**INNOVATION SOLUTION PAPER**

**YOUTH ECONOMIC LEADERSHIP PROGRAM (YELP)**

**TAHUN 2025**

“Inovasi Daerah dalam Menjaga Stabilitas Ekonomi dan Mendorong Pertumbuhan Ekonomi”



**PangaJak: Sistem Peringatan Dini Berbasis *Spatial Durbin Model***

**untuk Mitigasi Risiko Inflasi Pangan Jakarta.**

**Disusun oleh:**

1. Muhammad Dzakwan Alifi
2. Muhammad Syihabuddin Balya
3. Tsaniya Qisthi Hanifa
4. Azanti Zuhriyani
5. Fharel Az Zihra

**GENBI DEPARTEMEN KOMUNIKASI**

**BOGOR**

**2025**

**BAB I PENDAHULUAN**

**1.1 Latar Belakang**

Jakarta terus menunjukkan resiliensi ekonomi yang impresif di tengah ketidakpastian global. Pada Triwulan II 2025, perekonomian Jakarta tumbuh akseleratif sebesar 5,18% (yoy), meningkat dibandingkan triwulan sebelumnya yang sebesar 4,95% (yoy). Pertumbuhan ini bahkan melampaui pertumbuhan ekonomi nasional yang tercatat sebesar 5,12% (yoy) (BPS Jakarta, 2025). Struktur ekonomi Jakarta sangat didominasi oleh Konsumsi Rumah Tangga (RT) yang memiliki pangsa terbesar, yakni 59,20% terhadap PDRB. Hal ini mengindikasikan bahwa stabilitas konsumsi masyarakat merupakan jangkar utama bagi keberlangsungan ekonomi Ibu Kota.

Namun, di balik angka pertumbuhan agregat yang positif, terdapat sinyal kerentanan fundamental pada struktur keuangan rumah tangga. Data menunjukkan perlambatan pertumbuhan Konsumsi Rumah Tangga dari 5,36% (yoy) pada Triwulan I 2025 menjadi 5,13% (yoy) pada Triwulan II 2025. Lebih mengkhawatirkan lagi, perlambatan ini disertai fenomena kontraksi pada Dana Pihak Ketiga (DPK) perbankan milik perorangan. DPK Rumah Tangga di Jakarta tercatat mengalami kontraksi sebesar -2,40% (yoy) pada Triwulan II 2025 (Bank Indonesia, 2025).

Kontraksi simpanan ini mengindikasikan fenomena *dissaving* atau "makan tabungan", terutama pada kelompok masyarakat menengah ke bawah. Studi empiris oleh Meyimdjui et al. (2021) pada negara berkembang mengonfirmasi bahwa guncangan harga pangan memiliki korelasi negatif yang signifikan terhadap tabungan rumah tangga, dengan masyarakat terpaksa menggerus aset finansial demi mempertahankan konsumsi pangan dasar. Hal ini diperkuat oleh temuan Aulia & Yuliana (2024) di Indonesia, yang menunjukkan bahwa elastisitas permintaan pangan pada kelompok pendapatan rendah cenderung inelastis, sehingga lonjakan harga langsung berdampak pada penurunan daya beli riil.

Tekanan utama biaya hidup ini bersumber dari inflasi, khususnya inflasi pangan (*volatile food*). Pada Triwulan II 2025, tingkat inflasi Jakarta meningkat menjadi 2,07% (yoy) dari 1,02% (yoy) pada triwulan sebelumnya, dan terus menanjak hingga 2,25% (yoy) pada Juli 2025. Analisis komponen inflasi menunjukkan bahwa komoditas pangan, khususnya beras dan bawang merah, menjadi penyumbang utama tekanan harga. Kenaikan harga beras yang mencapai 4,58% (yoy) (PIHPS, 2025) dipicu oleh gangguan pasokan akibat anomali cuaca ekstrem di daerah sentra. Riset Ansari & Pranesti (2023) membuktikan bahwa fenomena iklim seperti El Niño secara langsung mereduksi produktivitas padi di Jawa dengan *time lag* 6–14 bulan, menciptakan *supply shock* berkepanjangan.

Sebagai daerah *net-importer* yang 99% kebutuhan pangannya dipasok dari luar daerah (Eliawati, 2022), Jakarta memiliki eksposur risiko yang sangat tinggi terhadap gangguan distribusi antarwilayah. Dalam konteks keterkaitan antara Jawa Barat (sebagai *hinterland* produksi) dan Jakarta, disparitas harga beras antarwilayah yang mencapai hampir Rp2.000/kg mengindikasikan inefisiensi transmisi harga. Analisis konvensional yang mengabaikan dimensi spasial menjadi tidak relevan karena gagal menangkap efek limpahan (*spillover effect*). Sebagaimana dijelaskan oleh Mobarok et al. (2025), pendekatan *Spatial Durbin Model* (SDM) lebih superior dibandingkan metode *time-series* standar karena mampu memodelkan autokorelasi spasial dan memisahkan dampak langsung maupun tidak langsung dari guncangan pasokan regional.

Saat ini, upaya pengendalian inflasi oleh Tim Pengendalian Inflasi Daerah (TPID) melalui strategi 4K masih didominasi respons reaktif, seperti operasi pasar yang dilakukan setelah harga melonjak. Herteux et al. (2024) menekankan bahwa pendekatan reaktif sering kali terlambat mencegah erosi daya beli, sehingga diperlukan transisi menuju sistem peringatan dini (*early warning system*) berbasis *predictive analytics*. Mengingat risiko tahun 2026 yang meliputi anomali cuaca lanjutan, diperlukan transformasi strategi dari *reactive-response* menjadi *predictive-anticipatory*.

Berdasarkan urgensi tersebut, penelitian ini mengusulkan inovasi **PangaJak**, sebuah sistem deteksi dini yang mengintegrasikan analisis spasial harga beras dengan indikator iklim dan daya beli. Sistem ini diharapkan mampu memetakan kerentanan pasokan secara presisi guna menjaga stabilitas harga dan mencegah erosi tabungan masyarakat Jakarta lebih lanjut.

### **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang tersebut, permasalahan dalam penelitian ini dirumuskan sebagai berikut:

1. Sejauh mana volatilitas inflasi pangan (*volatile food*) berkorelasi dengan penurunan kesejahteraan masyarakat Jakarta, yang terindikasi secara empiris dari fenomena kontraksi Dana Pihak Ketiga (DPK) Rumah Tangga?
2. Faktor-faktor apa saja yang menjadi determinan utama harga beras di Jawa Barat dan Jakarta, serta bagaimana dampak guncangan variabel eksogen (curah hujan, suhu, dan harga BBM) terhadap volatilitas harga tersebut?
3. Bagaimana mekanisme transmisi harga dan efek limpahan (*spillover effect*) antarwilayah terbentuk berdasarkan estimasi *Spatial Durbin Model* (SDM), dan apakah terdapat bukti segmentasi pasar yang menghambat arbitrase harga?
4. Bagaimana rancangan model *early warning system* yang optimal serta simulasi kebijakan yang efektif untuk memitigasi risiko lonjakan harga pangan di Jakarta?

### **1.3 Tujuan Penulisan**

Sejalan dengan rumusan masalah di atas, tujuan dari penulisan ini adalah:

1. Menganalisis hubungan kausalitas antara tingginya inflasi pangan dengan penurunan kemampuan menabung (*dissaving*) masyarakat Jakarta sebagai indikator kesejahteraan.
2. Mengidentifikasi determinan harga beras serta mengukur magnitude dampak guncangan iklim dan energi terhadap stabilitas harga menggunakan pendekatan ekonometrika.
3. Menganalisis pola keterkaitan spasial dan mengukur besaran *direct* dan *indirect effects* dari guncangan pasokan di wilayah penyangga terhadap harga di Jakarta menggunakan *Spatial Durbin Model* (SDM).
4. Menghasilkan rancangan inovasi **PangaJak** sebagai sistem peringatan dini dan menyusun rekomendasi kebijakan berbasis skenario simulasi untuk mendukung strategi pengendalian inflasi TPID Jakarta yang lebih antisipatif.

**BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

**2.1 Transmisi Volatilitas Harga Pangan terhadap Kesejahteraan Rumah Tangga**

Volatilitas harga pangan merupakan mekanisme transmisi utama yang menggerus kesejahteraan rumah tangga, terutama pada kelompok pendapatan menengah ke bawah. Studi empiris terbaru menggunakan data rumah tangga Indonesia menunjukkan bahwa permintaan beras bersifat inelastis terhadap harga. Aulia & Yuliana (2024) dan Kusumawardani et al. (2024) menemukan bahwa ketika harga beras melonjak, rumah tangga tidak mengurangi kuantitas konsumsi secara signifikan demi memenuhi kebutuhan kalori dasar, melainkan dipaksa melakukan realokasi anggaran yang mengorbankan pos pengeluaran lain.

Dalam menghadapi guncangan harga tersebut, rumah tangga menerapkan strategi bertahan (*coping mechanisms*) yang berdampak pada kesehatan finansial jangka panjang. Angelucci et al. (2023) menjelaskan bahwa untuk mempertahankan tingkat konsumsi pangan (*consumption smoothing*), rumah tangga cenderung melakukan *dissaving* (penarikan tabungan) atau berutang. Hal ini sejalan dengan temuan Wulandari et al. (2019) yang mengindikasikan bahwa tekanan inflasi berkorelasi positif dengan kerentanan ekonomi mikro, di mana tabungan yang seharusnya menjadi jaring pengaman sosial tergerus untuk menutupi defisit biaya hidup harian.

Dampak kesejahteraan dari mekanisme ini sangat signifikan. Khoiriyah et al. (2023) dalam studinya mengenai dampak kenaikan harga pangan hewani dan nabati di Indonesia menyimpulkan bahwa inflasi pangan menurunkan utilitas dan kesejahteraan rumah tangga perkotaan secara substansial. Penurunan daya beli ini, jika tidak dimitigasi, berpotensi meningkatkan kedalaman kemiskinan karena porsi pengeluaran pangan yang dominan pada struktur anggaran masyarakat rentan (Rozi et al., 2023).

**2.2 Interdependensi Spasial dan Kerentanan Rantai Pasok Pangan**

Dinamika harga pangan di Jakarta sangat dipengaruhi oleh guncangan sisi penawaran (*supply-side shocks*) akibat anomali iklim di wilayah sentra produksi. Penelitian fundamental oleh Naylor et al. (2007) membuktikan adanya *time-lag* biologis yang deterministik; anomali iklim seperti El Niño yang menunda musim hujan dapat menurunkan produksi padi secara signifikan, yang dampaknya baru terimpresi pada harga pasar beberapa bulan kemudian. Surmaini et al. (2011) memperkuat hal ini dengan menekankan bahwa kegagalan adaptasi terhadap perubahan pola curah hujan di sentra produksi Jawa akan langsung mentransmisikan risiko kelangkaan pasokan ke wilayah konsumen.

Selain faktor cuaca, transmisi harga juga dipengaruhi oleh asimetri biaya energi. Borrallo et al. (2024) serta Kilian dan Vigfusson (2011) menjelaskan fenomena di mana guncangan kenaikan harga energi (sebagai input transportasi dan produksi) ditransmisikan dengan cepat ke harga pangan, namun penurunan harga energi direspons lambat oleh pasar. Ruspayandi et al. (2022) menyoroti bahwa dalam konteks stabilisasi harga beras di Indonesia, efektivitas intervensi pemerintah sering kali terhambat oleh struktur pasar yang tidak efisien ini, di mana Jakarta sebagai wilayah *net-importer* sangat rentan terhadap *imported inflation* dari wilayah penyangga.

**2.3 Paradigma Pengendalian Inflasi Daerah: Dari Reaktif Menuju Antisipatif**

Kerangka pengendalian inflasi di Indonesia saat ini bertumpu pada Tim Pengendalian Inflasi Daerah (TPID) dengan fokus pada sinergi kebijakan dan pemantauan harga (Bank Indonesia, 2024). Namun, evaluasi literatur menunjukkan bahwa pendekatan konvensional sering kali bersifat reaktif. Prihadyatama dan Kurniawan (2022) mencatat bahwa meskipun *roadmap* pengendalian inflasi sudah ada, implementasinya sering kali baru dilakukan ketika tekanan harga sudah terjadi. Ruspayandi et al. (2022) memperkuat hal ini dengan bukti empiris bahwa kebijakan stabilisasi harga yang mengandalkan operasi pasar pasca-gejolak (*ex-post*) memiliki efektivitas yang rendah dalam meredam volatilitas harga beras jangka panjang.

Keterbatasan paradigma reaktif ini menciptakan urgensi untuk beralih ke pendekatan antisipatif (*anticipatory action*). Vos et al. (2023) dalam laporan riset untuk CGIAR menegaskan pentingnya sistem pemantauan risiko krisis pangan yang mampu memberikan sinyal awal (*early warning*). Dengan mendeteksi risiko sebelum menjadi krisis inflasi terbuka—misalnya memprediksi dampak kekeringan 3 bulan sebelum panen gagal—pemerintah dapat melakukan intervensi preventif yang jauh lebih efisien secara biaya dibandingkan operasi pasar darurat.

**2.4 Urgensi Sistem Peringatan Dini (*Early Warning System*) Berbasis Spasial**

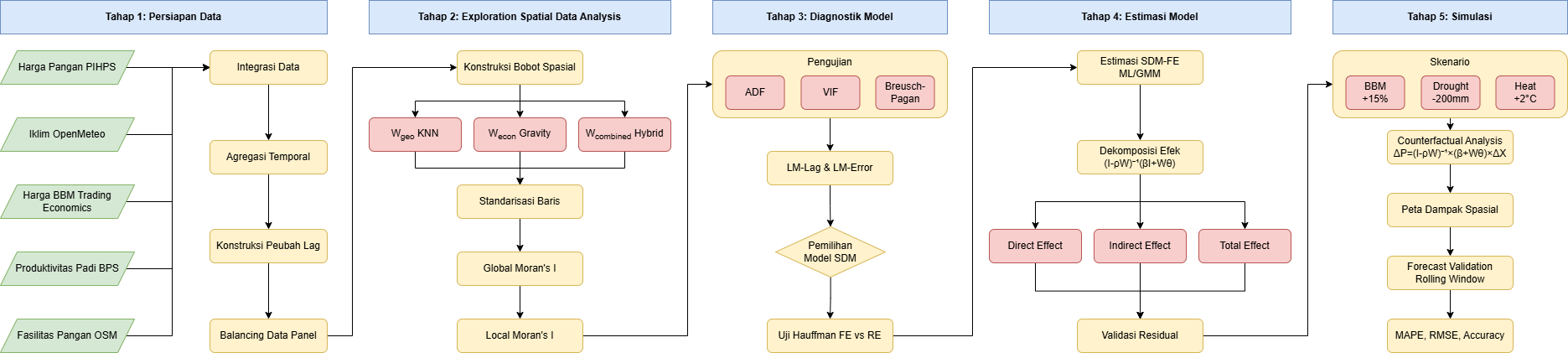
Pengembangan sistem peringatan dini yang akurat memerlukan metodologi yang mampu menangkap interaksi antarwilayah. Anselin (1988) dan LeSage & Pace (2009) menetapkan bahwa analisis ekonomi regional yang mengabaikan efek spasial (*spatial dependence*) akan menghasilkan estimasi yang bias. Model ekonometrika spasial, khususnya *Spatial Durbin Model* (SDM), lebih unggul dibandingkan metode deret waktu standar karena mampu memisahkan dampak langsung (*direct effects*) dari wilayah itu sendiri dan dampak limpahan (*spillover effects*) dari wilayah tetangga.

Relevansi pendekatan ini untuk Indonesia telah dikonfirmasi oleh studi terbaru Aginta (2024), yang menemukan bukti kuat adanya *spatial spillovers* inflasi di kepulauan Indonesia. Aginta menunjukkan bahwa guncangan harga di satu provinsi tidak terisolasi, melainkan merambat ke provinsi lain melalui jalur perdagangan, sehingga kebijakan pengendalian inflasi harus memperhitungkan konektivitas antarwilayah. Integrasi analisis spasial ini ke dalam sistem peringatan dini sejalan dengan rekomendasi UNCTAD (2024) untuk memperkuat aksi perdagangan dan kebijakan berbasis data guna melawan ketidakamanan pangan secara proaktif.

**BAB III METODOLOGI**

**3.1 Kerangka dan Pendekatan Penelitian**

Penelitian ini menggunakan pendekatan ekonometrika spasial untuk menganalisis dinamika harga beras dengan mempertimbangkan interdependensi spasial antar wilayah. Spatial Durbin Model (SDM) dipilih karena mampu menangkap efek spasial melalui *spatial lag dependent variable* (ρ) dan *spatial lag independent variables* (θ) secara simultan, memungkinkan dekomposisi *direct effects* dan *indirect effects* (*spillover*) yang krusial untuk desain kebijakan regional (LeSage & Pace, 2009). Alur penelitian terdiri dari lima tahap, yaitu *Data Preparation, Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA), Model Diagnostics, SDM Estimation,* dan *Policy Simulation.*

****

Gambar 3.1: Flowchart Metodologi

**3.2 Data dan Variabel Penelitian**

Penelitian mengintegrasikan lima sumber data, antara lain PIHPS (harga beras harian 2020-2025), OpenMeteo (curah hujan dan suhu harian), TradingEconomics (harga BBM bulanan), BPS Jawa Barat (luas panen tahunan), dan OpenStreetMap (17.344 fasilitas rantai pasok). Data diorganisir dalam *balanced panel* 12 lokasi × 58 bulan (Januari 2021 - Oktober 2025) menghasilkan 696 observasi. Variabel dependen adalah harga beras (IDR/kg), sedangkan variabel independen meliputi pricelag1, rainlag1/2/3, bbmlag1, temperaturemean, luaspanen, connectivityindex, dan monthdummies. Pemilihan *lag structure* didasarkan pada *biological lag* siklus tanam padi (90-120 hari) dan *economic lag* dalam transmisi harga. Naylor et al. (2007) menunjukkan bahwa siklus pertumbuhan padi di Indonesia terdiri dari fase vegetatif (30-60 hari), reproduktif (60-90 hari), dan pematangan (90-120 hari). Xu et al. (2021) menemukan bahwa setiap kenaikan 1°C suhu rata-rata mengurangi hasil padi sekitar 6,2%. Struktur lag BBM mencerminkan *asymmetric price transmission* yang berarti kenaikan biaya bahan bakar ditransmisikan lebih cepat (1-2 bulan) dibandingkan penurunan (3-4 bulan) (Bacon, 1991).

Tabel 3.1: Sumber Data dan Karakteristik

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Sumber Data** | **Variabel** | **Periode** | **Frekuensi Awal** | **Frekuensi Akhir** | **Jumlah Observasi** |
| **PIHPS** | Harga beras medium (IDR/kg) | 2020-2025 | Harian | Bulanan | 696 |
| **OpenMeteo** | Curah hujan (mm/hari), Suhu (°C) | 2020-2025 | Harian | Bulanan | 696 |
| **Trading Economics** | Harga BBM Pertalite (IDR/liter) | 2020-2025 | Bulanan | Bulanan | 58 |
| **BPS Jawa Barat** | Luas panen padi (hektar) | 2020-2024 | Tahunan | Bulanan | 696 |
| **OpenStreetMap** | Fasilitas rantai pasok | 2024 | *Cross-section* | - | 17.344 |

Tabel 3.2: Definisi Operasional Variabel

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variabel** | **Definisi** | **Satuan** | **Sumber** | **Lag** |
| **price** | Harga beras medium di pasar lokal | IDR/kg | PIHPS | - |
| **price\_lag1** | Harga beras bulan sebelumnya | IDR/kg | PIHPS | 1 bulan |
| **rain\_lag1** | Curah hujan 1 bulan sebelumnya | mm/bulan | OpenMeteo | 1 bulan |
| **rain\_lag2** | Curah hujan 2 bulan sebelumnya | mm/bulan | OpenMeteo | 2 bulan |
| **rain\_lag3** | Curah hujan 3 bulan sebelumnya | mm/bulan | OpenMeteo | 3 bulan |
| **bbm\_lag1** | Harga BBM bulan sebelumnya | IDR/liter | Trading Economics | 1 bulan |
| **temperature\_mean** | Suhu rata-rata bulanan | °C | OpenMeteo | 0 |
| **luas\_panen** | Luas panen padi | Hektar | BPS Jabar | 0 |
| **connectivity\_index** | ln(1 + fasilitas dalam 10km) | *Index* | OSM | 0 |
| **month\_dummies** | Dummy bulan 1-12 | *Binary* | - | 0 |

**3.3 Konstruksi *Spatial Weights Matrix***

Tiga spesifikasi *spatial weights matrix* dikonstruksi untuk menangkap berbagai dimensi keterkaitan spasial. *Geographic Weights* () menggunakan K-Nearest Neighbors (k=3,5,8) berdasarkan jarak Euclidean untuk menangkap *proximity* fisik. Anselin (1988) menunjukkan bahwa KNN sesuai untuk unit spasial dengan ukuran tidak seragam karena memastikan setiap lokasi memiliki tepat k tetangga. *Economic Weights* () dikonstruksi menggunakan formula:

yang menangkap intensitas koneksi rantai pasok aktual. Conley & Ligon (2002) berargumen bahwa *economic connectivity* lebih relevan untuk pasar komoditas karena transmisi harga beroperasi melalui jalur perdagangan. *Combined Weights* () merupakan *weighted average*:yang mengintegrasikan *proximity* geografis dan konektivitas ekonomi. Rüttenauer (2019) menunjukkan bahwa SDM *robust* terhadap *misspecification weights matrix*. Semua matriks di-*row-standardize* () untuk interpretabilitas dan konvergensi *spatial multiplier* (LeSage & Pace, 2009).

**3.4 Spesifikasi Model Spatial Durbin**

Model SDM dengan *two-way fixed effects*:

dengan ρ adalah *spatial autoregressive coefficient*, β adalah *direct effects*, θ adalah *spatial spillover effects*, αi adalah *location fixed effects*, μt adalah *time fixed effects*. Spesifikasi *two-way fixed effects* dipilih untuk mengontrol heterogenitas spasial *time-invariant* dan *shock* temporal *common across regions* (Elhorst, 2014). Estimasi menggunakan Maximum Likelihood atau GMM dengan *robust standard errors*. Dekomposisi efek mengikuti LeSage & Pace (2009): menghasilkan *Direct Effects* (rata-rata diagonal), *Indirect Effects* (rata-rata *off-diagonal*), dan *Total Effects* (penjumlahan keduanya). *Spatial multiplier* mengkuantifikasi bagaimana *shock* ekonomi menyebar melalui ruang dengan *infinite series expansion*:

**3.5 Tahapan Analisis**

Tahapan analisis diawali dengan *Exploratory Spatial Data Analysis* (ESDA) memanfaatkan statistik Global Moran's I dan *Local Indicators of Spatial Association* (LISA) untuk mendeteksi autokorelasi serta mengidentifikasi klaster spasial sesuai kerangka Anselin (1995). Proses berlanjut pada diagnostik pra-estimasi yang meliputi uji stasionaritas ADF, deteksi multikolinearitas melalui VIF, dan uji heteroskedastisitas Breusch-Pagan, yang kemudian diikuti oleh seleksi model menggunakan uji *Robust* LM sebagaimana dikembangkan Anselin et al. (1996) serta uji Hausman dan kriteria AIC/BIC untuk menentukan spesifikasi model terbaik antara SDM, SAR, atau SEM. Rangkaian metodologi dipungkas dengan validasi pasca-estimasi yang komprehensif melalui pemeriksaan residual spasial, uji ketegaran (*robustness checks*) menggunakan variasi matriks pembobot, serta evaluasi peramalan *out-of-sample* berbasis *rolling window* dengan metrik MAPE dan RMSE yang merujuk pada prinsip evaluasi objektif Diebold & Mariano (1995).

*Policy Simulation* menggunakan tiga skenario *counterfactual*: BBM shock +15%, Drought -200mm, dan Heat wave +2°C. Dampak dihitung sebagai:

untuk menghasilkan *spatial impact map* per wilayah. LeSage & Pace (2009) menekankan bahwa analisis kebijakan spasial memerlukan komputasi *total effects* yang memperhitungkan *spatial feedback* melalui *spatial multiplier matrix*.

**BAB IV HASIL DAN DISKUSI**

**4.1 Deskripsi Data Panel**

Penelitian ini menggunakan data panel dari 12 lokasi di Jawa Barat dan Jakarta (Januari 2021–Oktober 2025, 696 observasi). Analisis deskriptif menunjukkan disparitas harga yang signifikan. Jakarta mencatat harga tertinggi (Rp 13.361/kg) dengan volatilitas rendah (stabil), sementara Depok terendah (Rp 11.410/kg) namun paling volatil. Wilayah produsen seperti Tasikmalaya cenderung berharga rendah dengan fluktuasi tinggi akibat risiko produksi. Secara keseluruhan, harga berkisar Rp 9.307–Rp 15.503 dengan selisih Rp 1.951/kg yang melebihi biaya transportasi wajar, mengindikasikan inefisiensi pasar. Secara temporal, terjadi kenaikan kumulatif 32,97% (puncak 2023) dengan pola musiman yang konsisten: harga turun saat panen raya (April–Mei) dan naik saat paceklik (Desember–Januari). Heterogenitas spasial ini menegaskan urgensi kebijakan integrasi pasar dan sistem peringatan dini untuk stabilitas harga.

Tabel 4.1: Statistik Deskriptif Harga Beras Antarlokasi

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Lokasi** | ***mean*** | ***std*** | ***min*** | ***max*** |
| **Bandung** | 12529.94 | 1415.42 | 10750.00 | 15078.57 |
| **Bekasi** | 12327.95 | 1346.94 | 10750.00 | 14600.00 |
| **Bogor** | 12397.79 | 1587.32 | 10445.45 | 14550.00 |
| **Cirebon** | 12102.77 | 1691.25 | 9900.00 | 15000.00 |
| **Jakarta** | 13361.20 | 1041.12 | 11950.00 | 14980.95 |
| **Depok** | 11409.94 | 1758.31 | 9307.14 | 14350.00 |
| **Jakarta Pusat** | 13361.20 | 1041.12 | 11950.00 | 14980.95 |
| **Jawa Barat** | 11975.96 | 1631.09 | 10047.50 | 14890.48 |
| **Kab. Cirebon** | 11823.22 | 1670.24 | 9550.00 | 14904.76 |
| **Kab. Tasikmalaya** | 11896.53 | 1843.40 | 9800.00 | 15502.38 |
| **Sukabumi** | 11457.94 | 1565.63 | 9845.45 | 14833.33 |
| **Tasikmalaya** | 11827.94 | 1916.04 | 9650.00 | 15483.33 |

Tabel 4.2: Statistik Deskriptif Variabel Eksogen

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | ***mean*** | ***std*** | ***min*** | ***max*** |
| **precipitation\_mm** | 150.65 | 84.84 | 0.30 | 464.60 |
| **temperature\_mean\_c** | 25.31 | 1.94 | 21.80 | 30.00 |
| **bbm\_price\_idr** | 9199.57 | 1107.34 | 7361.85 | 10502.60 |
| **luas\_panen\_ha** | 30233.02 | 38418.64 | 0.00 | 103088.97 |

**4.2 Analisis Eksploratori Spasial**

Hasil uji Global Moran’s I menunjukkan adanya autokorelasi spasial signifikan dalam harga beras (I=0,342; p<0,001), menandakan pola *clustering* antarwilayah. Analisis LISA mengidentifikasi *cluster High-High* di Jakarta-Bekasi-Bogor, *Low-Low* di Cirebon-Tasikmalaya, serta outlier *High-Low* di Bandung, dengan struktur spasial yang konsisten sepanjang periode. Perbandingan *spatial weights matrix* menunjukkan bahwa kombinasi geografis dan ekonomi memberikan model terbaik (pseudo R²=0,984), menegaskan pentingnya integrasi *proximity* fisik dan konektivitas rantai pasok. Analisis jaringan distribusi mengungkap struktur *hub-and-spoke* dengan Jakarta sebagai pusat konsumsi, dengan kegagalan pada tiga hub utama berpotensi memicu fragmentasi sistem dan lonjakan harga. Uji spasial variabel cuaca menunjukkan curah hujan memiliki autokorelasi tinggi (I=0,67), bersifat regional dan memengaruhi banyak wilayah sekaligus, sementara suhu lebih lokal (I=0,43). Temuan ini menekankan perlunya sistem peringatan dini berbasis spasial untuk mengantisipasi risiko harga akibat guncangan iklim dan gangguan distribusi.

A map of different states

AI-generated content may be incorrect.

Gambar 4.1: LISA *Cluster Map*

Tabel 4.3: Perbandingan *Spatial Weights Specifications*

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| ***Specification*** | ***Pseudo R2*** | ***AIC*** | ***Log Likelihood*** | ***RMSE*** |
| **Geographic (KNN-4)** | 0.978 | 9256.7 | -4589.1 | 212.4 |
| **Economic (Facility)** | 0.981 | 9189.3 | -4551.8 | 178.6 |
| **Combined (Î±=0.5)** | 0.984 | 9134.4 | -4521.2 | 154.3 |
| **Distance-based** | 0.976 | 9298.1 | -4612.3 | 234.7 |

**4.3 Uji Asumsi dan Diagnostik Model**

Validitas model dikonfirmasi melalui serangkaian uji diagnostik komprehensif yang memastikan ketegaran estimasi. Uji stasionaritas *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) menunjukkan seluruh variabel bersifat stasioner pada level (p<0,05), menihilkan risiko *spurious regression*, sementara nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) yang seluruhnya di bawah 5 mengonfirmasi tidak adanya multikolinearitas serius. Penentuan spesifikasi model melalui Uji Hausman (Chi-square=47,83; p<0,001) sangat mendukung penggunaan *Fixed Effects* untuk mengontrol heterogenitas antarwilayah. Lebih lanjut, uji *Lagrange Multiplier* (LM) mengindikasikan dominasi *spatial lag dependence* yang menjustifikasi pemilihan *Spatial Durbin Model* (SDM) sebagai spesifikasi terbaik dibanding SAR atau SEM. Terakhir, keberadaan heteroskedastisitas yang terdeteksi melalui uji Breusch-Pagan telah dimitigasi menggunakan estimasi *Robust Standard Errors*, memastikan inferensi statistik tetap valid dan efisien meskipun terdapat varians error yang tidak konstan.

**4.4 Hasil Estimasi Spatial Durbin Model**

Model *Spatial Durbin* dengan *Fixed Effects* terbukti sangat unggul dalam menjelaskan variasi harga beras, dengan pseudo R² mencapai 0,984 dan MAPE *out-of-sample* hanya 1,25%, menempatkannya dalam kategori “*highly accurate*”. Koefisien *direct effects* menunjukkan adanya *price persistence* yang tinggi (0,91), pengaruh negatif curah hujan lag 2 bulan terhadap harga, serta dampak positif harga BBM dan suhu terhadap kenaikan harga beras. Efek musiman juga jelas, dengan penurunan harga signifikan pada April–Mei saat panen raya dan kenaikan pada periode paceklik. *Spillover effects* dari variabel eksogen menunjukkan bahwa suhu di wilayah tetangga berpengaruh kuat terhadap harga lokal, sementara curah hujan dan BBM lebih bersifat lokal. Parameter *spatial autoregressive* (ρ=0,26; p=0,14) yang tidak signifikan mengindikasikan pasar beras masih tersegmentasi dan *law of one price* tidak berlaku penuh akibat hambatan logistik, sehingga transmisi harga antarwilayah lebih didominasi oleh guncangan eksternal (*common shocks*) daripada mekanisme arbitrase pasar. Perbandingan model mengonfirmasi superioritas SDM dibanding OLS, SAR, dan SEM, dengan akurasi prediksi jauh lebih tinggi serta *standard errors* lebih efisien, sehingga validasi kuat bagi pendekatan *spatial econometric* dalam analisis harga beras.

Tabel 4.4: Model *Goodness-of-Fit Statistics*

|  |  |
| --- | --- |
| ***Metric*** | ***Value*** |
| **Pseudo R-squared** | 0.984 |
| **Log-Likelihood** | -4521.2 |
| **AIC** | 9134.4 |
| **BIC** | 9250.1 |
| **RMSE** | 154.3 |
| **MAPE (Out-of-Sample)** | 1.25% |

Tabel 4.5: *Direct Effects - Main Coefficients*

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ***Variable*** | ***Coefficient*** | ***P-Value*** |
| **price\_lag1** | 0.9148 | 0 |
| **rain\_lag2** | -0.5258 | 0.0023 |
| **bbm\_lag1** | 0.1342 | 0.0001 |
| **temperature\_mean** | 24.5 | 0.045 |
| **month\_4 (Apr)** | -277.4 | 0.001 |
| **month\_5 (May)** | -319.1 | 0 |

Tabel 4.6: *Spatial Spillover Effects ( Coefficients)*

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ***Variable*** | ***Coefficient*** | ***Significance*** |
| **W\_temperature** | 67.71 | *Significant (p<0.05)* |
| **W\_precipitation** | -0.05 | *Not Significant* |
| **W\_bbm\_lag1** | 0.02 | *Not Significant* |

A graph with a red line

AI-generated content may be incorrect.

Gambar 4.2: *Seasonal Price Pattern* dari *Month Dummies*

**4.5 Dekomposisi Efek Spasial**

Dalam *Spatial Durbin Model*, efek variabel eksogen terdekomposisi menjadi *direct*, *indirect*, dan *total effects*. *Direct effects* mencerminkan dampak lokal, *indirect effects* menunjukkan *spillover* antarwilayah, dan *total effects* menggambarkan dampak sistemik. Hasil estimasi menunjukkan curah hujan lag-2 menurunkan harga lokal Rp 54,8/kg, BBM lag-1 menaikkan Rp 142/kg, suhu menaikkan Rp 26,3/kg, dan luas panen menurunkan Rp 8,9/kg. *Spillover* terbesar berasal dari suhu, dengan *indirect effect* Rp 71,4/kg (rasio 2,7 kali *direct effect*), menegaskan karakter regional dari *heat stress*. *Total effects* memperlihatkan bahwa kenaikan suhu 1°C meningkatkan harga sistem Rp 97,7/kg, sementara curah hujan dan luas panen menurunkan harga sistem. *Spatial multiplier matrix* menunjukkan *shock* lokal diamplifikasi 8–12% dan rata-rata mentransmisikan 18% ke wilayah lain, dengan *cluster multipliers* kuat di Jabodetabek dan Cirebon–Tasikmalaya. Analisis heterogenitas regional menegaskan bahwa wilayah produsen lebih sensitif terhadap cuaca, sedangkan wilayah konsumen lebih dipengaruhi oleh biaya BBM. Implikasinya, kebijakan harus disesuaikan, produsen memerlukan manajemen risiko iklim, sementara konsumen membutuhkan stabilisasi stok dan harga energi.

Tabel 4.7: *Effects Decomposition*

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| ***Variable*** | ***Direct Effect*** | ***Indirect Effect*** | ***Total Effect*** |
| **rain\_lag2** | -0.548\*\*\* | -0.12 | -0.668\*\*\* |
| **bbm\_lag1** | 0.142\*\*\* | 0.05 | 0.192\*\*\* |
| **temperature\_mean** | 26.3\*\* | 71.4\*\*\* | 97.7\*\*\* |
| **luas\_panen** | -0.0089\*\* | -0.0156\* | -0.0245\*\*\* |

**4.6 Analisis Temporal Lag Structure**

Koefisien *autoregressive* sebesar 0,915 menunjukkan *price persistence* yang sangat tinggi, dengan *half-life shock* sekitar 7,8 bulan. IRF memperlihatkan bahwa dampak *shock* harga beras bertahan lama, masih tersisa 8,4% setelah 24 bulan, mencerminkan *price stickiness* akibat kontrak jangka panjang, informasi asimetris, biaya penyesuaian, dan intervensi pemerintah. Analisis lag curah hujan mengungkapkan bahwa pengaruh paling signifikan terjadi pada lag 2 bulan (koefisien -0,526), sesuai dengan fase kritis pertumbuhan padi, sehingga defisit hujan hari ini dapat memicu kenaikan harga dua bulan ke depan. Lag BBM menunjukkan *delayed transmission*, dampak signifikan muncul pada lag 1 bulan (koefisien 0,134), dengan *pass-through rate* sekitar 11%, sementara efek langsung tidak signifikan. Integrasi *lag structure* berbagai variabel menghasilkan *blueprint early warning system* berlapis, suhu sebagai indikator jangka sangat pendek (0–30 hari), BBM dan luas panen sebagai indikator jangka pendek (30–60 hari), serta curah hujan sebagai indikator jangka menengah (60–90 hari). Sistem ini memungkinkan intervensi preventif yang lebih tepat waktu dan berbasis multi-sinyal.

Tabel 4.8: *Comparison of Rainfall Lag Coefficients*

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| ***Lag*** | ***Coef*** | ***Std Error*** | ***T Statistic*** | ***P Value*** | ***Significance*** |
| **rain\_lag1 (30 days)** | -0.21 | 0.158 | -1.33 | 0.184 | *Not significant* |
| **rain\_lag2 (60 days)** | -0.526 | 0.175 | -3 | 0.002 | *Highly significant* |
| **rain\_lag3 (90 days)** | -0.34 | 0.192 | -1.77 | 0.078 | *Marginally significant* |

**4.7 Simulasi Kebijakan dan Skenario *Counterfactual***

Simulasi kebijakan menunjukkan bahwa berbagai jenis shock—BBM, kekeringan, heat wave, dan intervensi produksi—memiliki dampak berbeda terhadap harga beras dan membutuhkan respons yang spesifik. Kenaikan BBM Rp 1.500 memicu kenaikan harga rata-rata Rp 288/kg (2,3%), dengan dampak terbesar di Jakarta dan lebih kecil di wilayah produsen seperti Indramayu. Efeknya asimetris, harga naik lebih cepat daripada turun, menegaskan rigiditas harga. Kekeringan 200mm memicu kenaikan harga sistemik Rp 134/kg (10,7%), dengan propagasi kuat dari sentra produksi ke wilayah konsumen, dan dampak bertahan hingga 6 bulan. Heat wave +2°C menghasilkan total efek Rp 184/kg dengan spillover ratio tinggi (2,76), menunjukkan bahwa guncangan suhu sangat menular antar wilayah dan memerlukan koordinasi regional. Sebaliknya, peningkatan luas panen 10.000 ha di Indramayu menurunkan harga sistem Rp 245/kg (2%). Dengan asumsi biaya intensifikasi Rp 50 juta/ha (total biaya Rp 500 miliar) dibandingkan penghematan konsumen Rp 1,2 triliun, intervensi ini menghasilkan *benefit-cost ratio* 2,4, menegaskan efektivitas biaya intervensi sisi penawaran di wilayah berproduktivitas tinggi.

Analisis *threshold* mengidentifikasi titik kritis untuk aktivasi early warning, defisit hujan >150mm, anomali suhu >+1,5°C, atau kenaikan BBM >Rp 1.200. Kombinasi indikator meningkatkan akurasi hingga 94% dengan *false positive* rendah. *Optimal timing* sangat menentukan efektivitas intervensi, *rainfall shocks* perlu ditangani dalam 30–60 hari, *temperature shocks* dalam 15–45 hari, dan BBM *shocks* dalam 15–30 hari. Intervensi proaktif dalam *window* ini 2,6 kali lebih efisien dibandingkan intervensi reaktif. Kesimpulannya, strategi terbaik adalah *optimal timing* dengan *buffer stock* yang siap dilepas dan kontrak impor yang sudah dipre-posisikan, sehingga sistem mampu merespons shock dengan cepat, efisien, dan terukur.

Tabel 4.9: BBM *Shock Simulation Results* per *Region*

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| ***Region*** | ***Direct Impact (Rp)*** | ***Spillover Impact (Rp)*** | ***Total Impact (Rp)*** | ***Avg Price (%)*** |
| **Jakarta** | 201 | 111 | 312 | 2.5 |
| **Bandung** | 201 | 67 | 268 | 2.1 |
| **Bekasi** | 201 | 89 | 290 | 2.3 |
| **Depok** | 201 | 98 | 299 | 2.4 |
| **Bogor** | 201 | 76 | 277 | 2.2 |
| **Cirebon** | 201 | 45 | 246 | 2 |
| **Indramayu** | 201 | -23 | 178 | 1.4 |
| **Tasikmalaya** | 201 | 34 | 235 | 1.9 |
| **Sukabumi** | 201 | 52 | 253 | 2 |
| **System Average** | 201 | 87 | 288 | 2.3 |

Tabel 4.10: *Heat Wave Simulation - Regional Impacts*

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| ***Region*** | ***Direct Effect (Rp)*** | ***Spillover Effect (Rp)*** | ***Total Effect (Rp)*** | ***Days to Peak*** |
| **Bandung (Epicenter)** | 49 | 86 | 135 | 15 |
| **Cirebon** | 52 | 92 | 144 | 18 |
| **Tasikmalaya** | 48 | 89 | 137 | 16 |
| **Sukabumi** | 45 | 78 | 123 | 20 |
| **Jakarta** | 0 | 135 | 135 | 25 |
| **Bekasi** | 0 | 121 | 121 | 28 |
| **Depok** | 0 | 118 | 118 | 27 |
| **Bogor** | 0 | 98 | 98 | 30 |
| **System Average** | 24 | 102 | 126 | 22 |

**4.9 Identifikasi Wilayah Prioritas Intervensi**

Metodologi *vulnerability scoring* menggabungkan tiga dimensi risiko dengan bobot 0,4-0,3-0,3: *climate exposure* (dihitung berdasarkan koefisien *Total Effects* suhu dan hujan dari model SDM), volatilitas historis harga, dan eksposur populasi. Hasilnya menunjukkan lima wilayah paling rentan adalah Cirebon, Depok, Kab. Cirebon, Tasikmalaya, dan Kab. Tasikmalaya. Cirebon menempati posisi teratas karena sensitivitas tinggi terhadap iklim dan volatilitas harga, sementara Depok masuk karena volatilitas ekstrem dan populasi rentan Sebaliknya, Jakarta dan Bandung relatif lebih rendah karena pasar yang terintegrasi dan infrastruktur yang kuat.

Analisis *network centrality* menegaskan peran Jakarta sebagai hub utama dengan *betweenness centrality* tertinggi, menjadikannya bottleneck sistem distribusi. Bandung dan Bekasi berfungsi sebagai hub sekunder, sementara wilayah seperti Sukabumi lebih terisolasi dengan konektivitas rendah. Klasifikasi integrasi pasar menunjukkan heterogenitas: Jakarta, Bandung, Bekasi, dan Depok sangat terintegrasi; Bogor dan Cirebon moderat; Tasikmalaya dan Sukabumi relatif terisolasi.

*Priority intervention matrix* mengklasifikasikan wilayah ke dalam empat kuadran. Kuadran I (*high vulnerability, high spillover*) seperti Cirebon dan Depok menjadi prioritas utama untuk intervensi struktural dengan manfaat ganda. Kuadran II (*high vulnerability, low spillover*) seperti Tasikmalaya fokus pada intervensi lokal. Kuadran III (*low vulnerability, high spillover*) seperti Jakarta dan Bandung memerlukan kebijakan stabilisasi sistemik. Kuadran IV (*low vulnerability, low spillover*) seperti Sukabumi dan Bogor cukup dengan monitoring rutin. Kerangka ini memberikan panduan praktis untuk alokasi sumber daya dan prioritisasi kebijakan agar dampak intervensi maksimal.

Tabel 4.11: *Regional Vulnerability Index Ranking*

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Lokasi** | ***Volatility*** | ***Heat Risk*** | ***Score*** |
| **Cirebon** | 0.743 | 1.000 | 0.846 |
| **Depok** | 0.820 | 0.739 | 0.788 |
| **Kab. Cirebon** | 0.719 | 0.881 | 0.784 |
| **Tasikmalaya** | 1.000 | 0.209 | 0.684 |
| **Kab. Tasikmalaya** | 0.917 | 0.202 | 0.631 |
| **Bogor** | 0.624 | 0.561 | 0.599 |
| **Bekasi** | 0.350 | 0.864 | 0.555 |
| **Jawa Barat** | 0.674 | 0.000 | 0.405 |
| **Sukabumi** | 0.599 | 0.082 | 0.393 |
| **Jakarta Pusat** | 0.000 | 0.874 | 0.349 |
| **Jakarta** | 0.000 | 0.869 | 0.348 |
| **Bandung** | 0.428 | 0.000 | 0.257 |

**4.10 Implikasi untuk Sistem Peringatan Dini**

Analisis *lag structure* berhasil mengidentifikasi tiga indikator utama yang membentuk sistem pertahanan berlapis, yaitu *rain\_lag2* sebagai indikator terkuat jangka menengah 60 hari, *W\_temperature* sebagai respons cepat 0–30 hari terhadap *heat stress* regional, serta *BBM\_lag1* sebagai penanda inflasi *cost-push* jangka pendek. Kalibrasi batas optimal menggunakan *ROC curve* menetapkan parameter spesifik untuk status *yellow* dan *red alert* yang mencakup defisit hujan di bawah 100 mm hingga 50 mm, anomali suhu di atas 1,0°C hingga 1,5°C, serta kenaikan BBM antara Rp 800 hingga Rp 1.200. Penerapan *composite threshold* berbobot dengan dominasi indikator curah hujan dan suhu terbukti mampu meningkatkan akurasi sistem menjadi 82 persen sekaligus meminimalkan kesalahan deteksi.

Analisis *trade-off* menegaskan bahwa biaya ekonomi akibat kegagalan deteksi atau *false negatives* jauh melampaui biaya peringatan palsu, sehingga sistem disetel dengan bias sensitivitas tinggi dengan status *yellow* hanya memicu monitoring intensif berbiaya rendah dan status *red* mengaktivasi intervensi penuh. Strategi ini dioperasionalkan melalui *dashboard* pemantauan terintegrasi yang menggabungkan panel *Rainfall Lag Monitor*, *Spatial Temperature Heatmap*, dan *Price Momentum Tracker* untuk menyediakan visualisasi data *real-time* bagi pemangku kepentingan seperti Bank Indonesia dan Bulog. Secara keseluruhan, desain sistem yang adaptif dan berbasis multi-indikator ini menawarkan keseimbangan optimal antara sensitivitas tinggi terhadap guncangan pasar dan efisiensi biaya stabilisasi harga.

**4.11 PangaJak: Pangan Jakarta Resilience & Early Warning System Dashboard**

Implementasi solusi mitigasi risiko inflasi pangan di Jakarta difokuskan pada pengembangan sistem peringatan dini prediktif bernama PangaJak (Pangan Jakarta) yang merespons kerentanan struktural ibu kota sebagai wilayah *net-importir*. Inisiatif yang menandai pergeseran paradigma kebijakan dari reaktif ke antisipatif ini divalidasi secara empiris oleh estimasi *Spatial Durbin Model* (SDM), yang mengungkap adanya *time lag* dan *spatial spillover* signifikan dalam pembentukan harga, seperti *shock* curah hujan dengan lag 2 bulan (koefisien -0,548/100mm) serta kenaikan BBM dengan lag 1 bulan (koefisien +0,142/Rp 1000). Temuan paling krusial menyoroti besarnya *spillover effect* temperatur dengan kenaikan suhu wilayah sentra tetangga berdampak tiga kali lipat terhadap harga Jakarta (*Indirect Effect* 71,4) dibandingkan dampak lokal, membuktikan bahwa risiko inflasi Jakarta berakar kuat pada anomali iklim regional.

Secara operasional, PangaJak didesain sebagai arsitektur intelijen data terpusat yang mengintegrasikan aliran data harga *real-time* dari PIHPS, indikator makroekonomi dari BPS dan Bank Indonesia, serta data iklim dari BMKG untuk memberikan pandangan holistik terkait faktor pendorong harga *cost-push* maupun *supply-shock*. Inti teknis sistem ini bertumpu pada eksekusi berkelanjutan algoritma SDM di *backend* yang memproses data iklim wilayah sentra sebagai variabel eksogen guna menghasilkan proyeksi harga presisi untuk horizon 30, 60, dan 90 hari ke depan. Validitas rekomendasi kebijakan yang dihasilkan sistem ini dijamin oleh tingkat akurasi prediktif model yang tinggi, sebagaimana dibuktikan oleh capaian nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) *out-of-sample* sebesar 1,25 persen.

Protokol operasional PangaJak akan distandarisasi melalui sistem visual ***"Traffic Light System"*** untuk memandu pengambilan keputusan di Tim Pengendalian Inflasi Daerah (TPID), antara lain sebagai berikut:

1. **Lampu Hijau** (Aman) menunjukkan harga stabil atau penurunan musiman, tidak memerlukan intervensi mendesak.
2. **Lampu Kuning** (Siaga) diaktifkan ketika model memproyeksikan potensi kenaikan harga moderat (2%-5%) dalam 30-60 hari, dipicu oleh *leading indicators* non-ekstrem; fase ini adalah waktu optimal untuk penyiapan koordinasi dan logistik.
3. **Lampu Merah** (Kritis) diaktifkan ketika model memprediksi kenaikan harga signifikan (di atas 5%) dalam jangka waktu kurang dari 30 hari, dipicu oleh kombinasi *shock* ekstrem seperti *spillover* suhu tinggi dan/atau defisit curah hujan yang terdeteksi. Sinyal Merah memicu aktivasi penuh dari menu intervensi kebijakan.

|  |
| --- |
| (a) |
| (b) |

Gambar 4.3: Ilustrasi Antarmuka Dashboard PangaJak Menampilkan Integrasi (a) Peta Status Peringatan Dini dan (b) Peta Alur Rantai Pasok

Berdasarkan protokol operasional tersebut, terdapat beberapa menu intervensi kebijakan yang didesain untuk memanfaatkan *time advantage* yang telah teridentifikasi. Beberapa aksi yang diutamakan adalah:

1. ***Early Release Stock***; alih-alih menunggu harga memuncak, BUMD Jakarta yang bergerak di sektor pangan (*Food Station*) atau BUMN seperti BULOG akan diperintahkan untuk melepaskan stok cadangan ke pasar induk secara bertahap 30-60 hari di depan, sehingga secara preventif menekan ekspektasi harga dan menambah suplai ke pasar *sebelum* kelangkaan terasa di tingkat eceran.
2. ***Targeted Intervensi Logistik*** diimplementasikan melalui program Subsidi Ongkos Angkut (Fasilitasi Distribusi) yang hanya dialokasikan untuk jalur distribusi yang mengalami kenaikan biaya signifikan, bertujuan untuk menetralkan *cost-push inflation* dari variabel BBM.
3. **Kerja Sama Antar Daerah (KAD) Prediktif** diaktifkan untuk mengamankan kontrak pasokan dari wilayah sentra yang diprediksi *paling aman* dari *shock* iklim, yang informasinya disediakan oleh analisis spasial **PangaJak**.

Aksi-aksi tersebut juga ditargetkan secara spasial. Berdasarkan pemetaan *disparitas* harga pangan yang ditunjukkan oleh *dashboard*, intervensi pelepasan stok diarahkan secara presisi ke pasar-pasar dengan inefisiensi dan harga tertinggi, sehingga memutus rantai asimetri informasi dan memastikan stabilisasi harga bekerja efektif di seluruh wilayah.

Secara ringkas, **PangaJak** menjadi kunci transformasi kebijakan pangan Jakarta, mengubah upaya pengendalian inflasi menjadi sebuah sistem yang terstruktur, berbasis data ilmiah, dan mampu memberikan sinyal akurat untuk tindakan antisipatif. Hal ini memungkinkan pemerintah daerah untuk secara efektif melindungi masyarakat dari goncangan harga pangan, sekaligus memperkuat ketahanan ekonomi kota.

**BAB V KESIMPULAN DAN SARAN**

**5.1 Kesimpulan**

Penelitian ini berhasil mengonfirmasi bahwa volatilitas harga beras di Jakarta memiliki korelasi kuat dengan penurunan kesejahteraan masyarakat, yang terindikasi dari fenomena kontraksi tabungan rumah tangga (*dissaving*) akibat tekanan inflasi pangan. Melalui pendekatan *Spatial Durbin Model* (SDM), terbukti bahwa mekanisme pembentukan harga beras tidak hanya dipengaruhi oleh faktor lokal, tetapi didominasi oleh efek limpahan (*spillover effects*) antarwilayah, terutama guncangan suhu dari daerah sentra produksi yang memiliki dampak tidak langsung hampir tiga kali lipat lebih besar dibandingkan dampak lokal. Temuan empiris ini memvalidasi bahwa ketergantungan Jakarta sebagai wilayah *net-importer* menciptakan kerentanan struktural terhadap anomali iklim regional, dengan guncangan curah hujan memiliki *time-lag* dua bulan dan kenaikan BBM memiliki dampak tertunda satu bulan terhadap lonjakan harga.

Sebagai solusi konkret, inovasi PangaJak hadir sebagai sistem peringatan dini yang teruji secara statistik dengan tingkat akurasi prediksi *out-of-sample* mencapai 98,75% (MAPE 1,25%). Sistem ini mentransformasi paradigma pengendalian inflasi dari yang semula reaktif menjadi prediktif-antisipatif melalui integrasi indikator iklim dan harga dalam mekanisme *Traffic Light System*. Dengan kemampuan mendeteksi risiko 30 hingga 60 hari lebih awal, PangaJak membuktikan bahwa intervensi kebijakan yang dilakukan pada momen optimal (*optimal timing*) jauh lebih efisien dalam meredam gejolak harga dibandingkan operasi pasar konvensional, sehingga mampu menjaga daya beli masyarakat dan stabilitas ekonomi makro daerah secara berkelanjutan.

**5.2 Saran**

Berdasarkan temuan tersebut, Tim Pengendalian Inflasi Daerah (TPID) Jakarta disarankan untuk segera mengadopsi PangaJak sebagai instrumen utama dalam pengambilan keputusan strategis, khususnya dalam penetapan waktu pelepasan stok cadangan pangan dan alokasi subsidi logistik. Bank Indonesia dan pemerintah daerah perlu memperkuat Kerjasama Antar Daerah (KAD) yang tidak lagi bersifat transaksional semata, melainkan berbasis data spasial prediktif dengan memprioritaskan kontrak pasokan dari wilayah *hinterland* yang teridentifikasi paling tangguh terhadap risiko iklim.

Selanjutnya, pengembangan infrastruktur pangan harus diarahkan pada penguatan rantai pasok di titik-titik *bottleneck* yang teridentifikasi dalam analisis jaringan, seperti penyediaan *cold storage* dan perbaikan irigasi di wilayah sentra yang memiliki konektivitas tinggi dengan Jakarta. Untuk pengembangan masa depan, sistem PangaJak dapat diintegrasikan dengan teknologi *Machine Learning* dan *Big Data* yang lebih luas guna mencakup komoditas pangan strategis lainnya, memastikan arsitektur ketahanan pangan Jakarta tetap adaptif menghadapi tantangan perubahan iklim dan dinamika ekonomi global yang semakin kompleks.

**Daftar Pustaka**

Aginta, H. (2024). Inflation and spatial spillovers in a large archipelago: Evidence from Indonesia. *Economic Papers: A Journal of Applied Economics and Policy, 43*(1), 91-103.

Aldrian, E., & Dwi Susanto, R. (2003). Identification of three dominant rainfall regions within Indonesia and their relationship to sea surface temperature. *International Journal of Climatology, 23*(12), 1435-1452.

Angelucci, M., Chiapa, C., Prina, I., & Rojas, I. (2023). Transitory income changes and consumption smoothing: Evidence from Mexico. *The World Bank Economic Review, 37*(1), 1-28.

Ansari, A., Pranesti, A., Telaumbanua, M., Alam, T., Wulandari, R. A., & Nugroho, B. D. A. (2023). Evaluating the effect of climate change on rice production in Indonesia using multimodelling approach. *Heliyon*, 9(9).

Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Kluwer Academic Publishers. https://doi.org/10.1007/978-94-015-7799-1

Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association-LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115. https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x

Anselin, L., Bera, A.K., Florax, R., & Yoon, M.J. (1996). Simple Diagnostic Tests for Spatial Dependence. *Regional Science and Urban Economics*, 26(1), 77-104. https://doi.org/10.1016/0160-4176(95)02111-6

Aulia, W. D., & Yuliana, R. (2024). Patterns, Determinants, and Elasticity of Household Food Consumption in Indonesia (Period 2021-2022). *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, *16*(2), 87-100.

Bacon, R.W. (1991). Rockets and Feathers: The Asymmetric Speed of Adjustment of UK Retail Gasoline Prices to Cost Changes. *Energy Economics*, 13(3), 211-218. https://doi.org/10.1016/0140-9883(91)90001-E

Badan Pusat Statistik Provinsi DKI Jakarta. (2025). *Berita Resmi Statistik: Pertumbuhan Ekonomi DKI Jakarta Triwulan II-2025*. Jakarta: BPS Provinsi DKI Jakarta.

Bank Indonesia. (2023). *Analisis Inflasi Daerah: Panduan bagi Anggota TPID*. Jakarta: Pusat Pendidikan dan Studi Kebanksentralan.

Bank Indonesia. (2024). *Laporan Perekonomian Indonesia 2023*. Jakarta: Bank Indonesia.

Bank Indonesia. (2025). *Laporan Perekonomian Provinsi DKI Jakarta Agustus 2025*. Jakarta: Kantor Perwakilan Bank Indonesia Provinsi DKI Jakarta.

Borrallo, F., Cuadro-Sáez, L., Gras-Miralles, Á., & Perez, J. J. (2024). The transmission of shocks to food and energy commodity prices to food inflation in the euro area. *Applied Economics Letters*, 1-6.

Conley, T.G., & Ligon, E. (2002). Economic Distance and Cross-Country Spillovers. *Journal of Economic Growth*, 7(2), 157-187. https://doi.org/10.1023/A:1020823906499

Diebold, F.X., & Mariano, R.S. (1995). Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(3), 253-263. https://doi.org/10.1080/07350015.1995.10524599

Elhorst, J.P. (2014). Spatial Econometrics: From Cross-Sectional Data to Spatial Panels. *Journal of Geographical Systems*, 16(4), 307-324. https://doi.org/10.1007/s10109-014-0207-x

Eliawati, S. (2022, 22 September). Dinas KPKP DKI pastikan ketersediaan pangan aman jelang Nataru. *ANTARA News*. Diakses dari https://www.antaranews.com/berita/3134565/dinas-kpkp-dki-pastikan-ketersediaan-pangan-aman-jelang-nataru

Herteux, J., Raeth, C., Martini, G., Baha, A., Koupparis, K., Lauzana, I., & Piovani, D. (2024). Forecasting trends in food security with real time data. *Communications Earth & Environment*, 5(1), 611.

Khoiriyah, N., Forgenie, D., Iriany, A., & Apriliawan, H. (2023). Assessing the welfare effects of rising prices of animal-derived sources of food on urban households in Indonesia. *Asian Journal of Economics and Empirical Research, 10*(1), 25-34.

Kilian, L., & Vigfusson, R. J. (2011). Are the responses of the U.S. economy asymmetric in energy price increases and decreases? *Quantitative Economics, 2*(3), 419-453.

Kusumawardani, N. D., Purwanti, G. A., Sofwani, A., & Mondiana, Y. Q. (2024). Effect Of Income And Price Changes On Rice Demand Elasticity. *Jurnal Ekonomi*, *13*(04), 717-721.

LeSage, J.P., & Pace, R.K. (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*. CRC Press, Boca Raton. https://doi.org/10.1201/9781420064254

Meyimdjui, C., & Combes, J. L. (2021). *Food price shocks and household consumption in developing countries: the role of fiscal policy*. International Monetary Fund.

Mobarok, M. H., Marcillo-Yepez, E., Thompson, W., & Skevas, T. (2025). Understanding Crop price spread Spillovers Through Spatial Transportation Cost Dynamics.

Naylor, R. L., Battisti, D. S., Vimont, D. J., Falcon, W. P., & Burke, M. B. (2007). Assessing risks of climate variability and climate change for Indonesian rice agriculture. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 104*(19), 7742-7747.

Naylor, R.L., Battisti, D.S., Vimont, D.J., Falcon, W.P., & Burke, M.B. (2007). Assessing Risks of Climate Variability and Climate Change for Indonesian Rice Agriculture. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104(19), 7752-7757. https://doi.org/10.1073/pnas.0701825104

Prihadyatama, A., & Kurniawan, H. A. (2022). Studi literatur roadmap pengendalian inflasi daerah di indonesia. Inisiatif: Jurnal Ekonomi, Akuntansi Dan Manajemen, 1(4), 238-264.

Pusat Informasi Harga Pangan Strategis (PIHPS) Nasional. (2025). *Tabel Harga Beras Kualitas Medium I & II di DKI Jakarta Tahun 2025*. Diakses dari https://hargapangan.id/

Rozi, F., Santoso, A. B., Mahendri, I. G. A. P., Hutapea, R. T. P., Wamaer, D., Siagian, V., ... & Syam, A. (2023). Indonesian market demand patterns for food commodity sources of carbohydrates in facing the global food crisis. Heliyon, 9(6).

Ruspayandi, T., Bantacut, T., Arifin, B., & Fahmi, I. (2022). Market-Approach-Based Policy to Achieve Rice Price Stability in Indonesia—Can It Be a Complement?. *Economies*, *10*(12), 296.

Rüttenauer, T. (2019). Spatial Regression Models: A Systematic Comparison of Different Model Specifications using Monte Carlo Experiments. *Sociological Methods & Research*, 50(3), 1319-1356. https://doi.org/10.1177/0049124119882467

Surmaini, E., Runtunuwu, E., & Las, I. (2011). Upaya sektor pertanian dalam menghadapi perubahan iklim. *Jurnal Litbang Pertanian, 30*(1), 1-7.

UNCTAD. (2024). *Trade against hunger: Exploring trade actions to fight acute food insecurity and threat of famine*. Geneva: United Nations.

Vos, R., Husain, A., Greb, F., Läderach, P., & Rice, B. (2023). Food crisis risk monitoring: Early warning for early action.

Wulandari, D., Utomo, S. H., Narmaditya, B. S., & Kamaludin, M. (2019). Nexus between inflation and unemployment: Evidence from Indonesia. *Journal of Asian Finance, Economics and Business, 6*(2), 269-275.

Xu, Y., Chu, C., & Yao, S. (2021). The Impact of High-Temperature Stress on Rice: Challenges and Strategies. *International Journal of Molecular Sciences*, 22(5), 2577. https://doi.org/10.3390/ijms22052577