



## Visualisasi Prediksi Prevalensi Balita Menggunakan Algoritma Random Forest Pada Badan Pangan Indonesia

Roy Mubarak<sup>\*1</sup>, Siti Maesaroh<sup>2</sup>, Mohamad Yusuf<sup>3</sup>, Kelik Budiana<sup>4</sup>, Muhammad Rizky Fahreza<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,5</sup>Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana, Jakarta, Indonesia

<sup>4</sup>Kepala Pusat Data dan Informasi Pangan BPN, Jakarta, Indonesia

Email: <sup>\*1</sup>[roy.mubarak@mercubuana.ac.id](mailto:roy.mubarak@mercubuana.ac.id); <sup>2</sup>[Siti.maesaroh@mercubuana.ac.id](mailto:Siti.maesaroh@mercubuana.ac.id);

<sup>3</sup>[mhd.yusuf@mercubuana.ac.id](mailto:mhd.yusuf@mercubuana.ac.id); <sup>4</sup>[kelik.budiana@badanpangan.go.id](mailto:kelik.budiana@badanpangan.go.id); <sup>5</sup>[ayamku14.mr@gmail.com](mailto:ayamku14.mr@gmail.com)

Mubarak, R., Maesaroh, S., Yusuf, M., Budiana, K., & Fahreza, M. R. (2024). Visualisasi Prediksi Prevalensi Balita Menggunakan Algoritma Random Forest Pada Badan Pangan Indonesia. *Journal Cerita: Creative Education of Research in Information Technology and Artificial Informatics*, 10(2), 164-171

DOI: <https://doi.org/10.33050/cerita.v10i2.3176>

### ABSTRAK

Dengan meningkatnya masalah gizi pada balita di Indonesia, terutama di wilayah DKI Jakarta, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi jumlah balita yang mengalami masalah gizi berdasarkan Penggunaan data dari Badan Pangan Nasional (BPN) sebanyak 3000 dataset. Penelitian ini menggunakan algoritma Random Forest sebagai metode utama untuk memprediksi prevalensi kekurangan gizi pada balita di DKI Jakarta. Dengan menggabungkan teknik ensemble pohon keputusan, penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi prediksi, yang sebelumnya telah terbukti mencapai rata-rata di atas 80%. Metode penelitian mencakup beberapa tahapan mulai dari perumusan masalah hingga penyajian hasil, dengan menggunakan desain penelitian studi potong lintang dan metode analisis Knowledge Discovery in Database. Dataset diproses melalui tahapan seleksi, preprocessing, transformasi, data mining menggunakan algoritma Random Forest, dan evaluasi menggunakan rumus RMSE dan MAE. Diharapkan hasil dari penelitian ini dapat memberikan wawasan yang berguna dalam upaya penanggulangan masalah gizi pada balita di wilayah DKI Jakarta.

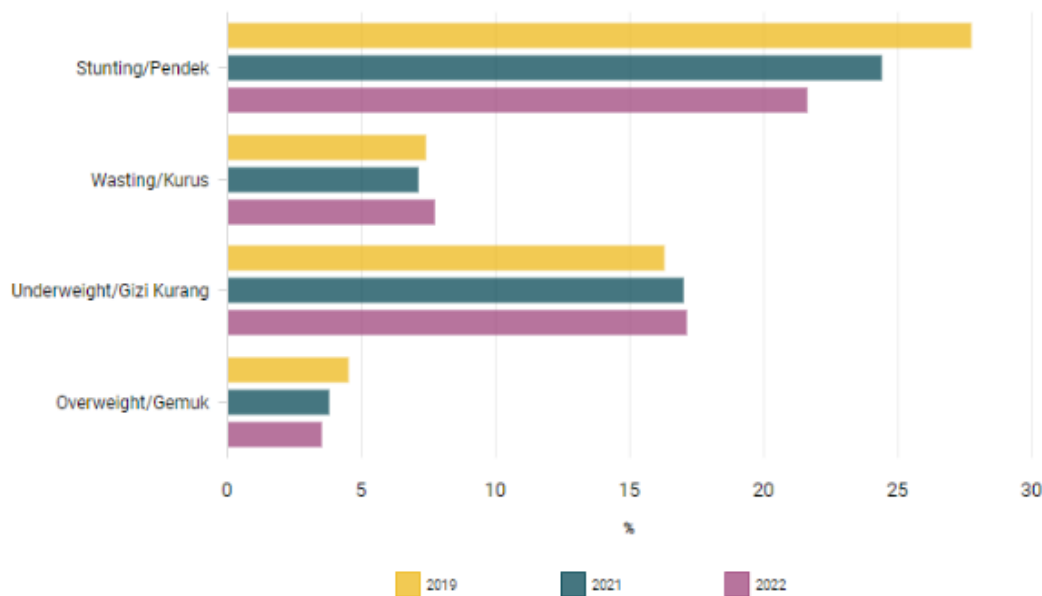
**Kata kunci :** Prediksi, Random Forest, Prevalensi Balita.

## ABSTRACT

This study aims to apply the Random Forest algorithm to predict the prevalence of malnutrition in toddlers in DKI Jakarta. This algorithm was chosen because it has been proven to provide high prediction accuracy, with an average above 80% in previous research. The research method includes stages of problem formulation, research objectives, research design, sample selection, data collection, data processing, interpretation of results, report preparation, and result presentation. The data used is sourced from the National Food Agency (BPN) totaling 3000 datasets, which are then processed through stages of selection, preprocessing, transformation, data mining using the Random Forest algorithm, and evaluation using RMSE and MAE formulas. It is expected that the results of this study will provide valuable insights into efforts to address malnutrition issues in toddlers in the DKI Jakarta area.

**Keywords :** Prediction, Random Forest, Prevalence of Toddlers, Nutrition.

## I. PENDAHULUAN



Gambar 1 Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) Kementerian Kesehatan 2022

Hasil survei terbaru dari Kementerian Kesehatan, yaitu Survei Status Gizi Indonesia (SSGI), menyoroti empat masalah utama terkait gizi pada balita di Indonesia. Salah satunya adalah stunting, yang merupakan kondisi di mana pertumbuhan fisik anak terhambat dan ukuran tubuhnya lebih pendek dari standar yang diharapkan. Stunting telah menjadi fokus utama pemerintah dan masyarakat karena prevalensinya yang masih tinggi, mencapai 21,6% pada tahun 2022. Angka ini melebihi ambang batas yang ditetapkan oleh Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) sebesar 20%, menandakan bahwa masalah stunting masih berat di Indonesia. Meskipun demikian, terdapat penurunan sebesar 2,8 poin dari tahun sebelumnya, yang mencapai

24,4%. Bahkan jika dibandingkan dengan tahun 2019, prevalensinya telah turun sebesar 6,1 poin, dari 27,7%.

Selain stunting, masalah gizi lainnya adalah wasting atau kondisi di mana balita mengalami kekurangan gizi sehingga berat badannya rendah. Menurut SSGI tahun 2022, prevalensinya naik dari 7,1% menjadi 7,7%. Prevalensi balita dengan berat badan di bawah standar (*underweight*) juga meningkat menjadi 17,1% pada tahun 2022, naik 0,1 poin dari tahun sebelumnya. Namun, di sisi lain, prevalensi balita dengan kelebihan berat badan (*overweight*) turun menjadi 3,5% pada tahun 2022, mengalami penurunan sebesar 0,3 poin dari tahun sebelumnya. Direktur Jenderal Kesehatan

Masyarakat, Maria Endang Sumiwi, menjelaskan bahwa masalah pertumbuhan pada anak dimulai dengan *weight faltering*, yaitu kondisi di mana berat badan tidak mengikuti standar yang diharapkan. Walaupun tidak mengindikasikan kemajuan yang baik, namun data prevalensi balita menunjukkan pergerakan yang dinamis yang berpotensi untuk menghasilkan sebuah informasi penting dalam pemecahan masalah prevalensi balita yang berada pada tahap kronis. *Random forest* sudah terbukti memiliki akurasi hingga 80% berdasarkan data data yang di dapat dari penelitian sebelumnya, *random forest* diharapkan dapat memberikan gambaran yang terperinci dalam hubungan data dan informasi yang tersedia dan menjadikannya sebagai bahan untuk melakukan prediksi yang akan menjadi bahan pertimbangan keputusan (Anisya, dkk. 2020).

Walaupun tidak mengindikasikan kemajuan yang baik, namun data prevalensi balita menunjukkan pergerakan yang dinamis yang berpotensi untuk menghasilkan sebuah informasi penting dalam pemecahan masalah prevalensi balita yang berada pada tahap kronis. *Random forest* sudah terbukti memiliki akurasi hingga 80% berdasarkan data data yang di dapat dari penelitian sebelumnya, *random forest* diharapkan dapat memberikan gambaran yang terperinci dalam hubungan data dan informasi yang tersedia dan menjadikannya sebagai bahan untuk melakukan prediksi yang akan menjadi bahan pertimbangan keputusan.

### A. Pengertian *Decision Tree*

Adalah metode pembelajaran mesin yang berdasarkan pada konsep ensambel pohon keputusan. *Ensambl* adalah kombinasi dari beberapa model prediktif yang digabungkan untuk meningkatkan kinerja dan keakuratan prediksi. Algoritma *Random Forest* menggunakan teknik *bootstrap* sampling untuk membuat beberapa pohon keputusan yang acak dan menggabungkan hasil prediksi dari setiap pohon untuk menghasilkan prediksi akhir (Budiono, 2023).

### B. Komponen Pendukung

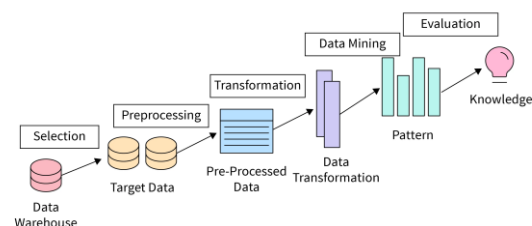
Terdapat beberapa komponen pendukung keputusan yang menjadi landasan untuk penggunaan algoritma *Random Forest* dalam memprediksi dan memvisualisasikan data prevalensi gizi pada balita di DKI Jakarta, antara lain:

- 1) Manajemen Data: Data yang digunakan dalam penelitian ini bersifat dinamis, yang artinya terus berubah seiring waktu. Hal ini mencakup data tentang prevalensi masalah gizi pada balita seperti *stunting*, *wasting*, *underweight*, dan *overweight*, yang diperoleh dari berbagai sumber survei dan penelitian.
- 2) Prevalensi Masalah: Informasi tentang prevalensi masalah gizi pada balita, seperti *stunting*, *wasting*, *underweight*, dan *overweight*, menjadi dasar utama untuk pengambilan keputusan dalam upaya penanggulangan masalah gizi pada anak-anak.
- 3) Algoritma Pemrosesan Data: Algoritma ini digunakan untuk memproses dan membersihkan data, mengubahnya menjadi bentuk yang dapat dianalisis.
- 4) Sistem Informasi: Komponen ini memastikan bahwa informasi yang diperlukan tersedia tepat pada waktunya dan dapat diakses oleh pengguna yang membutuhkannya.
- 5) Sistem Manajemen Basis Data (DBMS): DBMS menyimpan dan mengelola data yang diperlukan untuk analisis, memastikan keandalan dan aksesibilitas data.
- 6) Teknologi: Teknologi seperti komputer, perangkat lunak, dan infrastruktur jaringan mendukung operasional sistem pendukung keputusan.

## II. METODE PENELITIAN

### A. *Knowledge Discovery Data*

Penelitian ini menggunakan dataset yang berasal dari BPN untuk mengetahui Prevalensi Balita sebagai kebutuhan Gizi Balita pada DKI Jakarta, metode penelitian eksperimental untuk menghasilkan visual data yang akurat, menggunakan metode analisis *Knowledge Discovery in Database* (KDD), dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 3. Tahapan *Knowledge Discovery in Database*

### 1. Selection

Data diambil dari BPN sebanyak 5000 dataset, yang diolah disesuaikan berdasarkan tahun, kebutuhan gizi dari setiap wilayah dan tahun.

### 2. Preprocessing

Data yang didapatkan di hilangkan atau dibersihkan yang duplikat, serta pemilihan atribut mana yang mempengaruhi prediksi prevalensi balita, dengan program aplikasi visual code, bahasa pemrograman phyton.

### 3. Transformasi

Penggunaan data yang sudah bersih, dengan transformasi menggunakan operator windowing, menggunakan jendela waktu untuk memastikan secara periode perubahan data.

### 4. Data Mining

Pada tahapan ini menggunakan algoritma Random forest untuk prediksi prevalensi balita, pada tahapan ini akan menghasilkan model yaitu prediksi.

### 5. Evaluasi

Tahapan evaluasi menggunakan rumus RMSE, MAE pada model yang dihasilkan. Evaluasi ini memberi gambaran apakah prediksi yang dilakukan menggunakan algoritma Random Forest memberikan hasil prediksi prevalensi balita secara periodik (bulan)

## B. Metode Random Forest

Random Forest adalah algoritma yang menggunakan pembelajaran ensambel, menggabungkan banyak klasifier lemah untuk memberikan solusi pada masalah kompleks. Random Forest bekerja dengan menggabungkan banyak pohon keputusan. Alih-alih bergantung pada satu pohon, dengan mengambil prediksi dari setiap pohon dan berdasarkan mayoritas suara prediksi, memprediksi output akhir.

*Decision Tree* menggunakan struktur pohon alur seperti aliran untuk menunjukkan prediksi yang dihasilkan dari serangkaian pemisahan berbasis fitur. Mulai dari simpul akar dan berakhir dengan keputusan yang dibuat oleh daun, pohon keputusan membagi populasi menjadi kelompok berdasarkan fitur yang diujikan. Bagian yang paling penting dari algoritma ini adalah pemilihan fitur yang akan

digunakan sebagai simpul akar. Untuk ini, kita menggunakan metrik seperti Indeks Gini.

$$\begin{aligned} Gini\ Index &= 1 - \sum_{i=1}^n (P_i)^2 \\ &= 1 - [(P_+)^2 + (P_-)^2] \end{aligned}$$

Gambar 2. Formula Indeks Gini

Gini Index adalah ukuran impuritas dalam dataset yang menunjukkan seberapa sering elemen acak dari himpunan tersebut akan diidentifikasi secara salah. Dengan menggunakan Gini Index, dapat didapatkan mana fitur yang akan menjadi simpul akar dalam pohon keputusan.

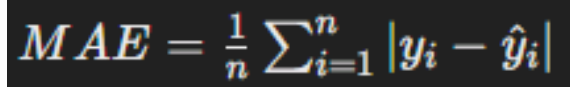
Random Forest menggunakan prinsip bagging, di mana subset acak dari dataset asli digunakan untuk membuat prediksi. Ini membantu mengatasi masalah overfitting karena berbagai model digunakan untuk membuat prediksi akhir.

## C. RMSE dan MAE

MSE (*Mean Absolute Error*) dan RMSE (*Root Mean Squared Error*) adalah metrik yang umum digunakan untuk mengukur seberapa baik model atau prediksi memetakan data ke outputnya. Kedua metrik ini sering digunakan dalam konteks evaluasi model regresi, untuk memprediksi nilai numerik.

### 1. Mean Absolute Error(MAE)

*Mean Absolute Error* (MAE) mengukur rata-rata dari selisih absolut antara prediksi model dan nilai sebenarnya. Ini memberikan gambaran tentang seberapa besar kesalahan prediksi secara rata-rata dan dinyatakan dalam unit yang sama dengan variabel target. Rumusnya adalah:


$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Gambar 3. Rumus MAE

### 2. Root Mean Squared Error

*Root Mean Squared Error* (RMSE) adalah akar kuadrat dari rata-rata dari kuadrat selisih antara prediksi model dan nilai sebenarnya. RMSE memberikan gagasan tentang seberapa jauh kesalahan prediksi tersebar dan juga dinyatakan dalam unit yang

sama dengan variabel target. Rumusnya adalah:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Gambar 4. Rumus RMSE

Mean Absolute Error (MAE) dan Root Mean Square Error (RMSE) digunakan sebagai metrik evaluasi dalam tahap evaluasi model prediksi prevalensi balita yang dilakukan menggunakan algoritma Random Forest. MAE akan memberikan gambaran tentang seberapa besar kesalahan rata-rata dari prediksi prevalensi balita dibandingkan dengan nilai sebenarnya, sedangkan RMSE akan memberikan gambaran tentang seberapa akurat prediksi tersebut dengan memperhitungkan varian dari kesalahan prediksi. Evaluasi ini penting untuk menentukan seberapa baik kinerja model dalam memprediksi prevalensi balita berdasarkan data yang telah diolah dari Badan Pangan Nasional dan diuji pada bulan Juni.

#### D. Tools dan Penerapan Metode

Penelitian ini menerapkan metode eksperimental empiris yang bertujuan untuk mengumpulkan data secara sistematis yang dapat diamati dan diukur langsung dalam lingkungan yang terkendali. Dengan menggunakan pendekatan ini, dapat diidentifikasi hubungan sebab-akibat antara variabel yang diteliti secara teliti, memungkinkan pengujian hipotesis yang lebih kuat. Dengan mengatur variabel tertentu dan mengamati dampaknya pada variabel lain, penelitian ini memberikan pemahaman yang mendalam tentang fenomena yang diselidiki dan memberikan dasar yang kuat untuk membuat kesimpulan yang valid dan dapat dipercaya. Peralatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah :

##### 1) Hardware

- PC intel i3 12100f, ram 16gb, penyimpanan 1TB, VGA Intel ARC A380
- Monitor lenovo l23-i30
- Mouse + keyboard

##### 2) Software

- Vscod
- Python 3.11 dengan library:
  - a. Pandas
  - b. Seaborn
  - c. Matplotlib
  - d. Numpy

##### e. Scikit-learn

- Microsoft Excel
- Microsoft word
- Github
- Chatgpt

#### E. Langkah Kerja

##### 1. Pre-processing

Mengubah format file dari xlsx ke CSV karena secara universal CSV bisa dibaca lebih baik, oleh bahasa pemrograman. Konversi menggunakan *tools* dari python dengan code :

```
import pandas as pd
def xlsx_to_csv(input_file,
output_file):

    df = pd.read_excel(input_file)
    df.to_csv(output_file, index=False)
xlsx_to_csv('input_file.xlsx',
'output_file.csv')
```

##### 2. Manginstall library

Menginstall library dengan terminal *python*. Interpreter harus berada di jalur dimana *python* diinstall, sengan menjalankan perintah “pip install (library)”

##### 3. Mempersiapkan library

```
import pandas as pd
from sklearn.ensemble import
RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import
mean_absolute_error,
mean_squared_error, confusion_matrix
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
```

##### 4. Memanggil File

```
df_2017 = pd.read_csv('')
df_2018 = pd.read_csv('')
df_2022 = pd.read_csv('')
```

##### 5. Split data

```
X_2017 =
df_2017.drop(columns=['prevalensi_kekurangan_gizi'])
y_2017 =
df_2017['prevalensi_kekurangan_gizi']
```

```
X_2018 =
df_2018.drop(columns=['prevalensi_kekurangan_gizi'])
y_2018 =
df_2018['prevalensi_kekurangan_gizi']
X_2022 =
df_2022.drop(columns=['prevalensi_kekurangan_gizi'])
y_2022 =
df_2022['prevalensi_kekurangan_gizi']
```

### 6. Penerapan Model

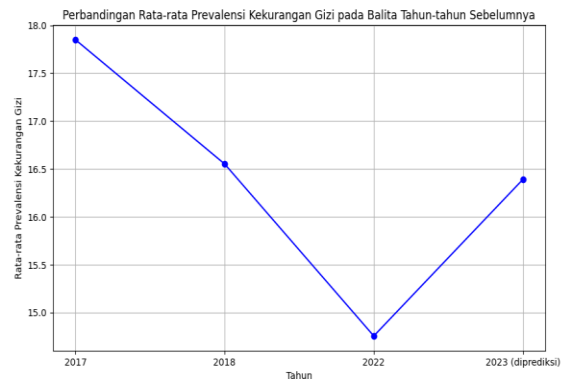
```
model_rf =
RandomForestRegressor(n_estimators=100,
random_state=42)
model_rf.fit(X_combined, y_combined)
predictions_2023 =
model_rf.predict(df_2023)
```

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

True Label \ Predicted Label	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11		
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	73	29
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	66	36
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	61	31
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	65	35
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	72	30
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	68	37
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	70	31
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	74	27
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	58	32
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	41
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 5 Confusion matrix

Output dari confusion matrix menunjukkan bahwa rata rata performa metode nya berada diatas 60% dan bekerja pada atribut indek prevalensi.



Gambar 6 Visualisasi hasil prediksi

Setelah dilatih dan di prediksi model menunjukkan bahwa tahun 2023 akan terjadi kenaikan menurut rata rata indeks prevalensi yang ditampilkan, selain itu hasil prediksi prevalensi menghasilkan dataframe yang cukup variatif.

1.684.268.834.074.000
16.462.965.330.588.500
16.330.864.099.483.000
16.448.358.769.363.600
1.684.268.834.074.000
1.641.370.353.519.480

Gambar 7. Dataframe prevalensi

Hasil perhitungan rata-rata prevalensi kekurangan gizi pada balita untuk tahun-tahun tertentu, serta metrik evaluasi (MAE dan RMSE) terhadap data tahun 2022.

Rata-rata prevalensi kekurangan gizi pada balita untuk tahun-tahun tertentu:

- Untuk tahun 2017, rata-rata prevalensi kekurangan gizi adalah sekitar 17.85%.
- Untuk tahun 2018, rata-rata prevalensi kekurangan gizi adalah sekitar 16.55%.
- Untuk tahun 2022, rata-rata prevalensi kekurangan gizi adalah sekitar 14.76%.
- Untuk tahun 2023 (diprediksi), rata-rata prevalensi kekurangan gizi yang diprediksi adalah sekitar 16.39%.

```
Metrik Evaluasi terhadap Data Tahun 2022:
Mean Absolute Error (MAE): 7.3627171508359535
Root Mean Squared Error (RMSE): 8.62441466361327
```

Gambar 8. Skor MAE dan RMSE

Metrik evaluasi terhadap data tahun 2022:

- Mean Absolute Error (MAE) adalah sekitar 7.36. MAE mengukur rata-rata dari selisih

absolut antara prediksi model dan nilai sebenarnya. Semakin rendah nilainya, semakin baik performa model.

*Root Mean Squared Error* (RMSE) adalah sekitar 8.62. RMSE adalah akar kuadrat dari rata-rata dari kuadrat selisih antara prediksi model dan nilai sebenarnya. Seperti MAE, semakin rendah nilainya, semakin baik performa model.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil Penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Performa metode klasifikasi yang digunakan untuk memprediksi prevalensi kekurangan gizi pada balita berada di atas 60%, menunjukkan bahwa model memiliki tingkat keberhasilan yang cukup baik dalam melakukan klasifikasi.
2. Model bekerja dengan baik pada atribut indeks prevalensi kekurangan gizi, yang menunjukkan bahwa atribut ini mempengaruhi prediksi prevalensi kekurangan gizi pada balita.
3. Hasil prediksi menunjukkan bahwa untuk tahun 2023, diperkirakan akan terjadi kenaikan indeks prevalensi kekurangan gizi dibandingkan dengan tahun 2022. Ini dapat menjadi perhatian serius dalam upaya penanggulangan masalah gizi pada balita di wilayah yang bersangkutan.
4. Hasil prediksi prevalensi kekurangan gizi pada balita menghasilkan dataframe yang cukup variatif, menunjukkan bahwa model mampu menangkap kompleksitas dan variasi data dengan baik.
5. Rata-rata prevalensi kekurangan gizi pada balita menunjukkan tren penurunan dari tahun 2017 hingga 2022, namun diperkirakan akan sedikit meningkat pada tahun 2023 berdasarkan prediksi model.

Metrik evaluasi (MAE dan RMSE) terhadap data tahun 2022 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang masih dapat diterima, meskipun terdapat ruang untuk perbaikan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Amatullah L, Widiastiwi Y, Chamidah N. Penerapan Klasifikasi Random Forest

Terhadap Data Gangguan Spektrum Autisme (ASD) Pada Anak-Anak Menggunakan Seleksi Fitur Principal Component Analysis. Vol. 3 No. 2 Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia, 20 Agustus 2022.  
<https://conference.upnvj.ac.id/index.php/senamika/article/view/2182/1750>

- [2] Anisya S, Prayudha J, Murniyanti S. Implementasi Metode Random Forest Pada Sistem Persediaan Bahan Kimia Di Laboratorium Forensik Cabang Medan [Internet]. Vol. x. No.x, Jurnal CyberTech. 2020. Available from: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/>
- [3] Budiono I, Ilmu Gizi P, Ilmu Kesehatan Masyarakat J, Negeri Semarang U. Prevalensi dan Determinan Kejadian Stunting pada Balita 24-59 Bulan Prevalence and Determinants of Stunting in Toddlers 24-59 Months. *Med Respati J Ilm Kesehat.* 2023;18(Mei):113–30.
- [4] Candra EN, Cholissodin I, Wihandika RC. Klasifikasi Status Gizi Balita menggunakan Metode Optimasi Random Forest dengan Algoritme Genetika (Studi Kasus: Puskesmas Cakru) [Internet]. Vol. 6. 2022. Available from: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [5] Damar HA, R, Hanif MB, Pratama A, Sudomo RI. Klasifikasi Persalinan Prematur Menggunakan Perbandingan Algoritma C4.5 dan Random Forest. Vol.2 No. 2 *Journal of Informatics Education*, 23 Desember 2022. <https://e-journal.ivet.ac.id/index.php/jiptika/article/view/2503>
- [6] Fernando D. Studi Literatur: Robotic Process Automation. *Sist Inf |.* 2019;6(1):6–11. <https://e-jurnal.lppmunsera.org/index.php/jsii/article/view/1071>
- [7] Haris MS, Anshori M, Khudori AN. Prediction Of Stunting Prevalence In East Java Province With Random Forest Algorithm Prediksi Nilai Prevalensi Stunting Di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Algoritma Random Forest. 2023;4(1):11–3. Available from: <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2023.4.1.614>

- [8] Juwariyem, Sriyanto. Prediksi Stunting Pada Balita Menggunakan Algoritma Random Forest. *J IndraTech*. 2023;4.
- [9] Lonang S, Normawati D. Klasifikasi Status Stunting Pada Balita Menggunakan K-Nearest Neighbor Dengan Feature Selection Backward Elimination. *J MEDIA Inform BUDIDARMA*. 2022 Jan 25;6(1):49.
- [10] Perdana AY, Latuconsina R, Dinimaharawati A. Prediksi Stunting Pada Balita Dengan Algoritma Random Forest.
- [11] Ramadhan A, Susetyo B, Indahwati. Penerapan Metode Klasifikasi Random Forest Dalam Mengidentifikasi Faktor Penting Penilaian Mutu Pendidikan. *J Pendidik dan Kebud*. 2019 Dec 9;4(2):169–82.
- [12] Rolimarch Pratama E, Darmawan JBB. Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. 2021.
- [13] Sinambela DP, Naparin H, Zulfadhilah M, Hidayah N. Implementasi Algoritma Decision Tree dan Random Forest dalam Prediksi Perdarahan Pascasalin. *J Inf dan Teknol*. 2023 Sep 24;5(3):58–64.
- [14] Syauqi Haris M, Naseh Khudori A, Teja Kusuma W, Teknologi I, Kesehatan dr Soepraoen Kesdam V dan R, Korespondensi P. Perbandingan Metode Supervised Machine Learning Untuk Prediksi Prevalensi Stunting Di Provinsi Jawa Timur.