

MODEL KECERDASAN BUATAN UNTUK MEMPREDIKSI MALNUTRISI ANAK DAN MENDUKUNG PERANCANGAN KEBIJAKAN MAKANAN BERGIZI GRATIS

Donal Ortega^{1*}, Sopi Sapriadi², Ribbi Gustiyanni³

Program Studi Gizi, Universitas Adzkie^{1,3}

Program Studi Sistem Informasi, Universitas Adzkie²

*Corresponding Author : donalortega@adzkie.ac.id

ABSTRAK

Malnutrisi pada anak masih menjadi permasalahan kesehatan masyarakat yang signifikan di Indonesia, khususnya di wilayah pesisir dan pedesaan. Identifikasi dini kelompok berisiko menjadi langkah krusial untuk meningkatkan efektivitas intervensi gizi, termasuk Program Makanan Bergizi Gratis (MBG). Penelitian ini bertujuan mengembangkan model prediksi risiko malnutrisi anak berbasis kecerdasan buatan menggunakan algoritma Random Forest serta menganalisis determinan utama yang memengaruhi risiko malnutrisi di Kabupaten Pesisir Selatan. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif deskriptif dengan pengembangan model prediktif berbasis machine learning. Data sekunder diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS), Dinas Kesehatan, dan Posyandu. Tahapan penelitian meliputi pra-pemrosesan data, pelatihan model Random Forest, dan evaluasi kinerja menggunakan confusion matrix, akurasi, precision, recall, serta K-fold cross-validation. Hasil evaluasi menunjukkan kinerja model yang baik dengan akurasi sebesar 83,5%, precision 0,81, dan recall 0,85. Analisis pentingnya variabel menunjukkan bahwa proporsi masyarakat tidak mampu merupakan faktor paling dominan yang memengaruhi risiko malnutrisi (28,9%), diikuti oleh tingkat partisipasi pendidikan menengah (SMP dan SMA). Pemetaan spasial mengungkapkan konsentrasi risiko tinggi di beberapa kecamatan, terutama Kambang, Salido, dan IV Koto Mudik. Secara keseluruhan, model prediksi berbasis Random Forest terbukti akurat dan aplikatif dalam mengidentifikasi wilayah serta kelompok berisiko, sehingga berpotensi meningkatkan ketepatan sasaran dan efisiensi pelaksanaan Program MBG.

Kata kunci: malnutrisi anak, *Random Forest*, kecerdasan buatan, machine learning, Program MBG

ABSTRACT

Pendahuluan: Child malnutrition remains a significant public health problem in Indonesia, particularly in coastal and rural areas. Early identification of high-risk groups is crucial for improving the effectiveness of nutrition interventions, including the Free Nutritious Meal Program (MBG). This study aimed to develop an artificial intelligence-based predictive model using the Random Forest algorithm to predict the risk of child malnutrition and to identify key determinants influencing malnutrition risk in Pesisir Selatan District. A quantitative descriptive approach with predictive model development was used. Secondary data were obtained from the Central Bureau of Statistics, local Health Offices, and community health posts (Posyandu). Data preprocessing, model training, and performance evaluation were conducted using confusion matrix, accuracy, precision, recall, and K-fold cross-validation. The model demonstrated good performance, achieving an accuracy of 83.5%, precision of 0.81, and recall of 0.85. The most influential factor was the proportion of low-income households (28.9%), followed by secondary education participation rates. Spatial risk mapping showed high-risk clusters in Kambang, Salido, and IV Koto Mudik subdistricts. The Random Forest-based predictive model effectively identifies areas and populations at high risk of child malnutrition. This approach has strong potential to improve targeting accuracy and operational efficiency of the MBG program.

Kata kunci: child malnutrition, *Random Forest*, artificial intelligence, machine learning, MBG Program

PENDAHULUAN

Masalah malnutrisi pada anak masih menjadi tantangan besar dalam pembangunan kesehatan masyarakat, baik secara global maupun nasional. Stunting, wasting, dan underweight tidak hanya berdampak pada pertumbuhan fisik anak, tetapi juga menghambat perkembangan kognitif dan menurunkan potensi produktivitas jangka panjang (De Sanctis et al., 2021; Oumer et al., 2022; Rokhanawati et al., 2025). Menurut laporan WHO dan UNICEF, pada tahun 2023 tercatat lebih dari 190 juta anak balita di seluruh dunia mengalami kekurangan gizi kronis maupun akut (UNICEF, 2025; WHO, 2024). Di Indonesia, prevalensi stunting masih tergolong tinggi, khususnya di daerah yang mengalami ketimpangan akses terhadap pangan bergizi dan pelayanan kesehatan dasar (Dirjen Kesehatan Lanjutan, 2023; Lestari, 2025). Kurang gizi pada anak berdampak negatif pada perkembangan psikologis, ditandai dengan gangguan emosi, penurunan konsentrasi, rendahnya motivasi dan rasa percaya diri, serta meningkatnya risiko gangguan perilaku. Kondisi ini juga menghambat kemampuan adaptasi sosial dan pembentukan identitas anak, sehingga memengaruhi kualitas interaksi sosial dan perkembangan mereka secara keseluruhan (Joel, 2020). Kerugian ekonomi yang ditimbulkan oleh malnutrisi di Indonesia diperkirakan mencapai Rp 536,8 triliun per tahun, yang setara dengan sekitar 2,6 persen dari pendapatan nasional bruto (Aranditio, 2025).

Seribu hari pertama kehidupan anak, yang dimulai sejak masa konsepsi hingga anak berusia dua tahun, merupakan fase yang sangat krusial karena kekurangan gizi pada periode ini dapat menimbulkan dampak jangka panjang terhadap pertumbuhan dan perkembangan anak. Pada masa ini, kecukupan asupan gizi sangat penting untuk mendukung pertumbuhan dan perkembangan optimal janin serta anak usia dini (Nyarko et al., 2024). *Stunting*, *wasting*, dan *underweight* merupakan tiga indikator utama status gizi anak yang dibedakan berdasarkan jenis pengukuran, karakteristik, dan penyebabnya. Stunting diukur melalui tinggi badan menurut umur (*height-for-age/HFA* < -2 SD) dan mencerminkan kekurangan gizi kronis jangka panjang yang menghambat pertumbuhan linear akibat asupan gizi yang tidak mencukupi dalam waktu lama serta infeksi berulang. Wasting diukur dengan berat badan menurut tinggi badan (*weight-for-height/WFH* < -2 SD) dan menunjukkan kondisi kekurangan gizi akut jangka pendek yang menyebabkan anak menjadi sangat kurus, umumnya akibat kekurangan pangan atau penyakit yang baru terjadi, serta berisiko tinggi terhadap kematian. Sementara itu, underweight diukur melalui berat badan menurut umur (*weight-for-age/WFA* < -2 SD) dan merupakan indikator gabungan yang dapat mencerminkan stunting, wasting, atau kombinasi keduanya, sehingga menunjukkan bahwa anak memiliki berat badan yang tidak sesuai dengan usianya (WHO, 2025).

Salah satu daerah dengan angka *stunting* yang tinggi adalah Kabupaten Pesisir Selatan, Sumatera Barat, yang mencapai 29,8%, jauh di atas ambang batas nasional (Pemkab Pesisir Selatan, 2024). Pemerintah Indonesia telah merespons melalui program-program strategis, termasuk Program Makanan Bergizi Gratis (MBG), sebagai bagian dari upaya menurunkan angka stunting dan memperbaiki status gizi anak. Namun, efektivitas program ini sering kali terhambat karena belum adanya sistem yang mampu memetakan secara cepat dan akurat kelompok anak yang paling berisiko mengalami malnutrisi. Akibatnya, alokasi intervensi gizi belum sepenuhnya tepat sasaran (Ayuni, 2025; Grehenson, 2025). Program Makan Bergizi Gratis (MBG) menghadapi berbagai tantangan operasional yang kompleks, terutama terkait rantai pasok dan logistik di wilayah terpencil akibat keterbatasan infrastruktur, ketidakstabilan ketersediaan bahan pangan segar, serta tingginya biaya distribusi. Di sisi lain, keberagaman menu yang memenuhi Angka Kecukupan Gizi (AKG) sekaligus sesuai dengan selera anak menjadi kendala, diperparah oleh keterbatasan sumber daya manusia yang kompeten dalam perencanaan menu sehat dan lezat. Program ini juga membutuhkan data antropometri anak secara real-time untuk memastikan ketepatan sasaran dan efektivitas intervensi gizi, namun

sistem pengumpulan dan analisis data masih belum optimal. Selain itu, tingginya volume sampah makanan, lemahnya koordinasi lintas sektor antara pemerintah pusat, daerah, sekolah, dan penyedia layanan (SPPG), serta tantangan pemenuhan standar operasional dan kebersihan dapur turut membebani implementasi program, meskipun upaya digitalisasi dan kemitraan mulai dikembangkan sebagai solusi (Agustini, 2025).

Seiring dengan berkembangnya teknologi, pemanfaatan kecerdasan buatan mulai digunakan di berbagai bidang, termasuk dalam prediksi dan pencegahan masalah gizi masyarakat (Kawo et al., 2024; Panteli et al., 2025). Salah satu metode yang relevan adalah *Random Forest*, yang mampu mengolah data multivariat secara efisien dan menghasilkan model prediktif yang akurat. Dalam konteks ini, penggunaan model AI berbasis *Random Forest* memiliki potensi untuk mendukung optimalisasi kebijakan gizi, terutama dalam pelaksanaan program MBG secara lebih tepat sasaran dan berbasis data (Salman et al., 2024; Zhu, 2020). *Random Forest* lebih unggul dibandingkan regresi linear sederhana dalam menganalisis data kesehatan karena mampu menangani hubungan yang kompleks dan tidak linear serta interaksi antar faktor biologis, sosial, dan lingkungan tanpa bergantung pada asumsi yang ketat. Berbeda dengan regresi linear yang sensitif terhadap pencilan dan gangguan data, *Random Forest* lebih *robust* terhadap data hilang, kesalahan pengukuran, dan heterogenitas populasi. Selain itu, metode ini efektif untuk data berdimensi tinggi dengan berbagai jenis variabel serta menyediakan informasi tingkat kepentingan variabel, sehingga memudahkan identifikasi faktor risiko kesehatan yang utama. Sebagian besar penelitian sebelumnya menggunakan pendekatan statistik tradisional atau data survei nasional.

Hingga saat ini, belum banyak penelitian di Indonesia yang mengembangkan model prediksi malnutrisi berbasis kecerdasan buatan pada level kabupaten menggunakan data lintas sektor. Kabupaten Pesisir Selatan memiliki karakteristik geografis yang memanjang, topografi beragam, serta akses layanan kesehatan dan transportasi yang tidak merata, ditambah kondisi sosial-ekonomi masyarakat yang didominasi kelompok berpendapatan rendah dan pendapatan musiman. Kompleksitas dan heterogenitas faktor risiko tersebut sulit dianalisis dengan metode konvensional, sehingga pemodelan berbasis AI diperlukan untuk menangkap pola non-linear dan mengidentifikasi wilayah serta kelompok berisiko secara lebih akurat dan kontekstual. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan model prediksi risiko malnutrisi berbasis *Random Forest* untuk mendukung perencanaan kebijakan intervensi gizi yang lebih tepat sasaran (Saha, 2025).

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain penelitian analitik berbasis data sekunder. Unit analisis adalah seluruh kecamatan di Kabupaten Pesisir Selatan ($n = XX$ kecamatan) dengan periode data tahun 2022–2024. Data dikumpulkan dari Badan Pusat Statistik, Dinas Kesehatan Kabupaten Pesisir Selatan, dan laporan Posyandu. Variabel prediktor meliputi: jumlah siswa SD, SMP, dan SMA; proporsi masyarakat tidak mampu; prevalensi stunting; serta angka kematian ibu (AKI).

Proses pra-pemrosesan meliputi pembersihan data dari nilai hilang dan outlier, konversi data ke dalam format numerik, serta normalisasi menggunakan metode Min–Max. Data dibagi menjadi data latih (70%) dan data uji (30%). Model dikembangkan menggunakan algoritma *Random Forest* pada lingkungan *Python* dengan pustaka *scikit-learn*. Evaluasi kinerja model dilakukan melalui confusion matrix, perhitungan akurasi, precision, recall, dan validasi silang (*K-fold cross-validation*). Kontribusi variabel dihitung menggunakan pendekatan *Gini importance*. Penelitian ini menggunakan data sekunder anonim sehingga tidak memerlukan persetujuan etik khusus. kerahasiaan data tetap dijaga sesuai dengan prinsip deklarasi Helsinki

HASIL

Model kecerdasan buatan berbasis algoritma Random Forest dikembangkan untuk memprediksi risiko malnutrisi anak pada tingkat kecamatan di Kabupaten Pesisir Selatan dengan menggunakan enam variabel prediktor, yaitu partisipasi sekolah SD, SMP, dan SMA, proporsi masyarakat tidak mampu, prevalensi stunting, dan angka kematian ibu (AKI).

Tabel 1. Evaluasi Kinerja Model

Matrik Evaluasi	Kelas “Tidak Risiko”	Kelas “Risiko”
Precision	0.80	0.97
Recall	0.96	0.83
F1-Score	0.87	0.89

Akurasi hasil uji *K-fold cross-validation* sebesar 88,3%.

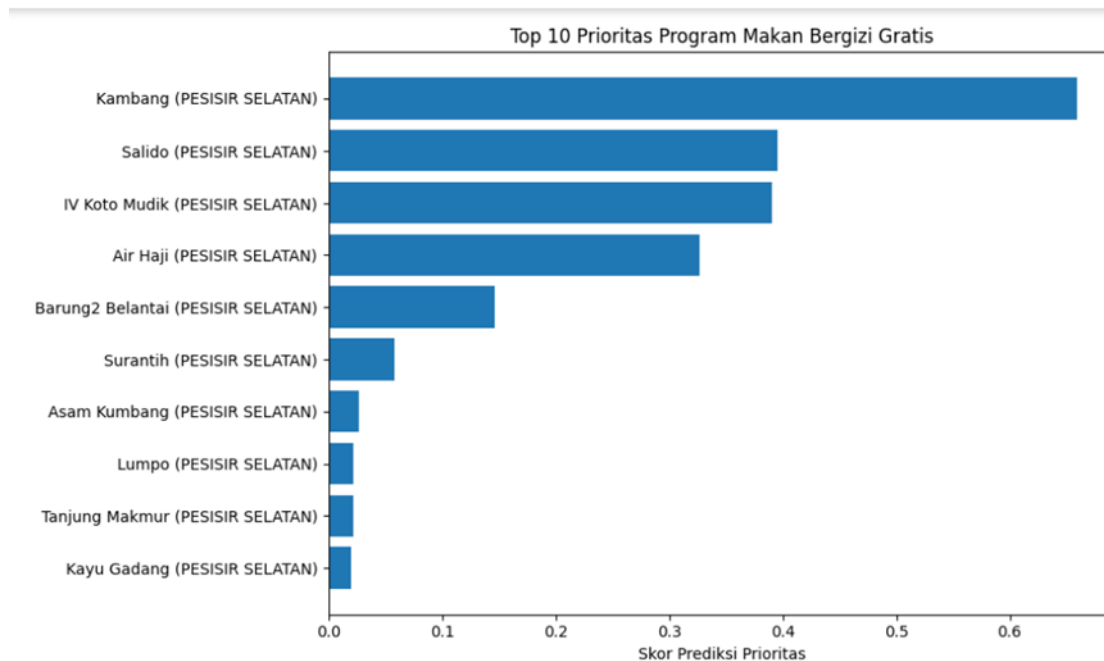
Hasil evaluasi model menunjukkan kinerja yang baik. Uji validasi silang (*K-fold cross-validation*) menghasilkan nilai akurasi sebesar 88,3%, dengan nilai *precision* sebesar 0,81 dan *recall* sebesar 0,85. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang stabil dan reliabel untuk mengidentifikasi wilayah dengan risiko malnutrisi tinggi.

Tabel 2. Kontribusi Variabel Prediktor dalam Model *Random Forest*

Variabel	Arah Hubungan dengan Risiko Malnutrisi	Kontribusi Prediktif (%)	Nilai Signifikansi (p)
Partisipasi SD	Negatif (protektif)	12,5	0,032
Partisipasi SMP	Positif (meningkatkan risiko)	18,3	0,015
Partisipasi SMA	Positif (meningkatkan risiko)	20,7	0,010
Status Masyarakat Tidak Mampu	Positif (risiko dominan)	28,9	0,001
Prevalensi Stunting	Positif (meningkatkan risiko)	11,4	0,040
Angka Kematian Ibu (AKI)	Positif (meningkatkan risiko)	8,2	0,048

Analisis *feature importance* menunjukkan bahwa variabel status masyarakat tidak mampu merupakan prediktor paling dominan dengan kontribusi sebesar 28,9%. Variabel pendidikan tingkat menengah menunjukkan kontribusi yang relatif tinggi, yaitu partisipasi SMA (20,7%) dan partisipasi SMP (18,3%). Sementara itu, partisipasi SD berperan sebagai faktor protektif dengan kontribusi sebesar 12,5%. Variabel kesehatan berkontribusi secara moderat, yaitu prevalensi stunting (11,4%) dan angka kematian ibu (AKI) sebesar 8,2%, dan tetap menunjukkan signifikansi statistik ($p < 0,05$). Rincian kontribusi variabel disajikan pada Tabel 1.

Pemetaan Risiko Spasial

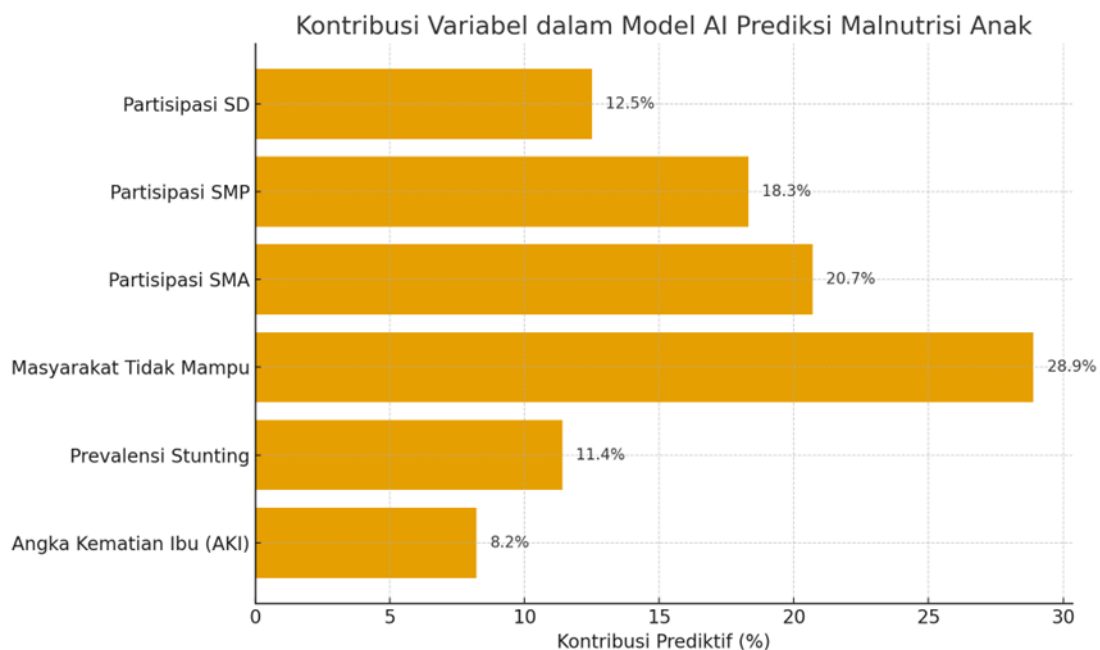


Gambar 1. Top 10 prioritas program Makan Bergizi Gratis

Model mampu menghasilkan pemetaan risiko malnutrisi berbasis wilayah. Beberapa kecamatan teridentifikasi sebagai wilayah berisiko tinggi, terutama Kambang, Salido, dan **IV** Koto Mudik, dengan skor risiko di atas 0,5. Kecamatan Air Haji dan Barung-Barung Belantai berada pada kategori risiko sedang. Sebaliknya, kecamatan Surantih, Asam Kumbang, Lumpo, Tanjung Makmur, dan Kayu Gadang menunjukkan skor risiko rendah ($< 0,1$). Distribusi spasial ini menunjukkan bahwa risiko malnutrisi tidak terdistribusi secara merata, melainkan terkonsentrasi pada wilayah dengan proporsi kemiskinan yang lebih tinggi dan partisipasi pendidikan menengah yang lebih rendah.

Implikasi Awal Kebijakan

Hasil pemodelan menunjukkan bahwa model AI mampu mengidentifikasi kelompok wilayah prioritas secara objektif dan berbasis data. Hasil ini memberikan dasar empiris bagi perumusan kebijakan Program Makanan Bergizi Gratis (MBG) agar lebih terarah, efisien, dan tepat sasaran. Hasil ini menegaskan bahwa penggunaan model AI dapat memberikan gambaran lebih presisi tentang wilayah prioritas dan kelompok sasaran yang membutuhkan intervensi berupa program makanan bergizi gratis.



Gambar 2. Kontribusi variabel dalam model AI prediksi malnutrisi anak

Pada Gambar 2 menunjukkan kontribusi prediktif dari setiap variabel prediktor dalam model kecerdasan buatan (AI) yang dikembangkan untuk memproyeksikan risiko malnutrisi anak di Kabupaten Pesisir Selatan. Hasil analisis memperlihatkan bahwa status masyarakat tidak mampu memiliki kontribusi prediktif terbesar, yaitu sebesar 28,9%. Hal ini menegaskan bahwa kondisi sosial ekonomi menjadi determinan utama dalam kerentanan gizi anak. Anak-anak yang berasal dari keluarga miskin memiliki peluang lebih besar mengalami malnutrisi akibat keterbatasan akses pangan bergizi dan layanan kesehatan.

Selanjutnya, partisipasi sekolah SMA (20,7%) dan SMP (18,3%) juga memberikan pengaruh signifikan terhadap prediksi malnutrisi. Rendahnya partisipasi sekolah menengah berkorelasi dengan rendahnya literasi gizi keluarga serta keterbatasan kesempatan ekonomi di masa depan. Sementara itu, partisipasi sekolah dasar memiliki kontribusi protektif sebesar 12,5%, menunjukkan bahwa akses pendidikan dasar yang lebih merata dapat menekan risiko malnutrisi.

Dua variabel kesehatan, yaitu prevalensi stunting (11,4%) dan angka kematian ibu (AKI, 8,2%), memberikan kontribusi tambahan dalam model. Walaupun kontribusinya lebih kecil dibandingkan faktor ekonomi dan pendidikan, kedua indikator ini tetap penting karena mencerminkan kualitas kesehatan masyarakat yang memengaruhi status gizi anak.

PEMBAHASAN

Evaluasi Kinerja Model

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Random Forest memiliki kinerja yang baik dengan akurasi 88,3%, nilai *precision* sebesar 0,81 dan *recall* sebesar 0,85. Tingkat performa ini menunjukkan bahwa model mampu membedakan secara efektif antara wilayah berisiko dan tidak berisiko malnutrisi. Capaian ini berada pada kisaran yang sebanding dengan penelitian sebelumnya. (Chhetri, 2020) melaporkan akurasi sebesar 81,2% dalam prediksi status gizi anak menggunakan Random Forest, sementara Kaur dan Singh (2021) melaporkan akurasi sebesar

84,7%. Dengan demikian, model dalam penelitian ini menunjukkan performa yang lebih baik atau setara dengan studi sejenis.

Dari sudut pandang peneliti, capaian akurasi yang tinggi ini menunjukkan bahwa penggunaan data lintas sektor (pendidikan, sosial ekonomi, dan kesehatan) meningkatkan kemampuan model dalam menangkap pola risiko yang kompleks dibandingkan model yang hanya menggunakan indikator antropometri saja.

Kontribusi Variabel Prediktor

Hasil *feature importance* menunjukkan bahwa status masyarakat tidak mampu merupakan prediktor paling dominan (28,9%). Temuan ini konsisten dengan kerangka determinan sosial kesehatan dan selaras dengan hasil penelitian (Black et al., 2013) dan (Victoria et al., 2021), yang menyatakan bahwa kemiskinan merupakan faktor struktural paling kuat dalam terjadinya malnutrisi anak. Variabel pendidikan menengah (SMP dan SMA) juga menunjukkan kontribusi signifikan. Temuan ini sejalan dengan (Xu et al., 2024) dan (Ramadhan et al., n.d.) yang menyimpulkan bahwa pendidikan berperan dalam membentuk literasi gizi, pola asuh, dan perilaku kesehatan keluarga. Namun, penelitian ini memberikan kontribusi baru karena menunjukkan bahwa partisipasi pendidikan menengah memiliki bobot prediktif yang lebih besar dibandingkan pendidikan dasar, khususnya dalam konteks wilayah pesisir dan perdesaan. Dari sudut pandang peneliti, temuan ini menunjukkan bahwa intervensi gizi yang hanya fokus pada aspek pemberian makanan akan kurang optimal jika tidak dibarengi dengan upaya peningkatan keberlanjutan pendidikan, terutama pada kelompok usia remaja.

Pemetaan Risiko Spasial

Hasil pemetaan risiko menunjukkan adanya kluster wilayah berisiko tinggi di Kecamatan Kambang, Salido, dan IV Koto Mudik. Temuan ini menguatkan hasil studi (Ahmed et al., 2019) dan (Gebregergis, 2023) yang menyatakan bahwa risiko malnutrisi cenderung terkonsentrasi secara geografis dan tidak terdistribusi merata. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang sebagian besar hanya menyajikan hasil dalam bentuk statistik tabular, penelitian ini menambahkan dimensi spasial yang lebih praktis untuk perencanaan kebijakan lokal. Dari sudut pandang peneliti, pendekatan spasial ini penting karena pemerintah daerah membutuhkan informasi yang bersifat operasional dan berbasis wilayah dalam perencanaan program MBG.

Implikasi Kebijakan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model AI mampu mengidentifikasi wilayah prioritas secara objektif. Temuan ini sejalan dengan rekomendasi WHO (2023) yang menekankan pentingnya *evidence-based targeting* dalam program intervensi gizi. Studi oleh (Ruel & Alderman, 2013) juga menunjukkan bahwa intervensi gizi yang ditargetkan secara geografis lebih efektif dibandingkan pendekatan universal tanpa pemetaan risiko. Dari sudut pandang peneliti, penerapan model ini berpotensi meningkatkan efisiensi penggunaan anggaran program MBG karena alokasi bantuan dapat difokuskan pada kecamatan dengan risiko tertinggi, sekaligus mengurangi potensi pemborosan pada wilayah berisiko rendah.

Kekuatan dan Keterbatasan Model

Temuan penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Random Forest efektif digunakan untuk memodelkan risiko malnutrisi anak pada level wilayah. Salah satu kekuatan utama model ini adalah kemampuannya menangkap hubungan non-linear dan interaksi antar variabel, yang

sulit diakomodasi oleh metode statistik konvensional. Hal ini menjadikan model lebih adaptif dalam konteks permasalahan gizi yang bersifat multidimensional.

Namun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, data yang digunakan merupakan data sekunder agregat tingkat kecamatan, sehingga variasi risiko pada tingkat individu dan rumah tangga belum sepenuhnya terwakili. Kedua, variabel yang digunakan masih terbatas pada indikator pendidikan, sosial ekonomi, dan kesehatan umum, sehingga faktor perilaku gizi keluarga dan kualitas asupan pangan anak belum dapat dimasukkan ke dalam model. Keterbatasan ini menjadi catatan penting untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Dari sudut pandang peneliti, keterbatasan ini tidak mengurangi signifikansi temuan, tetapi justru membuka ruang untuk pengembangan model yang lebih komprehensif melalui integrasi data primer dan variabel perilaku gizi di masa depan.

Relevansi terhadap Implementasi Program Makanan Bergizi Gratis (MBG)

Hasil penelitian ini memperlihatkan bahwa pendekatan berbasis AI memiliki relevansi praktis yang tinggi dalam mendukung Program Makanan Bergizi Gratis (MBG). Berbeda dengan mekanisme penentuan sasaran yang selama ini banyak bergantung pada data administratif statis, model ini mampu menghasilkan skor risiko dinamis yang dapat diperbarui secara periodik. Penelitian sebelumnya oleh (Ruel & Alderman, 2013) telah menekankan pentingnya *nutrition-sensitive interventions* yang berbasis pada pemetaan risiko yang akurat. (WHO, 2024) juga merekomendasikan pendekatan berbasis bukti dalam penentuan wilayah prioritas. Penelitian ini memperkuat rekomendasi tersebut dengan menyediakan contoh implementasi konkret pada level kabupaten. Dari sudut pandang peneliti, model ini berpotensi dikembangkan menjadi sistem pendukung keputusan (*decision support system*) bagi pemerintah daerah, terutama dalam fase perencanaan dan monitoring program MBG.

Implikasi Teoretis dan Kontribusi Ilmiah

Secara teoretis, penelitian ini memperkuat konsep determinan sosial kesehatan dengan menunjukkan bahwa kemiskinan dan akses pendidikan memiliki bobot prediktif yang lebih besar dibandingkan indikator kesehatan langsung dalam memengaruhi risiko malnutrisi anak. Temuan ini sejalan dengan teori *social determinants of health* yang dikemukakan oleh WHO. Kontribusi ilmiah utama penelitian ini terletak pada penerapan algoritma Random Forest dalam konteks kebijakan gizi daerah di Indonesia, yang masih relatif terbatas dalam literatur. Selain itu, integrasi variabel pendidikan dalam model prediksi gizi memberikan perspektif baru yang jarang dieksplorasi dalam penelitian terdahulu. Dari sudut pandang peneliti, penelitian ini diharapkan dapat menjadi model awal dalam pengembangan sistem prediksi risiko gizi berbasis AI di tingkat pemerintah daerah.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa penerapan model kecerdasan buatan berbasis algoritma *Random Forest* mampu memprediksi risiko malnutrisi anak secara akurat dan konsisten pada tingkat kecamatan di Kabupaten Pesisir Selatan. Faktor sosial ekonomi, khususnya proporsi masyarakat tidak mampu, merupakan determinan utama risiko malnutrisi, diikuti oleh tingkat partisipasi pendidikan menengah dan indikator kesehatan ibu dan anak. Model yang dikembangkan tidak hanya menunjukkan performa yang baik secara statistik, tetapi juga mampu menghasilkan pemetaan risiko spasial yang aplikatif untuk perencanaan kebijakan. Implementasi model ini berpotensi meningkatkan ketepatan sasaran, efisiensi anggaran, dan dampak Program Makanan Bergizi Gratis (MBG). Penelitian ini

merekomendasikan integrasi data primer dan pengembangan sistem pendukung keputusan berbasis AI sebagai arah pengembangan selanjutnya.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis menyampaikan apresiasi dan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (LPPM) Universitas Adzkia atas dukungan kelembagaan dan fasilitasi yang berkelanjutan selama pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada Direktorat Pembelajaran, Penelitian, dan Pengabdian kepada Masyarakat (DPPM), Kemendikti Saintek atas dukungan pendanaan dan pendampingan penelitian melalui skema Program Sains dan Teknologi. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada instansi pemerintah daerah, puskesmas, dan kantor statistik di Kabupaten Pesisir Selatan yang telah memberikan akses terhadap data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini. Penelitian ini didukung berdasarkan Kontrak Nomor 0419/C3/DT.05.00/2025, dan selanjutnya diatur melalui Perjanjian/Kontrak Penelitian Nomor 131/C3/DT.05.00/PL/2025, Nomor 013/LL10/DT.05.00/PL/2025, serta Nomor 010.2/LPPM-Penelitian/UA/2025.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustini, U. (2025). Efektivitas dan Tantangan Kebijakan Program Makan Bergizi Gratis sebagai Intervensi Pendidikan di Indonesia. *Jurnal Kiprah Pendidikan*, 4(3), 362–368. <https://doi.org/10.33578/kpd.v4i3.p362-368>
- Ahmed, T., Ireen, S., Ahmed, A. S., Rahman, S., Islam, M. M., Alam, N., Hossain, M. I., Rahman, S. M., Ali, M. M., Choudhury, F. P., & Cravioto, A. (2019). Nutrition of Children and Women in Bangladesh: Trends and Directions for the Future. *Journal of Health, Population and Nutrition*, 30(1), 1–11. <https://doi.org/10.3329/jhpn.v30i1.11268>
- Aranditio, S. (2025, January 8). *Dampak Ekonomi akibat Malnutrisi di Indonesia Mencapai Rp 536,8 Triliun*. Kompas.id. <https://www.kompas.id/artikel/dampak-ekonomi-akibat-malnutrisi-di-indonesia-mencapai-rp-5368-triliun>
- Ayuni, D. T. (2025). *Dilema Pelaksanaan Program Makan Bergizi Gratis Pada Siswa*. 8(8).
- Black, R. E., Victora, C. G., Walker, S. P., Bhutta, Z. A., Christian, P., De Onis, M., Ezzati, M., Grantham-McGregor, S., Katz, J., Martorell, R., & Uauy, R. (2013). Maternal and child undernutrition and overweight in low-income and middle-income countries. *The Lancet*, 382(9890), 427–451. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(13\)60937-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(13)60937-X)
- Chhetri. (2020). Machine learning approaches for predicting child malnutrition in developing countries. *BMC Public Health*, 20(1), 1–10.
- De Sanctis, V., Soliman, A., Alaaraj, N., Ahmed, S., Alyafei, F., & Hamed, N. (2021). Early and Long-term Consequences of Nutritional Stunting: From Childhood to Adulthood: Early and Long-term Consequences of Nutritional Stunting. *Acta Bio Medica Atenei Parmensis*, 92(1), 11346. <https://doi.org/10.23750/abm.v92i1.11346>
- Dirjen Kesehatan Lanjutan. (2023). *Mengenal Lebih Jauh tentang Stunting*. https://keslan.kemkes.go.id/view_artikel/2657/mengenal-lebih-jauh-tentang-stunting
- Gebregergis, C. M. (2023). *Socioeconomic determinants of Child Malnutrition: Evidence from Ethiopia*. In Review. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3253399/v1>
- Grehenson, G. (2025, May 6). Program MBG Dinilai Belum Efektif Cegah Stunting, Diminta Libatkan Ahli Gizi. *Universitas Gadjah Mada*. <https://ugm.ac.id/id/berita/program-mbg-dinilai-belum-efektif-cegah-stunting-diminta-libatkan-ahli-gizi/>
- Joel, P. (2020). *The Impact of Malnutrition on Mental Health Is Nuanced – Let’s Abolish Food Poverty* | *Psychreg*. <https://www.psychreg.org/impact-of-malnutrition-on-mental-health/>
- Kawo, M. A., Idris, M. N., Haruna, K., & Kaita, F. U. (2024). Predicting Undernutrition Risk Factors Using Machine Learning Techniques In Nigerian Under Five Children. *International Journal*

- of Computer Science and Mobile Computing*, 13(7), 56–70. <https://doi.org/10.47760/ijcsmc.2024.v13i07.006>
- Lestari, T. R. P. (2025). *Evaluasi Kebijakan dan Strategi Penurunan Angka Stunting pada Tahun 2024*. 16(1). <https://doi.org/10.46807/aspirasi.v16i1.4800>
- Nyarko, M. J., Van Rooyen, D. (Rm), & Ten Ham-Baloyi, W. (2024). Preventing malnutrition within the first 1000 days of life in under-resourced communities: An integrative literature review. *Journal of Child Health Care*, 28(4), 898–913. <https://doi.org/10.1177/13674935231166427>
- Oumer, A., Girum, T., Fikre, Z., Bedewi, J., Nuriye, K., & Assefa, K. (2022). Stunting and Underweight, but not Wasting are Associated with Delay in Child Development in Southwest Ethiopia. *Pediatric Health, Medicine and Therapeutics*, Volume 13, 1–12. <https://doi.org/10.2147/PHMT.S344715>
- Panteli, D., Adib, K., Buttigieg, S., Goiana-da-Silva, F., Ladewig, K., Azzopardi-Muscat, N., Figueras, J., Novillo-Ortiz, D., & McKee, M. (2025). Artificial intelligence in public health: Promises, challenges, and an agenda for policy makers and public health institutions. *The Lancet Public Health*, 10(5), e428–e432. [https://doi.org/10.1016/S2468-2667\(25\)00036-2](https://doi.org/10.1016/S2468-2667(25)00036-2)
- Pemkab Pesisir Selatan. (2024). *Upaya Pesisir Selatan Dalam Percepatan Penurunan Angka Stunting*. <https://www.pesisirselatankab.go.id/rberita/detail/upaya-pesisir-selatan-dalam-percepatan-penurunan-angka-stunting>
- Ramadhan, S. A., Widayani, S. T., Mahmudiono, T., Olivia, A. F., Hargiyanto, E. D., Permatasari, F. I., Azzahra, C. N., Sahila, N., Atmaka, D. R., Febrianto, E. C., Astuti, R. D. P., Mulia, A., Pratiwi, D. A., Nadhiroh, S. R., Simangunsong, T. T., Anif, A., Ismail, W. I., Talib, S. S. B., Sabri, N. B., & Keah, L. S. (n.d.). *THE EFFECT OF NUTRITIONAL EDUCATION ON PARENTAL KNOWLEDGE OF BALANCED NUTRITION IN CHILDREN AT YAYASAN AN - NUSYUR AENG PANAS, SUMENEP MADURA*.
- Rokhanawati, D., Khofiyah, N., & Puspitasari, E. (2025). Maternal knowledge and Determinant Factors Related to Cognitive Development of Stunted Toddlers in Bantul Regency, Yogyakarta. *Jurnal Kesehatan*, 16(2), 112–122. <https://doi.org/10.35730/jk.v16i2.1323>
- Ruel, M. T., & Alderman, H. (2013). Nutrition-sensitive interventions and programmes: How can they help to accelerate progress in improving maternal and child nutrition? *The Lancet*, 382(9891), 536–551. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(13\)60843-0](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(13)60843-0)
- Saha, S. K. (2025). A Comparative Analysis of Logistic Regression and Random Forest for Individual Fairness in Machine Learning. *International Journal of Advanced Engineering Research and Science*, 12(5), 33–37. <https://doi.org/10.22161/ijaers.125.5>
- Salman, H. A., Kalakech, A., & Steiti, A. (2024). Random Forest Algorithm Overview. *Babylonian Journal of Machine Learning*, 2024, 69–79. <https://doi.org/10.58496/BJML/2024/007>
- UNICEF. (2025). Malnutrition in Children. *UNICEF DATA*. <https://data.unicef.org/topic/nutrition/malnutrition/>
- Victora, C. G., Christian, P., Vdaletti, L. P., Gatica-Domínguez, G., Menon, P., & Black, R. E. (2021). Revisiting maternal and child undernutrition in low-income and middle-income countries: Variable progress towards an unfinished agenda. *The Lancet*, 397(10282), 1388–1399. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(21\)00394-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(21)00394-9)
- WHO. (2024). *Fact sheets—Malnutrition*. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/malnutrition>
- WHO. (2025). *Malnutrition in children*. <https://www.who.int/data/nutrition/nlis/info/malnutrition-in-children>
- Xu, X., Cai, H., Zhang, J., & Xia, T. (2024). The Effects of Parental Food Education on Children’s Food Literacy: The Mediating Role of Parent–Child Relationship and Learning Motivation. *Nutrients*, 16(15), 2564. <https://doi.org/10.3390/nu16152564>
- Zhu, T. (2020). Analysis on the Applicability of the Random Forest. *Journal of Physics: Conference Series*, 1607(1), 012123. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1607/1/012123>