

**IMPLEMENTASI ALGORITMA GAUSSIAN NAIVE BAYES DALAM
KLASIFIKASI STATUS GIZI PADA BALITA DI KOTA SAMARINDA**

SKRIPSI

**Diajukan oleh:
HERY KURNIAWAN
2011102441015**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH KALIMANTAN TIMUR
JULI 2024**

IMPLEMENTASI ALGORITMA GAUSSIAN NAIVE BAYES DALAM KLASIFIKASI STATUS GIZI PADA BALITA DI KOTA SAMARINDA

SKRIPSI

Diajukan Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana S1
Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur

Diajukan oleh:
HERY KURNIAWAN
2011102441015



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH KALIMANTAN TIMUR
JULI 2024**

LEMBAR PERSETUJUAN

LEMBAR PERSETUJUAN

IMPLEMENTASI ALGORITMA GAUSSIAN NAIVE BAYES DALAM KLASIFIKASI STATUS GIZI PADA BALITA DI KOTA SAMARINDA

SKRIPSI

Diajukan oleh:

Hery Kurniawan
2011102441015

Disetujui untuk diujikan
Pada tanggal 17 Juli 2024

Pembimbing



Abdul Rahim, S.Kom., M.Cs
NIDN. 0009047901

Mengetahui,
Koordinator Skripsi



Abdul Rahim, S.Kom., M.Cs
NIDN. 0009047901

LEMBAR PENGESAHAN

LEMBAR PENGESAHAN

**IMPLEMENTASI ALGORITMA GAUSSIAN NAÏVE BAYES DALAM
KLASIFIKASI STATUS GIZI PADA BALITA DI KOTA SAMARINDA**

SKRIPSI

Diajukan Oleh:

**Hery Kurniawan
2011102441015**

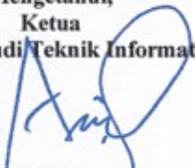
**Diseminarkan dan Diujikan
Pada tanggal 17 Juli 2024**

Penguji I	Penguji II
 Tagfirul Azhima Yoga Siswa, S.Kom, M.Kom NIDN. 1118038805	 Abdul Rahim, S.Kom., M.Cs. NIDN. 1115039601

**Mengetahui,
Ketua**

Program Studi Teknik Informatika




**Arbansyah, S.Kom., M. TI
NIDN. 1118019203**

PERNYATAAN KEASLIAN PENELITIAN

PERNYATAAN KEASLIAN PENELITIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Hery Kurniawan

NIM : 2011102441015

Program Studi : Teknik Informatika

Judul Penelitian Implementasi Algoritma *Gaussian Naive Bayes* Dalam Klasifikasi Status Gizi Pada Balita Di Kota Samarinda.

Menyatakan bahwa skripsi yang saya tulisa ini benar-benar hasil karya saya sendiri, dan bukan merupakan hasil plagiasi/falsifikasi/fabrikasi baik sebagian atau seluruhnya.

Atas pernyataan ini, saya siap menanggung risiko atau sanksi yang dijatuhkan kepada saya apabila kemudian ditemukan adanya pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam skripsi saya ini, atau klaim dari pihak lain terhadap keaslian karya saya ini.

Samarinda, 17 Juli 2024

Yang membuat pernyataan



Hery Kurniawan

NIM: 2011102441015

ABSTRAK

Status gizi merupakan suatu kondisi terkait gizi yang bisa diukur dan merupakan hasil dari adanya keseimbangan kebutuhan gizi pada tubuh dengan asupan gizi dari makanan. Di Indonesia masalah gizi masih banyak ditemukan seperti gizi buruk, dan masalah gizi lainnya. Dalam hal ini, penggunaan teknik dan alat pembelajaran *machine learning* (ML) dan *data mining* (DM) bisa sangat membantu dalam menghadapi tantangan di bidang manufaktur. Oleh karena itu, Pada penelitian ini akan menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dengan model *Gaussian*. Data yang digunakan adalah data status gizi balita pada bulan Januari-Juli 2023 di Kota Samarinda. Atribut pada penelitian ini diantaranya Jenis Kelamin, Berat Badan Lahir, Tinggi Badan Lahir, Usia Saat Ukur, Berat Badan, Tinggi Badan, ZS BB/U, BB/U, ZS TB/U, dan TB/U. Penentuan status gizi balita pada penelitian ini berdasarkan indeks BB/TB yang terdiri dari 6 kelas, yaitu gizi buruk, gizi kurang, gizi baik, risiko gizi lebih, gizi lebih, dan obesitas. Dari penelitian yang dilakukan didapatkan bahwa algoritma *Naïve Bayes Classifier* dengan model *gaussian* bisa mengklasifikasikan status gizi balita secara tepat. Dari pengolahan data yang dilakukan, diketahui bahwa nilai akurasi model *Gaussian* yaitu sebesar 81,85%.

Kata Kunci : Status Gizi, Algoritma *Naive Bayes*, *Gaussian*, Akurasi

ABSTRACT

Nutritional status is a condition related to nutrition that can be measured and results from the balance between the body's nutritional needs and nutrient intake from food. In Indonesia, nutritional problems such as malnutrition and other nutritional issues are still prevalent. In this context, the use of machine learning (ML) and data mining (DM) techniques and tools can be very helpful in tackling challenges in the manufacturing sector. Therefore, this study will use the Naïve Bayes Classifier algorithm with a Gaussian model. The data used is the nutritional status data of toddlers from January to July 2023 in Samarinda City. The attributes in this study include Gender, Birth Weight, Birth Height, Age at Measurement, Body Weight, Body Height, ZS BW/A, BW/A, ZS BH/A, and BH/A. The determination of toddlers' nutritional status in this study is based on the BW/BH index, which consists of 6 classes: severe malnutrition, undernutrition, good nutrition, risk of overnutrition, overnutrition, and obesity. From the study conducted, it was found that the Naïve Bayes Classifier algorithm with the Gaussian model can accurately classify toddlers' nutritional status. From the data processing performed, it was found that the accuracy value of the Gaussian model is 81.85%.

Kata Kunci : *Nutritional Status, Naive Bayes Algorithm, Gaussian, Accuracy*

PRAKATA

Puji syukur ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Implementasi Algoritma *Naive Bayes Classifier* Dalam Klasifikasi Status Gizi Pada Balita Di Kota Samarinda”. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur. Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati, penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Kepada Allah SWT, atas anugerah-Nya tiada henti memberikan kekuatan, kesehatan, dan petunjuk sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
2. Kepada kedua orang tua penulis, Ahmad Sadar dan Lilik Ponirah yang selalu memberika doa, dukungan moral, dan materi yang tiada henti.
3. Kepada Bapak Arbansyah, S.Kom., M.TI selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika yang senantiasa memberikan petunjuk dan nasehat kepada penulis.
4. Kepada Bapak Abdul Rahim, S.Kom., M.Cs selaku Dosen Pembimbing Skripsi yang senantiasa memberikan bantuan kepada penulis sehingga penulisan skripsi dapat selesai tepat waktu.
5. Kepada Bapak Taghriful Azhmi Yoga Siswa, S.Kom, M.Kom selaku Dosen Penguji yang telah banyak membantu penulis terkait bimbingan selama proses pengerjaan skripsi.
6. Kepada seluruh teman yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu yang selalu memberikan dukungan, motivasi, serta bantuan dalam berbagai bentuk selama penulis menyusun skripsi ini.

Samarinda, 30 Juni 2024



Hery Kurniawan

DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR JUDUL	ii
LEMBAR PERSETUJUAN	iii
LEMBAR PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN PENELITIAN	v
ABSTRAK	vi
ABSTRACT	vii
PRAKATA	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR LAMPIRAN	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	3
1.5 Batasan Masalah	4
BAB II METODE PENELITIAN	5
2.1 Objek Penelitian	5
2.2 Tahapan Pelaksanaan Penelitian	5
2.3.1 Pengumpulan Data	5
2.3.2 Preprocessing Data	6
2.3.3 Pembagian Data	9
2.3.4 Pemodelan	9
2.3.5 Evaluasi Model	10
BAB III HASIL PEMBAHASAN	11
3.1 Hasil Penelitian	11
3.1.1 Data <i>Cleaning</i>	11
3.1.2 Data <i>Transformation</i>	12
3.1.3 Pembagian Data	14
3.1.4 Implementasi Naïve Bayes	15
3.1.5 Evaluasi Model	16
3.1.6 Hasil dan Validasi	16
BAB IV PENUTUP	18
4.1 Kesimpulan	18

4.2 Implikasi	18
DAFTAR LAMPIRAN	21
RIWAYAT HIDUP	38

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Data status gizi balita	Halaman 6
--	--------------

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2. 1 Alur Penelitian.....	5
Gambar 2. 2 Data Cleaning	7
Gambar 2. 3 Data Transformation.....	8
Gambar 2. 4 Correlation Matrix	8
Gambar 2. 5 Pembagian Data.....	9
Gambar 2. 6 Implementasi Naïve Bayes	9

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
L1 Lembar Permohonan Data	21
L2 Lembar Fakta Integritas	22
L3 Lampiran Data Rekam Medis	23
L4 Proses data Cleaning (merubah format data dari objek menjadi numerik)	25
L5 Kartu Bimbingan.....	29
L6 Jadwal Penelitian	30

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Stunting pada anak-anak adalah masalah kesehatan masyarakat utama dan salah satu penyebab kesakitan dan gangguan perkembangan yang paling umum di dunia. Di Indonesia, masalah stunting pada anak dipicu oleh beberapa faktor. Kualitas kesehatan sumber daya manusia (SDM) yang rendah, baik karena peningkatan maupun penurunan, turut berperan (Kemkes 2022, diakses 23 juni 2023). Konsumsi makanan yang tidak seimbang menjadi salah satu penyebab rendahnya kualitas SDM ini. Akibatnya, anak mengalami gangguan fisik dan mental. Kurangnya asupan nutrisi yang dibutuhkan tubuh akan menyebabkan stunting (Leroy and Frongillo, 2019). Sayangnya, kondisi ini menjadi salah satu penyebab utama gangguan perkembangan di negara berkembang. Oleh karena itu, stunting menjadi masalah nasional yang membutuhkan perhatian serius dan berkelanjutan (UNICEF, 2022).

Masalah stunting pada balita di Indonesia masih cukup signifikan, terutama di Kota Samarinda. Data dari Kementerian Kesehatan Indonesia menunjukkan bahwa prevalensi stunting pada balita di Indonesia mencapai 24,4% pada tahun 2022, yang masih cukup tinggi (Zaleha and Idris, 2022). Berdasarkan hasil Survey Status Gizi Indonesia (SSGI) tahun 2021 yang dilakukan oleh Kementerian Kesehatan, angka prevalensi stunting di Indonesia pada tahun 2021 sebesar 24,4% atau mengalami penurunan sebesar 6,4% dari 30,8% di tahun 2018 (Preddy et al., 2023). Pemerintah berupaya menurunkan prevalensi stunting dengan melakukan monitoring status gizi secara berkala setiap tahun. Pemantauan Status Gizi telah dilakukan di 34 provinsi dan 514 kabupaten/kota (Nailuvar and Laily Hilmi, 2022). Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) tahun 2021 menargetkan prevalensi stunting turun menjadi 14% di tahun 2024 (Simbolon et al., 2021).

Ada beberapa cara yang dapat digunakan untuk menilai status gizi pada anak, yaitu dengan melakukan pengukuran tubuh, meliputi berat badan, tinggi badan, lingkaran lengan atas, lingkaran kepala, lingkaran dada, dan lapisan lemak bawah kulit (Nurida et al., 2019). Pengukuran tubuh ini sering disebut dengan antropometri. Balita dengan status gizi kurang berdasarkan korelasi berat badan dengan umur dan menggunakan referensi berdasarkan buku WHO NCHS (Kyle Casadei, 2022). Stunting pada balita biasanya disebabkan oleh kurangnya asupan energi dan protein yang dikonsumsi setiap harinya dalam jangka waktu yang lama (Haryani et al., 2023).

Kementerian Kesehatan Republik Indonesia saat ini memiliki data kesehatan sebanyak 270 juta penduduk. Data ini berupa rekam medis individu yang tersimpan dalam basis data kesehatan perorangan dan dikelola oleh banyak aplikasi (Bukhari, 2021). Prediksi dan integrasi data kesehatan dapat mendukung pengambilan keputusan strategis di bidang kesehatan. Perkembangan teknologi dan pengembangan data menghasilkan kebutuhan akan pemrosesan data besar yang lebih cepat dan lebih andal. Ada berbagai metode pemrosesan data prediktif yang dapat diterapkan, seperti algoritma *C4.5*, *KNN*, dan *Naïve Bayes* (Nugroho Arif Sudibyo et al., 2020). Penelitian ini menggunakan *Naïve Bayes* karena metode ini dapat memperhitungkan peluang hasil dan keakuratan informasi dengan jumlah data yang sedikit (Ningrumsari Mulyanan et al., 2024). Klasifikasi *Naïve Bayes* dalam pembelajaran mesin digunakan sebagai aplikasi untuk data deret waktu, dan paling banyak digunakan untuk prediksi terutama dalam kumpulan data yang memiliki banyak atribut bertipe

kategori atau nominal (Ningrumsari Mulyanan et al., 2024).

Algoritma *Naïve Bayes Classifier* adalah salah satu metode klasifikasi yang populer dalam data mining. Algoritma ini bekerja dengan menghitung probabilitas dari setiap kelas berdasarkan atribut yang ada, sehingga dapat digunakan untuk memprediksi kelas dari data yang belum diketahui. Ketika mengklasifikasikan status gizi balita, atribut yang digunakan biasanya meliputi berat badan, tinggi badan, umur, dan indeks antropometri lainnya (Ismail et al., 2020). Penelitian oleh Cahyanti menyatakan bahwa *Naïve Bayes Classifier* efektif dalam memproses data dengan variabel numerik dan kategori yang besar, sehingga cocok untuk aplikasi pada data status gizi (Cahyanti et al., 2021).

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat memberikan hasil yang akurat dalam klasifikasi status gizi balita. Misalnya, penelitian yang dilakukan di Posyandu Anggrek di Limo, Depok, Indonesia, menunjukkan bahwa algoritma ini dapat mencapai akurasi hingga 75% dalam mengklasifikasikan status gizi balita berdasarkan data berat badan dan tinggi badan (Harliana and Anggraini, 2023). Selain itu, penelitian lain yang menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* menemukan bahwa algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat mencapai akurasi rata-rata sebesar 75.47% dalam klasifikasi status gizi balita di Puskesmas Rambah Samo I (Nurainun et al., 2023).

Sebagai perbandingan, metode lain yang sering digunakan dalam klasifikasi status gizi balita adalah algoritma *Decision Tree*. Meskipun *Decision Tree* dapat memberikan hasil yang baik dalam beberapa kasus, akurasinya cenderung lebih rendah dibandingkan dengan *Naïve Bayes Classifier*. Misalnya, penelitian yang dilakukan oleh Setiawan dan Harjoko (2020) di Puskesmas Pembantu Dukuh, Sleman, Yogyakarta menunjukkan bahwa algoritma *Decision Tree* memiliki akurasi sekitar 85.80% dalam mengklasifikasikan status gizi balita berdasarkan data antropometri seperti berat badan dan tinggi badan (Lasarudin et al., 2023). Algoritma *K-Nearest Neighbors (KNN)* juga sering digunakan dalam klasifikasi status gizi balita. Namun, penelitian yang dilakukan oleh Pratama dan Sari (2022) di Puskesmas Cempaka Putih, Jakarta menunjukkan bahwa algoritma KNN memiliki akurasi sekitar 80% dalam mengklasifikasikan status gizi balita berdasarkan data berat badan dan tinggi badan (Saleh et al., 2019).

Lebih lanjut, penelitian di Desa Tunjungtirto menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat digunakan untuk mengklasifikasikan status gizi balita berdasarkan tiga indeks antropometri, yaitu berat badan menurut umur (WFA), tinggi badan menurut umur (HFA), dan berat badan menurut tinggi badan (WFH). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi untuk indeks WFA mencapai 88%, sedangkan untuk indeks HFA dan WFH masing-masing mencapai 64% dan 68% (Titimeidara and Hadikurniawati, 2021).

Selain itu, penelitian di Posyandu di Kecamatan Baros, Kota Cimahi, menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes Classifier* dapat membantu kader posyandu dalam menentukan status kesehatan dan gizi balita dengan lebih akurat. Penelitian ini menggunakan indeks berat badan menurut umur (WFA) untuk menentukan status gizi balita dan menemukan bahwa algoritma ini dapat memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan dengan metode manual (Arisandi et al., 2022). Penelitian lain yang fokus pada kasus stunting di Indonesia juga menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes Classifier* dengan pengujian *K-Fold Cross Validation* dapat memberikan hasil yang baik dalam klasifikasi status gizi balita stunting. Penelitian ini menemukan bahwa akurasi tertinggi yang dicapai adalah 94.39% pada iterasi ke-6, dengan akurasi rata-rata sebesar 88.46% (Nurainun et al., 2023).

Sebagai perbandingan, penelitian yang dilakukan oleh Iddrisu dan Gyabaah pada tahun 2022 menggunakan algoritma yang sama berhasil mendeteksi dan memprediksi wanita dengan risiko stunting menggunakan faktor risiko potensial yang diekstraksi menggunakan regresi logistik *Multinomial* (MLR). Hasilnya menunjukkan bahwa ada 9 faktor risiko untuk wanita kurus dan 12 faktor untuk wanita kelebihan berat badan/obesitas. Faktor-faktor terpilih ini digunakan sebagai fitur input dalam klasifikasi prediksi wanita stunting dengan *Random Forest* (RF). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa sistem klasifikasi berbasis MLR-RF memberikan akurasi 81,4% dan AUC 0,837 untuk wanita kurus dan akurasi 82,4% dan AUC 0,853 untuk wanita kelebihan berat badan/obesitas (Iddrisu and Gyabaah, 2023).

Berdasarkan referensi prediksi di bidang kesehatan, artikel ini membahas prediksi tingkat penyebaran balita yang mengalami stunting di Kota Samarinda dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* dengan rentang waktu 2022–2023. Metode *Naïve Bayes* dipilih untuk melakukan klasifikasi probabilitas sebagai langkah evaluasi dan prediksi nilai kontinu yang terkait dengan setiap fitur yang mengandung nilai numerik (Abbas et al., 2019). Metode *Naïve Bayes* akan melakukan prediksi dengan faktor antropometri, sehingga dapat menganalisis nilai akurasi dan validasi yang diperoleh untuk setiap wilayah prediksi stunting. Penelitian ini bertujuan agar orang tua lebih memperhatikan tumbuh kembang anak, terutama pada usia balita, dengan cara memperhatikan nutrisi yang dikonsumsi anak. Hal ini selaras dengan kebijakan Dinas Kesehatan Kota Samarinda (Dinkes), yaitu kebijakan di bidang kesehatan terkait pencegahan dan pengendalian penyakit, serta sumber daya kesehatan. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat membantu Dinkes Kota Samarinda untuk mengetahui penyebaran balita stunting sehingga dapat melakukan upaya pengendalian dan sosialisasi kepada orang tua balita untuk menurunkan angka stunting.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah seberapa baik akurasi yang didapat dari Gaussian *Naïve Bayes* dalam klasifikasi status gizi balita di Kota Samarinda ?.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengukur akurasi model algoritma *Naïve Bayes Classifier* dalam melakukan klasifikasi status gizi balita di Kota Samarinda.

1.4 Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian yang ingin dicapai, penelitian ini diharapkan dapat membawa manfaat terkait klasifikasi status gizi pada balita dengan metode *Naïve Bayes Classifier* adalah sebagai berikut;

1.4.1 Manfaat Teoritis

Penelitian ini diharapkan dapat menambah pengetahuan dalam klasifikasi status gizi balita dan intervensi gizi, serta menjadi landasan untuk mengembangkan metode klasifikasi yang lebih baik di masa depan.

1.4.2 Manfaat Praktis

Selain pemaparan manfaat secara teoritis, penelitian ini juga diharapkan bermanfaat secara praktis yang bisa dirasakan oleh beberapa pihak, diantaranya adalah (i) Bagi Tenaga Kesehatan, penelitian ini menyediakan alat bantu yang akurat dan efisien dalam menentukan status gizi balita, sehingga dapat memberikan intervensi yang tepat. (ii) Bagi Kader Posyandu, penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam pengklasifikasian status gizi balita, yang pada akhirnya dapat membantu dalam pemantauan dan peningkatan status gizi balita. (iii) Bagi Peneliti Selanjutnya, hasil penelitian yang sudah dilakukan diharapkan dapat menjadi acuan maupun referensi bagi peneliti selanjutnya dengan menerapkan model klasifikasi terhadap data sejenisnya. (iv) Bagi Masyarakat, penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat untuk masyarakat, terutama calon orang tua maupun orang tua yang sudah memiliki anak balita, dalam memahami dan memantau status gizi anak-anak mereka.

1.5 Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki beberapa batasan yang perlu diperhatikan. (i) Lokasi Penelitian: Penelitian ini hanya dilakukan di Kota Samarinda, sehingga hasil penelitian mungkin tidak dapat digeneralisasikan ke daerah lain. (ii) Atribut Data: Atribut yang digunakan dalam klasifikasi terbatas pada berat badan, tinggi badan, umur, dan indeks antropometri lainnya. Faktor-faktor lain yang mungkin mempengaruhi status gizi balita tidak termasuk dalam penelitian ini. (iii) Algoritma yang Digunakan: Penelitian ini hanya menggunakan algoritma *Gaussian Naïve Bayes* untuk klasifikasi status gizi balita. Algoritma lain tidak dibahas atau dibandingkan dalam penelitian ini. (iv) Sumber Data: Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari Dinas Kesehatan Kota Samarinda, yang mungkin memiliki variasi kualitas dan kelengkapan data. Batasan-batasan ini perlu dipertimbangkan dalam menginterpretasikan hasil penelitian dan dalam merancang penelitian lebih lanjut.

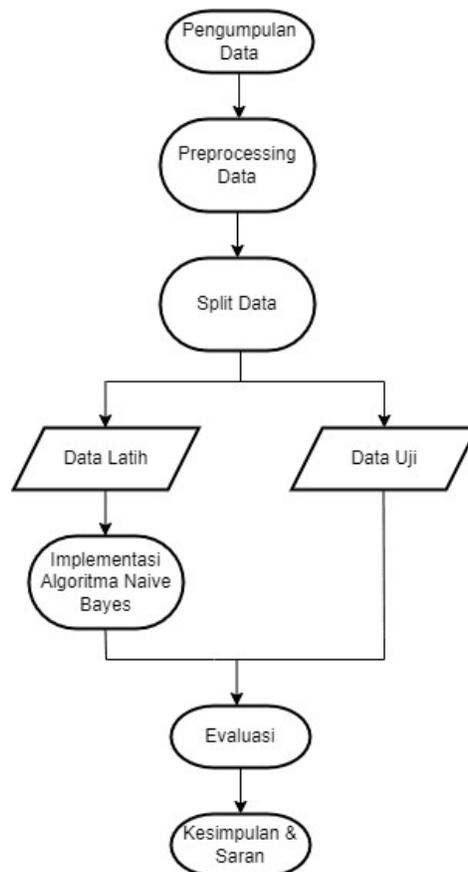
BAB II METODE PENELITIAN

2.1 Objek Penelitian

Objek penelitian dalam studi ini adalah balita di Kota Samarinda yang mendapatkan layanan kesehatan di posyandu dan puskesmas. Penelitian ini difokuskan pada pengklasifikasian status gizi balita dengan menggunakan algoritma *Gaussian Naïve Bayes* berdasarkan atribut-atribut tertentu seperti berat badan, tinggi badan, umur, dan indeks antropometri lainnya. Prosedur Penelitian.

2.2 Tahapan Pelaksanaan Penelitian

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan yang dirancang untuk mencapai tujuan penelitian. Pelaksanaan penelitian dimulai dari tahap identifikasi masalah, pengumpulan data, analisis data, hingga tahap evaluasi. Alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 2.1 berikut ini:



Gambar 2. 1 Alur Penelitian

2.3.1 Pengumpulan Data

Data pada penelitian merupakan data sekunder yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota Samarinda dengan rentang waktu dari tanggal 3 agustus 2022 hingga 31 juli 2023. Data yang digunakan yaitu data kuantitatif berupa data status gizi balita stunting. Pada proses pengumpulan

data ini diperoleh sejumlah 15.593 dengan 17 atribut dan 1 kelas target, data yang didapat tergolong *multi-classification* yang memiliki enam kelas didalamnya, yaitu gizi baik, gizi buruk, gizi kurang, gizi lebih, obesitas, dan risiki gizi lebih. Data diperoleh dari riwayat pemeriksaan status gizi dan stunting yang dilakukan di 26 puskesmas, terdiri dari 10 kecamatan di Kota Samarinda. Untuk dapat melihat keseluruhan atribut bisa dilihat dalam Tabel 2.1 dibawah ini:

Tabel 2. 1 Data status gizi balita

No	Atribut	Tipe Data	Keterangan
1	Nama	<i>String</i>	Nama Balita
2	JK	<i>String</i>	Jenis Kelamin
3	Tgl Lahir	<i>String</i>	Tanggal Lahir
4	Provinsi	<i>String</i>	Provinsi
5	Kab/Kota	<i>String</i>	Kabupaten / Kota
6	Kec	<i>String</i>	Kecamatan
7	Puskesmas	<i>String</i>	Lokasi Puskesmas
8	Posyandu	<i>String</i>	Lokasi Posyandu
9	Usia saat diukur	<i>Integer</i>	Usia balita saat dilakukan pemeriksaan
10	Berat	<i>Integer</i>	Berat Badan
11	Tinggi	<i>Integer</i>	Tinggi Badan
12	BB/U	<i>Integer</i>	Berat Badan menurut Umur
13	ZS BB/U	<i>Integer</i>	Z Score Berat Badan menurut Umur
14	TB/U	<i>Integer</i>	Tinggi Badan menurut Umur (Stunting)
15	ZS TB/U	<i>Integer</i>	Z Score Tinggi Badan menurut Umur
16	BB/TB	<i>Integer</i>	Berat Badan menurut Tinggi Badan (Status Gizi)
17	ZS BB/TB	<i>Integer</i>	Z Score Berat Badan menurut Tinggi Badan
18	Naik Berat Badan	<i>Kategorikal</i>	Tinggi Badan Kenaikan berat badan dibandingkan pemeriksaan sebelumnya

2.3.2 Preprocessing Data

Data preprocessing adalah langkah awal dan krusial dalam analisis data serta pengembangan model machine learning yang mencakup pembersihan data (*data cleaning*), transformasi data (*data transformation*), dan seleksi data (*normalitation data*). Proses ini dimulai dengan *data cleaning*, di mana data yang hilang, duplikat, atau tidak konsisten diidentifikasi dan diperbaiki untuk memastikan kualitas data yang optimal. Selanjutnya, *data transformation* mengubah data ke dalam format yang sesuai untuk analisis, termasuk normalisasi, standarisasi, dan encoding variabel kategori. Terakhir, *data selection* melibatkan pemilihan subset data yang paling relevan untuk analisis lebih lanjut, menggunakan teknik seperti *feature selection* dan *instance selection*. Dengan melakukan data preprocessing, kita memastikan bahwa data yang digunakan adalah bersih, konsisten, dan relevan, sehingga meningkatkan akurasi dan efisiensi model yang dikembangkan.

a) *Data Cleaning*

Proses pertama yang dilakukan yaitu penghapusan atau perbaikan nilai-nilai hilang, tidak valid, serta deteksi dan penanganan outlier untuk memastikan integritas dan kualitas dataset yang digunakan dalam analisis. Proses tersebut ditunjukkan pada Gambar 2.2

```
missing_values = data.isna().sum()

# Menampilkan jumlah missing values untuk setiap kolom
print("Jumlah missing values untuk setiap kolom:")
print(missing_values)
data.dropna(inplace=True)
data.drop_duplicates(inplace=True)
```

Gambar 2. 2 Data Cleaning

Pada Gambar diatas menampilkan proses data *cleaning* menggunakan metode ‘.isna’) untuk mengidentifikasi missing values dalam dataset. Setiap elemen dalam dataset yang bernilai ‘NaN’ atau ‘none’ akan dianggap sebagai missing values. Kemudian metode ‘.sum()’ digunakan untuk menghitung jumlah missing dalam setiap kolom. Selanjutnya pada metode penghapusan menggunakan ‘.dropna()’ dengan parameter ‘inplace=True’, yang menghapus semua baris yang mengandung missing values dan pada metode ‘.datadrop_duplicates()’ menghapus semua baris duplikat pada dataframe (Fan et al., 2021).

b) *Data Transformation*

Data *transformation* digunakan untuk mengubah data kedalam tipe yang sesuai dalam data mining. Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data dalam tipe numerik, sehingga data yang masih dalam tipe kategorial harus diubah terlebih dahulu (Alexandropoulos et al., 2019). Seperti pada penelitian ini, atribut jenis kelamin akan diubah kedalam bentuk biner yaitu 0 dan 1, dimana 0 menunjukkan jenis kelamin perempuan dan 1 menunjukkan jenis kelamin laki-laki. Begitu juga atribut lainnya ‘BB//U’, ‘TB/U’, ‘BB/TB’, Naik Berat Badan’. seperti pada Gambar 2.3 dibawah ini

```

from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

# Inisialisasi LabelEncoder
le = LabelEncoder()

# Tampilkan nama kolom DataFrame
print("Nama kolom DataFrame:", data.columns.tolist())

# Kolom yang akan di-encode dengan LabelEncoder
required_columns = ['JK', 'BB/U', 'TB/U', 'BB/TB', 'Naik Berat Badan']
categorical_columns = ['Kec', 'Pukesmas', 'Desa/Kel', 'Posyandu']

# Periksa dan ubah kolom yang diperlukan menjadi indeks numerik
for col in required_columns + categorical_columns:
    if col not in data.columns:
        print(f"Kolom '{col}' tidak ditemukan dalam DataFrame.")
    else:
        # Ubah kolom menjadi indeks numerik jika ada
        data[col] = le.fit_transform(data[col].astype(str))

# Cek hasil encoding
print(data[required_columns + categorical_columns].head())

```

Gambar 2. 3 Data Transformation

Kode di atas adalah untuk mengubah kolom-kolom kategori dalam *DataFrame* menjadi indeks numerik menggunakan *LabelEncoder* dari *sklearn.preprocessing*. Pertama, *LabelEncoder* diinisialisasi dan nama kolom *DataFrame* ditampilkan. Kemudian, daftar kolom yang akan di-encode ditentukan dalam *required_columns* dan *categorical_columns*. Selanjutnya, kode memeriksa apakah kolom yang diperlukan ada dalam *DataFrame* dan mengubahnya menjadi indeks numerik jika ada. Jika kolom tidak ditemukan, pesan akan ditampilkan. Akhirnya, hasil encoding ditampilkan untuk memastikan perubahan yang dilakukan. *Transformasi* ini diperlukan untuk mempersiapkan dataset dalam format yang lebih cocok untuk analisis statistik atau pengaplikasian model *machine learning*, memastikan interpretasi data yang lebih mudah dan akurat (Nesca et al., 2022). Setelah dilakukan proses data transformasi hasil di tampilkan pada lampiran 4.

```

# Buat Korelasi matriks
correlation_matrix = data.corr()
correlation_matrix2 = data.corr(method='spearman')
correlation_matrix3 = data.corr(method='kendall')

plt.figure(figsize=(10, 8)) # Atur lebar dan tinggi sesuai keinginan
sns.heatmap(correlation_matrix, annot=True, cmap='cividis', fmt=".3f")
plt.show()

```

Gambar 2. 4 Correlation Matrix

Gambar di atas adalah cuplikan kode Python yang menghitung dan memvisualisasikan matriks korelasi dari sebuah dataset menggunakan pustaka *pandas*, *seaborn*, dan *matplotlib*. Tiga jenis matriks korelasi dihitung: Pearson (*data.corr()*), Spearman (*data.corr(method='spearman')*), dan Kendall (*data.corr(method='kendall')*). Hasil korelasi Pearson kemudian divisualisasikan dalam bentuk heatmap menggunakan *seaborn* dengan skema warna "cividis", yang diatur dengan ukuran gambar 10x8 inci dan anotasi nilai korelasi ditampilkan dengan format tiga desimal.

2.3.3 Pembagian Data

Pada Gambar 2.4 kode yang diberikan menggunakan fungsi `train_test_split` dari *library scikit-learn* dalam Python, yang sangat berguna dalam membagi dataset menjadi dua subset: data latih dan data uji. Dalam contoh tersebut, *variabel x* menyimpan dataset fitur, sedangkan variabel *y* berisi label yang sesuai dengan setiap fitur. Dengan menentukan `test_size = 0.2`, kode tersebut membagi dataset sehingga 20% dari data akan digunakan untuk pengujian (`x_test` dan `y_test`), sementara 80% sisanya akan digunakan untuk pelatihan (`x_train` dan `y_train`). Pengaturan `random_state = 42` memastikan bahwa pembagian dataset bersifat acak tetapi dapat direproduksi dengan hasil yang konsisten. Pembagian dataset ini penting dalam pengembangan model *machine learning* karena memungkinkan evaluasi objektif terhadap kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya (Ads et al., 2021).

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x,y, test_size = 0.2, random_state = 42)
```

Gambar 2. 5 Pembagian Data

2.3.4 Pemodelan

Dalam melakukan perbandingan dan evaluasi performa dengan *Gaussian Naive Bayes* dalam melakukan klasifikasi pada dataset yang berbeda karakteristiknya. Data dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian, kemudian menguji model *Gaussian Naive Bayes* untuk jenis dataset tertentu (Jeevaraj et al., 2023). seperti yang terlihat pada Gambar 2.5 dibawah ini

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB, MultinomialNB, BernoulliNB, ComplementNB
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.model_selection import train_test_split

x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x,y, test_size = 0.2, random_state = 42)

# Membuat dan melatih model Gaussian Naive Bayes
gnb = GaussianNB()
gnb.fit(x_train, y_train)
y_pred_gnb = gnb.predict(x_test)
accuracy_gnb = accuracy_score(y_test, y_pred_gnb)

# Menampilkan akurasi dari model gaussian
print("Akurasi Gaussian Naive Bayes: ", accuracy_gnb)
```

Gambar 2. 6 Implementasi *Naive Bayes*

Kode di atas menunjukkan proses pembelajaran mesin menggunakan algoritma Gaussian Naive Bayes untuk klasifikasi. Pustaka yang diimpor mencakup fungsi untuk membagi dataset menjadi set pelatihan dan pengujian (`train_test_split`), berbagai jenis algoritma Naive Bayes, dan metrik akurasi. Dataset dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian dengan proporsi 80:20. Model Gaussian Naive Bayes dibuat dan dilatih menggunakan data pelatihan (`gnb.fit(x_train, y_train)`), kemudian digunakan untuk memprediksi label pada data pengujian (`y_pred_gnb = gnb.predict(x_test)`). Akurasi model dihitung dengan membandingkan prediksi dengan label sebenarnya pada data pengujian (`accuracy_gnb = accuracy_score(y_test, y_pred_gnb)`), dan hasilnya ditampilkan (`print("Akurasi Gaussian Naive Bayes: ", accuracy_gnb)`).

2.3.5 Evaluasi Model

Pada evaluasi model, dilakukan pengujian rasio untuk menilai kinerja klasifikasi model dengan membandingkan jumlah prediksi benar terhadap total prediksi untuk setiap kategori gizi, seperti Gizi Baik, Gizi Buruk, Gizi Kurang, Gizi Lebih, Obesitas, dan Risiko Gizi Lebih. Rasio ini membantu mengidentifikasi tingkat akurasi dan kesalahan model dalam mengklasifikasikan setiap kategori, sehingga dapat digunakan untuk melakukan perbaikan dan peningkatan akurasi model secara keseluruhan.

Evaluasi klasifikasi *Naive Bayes* menggunakan metode akurasi mengukur seberapa dekat prediksi model dengan nilai sebenarnya. Akurasi dihitung dengan membagi jumlah prediksi yang benar (*True Positive* dan *True Negative*) dengan jumlah total prediksi (semua *True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative*), kemudian dikalikan dengan 100% untuk mendapatkan nilai persentase. Metrik ini memberikan Gambaran keseluruhan tentang seberapa baik model *Naive Bayes* dapat mengklasifikasikan data dengan tepat, mencakup kemampuan untuk mengidentifikasi baik kelas positif maupun kelas negatif dengan akurat.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (1)$$

Keterangan :

- TP = *True Positive* merupakan jumlah nilai positif yang diklasifikasikan sebagai positif
- TN = *True Negative* merupakan jumlah nilai negatif yang diklasifikasikan sebagai negatif
- FP = *False Positive* merupakan jumlah nilai negatif yang diklasifikasikan sebagai positif
- FN = *False Negative* merupakan jumlah nilai positif yang diklasifikasikan sebagai negatif

No	Nama	JK	Kab/Kota	Kec	Pukesmas	Desa/Kel	Posyandu	Usia Saat Ukur	Tanggal Pengukuran	Berat	Tinggi	BB/U	ZS BB/U	TB/U	ZS TB/U	BB/TB	ZS BB/TB	Naik Berat Badan
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 3.2 Data setelah dibersihkan

Pada Gambar 3.2 adalah hasil data yang sudah dibersihkan, data yang mengandung *missing value* sudah tidak ada. Peneliti juga melakukan penghapusan terhadap atribut yang tidak diperlukan seperti “No”, “Nama” dan “Tanggal Pengukuran”.

3.1.2 Data Transformation

Beberapa atribut yang ditransformasi dalam dataset ini meliputi: JK (Jenis Kelamin), Kec (Kecamatan), Usia Saat Ukur, Berat, Tinggi, BB/U (Berat Badan per Umur), ZS BB/U (Z-Score Berat Badan per Umur), TB/U (Tinggi Badan per Umur), ZS TB/U (Z-Score Tinggi Badan per Umur), BB/TB (Berat Badan per Tinggi Badan), ZS BB/TB (Z-Score Berat Badan per Tinggi Badan). Data ini telah ditransformasi dengan menghitung Z-Score untuk setiap pengukuran berat dan tinggi, yang berguna untuk mengidentifikasi penyimpangan dari rata-rata populasi. Data yang sudah diproses ini siap digunakan untuk implementasi model analisis kesehatan anak atau pemodelan statistik lebih lanjut.

No	Nama	JK	Kab/Kota	Kec	Pakernas	Besa/Exel	Poyandu	Usia Saat Ukur	Tanggal Pengukuran	Berat	Tinggi	BB/U	ZS BB/U	TB/U	ZS TB/U	BB/TB	ZS BB/TB	Naik Berat Badan
0	1	JANJARSH GORRA ELORA	P	SAMARINDA	SUNGGAI KUNJANG	WONOREJO	KARANG ANYAR HARAPAN KITA	0 Tahun - 0 Bulan - 0 Hari	2023-01-01	3.2	45.0	Berat Badan Normal	-0.07	Pendek	-2.23	Gizi Lebih	2.77	-
1	2	SITI AISYAH	P	SAMARINDA	SUNGGAI PINANG	REMAJA	TEMUNDUNG PERMAI PULAU INDAH	4 Tahun - 0 Bulan - 16 Hari	2023-01-02	12.0	94.0	Kurang	-2.25	Pendek	-2.09	Gizi Baik	-1.46	0
2	3	RAYYAN RAMADHAN	L	SAMARINDA	SAMBUTAN	SAMBUTAN	SAMBUTAN AGLO NEMA	2 Tahun - 7 Bulan - 24 Hari	2023-01-02	11.0	85.0	Berat Badan Normal	-1.81	Pendek	-2.35	Gizi Baik	-0.73	0
3	4	MUHAMMAD RAZZAN ARKANZA	L	SAMARINDA	SAMBUTAN	SAMBUTAN	SAMBUTAN KEMUNING	0 Tahun - 11 Bulan - 5 Hari	2023-01-02	8.0	70.0	Berat Badan Normal	-1.52	Pendek	-2.03	Gizi Baik	-0.63	T
4	5	HAZZMA RENNA GANITA	P	SAMARINDA	SAMBUTAN	SAMBUTAN	SAMBUTAN KEMUNING	1 Tahun - 11 Bulan - 15 Hari	2023-01-02	9.0	75.0	Berat Badan Normal	-1.96	Sangat Pendek	-3.43	Gizi Baik	-0.18	0
...
9487	9488	AFSHA	P	SAMARINDA	SUNGGAI KUNJANG	LOA BAKUNG	LOA BAKUNG MERRAK	2 Tahun - 7 Bulan - 12 Hari	2023-07-31	9.4	82.0	Kurang	-2.68	Pendek	-2.90	Gizi Baik	-1.28	0
9488	9489	SHABILANUR ZAHRA	P	SAMARINDA	SAMARINDA KOTA	SAMARINDA KOTA	SUNGGAI PINANG LUAR MELATI	4 Tahun - 8 Bulan - 19 Hari	2023-07-31	11.4	96.0	Sangat Kurang	-3.21	Pendek	-2.51	Gizi Kurang	-2.50	N
9489	9490	Shanun Alsha S	P	SAMARINDA	SAMARINDA KOTA	SAMARINDA KOTA	BUGIS BUGIS	3 Tahun - 0 Bulan - 28 Hari	2023-07-31	10.9	87.4	Kurang	-2.02	Pendek	-2.15	Gizi Baik	-1.10	T
9490	9491	MUHAMMAD RAFASSYA HAFIZ	L	SAMARINDA	SAMARINDA SEBERANG	MANGKUPALAS	MESJID LAIS	1 Tahun - 0 Bulan - 26 Hari	2023-07-31	8.2	71.2	Berat Badan Normal	-1.68	Pendek	-2.33	Gizi Baik	-0.72	0
9493	9494	BY NY SENNI	P	SAMARINDA	SAMARINDA SEBERANG	MANGKUPALAS	MESJID LELE	0 Tahun - 0 Bulan - 0 Hari	2023-07-31	2.6	46.0	Sangat Kurang	-3.34	Sangat Pendek	-3.61	Gizi Baik	-0.63	-

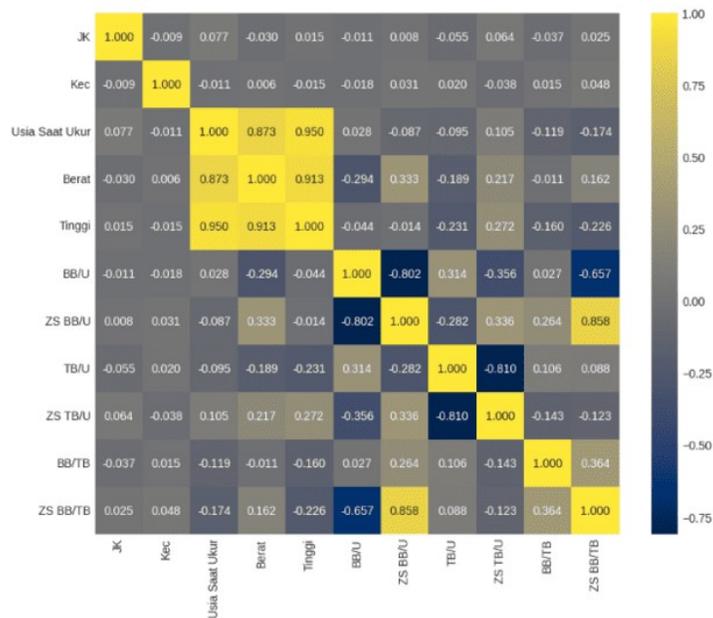
Gambar 3.3 Data sebelum di transformasi

	JK	Kec	Usia Saat Ukur	Berat	Tinggi	BB/U	ZS BB/U	TB/U	ZS TB/U	BB/TB	ZS BB/TB
0	1	8	0	3.2	45.0	0	-0.07	0	-2.23	3	2.77
1	1	9	1476	12.0	94.0	1	-2.25	0	-2.09	0	-1.46
2	0	7	964	11.0	85.0	0	-1.81	0	-2.35	0	-0.73
3	0	7	335	8.0	70.0	0	-1.52	0	-2.03	0	-0.63
4	1	7	710	9.0	75.0	0	-1.96	1	-3.43	0	-0.18
...
9487	1	8	952	9.4	82.0	1	-2.68	0	-2.90	0	-1.28
9488	1	3	1719	11.4	96.0	3	-3.21	0	-2.51	2	-2.50
9489	1	3	1123	10.9	87.4	1	-2.02	0	-2.15	0	-1.10
9490	0	4	393	8.2	71.2	0	-1.68	0	-2.33	0	-0.72
9493	1	4	0	2.6	46.0	3	-3.34	1	-3.61	0	-0.63

Gambar 3.4 Setelah di Transformasi

Pada gambar 3.4 tampilan data pada kolom 'JK', 'BB/U', 'TB/U', 'ZS TB/U', 'BB/TB', 'ZS BB/TB' setelah dilakukan transformasi data dimana data yang sebelumnya berupa String di ubah menjadi Integer untuk memudahkan proses klasifikasi.

Selain dari atribut yang dihapus tersebut, peneliti juga melakukan perhitungan statistik dengan melihat hubungan antar atribut dengan menggunakan *correlation matrix*. Penerapan perintah ini peneliti dapat melihat dan menganalisa hubungan korelasi kuat antar atribut. Dari hasil *correlation matrix*, peneliti akan menimbangakan beberapa atribut yang perlu dan tidak perlu yang digunakan untuk tahapan selanjutnya seperti ditunjukkan pada Gambar 3.5



Gambar 3.5 Korelasi data

Berdasarkan Gambar 3.5, menjelaskan terkait hasil dari tahapan *correlation matrix* yang menampilkan hubungan antara atribut dengan kelas target. Dari hubungan ini peneliti dapat melakukan analisa singkat terkait atribut yang kurang berpengaruh terhadap kelas target. Terdapat dua hasil hubungan yang dihasilkan dari proses ini yaitu hubungan linear positif dan linear negatif. Semakin dekat dengan nilai 0 maka atribut tersebut memiliki korelasi rendah dengan kelas target. Beberapa atribut yang dihapus dalam tahapan ini adalah *Puskesmas (0,002)*, *Desa/Kel (-0,003)*, *Posyandu (0,001)*, dan *Naik Berat Badan (0,008)*.

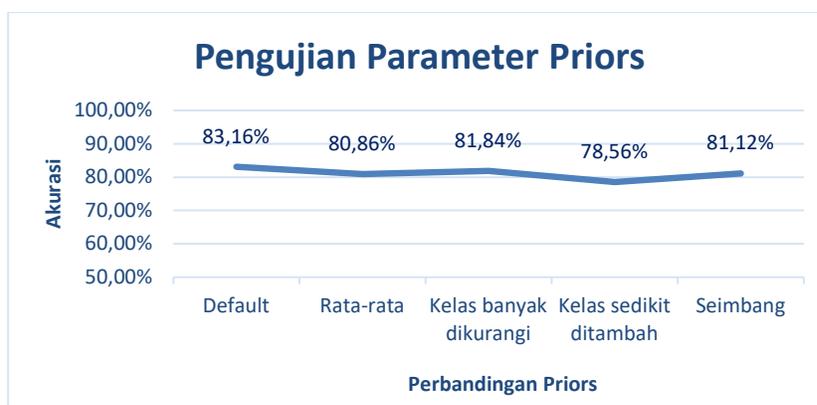
Data selanjutnya dipisahkan menjadi dua variabel yang berbeda yaitu x dan y. variabel x merupakan kolom yang hanya berisikan atribut saja dan variabel y berisi target atau kelas. Untuk variabel x, selanjutnya dilakukan proses normalisasi data untuk menstabilkan range data dan menyelaraskan skala dari masing masing atribut guna meningkatkan kinerja dari model klasifikasi. Normalisasi dibuat dengan menggunakan skala 0-1, hal ini akan mengubah nilai dari setiap atribut menjadi range 0 sampai 1 saja. Normalisasi data akan memberikan pengaruh yang seimbang terhadap model klasifikasi tanpa memberikan bobot yang berlebihan terhadap atribut yang memiliki skala yang lebih besar.

3.1.3 Pembagian Data

Data yang sudah dilakukan proses data *Preprocessing* selanjutnya mulai dilakukan pembagian data untuk dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Proses ini bertujuan untuk melakukan pengujian model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Rasio pembagian data yang digunakan dalam proses ini adalah sebesar 75% digunakan untuk data *training* dengan total data sebanyak 7036 dan 25% digunakan untuk data *testing* dengan total data sebanyak 2346. Pelatihan model akan diterapkan terlebih dahulu di data *training* sebelum diaplikasikan ke data *testing* maupun data baru yang ingin diuji.

3.1.4 Implementasi Naïve Bayes

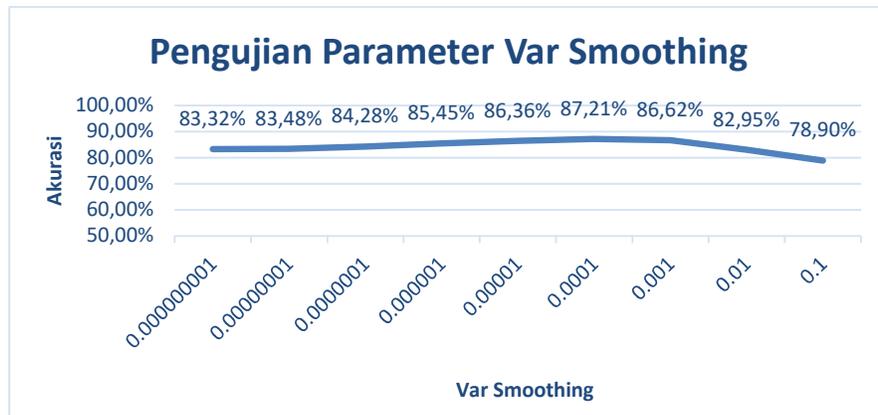
Metode klasifikasi Naive Bayes menjadi kunci dalam pengembangan model untuk menentukan status gizi balita. Dalam penelitian ini, *Naive Bayes* digunakan dengan model *Gaussian* untuk memprediksi label klasifikasi dari data uji.. Dalam upaya mencapai model dengan akurasi terbaik, penting untuk memilih parameter yang optimal, seperti pemilihan model distribusi dan perhitungan probabilitas yang sesuai dengan karakteristik dataset yang digunakan. Bisa dilihat pada gambar 3.6 dibawah ini



Gambar 3. 6 Pengujian Parameter *Priors*

Grafik di atas menggambarkan hasil pengujian akurasi dari model *Gaussian Naive Bayes* dengan berbagai pengaturan *priors* pada dataset yang digunakan. Lima jenis pengaturan *priors* diuji dalam eksperimen ini: *priors* default (None) yang menggunakan prior bawaan dari model berdasarkan distribusi data pelatihan; *priors* dibagi rata, di mana setiap kelas memiliki prior yang sama sebesar $1/6$ atau sekitar 0.1667; *priors* di mana kelas dengan data terbanyak dikurangi, memberikan *prior* yang lebih rendah pada kelas tersebut; *priors* di mana kelas dengan data paling sedikit ditambah, memberikan prior yang lebih tinggi pada kelas tersebut; dan *priors* yang dibagi seimbang tetapi tidak merata, memberikan variasi untuk setiap kelas.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model dengan *priors* default (tanpa penyesuaian) mencapai akurasi tertinggi sebesar 83.16%. Ketika *priors* dibagi rata, akurasi menurun menjadi 80.86%. Mengurangi prior kelas dengan data terbanyak dan menambah prior kelas dengan data sedikit menghasilkan akurasi masing-masing 81.84% dan 78.56%. Sementara itu, pengaturan *priors* yang seimbang memberikan akurasi sebesar 81.12%. Sehingga dari pengujian ini nilai *priors* default “None” diterapkan untuk pengujian selanjutnya. Setelah dilakukannya pengujian *priors* langkah berikutnya adalah melakukan pengujian *parameter var smoothing* bisa di lihat pada gambar 3.7 dibawah ini



Gambar 3. 7 Pengujian *Var Smoothing*

Gambar tersebut menunjukkan hasil pengujian parameter *var smoothing* pada model klasifikasi, di mana sumbu horizontal mewakili nilai *var smoothing* yang diuji, dan sumbu vertikal menunjukkan akurasi model yang dihasilkan. Dari grafik terlihat bahwa peningkatan nilai *var smoothing* dari 0.00000001 hingga 0.0001 meningkatkan akurasi model dari 83.85% menjadi 88.65%. Namun, peningkatan lebih lanjut nilai *var smoothing* hingga 0.1 menyebabkan penurunan akurasi hingga 79.54%. Ini menunjukkan bahwa ada nilai optimal *var smoothing* di sekitar 0.0001 untuk mendapatkan akurasi terbaik.

3.1.5 Evaluasi Model

Setelah melakukan pengujian menggunakan *Gaussian Naïve Bayes*, tahapan selanjutnya melakukan evaluasi hasil pengujian model *Gaussian Naïve Bayes* dengan berbagai rasio pembagian data. Berikut adalah tabel hasil pengujian dengan rasio yang berbeda-beda:

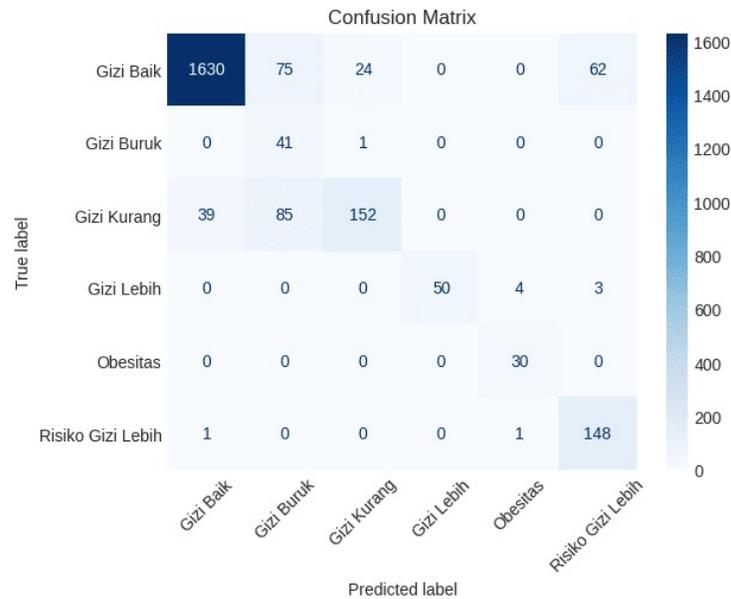
Tabel 3. 1 Hasil Pengujian Rasio Data

Persentase Rasio Data	Jumlah Data <i>Training</i>	Jumlah Data <i>Testing</i>	Akurasi
60% : 40%	5629	3753	87.21%
65% : 35%	6098	3284	86.84%
70% : 30%	6567	2815	87.35%
75% : 25%	7036	2346	87.42%
80% : 20%	7505	1877	87.21%
85% : 15%	7974	1408	86.57%
90% : 10%	8443	939	86.79%

Dari hasil tabel di atas, model *Gaussian Naïve Bayes* menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 87,42% pada rasio data 75%:25%. Akurasi terendah tercatat sebesar 86,57% pada rasio data 85%:15%, sedangkan pada rasio data 70%:30%, akurasi mencapai 87,35%. Ini menunjukkan bahwa rasio 75%:25% memberikan hasil terbaik dalam hal akurasi model.

3.1.6 Hasil dan Validasi

Untuk mengevaluasi performa model *Naïve Bayes Classifier* dalam mengklasifikasikan status gizi balita, dilakukan pengujian menggunakan *Confusion Matrix* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.8 dibawah ini:



Gambar 3.8 *Confusion Matrix*

Gambar 3.8 di atas adalah matriks kebingungan (*confusion matrix*) yang menunjukkan kinerja suatu model klasifikasi dalam mengidentifikasi status gizi dari data sampel. Matriks ini menunjukkan perbandingan antara label sebenarnya (True label) dan prediksi model (Predicted label) untuk beberapa kategori gizi: Gizi Baik, Gizi Buruk, Gizi Kurang, Gizi Lebih, Obesitas, dan Risiko Gizi Lebih. Dari matriks ini, kita dapat melihat bahwa model paling akurat dalam mengklasifikasikan kategori "Gizi Baik" dengan 1630 prediksi benar, tetapi memiliki beberapa kesalahan klasifikasi dalam kategori lainnya seperti "Gizi Kurang" dan "Gizi Buruk". Misalnya, ada 85 sampel yang sebenarnya termasuk "Gizi Kurang" tetapi diprediksi sebagai "Gizi Baik". Hal ini menunjukkan area di mana model dapat ditingkatkan untuk akurasi yang lebih baik.

$$Accuracy = \frac{Correct\ Prediction}{Total\ Instance}$$

$$Accuracy = \frac{(1630 + 41 + 152 + 50 + 30 + 148)}{2.346}$$

$$Accuracy = \frac{2051}{2346}$$

$$Accuracy = 0,8742 = 87.42\%$$

Hasil perhitungan di atas menunjukkan bahwa model klasifikasi yang digunakan memiliki akurasi sebesar 87,42%. Akurasi dihitung dengan membagi jumlah prediksi yang benar (jumlah dari 1630, 41, 152, 50, 30, dan 148) dengan total instance yang ada, yaitu 2346. Ini berarti bahwa dari 2346 instance, 2051 instance diklasifikasikan dengan benar oleh model, menunjukkan bahwa model tersebut cukup baik dalam memprediksi dengan benar sebagian besar instance yang diuji.

BAB IV PENUTUP

4.1 Kesimpulan

Hasil dari pengujian menggunakan *Gaussian Naive Bayes* menunjukkan bahwa akurasi tertinggi dicapai pada rasio 75% data training dan 25% data testing dengan akurasi 87.42%. Akurasi ini sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan rasio 70%:30% yang mencapai 87.35%, dan menunjukkan tren kenaikan akurasi hingga titik tersebut. Akurasi terendah terjadi pada rasio 85% data training dan 15% data testing dengan akurasi 86.57%. Secara keseluruhan, meskipun ada variasi dalam rasio data, akurasi tetap berada dalam kisaran yang relatif sempit, dengan fluktuasi kecil di sekitar angka 87%.

4.2 Implikasi

Dari hasil klasifikasi status gizi stunting dengan model *Gaussian Naive Bayes* memiliki potensi yang tinggi untuk diterapkan dalam klasifikasi data lainnya yang memiliki karakteristik serupa. Penggunaan model ini dapat membantu dalam mengurangi kesalahan klasifikasi dan meningkatkan akurasi klasifikasi, sehingga dapat memberikan hasil yang lebih andal dan akurat. Dengan performa yang terbukti baik, model *Gaussian Naive Bayes* dapat diintegrasikan ke dalam sistem pengambilan keputusan untuk meningkatkan efisiensi dan efektivitas dalam berbagai domain industri. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengimplementasikan dan membandingkan algoritma lain seperti K-Nearest Neighbors (KNN), Random Forest, dan Support Vector Machine (SVM). Selain itu, pendekatan optimasi seperti optimasi parameter dan fitur seleksi juga dapat diteliti untuk meningkatkan kinerja model. Pendekatan-pendekatan ini diharapkan dapat memberikan hasil yang lebih baik dan mendalam dalam klasifikasi data gizi.

DAFTAR RUJUKAN

- Abbas, M., Ali, K., Jamali, A., Ali Memon, K., Aleem Jamali, A., 2019. Multinomial Naive Bayes Classification Model for Sentiment Analysis. *IJCSNS Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur.* 19, 62–67. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.30021.40169>
- Ads, O.S., Alfares, M.M., Salem, M.A.M., 2021. Multi-limb Split Learning for Tumor Classification on Vertically Distributed Data. *Proc. - 2021 IEEE 10th Int. Conf. Intell. Comput. Inf. Syst. ICICIS 2021* 88–92. <https://doi.org/10.1109/ICICIS52592.2021.9694163>
- Alexandropoulos, S.A.N., Kotsiantis, S.B., Vrahatis, M.N., 2019. Data preprocessing in predictive data mining, *Knowledge Engineering Review*. <https://doi.org/10.1017/S026988891800036X>
- Arisandi, R.R.R., Warsito, B., Hakim, A.R., 2022. Aplikasi Naïve Bayes Classifier (Nbc) Pada Klasifikasi Status Gizi Balita Stunting Dengan Pengujian K-Fold Cross Validation. *J. Gaussian* 11, 130–139. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v11i1.33991>
- Bukhari, E., 2021. Pengaruh Dana Desa dalam Mengentaskan Kemiskinan Penduduk Desa. *J. Kaji. Ilm.* 21, 219–228. <https://doi.org/10.31599/jki.v21i2.540>
- Cahyanti, F.L.D., Gata, W., Sarasati, F., 2021. Implementasi Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor Dalam Menentukan Tingkat Keberhasilan Immunotherapy Untuk Pengobatan Penyakit Kanker Kulit. *J. Ilm. Univ. Batanghari Jambi* 21, 259. <https://doi.org/10.33087/jjubj.v21i1.1189>
- Fan, C., Chen, M., Wang, X., Wang, J., Huang, B., 2021. A Review on Data Preprocessing Techniques Toward Efficient and Reliable Knowledge Discovery From Building Operational Data. *Front. Energy Res.* 9, 1–17. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2021.652801>
- Harliana, Anggraini, D., 2023. Penerapan Algoritma Naïve Bayes Pada Klasifikasi Status Gizi Balita di Posyandu Desa Kalitengah. *J. Inform. Komputer, Bisnis dan Manaj.* 21, 38–45. <https://doi.org/10.61805/fahma.v21i2.16>
- Haryani, V.M., Putriana, D., Hidayati, R.W., 2023. Animal-Based Protein Intake is Associated with Stunting in Children in Primary Health Care of Minggir. *Amerta Nutr.* 7, 139–146. <https://doi.org/10.20473/amnt.v7i2SP.2023.139-146>
- Iddrisu, W.A., Gyabaah, O., 2023. Identifying factors associated with child malnutrition in Ghana: A cross-sectional study using Bayesian multilevel ordinal logistic regression approach. *BMJ Open* 13, 1–10. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2023-075723>
- Ismail, M., Hassan, N., Bafjaish, S.S., 2020. Comparative Analysis of Naive Bayesian Techniques in Health-Related for Classification Task. *J. Soft Comput. Data Min.* 1, 1–10. <https://doi.org/10.30880/jscdm.2020.01.02.001>
- Jeevaraj, D., Karthik, B., Vijayan, T., Sriram, M., 2023. Feature Selection Model using Naive Bayes ML Algorithm for WSN Intrusion Detection System 179 Original Scientific Paper. *Int. J. Electr. Comput. Eng. Syst.* 14, 179–185.
- Kemkes, 2023. hasil ski 2023 [WWW Document]. kemkes. URL <https://www.badankebijakan.kemkes.go.id/hasil-ski-2023/> (accessed 6.26.24).
- Kyle Casadei, J.K., 2022. Anthropometric Measurement. National Library of Medicine.
- Lasarudin, A., Hilmansyah Gani, Misran Tomayahu, 2023. Perbandingan Metode Naïve Bayes dan C4.5 Klasifikasi Status Gizi Bayi Balita. *SPECTA J. Technol.* 6, 273–283.

<https://doi.org/10.35718/specta.v6i3.789>

- Leroy, J.L., Frongillo, E.A., 2019. Perspective: What Does Stunting Really Mean? A Critical Review of the Evidence. *Adv. Nutr.* 10, 196–204. <https://doi.org/10.1093/advances/nmy101>
- Nailuvar, R., Laily Hilmi, I., 2022. Analysis of Factors Affecting Stunting Incidence in Indonesia : Literature review. *J. eduhealth* 13, 1099.
- Nesca, M., Katz, A., Leung, C.K., Lix, L.M., 2022. A scoping review of preprocessing methods for unstructured text data to assess data quality. *Int. J. Popul. Data Sci.* 7, 1–15. <https://doi.org/10.23889/ijpds.v7i1.1757>
- Ningrumsari Mulyanan, I., Yusril Helmi Setyawan, M., Isti Rahayu, W., 2024. Penerapan Metode Naïve Bayes Untuk Merekomendasikan Pekerjaan Yang Sesuai Terhadap Fresh Graduate. *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.* 7, 3453–3460. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i5.7155>
- Nugroho Arif Sudibyo, Ardymulya Iswardani, Kartika Sari, Siti Suprihatiningsih, 2020. Penerapan Data Mining Pada Jumlah Penduduk Miskin Di Indonesia. *J. Lebesgue J. Ilm. Pendidik. Mat. Mat. dan Stat.* 1, 199–207. <https://doi.org/10.46306/lb.v1i3.42>
- Nurainun, N., Haerani, E., Syafria, F., Oktavia, L., 2023. Penerapan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dalam Klasifikasi Status Gizi Balita dengan Pengujian K-Fold Cross Validation. *J. Comput. Syst. Informatics* 4, 578–586. <https://doi.org/10.47065/josyc.v4i3.3414>
- Nurida, R., Sugiharti, E., Alamsyah, A., 2019. Implementation of Fuzzy K-Nearest Neighbor Method in Decision Support System for Identification of Under-five Children Nutritional Status Based on Anthropometry Index. *J. Adv. Inf. Syst. Technol.* 1, 83–89.
- Preddy, ..., Marpaung, P., Pebrian, I., Putri, W., 2023. Penerapan Data Mining Untuk Pengelompokan Kepadatan Penduduk Kabupaten Deli Serdang Menggunakan Algoritma K-Means. *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.* 6, 64–70.
- Rismayanti, N., Naswin, A., Zaky, U., Zakariyah, M., Purnamasari, D.A., 2023. Evaluating Thresholding-Based Segmentation and Humoment Feature Extraction in Acute Lymphoblastic Leukemia Classification using Gaussian Naive Bayes. *Int. J. Artif. Intell. Med. Issues* 1, 74–83. <https://doi.org/10.56705/ijaimi.v1i2.99>
- Saleh, H., Faisal, M., Musa, R.I., 2019. Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *Simtek J. Sist. Inf. dan Tek. Komput.* 4, 120–126. <https://doi.org/10.51876/simtek.v4i2.60>
- Simbolon, D., Asmawati, Battbual, B., Ludji, I.D.R., Eliana, 2021. Pendampingan Gizi Spesifik Pada Ibu Hamil Upaya Menuju Kampung KB Bebas Stunting. *Edukasi Masy. Sehat Sejah. J. Pengabd. Kpd. Masy.* 3, 112–121.
- Titimeidara, M.Y., Hadikurniawati, W., 2021. Implementasi Metode Naïve Bayes Classifier Untuk Klasifikasi Status Gizi Stunting Pada Balita. *J. Ilm. Inform.* 9, 54–59. <https://doi.org/10.33884/jif.v9i01.3741>
- UNICEF, 2022. Nutrition Tackling the ‘triple burden’ of malnutrition in Indonesia [WWW Document]. *unicef*. URL <https://www.unicef.org/indonesia/nutrition> (accessed 6.25.24).
- Zaleha, S., Idris, H., 2022. Implementation of Stunting Program in Indonesia: a Narrative Review. *Indones. J. Heal. Adm.* 10, 143–151. <https://doi.org/10.20473/jaki.v10i1.2022.143-151>

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Lembar Permohonan Data



UMKT
Program Studi
Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi

Telp. 0541-748511 Fax. 0541-766832

Website <http://informatika.umkt.ac.id>

email: informatika@umkt.ac.id



بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Nomor : 003-002/FST.1/D.3/C/2024
Lampiran : -
Perihal : Permohonan Pengambilan Data

Kepada Yth.
Kepala Dinas Kesehatan Kota Samarinda
di -

Tempat

Assalamu 'alaikum Warrahmatullahi Wabarrakatuh

Puji Syukur kepada Allah Subhanahu wa ta'ala yang senantiasa melimpahkan Rahmat-Nya kepada kita sekalian. Aamiin.

Sehubungan untuk memenuhi Tugas Akhir/Skripsi Tahun Akademik 2023/2024, maka dengan ini kami bermaksud untuk melakukan pengambilan data di Dinas Kesehatan Kota Samarinda. Adapun data yang diminta yaitu data Status Gizi pada Balita Kota Samarinda tahun 2022/2023, dengan nama mahasiswa sebagai berikut:

No	Nama	NIM
1	Melisa Nur Aini	2011102441122
2	Rita Yulfani	2011102441210
3	Hery Kurniawan	2011102441015
4	Bagus Fathur Rochman	2011102441034
5	Muhamad Wahyu Tirta	2011102441014

Demikian surat permohonan ini dibuat. Atas perhatiannya dan kerjasamanya kami mengucapkan terima kasih.

Wassalamu 'alaikum Warrahmatullahi Wabarrakatuh

Samarinda, 11 Rajab 1445 H
23 Januari 2024 M

Ketua Program Studi S1 Teknik Informatika



[Signature]
Arbansyah, S.Kom., M.TI
IDN. 1118019203

Kampus 1 : Jl. Ir. H. Juanda, No.15, Samarinda
Kampus 2 : Jl. Pelita, Pesona Mahakam, Samarinda

FAKTA INTEGRITAS (PERNYATAAN TANGGUNG JAWAB MUTLAK)

Yang bertanda tangan dibawah ini :

No	Nama	NIM	No. Telp	TTD
1	Melisa Nur Aini	2011102441122	+62 821-4855-6023	
2	Rita Yulfani	2011102441210	+62 823-5001-2295	
3	Hery Kumiawan	2011102441015	+62 812-3384-8740	
4	Bagus Fathur Rochman	2011102441034	+62 851-7411-7638	
5	Muhamad Wahyu Tirta	2011102441014	+62 858-0680-2134	

Menyatakan :

1. Bersedia mematuhi segala ketentuan terkait permohonan data yang diberlakukan di Dinas Kesehatan Kota Samarinda, Kalimantan Timur.
2. Data yang diberikan akan digunakan secara eksklusif untuk keperluan penelitian Skripsi. Tujuan penggunaan data ini terbatas pada topik permasalahan penelitian yang akan dilakukan nantinya.
3. Saya berkomitmen untuk menjaga kerahasiaan dan keamanan data yang diberikan. Data ini tidak akan diungkapkan kepada pihak ketiga tanpa izin resmi. Saya akan bertanggung jawab untuk menjaga privasi serta integritas informasi data yang diberikan.
4. Saya akan bertindak secara etis dalam semua aspek penelitian ini. Menghindari segala bentuk penyalahgunaan data dan berusaha sebaik mungkin untuk meminimalkan dampak negatif terhadap terhadap masyarakat.

Demikian Fakta Integritas atau Pernyataan Tanggung Jawab Mutlak ini saya buat dengan sebenarnya, dalam keadaan sehat jasmani/rohuni dan tanpa ada paksaan dari pihak manapun.

Samarinda, 30 Januari 2024

Mengetahui,
Pj. GiziKIA

Hormat Kami,
Ketua Tim

Dr. Rudy Agus Rlyanto
NIP. 19770730 200502 1 003



Bagus Fathur Rochman
2011102441034

Lampiran 2 Data Rekam Medis

No	Nama	JK	Kab/Kota	Kec	Pukesmas	Desa/Kel	Posyandu	Usia Saat Ukur	Tanggal Pengukuran	Berat	Tinggi	BB/U	ZS BB/U	TB/U	ZS TB/U	BB/TB	ZS BB/TB	Naik Berat Badan
1	JANUARSIH GORIA ELIORA	P	SAMARINDA	SUNGGAI KUNJANG	WONOREJO	KARANG ANYAR	HARAPAN KITA	0 Tahun - 0 Bulan - 0 Hari	2023-01-01	3.2	45	Berat Badan Normal	-0.07	Pendek	-2.23	Gizi Lebih	2.77	-
2	SITI AISYAH	P	SAMARINDA	SUNGGAI PINANG	REMAJA	TEMINDUNG PERMAI	PULAU INDAH	4 Tahun - 0 Bulan - 16 Hari	2023-01-02	12	94	Kurang	-2.25	Pendek	-2.09	Gizi Baik	-1.46	O
3	RAYYAN RAMADHAN	L	SAMARINDA	SAMBUTAN	SAMBUTAN	SAMBUTAN	AGLO NEMA	2 Tahun - 7 Bulan - 24 Hari	2023-01-02	11	85	Berat Badan Normal	-1.81	Pendek	-2.35	Gizi Baik	-0.73	O
4	MUHAMAD RAZZAN ARKANZA	L	SAMARINDA	SAMBUTAN	SAMBUTAN	SAMBUTAN	KEMUNING	0 Tahun - 11 Bulan - 5 Hari	2023-01-02	8	70	Berat Badan Normal	-1.52	Pendek	-2.03	Gizi Baik	-0.63	T
5	HAZZIMA RENNA QANITA	P	SAMARINDA	SAMBUTAN	SAMBUTAN	SAMBUTAN	KEMUNING	1 Tahun - 11 Bulan - 15 Hari	2023-01-02	9	75	Berat Badan Normal	-1.96	Sangat Pendek	-3.43	Gizi Baik	-0.18	O
6	ZIONATAN PARNINGOTAN S.	L	SAMARINDA	SAMARINDA UTARA	BENGGKURING	SEMPAJA UTARA	AGLONEMA TERPADU	1 Tahun - 4 Bulan - 15 Hari	2023-01-02	9.5	75	Berat Badan Normal	-1.01	Pendek	-2.19	Gizi Baik	0	O
7	M.DIAN PRATAMA	L	SAMARINDA	SAMARINDA UTARA	BENGGKURING	SEMPAJA UTARA	AGLONEMA TERPADU	2 Tahun - 0 Bulan - 20 Hari	2023-01-02	10.4	81.3	Berat Badan Normal	-1.46	Pendek	-2.07	Gizi Baik	-0.5	O
8	FAYOLA ADISTIA J.	P	SAMARINDA	SAMARINDA UTARA	BENGGKURING	SEMPAJA UTARA	AGLONEMA TERPADU	2 Tahun - 10 Bulan - 29 Hari	2023-01-02	10.5	83.7	Kurang	-2.13	Pendek	-2.82	Gizi Baik	-0.6	O
9	JUNAEDI EVRA.S	L	SAMARINDA	SAMARINDA UTARA	BENGGKURING	SEMPAJA UTARA	AGLONEMA TERPADU	1 Tahun - 5 Bulan - 9 Hari	2023-01-02	9.4	74.1	Berat Badan Normal	-1.25	Pendek	-2.81	Gizi Baik	0.11	O
10	IVANA CALLRA PUTRI	P	SAMARINDA	SAMARINDA UTARA	BENGGKURING	SEMPAJA UTARA	AGLONEMA TERPADU	3 Tahun - 8 Bulan - 4 Hari	2023-01-02	11.4	91.5	Kurang	-2.32	Pendek	-2.14	Gizi Baik	-1.53	O
11	IBRAHIM AL KAHFI	L	SAMARINDA	SAMARINDA UTARA	BENGGKURING	SEMPAJA UTARA	AGLONEMA TERPADU	2 Tahun - 11 Bulan - 25 Hari	2023-01-02	10.3	84	Kurang	-2.75	Sangat Pendek	-3.24	Gizi Baik	-1.29	O
12	FATIMAH A ZAHRA	P	SAMARINDA	SAMBUTAN	SAMBUTAN	SAMBUTAN	KEMUNING	1 Tahun - 4 Bulan - 12 Hari	2023-01-02	8	72	Berat Badan Normal	-1.78	Pendek	-2.25	Gizi Baik	-0.95	O
13	SALMAN AL ILHAM	L	SAMARINDA	SAMBUTAN	SAMBUTAN	SAMBUTAN	KEMUNING	4 Tahun - 2 Bulan - 13 Hari	2023-01-02	13	96	Berat Badan Normal	-2	Pendek	-2.03	Gizi Baik	-1.2	O
14	LYANA BUKTI JASMINE	P	SAMARINDA	SAMARINDA ULU	JUANDA	GUNUNG KELUA	PERDANA 45	0 Tahun - 4 Bulan - 29 Hari	2023-01-02	8.6	65	Berat Badan Normal	0.41	Pendek	-2.04	Gizi Lebih	2.05	O

No	Nama	JK	Kab/Kota	Kec	Pukesmas	Desa/Kel	Posyandu	Usia Saat Ukur	Tanggal Pengukuran	Berat	Tinggi	BB/U	ZS BB/U	TB/U	ZS TB/U	BB/TB	ZS BB/TB	Naik Berat Badan
15	RAISA MAULIDA	P	SAMARINDA	SAMARINDA ULU	JUANDA	AIR HITAM	KUNJUNGAN PUSKESMAS	3 Tahun - 0 Bulan - 22 Hari	2023-01-02	7	75	Sangat Kurang	-5.23	Sangat Pendek	-5.35	Gizi Buruk	-3.29	O
16	YOGA ALFARIZKI	L	SAMARINDA	SAMBUTAN	MAKROMAN	sindang sari	KUTILANG 3	1 Tahun - 7 Bulan - 19 Hari	2023-01-02	9.3	78.1	Berat Badan Normal	-1.72	Pendek	-2.06	Gizi Baik	-1.01	N
17	ADERA ANINDRA P	P	SAMARINDA	PALARAN	PALARAN	HANDIL BAKTI	Harapan Sehat	1 Tahun - 3 Bulan - 18 Hari	2023-01-02	6.3	70	Sangat Kurang	-3.64	Pendek	-2.95	Gizi Kurang	-3	T
18	NUR HIYATUL AULIYA	P	SAMARINDA	PALARAN	PALARAN	HANDIL BAKTI	Harapan Sehat	1 Tahun - 1 Bulan - 14 Hari	2023-01-02	7.7	70	Berat Badan Normal	-1.54	Pendek	-2.17	Gizi Baik	-0.65	O
19	ABRISYAM	L	SAMARINDA	LOA JANAN ILIR	TRAUMA CENTER	TANI AMAN	PELANGI	2 Tahun - 8 Bulan - 3 Hari	2023-01-02	9.7	85.5	Kurang	-2.91	Pendek	-2.46	Gizi Kurang	-2.29	N
20	ADIBA FAIZAH	P	SAMARINDA	LOA JANAN ILIR	TRAUMA CENTER	TANI AMAN	PELANGI	2 Tahun - 5 Bulan - 3 Hari	2023-01-02	8.4	80.5	Sangat Kurang	-3.35	Pendek	-2.92	Gizi Kurang	-2.25	N
21	AINUN HUSNA	P	SAMARINDA	LOA JANAN ILIR	TRAUMA CENTER	TANI AMAN	PELANGI	2 Tahun - 3 Bulan - 18 Hari	2023-01-02	7.9	79.6	Sangat Kurang	-3.65	Pendek	-2.69	Gizi Kurang	-2.94	N
22	RATU KHUSNUL AZAHRA	P	SAMARINDA	LOA JANAN ILIR	TRAUMA CENTER	TANI AMAN	PELANGI	4 Tahun - 5 Bulan - 23 Hari	2023-01-02	11.1	96.5	Sangat Kurang	-3.23	Pendek	-2.11	Gizi Kurang	-2.93	N
23	M. GHIFARI MAHERZA	L	SAMARINDA	PALARAN	PALARAN	HANDIL BAKTI	Harapan Sehat	1 Tahun - 7 Bulan - 19 Hari	2023-01-02	8.7	78	Kurang	-2.31	Pendek	-2.1	Gizi Baik	-1.82	O
24	QUEENSHA AURA X	P	SAMARINDA	PALARAN	PALARAN	HANDIL BAKTI	Harapan Sehat	1 Tahun - 4 Bulan - 13 Hari	2023-01-02	6.9	70	Sangat Kurang	-3.07	Sangat Pendek	-3.22	Gizi Baik	-1.91	N
25	MUHAMMAD IRHAM PUTRA	L	SAMARINDA	SAMARINDA ULU	JUANDA	AIR HITAM	FAMILI PANDA	1 Tahun - 1 Bulan - 10 Hari	2023-01-02	7.1	70.5	Sangat Kurang	-3.05	Pendek	-2.79	Gizi Kurang	-2.31	N
...
...
9490	Shanum Alesha S	P	SAMARINDA	SAMARINDA KOTA	SAMARINDA KOTA	BUGIS	BUGIS	3 Tahun - 0 Bulan - 28 Hari	2023-07-31	10.9	87.4	Kurang	-2.02	Pendek	-2.15	Gizi Baik	-1.1	T
9491	MUHAMMAD RAFASSYA HAFIZ	L	SAMARINDA	SAMARINDA SEBERANG	MANGKUPALAS	MESJID	LAIS	1 Tahun - 0 Bulan - 28 Hari	2023-07-31	8.2	71.2	Berat Badan Normal	-1.68	Pendek	-2.33	Gizi Baik	-0.72	O
9492	ALVARENDRA FATHLANI	L	SAMARINDA	SAMARINDA SEBERANG	MANGKUPALAS	MESJID		0 Tahun - 5 Bulan - 21 Hari	2023-07-31	6.32	62.7	Berat Badan Normal	-1.91	Pendek	-2.09	Gizi Baik	-0.72	O
9493	SHEIKA MAHRA SARADA	P	SAMARINDA	SAMARINDA SEBERANG	MANGKUPALAS	TENUN SAMARINDA		0 Tahun - 4 Bulan - 24 Hari	2023-07-31	4	52.8	Sangat Kurang	-4.18	Sangat Pendek	-4.92	Gizi Baik	0.04	O

Lampiran 3 Proses data Cleaning (merubah format data dari objek menjadi numerik)

No	Nama Atribut	Nilai (sebelum diubah)	Nilai (sesudah diubah)
1	JK	L	0
		P	1
2	Kec	LOA JANAN ILIR	0
		PALARAN	1
		SAMARINDA ILIR	2
		SAMARINDA KOTA	3
		SAMARINDA SEBERANG	4
		SAMARINDA ULU	5
		SAMARINDA UTARA	6
		SAMBUTAN	7
		SUNGAI KUNJANG	8
		SUNGAI PINANG	9
3	Pukesmas	AIR PUTIH	0
		BANTUAS	1
		BENGKURING	2
		BUKUAN	3
		HARAPAN BARU	4
		JUANDA	5
		KAMPUNG BAKA	6
		KARANG ASAM	7
		LEMPAKE	8
		LOA BAKUNG	9
		LOK BAHU	10
		MAKROMAN	11
		MANGKUPALAS	12
		PALARAN	13
		PASUNDAN	14
		REMAJA	15
		SAMARINDA KOTA	16
		SAMBUTAN	17
		SEGIRI	18
		SEI SIRING	19
		SEMPAJA	20
		SIDOMULYO	21
		SUNGAI KAPIH	22
		TEMINDUNG	23
		TRAUMA CENTER	24
WONOREJO	25		
4	Desa/Kel	AIR HITAM	0
		AIR PUTIH	1
		BANDARA	2
		BANTUAS	3
		BAQA	4

No	Nama Atribut	Nilai (sebelum diubah)	Nilai (sesudah diubah)
	BUDAYA PAMPANG		5
	BUGIS		6
	BUKIT PINANG		7
	BUKUAN		8
	DADI MULYA		9
	GUNUNG KELUA		10
	GUNUNG LINGAI		11
	GUNUNG PANJANG		12
	HANDIL BAKTI		13
	HARAPAN BARU		14
	JAWA		15
	KARANG ANYAR		16
	KARANG ASAM ILIR		17
	KARANG ASAM ULU		18
	KARANG MUMUS		19
	LEMPAKE		20
	LOA BAKUNG		21
	LOA BUAH		22
	LOK BAHU		23
	MAKROMAN		24
	MANGKUPALAS		25
	MESJID		26
	MUGIREJO		27
	PASAR PAGI		28
	PELABUHAN		29
	PELITA		30
	PULAU ATAS		31
	RAPAK DALAM		32
	RAWA MAKMUR		33
	SAMBUTAN		34
	SELILI		35
	SEMPAJA BARAT		36
	SEMPAJA SELATAN		37
	SEMPAJA TIMUR		38
	SEMPAJA UTARA		39
	SENGKOTEK		40
	SIDODADI		41
	SIDODAMAI		42
	SIDOMULYO		43
	SIMPANG PASIR		44
	SIMPANG TIGA		45
	sindang sari		46
	SUNGAI DAMA		47
	SUNGAI KAPIH		48
	SUNGAI KELEDANG		49

No	Nama Atribut	Nilai (sebelum diubah)	Nilai (sesudah diubah)
		SUNGAI PINANG DALAM	50
		SUNGAI PINANG LUAR	51
		SUNGAI SIRING	52
		TANAH MERAH	53
		TANI AMAN	54
		TELUK LERONG ILIR	55
		TELUK LERONG ULU	56
		TEMINDUNG PERMAI	57
		TENUN SAMARINDA	58
5	Posyandu	ABDI	0
		AGLO NEMA	1
		AGLONEMA TERPADU	2
		ANGGREK PUTIH	3
		Angrek Hitam	4
		Asoka	5
		BALO TABA GOLO	6
		BERKAT DOA IBU	7
		BUGIS	8
		BUNDA BAKTI	9
		BUNGA SAKURA	10
		CERRY	11
		DELIMA	12
		HARAPAN KITA	13
		Harapan Sehat	14
		JELAWAT	15
		KAMBOJA	16
		KARAMUNTING	17
		KARTAR	18
		KARTIKA I	19
		KASIH IBU	20
		KECUBUNG	21
		KELAPA HIBRIDA	22
		Kemangi	23
		KENANGA 1	24
		KEPODANG	25
		KUNJUNGAN PUSKESMAS	26
		KUTILANG 3	27
		KUTILANG	28
		LABU	29
		LUBUK SAWA	30
		MARKISA 2	31
		mekar sari	32
		MELATI II	33
		MELATI PUTIH	34
		melati	35

No	Nama Atribut	Nilai (sebelum diubah)	Nilai (sesudah diubah)
		MELATI	36
		MELON	37
		MENUR B	38
		MERAH DELIMA	39
		MERPATI PUTIH	40
		PELANGI	41
		PELANGI	42
		PERDANA 45	43
		PERDANA	44
		PERMATAHATI	45
		PULAU INDAH	46
		Rambutan	47
		SEHAT	48
		SEREI WANGI	49
		seruni	50
		SETIA	51
		SPL	52
		Sumber Waras	53
		TERATAI SELILI	54
		TERI	55
		TULIP	56
		TUNA A	57
		WIJAYA KUSUMA	58
6	BB/U	Berat Badan Normal	0
		Kurang	1
		Sangat Kurang	2
		Risiko Lebih	3
7	TB/U	Pendek	0
		Sangat Pendek	1
8	BB/TB	Gizi Baik	0
		Gizi Buruk	1
		Gizi Kurang	2
		Gizi Lebih	3
		Obesitas	4
		Risiko Gizi Lebih	5
9	Naik Berat	-	0
	Badan	O	1
		T	2
		N	3

Lampiran 4 Kartu Bimbingan

KARTU KENDALI BIMBINGAN LAPORAN KARYA ILMIAH

Nama Mahasiswa : Hery Kurniawan
 NIM : 2011102441015
 Nama Dosen Pembimbing : Abdul Rahim, S.Kom., M.Cs
 Judul Penelitian : Implementasi Algoritma Gaussian Naïve Bayes Dalam Klasifikasi Status Gizi Pada Balita Di Kota Samarinda

No	Tanggal	Uraian Pembimbing	Paraf Dosen
1	17 Jan, 2024	Diskusi mengenai permasalahan data	
2	29 Jan, 2024	Bahas mengenai anggota RTA dalam data stunting	
3	29 Jan, 2024	Bahas mengenai informasi data yang didapatkan	
4	7 Feb, 2024	Konsultasi mengenai judul skripsi	
5	20 Feb, 2024	Konsultasi terkait Outline judul skripsi	
6	7 Mar, 2024	Arahan dosen pembimbing terkait Outline dan pengumpulan RTA	
7	21 Mar, 2024	Bimbingan terkait pengumpulan proposal skripsi di website simpel	
8	26 Apr, 2024	Konsultasi terkait metode yang digunakan dalam pengujian data.	
9	17 May, 2024	Bimbingan terkait BAB III	
10	20 May, 2024	Bimbingan lanjutan mengenai BAB III dengan alur penelitian	
11	30 May, 2024	Konsultasi mengenai penulisan skripsi	
12	4 Jun, 2024	Konsultasi mengenai BAB III dan IV serta penulisan Jurnal dan Publish Jurnal	

Dosen Pembimbing



Abdul Rahim, S.Kom., M.Cs
 NIDN. 0009047901

Mengetahui,
 Ketua Program Studi



Arbansyah, S.Kom., M.TI
 NIDN. 1118019203

Lampiran 5 Jadwal Penelitian

No	Jenis Penelitian	Bulan / 2024						
		Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul
Tahap Pra-Penelitian								
1	Menentukan Judul Penelitian							
2	Menyusun Rumusan Masalah							
3	Mencari Data Pendukung							
4	Menyusun Metode Penelitian							
5	Menyusun Proposal Penelitian							
6	Review Desk di Sempel							
Tahap Penelitian								
1	Pengumpulan Data							
2	Analisis Data							
3	Pengujian Data <i>Training</i> dan Data <i>Testing</i> dengan Algoritma Naïve Bayes							
Tahap Akhir Penelitian								
1	Penyusunan Laporan							
2	Evaluasi Hasil							
3	Penyempurnaan Laporan							
4	Seminar Hasil							


```

data.head()

# An example text our model might see:
0 1 0 0 32 453 0 487 0 -223 3 277
1 1 0 1470 120 943 1 -225 0 -200 0 -140
2 0 7 304 110 253 0 -101 0 -230 0 -473
3 0 7 305 90 753 0 -152 0 -240 0 -483
4 1 7 700 90 753 0 -190 1 -340 0 -493

x = data.drop(['id'], axis=1)
y = data['id']

# sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
scaler = MinMaxScaler()
x = scaler.fit_transform(x)

# sklearn.model_selection import train_test_split
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2, random_state=42)

print("jumlah data training = ", len(x_train))
print("jumlah data testing = ", len(x_test))

jumlah data training = 564
jumlah data testing = 116

# sklearn.metrics import Counter
# Menampilkan jumlah data pada masing-masing kelas di set pelatihan
train_class_counts = Counter(x_train)
print("jumlah data pada masing-masing kelas di set pelatihan:")
for kelas, jumlah in train_class_counts.items():
    print("kelas (%Kelas): (%Jumlah) data")

# Menampilkan jumlah data pada masing-masing kelas di set pengujian
test_class_counts = Counter(x_test)
print("jumlah data pada masing-masing kelas di set pengujian:")
for kelas, jumlah in test_class_counts.items():
    print("kelas (%Kelas): (%Jumlah) data")

jumlah data pada masing-masing kelas di set pelatihan:
kelas 0: 553 data
kelas 1: 548 data
kelas 2: 493 data
kelas 3: 507 data
kelas 4: 55 data
kelas 5: 175 data

jumlah data pada masing-masing kelas di set pengujian:
kelas 0: 104 data
kelas 1: 170 data
kelas 2: 129 data
kelas 3: 38 data
kelas 4: 6 data
kelas 5: 42 data

# sklearn.metrics import accuracy_score
# sklearn.model_selection import train_test_split
# sklearn.metrics import Counter

# Mengisi data menjadi set pelatihan dan pengujian
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Hitung jumlah total data
total_train_data = len(x_train)
total_test_data = len(x_test)

# Hitung proporsi masing-masing kelas dalam data pelatihan
train_class_counts = Counter(x_train)
train_class_proportions = {kelas: jumlah / total_train_data for kelas, jumlah in train_class_counts.items()}
print("proporsi kelas dalam data pelatihan:")
for kelas, proporsi in train_class_proportions.items():
    print("kelas (%Kelas): (%proporsi) * 100")

# Definisi bobot prior untuk setiap kelas
prior_kelas = {
    '0': 1, # Prior default
    '1': 1, # Prior sama untuk setiap kelas
    '2': 1, # Prior bobotkan kelas dengan data banyak dikurangi
    '3': 1, # Prior bobotkan kelas dengan data sedikit ditambah
    '4': 1, # Prior bobotkan kelas dengan data sedikit dikurangi
    '5': 1, # Prior bobotkan kelas dengan data sedikit dikurangi
}

# Prior bobotkan bobot dengan proporsional
prior_kelas = {
    '0': 1, '1': 1, '2': 1, '3': 1, '4': 1, '5': 1 # Prior bobotkan bobot tidak sama persis
}

# Dictionary untuk menyimpan hasil akurasi untuk setiap prior
accuracy_results = {}

# sklearn.model_selection import GridSearchCV
# sklearn.metrics import accuracy_score, max_score
# sklearn.metrics import accuracy_score, max_score

# Definisi nilai var_smoothing yang ingin dicari
var_smoothing_values = [1e-9, 1e-8, 1e-7, 1e-6, 1e-5, 1e-4, 1e-3, 1e-2]

# Dictionary untuk menyimpan hasil akurasi untuk setiap var_smoothing
accuracy_results = {}

# Untuk var_smoothing in var_smoothing_values:
# Mendefinisikan akurasi terbaik dengan var_smoothing tertentu
gb = GradientBoostingClassifier()

# Inisialisasi GridSearchCV dengan model, parameter, dan metrik yang ingin dicari
grid_search = GridSearchCV(estimator=gb, param_grid={}, scoring='accuracy', cv=5, verbose=1, n_jobs=-1)

# Melatih GridSearch untuk mencari kombinasi parameter terbaik
grid_search.fit(x_train, y_train)

# Menampilkan model terbaik setelah pencarian grid
best_model = grid_search.best_estimator_

# Menampilkan akurasi model terbaik
jurnal = best_model.predict(x_test)

# Hitung akurasi menggunakan model terbaik
accuracy = accuracy_score(y_test, jurnal)

# Menampilkan hasil akurasi untuk var_smoothing tertentu
accuracy_results[var_smoothing] = accuracy

# Menampilkan hasil parameter terbaik dan akurasi untuk var_smoothing tertentu
print("var_smoothing: (%var_smoothing), parameter terbaik: (%grid_search.best_params_), akurasi terbaik: (%accuracy)")

# Menampilkan hasil akurasi untuk setiap var_smoothing
for var_smoothing, accuracy in accuracy_results.items():
    print("var_smoothing: (%var_smoothing) (%accuracy)")

# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 1e-9, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 1e-8, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 1e-7, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 1e-6, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 1e-5, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 1e-4, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 1e-3, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 1e-2, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 0.01, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 0.05, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 0.1, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 0.5, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 1.0, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 5.0, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 10.0, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 50.0, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 100.0, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 500.0, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000
# Hitung F1 score for each of 1 candidate, returning 0 F1
var_smoothing = 1000.0, parameter terbaik: {}, akurasi terbaik: 0.8104000000000000

```


SKRIPSI HERY KURNIAWAN

by Teknik Informatika UMKT



Arbansyah

Arbansyah, S.Kom, M.TI

Submission date: 25-Jul-2024 09:54AM (UTC+0800)

Submission ID: 2422050384

File name: SKRIPSI_HERY_KURNIAWAN.docx (781.66K)

Word count: 4927

Character count: 31379

SKRIPSI HERY KURNIAWAN



ORIGINALITY REPORT

27%

SIMILARITY INDEX

25%

INTERNET SOURCES

12%

PUBLICATIONS

8%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	repository.uin-suska.ac.id Internet Source	7%
2	repository.its.ac.id Internet Source	1%
3	Emir Ramon, Alwis Nazir, Novriyanto Novriyanto, Yusra Yusra, Lola Oktavia. "KLASIFIKASI STATUS GIZI BAYI POSYANDU KECAMATAN BANGUN PURBA MENGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)", Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika), 2022 Publication	1%
4	123dok.com Internet Source	1%
5	Submitted to Universitas Brawijaya Student Paper	1%
6	journal.unilak.ac.id Internet Source	1%
7	ojs.stmik-banjarbaru.ac.id Internet Source	1%

RIWAYAT HIDUP

Lampiran 8 Lembar Riwayat Hidup



Hery Kurniawan, Lahir pada tanggal 06 Juni 2002, di Berau Provinsi Kalimantan Timur. Penulis merupakan anakTunggal, dari pasangan Ahmad Sadar dan Lilik Ponirah. Penulis pertama kali masuk pendidikan Formal di SDN 1 Malinau Kota pada tahun 2007 dan tamat pada 2013. Pada tahun yang sama penulis melanjutkan pendidikan ke SMP Negeri 1 Malinau Kota dan tamat pada tahun 2016. Setelah tamat di SMP, penulis melanjutkan ke SMA Negeri 1 Malinau Kota, Kabupaten Malinau dan tamat pada tahun 2020. Dan pada tahun yang sama penulis terdaftar sebagai Mahasiswa di Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur Fakultas Sains dan Teknologi Jurusan Teknik Informatika melalui Seleksi Penerimaan Mahasiswa Baru (SPMB). Saat menjadi mahasiswa penulis pernah melaksanakan program magang di Instansi pemerintah yaitu Dewan Perwakilan Rakyat Daerah Provinsi Kalimantan Timur (DPRD Provinsi Kalimantan Timur) Selama 3 bulan yang dilaksanakan pada semester 7. Demikian riwayat singkat dari penulis Jika terdapat kekeliruan atau kekurangan, mohon dimaklumi karena kesempurnaan hanyalah milik Tuhan Yang Maha Esa. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk skripsi ini.