

Implementasi Algoritma Naive Bayes Dengan Feature Selection Backward Elimination Dalam Pengklasifikasian Status Penderita Stunting Pada Balita

¹YUSIFA APRILLIA, ²ZAKKI ALAWI, ³ITA ARISTIA SA'IDA

¹³Program studi Teknik Informatika dan ²Program studi Sistem Informasi

¹ yusifaapr@gmail.com

² zakki.alawi@unugiri.ac.id

³ itaaristia@unugiri.ac.id

Abstract — Stunting or stunting is one of the nutritional problems experienced by toddlers, where toddlers experience failure to thrive as a result of chronic malnutrition so that toddlers are too short for their age. Broadly speaking, stunting is caused by a lack of nutrition for a long time and the occurrence of recurrent infections, and these two causative factors are influenced by inadequate parenting from the womb to the first 1,000 days of birth. The Asian Development Bank (ADB) reports that the prevalence of children with stunting under the age of five in Indonesia is the second highest in Southeast Asia. Its prevalence reaches 31.8% in 2020. Further monitoring and data collection by the Singgahan Pukesmas regarding stunting cases determines the growth and development factors of toddlers both in the womb and toddlers who have been born. However, the problem that often arises at the Singgahan Pukesmas is that examining the status of stunting in toddlers still takes quite a long time because it is done manually and is also prone to inaccuracies, so a system is needed that can classify toddler examination data to predict whether the child is in stunting or not stunting status. fast and accurate. From the results of this study it can be concluded that the Naive Bayes Algorithm with backward elimination feature selection makes it easier to determine the status of stunted or not stunted toddlers with the variables gender, age, weight, height, BB/U, Z-core BB/U, BB/ TB, Z-Core BB/TB, Z-core TB/U with a total of 450 dataset records, 360 training data records and 90 testing data records taken randomly with an accuracy of 86.11%

Keywords— Klasifikasi, Naive Bayes Backward Elimination, Stunting

I. PENDAHULUAN

Indonesia bergabung dengan gerakan Scaling-Up Nutrition (SUN) pada 2012, bertujuan memberikan akses makanan bergizi untuk semua. Pemerintah menerapkan dua kerangka intervensi stunting: Gizi Spesifik dan Gizi Sensitif. Periode 2015-2019 fokus pada empat poin kesehatan, termasuk menurunkan prevalensi stunting.

Stunting merupakan masalah gizi pada balita yang menyebabkan gagal tumbuh. Pada 2021, Indonesia memiliki prevalensi stunting tertinggi kedua di Asia Tenggara. Stunting berdampak serius pada pertumbuhan fisik dan intelektual anak, dengan efek jangka pendek dan panjang.

Pemantauan stunting di Puskesmas Singgahan masih manual, membutuhkan waktu lama dan rentan ketidakakuratan. Diperlukan sistem untuk mengklasifikasi data pemeriksaan balita guna memprediksi status stunting dengan cepat dan akurat. Berdasarkan penelitian sebelumnya seperti penelitian yang dilakukan oleh Lonang [1] dengan judul “Klasifikasi Status Stunting pada balita menggunakan K-Nearest neighbor dengan Feature Selection Backward Elimination”. Pada penelitian tersebut peneliti telah mengumpulkan total 1000 data dengan jumlah 243 balita stunting dan 757 balita tidak stunting. Data ini diambil pada

bulan Mei 2021, data tersebut memiliki 9 atribut yaitu jenis kelamin, umur, berat, tinggi, berat badan dibandingkan umur (BB/U), z-core BB/U, berat badan dibandingkan dengan tinggi badan (BB/TB), z-core BB/TB, z-core TB/U, dan 1 kelas binary yaitu 0 = tidak stunting dan 1 = stunting. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan status stunting pada balita dengan menerapkan metode K- Nearest Neighbor menggunakan seleksi fitur Backward Elimination untuk mendapatkan hasil yang cepat dan akurat. Berdasarkan hasil dari penelitian ini menunjukkan rata-rata akurasi yang dihasilkan algoritma K-Nearest neighbor pada k=5 adalah 91,90% dengan 9 atribut dan rata-rata akurasi yang dihasilkan Algoritma K-Nearest Neighbor dengan penambahan Backward Elimination sebesar 92,20% dengan 8 atribut. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penerapan Backward Elimination mampu menaikkan nilai akurasi pada algoritma K-Nearest Neighbor dan juga melakukan seleksi atribut. Penelitian ini dilakukan oleh Dinda Ulfatul Maula, Rachmad, Hardian Oktavianto, Miftahur Rahman, dengan judul penelitian [2] yang mana penelitian ini memprediksi apakah orang tersebut mengidap penyakit stroke atau tidak. Stroke ini adalah kondisi bahaya yang perlu ditangani secepatnya, karena sel otak dapat mati dalam hitungan menit.

Kematian secara mendadak mungkin terjadi apabila seorang pasien mengalami yang sangat parah. Penanganan yang cepat dapat mengurangi tingkat kerusakan pada otak dan kemungkinan timbulnya komplikasi. Salah satu cara untuk memprediksi penyakit stroke yaitu menggunakan klasifikasi. Penyakit stroke perlu diklasifikasi agar dapat memprediksi penyakit dengan akurat. Hasil prediksi yang akurat membantu praktisi kesehatan dalam mengambil keputusan dengan tepat.

Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini yaitu membandingkan algoritma K-Nearest Neighbor dan Gaussian Naive Bayes. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini pada algoritma K-Nearest Neighbor didapatkan dengan hasil akurasi sebesar 68,30%, presisi sebesar 67,20% dan recall sebesar 73,34%, sedangkan pada algoritma Gaussian Naive Bayes mendapatkan hasil akurasi sebesar 74,45%, presisi sebesar 74,01% dan recall sebesar 75,71%. Dari perbandingan akurasi, presisi dan recall dapat dilihat bahwa terdapat peningkatan akurasi sebesar 6,15%, presisi sebesar 6,81% dan recall sebesar 2,37%, sehingga membuktikan bahwa kinerja algoritma Gaussian Naive Bayes lebih baik.

Menurut Zeniarja [3] algoritma klasifikasi Naive Bayes mempunyai keakuratan dan komputasi yang sangat cepat ketika diaplikasikan ke dalam basis data yang jumlahnya sangat banyak. Algoritma Naive Bayes mampu

meminimalkan tingkat kesalahan dibandingkan dengan semua algoritma klasifikasi lainnya. Algoritma Naive Bayes juga mempunyai kinerja yang lebih baik daripada KNN. Algoritma Naive Bayes dipilih karena bisa meningkatkan akurasi hingga

mencapai optimal dengan data training yang sedikit devita [4] Fitur seleksi backward elimination untuk menghilangkan atribut atau variabel yang tidak relevan, apabila ada variabel dianggap tidak berpengaruh

atau tidak signifikan dalam model maka akan dihapus dari model. Metode ini menghasilkan performa kinerja lebih baik ketika dibandingkan dengan cara statistik dalam menyeleksi fitur. Kinerja terbaik dapat diperoleh dari sensitivitas,

spesifisitas, dan keakuratan [5]. Berdasarkan penelitian tersebut peneliti ingin melakukan penelitian dengan

topik yang sama tetapi menggunakan algoritma serta data yang berbeda sehingga akan menghasilkan perbedaan tingkat error yang lebih baik lagi. Pada penelitian ini menggunakan salah satu jenis dari metode seleksi fitur yaitu Backward

Elimination yang bertujuan untuk mengoptimalkan nilai akurasi dari Algoritma klasifikasi Naive Bayes dengan cara menghapus atribut yang tidak sesuai. Riset ini dilaksanakan dengan tujuan untuk mengoptimalkan kinerja algoritma klasifikasi Naive Bayes itu sendiri pada proses klasifikasi Stunting pada balita dengan menambahkan metode seleksi fitur yaitu Backward Elimination.

II. METODE

Menurut Suyanto [6], model dalam klasifikasi mempunyai arti dimana ada suatu model yang menerima masukan, kemudian mampu melakukan pemikiran terhadap masukan tersebut dan memberikan jawaban sebagai keluaran

dari hasil pemikirannya [2]. Klasifikasi banyak digunakan dalam berbagai sistem, seperti prediksi penjualan, sistem diagnosa medis, dan sebagainya. Model klasifikasi dapat dibangun berdasarkan pengetahuan seseorang ahli atau pakar. Namun, mengingat jumlah data yang terukur besar, model klasifikasi lebih sering dibangun menggunakan teknik pembelajaran dalam bidang Machine learning. Proses klasifikasi membutuhkan pengujian mengenai hasil dari klasifikasi, hal tersebut perlu dilakukan untuk menghitung tingkat akurasi. Proses pengujian klasifikasi menggunakan confusion matrix yang merupakan suatu metode atau cara yang digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada data mining yang mana digambarkan dalam tabel yang menyatakan jumlah data uji yang benar dan salah sama-sama diklasifikasikan. Metode Classification termasuk dari "Supervised learning" dan "unsupervised learning". Metode "Supervised learning" ini kumpulan data sepenuhnya diberikan label untuk mengklasifikasikan kelas yang tidak dikenal, sedangkan "Unsupervised learning" sering disebut cluster dikarenakan tidak ada kebutuhan untuk pemberian label dalam kumpulan data dan hasilnya tidak mengidentifikasi contoh di kelas yang telah di tentukan [7]

A. Stunting

Stunting bukan hanya masalah ukuran tubuh yang lebih pendek dari standart, tetapi juga mencerminkan dampak buruk pada perkembangan fisik dan kognitif anak. Kondisi ini dapat memiliki konsekuensi jangka panjang terhadap kesehatan dan produktivitas di masa depan, memperhatikan pentingnya gizi yang memadai selama tahap-tahap awal kehidupan anak.

Pencegahan stunting melibatkan serangkaian strategi holistik yang ditujukan untuk memastikan pertumbuhan dan perkembangan optimal anak-anak sejak awal kehidupan. Fokus utama dari upaya pencegahan ini adalah memberikan dukungan gizi yang memadai, perawatan medis yang tepat, serta stimulasi yang baik bagi perkembangan fisik dan kognitif anak. Asupan gizi yang seimbang dan kaya nutrisi sangat penting, terutama pada 1.000 hari pertama kehidupan anak, mulai dari masa kehamilan hingga usia dua tahun. Inisiasi menyusui dini, pemberian ASI eksklusif selama enam bulan, dan pendampingan pemberian makanan pendamping ASI (MP-ASI) yang tepat merupakan langkah kunci dalam pencegahan stunting. Selain itu, akses terhadap layanan kesehatan yang berkualitas termasuk imunisasi, pemeriksaan kesehatan rutin, dan pengobatan penyakit infeksi juga mendukung pertumbuhan yang sehat. Stimulasi kognitif melalui interaksi yang bermakna dengan lingkungan serta penyediaan lingkungan yang aman dan bersih juga berperan dalam perkembangan anak secara menyeluruh.

B. Seleksi Fitur Backward Elimination

Seleksi fitur sangat berpengaruh langsung terhadap hasil klasifikasi yang mana tujuan utamanya adalah untuk memilih fitur terbaik serta mengecilkan dimensi yang tinggi sehingga mampu meningkatkan kinerja metode klasifikasi. Salah satu metode untuk seleksi fitur adalah Backward Elimination. Backward elimination merupakan

metode untuk menyeleksi fitur dengan melakukan pengujian kepada semua fitur terlebih dahulu, lalu secara bertahap mengurangi fitur yang tidak signifikan berdasarkan perbandingan evaluasi hasil uji yang didapatkan [8]. Pada penelitian ini penulis menerapkan fitur seleksi backward elimination menggunakan tools rapidminer.

C. Naïve Bayes

Teorema Bayes menerangkan hubungan antara probabilitas terjadinya peristiwa A dengan syarat peristiwa B telah terjadi dan probabilitas terjadinya peristiwa B dengan syarat peristiwa A telah terjadi. Teorema ini didasarkan pada prinsip bahwa tambahan informasi dapat memperbaiki probabilitas dan bermanfaat untuk mengubah atau memutakhirkan (meng-update) probabilitas yang di hitung dengan tersedianya data dan informasi tambahan [9]

Metode ini menghasilkan prediksi parameter dengan menggabungkan informasi dari sampel dan informasi lain yang telah tersedia sebelumnya. Teorema Bayes memiliki bentuk umum sebagai berikut:

D. K-fold Cross Validation

Confusin matrix adalah metode yang digunakan untuk menganalisis seberapa akurat Classifier dapat mengenali tuples dari kelas yang berbeda. Ada empat istilah yang perlu diketahui yaitu “Building Blocks” yang digunakan dalam menghitung ukuran evaluasi yaitu True Positives (TP), True Negatives (TN), False Positives (FP), False Negatives (FN). TP adalah jumlah data positif yang terklasifikasi benar oleh sistem, TN adalah jumlah data negatif terklasifikasi dengan benar oleh sistem. FP adalah jumlah data positif namun terklasifikasi salah oleh sistem. Dan FN jumlah data negatif terklasifikasi salah oleh sistem [1].

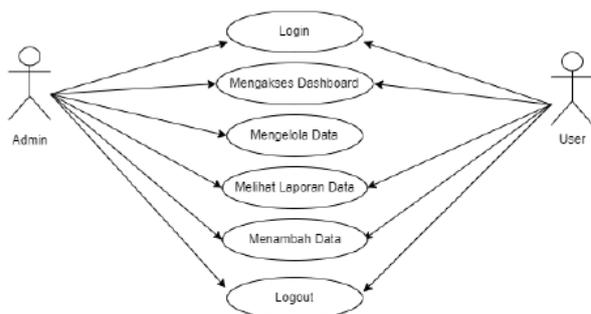
Confusion matrix menghasilkan output yaitu akurasi, recall, precision yang diformulasikan pada persamaan dibawah ini.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

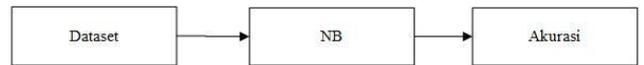
$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

E. Desain Sistem



Gambar 1 Use Case system

Proses ini digunakan untuk mengubah kebutuhan-kebutuhan di atas menjadi representasi kedalam bentuk “blueprint” software sebelum coding dimulai. Desain harus dapat mengimplementasikan kebutuhan yang telah disebutkan pada tahap sebelumnya, maka dalam proses ini juga harus di dokumentasikan dari hasil analisis dan diubah menjadi kebutuhan-kebutuhan fungsi software diatas menjadi sebuah bentuk “blueprint” software. Sehingga hasil desain akan digunakan oleh peneliti untuk membangun sebuah aplikasi



Gambar 2 Skenario Eksperimen tanpa feature selection

Penjelasan dalam skenario eksperimen pada gambar 2 adalah sebagai berikut :

a) Dataset

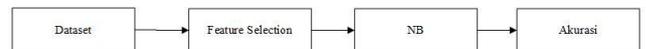
Pada tahap awal ini diperoleh jumlah dataset sejumlah 450 dengan 2 kelas yaitu kelas stunting dan kelas tidak stunting dan jumlah total 9 atribut yaitu Jenis kelamin, umur, Berat badan, tinggi badan, BB/U, Z-core BB/U, BB/TB, Z-core BB/TB, Z-core TB/U.

b) Naive Bayes

Pada tahap ini data akan dilakukan proses pengklasifikasian dengan algoritma naive bayes.

c) Akurasi

Tahap selanjutnya didapatkan hasil kinerja algoritma naive bayes yang berupa confusion matrix



Gambar 3 Skenario Eksperimen dengan feature selection

a) Dataset

Pada tahap awal ini diperoleh jumlah dataset sejumlah 450 dengan 2 kelas yaitu kelas stunting dan kelas tidak stunting dan jumlah total 9 atribut yaitu Jenis kelamin, umur, Berat badan, tinggi badan, BB/U, Z-core BB/U, BB/TB, Z-core BB/TB, Z-core TB/U.

b) Feature selection backward elimination

Pada tahap ini dilakukan proses seleksi fitur dengan menggunakan backward elimination dengan tahapan menghitung nilai mean dari masing-masing kelas, kemudian menghitung nilai standart deviasi, menghitung t-statistik, menghitung derajat kebebasan kemudian mencari nilai p-value nya.

c) Naive Bayes

Pada tahap ini data akan dilakukan proses pengklasifikasian dengan algoritma naive bayes yang telah dilakukan tahap seleksi fitur.

d) Akurasi

Tahap selanjutnya didapatkan hasil kinerja algoritma naive bayes dengan seleksi fitur backward elimination didapatkan hasil kinerja algoritma naive bayes yang berupa confusion matrix

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini implementasi dilakukan pengkodean dari rancangan sistem yang telah dibuat sebelumnya dan ditulis ke dalam bahasa pemrograman. Pada tahapan ini, desain akan direalisasikan dan diterjemahkan dalam bentuk coding atau pengkodean dengan menggunakan bahasa pemrograman antara lain Page Hyper text Pre-Process (PHP), HyperText Markup Language (HTML), dan juga database MySQL sebagai manajemen data. Berikut merupakan tampilan halaman yang terdapat pada sistem klasifikasi status penderita stunting pada balita menggunakan algoritma Naive Bayes dengan fitur seleksi Backward Elimination untuk mempermudah penentuan status balita stunting atau tidak stunting

A. Data Stunting

Pada tahap ini Peneliti menginputkan data baru dari hasil observasi yang sudah dilakukan. Data ini terdiri dari 9 atribut yaitu 1. Jenis Kelamin 0: Laki-laki, 1: Perempuan 2. Umur: Umur balita (0-59 bulan) 3. Berat: Berat balita (kg) 4. Tinggi: Tinggi badan (cm) 5. BB/U: Berat badan dibandingkan umur (0; sangat kurang, 1: kurang, 2: normal, 3: risiko lebih) 6. Z-core BB/U : Nilai z-core berat dibandingkan dengan umur 7. BB/TB : Berat badan dibandingkan tinggi (0: gizi buruk, 1: gizi kurang, 2: gizi baik, 3: risiko gizi lebih) 8. Z-core BB/TB: Nilai z-core berat dibandingkan dengan tinggi badan 9. Z-core TB/U: Nilai z-core tinggi dibandingkan dengan umur. Dari variabel di atas maka data yang digunakan untuk klasifikasi sebanyak 211 dataset. Pada tabel 1 merupakan contoh dataset.

TABEL 1
 VARIABEL DATA SET

No	Jenis Kelamin	Umur	Berat Badan	Tinggi Badan	BB/U	Z-core BB/U	BB/TB	Z-core BB/TB	Z-core TB/U	status
1	0	2	5,2	52	2	-0,73	3	3,54	-3,42	tidak stunting
2	1	5	6,5	57	2	-0,83	3	2,57	-3,67	stunting
3	1	5	7,4	60	2	0,26	3	2,42	-2,29	tidak stunting
4	0	2	5,2	52	2	-0,73	3	3,54	-3,42	tidak stunting
5	1	5	6,5	57	2	-0,83	3	2,57	-3,67	stunting
6	1	9	7,5	64	2	-0,77	2	0,98	-2,56	tidak stunting
7	0	8	7,5	67	2	-1,5	2	-0,38	-2,09	tidak stunting
8	1	8	7,6	58	2	-0,45	3	3,67	-4,68	stunting
9	1	10	8	67	2	-1,45	2	0,4	-3,16	stunting
10	1	10	8,2	78	1	-2,61	2	-1,94	-2,24	tidak stunting
..
211	0	11	8,3	70	2	-1,2	2	-0,18	-2,06	tidak stunting

B. Preprocessing Standart Deviasi

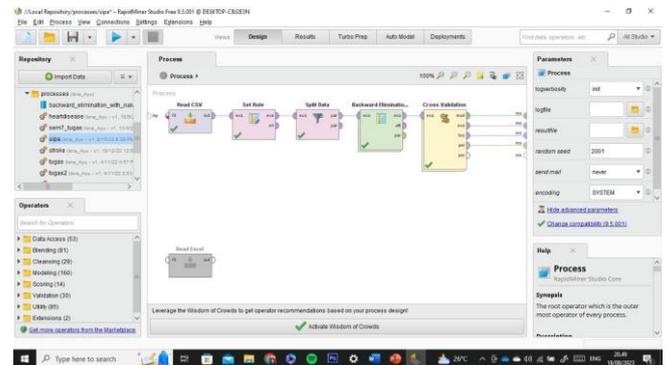
Pada processing data penelitian ini melakukan perhitungan seleksi fitur backward elimination dengan tahapan sebagai berikut :

1. Menghitung nilai mean dari masing-masing kelas tidak stunting dan kelas stunting.
2. Menghitung standart deviasi
3. Menghitung t-Statistik dengan rumus

Pada penilaian P value untuk peratribut yang di laksanakan mendapatkan nilai, Atribut Berat Badan: 0,668653, Tinggi Badan: 0,381321 BB/U: 0,150853 Z-Core BB/U: 0,058878 BB/TB: 0,158232, Z-Core BB/TB: 0,244226, Z-Core TB/U: 0,086573, Umur: 0,451509 Jenis Kelamin: 0,512472. Dan mendapatkan nilai mean pada label T.Stunting, Berat badan : 7,355555556, Tinggi badan 63,6666667, BB/U: 1,888888889, Z-Core BB/U: -1,031111111, BB/TB: 2,444444444, Z-Core BB/TB: 1,231111111, Z-Core TB/u: -2,907777778, Umur : 7,555555556, Jenis Kelamin: 0,666666667. Untuk label Status tidak stunting pda varibel, Berat badan: 7,41666667 Tinggi badan: 62,666667 BB/U: 2, Z-Core BB/U: -0,79 BB/TB: 2,5, Z-Core BB/TB: 1,61, Z-Core TB/u: -3,075, Umur: 7,5, Jenis Kelamin: 0,833333333.

C. Klasifikasi naïve bayes dengan standard deviasi

Untuk ujicoba menggunakan aplikasi rapid miner sebelum digunakan untuk pengaplikasian kedalam sistem dan perhitungan manual.

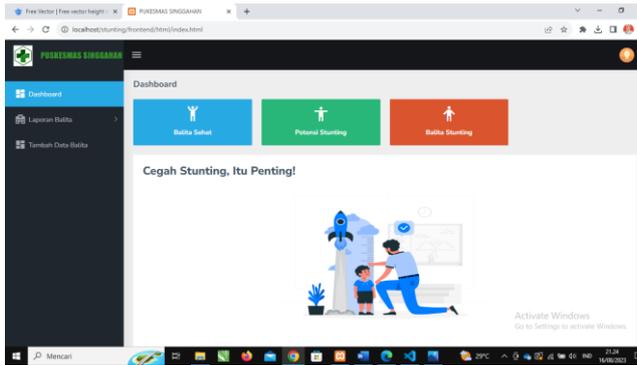


Gambar 4 perhitungan menggunakan aplikasi rapid miner untuk hitung akurasi pada metode naïve bayes.

Dari hasil di atas maka mendapatkan nilai akurasi sebesar 85,11%. Dari hasil ini maka mendapatkan nilai signifikan sebesar 1% sebelum dengan menggunakan fitur selection.

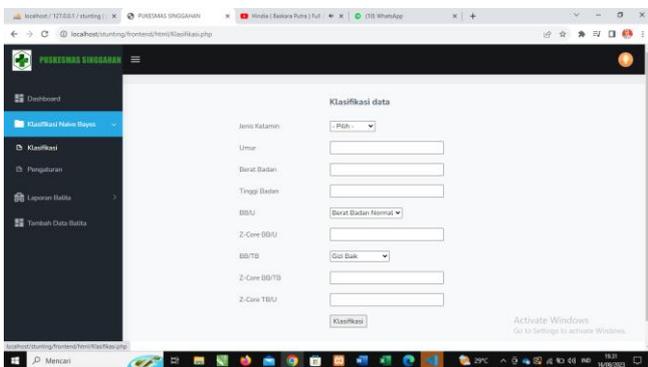
D. Implementasi Website

Setelah mendapatkan nilai akurasi yang baik maka impelentasi pada website dilaksanakan untuk mempermudah user menggunakan metode naïve bayes dalam penggunaan yang sesuai dengan penelitian ini. Berikut ini adalah sistem yang sudah dilaksanakan sesuai dengan penelitian.



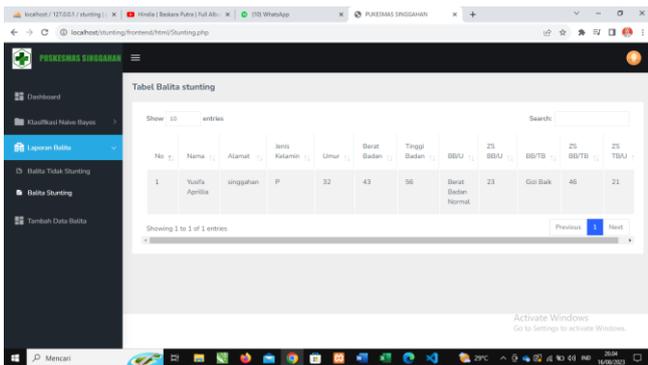
Gambar 5 Halaman Dashboard Sistem

Pada gambar 2 merupakan tampilan dashboard yang di sudah kerjakan oleh peneliti. Halaman ini untuk mempermudah user dalam menggunakan sistem ini dan melihat secara garis besar.



Gambar 6 halaman klasifikasi dengan naive bayes

Pada halaman klasifikasi naive bayes ini menampilkan proses pengklasifikasian data status gizi balita dengan algoritma naive bayes dengan menginputkan beberapa atribut yaitu jenis kelamin, umur, berat badan, tinggi badan, BB/U, ZS BB/U, BB/TB, ZS BB/TB, ZS TB/U, status.



pada halaman ini dilakukan penambahan data dengan memasukkan data jenis kelamin, umur, berat badan, tinggi badan, BB/U, Z-core BB/U, BB/TB, Z-core BB/TB, Z-core TB/U, status. Pada halaman ini juga terdapat tombol button batal dan juga tombol button klasifikasi.

IV. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian Algoritma Naive Bayes dengan seleksi fitur Backward Elimination untuk mempermudah penentuan status balita stunting atau

tidak stunting, penulis dapat menyimpulkan bahwa dengan variabel jenis kelamin, umur, berat badan, tinggi badan, BB/U, Z-core BB/U, BB/TB, Z-Core BB/TB, Z-core TB/U dengan total 450 record data keseluruhan, data training 360 record dan 90 record data testing yang diuji menggunakan algoritma Naive Bayes dengan fitur seleksi Backward Elimination memperoleh hasil akurasi 86,11% sedangkan jika tidak menggunakan seleksi fitur memperoleh hasil akurasi sebesar 85,11%. yang menunjukkan bahwa metode algoritma Naive Bayes dengan fitur seleksi Backward Elimination dapat dikategorikan baik dan efektif dalam penerapan di sistem ini

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Lonang and D. Normawati, "Klasifikasi Status Stunting Pada Balita Menggunakan K-Nearest Neighbor Dengan Feature Selection Backward Elimination," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 1, p. 49, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i1.3312.
- [2] Nikmatun, I. Alvi, Waspada, and Indra, "Implementasi Data Mining Untuk Klasifikasi Masa Studi Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *J. SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, pp. 421–432, 2019.
- [3] J. Z. K. W. R. R. Sani, "Penerapan Algoritma Naive Bayes dan Forward Selection dalam Pengklasifikasian Status Gizi Stunting pada Puskesmas Pandanaran Semarang," *JOINS (Journal Inf. Syst., no. Vol 5, No 1 (2020): Edisi Mei 2020*, pp. 1–9, 2020, [Online]. Available: <http://publikasi.dinus.ac.id/index.php/joins/article/download/SuppFile/2745/434>
- [4] R. N. Devita, H. W. Herwanto, and A. P. Wibawa, "Perbandingan Kinerja Metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Artikel Berbahasa Indonesia," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 4, pp. 427–434, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201854773.
- [5] A. Bode, "K-Nearest Neighbor Dengan Feature Selection Menggunakan Backward Elimination Untuk Prediksi Harga Komoditi Kopi Arabika," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 9, no. 2, pp. 188–195, 2017, doi: 10.33096/ilkom.v9i2.139.188-195.
- [6] A. Buchori, S. Khotijah, and A. S. Ramdan, "5645-10629-1-Sm," *Sist. Pakar Diagnosa Penyakit Paru-Paru Menggunakan Metod. Naive Bayes Classif. Berbas. Java*, pp. 1–7, 2022.
- [7] H. Khoeroh, O. W. K. Handayani, and D. R. Indriyanti, "Evaluasi Penatalaksanaan Gizi Balita Stunting Di Wilayah Kerja Puskesmas Sirampog," *Unnes J. Public Heal.*, vol. 6, no. 3, p. 189, 2017, doi: 10.15294/ujph.v6i3.11723.
- [8] M. A. Raihan, P. Haryandi, R. A. Subagja, R. Purnaminyan, and N. Chamidah, "Implementasi Seleksi Fitur dengan Backward Elimination untuk Klasifikasi Prediksi Perceraian," *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl.*, no. April, pp. 644–654, 2021.
- [9] D. Ariyanti and K. Iswardani, "Teks Mining untuk Klasifikasi Keluhan Masyarakat Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *IKRA-ITH Inform. J. Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 3, pp. 125–132, 2020.