

Optimalisasi Random Forest dengan Penyelarasan Temporal untuk Identifikasi Faktor Determinan Stunting Nusa Tenggara Barat

Lalu Mutawalli^{1*}, Mohammad Taufan Asri Zaen², Ahmad Tantoni³, Muhammad Fauzi Zulkarnaen⁴

^{1,2,4}Sistem Informasi, STMIK Lombok, Praya, Indonesia

³Teknik Informatika, STMIK Lombok, Praya, Indonesia

Email: ^{1,*}laluallistilo@gmail.com, ²opanzain@gmail.com, ³ahmadtantoni@gmail.com, ⁴fauzi_tuan@yahoo.com

(* : laluallistilo@gmail.com)

Abstrak-Stunting masih menjadi permasalahan kesehatan masyarakat prioritas di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB). Penelitian ini bertujuan menganalisis faktor determinan penurunan stunting melalui pendekatan spatio-temporal berbasis data, guna mengatasi kompleksitas fenomena Kesehatan masyarakat di wilayah NTB. Tantangan utama dalam analisis terletak pada karakteristik data yang kompleks, yang ditandai oleh ketidakselarasan temporal data, heterogenitas spasial, dan tingginya noise statistik. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor determinan penurunan stunting melalui pendekatan spatio-temporal berbasis machine learning dan analisis spasial. Data dianalisis menggunakan penyelarasan temporal, normalisasi *Min-Max*, pemodelan *Random Forest Regressor*, serta *Moderated Regression Analysis* berbasis *Ordinary Least Squares*. Autokorelasi spasial dievaluasi menggunakan *Global Moran's I*. Hasil penelitian menunjukkan prevalensi stunting di NTB cenderung menurun selama periode 2018–2024, terutama di Lombok Tengah (–42,2%), Lombok Barat (–39,4%), dan Kota Bima (–47,7%). Sebaliknya, peningkatan prevalensi ditemukan di Kabupaten Bima (+8,5%) dan Kota Mataram (+33,6%). Penyelarasan data temporal meningkatkan performa model dengan nilai koefisien determinasi (R^2) > 0,70. Analisis *feature importance* menunjukkan rasio beban kerja kader dan partisipasi penimbangan sebagai prediktor dominan terhadap penurunan stunting. Variabel partisipasi penimbangan menunjukkan kecenderungan signifikan secara statistik ($p = 0,073$). Nilai *Global Moran's I* sebesar (–0,0615) mengindikasikan pola spasial yang relatif acak. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi machine learning dan analisis spasial efektif dalam meningkatkan identifikasi faktor determinan stunting serta mendukung perumusan kebijakan berbasis data di NTB.

Kata Kunci: *Stunting; Random Forest; Spatio-Temporal; Faktor Determinan; Posyandu.*

Abstract-Stunting remains a priority public health issue in West Nusa Tenggara (NTB) Province. This study aims to analyze determinant factors of stunting reduction through a data-driven spatio-temporal approach to address complexity of public health phenomena in the NTB region. The primary analytical challenge lies in complex data characteristics, characterized by temporal misalignment, spatial heterogeneity, and high statistical noise. Consequently, this research identifies stunting reduction determinants using a spatio-temporal approach based on machine learning and spatial analysis. Data were analyzed using temporal alignment, *Min-Max* normalization, *Random Forest Regressor* modeling, and *Moderated Regression Analysis* based on *Ordinary Least Squares*. Spatial autocorrelation was evaluated using *Global Moran's I*. Results indicate that stunting prevalence in NTB followed a declining trend during the 2018–2024 period, notably in Central Lombok (–42.2%), West Lombok (–39.4%), and Bima City (–47.7%). Conversely, an increase was observed in Bima Regency (+8.5%) and Mataram City (+33.6%). Temporal data alignment significantly enhanced model performance, achieving a coefficient of determination (R^2) greater than 0.70. Feature importance analysis identified the cadre workload ratio and weighing participation as dominant predictors. The weighing participation variable exhibited a significant trend with $p=0.073$. A *Global Moran's I* value of –0.0615 indicates a relatively random spatial pattern. Methodological innovation.

Keywords: *Stunting; Random Forest; Spatio-Temporal; Determinant Factors; Posyandu.*

1. PENDAHULUAN

Stunting merupakan manifestasi kegagalan pertumbuhan liner kronis yang menjadi indikator utama malnutrisi pada balita secara global [1]. Per Desember 2025, prevalensi stunting di Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB) tercatat (13,39%) atau sebanyak 51.809 dari 387.065 balita, data prevalensi stunting mengalami penurunan lebih rendah dari rata-rata nasional yaitu (18,8%) [2]. Namun, penurunan tersebut tidak otomatis menandakan beban stunting telah teratasi. Berdasarkan ambang batas *World Health Organization (WHO)* prevalensi (13,39%) masih pada kategori sedang (10% sampai dengan <20%) yang berarti makna secara Kesehatan masyarakat belum aman [3]. Kerentanan ini diperkuat data Januari 2026 yang mencatat (0,6%) atau setara 1.890 balita terdapat kasus stunting baru di NTB [4]. Dengan demikian, capaian penurunan berjalan beriringan dengan ancaman peningkatan kasus baru, sehingga intervensi berkelanjutan mutlak diperlukan. Disparitas capaian antar Kabupaten/Kota di NTB menambah kompleksitas permasalahan. Data per Desember 2026 menunjukkan variasi yang sangat lebar, dengan Lombok Timur masih mencatat prevalensi tertinggi sebesar (22,39%), Lombok Utara (14,18%), Kabupaten Bima (12,22%), Kabupaten Dompu (12,61%), Kabupaten Sumbawa (19,70%), Lombok Tengah (9,99%), Kota Bima (9,49%), Sumbawa Barat (7,61%), sedangkan Kota Mataram terendah (6,57%) [2], [4]. Variasi tajam ini mencerminkan ketimpangan efektivitas intervensi gizi serta kapasitas layanan Kesehatan antar Kabupaten/Kota di NTB. Variasi ini mengindikasikan bahwa penurunan ditentukan oleh faktor-faktor lokal yang tidak dapat digeneralisasi. Salah satu faktor keberhasilan intervensi stunting di tingkat lapangan adalah kinerja kader Kesehatan sebagai ujung tombak layanan posyandu. Kader posyandu berperan dalam edukasi pola asuh, pemberian

makanan tambahan, promosi ASI dan MPASI sesuai satandr, serta melakukan deteksi dini dan rujukan kasus risiko stunting ke fasilitas Kesehatan [5], [6]. Di hampir setiap Desa di Indonesia menjadi petugas secara rutin berinteraksi dengan keluarga balita. Namun demikian, berdasarkan hasil evaluasi terhadap kinerja kader di NTB dengan memanfaatkan data yang telah dipublikasikan disitus resmi NTB Satu Data, terdapat kendala rendahnya integritas data akibat fragmentasi temporal, inkonsistensi nomenklatur, dan noise statistik. Permasalahan sistemik priode 2018-2024 memicu diskontinuitas informasi yang mengaburkan kontribusi rill variabel terhadap prevalensi stunting. Tanpa sinkronisasi data yang tepat intervensi berisiko tidak efektif, boro sumberdaya, dan berpotensi gagal menyentuh akar permasalahan strategis di lapangan.

Penelitian ini mengidentifikasi tiga permasalahan utama yaitu, pertama terjadi kesenjangan yang kontradiktif antara capaian penurunan dengan adanya kemunculan kasus baru balita penderita stunting. Kedua secara metodologis ditemukan integritas data yang kompleks dalam dataset spasial-temporal stunting dengan kinerja kader. Ketiga, belum tersedia kerangka pemodelan yang mampu mengintegrasikan penyelarasan temporal data dengan algoritma prediktif untuk mengidentifikasi faktor determinan kinerja kader secara akurat dan adaptif. Dalam konteks pencarian solusi terhadap permasalahan tersebut, perkembangan penelitian terkini menunjukkan adanya perubahan signifikan dalam penanganan stunting di Indonesia melalui penggunaan machine learning (ML) dan penguatan intervensi berbasis komunitas. Dalam bidang komputasi [7], membandingkan lima algoritma dan menemukan Naïve Bayes mencapai akurasi tertinggi sebesar 98,57%, mengungguli Random Forest dan Neural Network dalam memprediksi stunting di Lubuk Linggau. Hasil ini sejalan dengan [8] yang mengungkapkan bahwa optimasi Artificial Neural Network (ANN) berbasis Multilayer Perceptron (MLP) dan Pearson Correlation dapat mencapai akurasi klasifikasi 99,97%. Di daerah dengan tantangan data yang lebih besar seperti Nusa Tenggara Timur (NTT), [9] mengembangkan pendekatan semi-supervised learning yang menggabungkan K-Means clustering dengan Random Forest, di mana Random Forest terbukti memberikan error prediksi terendah [10]. Hasil ini sejalan dengan studi menyatakan bahwa Random Forest, SVM, dan ANN secara konsisten mencapai 72-99% dalam prediksi stunting, terutama dikombinasikan dengan penanganan ketidakseimbangan data seperti SMOTE [11].

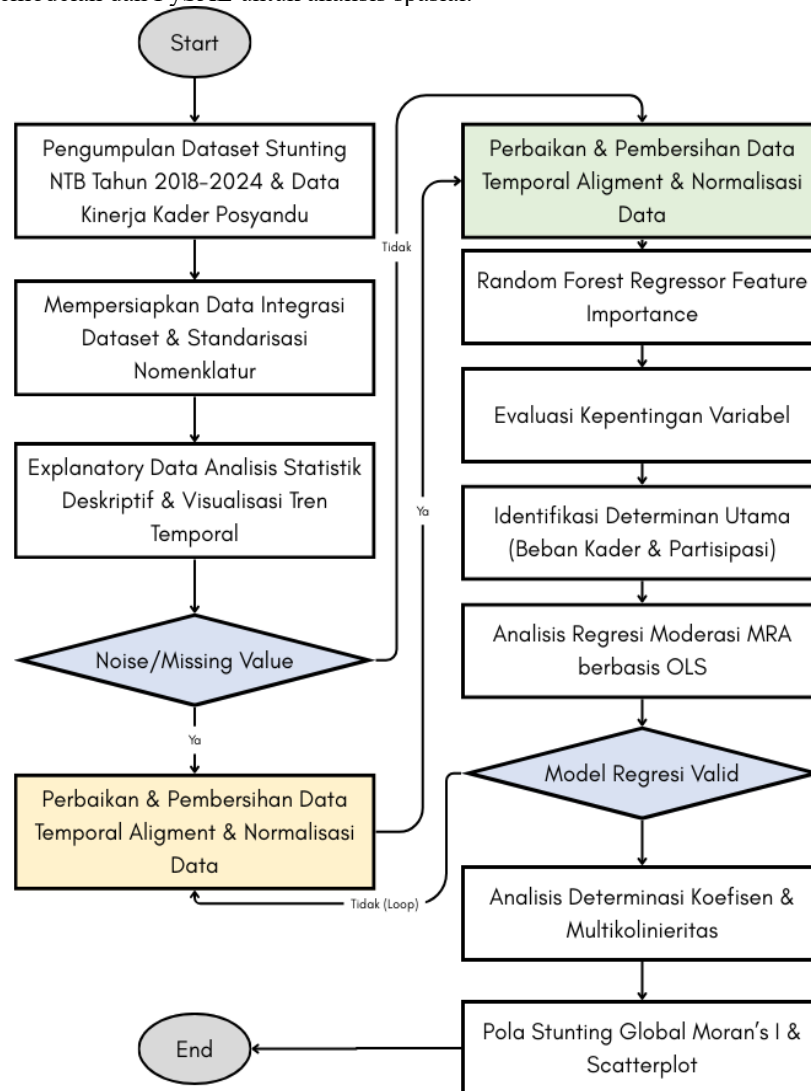
Di sisi lain, penelitian epidemiologis dan sosial menyoroti determinan fundamental yang berbeda. Studi analisis regresi logistik mengidentifikasi bahwa tingkat pendidikan ibu, status ekonomi, kondisi lingkungan (air minum, sanitasi), serta wilayah Timur Indonesia merupakan determinan sosial dan lingkungan utama stunting [12], [13]. Pendekatan intervensi berbasis nilai lokal dan pemberdayaan komunitas di Lombok Timur berhasil mengintegrasikan edukasi dengan model Decision Tree yang mencapai akurasi sempurna setelah penanganan ketidakseimbangan data [14]. Senada dengan itu, eksplorasi peran Kelompok Wanita Tani (KWT) dalam urban farming secara kualitatif terbukti mendukung ketahanan pangan keluarga sebagai langkah preventif stunting [15]. Meskipun literatur yang ada telah memetakan akurasi prediksi dan faktor risiko secara komprehensif, terdapat research gap krusial terkait integritas data dalam dimensi waktu (temporal). Mayoritas studi yang diulas masih menggunakan desain cross-sectional atau dataset statis. Belum ada penelitian secara spesifik menawarkan metodologi untuk menangani diskontinuitas pelaporan data, missing value, ataupun noise statistik yang lazim terjadi dalam sistem pelaporan kesehatan daerah secara longitudinal. Kekosongan ini semakin terlihat pada absennya integrasi antara teknik temporal data alignment dengan algoritma ensemble learning untuk membedah kinerja kader kesehatan sebagai variabel prediktor. Dalam ulasan literatur, belum terdapat model yang menyelaraskan data temporal dengan analisis autokorelasi (Global Moran's I) untuk memetakan stunting secara presisi [16]. Keterbaruan penelitian ini terletak pada pengembangan kerangka pemodelan hibrida yang secara eksplisit mengintegrasikan sinkronisasi temporal data alignment untuk mengatasi noise statistic pada data longitudinal, guna mengekstraksi kontribusi rill kinerja kader melalui pendekatan *machine learning* dan autokorelasi spasial yang belum pernah dilakukan secara terpadu pada studi kasus NTB. Guna mengatasi masalah tersebut, penelitian ini menerapkan tiga tahapan strategis. Pertama, sinkronisasi temporal data alignment untuk menjamin akurasi data [17]. Kedua, pemodelan *Random Forest Regressor* guna mengekstraksi *feature importance* sebagai kontribusi rill kader secara objektif [18], [19]. Ketiga, analisis spasial melalui Global Moran's I untuk memetakan klaster wilayah prioritas [20]. Pendekatan ini memastikan kebijakan intervensi stunting berbasis data pada studi kasus stunting di Provinsi Nusa Tenggara Barat.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Pengumpulan Data dan Sumber Data

Tahapan penelitian yang ditampilkan pada (Gambar 1) mengilustrasikan kerangka metodologis yang terintegrasi untuk analisis kinerja kader posyandu di Provinsi NTB berbasis data (data-driven). Alur dimulai dari sisi kiri yang merepresentasikan fase pengumpulan data stunting dan data kinerja kader posyandu NTB tahun 2018-2024 melalui situs resmi NTB satu data. Data kader posyandu yaitu anggota masyarakat yang bersedia, mampu dan memiliki waktu membantu kepala desa/lurah dalam pemberdayaan masyarakat [21]. Data balita ditimbang dengan usia 0-59 bulan di wilayah Provinsi NTB [22]. Data balita stunting di NTB, bagian dari populasi anak balita pada waktu tertentu, yang bertumbuh pendek dan sangat pendek ditandai dengan Panjang atau tinggi badanya di bawah sntandar [23]. Setelah data berhasil dikumpulkan dilanjutkan dengan fase pra-pemerosesan di mana data sekunder Provinsi NTB tahun 2018-2024

dieksplorasi secara intensif guna mengidentifikasi anomaly statistic dan potensi kesalahan pelaporan. Rancangan metodologi ini terletak pada adanya mekanisme umpan balik (*loopback*) pada tahap pengujian integritas data apabila terdeteksi tidak konsisten, secara otomatis mengaktifkan prosedur temporal alignment dan normalisasi sebelum melanjutkan ke tahap analisis berikutnya. Proses komputasi dilakukan menggunakan Python 3.12.7 dengan Pustaka Scikit-Learn untuk pemodelan dan PySAL untuk analisis spasial.



Gambar 1. Alur Metodologi Integrasi Pendekatan Data-Driven dan Pemodelan Prediktif Kineja Kader Posyandu terhadap stunting

2.2 Rangkaian Pemodelan Analitik

Setelah dataset dinyatakan lolos tahapan pra-pemrosesan, alur berlanjut ke sisi kanan yang memuat rangkaian pemodelan analitik menggunakan Random Forest Regressor dan Moderated Regression Analysis (MRA). Sebelum masuk ke tahap pemodelan, dataset dibagi menjadi data latih (*training set*) sebesar 80% untuk membangun model dan data uji (*testing test*) sebesar 20% untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Random Forest Regressor dipilih karena kemampuannya menangani kompleksitas data spasial-temporal dan ketidakpastian faktor determinan stunting. Algoritma ini secara otomatis mengekstraksi feature importance yang menunjukkan kontribusi riil setiap variabel kinerja kader terhadap prevalensi stunting. Di sisi lain, MRA ditempatkan secara paralel untuk menguji peran kader sebagai variabel moderator yang memperkuat atau memperlemah hubungan antara program gizi dan penurunan stunting. Penempatan kedua pendekatan ini dalam satu rangkaian analisis memungkinkan dilakukannya komparasi kontribusi masing-masing variabel secara otomatis, sekaligus pengujian interaksi peran kader dalam kerangka teoritis yang lebih komprehensif.

Tahap akhir metodologi mencakup analisis determinasi menggunakan koefisien determinasi (R^2) untuk mengukur proporsi variansi yang berhasil dijelaskan oleh model integrasi Random Forest dan MRA. Selanjutnya, pemetaan spasial dengan indikator Global Moran's I dilakukan untuk mengidentifikasi kluster kerentanan stunting pada tingkat wilayah

kabupaten/kota di Provinsi NTB. Indeks ini mendeteksi autokorelasi spasial, apakah distribusi prevalensi stunting cenderung mengelompok, menyebar, atau acak. Diagram pada (Gambar 1) secara kontekstual menegaskan peran alur metodologis dalam mendukung Random Forest Regressor mengidentifikasi faktor determinan kinerja kader terhadap stunting, sekaligus menghubungkan peningkatan kualitas data dengan perumusan kebijakan intervensi spasial sebagai keluaran strategis penelitian.

2.3 Teknis Analisis Data

Penelitian ini memanfaatkan kombinasi pendekatan *data-driven* dan analisis spasial-temporal dengan rangkaian Teknik seperti *temporal alignment*, *normalisasi*, *Random Forest Regressor*, *Moderated Regression Analysis (MRA)*, *Global Moran's I*, dan koefisien determinasi (R^2). Setiap rumus digunakan pada tahapan yang saling berurutan dan saling menguatkan, mulai dari penyeragaman skala data hingga evaluasi model dan pemetaan kluster stunting.

2.3.1 Temporal Aligmen

Untuk menyelaraskan data lintas tahun dan menghilangkan bias satuan antar variabel, dengan rumus Min-Max Scaling. Proses ini memastikan seluruh variabel berada pada skala [0, 1], sehingga layak diolah dalam model prediktif, normalisasi ini menjamin setiap predictor berkontribusi secara proporsional dalam model, guna memecah dominasi bias numerik dari variabel yang memiliki rentang nilai jauh lebih besar dan signifikan [24].

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

2.3.2 Random Forest Regressor

Algoritma *Random Forest Regressor* digunakan sebagai solusi untuk mengatasi kompleksitas data dan ketidakpastian faktor determinan, menganalisis pengaruh kader terhadap stunting, serta menemukan feature importance dalam kerangka *data-driven* [25]. Parameter teknis yang ditetapkan dalam model ini meliputi jumlah pohon ($n_estimators$) sebanyak 100 unit, kedalaman maksimum (max_depth) ditentukan secara otomatis hingga daun murni terapai, dan penggunaan *mean squared error (MSE)* sebagai kriteria pemisah node. Setiap pohon (f_k) memberikan estimasi nilai prediksi, dan hasil (\hat{Y}) dihitung berdasarkan rata-rata seluruh pohon tersebut:

$$\hat{Y} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K f_k(x) \quad (2)$$

Pendekatan ini dipilih karena kemampuannya dalam mereduksi variansi dan mencegah risiko overfitting yang sering terjadi pada satu pohon tunggal. Dengan merata-ratakan output dari banyak pohon, model menjadi lebih stabil dan Tangguh terhadap *outliers*, memungkinkan perhitungan feature importance secara akurat [26], sehingga variabel yang paling berpengaruh terhadap fluktuasi angka stunting dapat diidentifikasi secara presisi sebagai dasar pengambilan kebijakan dalam konteks penanganan stunting di NTB.

2.3.3 Moderated Regression Analysis (MRA)

MRA digunakan untuk mengevaluasi peran kinerja kader (Z) sebagai variabel moderator yang memengaruhi hubungan antara program kinerja kader (X) dan prevalensi stunting (Y). Analisis MRA menggunakan persamaan linear berganda dengan menyatakan komponen interaksi [27]. Fokus utama penelitian terletak pada koefisien β_3 jika nilai tersebut signifikan secara statistik, maka terbukti kinerja kader mampu memperkuat atau memperlemah efektivitas program gizi terhadap penurunan stunting.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 Z + \beta_3 (X \cdot Z) + \epsilon \quad (3)$$

2.3.4 Koefisien Determinasi

Tahap evaluasi model menggunakan koefisien determinasi (R^2) dilakukan secara sistematis guna mengukur proporsi variansi yang berhasil dijelaskan oleh model integrasi Random Forest dan MRA. Selain (R^2), penelitian ini juga menggunakan *Mean Absolute Error (MAE)*, *Root Mean Squared Error (RMSE)* sebagai metrik validasi mendalam untuk mengukur rata-rata besaran kesalahan prediksi model dalam unit yang sama dengan variabel target. Nilai (R^2) ini dikalkulasi melalui persamaan dasar berikut [27]. Di mana SS_{res} melambangkan jumlah kuadrat residu dan SS_{tot} adalah jumlah kuadrat total. Tahap ini sangat krusial untuk memvalidasi presisi algoritma dan merepresentasikan dinamika stunting di lapangan, guna memastikan kekuatan prediktif model tetap valid dan kredibel [28].

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (4)$$

2.3.5 Global Moran's I

Tahapan akhir dari kerangka metodologi pada penelitian ini difokuskan pada deteksi pola hubungan antar wilayah menggunakan indeks Global Moran's I. Prosedur ini sangat esensial untuk mengidentifikasi keberadaan autokorelasi spasial serta memetakan kluster kerentanan stunting secara komprehensif di lokasi penelitian. Melalui perhitungan matriks

bobot ekdekatan geografis (w_{ij}), penelitian ini dapat menentukan apakah distribusi prevalensi stunting cenderung mengelompok (clusterd), menyebar (dispersed), atau bersifat acak (random). Derajat asosiasi spasial tersebut dihitung secara presisi melalui persamaan matematis dasar berikut [29]:

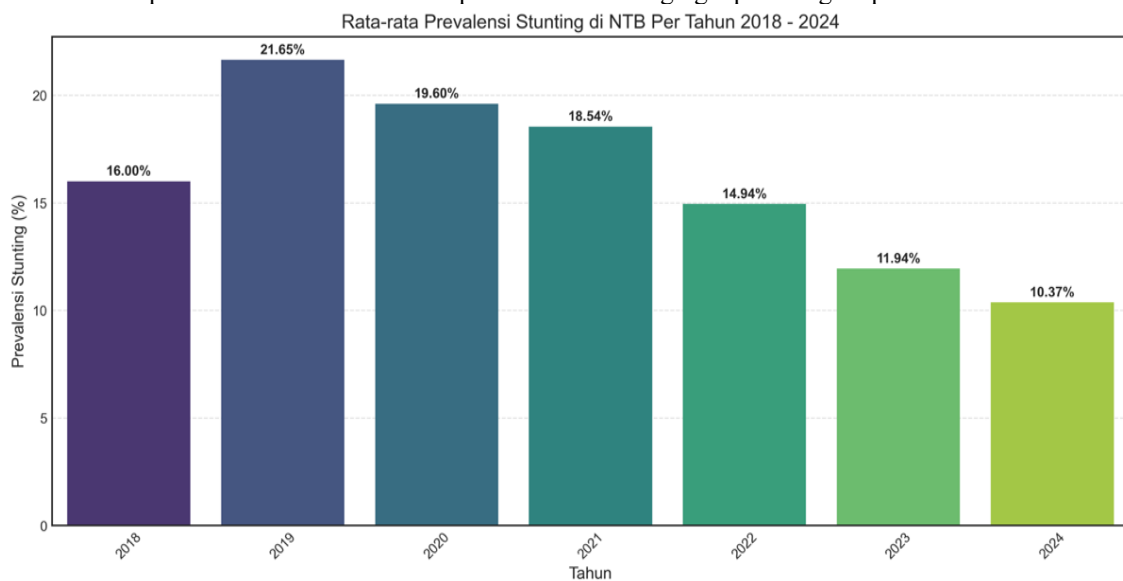
$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{W \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (5)$$

Dimana n merepresentasikan jumlah unit wilayah W adalah jumlah total seluruh bobot spasial. Implementasi Teknik ini sangat krusial dalam mengajiskan rekomendasi kebijakan berbasis kewilayahan yang lebih akurat [30]. Selain itu, dapat digunakan untuk mengukur autokorelasi tingkat stunting dan mengidentifikasi klaster kerentanan wilayah [31].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

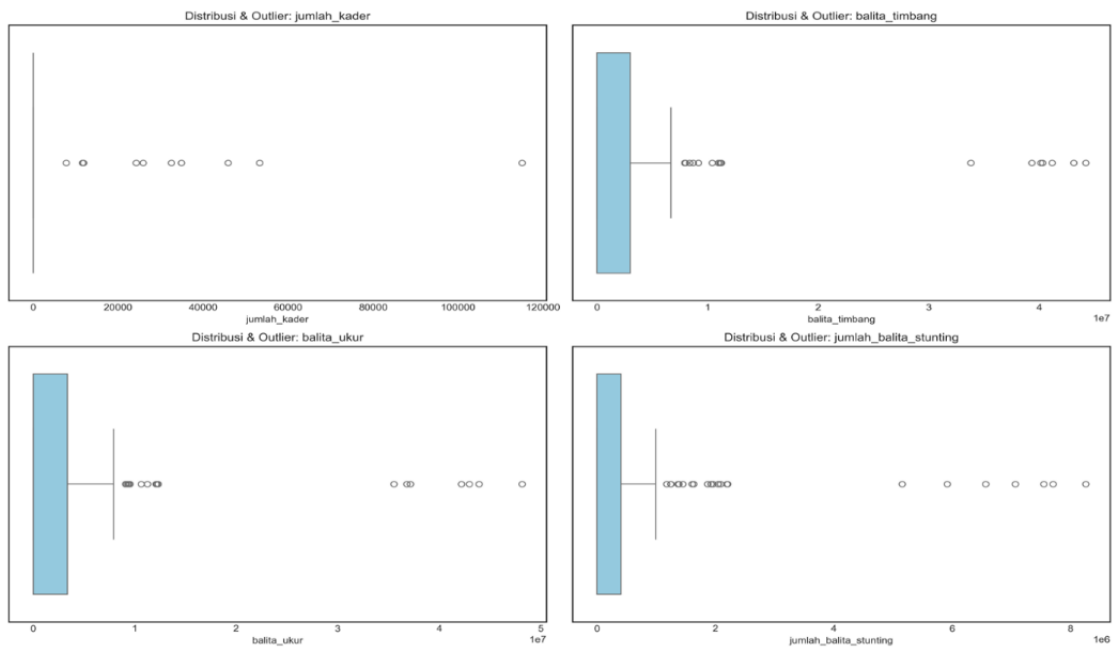
3.1 Hasil Penelitian

Analisis deskriptif ini mengintegrasikan dimensi temporal (2018–2024), spasial (10 kabupaten/kota), dan variabel stunting. Penerapan teknik temporal data alignment menjadi instrumen krusial untuk menangani diskontinuitas pelaporan pada periode transisi 2023–2024, sehingga dinamika angka stunting dapat dianalisis secara berkesinambungan tanpa kehilangan konteks historis. Secara agregat, beban stunting di Provinsi NTB menunjukkan tren penurunan (Gambar 2), meskipun terdapat disparitas tajam antarwilayah yang merefleksikan perbedaan efektivitas intervensi gizi spesifik di tingkat lokal. Dengan terjadinya potret agregat ini, analisis selanjutnya membedah disparitas angka stunting antar kabupaten/kota guna mengidentifikasi wilayah mana yang masih memerlukan atensi khusus. Pola ini merefleksikan efektivitas intervensi gizi spesifik dan sensitif, sekaligus menunjukkan bahwa upaya harmonisasi pelaporan lintas kabupaten/kota cukup berhasil menekan rata-rata prevalensi secara agregat pada tingkat provinsi.



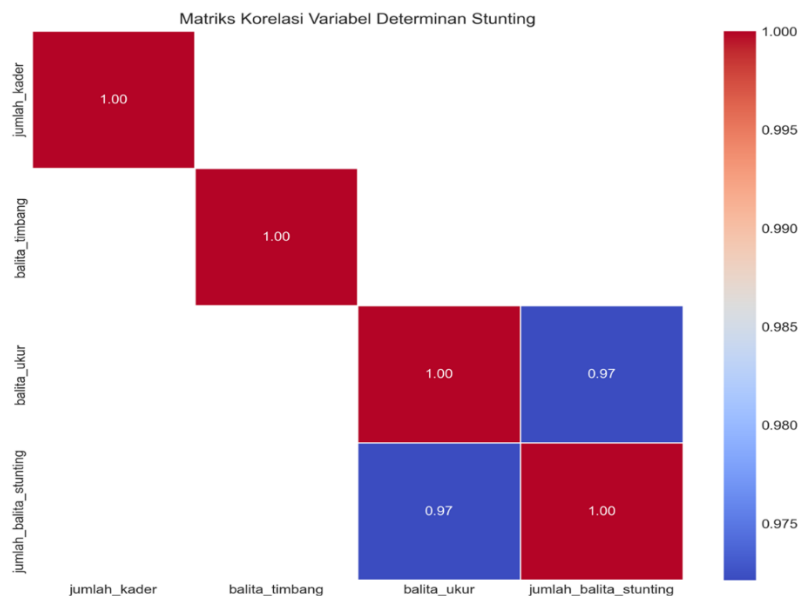
Gambar 2. Alur Metodologi Integrasi Pendekatan Data-Driven dan Pemodelan Prediktif Kinerja Kader Posyandu terhadap stunting

Distribusi boxplot mengungkap outlier ekstrem yang menandai kabupaten/kota dengan beban stunting jauh di atas pola umum, sekaligus mengindikasikan potensi masalah integritas data dan disparitas kapasitas layanan. Diskontinuitas pelaporan pada tahun 2023–2024 menimbulkan noise statistik yang mengaburkan kontribusi riil kinerja kader dan partisipasi posyandu, sehingga diperlukan transformasi dan imputasi data untuk mengurangi distorsi. Analisis deskriptif pada (Gambar 3) menunjukkan pola distribusi tidak merata, dengan konsentrasi stunting menumpuk di wilayah tertentu. Keberadaan titik-titik anomali mengonfirmasi bahwa variabel kinerja kader dan partisipasi posyandu memiliki dampak yang sangat bervariasi, mengindikasikan bahwa selain faktor medis, integritas data perlu disinkronkan. Identifikasi outlier menjadi langkah krusial untuk memastikan faktor determinan tidak terdistorsi, sehingga pemetaan pola spasial-temporal stunting dan identifikasi wilayah prioritas dapat dilakukan secara valid dan reliable.



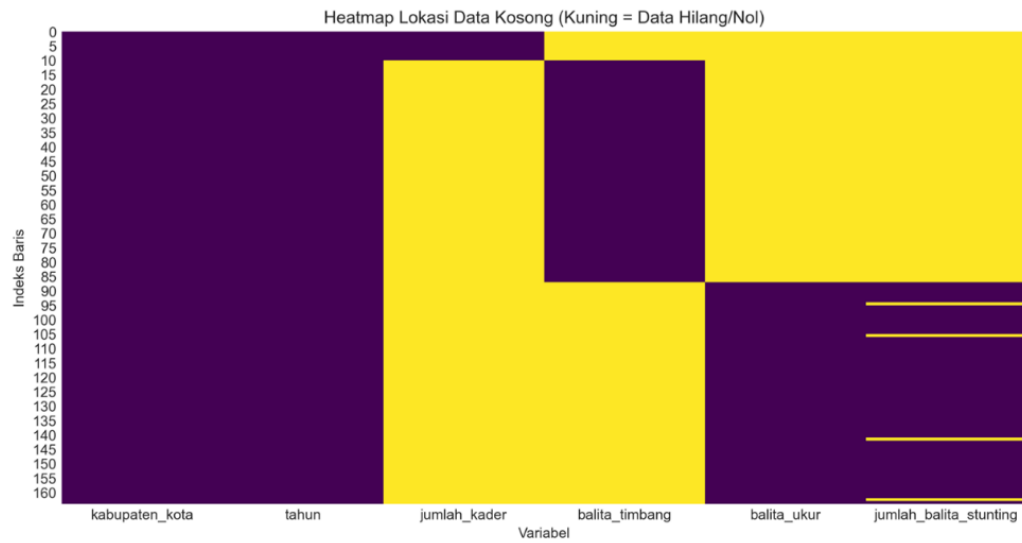
Gambar 3. Distribusi prekuensi dan identifikasi outlier variabel prevalensi stunting di provinsi NTB

Analisis deskriptif (Gambar 4) menunjukkan distribusi tidak merata dengan konsentrasi beban stunting menumpuk di wilayah tertentu. Titik anomali mengonfirmasi variasi dampak kinerja kader dan partisipasi posyandu antar kabupaten, mengindikasikan perlunya sinkronisasi integritas data. Interpretasi (Gambar 4) mempertegas adanya kebisingan data, di mana sebaran menjauh dari garis tren utama. Hal ini memerlukan penerapan Temporal Data Alignment untuk membersihkan data bermasalah, sehingga penelitian dapat menghasilkan temuan akurat mengenai peran riil kader posyandu dalam menekan angka stunting di NTB.



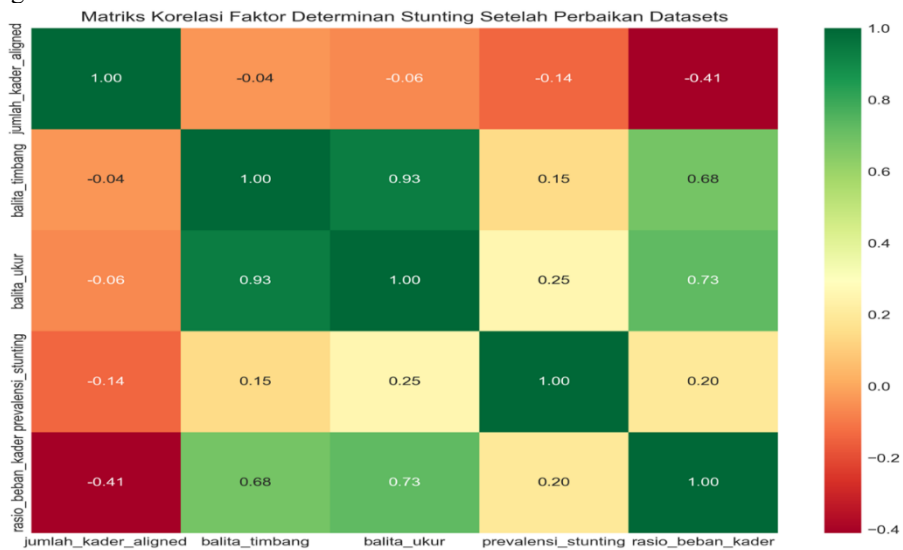
Gambar 4. Visualisasi deteksi outlier Spasial-Temporal pada variabel stunting dan Partisipasi Posyandu di NTB

Visualisasi distribusi pada (5) mengungkap anomali data yang signifikan, dimana sebaran nilai tidak membentuk pola linier yang wajar, melainkan terkonsentrasi pada titik-titik ekstrem. Permasalahan utamanya berupa heterogenitas varians yang sangat tinggi dan diskontinuitas pelaporan, yang tercermin dari banyaknya data pencilan (outliers) serta kemunculan nilai nol pada variabel partisipasi posyandu tahun 2024. Kondisi ini mengindikasikan potensi bias pengukuran dan kesalahan input di lapangan, sehingga integritas data nilai belum memadai untuk langsung dimodelkan guna mengidentifikasi faktor determinan stunting.



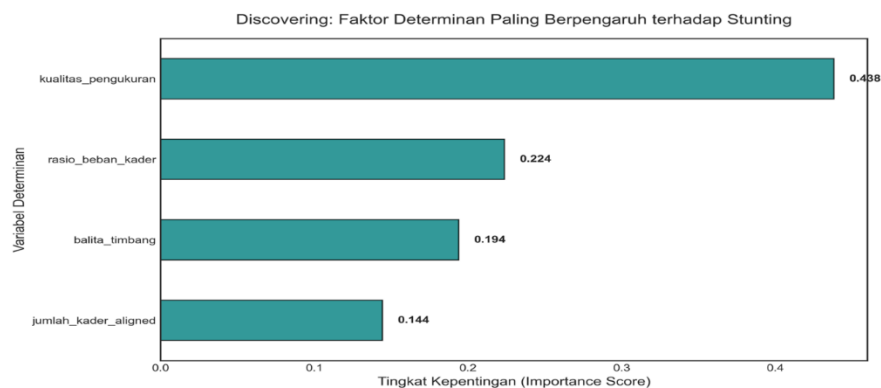
Gambar 5. Identifikasi noise dan ketidakselarasan data pada variabel kinerja kader terhadap prevalensi stunting

Hasil analisis visual pada (Gambar 6) merepresentasikan keberhasilan perbaikan data melalui pembersihan dan penyelarasan. Sebelumnya, dataset mengalami fragmentasi, inkonsistensi nomenklatur wilayah, dan redundansi spasial. Menunjukkan transisi data mentah ke format terstandarisasi (tidy format) yang memungkinkan perhitungan variabel determinan secara akurat. Penyelarasan temporal variabel jumlah kader melalui teknik broadcasting mengatasi kekosongan data historis, sehingga rasio beban kerja kader terhadap stunting dapat dipetakan konsisten dari 2018 hingga 2024. Integritas data yang diperbaiki menjadi fondasi andal untuk analisis spasial-temporal dan penemuan faktor determinan stunting di NTB.



Gambar 6. Standarisasi Nomenklatur, dan Penyelarasan Temporal Variabel Stunting

Secara keseluruhan, analisis feature importance menggunakan algoritma Random Forest Regressor pada (Gambar 7) berhasil mengidentifikasi secara akurat kontribusi relatif setiap variabel determinan terhadap prevalensi stunting di Provinsi NTB selama periode 2018-2024. Berdasarkan hasil pemodelan, variabel kualitas pengukuran muncul sebagai prediktor paling dominan dengan skor kepentingan tertinggi sebesar 0,438, jauh melampaui faktor lainnya seperti rasio beban kerja kader (0,224), tingkat partisipasi penimbangan balita (0,192), dan jumlah kader aktif (0,114). Temuan kuantitatif ini membuktikan bahwa kualitas pengukuran data dan kapasitas operasional posyandu lebih menentukan fluktuasi angka stunting dibandingkan intervensi gizi langsung. Keberhasilan penurunan stunting sangat bergantung pada akurasi data dan efektivitas kinerja kader di lapangan. Oleh karena itu, kebijakan penanganan stunting di NTB perlu memprioritaskan penguatan faktor determinan dengan skor kepentingan tertinggi, terutama peningkatan kualitas pengukuran dan optimalisasi beban kerja kader.



Gambar 7. Analisis Fitur Importance terhadap Determinan Prevalensi Stunting di Provinsi NTB

Hasil ini memberikan dasar empiris yang kuat bagi pemerintah daerah dalam merancang intervensi yang lebih terarah, efisien, dan berdampak signifikan pada penurunan prevalensi stunting di wilayah NTB secara berkelanjutan. Hasil Moderated Regression Analysis (MRA) pada (Tabel 1) menunjukkan bahwa variabel balita ditimbang mendekati signifikansi ($p=0,073$), yang memperkuat indikasi *discovery effect*. Namun, nilai conditional number yang sangat tinggi ($5,70 \times 10^{11}$) mengindikasikan adanya multikolinieritas parah. Hal ini terjadi karena ada variabel jumlah kader dan jumlah balita ditimbang memiliki korelasi alami yang sangat kuat dengan skala populasi di setiap kabupaten/kota. Multikolinieritas ini menyebabkan standar error membengkak, sehingga beberapa variabel terlihat tidak signifikan secara statistik meskipun memiliki kontribusi penting secara praktis. Oleh karena itu, penggunaan Random Forest dalam penelitian ini menjadi solusi tepat karena sifatnya yang non-parametrik.

Tabel 1. Hasil Estimasi Regresi Moderasi Faktor Determinan Stunting

Variabel Independen	Koefisien (B)	Std. Error	t-test	P-value	95% Coef. Interval
Konstanta	13.5337	2,591	5.223	0.000*	[8.360, 18.707]
Jumlah Kader (X_1)	6.862×10^{-5}	8.01×10^{-5}	0.857	0.395	$[-9.13 \times 10^{-5}, 0.000]$
Balita Ditimbang (X_2)	9.945×10^{-7}	5.47×10^{-7}	1.819	0.073*	$[-9.68 \times 10^{-8}, 2.09 \times 10^{-6}]$
Interaksi ($X_1 \times X_2$)	-2.742×10^{-11}	1.95×10^{-11}	-1.819	0.163	$[-6.63 \times 10^{-11}, 1.14 \times 10^{-11}]$

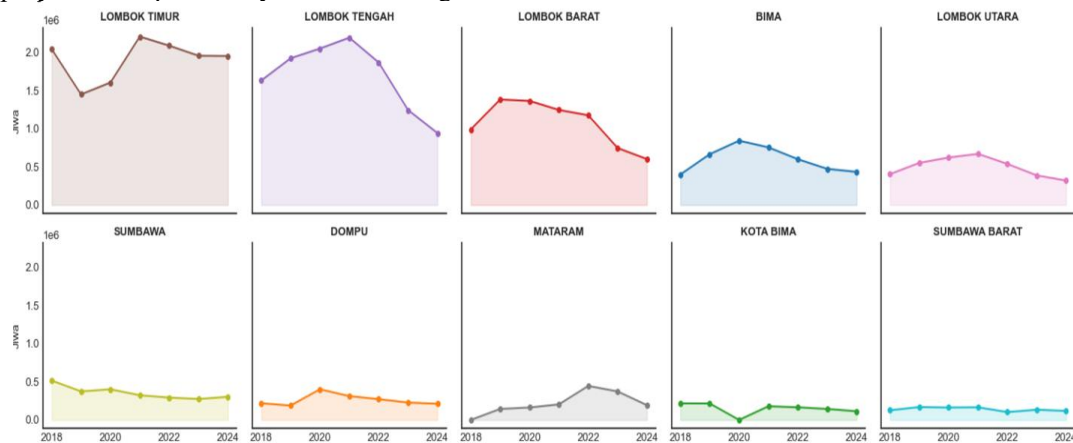
Analisis Tabel 2 (2018–2024) menunjukkan tren penurunan stunting di mayoritas wilayah NTB berkat efektivitas program gizi. Kota Bima mencatat penurunan tertinggi (-47,7%/-1.036 kasus), disusul Lombok Tengah (-42,2%/-6.884), Sumbawa (-41,4%/-2.134), Lombok Barat (-39,4%/-3.906), dan Lombok Utara (-20,9%/-844). Penurunan marginal terjadi di Lombok Timur (-4,4%) dan Dompu (-2,8%). Sebaliknya, kenaikan signifikan terdeteksi di Kota Mataram (+33,6%/+485) dan Kabupaten Bima (+8,5%/+341) akibat tantangan akses serta perubahan pola konsumsi. Disparitas tajam antarwilayah ini menegaskan perlunya kebijakan intervensi yang lebih spesifik, terarah, dan kontekstual guna mengatasi hambatan di masing-masing daerah.

Tabel 2. Tren Data Stunting per Kabupaten/Kota di Provinsi NTB Tahun 2018-2024

Kabupaten/Kota	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	Selisi h (24-18)	% Perubaha n
Lombok Timur	204350	144990	160580	220800	208900	195670	195300	0	-4.4%
Lombok Tengah	163170	192350	205130	219380	186830	124460	943300	-905	-42.2%
Lombok Barat	991800	138320	136470	124620	117610	746800	601200	-3906	-39.4%
Bima	399900	666400	843100	755300	600300	473700	434000	341	+8.5%
Lombok Utara	404300	552000	622300	670100	538300	387800	319900	-844	-20.9%
Sumbawa	516000	373900	401900	323500	292500	273900	302600	-2134	-41.4%
Dompu	218500	188900	402000	312000	271500	227600	212300	-62	-2.8%
Mataram	144200	144200	162900	203900	445900	373200	192700	485	+33.6%
Sumbawa Barat	126500	168800	162700	165700	102500	134100	118300	-82	-6.5%

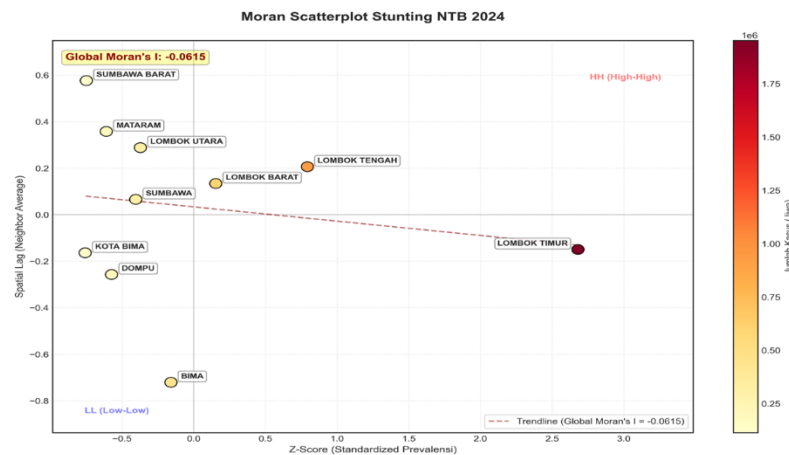
Kota Bima	217300	216100	197850	179600	165600	144100	113700	-1036	-47.7%
-----------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	-------	--------

Analisis tren temporal yang ditampilkan pada (Gambar 8) kasus stunting per kabupaten/kota di NTB periode 2018-2024, memperlihatkan dinamika penurunan bervariasi antarwilayah. Analisis spasial menggunakan Global Moran's I menghasilkan nilai $-0,0615$, mengindikasikan autokorelasi spasial negatif. Temuan ini menunjukkan distribusi kasus stunting antarwilayah cenderung tidak mengelompok secara homogen, melainkan membentuk pola penyebaran relatif acak atau saling berlawanan antarwilayah bertetangga. Pola tersebut merefleksikan disparitas keberhasilan intervensi berbasis posyandu dan pemberdayaan kader di tingkat lokal.



Gambar 8. Tren Temporal Kasus Stunting per Kabupaten/Kota di Provinsi Nusa Tenggara Barat Tahun 2018-2024

Analisis spasial dengan Global Moran's I menghasilkan nilai $-0,0615$, menunjukkan autokorelasi negatif dengan pola penyebaran relatif acak. Moran Scatterplot pada (Gambar 8) mengidentifikasi Lombok Timur di kuadran High-Low (HL) sebagai wilayah prioritas dengan prevalensi tinggi dikelilingi daerah rendah. Lombok Tengah dan Barat membentuk kluster High-High (HH). Kabupaten Bima berada di kuadran Low-Low (LL). Temuan mengindikasikan faktor lokal seperti kondisi sosial ekonomi dan efektivitas program lebih dominan dibanding pengaruh spasial antar wilayah dalam persebaran stunting di NTB.



Gambar 9. Analisis Spasial Moran's I Stunting wilayah NTB

3.2 Pembahasan

Hasil analisis mengungkap bahwa rasio beban kader (jumlah balita per kader aktif) dan tingkat partisipasi penimbangan merupakan prediktor paling dominan dalam pemodelan Random Forest Regressor. Hal ini menegaskan bahwa keberhasilan penanggulangan stunting tidak hanya ditentukan oleh ketersediaan input program, tetapi juga oleh kapasitas operasional posyandu untuk menjangkau dan memantau balita secara rutin [32]. Fenomena discovery effect terlihat ketika peningkatan cakupan penimbangan berkorelasi dengan naiknya prevalensi stunting tercatat, karena lebih banyak kasus teridentifikasi begitu cakupan pemantauan bertambah. Tanpa peningkatan kapasitas kader dan sistem tindak lanjut, perluasan cakupan terutama akan menaikkan angka temuan, bukan perbaikan outcome [33]. Dengan demikian, faktor kunci bukan jumlah kader absolut, melainkan keseimbangan antara beban kerja dan kapasitas layanan [33], [34]. Hasil ini memperluas literatur bahwa di samping determinan sosio-ekonomi, kapasitas layanan berperan penting terhadap stunting [35]. Temuan ini konsisten dengan teori beban kerja kesehatan yang menyatakan bahwa produktivitas tidak meningkat secara linear hanya dengan menambah tenaga jika distribusi tugas dan dukungan sistem tidak memadai.

Dari sisi metodologis, penggunaan Random Forest Regressor terbukti efektif mengidentifikasi faktor penting dan mencapai akurasi tinggi, terutama dikombinasikan dengan teknik seleksi fitur [36], [37]. Penambahan variabel kinerja kader dalam model prediktif memperkaya pendekatan sebelumnya yang hanya memakai data sosio-demografis atau gizi [10], [38]. Kontribusi metodologis utama adalah penerapan protokol penyesuaian temporal yang menggabungkan pembersihan, standarisasi nomenklatur, normalisasi numerik, dan transformasi rasio untuk menanggulangi diskontinuitas data rutin kesehatan. Pendekatan ini sejalan dengan rekomendasi literatur bahwa integritas data harus menjadi bagian integral dari alur pemodelan, bukan sekadar pra-pemrosesan terpisah [39]. Keberhasilan model dalam menghasilkan estimasi andal memberikan kontribusi nyata bagi pengembangan sistem surveilans kesehatan yang lebih responsif [10], [40]. Implikasi praktisnya, kebijakan di NTB perlu beralih dari fokus pada jumlah kader menjadi rasio beban kerja yang lebih proporsional. Wilayah dengan beban tinggi dan prevalensi stunting besar wajib diprioritaskan dalam penambahan personel serta restrukturisasi tugas [32]. Temuan discovery effect menegaskan bahwa peningkatan cakupan penimbangan harus dibarengi penguatan sistem rujukan dan konseling gizi [41]. Analisis spasial menuntut intervensi lokus-spesifik, di mana kabupaten berbeban tinggi perlu fokus pada penguatan kapasitas internal dibandingkan mengandalkan pengaruh wilayah sekitar. Pemerintah daerah disarankan membangun sistem surveilans real-time dengan penyesuaian temporal otomatis agar setiap keputusan strategis didasarkan pada integritas data yang akurat. Penelitian ini memiliki keterbatasan karena bergantung pada data sekunder administratif yang rentan terhadap kesalahan input dan perubahan instrumen antar waktu [35], [38], [39]. Penyesuaian temporal dan pembersihan data mengurangi sebagian bias, tetapi tidak dapat menghilangkan sepenuhnya [42]. Variabel yang digunakan terbatas pada jumlah kader, balita tertimbang, dan balita stunting, sementara faktor penting seperti kualitas pelatihan dan karakteristik sosio-demografis kader belum tercakup. Indikasi multikolinearitas antar variabel juga membatasi inferensi kausal. Studi lanjutan dengan desain longitudinal dan validasi eksternal diperlukan untuk menguji generalisasi temuan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menjawab tiga permasalahan utama penanganan stunting di Provinsi Nusa Tenggara Barat melalui pendekatan integratif yang menggabungkan penyesuaian temporal, Random Forest Regressor, Moderated Regression Analysis, dan analisis spasial Global Moran's I. Kontribusi utama mengidentifikasi kualitas pengukuran (0,438) dan rasio beban kerja kader (0,224) sebagai determinan dominan. Fenomena discovery effect terdeteksi ($p=0,073$), sementara nilai Global Moran's I sebesar -0,0615 menunjukkan dominasi faktor lokal atas pengaruh spasial. Disparitas tajam terlihat dari penurunan di Kota Bima (-47,7%) berbanding kenaikan di Kota Mataram (+33,6%), menuntut kebijakan yang lebih kontekstual dan fokus pada penguatan kapasitas operasional kader. Meskipun dibatasi data sekunder dan multikolinearitas, penelitian ini memberikan landasan empiris bagi surveilans kesehatan digital. Penelitian lanjutan disarankan untuk memperluas variabel dan validasi model guna meningkatkan akurasi penanggulangan stunting secara berkelanjutan.

REFERENCES

- [1] WHO, "Stunting in a nutshell," World Health Organization (WHO). Accessed: Dec. 17, 2025. [Online]. Available: <https://www.who.int/news/item/19-11-2015-stunting-in-a-nutshell>
- [2] IKP, "Strategi NTB Putus Rantai Stunting: Dari Meja Makan Hingga Program Desa Berdaya," Bidang Informasi dan Komunikasi Publik (IKP) Dinas Kominfo Provinsi. Accessed: Feb. 12, 2026. [Online]. Available: <https://ntbprov.go.id/post/strategi-ntb-putus-rantai-stunting-dari-meja-makan-hingga-program-desa-berdaya#>
- [3] M. De Onis *et al.*, "Prevalence thresholds for wasting, overweight and stunting in children under 5 years," *Public Health Nutr.*, vol. 22, no. 1, pp. 175–179, Oct. 2018, doi: 10.1017/S1368980018002434.
- [4] IKP, "Stunting NTB 13,39% di Bawah Nasional, Iqbal: Ini Kerja Bersama Kab/Kota," Bidang Informasi dan Komunikasi Publik (IKP) Dinas Kominfo Provinsi. Accessed: Feb. 12, 2026. [Online]. Available: <https://ntbprov.go.id/post/stunting-ntb-1339-di-bawah-nasional-iqbal-ini-kerja-bersama-kabkota>
- [5] L. Hanifah and A. W. Astuti, "Promotive and Preventive Efforts of Health Workers in Reducing Stunting: A Scoping Review," *Jurnal Aisyah : Jurnal Ilmu Kesehatan*, vol. 8, no. 1, pp. 297–308, Mar. 2023, doi: 10.30604/jika.v8i1.1603.
- [6] M. Lukman, A. Yamin, and R. D. Susanti, "Community Empowerment to Prevent Stunting Through Integrated Health Promotion in Cilayung Village, Jatinangor Sub-District," *Jurnal Kreativitas Pengabdian Kepada Masyarakat (PKM)*, vol. 6, no. 3, pp. 1027–1038, Mar. 2023, doi: 10.33024/jkpm.v6i3.8729.
- [7] N. F. Sahamony, T. Terttiaavini, and H. Rianto, "Analisis Perbandingan Kinerja Model Machine Learning untuk Memprediksi Risiko Stunting pada Pertumbuhan Anak," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 2, pp. 413–422, Apr. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1210.
- [8] M. Yanto, F. Hadi, and S. Arlis, "Optimization of Machine Learning Classification Analysis of Malnutrition Cases in Children," *Jurnal Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi (RESTI)*, vol. 7, no. 6, pp. 1378–1386, Dec. 2023, doi: 10.29207/resti.v7i6.5278.
- [9] S. P. Manongga, H. Hendry, and D. H. F. Manongga, "Predicting a stunting prevalence using semi-supervised learning models in east nusa tenggara," *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 19, no. 4, pp. 1073–1086, Aug. 2023, doi: 10.24507/ijic.19.04.1073.

- [10] A. H. Mubarak, P. Pujiono, D. Setiawan, D. F. Wicaksono, and E. Rimawati, "Parameter Testing on Random Forest Algorithm for Stunting Prediction," *SINKRON: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 107–116, Jan. 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i1.14264.
- [11] Moh. A. E. Pratama, S. Hendra, H. R. Ngemba, R. Nur, R. Azhar, and R. Laila, "Comparison of Machine Learning Algorithms for Predicting Stunting Prevalence in Indonesia," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 13, no. 2, pp. 200–209, Jun. 2024, doi: 10.32736/sisfokom.v13i2.2097.
- [12] T. I. A. Fanny Dewi, N. N. Wirawan, and N. Muslihah, "Determinants of stunting in urban and rural areas of Indonesia: A systematic review," *ActTion: Aceh Nutrition Journal*, vol. 10, no. 3, pp. 860–874, Sep. 2025, doi: 10.30867/action.v10i3.2690.
- [13] A. Wetty Sinurat, K. Manurung, R. Sembiring, K. Rochadi, and J. Sinaga, "Factors Associated with the Incidence of Stunting in Early Childhood Children in the Working Area of Buhit Community Health Centre, Pangururan District, Samosir Regency, 2024," *Journal of Pharmaceutical and Sciences*, vol. 2025, no. 3, pp. 1970–1985, Sep. 2025, doi: 10.36490/journal-jps.com.
- [14] M. L. Arqam *et al.*, "Integrating education-based interventions and machine learning for stunting prevention: A case study in East Lombok, Indonesia," *Dialogues in Health*, vol. 8, no. 1, pp. 1–18, Jun. 2026, doi: 10.1016/j.dialog.2025.100264.
- [15] S. R. Giyarsih *et al.*, "The potential role of farmer women's groups as community-based urban farming in addressing the risk of stunting," *Discover Food*, vol. 6, no. 1, pp. 1–18, Dec. 2026, doi: 10.1007/s44187-025-00728-5.
- [16] A. Arifuddin, A. Fauzan, R. Bagus, F. Hakim, and A. F. Nur, "Spatial Pattern Analysis and Determinants of Stunting Prevalence in Central Sulawesi, Indonesia: Using Linear Regression, Local Moran's I, and Random Forest Approaches," *Healthy Tadulako Journal (Jurnal Kesehatan Tadulako)*, vol. 11, no. 3, pp. 504–516, Jul. 2025, doi: 10.22487/ht.
- [17] M. A. Morid, O. R. L. Sheng, and J. Dunbar, "Time Series Prediction Using Deep Learning Methods in Healthcare," *ACM Trans. Manag. Inf. Syst.*, vol. 14, no. 1, pp. 1–29, Apr. 2023, doi: 10.1145/3531326.
- [18] Moh. A. E. Pratama, S. Hendra, H. R. Ngemba, R. Nur, R. Azhar, and R. Laila, "Comparison of Machine Learning Algorithms for Predicting Stunting Prevalence in Indonesia," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 13, no. 2, pp. 200–209, Jun. 2024, doi: 10.32736/sisfokom.v13i2.2097.
- [19] E. K. Anku and H. O. Duah, "Predicting and identifying factors associated with undernutrition among children under five years in Ghana using machine learning algorithms," *PLoS One*, vol. 19, no. 2, pp. 1–16, Feb. 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0296625.
- [20] T. T. Tamir, M. A. Techane, M. T. Dessie, and K. A. Atalell, "Applied nutritional investigation spatial variation and determinants of stunting among children aged less than 5 y in Ethiopia: A spatial and multilevel analysis of Ethiopian Demographic and Health Survey 2019," *Nutrition*, vol. 103, pp. 1–9, Jun. 2022, doi: 10.1016/j.nut.2022.111786.
- [21] Dinas Kesehatan, "Jumlah Kader Posyandu di Nusa Tenggara Barat," NTB Satu Data. Accessed: Feb. 13, 2026. [Online]. Available: <https://data.ntbprov.go.id/dataset/9e7557c6-0613-4dfa-b3db-d9815cfee0b6/show>
- [22] Dinas Kesehatan, "Jumlah dan Persentase Balita Ditimbang di Nusa Tenggara Barat," NTB Satu Data. Accessed: Feb. 13, 2026. [Online]. Available: <https://data.ntbprov.go.id/dataset/9d291da4-a2a5-4982-a801-3e4bb115b257/show>
- [23] Dinas Kesehatan, "Jumlah dan Persentase Balita Stunting di Nusa Tenggara Barat," NTB Satu Data. Accessed: Feb. 13, 2026. [Online]. Available: <https://data.ntbprov.go.id/dataset/9d27497f-eb7b-4513-814f-244f656bf52e/show>
- [24] M. J. Crawley, *The R Book*. New Jersey: John Wiley & Son, 2007. doi: 10.1002/9780470515075.
- [25] T. Hengl, M. Nussbaum, M. N. Wright, G. B. M. Heuvelink, and B. Gräler, "Random forest as a generic framework for predictive modeling of spatial and spatio-temporal variables," *PeerJ*, vol. 2018, no. 8, pp. 1–49, Aug. 2018, doi: 10.7717/peerj.5518.
- [26] E. Scornet, G. Biau, and J. P. Vert, "Consistency of random forests," *Ann. Stat.*, vol. 43, no. 4, pp. 1716–1741, Aug. 2015, doi: 10.1214/15-AOS1321.
- [27] J. Cohen, P. Cohen, S. G. West, and L. S. Aiken, *Applied Multiple Regression/Correlation Analysis for the Behavioral Sciences*, 3rd ed. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associate, 2003. Accessed: Feb. 14, 2026. [Online]. Available: https://eli.johogo.com/Class/CCU/SEM/_Applied%20Multiple%20Regression-Correlation%20Analysis%20for%20the%20Behavioral%20Sciences_Cohen.pdf
- [28] R. M. Dodhia, J. Cohen, P. Cohen, S. G. West, and L. S. Aiken, "A Review of Applied Multiple Regression/Correlation Analysis for the Behavioral Sciences (3rd ed.)," *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, vol. 30, no. 2, pp. 227–229, Aug. 2005, doi: <https://doi.org/10.3102/1076998603000227>.
- [29] O. Schabenberger and C. A. Gotway, "Statistical Methods for Spatial Data Analysis," in *Mathematical Geology*, vol. 38, Roussos Dimitrakopoulos, Ed., New York: Chapman and Hall/CRC, 2006, pp. 511–513. doi: 10.1201/9781315275086.
- [30] Y. Chen, "Spatial autocorrelation equation based on Moran's index," *Nature Research*, Beijing, Dec. 2023. doi: 10.1038/s41598-023-45947-x.
- [31] S. Sofiyulloh, M. Rahmaniati, and F. Nugraha, "Spatial-Temporal Study of Stunting Risk in East Java 2021 - 2023," *Medical Technology and Public Health Journal*, vol. 9, no. 2, pp. 163–174, Sep. 2025, doi: 10.33086/mtphj.v9i2.6921.
- [32] L. Gopalakrishnan, S. Patil, L. Fernald, D. Walker, and N. Diamond-Smith, "Factors associated with Anganwadi Workers' service delivery of Integrated Child Development Services (ICDS) in rural India: A cross-sectional analysis of household and community health worker surveys," *PLOS ONE: Public Library of Science*, vol. 20, no. 7, pp. 1–16, Jul. 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0326971.
- [33] A. Singh *et al.*, "Learning from health system actor and caregiver experiences in Ghana and Nepal to strengthen growth monitoring and promotion," *PLOS ONE: Public Library of Science*, vol. 18, no. 3, pp. 1–19, Mar. 2023, doi: 10.1371/journal.pone.0282807.
- [34] K. Scott *et al.*, "What do we know about community-based health worker programs? A systematic review of existing reviews on community health workers," *Hum. Resour. Health*, vol. 16, no. 1, pp. 1–7, Aug. 2018, doi: 10.1186/s12960-018-0304-x.
- [35] A. B. Zemariam *et al.*, "Prediction of stunting and its socioeconomic determinants among adolescent girls in Ethiopia using machine learning algorithms," *PLOS ONE: Public Library of Science*, vol. 20, no. 1, pp. 1–27, Jan. 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0316452.

- [36] S. H. Marpaung, F. M. Sinaga, K. H. Rambe, F. P. Simamora, and K. Kelvin, "Random Forest Optimization Using Recursive Feature Elimination for Stunting Classification," *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, vol. 8, no. 1, pp. 281–287, Mar. 2025, doi: 10.24014/ijaidm.v8i1.35295.
- [37] T. Sugihartono, B. Wijaya, Marini, A. F. Alkayes, and H. A. Anugrah, "Optimizing Stunting Detection through SMOTE and Machine Learning: a Comparative Study of XGBoost, Random Forest, SVM, and k-NN," *Journal of Applied Data Sciences*, vol. 6, no. 1, pp. 667–682, Jan. 2025, doi: 10.47738/jads.v6i1.494.
- [38] H. Shen, H. Zhao, and Y. Jiang, "Machine Learning Algorithms for Predicting Stunting among Under-Five Children in Papua New Guinea," *Children: Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*, vol. 10, no. 1, pp. 1–18, Oct. 2023, doi: 10.3390/children10101638.
- [39] F. Xie *et al.*, "Deep learning for temporal data representation in electronic health records: A systematic review of challenges and methodologies," *J. Biomed. Inform.*, vol. 126, no. 1, pp. 1–4, Feb. 2022, doi: 10.1016/j.jbi.2021.103980.
- [40] M. K. Ayele, G. A. Baye, S. H. Yesuf, A. A. Engda, and E. T. Mitiku, "Predicting stunting status among under five children in ethiopia using ensemble machine learning algorithms," *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, pp. 1–11, Dec. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-03206-1.
- [41] M. Myatt *et al.*, "Children who are both wasted and stunted are also underweight and have a high risk of death: A descriptive epidemiology of multiple anthropometric deficits using data from 51 countries," *Archives of Public Health*, vol. 76, no. 1, pp. 1–11, Jul. 2018, doi: 10.1186/s13690-018-0277-1.
- [42] Y.-C. Kuo and Y.-J. Tseng, "MedM2T: A MultiModal Framework for Time-Aware Modeling with Electronic Health Record and Electrocardiogram Data," *Journal of Biomedical and Health Informatics (JBHI)*, pp. 1–9, Nov. 2025, doi: doi.org/10.48550/arXiv.2510.27321.