Digital Transformation Technology (Digitech) | e-ISSN: 2807-9000
Volume 4, **Number** 1, Maret 2024
https://doi.org/10.47709/digitech.v4i1.4481

Implementasi Metode *Naïve Bayes* Classifier Untuk Klasifikasi Stunting Pada Balita

Tikaridha Hardiani [1*], Regina Noviyanti Putri [2]
[1,2] Universitas Aisyiyah Yogyakarta, Indonesia
[1]tikaridha@unisayogya.ac.id, [2]reginanoviyanti06@gmail.com

open access
Histori Artikel:
Diajukan: 7 Agustus 2024
Disetujui: 10 Agustus 2024
Dipublikasi:13 Agustus 2024
Kata Kunci:
CRISP-DM; Data mining; Naïve Bayes Classifier; Stunting; Balita, Gizi
Digital Transformation Technology (Digitech) *is an Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).*

Abstrak
Usia balita merupakan periode emas karena anak mengalami perkembangan dan pertumbuhan yang sangat pesat. Selama masa tumbuh kembang ini, penting bagi balita mendapatkan asupan zat gizi yang seimbang untuk memperoleh status gizi yang baik. Gizi pada anak merupakan faktor terpenting yang sangat berpengaruh terhadap proses pertumbuhan. Kebutuhan gizi yang tidak terpenuhi dapat mempengaruhi masa depan balita termasuk risiko terjadinya stunting. Stunting pada balita merupakan permasalahan serius dalam kesehatan masyarakat yang memerlukan pendekatan klasifikasi yang efektif untuk identifikasi dini dan tindakan pencegahan yang tepat. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan Metode *Naïve Bayes* Classifier dalam *framework* CRISP-DM untuk klasifikasi stunting pada balita. *Framework* CRISP-DM merupakan kerangka kerja sistematis untuk pengelolaan dan pemodelan data, sementara *Naïve Bayes* Classifier memberikan pendekatan yang efektif dalam klasifikasi. Evaluasi model dilakukan dengan metrik presisi, recall, dan akurasi untuk mengukur kinerja. Hasil yang diperoleh dari tahapan pemodelan dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* Classifier menunjukkan nilai presisi sebesar 85%, nilai recall sebesar 91%, dan nilai akurasi sebesar 80%.

PENDAHULUAN

Masa balita merupakan periode di mana anak mengalami perkembangan dan pertumbungan yang sangat pesat. Periode pada usia ini lebih dikenal dengan periode emas yang dimulai sejak hari pertama kehamilan, kelahiran, hingga anak mencapai usia 2 tahun (Mulyani, 2022). Pada usia balita, otak anak mengalami perkembangan sekitar 80%. Selama masa tumbuh kembang ini, penting bagi balita mendapatkan asupan zat gizi yang seimbang untuk memperoleh status gizi yang baik (Amelia, 2021).

Zat gizi yang baik adalah zat gizi yang dapat memenuhi kebutuhan tubuh dalam jumlah yang cukup. Kekurangan zat gizi pada janin maupun anak balita dapat menyebabkan gangguan baik dalam jangka pendek maupun jangka panjang. Gangguan jangka pendek meliputi terhambatnya perkembangan otak, kecerdasan, dan pertumbuhan fisik. Dampak jangka panjang meliputi penurunan kemampuan belajar, obesitas, daya tahan tubuh yang melemah, dan gangguan kardiovaskular (Amelia, 2021). Gizi pada anak merupakan faktor terpenting yang sangat berpengaruh terhadap proses pertumbuhan. Kebutuhan gizi yang tidak terpenuhi dapat mempengaruhi masa depan balita termasuk risiko terjadinya stunting (Adelia, 2023).

Stunting merupakan keadaan kurang gizi kronis pada masa pertumbuhan dan perkembangan pada 1000 hari pertama kehidupan. Keadaan ini diwakili oleh tinggi badan z-score usia (TB/U), yang kurang dari minus 2 standar deviasi (SD), berdasarkan standar pertumbuhan WHO (Titimeidara & Hadikurniawati, 2021). Stunting menjadi fokus penelitian yang dapat diungkap lebih lanjut melalui pendekatan *data mining*. *Data mining* merupakan proses ekstraksi data dari sekumpulan data untuk menemukan sebuah pola hubungan data yang dapat digunakan sebagai informasi untuk menyelesaikan masalah (Islam et al., 2022). Salah satu teknik *data mining* ialah algoritma klasifikasi *Naïve Bayes*. *Naïve Bayes* merupakan algoritma klasifikasi sederhana yang dapat menghitung seluruh kemungkinan dengan menggabungkan sejumlah kombinasi dan frekuensi nilai dari basis data yang telah didapatkan (Rachman & Handayani, 2021).

STUDI LITERATUR

Penelitian yang dilakukan oleh Sri Murjani Listijo, Harto Listijo, dan Winda Pesah (Listijo et al., n.d.) melakukan penelitian bersifat eksperimen menggunakan metode klasifikasi algoritma *Naïve Bayes* dan Forward Selection yang diproses menggunakan excel dan rapidminer. Nilai akurasi status BB/TB algoritma *Naïve Bayes* sebesar 94,10%, sedangkan pada algoritma Forward Selection menghasilkan 99,64%, lalu status BB/U menghasilkan 92,69% untuk algoritma *Naïve Bayes* dan 97,80% pada algoritma Forward Selection. Dan pada status TB/U algoritma *Naïve Bayes* menghasilkan 86,84%, dan 98,53% pada algoritma Forward Selection.

Penelitian selanjutnya dilakukan Widya Cholid Wahyudin (Cholid Wahyudin, n.d.) menggunakan metode klasifikasi dengan algoritma *Naïve Bayes* Classifier dan Forward Selection. Metode analisis data dalam penelitian ini menggunakan Metode Cross Industry Standart Process for *Data mining* (CRISP-DM). *Naïve Bayes* Classifier dalam mengklasifikasikan status gizi stunting pada balita dapat meningkatkan hasil akurasi sebesar 4,34 %.

Penelitian lainnya yang dilakukan Riza Rizqi Robbi Arisandi, Budi Warsito, dan Arief Rachman Hakim (Rizqi Robbi Arisandi et al., 2022) mengidentifikasi hasil klasifikasi, mengevaluasi model, dan memprediksi status gizi balita stunting menggunakan algoritma *Naïve Bayes* Classifier dengan pengujian K-Fold Cross Validation. Hasil akurasi menggunakan *Naïve Bayes* Classifier dengan uji 10-Fold Cross Validation mendapatkan akurasi tertinggi pada iterasi ke-6 dengan akurasi 94,39%, sedangkan akurasi terendah pada iterasi ke-8 dengan akurasi 82,08%. Secara keseluruhan, rata-rata akurasi pada setiap iterasi adalah 88,46%, sehingga dapat disimpulkan bahwa model *Naïve Bayes* Classifier dianggap cukup baik untuk mengklasifikasikan data mengenai status gizi balita stunting.

A. Stunting

United Nations International Children's Emergency Fund (UNICEF) mendefinisikan stunting merujuk pada presentasi anak usia 0-59 bulan dengan tinggi dibawah minus (stunting d\sedang dan berat) dan minus 3 (stunting kronis) diukur dari standar pertumbuhan anak keluaran WHO. Kondisi ini disebabkan oleh kekurangan gizi kronis, terutama terjadi pada 1.000 Hari Pertama Kehidupan (HPK), dengan dampak yang signifikan pada perkembangan otak dan pertumbuhan anak. Stunting dapat meningkatkan risiko penyakit kronis di masa dewasa. Kondisi ini mulai terjadi sejak janin dalam kandungan dan baru terlihat setelah anak mencapai usia 2 tahun. Meskipun tubuh pendek pada anak mungkin terlihat, stunting hanya terjadi ketika ada kekurangan asupan nutrisi harian yang mempengaruhi pertumbuhan tinggi badan anak (Adelia, 2023).

B. *Data mining*

Data mining merupakan suatu proses ekstraksi atau penggalian data dan informasi yang besar, yang belum diketahui sebelumnya, namun dapat dipahami dan berguna dari *database* yang besar serta digunakan untuk membuat keputusan bisnis yang sangat penting (Mukti et al., 2023).

Definisi lain mengatakan *data mining* adalah proses analisa data dari prespektif yang berbeda dan menyimpulkannya menjadi informasi-informasi penting yang dapat dipakai untuk meningkatkan keuntungan, memperkecil biaya pengeluaran, atau bahkan keduanya (Saleh, 2015).

Fungsionalitas *data mining* dibagi menjadi 6 yaitu klasifikasi, clustering, regresi, asosiasi, deteksi anomali, dan summarization. Klasifikasi berfungsi untuk mengategorikan data ke dalam kelas tertentu berdasarkan label spesifik. Clustering berfokus pada pengelompokan data tanpa label ke dalam kelompok berdasarkan kesamaan karakteristik tertentu. Regresi digunakan untuk membuat model dari data dengan tujuan memprediksi nilai tertentu. Asosiasi membantu menemukan hubungan atau korelasi di antara item dalam satu set data. Deteksi anomali berperan dalam mengidentifikasi data yang tidak biasa dalam kumpulan data besar. Sedangkan, Summarization digunakan untuk merangkum dan memvisualisasikan data sebagai dukungan informasi (Islam et al., 2022).

C. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data. Tujuannya adalah untuk dapat memprediksi kelas dari suatu objek yang tidak memiliki label (Mukti et al., 2023).

D. *Naïve Bayes Classifier*

Naïve Bayes Classifier adalah metode klasifikasi probabilistik yang sederhana, menghitung kemungkinan dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari suatu dataset (Titimeidara & Hadikurniawati, 2021). Teori lain menyebutkan *Naïve Bayes* merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya yang dikemukakan oleh Thomas Bayes (Cholid Wahyudin, n.d.).

Naïve Bayes Classifier juga diakui sebagai algoritma yang dapat mengurangi tingkat kesalahan dibandingkan dengan berbagai metode klasifikasi lainnya (Wurijanto, Setiawan, & Tjandrarini, 2022).

Persamaan dari *Naïve Bayes Classifier* adalah (Cholid Wahyudin, n.d.) :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Keterangan:
X: Data dengan kelas yang belum diketahui

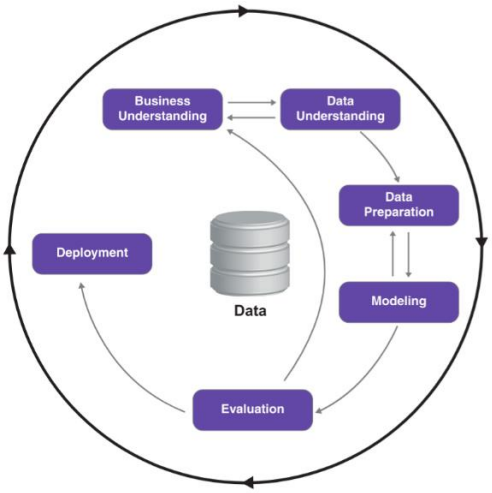
H: Hipotesis data X yang merupakan suatu kelas spesifik
P(H|X): Probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (*posteriori probability*)
P(H): Probabilitas hipotesis H (*prior probability*)
P(X|H): Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H
P(X): Probabilitas X

E. CRISP-DM

Cross Industry Standard Process for Data mining (CRISP-DM) merupakan framework dalam *data mining* yang awalnya (1996) dibagun oleh 5 perusahaan yaitu Integral Solutions Ltd (ISL), Teradata, Daimler AG, NCR Corporation dan OHRA (Wiratama & Pradnya, 2022). CRISP-DM merupakan suatu standarisasi pemrosesan *data mining* yang telah dikembangkan dimana data yang ada akan melewati setiap fase terstruktur dan terdefinisi dengan jelas dan efisien (Hasanah, Soim, & Handayani, 2021). Fase-fase yang akan dilewati yakni pemahaman bisnis, pemahaman data, pengolahan data, permodelan, pengujian, serta penyebaran sehingga bisa diperoleh pengetahuan tambahan dari data produksi dan nilai produksi yang ada. Sesuai dengan langkah-langkah yang ada tadi diharapkan dapat mendapatkan permodelan yang paling sesuai dalam pemrosesan *data mining* melalui pemahaman data yang ada, sehingga informasi yang dihasilkan lebih efisien (Indah Prasasti & Normawati, 2023).

METODE

Pada penelitian ini, metodologi CRISP-DM diterapkan sebagai pemecahan masalah yang umum untuk berbagai masalah bisnis dan penelitian. Metodologi ini terdiri dari enam tahap yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modelling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Setiap tahapan dalam metodologi ini dapat dijelaskan sebagai berikut (Hasanah et al., 2021):



Gambar 1 Metode CRISP-DM

1) *Business Understanding* (Pemahaman Bisnis)

Tahapan ini merupakan langkah awal dimulai dengan memahami kebutuhan dan tujuan dari sudut pandang bisnis, mengubah pengetahuan menjadi definisi masalah dalam konteks *data mining*, kemudian merencanakan serta menyusun strategi untuk mencapai tujuan dalam proses *data mining*.

2) *Data Understanding* (Pemahaman Data)

Tahapan ini dimulai dengan pengumpulan data, deskripsi data, dan mengevaluasi kualitas data. Prosesnya mencakup langkah-langkah untuk memahami sifat dan karakteristik dari data yang akan digunakan.

3) *Data Preparation* (Persiapan Data)

Tahapan ini dilakukan pembentukan dataset akhir dari data mentah yang telah dikumpulkan. Proses ini mencakup aktivitas seperti membersihkan data (*Data Cleaning*), memilih data (*Data Selection*), baik itu rekaman maupun atribut-atribut, dan melakukan transformasi terhadap data (*Data Transformation*). Langkah-langkah ini bertujuan untuk menyajikan data yang siap digunakan sebagai input dalam proses pemodelan.

4) *Modelling* (Pemodelan)

Tahapan ini menerapkan machine learning untuk menentukan teknik, alat, dan algoritma *data mining* yang sesuai. Dalam penelitian ini menggunakan model klasifikasi *Naïve Bayes*.

5) *Evaluation* (Pengujian)
Tahapa ini melibatkan penilaian kinerja pola yang dihasilkan oleh algoritma. Evaluasi dilakukan dnegan menggunakan *Confusion Matrix* untuk mengukur nilai akurasi, presisi dan recall. Nilai tersebut dapat diperoleh melalui perhitungan berikut:

$$Accuracy = \frac{\text{Jumlah Klasifikasi benar}}{\text{Total sampel testing yang diuji}} \times 100\%$$

$$Recall = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Negative}} \times 100\%$$

$$Precision = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}} \times 100\%$$

6) *Deployment* (Penyebaran)
Tahapan ini dilakukan dengan pembuatan laporan dan artikel jurnal menggunakan model yang dihasilkan.

HASIL

Penelitian ini berfokus pada pengembangan model klasifikasi untuk mengidentifikasi status stunting pada balita. Model ini dibangun menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier*, dengan memanfaatkan atribut-atribut relevan seperti jenis kelamin, usia, berat badan dan panjang badan lahir, berat badan dan panjang badan saat ini, serta pemberian ASI ekslusif.

Dataset yang digunakan berasal dari Kaggel, data tersebut terdiri dari 10.000 data stunting balita. Informasi detail mengenai atribut-atribut dalam dataset dijelaskan pada Tabel 1.

Tabel 1 Keterangan Atribut

Variabel	Keterangan
Gender	Jenis Kelamin
Age	Usia (dalam bulan)
Birth Weight	Berat pada saat lahir
Birth Length	Panjang pada saat lahir
Body Weight	Panjang badan
Body Length	Berat badan
Breastfeeding	Pemberian ASI eksklusif

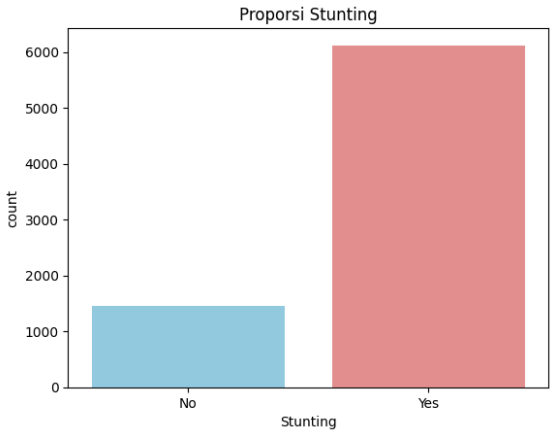
Tabel 1 menjelaskan variabel yang digunakan untuk menganalisis pertumbuhan dan perkembangan balita, mulai dari informasi demografis (jenis kelamin, usia), antropometri (berat badan dan panjang badan lahir, panjang badan dan panjang badan saat ini), hingga faktor pemberian ASI eksklusif.

Tabel 2 Keterangan Atribut Label/Kelas

Variabel	Keterangan
Stunting	Status gizi pada balita

Tabel 2 menjelaskan artibut target atau kelas yang akan diprediksi oleh model, yaitu status gizi balita, dikategorikan mengalami stunting atau tidak.

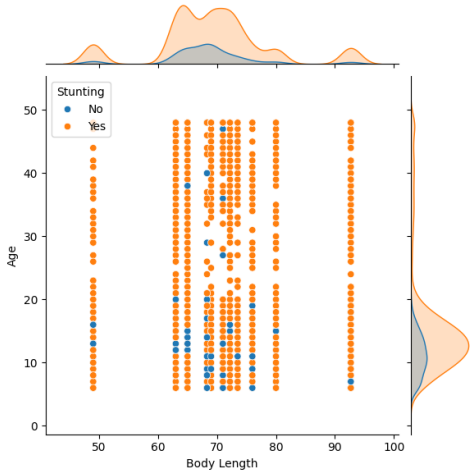
Setelah melalui proses pembersihan data, sebanyak 7573 data valid yang siap digunakan untuk analisis lebih lanjut. Proporsi balita yang mengalami stunting dan tidak stunting dalam dataset yang telah dibersihkan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Proporsi Stunting

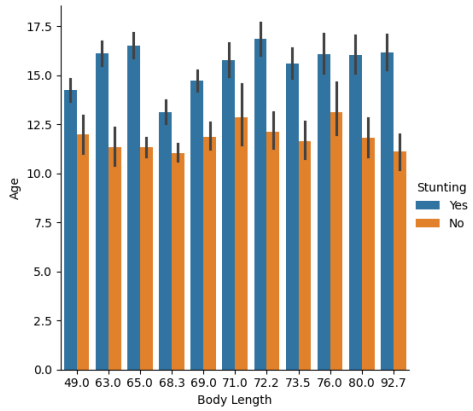
Gambar 2 memberikan visualisasi gambaran awal tentang prevalensi stunting dalam dataset, yang dapat membantu dalam memahami prevalensi stunting.

Algoritma *Naïve Bayes Classifier* berhasil diimplementasikan untuk membangun model klasifikasi stunting. Hasil pemodelan menunjukkan adanya hubungan yang signifikan antara TB/U dengan kejadian stunting pada balita, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3 dan Gambar 4



Gambar 3 Hasil Modeling Scatter plot

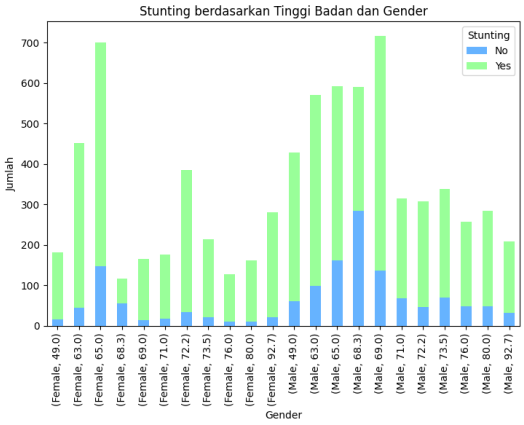
Gambar 3 menunjukkan hasil pemodelan scatter plot memvisualisasikan hubungan antara TB/U dan status gizi balita, memperlihatkan kecenderungan bahwa balita dengan TB/U rendah memiliki resiko stunting yang lebih tinggi.



Gambar 4 Hasil Modeling Bar Plot

Gambar 4 menunjukkan hasil pemodelan bar plot menyajikan distribusi gizi balita berdasarkan kategori TB/U, memberikan pemahaman lebih jelas tentang bagaimana korelasi antara TB/U dengan risiko stunting.

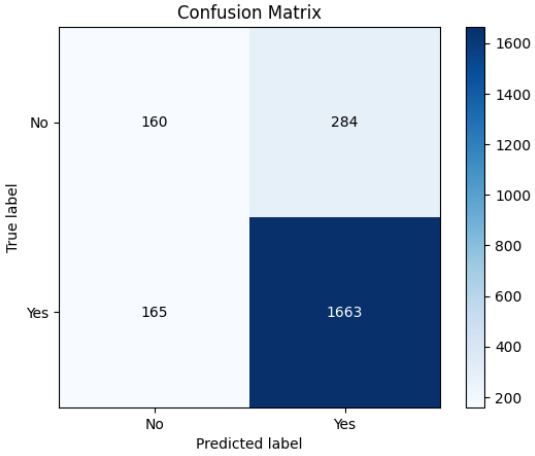
Selain menunjukkan korelasi antara TB/U dan stunting, analisis ini juga mengidentifikasi adanya proporsi stunting yang dipengaruhi oleh faktor umur dan jenis kelamin, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5 Hasil Modeling Stacked Bar

Gambar 5 menunjukkan bagaimana proporsi stunting bervariasi antara kelompok umur dan jenis kelamin yang berbeda. Hal ini menunjukkan bahwa resiko stunting dapat dipengaruhi oleh faktor demografis ini.

Evaluasi model menggunakan *Confusion Matrix* menunjukkan performa yang baik dengan *accuracy value* mencapai 80%, *Precision* sebesar 85%, dan *Recall* sebesar 91%. Hasil evaluasi dari model yang dikembangan dengan algoritma ini ditunjukkan pada gambar 6.



Gambar 6 *Confusion Matrix* pada algoritma *Naïve Bayes*

Selain itu, analisis juga mengidentifikasi variasi proporsi stunting berdasarkan umur dan jenis kelamin, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.

Confusion Matrix memberikan rincian tentang kinerja model dalam mengklasifikasikan status gizi balita. Nilai-nilai akurasi, presisi, dan recall yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi kasus stunting dan menghindari kesalahan klasifikasi.

PEMBAHASAN

Penelitian ini berdasarkan pemahaman mendalam tentang permasalahan stunting. Pengembangan model klasifikasi ini berfokus pada penggunaan algoritma *Naïve Bayes*. Penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam upaya pencegahan dan penanganan stunting pada balita. Dataset yang digunakan mencakup atribut-atribut yang relevan untuk analisis stunting, sehingga dapat memberikan informasi yang lengkap untuk membangun model yang akurat.

Proses pembersihan data dilakukan untuk memastikan kualitas data yang digunakan dalam analisis. Sementara itu, analisis proporsi stunting memberikan gambaran awal tentang prevalensi stunting pada dataset

yang telah dibersihkan. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* efektif dalam mengklasifikasikan status gizi stunting. Variasi proporsi stunting berdasarkan umur dan jenis kelamin menunjukkan adanya faktor-faktor lain yang perlu dipertimbangkan dalam upaya pencegahan dan penanganan stunting.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *Naïve Bayes* yang dikembangkan memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan status gizi stunting. Akurasi, precision, dan recall yang tinggi menunjukkan bahwa model dapat diandalkan dalam mengidentifikasi kasus stunting dan menghindari kesalahan klasifikasi. Implementasi model ini diharapkan dapat memberikan manfaat nyata dalam upaya pencegahan dan penanganan stunting pada balita.

KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan Metode *Naïve Bayes* Classifier dalam teknik *data mining* CRISP-DM untuk klasifikasi data stunting pada balita telah menghasilkan hasil yang memuaskan. Dari dataset awal sebanyak 10.000, setelah proses pembersihan data tersisa 7573 dataset. Algoritma ini berhasil mencapai akurasi sebesar 80% dalam pengujian, yang dievaluasi dan divalidasi menggunakan *Confusion Matrix* . Hasil evaluasi menunjukkan bahwa dari total 2272 data uji, terdapat 1823 prediksi yang benar, menunjukkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan status stunting dengan baik.

REFERENSI

Adelia, V. (2023). Sistem Pakar Deteksi Dini Stunting pada Balita Menggunakan Metode Forward Chaining. Jupti, 2(2).

Amelia, F. (2021). Sistem Monitoring Perkembangan dan Klasifikasi Stunting pada Anak Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor.

Cholid Wahyudin, W. (N.D.). Klasifikasi Stunting Balita Menggunakan Naive Bayes dengan Seleksi Fitur Forward Selection. In Jurnal Bisnis Digitasl Dan Sistem Informasi (Vol. 1).

Hasanah, M. A., Soim, S., & Handayani, A. S. (2021). Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma Cart untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir. In Journal Of Applied Informatics And Computing (Jaic) (Vol. 5, Issue 2). Http://Jurnal.Polibatam.Ac.Id/Index.Php/Jaic

Indah Prasasti, M., & Normawati, D. (2023). Sistem Pakar Deteksi Dini Status Stunting pada Balita Menggunakan Metode Naive Bayes. Jurnal Media Informatika Budidarma, 7(3), 1276–1286. Https://Doi.Org/10.30865/Mib.V7i3.6443

Islam, H. I., Mulyadien, M. K., & Enri, U. (2022). Penerapan Algoritma C4.5 Dalam Klasifikasi Status Gizi Balita. Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan, 8(10), 116–125. Https://Doi.Org/10.5281/Zenodo.6791722

Listijo, S. M., Listijo, H., & Pesah, W. (N.D.). Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan *Naïve Bayes* dan Forward Selection Di Puskesmas Argamakmur.

Mukti, M. A., Wiyanto, W., & Nawangsih, I. (2023). Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Prediksi Calon Penerima BLT (Studi Kasus Desa Tridayasakti, Kabupaten Bekasi). In Jinteks (Vol. 5, Issue 3).

Mulyani, S. (2022). Sistem Pakar Diagnosa Stunting pada Balita Menggunakan Metode Forward Chaining dan Certainty Factor.

Rachman, R., & Handayani, R. N. (2021). Klasifikasi Algoritma Naive Bayes dalam Memprediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Sewa Teras UMKM. Jurnal Informatika, 8(2). Http://Ejournal.Bsi.Ac.Id/Ejurnal/Index.Php/Ji

Rizqi Robbi Arisandi, R., Warsito, B., & Rachman Hakim, A. (2022). Aplikasi *Naïve Bayes* Classifier (NBC) pada Klasifikasi Status Gizi Balita Stunting dengan Pengujian K-Fold Cross Validation. 11(1), 130–139. Https://Ejournal3.Undip.Ac.Id/Index.Php/Gaussian/

Saleh, A. (2015). Klasifikasi Metode Naive Bayes Dalam *Data mining* untuk Menentukan Konsentrasi Siswa (Studi Kasus Di MAS PAB 2 Medan). Konferensi Nasional Pengembangan Teknologi Informasi Dan Komunikasi.

Titimeidara, M. Y., & Hadikurniawati, W. (2021). Implementasi Metode Naive Bayes Implementasi Metode Naive Bayes Classifier Untuk Klasifikasi Status Gizi Stunting Pada Balita. Jurnal Ilmiah Informatika , 50241(1).

Wiratama, M. A., & Pradnya, W. M. (2022). Optimasi Algoritma *Data mining* Menggunakan Backward Elimination untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes. Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (Janapati), 11(1), 1. Https://Doi.Org/10.23887/Janapati.V11i1.45282

Wurijanto, T., Setiawan, H. B., & Tjandrarini, A. B. (2022). Penerapan Model CRISP-DM pada Prediksi Nasabah Kredit Yang Berisiko Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. Jurnal Ilmiah Scroll: Jendela Teknologi Informasi, 10(1). Https://Univ45sby.Ac.Id/Ejournal/Index.Php/Informatika