiotemporal yang menghindari penilaian terlalu optimistis akibat autokorelasi spasial (Ploton *et al.*, 2020), yaitu *Leave-One-Regency-Out* (LORO-CV) untuk generalisasi spasial dan *Leave-One-Year-Out* (LOYO-CV) untuk ketangguhan temporal, dengan kestabilan dinilai melalui Koefisien Variasi. Nilai informasi sistem dikuantifikasi melalui kalkulasi *Economic Cost Avoidance* (ECA) yang bersifat ilustratif, dan seluruh keluaran ditransformasikan menjadi paket peta tematik menggunakan batas administrasi GADM dan masking Lahan Baku Sawah dengan klasifikasi *natural breaks* (Jenks) pada proyeksi WGS 84.

Sejalan dengan kaidah R&D bahwa keefektifan produk diukur terhadap tolok ukur yang ditetapkan di muka, kriteria keberhasilan produk dirumuskan secara *a priori*: (1) peningkatan akurasi Model *Proposed* atas *Baseline* mencapai kategori *large effect size* (Cohen, 1988); (2) Koefisien Variasi R² lintas tahun pada LOYO-CV berada di bawah ambang konvensional 15%; (3) tingkat kesalahan relatif pada LORO-CV dapat ditoleransi untuk pengambilan keputusan; dan (4) tersusunnya estimasi nilai ekonomi dan paket peta yang dapat dibaca pemangku kepentingan. Adapun validasi desain pada tahap ini dioperasionalkan melalui *ablation study* dan penjangkaran keputusan desain pada bukti literatur; validasi oleh pakar lapangan belum dilakukan dan diakui sebagai keterbatasan sekaligus agenda uji coba pemakaian lanjutan.

Proposisi Penelitian

Lima proposisi yang dieksplorasi dan divalidasi dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

- P1:** integrasi variabel kontrol spasial meningkatkan akurasi peramalan secara signifikan dibandingkan model agregasi naif.
- P2:** ketiga komponen produksi (Y1, Y2, Y3) dikendalikan oleh determinan dominan yang berbeda secara fundamental, yang dapat diidentifikasi melalui analisis SHAP.
- P3:** model mempertahankan ketangguhan ketika dihadapkan pada uji tekanan spasial di lokasi baru dan temporal pada tahun anomali iklim.
- P4:** sistem peramalan menghasilkan nilai ekonomi dan implikasi manajerial yang nyata bagi mitigasi risiko pasokan.
- P5:** keluaran model dapat direpresentasikan sebagai rangkaian peta keputusan (*decision map*) yang operasional bagi pemangku kepentingan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Efektivitas Integrasi Konteks Spasial (Proposisi P1)

Pengujian dengan *Randomized 10-Fold Cross-Validation* membuktikan bahwa Model *Proposed* yang mengintegrasikan variabel kontrol spasial secara konsisten mengungguli Model *Baseline* yang mengabaikan konteks lokasi. Kontras paling tajam terjadi pada target Produktivitas (Y3): penambahan variabel spasial meningkatkan koefisien determinasi (R²) dari 0,3419 menjadi 0,8703, yakni lompatan ΔR^2 sebesar +0,528 yang jauh melampaui ambang *large effect size* menurut konvensi Cohen (1988). Temuan ini menegaskan bahwa heterogenitas

wilayah bukan *noise* yang dapat diabaikan, melainkan determinan struktural produktivitas, sehingga memperkuat tesis teori lokasi bahwa pengabaian *locational fundamentals* menyebabkan kegagalan dalam memahami struktur produksi wilayah (Jovanović, 2003). Secara teoretis, magnitudo peningkatan akurasi ini merupakan wujud terukur dari *relative advantage* dalam kerangka TOE besaran yang menurut Arie *et al.* (2025), menjadi penentu keputusan adopsi teknologi pada tingkat organisasi.

Determinan Dominan Tiap Komponen Produksi (Proposisi P2)

Dekonstruksi model melalui analisis *SHapley Additive exPlanations* (SHAP) mengungkap adanya dua hukum biofisik yang berbeda secara fundamental. Komponen kuantitas, yaitu Total Produksi (Y1) dan Luas Panen (Y2), didominasi secara masif oleh dimensi waktu (dinamis), masing-masing sebesar 97,1% dan 97,4%. Model merekonstruksi siklus fenologi tanaman dari rekam jejak temporal satelit pada *lag* t-1 hingga t-3, melacak riwayat lahan dari fase tanam hingga kematangan kanopi. Sebaliknya, komponen kualitas, yaitu Produktivitas (Y3), didominasi lebih dari 86,6% oleh dimensi tata ruang (spasial), yakni kapasitas ekologis bawaan lahan: Zona Musim, curah hujan makro, Karbon Organik tanah, dan infrastruktur irigasi. Dikotomi ini memberikan justifikasi empiris atas keputusan arsitektur untuk memodelkan Y1, Y2, dan Y3 sebagai target independen, karena memaksakan identitas matematis $Y1 = Y2 \times Y3$ ke dalam satu model simultan akan mengorbankan presisi tiap komponen yang dikendalikan proses biofisik yang berbeda. Lebih dari sekadar interpretasi statistik, transparansi SHAP menurunkan kompleksitas dan meningkatkan keterbacaan system, dua prasyarat adopsi teknologi dalam kerangka TOE, dengan mengubah model dari *black box* menjadi alat keputusan yang legibel bagi pemangku kebijakan non-teknis (Lundberg & Lee, 2017).

Ketangguhan Spasial dan Temporal Model (Proposisi P3)

Ketangguhan model diuji melalui dua protokol validasi spatiotemporal yang dirancang untuk menghindari penilaian terlalu optimistis akibat autokorelasi spasial (Ploton *et al.*, 2020). Pada uji ketangguhan temporal (*Leave-One-Year-Out Cross-Validation*), model mempertahankan performa tinggi dan konsisten lintas enam tahun (2019–2024), termasuk pada tahun anomali El Niño 2023: rata-rata R^2 Y1 sebesar 0,642 dengan Koefisien Variasi (CV) 5,88%, dan rata-rata R^2 Y3 sebesar 0,813 dengan CV 9,62%, keduanya jauh di bawah ambang konvensional 15%. Pada uji generalisasi spasial (*Leave-One-Regency-Out Cross-Validation*), hasilnya terdiferensiasi. Kabupaten dengan tipologi serumpun dengan data latih mencatat R^2 positif yang memadai (Bojonegoro 0,670 dan 0,672; Lamongan 0,583 dan 0,555), sementara Kabupaten Malang mencatat R^2 sangat negatif (−58,2 untuk Y1 dan −63,5 untuk Y2) akibat profil topografi dataran tinggi yang berada di luar distribusi data latih. Untuk Y3, metrik yang lebih informatif adalah *Mean Absolute Error* (MAE): rata-rata MAE LORO-CV sebesar 0,202 Ton/Ha, setara kesalahan relatif hanya 3,4–4,0% dari rentang produktivitas aktual. Sesuai prediksi Ploton *et al.* (2020) dan Maxwell *et al.* (2021), temuan ini ditafsirkan sebagai *spatial generalization boundary* yang terpetakan secara transparan, pemetaan batas operasional yang informatif bukan kegagalan model. Pada tataran organisasi, batas ini menuntut kepemimpinan digital yang sadar-batas: peta residual diperlakukan sebagai instrumen tata kelola kalibrasi, bukan sebagai vonis kegagalan (Tulungen, Saerang, & Maramis, 2022).

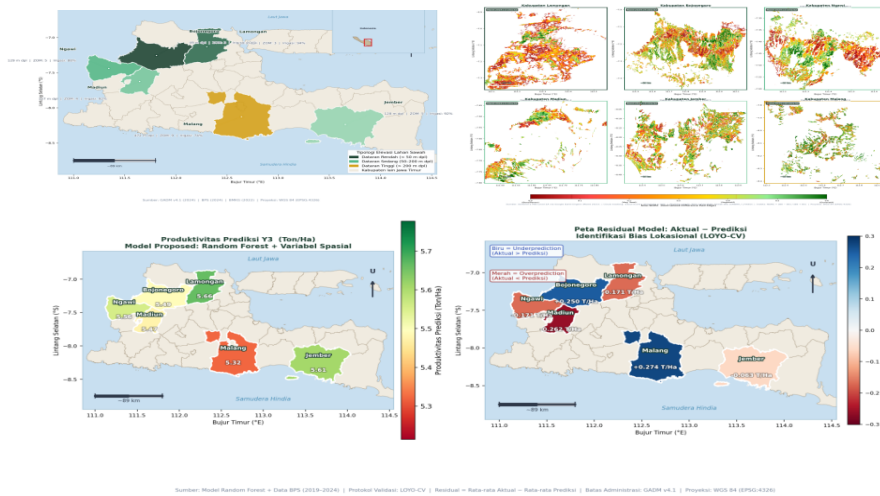
Nilai Ekonomi dan Implikasi Manajerial (Proposisi P4)

Arsitektur peramalan ini mentransformasi intelijen satelit menjadi nilai ekonomi melalui tiga mekanisme. Pertama, infrastruktur *Zero-CAPEX* yang sepenuhnya mengandalkan ekosistem satelit *open-source* dan komputasi awan *Google Earth Engine* mengeliminasi hambatan investasi modal bagi adopsi institusional. Kedua, keunggulan *lead-time* 90 hari dari fitur *lag t-3* mengubah paradigma pengadaan dari reaktif menjadi proaktif. Sebagai ilustrasi kuantitatif dan bukan proyeksi empiris absolut, nilai SHAP marginal variabel *Growing Degree Days* menunjukkan bahwa anomali suhu dingin di awal musim tanam berpotensi memberikan penalti produksi hingga 13.898 Ton per kejadian; dengan asumsi selisih harga pengadaan darurat terhadap harga terencana sebesar Rp 1.500.000 per Ton, potensi *Economic Cost Avoidance* yang dapat diraih melalui deteksi dini mencapai sekitar Rp 20,8 Miliar per skenario defisit, jauh melampaui biaya operasional sistem. Ketiga, sistem ini menekan *bullwhip effect* melalui sinkronisasi ekspektasi antar-*node* yang mengurangi *safety stock* spekulatif (Lee, Padmanabhan, & Whang, 1997). Secara manajerial, ketiga prediksi mengarahkan keputusan yang berbeda dan independen: Y1 sebagai basis keputusan *make-or-buy* cadangan pangan, Y2 untuk optimasi alokasi armada logistik, dan Y3 untuk menjustifikasi investasi struktural jangka panjang. Implikasi ini dikonkretkan dalam Peta Zonasi Prioritas Intervensi yang mengklasifikasikan enam kabupaten ke dalam tiga zona: Zona Logistik (Bojonegoro dan Lamongan, produktivitas di atas 5,60 Ton/Ha dengan irigasi 94–100%), Zona Pemantauan (Ngawi dan Madiun, produktivitas 5,54–5,58 Ton/Ha), dan Zona Rehabilitasi (Jember dan Malang, produktivitas 5,12–5,30 Ton/Ha dengan irigasi Malang hanya 74,26%). Perlu ditegaskan bahwa nilai ekonomi ini bersifat potensial; dalam logika TOE, keunggulan teknologi hanya terealisasi melalui kesiapan organisasi dan kepemimpinan digital yang melembagakannya ke dalam protokol keputusan operasional (Tulungen, Saerang, & Maramis, 2022).

Representasi Geospasial sebagai Instrumen Keputusan (Proposisi P5)

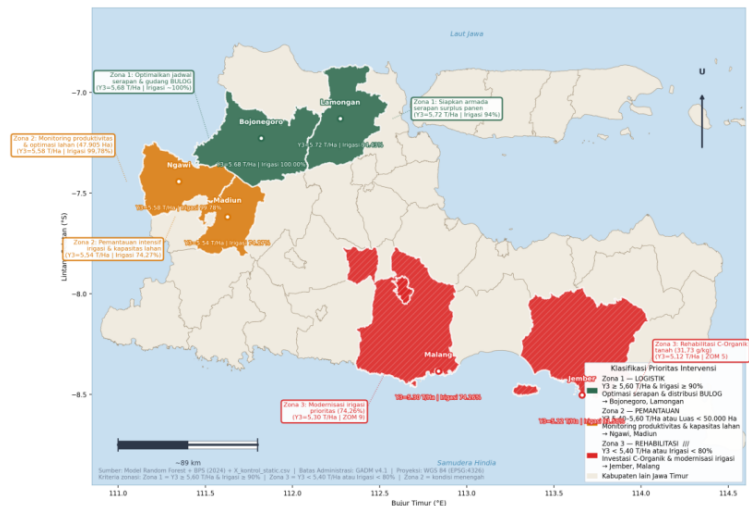
Seluruh keluaran numerik model ditransformasikan menjadi paket peta tematik fungsional (Gambar 1.) yang terdiri atas: (1) Peta Lokasi Studi yang memvalidasi fondasi spasial pengambilan sampel; (2) Peta Kondisi Biofisik yang mendokumentasikan distribusi NDRE, LSWI, dan *Growing Degree Days* per kabupaten sebagai bukti kartografis keberhasilan bangkitan data satelit; (3) Peta Prediksi Y3 dan Residual yang mengungkap distribusi geografis akurasi serta membuktikan tiadanya bias lokasional yang sistematis; dan (4) Peta Zonasi Prioritas Intervensi (Gambar 2.) yang mensintesis seluruh temuan menjadi rekomendasi berbasis wilayah. Keempat peta diproduksi sesuai standar kartografis akademis, yaitu batas administrasi GADM, *masking* Lahan Baku Sawah Badan Informasi Geospasial, klasifikasi *natural breaks* (Jenks), serta proyeksi WGS 84 (EPSG:4326) lengkap dengan skala, legenda, dan atribusi sumber. Dengan demikian, penelitian ini menghasilkan produk geospasial yang memperlihatkan di mana, kapan, dan seberapa besar risiko pasokan terjadi, dimensi informasi yang tidak tergantikan oleh metrik statistik semata, dan yang menjawab seruan agar penelitian penginderaan jauh berbasis *machine learning* menghasilkan keluaran yang dapat digunakan dalam siklus kebijakan nyata (Wullur & Kumaat, 2020).

Gambar 1. Peta Tematik Fungsional



(Sumber: olah data peneliti, 2026)

Gambar 2. Peta Zonasi Intervensi



(Sumber: olah data peneliti, 2026)

Kerangka Operasional dan Sintesis Teoretis dalam Kerangka TOE

Keberhasilan teknis baru bernilai bagi rantai pasok apabila keluaran prediksi dapat ditransmisikan menjadi keputusan di tiap node. Rantai pasok beras di Jawa Timur beroperasi dalam tiga lapis node dengan kebutuhan informasi berbeda: node hulu (petani dan Gapoktan) yang memutuskan tanam, varietas, dan harga jual; node tengah (pedagang pengumpul, *Rice Milling Unit*, dan Sub-Divre Perum BULOG) yang memutuskan pengadaan, kapasitas giling, dan alokasi stok; serta node hilir (Bapanas, Kementerian Pertanian, dan pemerintah daerah) yang memutuskan stabilisasi harga, kuota impor, dan operasi pasar. Dalam sistem konvensional, setiap node bekerja dengan data *lagging* laporan produksi yang baru tersedia hingga satu kuartal setelah panen sehingga keputusan diambil atas dasar perkiraan kondisi node lain, bukan observasi aktual. Inilah akar struktural amplifikasi *bullwhip effect*.

Sistem peramalan ini mereduksi *bullwhip effect* dengan mengonversi sinyal pasokan dari *lagging* menjadi *leading*: deteksi fase tanam sejak t-3 melalui *backscatter* Sentinel-1 dan

akumulasi GDD memberikan sinyal pasokan berwawasan ke depan dengan *lead-time* sekitar 90 hari. Reduksi terjadi melalui dua jalur sinkronisasi ekspektasi antar-node (BULOG dan RMU mengacu pada proyeksi volume dan lokasi panen yang sama, bukan estimasi independen), yang oleh Lee, Padmanabhan, dan Whang (1997) ditunjukkan sebagai intervensi paling efektif meredam amplifikasi variabilitas; dan pengurangan *safety stock* spekulatif yang menurunkan *holding cost* serta risiko kerusakan komoditas.

Reduksi asimetri informasi bagi petani bersifat tidak langsung, karena model beroperasi pada level agregat kabupaten, melalui dua saluran kebijakan. Pertama, penetapan Harga Pembelian Pemerintah yang responsif secara spasial: proyeksi surplus-defisit per kabupaten tiga bulan ke depan memungkinkan HPP mencerminkan kondisi pasokan regional, bukan harga tunggal nasional yang buta terhadap heterogenitas wilayah, sehingga memperbaiki struktur insentif dan posisi tawar petani. Kedua, *targeting* intervensi yang lebih presisi: proyeksi Y3 berbasis karakteristik spasial lahan memungkinkan identifikasi kabupaten dengan kapasitas ekologis rendah secara structural bukan sekadar anomali musiman sehingga bantuan pupuk, rehabilitasi irigasi, dan pendampingan dialokasikan proporsional, bukan merata (Chindy, Palandeng, & Pondaag, 2023).

Secara teknis, transmisi ini dioperasionalkan melalui seperangkat aturan keputusan berbasis ambang yang menerjemahkan prediksi menjadi tindakan dan penanggung jawab, sebagaimana dirangkum pada Tabel 2.

Tabel 2. Aturan Keputusan Operasional Berbasis Ambang Prediksi

Kondisi prediksi	Status	Tindakan yang dipicu	Pemangku kepentingan
$Y1 \leq 85\%$ rata-rata historis	Defisit signifikan	Aktivasi early warning; kajian impor/redistribusi stok regional	BULOG, Bapanas
$Y1$ 85-95% rata-rata historis	Defisit ringan	Penambahan serapan dari kabupaten surplus terdekat	Sub-Divisi BULOG
$Y1 \geq 115\%$ rata-rata historis	Surplus besar	Aktivasi pembelian gabah petani; kapasitas gudang tambahan	BULOG, Dinas Ketahanan Pangan
$Y2$ lonjakan $\geq 20\%$ MoM di ≥ 3 kabupaten	Panen raya serentak	Pra-alokasi armada angkut & kapasitas giling lintas kabupaten	Industri giling, logistik
$Y3 \leq 70\%$ potensi ekologis selama ≥ 3 periode	Yield gap persisten	Audit irigasi & tanah; perencanaan rehabilitasi struktural	Dinas Pertanian

(Sumber: Analisis peneliti, 2026)

Aturan ini telah diuji secara naratif melalui beberapa skenario operasional, kondisi normal, kekeringan El Niño, anjloknya harga saat surplus, dan keterlambatan data akibat tutupan awan yang memperlihatkan bahwa *lead-time* tiga bulan memungkinkan respons terencana tanpa biaya impor darurat, serta bahwa fusi Sentinel-1 menjaga keberlanjutan prediksi saat citra optik terkendala awan. Integrasi faktor sosial-ekonomi dan perilaku volatilitas harga gabah, keputusan petani menunda panen, dan perilaku penimbunan distributor diakui berada di luar cakupan model saat ini dan menjadi agenda pengembangan lanjutan.

Pada akhirnya, kerangka operasional ini sekaligus menegaskan posisi teoretis temuan dalam kerangka *Technology-Organization-Environment* (Tornatzky & Fleischer, 1990). Seluruh temuan kuantitatif (P1–P5) bukan capaian teknis yang berdiri sendiri, melainkan bukti empiris yang mengisi ketiga dimensinya. Pada dimensi *Technology*, lonjakan akurasi akibat integrasi spasial ($\Delta R^2 = +0,528$) merupakan kuantifikasi *relative advantage*, sedangkan interpretabilitas SHAP memenuhi syarat rendahnya kompleksitas agar teknologi layak diadopsi

(Arie *et al.*, 2025). Pada dimensi *Organization* dan Kepemimpinan Digital, aturan keputusan dan peta zonasi hanya bernilai apabila terdapat *digital leader* yang melembagakannya ke dalam protokol anggaran dan operasi (Tulungen, Saerang, & Maramis, 2022). Pada dimensi *Environment*, ketangguhan temporal lintas El Niño 2023 menutup lingkaran argumen: tekanan iklim yang menjadi pendorong adopsi adalah tekanan yang sama yang terbukti mampu dihadapi sistem. Dengan demikian, keunggulan teknologi merupakan syarat perlu, sedangkan kesiapan organisasi dan kepemimpinan digital menjadi syarat cukup bagi realisasi nilainya menegaskan bahwa sistem ini bukan artefak komputasional terisolasi, melainkan instrumen manajemen rantai pasok berbasis teknologi yang dirancang untuk beroperasi dalam ekosistem kelembagaan yang nyata.

Keterbatasan Penelitian

Sebagai kerangka uji konsep, penelitian ini memiliki keterbatasan yang perlu diakui secara transparan. Pertama, cakupan spasial terbatas pada enam kabupaten yang belum sepenuhnya mewakili tipologi ekologis ekstrem seperti rawa pasang surut atau sawah dataran tinggi di atas 800 mdpl, tercermin dari degradasi performa LORO-CV di Malang. Kedua, model hanya menangkap dimensi biofisik dan belum mengintegrasikan variabel sosial-ekonomi yang menjadi sumber utama varians tak terjelaskan. Ketiga, data target tersedia pada level kabupaten-bulanan sehingga menyembunyikan heterogenitas intra-kabupaten. Keempat, meskipun periode 2019–2024 mencakup satu siklus ENSO penuh, dataset belum cukup panjang untuk menguji ketangguhan terhadap kondisi iklim ekstrem multi-tahun yang belum pernah terjadi dalam periode pelatihan. Kelima, validasi desain pada tahap ini bersifat komputasional (*ablation study* dan validasi *spatiotemporal*) dan berbasis literatur; penilaian oleh pakar lapangan melalui wawancara atau *Focus Group Discussion* belum dilakukan, sehingga kebermanfaatan dan kelayakan adopsi sistem dalam rutinitas operasional masih perlu diverifikasi pada penelitian lanjutan.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini menyimpulkan lima hal. Pertama, integrasi heterogenitas spasial terbukti meningkatkan akurasi peramalan secara signifikan; pada target Produktivitas (Y3), penambahan variabel kontrol spasial menaikkan R^2 dari 0,3419 menjadi 0,8703 ($\Delta R^2 = +0,528$, kategori *large effect*), menegaskan bahwa konteks lokasi merupakan determinan struktural, bukan *noise*. Kedua, model mampu memprediksi tiga komponen produksi yang ternyata dikendalikan dua hukum biofisik berbeda: komponen kuantitas (Y1 dan Y2) didominasi dimensi waktu (97,1% dan 97,4%), sedangkan komponen kualitas (Y3) didominasi dimensi spasial (86,6%) temuan yang menjustifikasi pemodelan ketiganya secara independen. Ketiga, model tangguh secara temporal namun memiliki batas generalisasi spasial yang teridentifikasi transparan: LOYO-CV menunjukkan Koefisien Variasi R^2 5,88% (Y1) dan 9,62% (Y3) yang jauh di bawah ambang 15% termasuk pada El Niño 2023, sementara LORO-CV mengungkap performa positif pada kabupaten serumpun namun negatif pada Malang yang topografinya di luar distribusi data latih, dengan MAE Y3 hanya 0,202 Ton/Ha (3,4–4,0%). Keempat, sistem menghasilkan strategi operasional dan efisiensi ekonomi yang terkonkretkan: melalui infrastruktur *Zero-CAPEX*, *lead-time* 90 hari, dan estimasi ilustratif *Economic Cost Avoidance* hingga Rp 20,8 Miliar per skenario defisit, keluaran model mengarahkan tiga keputusan manajerial independen (Y1, Y2, Y3) yang dipetakan ke dalam Zona Logistik, Pemantauan, dan

Rehabilitasi. Kelima, penelitian menghasilkan representasi geospasial komprehensif berupa paket peta tematik berstandar kartografis akademis sebagai instrumen pendukung keputusan yang memperlihatkan di mana, kapan, dan seberapa besar risiko pasokan terjadi. Kelima simpulan ini menegaskan bahwa seluruh tujuan tercapai dalam satu kerangka *Research and Development* yang koheren, dengan temuan kuantitatif berfungsi sebagai bukti empiris bekerjanya kerangka TOE.

Saran

Secara akademis, penelitian lanjutan disarankan memperluas kalibrasi lintas ekoregion yang kontras secara ekologis guna menggeser batas generalisasi spasial menuju skala nasional, sekaligus mengevolusikan arsitektur dari *Random Forest* ke *Spatiotemporal Deep Learning* dengan dukungan *MLOps*; mengintegrasikan variabel sosial-ekonomi (indeks harga gabah, realisasi AUTP, kepadatan kelompok tani) untuk menutup sekitar 15–20% varians Y1 yang belum dijelaskan oleh sinyal biofisik; serta mendalami validasi kerangka TOE pada dimensi organisasi dan lingkungan adopsi sistem peramalan di sektor publik.

Secara praktis, pemerintah (Bapanas dan Kementerian Pertanian) disarankan mentransformasi prototipe ini menjadi *Food Security Intelligence Dashboard* berbasis WebGIS dengan paket peta tematik sebagai lapisan visual utamanya; Perum BULOG dapat memanfaatkan peta distribusi surplus-defisit sebagai dasar penjadwalan armada dan alokasi kapasitas gudang untuk merealisasikan penghematan biaya; dan Dinas Pertanian diimbau menggeser kebijakan dari subsidi input reaktif menuju investasi struktural tepat sasaran (rehabilitasi Karbon Organik tanah dan modernisasi irigasi) berbasis prioritas SHAP, sekaligus mendorong transparansi informasi pasokan untuk memperkuat posisi tawar petani. Sebelum penskalaan nasional, disarankan dilakukan validasi pakar dan uji coba pemakaian lapangan bersama BULOG, Dinas Ketahanan Pangan, dan Bapanas untuk menilai kelayakan operasional sistem sekaligus melengkapi tahap R&D yang belum tercakup dalam kajian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Amin, E., Pipia, L., Belda, S., Perich, G., Graf, L. V., Aasen, H., Van Wittenberghe, S., Moreno, J., & Verrelst, J. (2024). In-season forecasting of within-field grain yield from Sentinel-2 time series data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 126, 103636.
- Arie, F. V., Tumiwa, J., Nagy, A., *et al.* (2025). A meta-analysis of the impact of TOE adoption on smart agriculture SMEs performance. *PLOS ONE*, 20(2), e0310105.
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- Brinkhoff, J., Clarke, A., Dunn, B. W., & Groat, M. (2024). Analysis and forecasting of Australian rice yield using phenology-based aggregation of satellite and weather data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 353, 110055.
- Chindy, D. P., Palandeng, I. D., & Pondaag, J. J. (2023). Analisis Manajemen Rantai Pasok Produk Beras Pada Desa Mopuya Dumoga Utara (Studi Kasus Pandemi Covid-19). *Jurnal EMBA*, 11(3), 453-465.
- Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). Hillsdale: Lawrence Erlbaum Associates.

- Hassan, A. S., El-Gayar, D. A., & Hegazy, M. A. (2023). Rice yield forecasting models using satellite imagery in Egypt. *Ain Shams Engineering Journal*, 14(5), 101962.
- Jovanović, M. N. (2003). Spatial Location of Firms and Industries: An Overview of Theory. *Économie Appliquée*, 56(1), 23-48.
- Karmakar, P., Teng, S. W., Murshed, M., Pang, S., Li, Y., & Lin, H. (2024). Crop monitoring by multimodal remote sensing: A review. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 33, 101093.
- Lee, H. L., Padmanabhan, V., & Whang, S. (1997). Information distortion in a supply chain: The bullwhip effect. *Management Science*, 43(4), 546-558.
- Li, H., Fu, D., Huang, C., Su, F., Liu, Q., Liu, G., & Wu, S. (2020). An Approach to High-Resolution Rice Paddy Mapping Using Time-Series Sentinel-1 SAR Data in the Mun River Basin, Thailand. *Remote Sensing*, 12(23), 3959.
- Kawet, R. C., Palandeng, I. D., & Pitta, R. V. (2024). Pengaruh Online Customer Review, Online Customer Rating, Dan Cash On Delivery Terhadap Keputusan Pembelian Produk Pada E-Commerce Tokopedia. *JMBI UNSRAT (Jurnal Ilmiah Manajemen Bisnis Dan Inovasi Universitas Sam Ratulangi)*, 11(2), 1170–1183.
- Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
- Maxwell, A. E., Sharma, M., Kite, J. S., Donaldson, K. A., Maynard, S. M., & Malay, C. M. (2021). Assessing the Generalization of Machine Learning-Based Slope Failure Prediction to New Geographic Extents. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(5), 293.
- Peter, B. G., Messina, J. P., Breeze, V., Fung, C. Y., Kapoor, A., & Fan, P. (2024). Perspectives on modifiable spatiotemporal unit problems in remote sensing of agriculture: evaluating rice production in Vietnam and tools for analysis. *Frontiers in Remote Sensing*, 5, 1042624.
- Ploton, P., Mortier, F., Réjou-Méchain, M., Barbier, N., Picard, N., Rossi, V., Dormann, C., Cornu, G., Viennois, G., Bayol, N., Lyapustin, A., Gourellet-Fleury, S., & Pélissier, R. (2020). Spatial validation reveals poor predictive performance of large-scale ecological mapping models. *Nature Communications*, 11, 4540.
- Qader, S. H., Utazi, C. E., Priyatikanto, R., Najmaddin, P., Hama-Ali, E. O., Khwarahm, N. R., Tatem, A. J., & Dash, J. (2023). Exploring the use of Sentinel-2 datasets and environmental variables to model wheat crop yield in smallholder arid and semi-arid farming systems. *Science of the Total Environment*, 869, 161716.
- Radočaj, D., Plaščak, I., & Jurišić, M. (2025). A Comparative Assessment of Regular and Spatial Cross-Validation in Subfield Machine Learning Prediction of Maize Yield from Sentinel-2 Phenology. *Eng*, 6, 270.
- Raintung, M. C., Kawet, R. C., & Lumatow, R. Y. (2024). Pengaruh Orientasi Pasar Untuk Meningkatkan Kinerja Pemasaran Melalui Keunggulan Bersaing Sebagai Variabel Mediasi Pada Pelaku Usaha Industri Rumah Panggung Di Kecamatan Woloan Kota Tomohon. *JMBI UNSRAT (Jurnal Ilmiah Manajemen Bisnis Dan Inovasi Universitas Sam Ratulangi)*, 11(3), 1594–1610

- Rogi, D., Rogi, J. E. X., & Runtunuwu, S. (2023). Analisis Anomali Iklim Dalam Hubungan Dengan Produksi Padi Sawah (*Oryza sativa* L.) Di Kabupaten Minahasa Utara. *Agri-SocioEkonomi Unsrat*, 19(1), 599-604.
- Rombe, N. J., Rogi, J. E. X., Paulus, J. M., & Paat, F. J. (2024). Pemetaan Spasial dan Analisis Penentuan Waktu Panen Padi Sawah (*Oryza sativa* L.) Menggunakan Konsep Thermal Unit di Kabupaten Minahasa Tenggara. *Jurnal Agroekoteknologi Terapan*, 5(1), 26-36.
- Shabrina, N., Sukmono, A., & Subiyanto, S. (2020). Analisis Identifikasi Fase Tumbuh Padi Untuk Estimasi Produksi Padi Dengan Algoritma EVI dan NDRE Multitemporal Pada Citra Sentinel-2 Di Kabupaten Demak. *Jurnal Geodesi Undip*, 9(3), 59-70.
- Song, X.-P., *et al.* (2021). An evaluation of Landsat, Sentinel-2, Sentinel-1 and MODIS data for crop type mapping. *Remote Sensing of Environment*, 262, 112516.
- Sugiyono. (2023). *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D*. Alfabeta.
- Sumarauw, J. S. B., & Sihombing, D. T. (2015). Analisis Nilai Tambah Rantai Pasokan Beras di Desa Tatengesan Kecamatan Pusomaen Kabupaten Minahasa Tenggara. *Jurnal EMBA*, 3(2), 798-805.
- Sutapa, I. N., Wullur, M., & Cahyono, T. N. (2020). Determining the Number and Location of Warehouses to Minimize Logistics Costs of Business to Consumer (B2C) Distribution. *SHS Web of Conferences*, 76, 01012.
- Sweet, L.-B., Müller, C., Anand, M., & Zscheischler, J. (2023). Cross-Validation Strategy Impacts the Performance and Interpretation of Machine Learning Models. *Artificial Intelligence for the Earth Systems*, 2(10).
- Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). *The Processes of Technological Innovation*. Lexington, MA: Lexington Books.
- Tulungen, E. E. W., Saerang, D. P. E., & Maramis, J. B. (2022). Transformasi Digital: Peran Kepemimpinan Digital. *Jurnal EMBA*, 10(2), 1116-1123.
- Wang, X., Yao, F., Yu, X., Zhang, J., Bao, Y., Wang, J., & Yao, L. (2025). Early forecasting and spatial typologies indicate rice yield growth potential in Yangtze River Delta. *Ecological Indicators*, 179, 114200.
- Wullur, M., & Kumaat, J. Ch. (2020). Sistem Informasi Geografi dan Rantai Pasok: Bagaimana Geografi Dapat Memperkuat Analisis Rantai Pasok? *Jurnal Episentrum*, 1(1), 44-47.