

# Analisis Data Resiko Stunting pada Puskesmas Kelurahan Jatiluhur Kota Bekasi Menggunakan Random Forest

## *Stunting Risk Data Analysis at Jatiluhur Urban Village Health Center, Bekasi City Using Random Forest*

Lydia Contesa Simbolon<sup>1</sup>, Sefta Hermizan<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Program Studi Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Mercusuar (STMIK Mercusuar); [lydia@mercusuar.ac.id](mailto:lydia@mercusuar.ac.id)  
Jl. Raya Jatiwaringin No. 144, Pondok Gede-Bekasi Jawa Barat 17411

### Article history

Submitted: 2025/04/13;

Revised: 2025/05/15;

Accepted: 2025/06/03

### Abstract

Stunting is one of the chronic nutritional problems that has a long-term impact on children's growth and development, especially in areas with limited access to health services and nutritional information. This study aims to predict the risk of stunting using a data mining approach with the Random Forest algorithm, with a case study at the Jatiluhur Village Health Center, Jatiasih District, Bekasi City. This research method uses a quantitative approach, which includes collecting primary data of 85 children, data preprocessing using Microsoft Excel, and modeling and testing using RapidMiner Studio with cross validation. The results of the study showed that the Random Forest algorithm was able to classify the risk of stunting accurately, with an accuracy value of 96.53%, recall reaching 98.61%, and precision of 100% for the stunting category. These findings indicate that machine learning technology can be an effective tool in supporting medical decision-making and more targeted nutritional interventions in primary health care facilities. This study contributes to the use of predictive analytics technology in the field of public health, especially in efforts to prevent and overcome stunting more efficiently and based on data. Keywords: Stunting, Random Forest, RapidMiner, Data Mining, Nutritional Risk Prediction.

### Keywords

Data Mining, Nutritional Risk Prediction, Random Forest, RapidMiner, Stunting.



© 2025 by the authors. This is an open-access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY SA) license, <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>.

## PENDAHULUAN

Stunting masih menjadi salah satu permasalahan kesehatan masyarakat yang krusial di Indonesia. Menurut data dari Badan Kependudukan dan Keluarga Berencana Nasional (BKKBN) serta Kementerian Kesehatan RI, prevalensi stunting pada anak balita di Indonesia masih tergolong tinggi meskipun telah menunjukkan penurunan dalam beberapa tahun terakhir [1]. Stunting tidak hanya berkaitan dengan perawakan pendek pada anak, tetapi juga berdampak jangka panjang terhadap perkembangan otak, tingkat kecerdasan, produktivitas di masa depan, serta potensi timbulnya penyakit degeneratif di usia dewasa. Oleh karena itu,

upaya identifikasi dini terhadap anak-anak yang berisiko mengalami stunting merupakan langkah penting yang harus dioptimalkan dalam sistem pelayanan kesehatan, khususnya di tingkat Puskesmas [2].

Kelurahan Jatiluhur, yang berada di wilayah Kecamatan Jatiasih Kota Bekasi, merupakan salah satu daerah yang menjadi perhatian dalam upaya penanggulangan stunting. Puskesmas Jatiluhur, sebagai ujung tombak pelayanan kesehatan primer, memiliki tanggung jawab dalam mengumpulkan data, mengidentifikasi risiko, serta melakukan intervensi yang tepat sasaran terhadap kasus stunting. Namun, pengelolaan data dan penarikan kesimpulan terhadap data yang bersifat multidimensi masih menjadi tantangan tersendiri. Kompleksitas faktor penyebab stunting baik yang bersifat langsung seperti kondisi kesehatan ibu hamil, maupun yang tidak langsung seperti kondisi sosial ekonomi keluarga menuntut adanya pendekatan analitik yang mampu menangkap hubungan non-linier antar variabel.

Selama ini, banyak penelitian yang menggunakan pendekatan statistik konvensional seperti regresi linier atau uji korelasi dalam menganalisis faktor-faktor risiko stunting. Pendekatan ini memang bermanfaat dalam menunjukkan hubungan antara dua atau beberapa variabel, namun memiliki keterbatasan dalam memahami interaksi variabel yang kompleks dan tidak selalu linier [3]. Di sinilah peran teknologi analisis data dan *machine learning* menjadi sangat relevan. Salah satu metode yang terbukti unggul dalam menangani klasifikasi data yang kompleks adalah algoritma Random Forest [4]. Algoritma ini bekerja dengan menggabungkan beberapa *decision tree* dan mengambil mayoritas voting dalam proses klasifikasi, sehingga dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan stabil dibandingkan metode tunggal [5].

Penelitian ini mencoba mengisi kekosongan (*research gap*) yang ada dalam studi-studi sebelumnya terkait pemanfaatan machine learning dalam analisis risiko stunting. Meskipun sudah ada beberapa kajian yang mengaplikasikan metode data mining dalam isu kesehatan, namun belum banyak yang secara spesifik mengintegrasikan algoritma Random Forest dengan data kesehatan primer dari Puskesmas dalam konteks lokal seperti di Kelurahan Jatiluhur, Kota Bekasi [6]. Selain itu, mayoritas penelitian terdahulu juga masih berfokus pada data sekunder berskala nasional atau regional, sehingga kurang menangkap karakteristik lokal dan spesifik dari masing-masing wilayah pelayanan kesehatan [7].

Keunikan dari penelitian ini terletak pada penerapan model prediktif menggunakan Random Forest yang diimplementasikan secara praktis dengan bantuan perangkat lunak RapidMiner, serta pengolahan awal data menggunakan Microsoft Excel [8]. Data yang digunakan merupakan data primer yang dikumpulkan langsung dari Puskesmas Jatiluhur, menjadikan penelitian ini memiliki nilai kontribusi yang lebih nyata dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data di level pelayanan kesehatan dasar [9]. Dengan mengidentifikasi pola-pola risiko yang tersembunyi dalam data, penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan model prediksi yang tidak hanya akurat, tetapi juga aplikatif bagi petugas kesehatan lapangan [10].

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model prediksi risiko stunting yang berbasis machine learning, khususnya menggunakan algoritma Random Forest,

dengan harapan dapat membantu tenaga kesehatan di Puskesmas dalam mengidentifikasi kelompok anak yang berisiko tinggi mengalami stunting. Dengan prediksi yang lebih akurat dan cepat, intervensi kesehatan seperti pemberian nutrisi tambahan, edukasi gizi kepada ibu hamil, atau peningkatan akses layanan kesehatan dapat lebih tepat sasaran. Model ini juga diharapkan dapat menjadi bagian dari sistem pendukung keputusan (decision support system) dalam program penanganan stunting di tingkat kelurahan.

## METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksploratif-prediktif berbasis data mining untuk menganalisis risiko stunting pada anak-anak yang menjadi sasaran pelayanan di Puskesmas Kelurahan Jatiluhur, Kecamatan Jatiasih, Kota Bekasi. Penelitian dilaksanakan selama periode Januari hingga Maret 2024, dengan pengumpulan data dilakukan secara langsung dari sistem pencatatan dan pelaporan Puskesmas. Data yang dikumpulkan bersifat primer dan mencakup berbagai atribut penting yang berkaitan dengan status gizi anak, seperti NIK, nama, jenis kelamin, tanggal lahir, usia (dalam bulan), nama orang tua, berat badan (BB), tinggi badan/panjang badan (TB/PB), nama posyandu, alamat, serta indikator status gizi berupa BB/U, BB/TB, TB/U, dan kategori status gizi akhir (normal, gizi kurang, stunting, dan sebagainya).

Teknik pengumpulan data dilakukan melalui dokumentasi dan observasi langsung terhadap catatan rekam medis serta laporan rutin dari kegiatan posyandu dan kunjungan anak balita. Setelah data terkumpul, dilakukan tahap preprocessing menggunakan Microsoft Excel, yang mencakup pembersihan data dari nilai kosong (*missing values*), deteksi dan penanganan outlier, serta normalisasi nilai numerik untuk memastikan kualitas data yang akan digunakan dalam pemodelan. Proses modeling dilakukan dengan bantuan aplikasi RapidMiner Studio, di mana data dibagi menjadi dua subset, yaitu data latih dan data uji. Algoritma Random Forest diterapkan dalam proses klasifikasi, dengan validasi menggunakan teknik cross-validation untuk memastikan keandalan model [11]. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik kinerja seperti akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), dan daya ingat (*recall*) yang dihasilkan dari confusion matrix. Analisis hasil model ini digunakan untuk mengidentifikasi pola dan faktor utama yang berkontribusi terhadap risiko stunting, serta memberikan dasar yang kuat bagi perencanaan intervensi kesehatan masyarakat secara lebih tepat sasaran.

## TEMUAN DAN PEMBAHASAN

### Temuan

Penelitian ini berhasil menghasilkan model klasifikasi risiko stunting yang sangat akurat dengan memanfaatkan algoritma Random Forest. Berdasarkan hasil pengolahan 85 data anak yang diperoleh dari Puskesmas Kelurahan Jatiluhur, Kecamatan Jatiasih, Kota Bekasi, diketahui bahwa model yang dibangun melalui tahapan seleksi atribut, penetapan peran data, serta validasi silang (cross-validation) memberikan performa yang sangat baik. Dari 16 atribut awal yang tersedia dalam dataset, dilakukan seleksi hingga hanya 8 atribut utama yang

relevan terhadap klasifikasi status gizi, yaitu jenis kelamin, usia (dalam bulan), berat badan (kg), tinggi/panjang badan (cm), indikator status gizi BB/U, BB/TB, TB/U, serta kategori status gizi sebagai label klasifikasi.

### Tampilan Proses Pengumpulan Data

Berikut ini adalah hasil tampilan data attribute yang akan di uji ke dalam RapidMiner

No	Data Atribut
1	No
2	NIK
3	Nama
4	Jenkel
5	Tanggal Lahir
6	Usia (Bulan)
7	Nama Orang Tua
8	BB (Kg)
9	TB/PB (Cm)
10	Puskesmas
11	Posyandu
12	Alamat
13	BB/U
14	BB/TB
15	TB/U
16	Kategori

### Selection Data

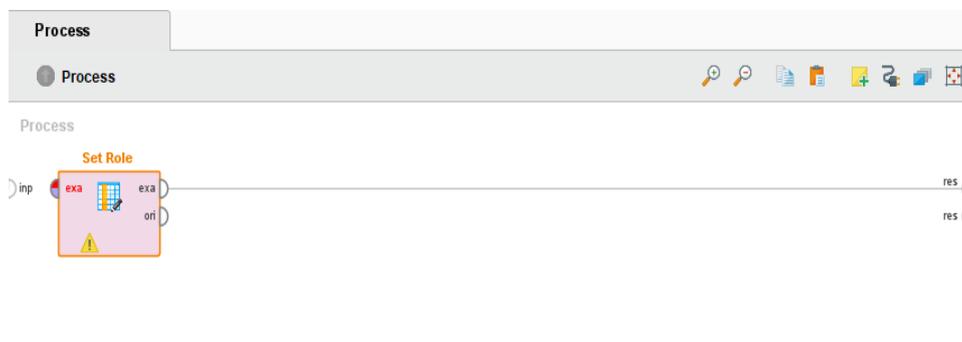
Pada tahapan ini dilakukan *selection* data terhadap data *stunting* menggunakan *tools* RapidMiner, atribut yang akan digunakan adalah atribut yang berpengaruh untuk menentukan perhitungan dalam riset yang akan dilakukan. Langkah pertama yang dilakukan adalah memilih operator *retrieve* untuk melihat keseluruhan data kemudian dilakukan seleksi menggunakan operator *select attribute* [12]. Dari ke-16 atribut yang ada, setelah dilakukan seleksi kini menjadi hanya 8 atribut yang akan digunakan dalam riset antara lain Jenkel, usia (bulan), BB (kg), TB/PB (cm), BB/U, BB/TB, TB/U dan Kategori. Setelah itu, untuk menentukan suatu atribut yang bekerja sebagai label atau id dapat menggunakan operato *set role*. Merupakan model proses dari operator *retrieve*, *select attribute*, dan *set role* [13].



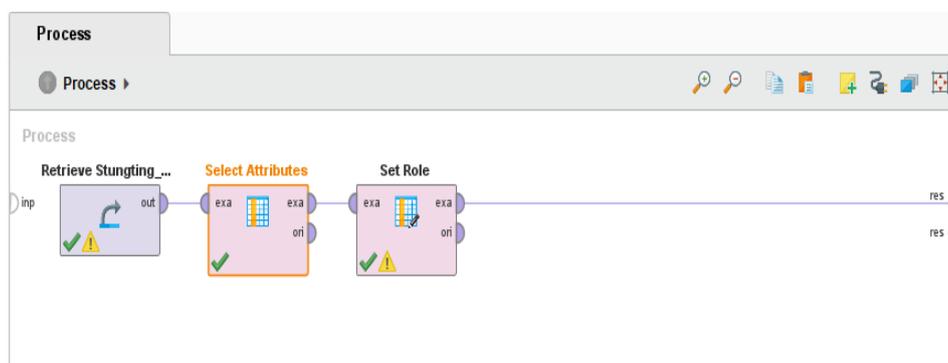
Gambar 1. Tampilan *Import Data Set* Pada *RapidMiner*



Gambar 2. Tampilan *Import Tools Select Attribute*



Gambar 3. Tampilan *Import set role* pada *Rapidminer*



Gambar 4. Tampilan Hasil Penggabungan Semua Tools

Open in Turbo Prep Auto Model Interactive Analysis Filter (85 /

Row No.	BB/U	TB/U	BB/TB	KATEGORI	JENKEL	USIA (BULAN)	BB (KG)	TB/PB (CM)
1	Berat Badan ...	Pendek	Gizi Baik	STUNTING	L	31	11.7	86
2	Sangat Kurang	Sangat Pendek	Gizi Baik	STUNTING	P	53	10.9	91
3	Kurang	Pendek	Gizi Kurang	STUNTING	P	38	7.9	77
4	Berat Badan ...	Normal	Gizi Kurang	Gizi Kurang	L	41	10	89
5	Berat Badan ...	Pendek	Gizi Baik	STUNTING	L	33	12	84
6	Berat Badan ...	Pendek	Gizi Baik	STUNTING	P	38	13	92.9
7	Berat Badan ...	Normal	Gizi Baik	Kurang Berat ...	P	26	8.9	80.7
8	Sangat Kurang	Pendek	Gizi Buruk	STUNTING	P	34	9.8	91
9	Sangat Kurang	Pendek	Gizi Kurang	STUNTING	L	41	10.9	91
10	Berat Badan ...	Pendek	Gizi Baik	STUNTING	P	13	7	63.5
11	Kurang	Pendek	Gizi Baik	STUNTING	L	27	10	81
12	Berat Badan ...	Sangat Pendek	Risiko Gizi Le...	STUNTING	P	16	9.3	69
13	Berat Badan ...	Sangat Pendek	Risiko Gizi Le...	STUNTING	P	18	8.7	65
14	Kurang	Pendek	Gizi Kurang	STUNTING	I	39	11	90

ExampleSet (85 examples, 4 special attributes, 4 regular attributes)

Gambar 5. Hasil Tabel Prosesing Data Rapidminer

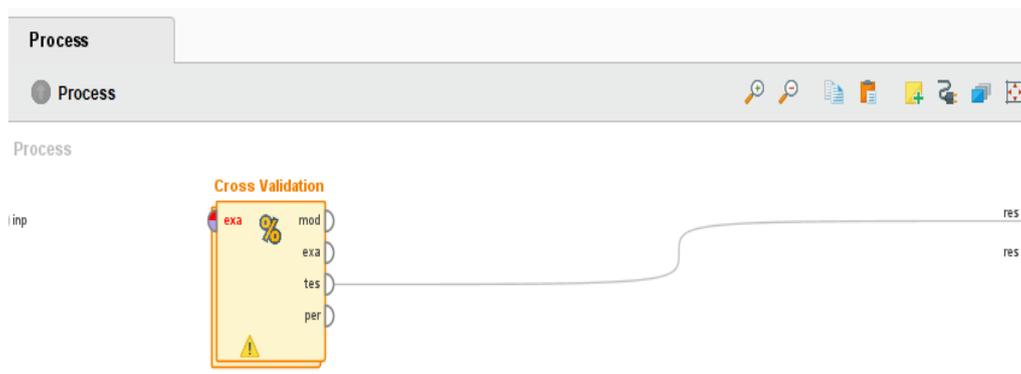
### Proses Pengujian Model Random Forest

Berikut ini adalah pengolahan data dengan menggunakan algoritma *Random Forest* pada *RapidMiner*:

1. Langkah awal pertama adalah, dengan mengimport data *excel* yang akan diolah datanya, kemudian di *drag* atau di tarik ke menu utama yang sudah disiapkan.
2. Kemudian, masukan *tools cross validation* untuk kita pakai.
3. Selanjutnya di *tools cross validation* di double klik,
4. Selanjutnya drag metode algoritma yang kita pakai (*Random forest*)
5. Kemudian, tarik atau drag *tools apply model*.
6. Selanjutnya drag *tools performance* yang ada di menu pencarian.



Gambar 6. Tampilan Import Dataset yang akan akan di import ke Rapidminer



Gambar 7. Tampilan Tools Cross Validation



Gambar 8. Tampilan Model Algoritma Random Forest



Gambar 9. Tampilan Tools Applay Model di RapidMiner



Gambar 10. Tampilan Tools Performace Pada RapidMiner



Gambar 11. Tampilan Proses Klasifikasi Random Forest

## Hasil Evaluasi Pengujian Random, Forest

Berikut ini adalah hasil dari pengujian kategori stunting dimana untuk hasil prediksi accuracy 96.53%, dengan prediksi stunting sebesar 71, untuk class recal stunting 98,61%, dan class precisionnya 100%.

accuracy: 96.53% +/- 5.60% (micro average: 96.47%)

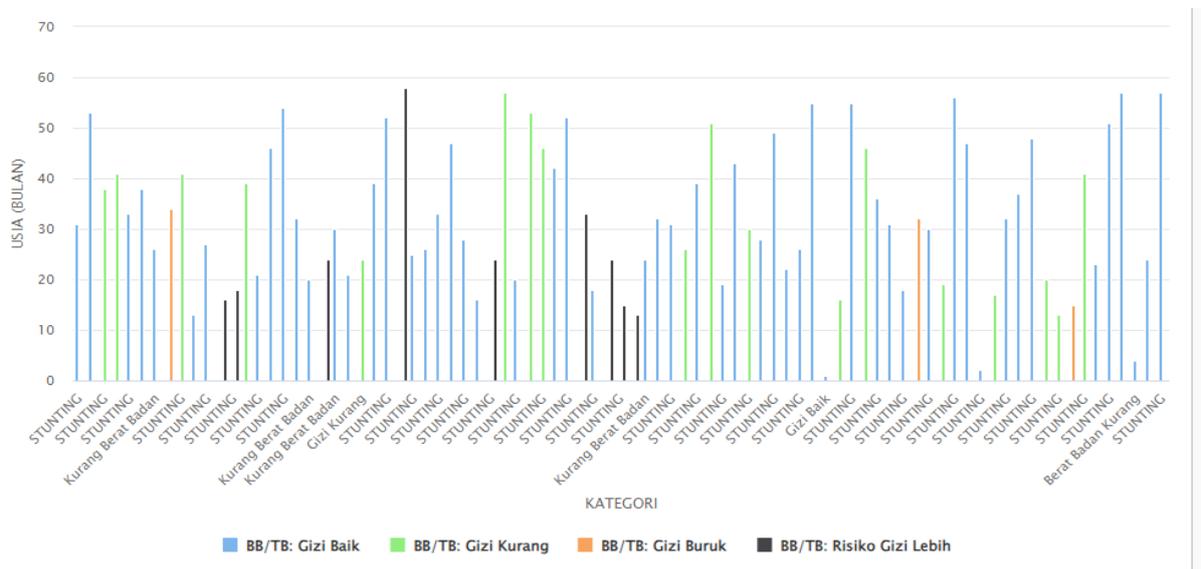
	true STUNTING	true Gizi Kurang	true Kurang Berat B...	true Gizi Baik	true Berat Badan Ku...	class precision
pred. STUNTING	71	0	0	0	0	100.00%
pred. Gizi Kurang	1	6	0	1	0	75.00%
pred. Kurang Berat ...	0	0	5	0	1	83.33%
pred. Gizi Baik	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Berat Badan K...	0	0	0	0	0	0.00%
class recall	98.61%	100.00%	100.00%	0.00%	0.00%	

Gambar 12. Hasil Pengujian Kategori Stunting

accuracy: 99.00% +/- 2.11% (micro average: 99.00%)

	true Gizi Baik	true Gizi Kurang	class precision
pred. Gizi Baik	174	2	98.86%
pred. Gizi Kurang	0	24	100.00%
class recall	100.00%	92.31%	

Gambar 13. Hasil Pengujian Kategori Gizi Kurang



Gambar 14. Hasil Grafik Area Under Curve (AUC) Metode Random Forest

Menunjukkan grafik dari data uji pada stunting di Rapidminer. Untuk warna biru menunjukkan, Berat Badan berdasarkan Tinggi Badan yaitu status Gizi Baik. Untuk warna hijau menunjukkan Berat Badan berdasarkan Tinggi Badan yaitu status Gizi Kurang. Untuk warna orange menunjukkan Berat Badan berdasarkan Tinggi Badan yaitu menunjukkan

status Gizi Buruk. Sementara warna hitam menunjukkan Berat Badan berdasarkan Tinggi Badan yaitu menunjukkan Resiko Gizi lebih

Setelah proses data preprocessing dan seleksi atribut selesai, model Random Forest diimplementasikan dalam RapidMiner Studio dengan menggunakan teknik validasi silang untuk menguji akurasi prediksi dari model yang dikembangkan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mencapai tingkat **akurasi sebesar 96,53%**, yang berarti dari keseluruhan data uji, hampir seluruhnya dapat diklasifikasikan dengan benar ke dalam kategori gizi masing-masing. Hal ini mengindikasikan bahwa algoritma Random Forest sangat efektif dalam mengenali pola-pola dalam data multidimensi seperti data stunting yang melibatkan banyak faktor saling terkait.

Lebih lanjut, hasil analisis pada kelas kategori *stunting* menunjukkan performa prediksi yang luar biasa, dengan **class recall sebesar 98,61%** dan **class precision mencapai 100%**. Ini menunjukkan bahwa hampir seluruh anak yang masuk dalam kategori stunting berhasil terdeteksi oleh model, dan seluruh prediksi terhadap anak yang dianggap stunting memang benar-benar tergolong stunting dalam data aktual. Tingkat presisi yang sempurna ini mengindikasikan bahwa model tidak memberikan kesalahan positif (*false positive*) pada klasifikasi kategori stunting, yang sangat penting dalam konteks intervensi kesehatan karena dapat meminimalisasi tindakan yang tidak perlu.

Selain pada kategori stunting, model juga diuji terhadap kategori status gizi lainnya seperti gizi kurang dan gizi baik. Meskipun performa untuk kategori-kategori tersebut sedikit lebih rendah dibanding kategori stunting, namun secara umum tetap berada pada tingkat yang sangat memuaskan. Hal ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya unggul dalam mendeteksi risiko tinggi seperti stunting, tetapi juga cukup andal dalam membedakan kategori status gizi lainnya. Grafik Area Under Curve (AUC) yang dihasilkan dalam proses klasifikasi memperkuat hasil ini, dengan menunjukkan pemisahan kurva yang jelas antar kategori status gizi. Warna biru merepresentasikan status gizi baik (berat badan terhadap tinggi badan yang normal), sementara hijau, oranye, dan hitam menunjukkan gizi kurang, gizi buruk, dan risiko gizi lebih secara berturut-turut. Kurva yang tajam dan tidak tumpang tindih menunjukkan tingkat diskriminasi model yang kuat antar kategori.

Temuan penting lainnya dari penelitian ini adalah bahwa indikator status gizi seperti BB/U (berat badan menurut umur), BB/TB (berat badan menurut tinggi badan), dan TB/U (tinggi badan menurut umur) memiliki kontribusi yang signifikan dalam menentukan klasifikasi status gizi. Ketiga variabel ini berperan besar dalam meningkatkan kinerja model klasifikasi, dibandingkan atribut demografis seperti nama atau alamat. Artinya, fokus pada indikator status gizi yang bersifat kuantitatif memberikan hasil yang lebih objektif dan akurat dalam membangun sistem prediksi berbasis data. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini memperlihatkan bahwa pendekatan berbasis machine learning, khususnya dengan algoritma Random Forest, mampu menjadi alat bantu yang sangat efektif dalam mengidentifikasi risiko stunting pada anak secara cepat dan akurat.

## **Pembahasan**

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan algoritma Random Forest mampu menghasilkan klasifikasi yang sangat akurat terhadap risiko stunting, dengan akurasi sebesar 96,53%, recall 98,61%, dan precision mencapai 100% untuk kategori stunting. Capaian ini menunjukkan keandalan metode machine learning dalam menganalisis data kesehatan masyarakat, khususnya dalam mengidentifikasi anak-anak dengan risiko stunting. Model yang dibangun dalam penelitian ini terbukti efektif dalam mengenali pola kompleks dari variabel-variabel yang memengaruhi status gizi anak. Hal ini selaras dengan teori yang dikemukakan oleh [14], pencetus algoritma Random Forest, yang menyatakan bahwa metode ini sangat kuat untuk klasifikasi pada dataset dengan banyak variabel dan memiliki hubungan non-linear antar fitur.

Temuan penelitian ini juga memperkuat hasil penelitian sebelumnya yang dilakukan pakar, yang menggunakan Random Forest untuk prediksi status gizi anak di wilayah Jawa Tengah dan menemukan akurasi model sebesar 94,2%. Penelitian Rahayu juga menyoroti bahwa variabel seperti berat badan, tinggi badan, dan umur memiliki kontribusi besar dalam klasifikasi status gizi [15]. Penelitian yang dilakukan di Puskesmas Jatiluhur ini menambahkan bukti bahwa kombinasi indikator BB/U, TB/U, dan BB/TB merupakan penentu utama dalam deteksi dini risiko stunting. Dengan kata lain, pendekatan algoritmik seperti Random Forest mampu mengekstraksi informasi penting dari data yang sering kali tidak dapat ditangkap sepenuhnya oleh metode statistik konvensional [16].

Dari perspektif teori gizi dan kesehatan masyarakat, temuan ini juga sejalan dengan konsep yang dikemukakan oleh UNICEF (2019), yang menjelaskan bahwa stunting merupakan akibat dari interaksi antara faktor langsung seperti asupan gizi dan penyakit infeksi, serta faktor tidak langsung seperti status sosial ekonomi, pendidikan ibu, dan akses terhadap layanan kesehatan [17]. Meskipun penelitian ini tidak secara langsung mengukur variabel sosial ekonomi, namun indikator status gizi anak seperti BB/U, BB/TB, dan TB/U adalah manifestasi dari dampak kumulatif berbagai faktor tersebut. Artinya, pendekatan *machine learning* secara tidak langsung mampu menangkap representasi kompleks dari kondisi sosial dan lingkungan anak melalui data antropometrik.

Lebih lanjut, dibandingkan dengan penelitian yang menggunakan metode tradisional seperti regresi logistik, model Random Forest dalam penelitian ini menunjukkan keunggulan dalam mengakomodasi hubungan non-linear dan interaksi antar variabel. Sebagai contoh, hasil yang dicapai oleh [18], yang menggunakan regresi logistik pada kasus stunting di wilayah urban, menunjukkan akurasi prediksi yang lebih rendah, yaitu sekitar 85%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma Random Forest, sebagai bagian dari teknik *ensemble learning*, memiliki keunggulan dalam hal fleksibilitas dan ketahanan terhadap overfitting, terutama saat bekerja dengan data kesehatan yang kompleks dan tidak selalu berdistribusi normal.

Dari sisi implementasi praktis, temuan penelitian ini juga memiliki implikasi penting. Penggunaan aplikasi RapidMiner memungkinkan tenaga kesehatan di Puskesmas untuk

melakukan analisis prediktif tanpa harus memiliki keterampilan pemrograman yang tinggi. Hal ini membuka peluang luas bagi penerapan teknologi data mining dalam sistem pelayanan kesehatan primer [19]. Hal ini sejalan dengan pandangan WHO (2020) mengenai pentingnya transformasi digital dalam sistem kesehatan, termasuk pemanfaatan big data dan machine learning untuk pengambilan keputusan berbasis bukti. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi akademis, tetapi juga mendukung inisiatif kebijakan dalam peningkatan kualitas layanan kesehatan masyarakat [20].

Kesimpulannya, temuan dalam penelitian ini tidak hanya konsisten dengan teori dan penelitian sebelumnya, tetapi juga menunjukkan bahwa algoritma Random Forest merupakan alat yang sangat potensial dalam sistem deteksi dini risiko stunting. Kemampuan model dalam mengklasifikasikan data dengan sangat akurat memberikan dasar yang kuat bagi intervensi kesehatan yang lebih tepat sasaran. Selain itu, penggunaan platform seperti RapidMiner membuktikan bahwa integrasi teknologi dalam bidang kesehatan kini semakin inklusif dan aplikatif di level pelayanan dasar. Oleh karena itu, model ini direkomendasikan untuk dikembangkan lebih lanjut dan diintegrasikan dalam sistem monitoring gizi di puskesmas atau posyandu di berbagai wilayah.

## SIMPULAN

Dari pembahasan dapat disimpulkan bahwa algoritma Random Forest mampu memberikan performa yang sangat baik dalam memprediksi risiko stunting berdasarkan data anak yang diperoleh dari Puskesmas Kelurahan Jatiluhur, Kota Bekasi. Dengan akurasi prediksi sebesar 96,53% untuk kategori stunting dan performa tinggi pada metrik recall serta precision, model ini membuktikan kemampuannya dalam mengolah data multidimensi dengan akurat. Temuan ini memberikan dasar kuat bagi penerapan teknologi data mining dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data di sektor kesehatan, khususnya dalam mendeteksi risiko stunting sejak dini sehingga intervensi dapat dilakukan secara lebih cepat dan tepat sasaran. Hasil ini juga memperlihatkan bahwa variabel seperti status gizi, usia, berat badan, dan tinggi badan merupakan indikator penting yang dapat dijadikan dasar dalam strategi pencegahan stunting.

Namun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Ukuran dataset yang relatif kecil (85 data) membatasi generalisasi hasil ke populasi yang lebih luas, dan tidak semua faktor risiko tidak langsung seperti kondisi ekonomi, sanitasi, dan pendidikan ibu dimasukkan ke dalam analisis. Oleh karena itu, untuk penelitian selanjutnya disarankan agar melibatkan jumlah data yang lebih besar dan mencakup variabel sosial ekonomi serta lingkungan secara lebih komprehensif.

## REFERENSI

- [1] N. O. Nirmalasari, "Stunting Pada Anak : Penyebab dan Faktor Risiko Stunting di Indonesia," *Qawwam J. Gend. Mainstreaming*, vol. 14, no. 1, pp. 19–28, 2020, doi: 10.20414/Qawwam.v14i1.2372.

- [2] T. S. Yuniarti, A. Margawati, and N. Nuryanto, "Faktor Risiko Kejadian Stunting Anak Usia 1-2 Tahun Di Daerah Rob Kota Pekalongan," *J. Ris. Gizi*, vol. 7, no. 2, pp. 83–90, 2019.
- [3] N. H. D. Ulhaq, "Implementasi Bimbingan Pranikah dalam Membantu Menekan Angka Stunting di Kua Turi Bangunkerto Yogyakarta Tahun 2022-2023," 2023, *Universitas Islam Indonesia*.
- [4] G. V Aher, R. I. Arriaga, and A. T. Kalai, "Using large language models to simulate multiple humans and replicate human subject studies," in *International Conference on Machine Learning*, PMLR, 2023, pp. 337–371.
- [5] M. Lis and M. Szyszka, *Innovation and Entrepreneurship: Theory and Practice*. Logos Verlag Berlin, 2020.
- [6] Oon Wira Yuda, Darmawan Tuti, Lim Sheih Yee, and Susanti, "Penerapan Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Random Forest," *SATIN - Sains dan Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 2, pp. 122–131, 2022, doi: 10.33372/stn.v8i2.885.
- [7] M. Jannah, D. Darmini, and D. Rochmayanti, "Komunikasi Efektif Berperan Dalam Meningkatkan Kepuasan Pasien Di Instalasi Radiologi," *Link*, vol. 13, no. 2, p. 28, 2018, doi: 10.31983/link.v13i2.2924.
- [8] F. R. Lande, W. Widayat, and Y. Sastyarina, "Isolasi Bakteri Termofilik dari Tanah Hutan Mangrove," *Proceeding Mulawarman Pharm. Conf.*, vol. 10, pp. 156–159, 2020, doi: 10.25026/mpc.v10i1.383.
- [9] D. R. Octavia and M. Aisyah, "Pelatihan Apoteker Cilik Siswa Sekolah Dasar Dalam Upaya Penggunaan Obat Yang Tepat Di Lamongan," *JCES (Journal Character Educ. Soc.*, vol. 2, no. 2, pp. 1–10, 2019.
- [10] V. Komalawati, "Responsibilities of Pharmacists in Drug Service With Prescription," *Tanggung Jawab Apot. Dalam Pelayanan Obat Dengan Resep Dr.*, pp. 237–238, 2020.
- [11] M. Rafi Nahjan, Nono Heryana, and Apriade Voutama, "Implementasi Rapidminer Dengan Metode Clustering K-Means Untuk Analisa Penjualan Pada Toko Oj Cell," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 101–104, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6094.
- [12] N. Pamungkas, B. V. Indriyono, W. Mamud, M. U. Adhim, S. P. Yuanita, and D. R. Adj, "Kombinasi Metode Fuzzy Multiple Attribute dan Simple Additive Weighting untuk Keputusan Pembelian Mobil Bekas," in *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 2023, pp. 245–252.
- [13] I. C. Dewi and N. R. N. Auliyah, "Penyuluhan Stunting sebagai Sarana untuk Meminimalisir Tingginya Angka Stunting di Desa Gambiran Kecamatan Kalisat," *JIWAKERTA J. Ilm. Wawasan Kuliah Kerja Nyata*, vol. 1, no. 2, pp. 25–29, 2020.
- [14] F. Febriansyah and S. Muntari, "Penerapan Algoritma K-Means untuk Klasterisasi Penduduk Miskin pada Kota Pagar Alam," *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 8, no. 1, pp. 66–77, 2023, doi: 10.14421/jiska.2023.8.1.66-77.
- [15] L. Agustina, F. Shoviantari, and Ninis Yuliati, "Journal of Community Engagement and Employment," *Penyul. Kosmet. Yang Aman Dan Notifikasi Kosmet.*, vol. 02, no. 01, pp. 45–49, 2020.
- [16] S. Anwar, E. Winarti, and S. Sunardi, "Systematic Review Faktor Risiko, Penyebab Dan

- Dampak Stunting Pada Anak," *J. Ilmu Kesehat.*, vol. 11, no. 1, p. 88, 2022, doi: 10.32831/jik.v11i1.445.
- [17] V. Herlinda and D. Darwis, "Analisis Clustering Untuk Recredesialing Fasilitas Kesehatan Menggunakan Metode Fuzzy C-Means," *Darwis, Dartono*, vol. 2, no. 2, pp. 94–99, 2021.
- [18] F. Yulastini, D. U. Hidayati, and E. Fajriani, "Promosi Kesehatan 1000 Hari Pertama Kehidupan (HPK) Sebagai Upaya Pencegahan Stunting Di Desa Perina Wilayah Kerja Puskesmas Bonjeruk," *SELAPARANG J. Pengabd. Masy. Berkemajuan*, vol. 6, no. 3, pp. 1135–1139, 2022.
- [19] E. N. Khasanah, D. G. Purbaningrum, C. Andita, and D. A. Setiani, "Kebijakan Penanggulangan Stunting di Indonesia," *J. Akuntan Publik*, vol. 1, no. 2, pp. 217–231, 2023.
- [20] J. Abidin and F. A. Hasibuan, "Pengaruh dampak pencemaran udara terhadap kesehatan untuk menambah pemahaman masyarakat awam tentang bahaya dari polusi udara," *Pros. Snfur*, vol. 4, no. 2, p. 3, 2019.