Sistem Klasifikasi Status Gizi Bayi Balita Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*

Verliana Kiayi[a,] Moh. Ilyas Abas[b], Wahyudin Hasyim[c]

[abc]*Sistem Informasi, Universitas Muhammadiyah Gorontalo, Jl. Prof. Dr. Mansoer Pateda,Desa, Pentadio Timur. Kecamatan. Telaga Biru, Kabupaten. Gorontalo, Provinsi. Gorontalo, Indonesia, Email*
verliana28@gmail.com

ABSTRACT

VERLIANA KIAYI. *Classification System for Infant and Toddler Nutritional Status Using the Naïve Bayes Algorithm. Supervised by* MOH. ILYAS ABAS *as supervisor 1 and* WAHYUDIN HASYIM *as supervisor 2.*

Babies are children between the ages of 0 and 11 months, which is the swimming period of their development. The toddler years are a golden period where humans experience rapid growth and development. Nutritional assessments of infants and toddlers must be carried out regularly so that their health can be monitored properly. The aim of this research is to assess the nutritional status of infants under five by implementing the Naïve Bayes algorithm. The Naïve Bayes algorithm is a simple probabilistic-based classification algorithm based on the application of Bayes' theorem with strong independence assumptions. Using the Naïve Bayes algorithm in the nutritional status classification system for infants and toddlers, you can determine nutritional status with input based on training data obtained from previous experience. The attributes used consist of Age, Weight, Height. By using 700 data. The results of this research show that the Naïve Bayes algorithm can be implemented in the nutritional status classification system for toddlers and has good system performance with a performance value of 88.14%.

Keywords: Classification System, Toddler Nutrition, Naïve Bayes

ABSTRAK

VERLIANA KIAYI. Sistem Klasifikasi Status Gizi Bayi Balita Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes.* Dibimbing oleh MOH. ILYAS ABAS selaku pembimbing 1 dan WAHYUDIN HASYIM selaku pembimbing 2.

Bayi adalah anak-anak yang berusia antara 0 dan 11 bulan, yang merupakan masa renang perkembangan mereka. Masa balita merupakan masa emas di mana manusia mengalami pertumbuhan dan perkembangan yang cepat. Penilaian gizi bayi dan balita harus dilakukan secara teratur agar kesehatannya dapat dipantau dengan baik. Tujuan penelitian ini yaitu menilai status gizi bayi balita dengan mengimplementasikan algoritma *Naïve Bayes.* Algoritma *Naïve Bayes* merupakan algoritma klasifikasi berbasis probabilistik sederhana yang berdasar pada penerapan teorema Bayes dengan asumsi independensi yang kuat, menggunakan Algoritma *Naïve Bayes* pada sistem klasifikasi status gizi bayi balita, dapat mengetahui status gizi dengan input berdasarkan pada data pelatihan yang diperoleh dari pengalaman sebelumnya. Atribut yang digunakan terdiri dari Umur, Berat Badan, Tinggi Badan. Dengan menggunakan data sebanyak 700 data. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* dapat diimplementasikan pada sistem klasifikasi status gizi bayi balita dan memiliki kinerja sistem yang baik dengan nilai kinerja sebesar 88.14%..

Kata Kunci : Sistem Klasifikasi, Gizi Balita, *Naïve Bayes*

1. PENDAHULUAN

Kesehatan anak sangat mempengaruhi pertumbuhan dan perkembangan mereka. Sehingga sangat penting untuk memperhatikan sejak awal mulai dari kandungan. Anak-anak yang mendapatkan asupan gizi yang seimbang dan sehat akan berkembang menjadi individu yang berkualitas tinggi. Memelihara kesehatan anak bertujuan untuk mencegah penyakit yang dapat menganggu perkembangan pada anak [1].

Tumbuh kembang adalah proses yang berkelanjutan sejak konsepsi dan berlangsung sampai orang dewasa. Anak harus melalui tahap tumbuh kembang selama proses mencapai dewasa. Interaksi antara faktor genetik dan lingkungan memastikan bahwa potensi biologi seseorang berkembang secara optimal. Setiap anak memiliki karakteristik unik karena proses dan hasil akhir yang berbeda [2].

Sistem analisis yang dilakukan oleh pihak Puskesmas Limboto dan posyandu masih dilakukan dengan perhitungan matematis, menggunakan Kartu Menuju Sehat (KMS) untuk memantau status gizi balita, sehingga dapat memperlambat pekerjaan petugas posyandu dan pegawai puskesmas harus benar-benar teliti dalam menentukan status gizi pada balita. Di antara faktor-faktor yang menyebabkan kesalahan perhitungan dalam menentukan status gizi balita adalah banyaknya kasus yang ditangani, dan jumlah tenaga kerja yang terbatas. Oleh karena itu, untuk mendapatkan hasil yang akurat, harus ada metode yang digabungkan dengan ilmu komputer. Dalam dunia kesehatan, teknologi informasi sangat membantu dan memudahkan masalah. Para petugas posyandu dapat menggunakan teknologi informasi ini untuk menentukan status gizi bayi balita. Sehingga dapat mengurangi tingkat kesalahan dan hasil yang didapat memiliki akurasi kebenaran yang tinggi.

Dalam penelitian ini penulis bermaksud untuk membuat sistem klasifikasi status gizi bayi dan balita, dengan tujuan dapat memudahkan para petugas posyandu untuk mengklasifikasi status gizi balita sehingga data dibuat dengan cepat dan akurat. Selain itu, dapat menjadi lebih mudah bagi ahli gizi untuk memberikan rujukan agar pemberian Bahan Makanan Tambahan (BMT) pada balita dapat dilakukan dengan benar dengan mengidentifikasi status gizi yang baik dan buruk. Dalam sistem klasifikasi ini menggunakan metode *Naive Bayes* digunakan karena klasifikasi *Naive Bayes* mudah digunakan dan cepat, dan hasil probabilitasnya mendekati nilai keakuratan.

2. METODOLOGI

2.1 Penentuan Status Gizi

Dalam bidang kesehatan, parameter antropometri yang digunakan untuk mengukur status gizi pada seseorang. Antropometri digunakan untuk mengukur tingkat gizi seseorang dengan berbagai parameter. Ukuran tubuh manusia termasuk berat badan, tinggi badan, dan umur [3].

Menurut Peraturan [4] menetapkan bahwa Untuk menentukan status gizi anak, Standar Antropometri Anak digunakan untuk membandingkan hasil pengukuran anak sesuai dengan Standar Antropometri Anak.

Tabel 1. Kategori dan Ambang Batas Status Gizi Anak

Indeks	Kategori Status Gizi	Ambang Batas (Z-Score)
Berat Badan menurut Umur **(BB/U)**	Berat badan sangat kurang	<-3 SD
	Berat badan kurang	-3 SD sd <-2SD
	Berat badan normal	-2 SD sd +1 SD
	Risiko berat badan lebih	>+1 SD
Tinggi Badan menurut Umur **(TB/U)**	Sangat pendek	<-3 SD
	Pendek	-3 SD sd <-2 SD
	Normal	-2 SD sd +3 SD
	Tinggi	>+3 SD
Berat Badan menurut Tinggi Badan **(BB/TB)**	Gizi buruk	<-3 SD
	Gizi kurang	-3 SD sd <-2 SD
	Gizi baik	-2 SD sd +1 SD
	Risiko gizi lebih	>+1 SD sd +2 SD
	Gizi lebih	>+2 SD sd +3 SD
	Obesitas	>+3 SD

(sumber : Permenkes, 2020)

2.2 Klasifikasi

Menurut (Dunham, 2003) klasifikasi ialah salah satu teknik pengolahan data yang dikenal sebagai klasifikasi memetakan data dalam kelas atau kelompok yang sudah ditentukan sebelumnya. Klasifikasi adalah pendekatan pembelajaran yang diawasi yang menggunakan data pembelajaran yang dilabelkan untuk menghasilkan aturan yang mengklasifikasikan data yang diuji ke dalam kelas atau kelompok yang telah ditentukan sebelumnya [5].

2.3 Sistem

Menurut Tata Sutabari (2012:3) sistem didefinisikan sebagai himpunan atau kumpulan dari bagian, elemen, atau variabel yang saling terintegrasi dan bergantungan [6].

Menurut Fatansyah (2015:11) dalam jurnal [7] bahwa "Sistem merupakan tata letak yang terdiri dari sejumlah elemen yang saling berhubungan dengan tugas khusus dan satuan fungsi untuk melakukan suatu proses tertentu".

2.4 Data Mining

Menurut (Suntoro, 2019) dikutip oleh [8] *data mining* adalah proses mengumpulkan informasi dari basis data yang sangat besar dan harus diekstraksi untuk menjadi informasi baru dan bermanfaat dalam proses pembuatan keputusan.

Data mining adalah bagian dari proses penemuan pengetahuan dalam basis data dan digunakan untuk mengambil pola dan informasi untuk menemukan hubungan antara data dan mengelompokkan objek ke dalam satu atau lebih kelompok sehingga mereka memiliki kesamaan yang tinggi satu sama lain [9]

2.5 RapidMiner

Menurut (Aprilia, 2012) RapidMiner awalnya dibuat sebagai YALE (*Yet Another Learning Environtment)* oleh RalfKlinKemberg, Ingo Mierswa, dan Simon Fircher di Artifical Intellegence Unit dari University of Dormunt. RapidMiner

tersedia di bawah lisensi AGPL (GNU *General Public License)*. Hingga saat ini telah ribuan aplikasi telah dikembangkan menggunakan RapidMiner di lebih dari 40 negara. RapidMiner adalah *software open source* untuk data mining karena *software ini* sudah termuka di dunia. RapidMiner memegang peringkat pertama sebagai *software* data mining pada *polling* oleh Knuggets, sebuah portal data mining pada tahun 2010-2011 [10].

2.6 Algoritma *Naïve Bayes*

Menurut (Saleh, 2005) metode *Naive Bayes* adalah teknik pengklasifikasian yang sangat sederhana yang menggunakan metode probabilitas dan statistik yang diciptakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes. Ini memulai dengan mengklasifikasikan atribut dan menghitung nilai probabilitas dan kemungkinan maksimum untuk setiap atribut [11].

1. Probabilitas *Prior*

   Persamaan probabilitas *prior*, yaitu:

$$P(H) = \frac{Nj}{N}$$

   Keterangan :

   Nj : Jumlah data pada suatu class.

   N : Jumlah total data

2. Probabilitas *Posterior*

   Contoh umum dari teorema Bayes adalah sebagai berikut :

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

   Dimana :

   X : Data dengan kelas yang belum diketahui.

   H : Dengan hipotesis bahwa data X merupakan kelas spesifik.

   P(H|X) : Adalah probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X.

   P(H) : Probabilitas hipotesis H.

   P(X|H) : Probabilitas X berdasarkan kondisi hipotesis H.

   P(X) : Probabilitas dari X

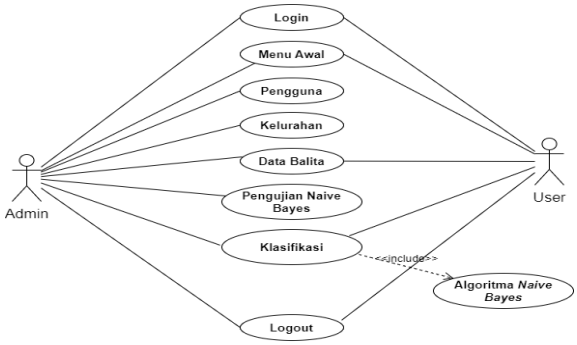
Nilai probabilitas sampel dalam satu *class* dan nilai probabilitas sampel dalam *class* lain dapat dibandingkan untuk menentukan kelas. Nilai *posterior* dari masing-masing *class* dibandingkan, dan *class* dengan nilai *posterior* tertinggi dianggap yang paling cocok untuk sampel.

2.7 UML *(Unified Modeling Language)*

Menurut Hendini (2016) UML (*Unified Modelling Language)* adalah bahasa standar yang digunakan untuk mendokumentasikan, menspesifikasikan, dan membangun perangkat lunak. UML adalah metodologi pengembangan sistem berorientasi objek dan sumber dukungan pembuatan sistem [12].

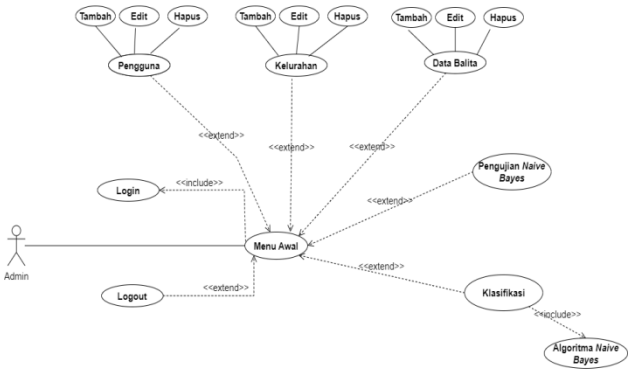
2.8 Analisis Sistem

1. *Use Case* Diagram sistem yang diusulkan



Gambar 1. *Use Case* diagram usulan

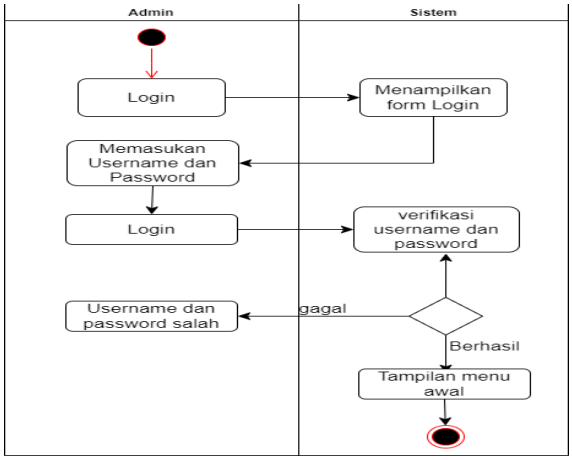
2. *Use Case* Diagram admin



Gambar 2. *Use Case* Diagram Admin

Berdasarkan gambar, ini menjelaskan secara keseluruhan fungsi admin yang dapat dilakukan untuk sistem yang akan dirancang.

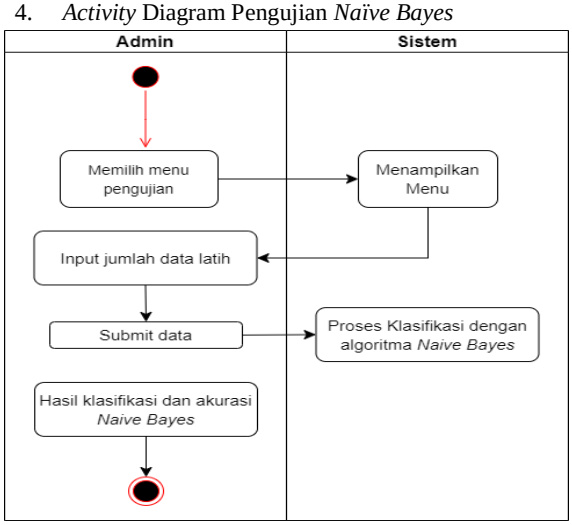
3. *Activity* Diagram *Login*



Gambar 3. *Activity* Diagram *Login*

Gambar di atas menunjukkan proses *login* admin, admin memasukkan *username* dan *password*, kemudian klik tombol *login*. Sistem akan memverifikasi *username* dan *password*, jika gagal akan menampilkan pesan *username* dan *password* salah, dan jika benar akan menampilkan menu awal.

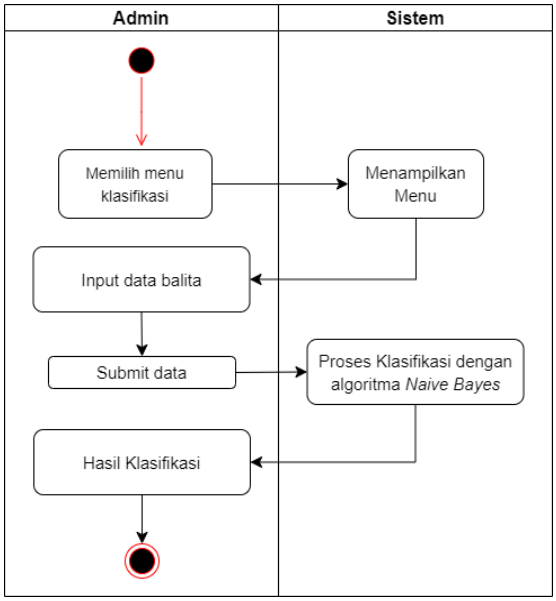
4. *Activity* Diagram Pengujian *Naïve Bayes*



Gambar 4. *Activity* Diagram Pengujian *Naïve Bayes*

Berdasarkan gambar 4 menjelaskan proses pengujian *naïve bayes* di mana admin memilih menu pengujian kemudian sistem akan menampilkan menu proses pengujian, kemudian admin memasukan jumlah data latih dan *submit* data kemudian sistem akan melakukan proses perhitungan klasifikasi *naïve bayes*. Selanjutnya admin dapat melihat hasil klasifikasi dan nilai akurasi *naïve bayes*.

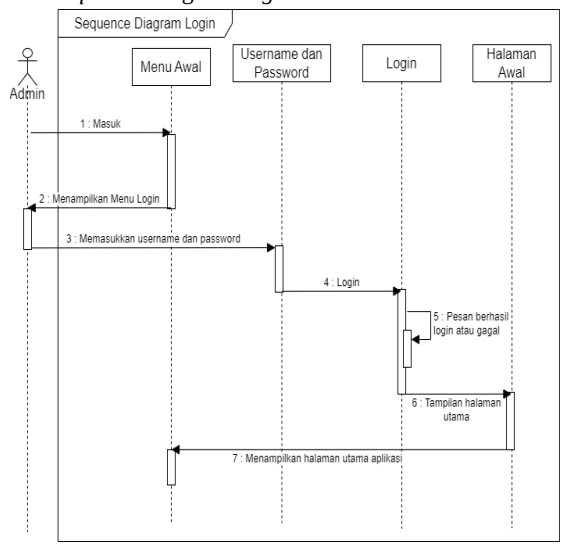
5. *Activity* Diagram Klasifikasi



Gambar 5. *Activity* Diagram Klasifikasi

Gambar di atas menunjukan tentang proses klasifikasi status gizi pada balita dimana admin memilih menu klasifikasi kemudian sistem akan menampilkan halaman menu, selanjutnya admin akan mengisi data balita kemudian menekan tombol submit dan sistem akan melakukan proses klasifikasi pada status gizi balita kemudian sistem akan menampilkan hasil dari klasifikasi.

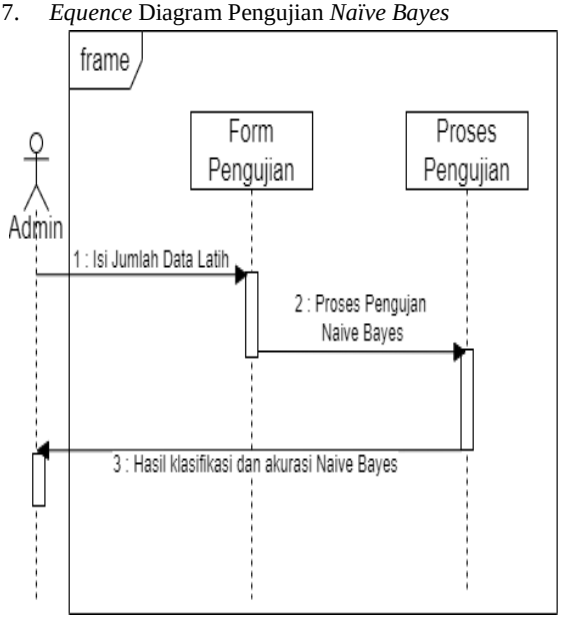
6. *Sequence* Diagram *Login* Admin



Gambar 6. *Sequence* Diagram *Login* Admin

Gambar di atas menjelaskan proses *login* admin di mana admin akan masuk terlebih dahulu kemudian admin akan ke menu awal. Selanjutnya admin akan memasukkan *username* dan *password* kemudian klik tombol *login*. Selanjutnya sistem akan melakukan validasi pesan berhasil atau gagal *login*, jika gagal maka akan ke tampilan awal, jika berhasil maka akan menampilkan halaman utama aplikasi.

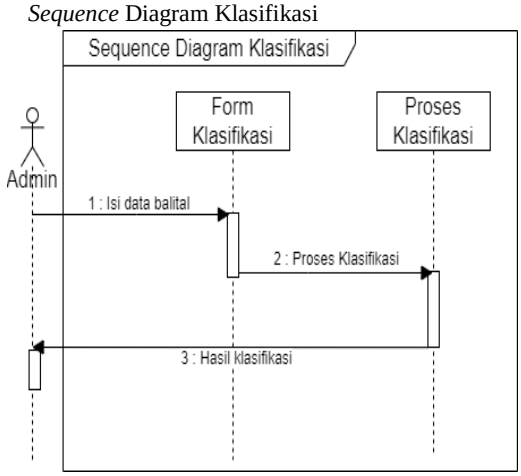
7. *Equence* Diagram Pengujian *Naïve Bayes*



Gambar 7. *Sequence* Diagram Pengujian *Naïve Bayes*

Gambar di atas menjelaskan proses pengujian *naïve bayes* di mana admin memasukan jumlah data latih kemudian sistem akan melakukan proses pengujian *naïve bayes*. Selanjutnya sistem menampilkan hasil klasifikasi dan akurasi *naive bayes*.

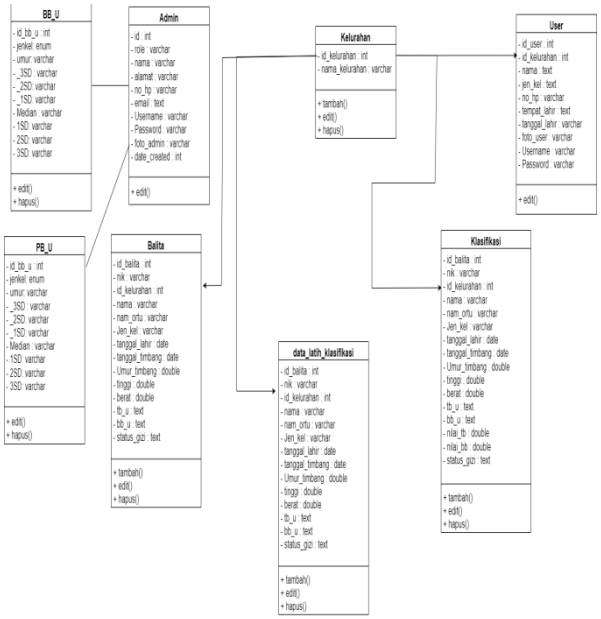
8. *Sequence* Diagram Klasifikasi



Gambar 8. *Sequence* Diagram Klasifikasi

Gambar di atas menjelaskan proses klasifikasi status gizi balita di mana admin mengisi data balita kemudian sistem melakukan proses pengklasifikasian status gizi pada balita kemudian sistem menampilkan hasil klasifikasi status gizi balita.

9. *Class Diagram*



Gambar 9. *Class* Diagram

Class Diagram menjelaskan berbagai nama *class*, atribut dan operasi yang ada didalam aplikasi sistem klasifikasi.

2.9 Pengumpulan Data

Data balita yang diperoleh digunakan dalam penelitian ini dari Pusat Kesehatan Masyarakat Limboto mengenai karakteristik kondisi status gizi balita sebanyak 700 balita beusia 0 – 59 bulan disajikan dalam tabel berikut

Tabel 2. Data Awal

No	Umur (Bulan)	Berat Badan (Kg)	Tinggi Badan (Cm)	Status
1	18	8.5	74	Gizi Baik
2	4	6.1	64	Gizi Baik
3	3	3.5	56	Gizi Baik
4	3	4.9	57	Gizi Baik
5	27	10.1	85	Gizi Baik
6	48	13	100	Gizi Baik
7	11	8.5	75	Gizi Baik
8	10	8.7	74	Gizi Baik
9	9	9.8	70	Risiko Gizi Lebih
10	8	7.8	73	Gizi Baik
…	….	….	….	…..
699	36	13.3	89	Gizi Baik
700	6	7.6	67	Gizi Baik

Tabel di atas merupakan data awal atau data mentah yang belum melalui proses pembersihan.

Tabel 3. Data Hasil Normalisasi

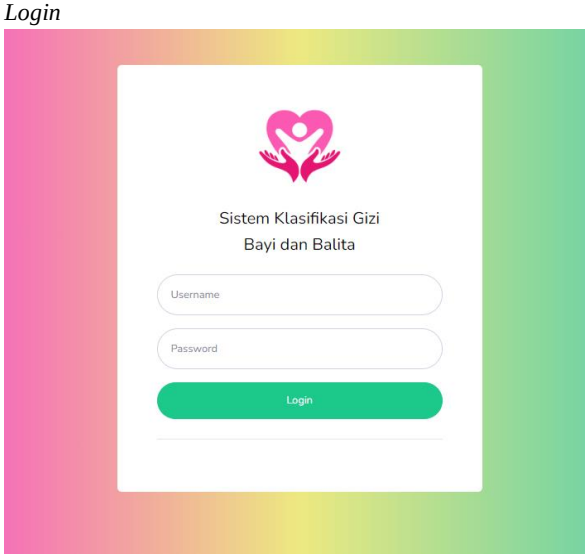
No	Umur (Bulan)	Berat Badan (Kg)	Tinggi Badan (Cm)	Status Gizi
1	Balita	Kurang	Pendek	Gizi Baik
2	Bayi	Berat badan normal	Normal	Gizi Baik
3	Bayi	Sangat Kurang	Normal	Gizi Buruk
4	Bayi	Berat badan normal	Normal	Gizi Baik
5	Balita	Berat badan normal	Normal	Gizi Baik
6	Balita	Berat badan normal	Normal	Gizi Baik
7	Bayi	Berat badan normal	Normal	Gizi Baik
8	Bayi	Berat badan normal	Normal	Gizi Baik
9	Bayi	Risiko Lebih	Normal	Risiko Gizi Lebih
10	Bayi	Berat badan normal	Normal	Gizi Baik
…	…	…	…	…
699	Bayi	Berat badan normal	Normal	Gizi Baik
700	Bayi	Berat badan normal	Normal	Gizi Baik

Tabel di atas merupakan hasil dari data awal yang sudah di normalisasi, yaitu atribut yang dianggap tidak berpengaruh dalam perhitungan data telah dihilangkan. Dimana nilai yang digunakan berdasarkan standar antropometri anak.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

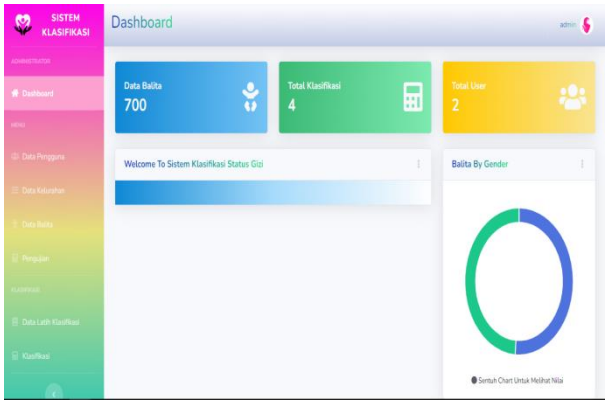
3.1 MANUAL PROGRAM

1. *Login*



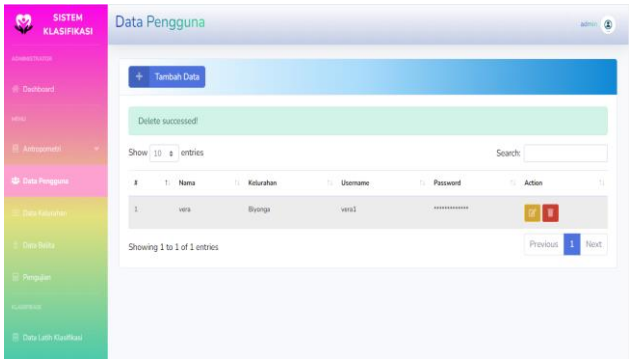
Gambar 10. Tampilan *Form Login*

2. Beranda



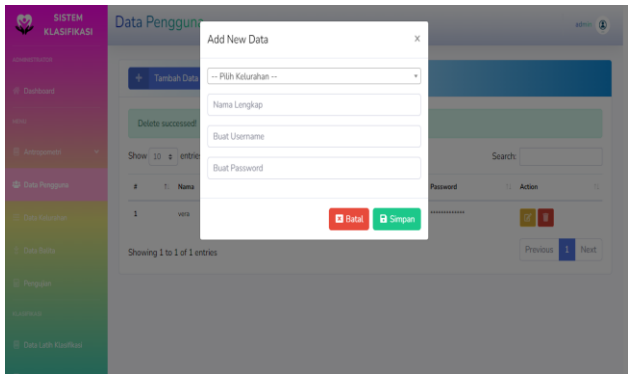
Gambar 11. Tampilan Halaman Beranda

3. Halaman Data Pengguna



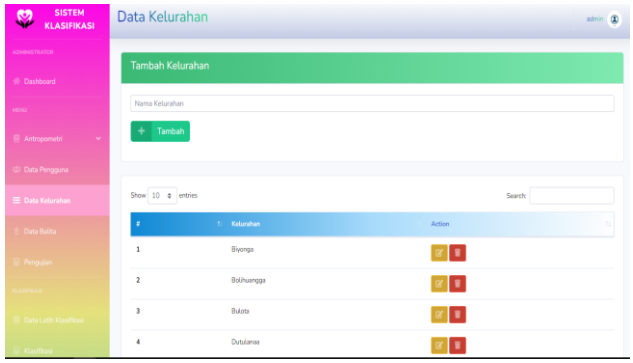
Gambar 12. Halaman Data Pengguna

4. Halaman Tambah Data Pengguna



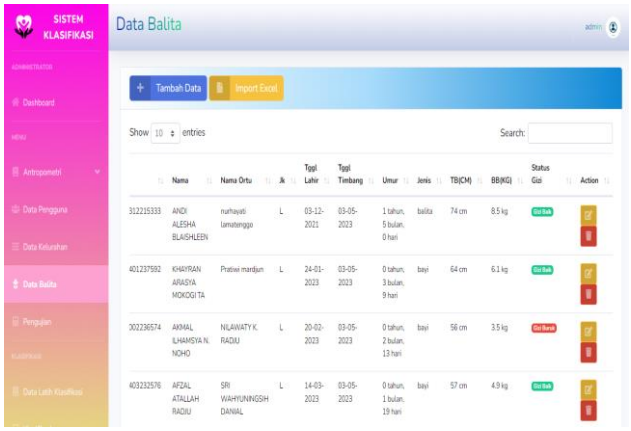
Gambar 13. Halaman Tambah Data Pengguna

5. Halaman Data Kelurahan



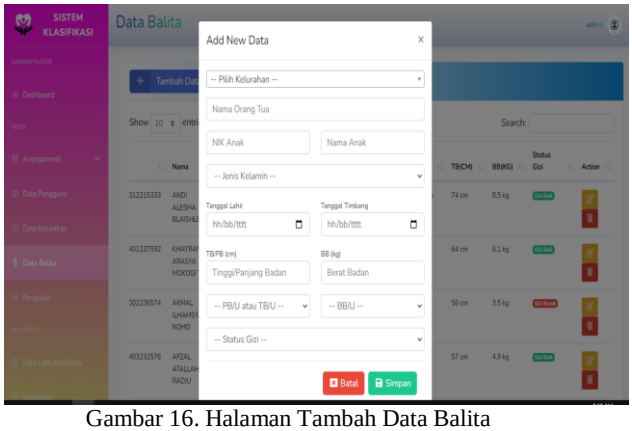
Gambar 14. Halaman Data Kelurahan

6. Halaman Data Balita



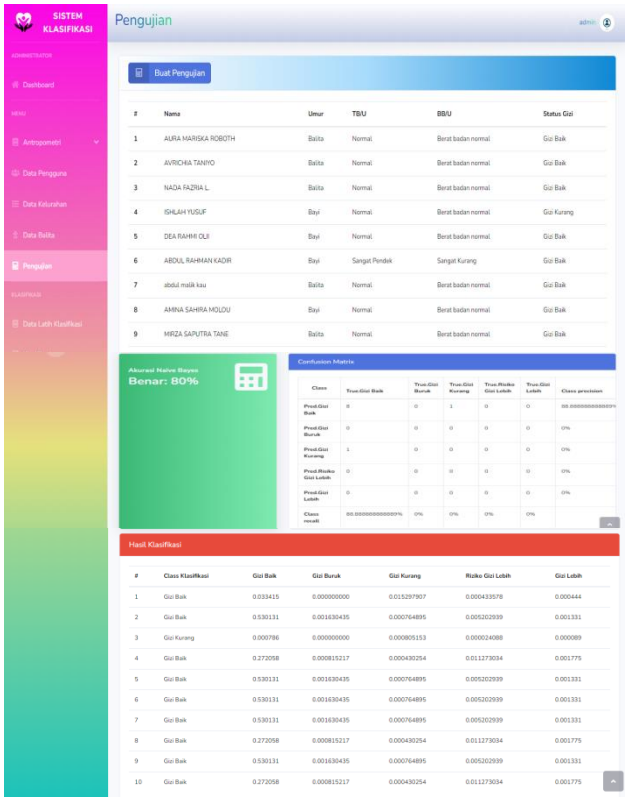
Gambar 15. Halaman Data Balita

7. Halaman Tambah Data Balita



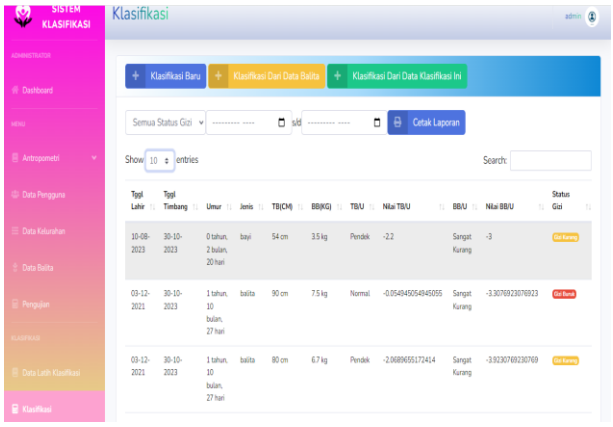
Gambar 16. Halaman Tambah Data Balita

8. Halaman Pengujian



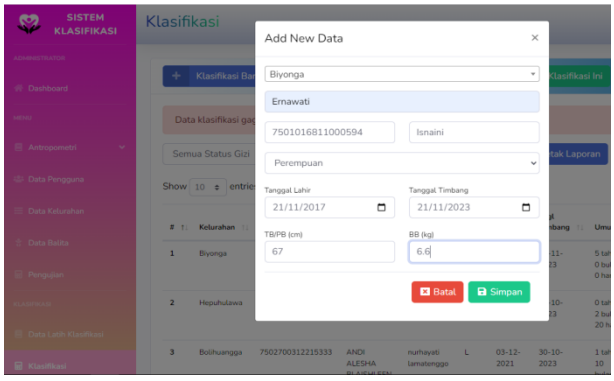
Gambar 17. Tampilan Halaman Pengujian

9. Halaman Klasifikasi



Gambar 18. Tampilan Halaman Klasifikasi

10. Halaman Tambah Data Klasifikasi



Gambar 19. Tampilan Tambah Data Klasifikasi

3.2 Contoh Perhitungan Algrotirma *Naïve Bayes*

Peneliti menggunakan algoritma *naïve bayes* untuk melakukan klasifikasi dengan menggunakan sampel 25 data latih dan 1 data uji. Dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4. Data Training dan Testing

No	Umur	BB	TB	Status Gizi	Ket
1	Balita	Berat badan normal	Normal	Gizi Baik	*Training*
2	Balita	Kurang	Sangat Pendek	Gizi Baik	*Training*
3	Bayi	Kurang	Sangat Pendek	Gizi Baik	*Training*
4	Balita	Kurang	Normal	Gizi Baik	*Training*
5	Balita	Berat badan normal	Normal	Gizi Baik	*Training*
6	Bayi	Berat badan normal	Tinggi	Gizi Buruk	*Training*
7	Balita	Sangat Kurang	Normal	Gizi Buruk	*Training*
8	Bayi	Sangat Kurang	Normal	Gizi Buruk	*Training*
9	Balita	Sangat Kurang	Normal	Gizi Buruk	*Training*
10	Bayi	Sangat Kurang	Normal	Gizi Buruk	*Training*
11	Bayi	Kurang	Normal	Gizi Kurang	*Training*
12	Balita	Kurang	Pendek	Gizi Kurang	*Training*
13	Balita	Sangat Kurang	Pendek	Gizi Kurang	*Training*
14	Bayi	Sangat Kurang	Pendek	Gizi Kurang	*Training*
15	Balita	Sangat Kurang	Pendek	Gizi Kurang	*Training*
16	Bayi	Kurang	Sangat Pendek	Risiko Gizi Lebih	*Training*
17	Balita	Berat badan normal	Normal	Risiko Gizi Lebih	*Training*
18	Bayi	Berat badan normal	Normal	Risiko Gizi Lebih	*Training*

No	Umur	BB	TB	Status Gizi	Ket
19	Balita	Risiko Lebih	Normal	Risiko Gizi Lebih	*Training*
20	Bayi	Risiko Lebih	Normal	Risiko Gizi Lebih	*Training*
21	Balita	Risiko Lebih	Normal	Gizi Lebih	*Training*
22	Balita	Berat badan normal	Normal	Gizi Lebih	*Training*
23	Bayi	Berat badan normal	Normal	Gizi Lebih	*Training*
24	Bayi	Risiko Lebih	Pendek	Gizi Lebih	*Training*
25	Bayi	Kurang	Sangat Pendek	Gizi Lebih	*Training*
26	Balita	Kurang	Pendek	?	*Testing*

Berdasarkan tabel jumlah *training* digunakan pada percobaan dengan menggunakan algoritma *naïve bayes* dengan 25 data *training* sampel dan 1 data *testing*. Dengan menggunakan rumus pada 2.6 untuk menghitung probabilitas masing-masing kategori sebagai berikut.

1. Menghitung jumlah class/label
   P (Y = Gizi Baik) = 5/25 " jumlah data gizi baik dibagi dengan jumlah keseluruhan data".
   P (Y = Gizi Buruk) = 5/25 "jumlah data gizi buruk dibagi dengan jumlah keseluruhan data".
   P (Y = Gizi Kurang) = 5/25 " jumlah data gizi kurang dibagi dengan jumlah keselurahan data".
   P (Y = Risiko Gizi Lebih) = 5/25 "jumlah data risiko gizi lebih dibagi dengan jumlah keselurahn data".
   P (Y = Gizi Lebih) = 5/25 "jumlah data gizi lebih dibagi dengan jumlah keseluruhan data".
2. Menghitung jumlah kasus yang sama dengan *class* yang sama.
   P (Umur = Bayi|Y= Gizi Baik) = 1/5
   P (Umur = Bayi|Y= Gizi Buruk) = 3/5
   P (Umur = Bayi||Y= Gizi Kurang) = 2/5
   P (Umur = Bayi|Y= Risiko Gizi Lebih) = 3/5
   P (Umur = Bayi|Y= Gizi Lebih) = 4/5
   P (Umur = Balita|Y= Gizi Baik) = 4/5
   P (Umur = Balita|Y= Gizi Buruk) = 2/5
   P (Umur = Balita|Y= Gizi Kurang) = 3/5
   P (Umur = Balita|Y=R isiko Gizi Lebih) = 2/5
   P (Umur = Balita|Y= Gizi Lebih) = 2/5
   P (BB = Sangat Kurang|Y= Gizi Baik) = 05
   P (BB = Sangat Kurang|Y= Gizi Buruk) = 4/5
   P (BB = Sangat Kurang|Y= Gizi Kurang) = 3/5
   P (BB = Sangat Kurang |Y= Risiko Gizi Lebih) = 0/5
   P (BB = Sangat Kurang |Y= Gizi Lebih) = 0/5
   P (BB = Kurang|Y= Gizi Baik) = 3/5
   P (BB = Kurang|Y= Gizi Buruk) = 0/5
   P (BB = Kurang|Y= Gizi Kurang) = 2/5
   P (BB = Kurang|Y= Risiko Gizi Lebih) = 1/5
   P (BB = Kurang|Y= Gizi Lebih) = 1/5
   P (BB = Berat Badan Normal|Y= Gizi Baik) = 2/5
   P (BB = Berat Badan Normal|Y= Gizi Buruk) = 1/5
   P (BB = Berat Badan Normal|Y= Gizi Kurang) = 0/5
   P (BB = Berat Badan Normal|Y= Risiko Gizi Lebih) = 2/5
   P (BB = Berat Badan Normal|Y= Gizi Lebih) = 1/5
   P (BB = Risiko Lebih|Y= Gizi Baik) = 0/5
   P (BB = Risiko Lebih|Y= Gizi Buruk) = 0/5
   P (BB = Risiko Lebih|Y= Gizi Kurang) = 0/5
   P (BB = Risiko Lebih|Y= Risiko Gizi Lebih) = 2/5
   P (BB = Risiko Lebih|Y= Gizi Lebih) = 2/5
   P (TB = Sangat Pendek|Y= Gizi Baik) = 2/5
   P (TB = Sangat Pendek|Y= Gizi Buruk) = 0/5
   P (TB = Sangat Pendek|Y= Gizi Kurang) = 0/5
   P (TB = Sangat Pendek|Y= Risiko Gizi Lebih) = 1/5
   P (TB = Sangat Pendek|Y= Gizi Lebih) = 1/5
   P (TB = Pendek|Y= Gizi Baik) = 0/5
   P (TB = Pendek|Y= Gizi Buruk) = 0/5
   P (TB = Pendek|Y= Gizi Kurang) = 4/5
   P (TB = Pendek|Y= Risiko Gizi Lebih) = 0/5
   P (TB = Pendek|Y= Gizi Lebih) = 1/5
   P (TB = Normal|Y= Gizi Baik) = 3/5
   P (TB = Normal|Y= Gizi Buruk) = 4/5
   P (TB = Normal|Y= Gizi Kurang) = 1/5
   P (TB = Normal|Y= Risiko Gizi Lebih) = 4/5
   P (TB = Normal|Y= Gizi Lebih) = 3/5
   P (TB = Tinggi|Y= Gizi Baik) = 0/5
   P (TB = Tinggi|Y= Gizi Buruk) = 1/5
   P (TB = Tinggi|Y= Gizi Kurang) = 0/5
   P (TB = Tinggi|Y= Risiko Gizi Lebih) = 0/5
   P (TB = Tinggi|Y= Gizi Lebih) = 0/5
3. Setelah itu kalikan semua hasil disetiap variabel.
   a. Hasil Gizi Baik
      P(Y=Gizi Baik) * P(Umur=Balita|Y=Gizi Baik) * P(BB=Kurang|Y=Gizi Baik) * P(TB=Pendek|Y=Gizi Baik)
      $= \frac{5}{25} \text{x} \frac{4}{5} \text{x} \frac{3}{5} \text{x} \frac{0}{5}$
      = 0,2 x 0,8 x 0,6 x 0
      = 0

   b. Hasil Gizi Buruk
      P(Y=Gizi Buruk) * P(Umur=Balita|Y=Gizi Buruk) * P(BB=Kurang|Y=Gizi Buruk) * P(TB=Pendek|Y=Gizi Buruk)
      $= \frac{5}{25} \text{ x } \frac{2}{5} \text{ x } \frac{0}{5} \text{ x } \frac{0}{5}$
      = 0,2 x 0,4 x 0 x 0
      = 0

   c. Hasil Gizi Kurang
      P(Y= Gizi Kurang) * P(Umur=Balita|Y=Gizi Kurang) * P(BB=Kurang|Y=Gizi Kurang) * P(TB=Pendek|Y=Gizi Kurang)
      $= \frac{5}{25} \text{ x } \frac{3}{5} \text{ x } \frac{2}{4} \text{ x } \frac{4}{5}$
      =0,2 x 0,6 x 0,5 * 08
      = 0,0384

d. Hasil Risiko Gizi Lebih
P(Y=Risiko Gizi Lebih) * P(Umur=Balita|Y=Risiko Gizi Lebih) * P(BB=Kurang|Y=Risiko Gizi Lebih) * P(TB=Pendek|Y=Risiko Gizi Lebih)

$= \frac{5}{25} \text{ x } \frac{2}{5} \text{ x} \frac{1}{5} \text{ x} \frac{0}{5}$

=0,2 x 0,4 x 0,2 x 0

= 0

e. Hasil Gizi Lebih
P(Y=Gizi Lebih) * P(Umur=Balita|Y=Gizi Lebih) * P(BB=Kurang|Y= Gizi Lebih) * P(TB=Pendek|Y=Gizi Lebih)

$= \frac{5}{25} \text{ x } \frac{2}{5} \text{ x} \frac{1}{5} \text{ x} \frac{1}{5}$

=0,2 x 0,4 x 0,2 x 0,2

= 0.0032

4. Bandingkan hasil *class* status gizi baik, gizi buruk, gizi kurang, risiko gizi lebih, dan gizi lebih dari hasil di atas, terlihat bahwa hasil klasifikasi dari data di atas yaitu dengan klasifikasi status "**Gizi Kurang"** dengan nilai probabilitas 0,0384 karena hasil dari normalisasi nilai probabilitas tertinggi ada pada kelas gizi kurang.

3.1 Pengujian Data Algoritma *Naïve Bayes* Menggunakan *Tool* Rapidminer

Data set yang digunakan terdiri dari 700 data bayi dan balita berusia 0 -59 bulan yang merupakan jumlah status gizi pada bayi dan balita sudah ada sebelumnya.

Tabel 5. Pengujian Data *Naïve Bayes*

	True Gizi Baik	*True* Gizi Buruk	*True* Risiko Gizi Lebih	*True* Gizi Kurang	*True* Gizi Lebih	*Class precision*
Pred. Gizi Baik	613	7	15	21	6	92.60%
Pred. Gizi Buruk	0	0	0	3	0	0%
Pred. Risiko Gizi Lebih	4	1	3	0	1	33.33%
Pred. Gizi Kurang	23	1	1	1	1	3.85%
Pred. Gizi Lebih	0	0	0	0	0	0.00%
Class recall	95.78%	0%	15.79%	4.00%	0.00%	

Tabel 24 merupakan hasil dari pengujian algoritma *Naïve Bayes* menggunakan Rapidminer dengan jumlah *true* Gizi Baik adalah 613 diklasifikasikan Gizi Baik, 7 *true* Gizi Buruk diklasifikasikan Gizi Baik, 15 *true* Risiko Gizi Lebih diklasifikasikan Gizi Baik, 21 *true* gizi Kurang diklasifikasikan Gizi Baik, 0 *true* Gizi Buruk diklasifikasikan Gizi Buruk, 3 *true* Risiko Gizi Lebih diklasifikasikan Risiko Gizi Lebih, 1 *true* Gizi Kurang diklasifikasikan Gizi Kurang, 23 *true* Gizi baik diklasifikasikan Gizi Kurang. Berdasarkan tabel 23 menunjukan bahwa tingkat akurasi dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* sebesar 88.14%.

4. KESIMPULAN

Dengan menggunakan Algoritma *Naive Bayes* untuk mengembangkan Sistem Klasifikasi Status Gizi Bayi Balita,maka dapat ditarik suatu kesimpulan :

1. Algoritma *Naïve Bayes* dapat melakukan klasikasi status gizi bayi balita. Berdasarkan pengujian yang dilakukan pada setiap jumlah data training maupun data testing, didapatkan hasil status gizi baik sebanyak 613, gizi buruk sebanyak 0, gizi kurang sebanyak 1, risiko gizi lebih sebanyak 3, gizi lebih sebanyak 0 dengan nilai akurasi 88.14% dan nilai error sebesar 11.86% dari 7 *true* gizi buruk diklasifikasi gizi baik, 4 *true* gizi baik diklasifikasikan risiko gizi lebih, 23 *true* gizi baik diklasifikasikan gizi kurang, 1 *true* gizi buruk diklasifikasikan risiko gizi lebih, 1 *true* gizi buruk diklasifikasikan gizi kurang, 15 *true* risiko gizi lebih diklasifikasikan gizi baik, 1 *true* risiko gizi lebih diklasifikasikan gizi kurang, 21 *true* gizi kurang diklasifikasikan gizi baik, 3 *true* gizi kurang diklasifikasikan buruk, 6 *true* gizi lebih diklasifikasikan gizi baik, 1 *true* gizi lebih diklasifikasikan risiko gizi lebih. Dapat dilihat bahwa algoritma *Naïve Bayes* dapat dilakukan untuk menentukan status gizi bayi balita.
2. Berdasarkan hasil olahan data pada excel dan rapidminer menggunakan 700 data dibagi menjadi 690 data latih dan 10 sebagai data uji memperoleh hasil yang sama, dengan nilai akurasi sebesar 80%.
3. Berdasarkan hasil dari data awal dan olahan data klasifikasi pada rapidminer diperoleh hasil data awal sebesar 640 di antaranya gizi baik, 9 di antaranya gizi buruk, 25 di antaranya gizi kurang, 19 di antaranya mengalami risiko gizi lebih dan 7 bayi balita lainnya gizi lebih, sedangkan pada rapidminer diperoleh hasil status gizi baik sebanyak 613, gizi buruk sebanyak 0, gizi kurang sebanyak 1, risiko gizi lebih sebanyak 3, gizi lebih sebanyak 0. Maka dapat disimpulkan hasil dari klasifikasi sangat berbeda dengan data awal yang sudah ada sebelumnya.
4. Algoritma *Naïve* Bayes memiliki tingkat akurasi yang baik dari hasil pengolahan data yang telah dilakukan.

DAFTAR PUSTAKA

[1] J. Jurnal and A. Bhakti, "DINI SEBAGAI UPAYA DETEKSI DINI TUMBUH KEMBANG ANAK DI PAUD / TK ABA BLIGO KECAMATAN BUARAN KABUPATEN PEKALONGAN Anak usia dini adalah anak yang berusia antara 3-6 tahun . Sedangkan hakikat

anak usia dini adalah sebagai individu yang unik dimana ia memili," vol. 2, no. 1, pp. 1–10, 2021.

[2] Y. P. 2020 Enny Fitriahadi, "Faktor Yang Mempengaruhi Perkembangan Anak Usia 3-6 Tahun Di Posyandu Wilayah Kerja Puskesmas Tinggede, Kecamatan Marawola Kabupaten Sigi Sulawesi Tengah Indonesia," vol. 13, no. October 2019, pp. 61–67, 2020.

[3] L. A. Budiman *et al.*, "Analisis Status Gizi Menggunakan Pengukuran Indeks Massa Tubuh dan Beban Kerja dengan Metode 10 Denyut pada Tenaga Kesehatan," *Nutr. Nutr. Res. Dev. J.*, vol. 1, no. 1, pp. 6–15, 2021, doi: 10.15294/nutrizione.v1i1.48359.

[4] Permenkes, "Peraturan Permenkes 2 Tahun 2020," vol. 21, no. 1, pp. 1–9, 2020.

[5] P. B. N. Setio, D. R. S. Saputro, and Bowo Winarno, "Klasifikasi Dengan Pohon Keputusan Berbasis Algoritme C4.5," *Prism. Pros. Semin. Nas. Mat.*, vol. 3, pp. 64–71, 2020.

[6] R. Hamdani, "Sistem Informasi Penyediaan Atk Pada Stmik Pelita Nusantara Medan," *J. Inform. Pelita Nusant.*, vol. 4, no. 1, pp. 64–70, 2019.

[7] G. Permadi, I. M. Lina, I. Komputer, T. Informatika, U. I. Pgri, and J. Selatan, "Perancangan Sistem Informasi Simpan Pinjam Pada Koperasi Nusantara Berbasis Java Design Of Save And Loan Information System On Koperasi Nusantara Based On Java," no. September, pp. 1704–1713, 2022.

[8] A. Kukuh Wahyudi, N. Azizah, and H. Saputro, "Data Mining Klasifikasi Kepribadian Siswa Smp Negeri 5 Jepara Menggunakan Metode Decision Tree Algoritma C4.5," *J. Inf. Syst. Comput.*, vol. 2, no. 2, pp. 8–13, 2022, doi: 10.34001/jister.v2i2.392.

[9] P. M. S. Tarigan, J. T. Hardinata, H. Qurniawan, M. Safii, and R. Winanjaya, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang," *J. Janitra Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 9–19, 2022, doi: 10.25008/janitra.v2i1.142.

[10] A. Muhidin and Liswanti, "Klasifikasi Penduduk Tidak Mampu Desa Mandiraha Wetan Menggunakan Algoritma C4.5," *J. Pelitabangsa*, vol. 9, no. 3, pp. 13–18, 2019.

[11] R. Y. Hayuningtyas, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes untuk Rekomendasi Pakaian Wanita," *J. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 18–22, 2019, doi: 10.31294/ji.v6i1.4685.

[12] Muhammad and I. S. Ananda, "Rancang bangun sistem informasi pendaftaran pasien rawat jalan pada rumah sakit universitas riau," *J. Intra Tech*, vol. 4, no. 1, pp. 39–52, 2020.

BIODATA PENULIS



Penulis di lahirkan di Kecamatan Limboto, Kabupaten Gorontalo, Provinsi Gorontalo pada tanggal 28 November 2000 dari Ayah Hamid Kiyai dan Ibu Asma Nusi. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara. Penulis mengawali pendidikan Sekolah Dasar di SDN 13 Limboto tahun 2007-2013.

Pada tahun 2013 penulis melanjutkan pendidikan kejenjang Sekolah Menengah Pertama yaitu di SMP Negeri 1 Limboto pada tahun 2013-2016, dan masuk ke tingkat Sekolah Menengah Kejuruan di SMK N 1 Limboto Kabupaten Gorontalo pada tahun 2016-2019. Pada tahun 2019 penulis diterima di Fakultas Sains dan Ilmu Komputer Perguruan Tinggi Swasta Universitas Muhammadiyah Gorontalo. Selama perkuliahan penulis aktif dalam beberapa kegiatan kurikulum maupun ekstrakulikuler.