

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Balita

Balita adalah anak berusia 0-59 bulan yang mengalami pertumbuhan dan perkembangan sangat pesat, sehingga membutuhkan asupan gizi dalam jumlah besar dengan kualitas tinggi. Namun, mereka termasuk kelompok yang rentan terhadap masalah gizi dan berisiko mengalami gangguan kesehatan akibat kekurangan nutrisi yang dibutuhkan. Pola konsumsi makanan menjadi faktor utama yang mempengaruhi pertumbuhan fisik serta perkembangan kecerdasan anak, sehingga status gizi yang baik sangat berperan dalam mendukung pertumbuhan optimal dan perkembangan kognitif. Anak balita umumnya didefinisikan sebagai anak berusia di bawah lima tahun, yaitu mereka yang telah melewati usia satu tahun. Kelompok ini terbagi menjadi anak balita (1-3 tahun) dan anak pra-sekolah (3-5 tahun)(Setyorini & Lieskusumastuti, 2021). Pada masa balita, anak masih sangat bergantung pada orang tua dalam menjalankan aktivitas sehari-hari, seperti mandi, buang air, dan makan. Kemampuan berbicara dan berjalan mulai berkembang lebih baik, tetapi keterampilan lainnya masih terbatas.

Masa balita sering disebut sebagai periode emas (*golden age*) dalam pertumbuhan dan perkembangan manusia karena menentukan keberhasilan perkembangan anak di masa mendatang. Karena berlangsung dalam waktu singkat dan tidak dapat terulang kembali, fase ini menjadi krusial dalam memastikan anak tumbuh dengan optimal. Usia balita merupakan tahap pertumbuhan dan perkembangan yang sangat cepat, meskipun setiap anak mengalami perkembangan yang berbeda-beda, baik cepat maupun lambat, tergantung pada berbagai faktor seperti asupan nutrisi, kondisi lingkungan, dan status sosial ekonomi keluarga(Lestari & Syamsussabri, 2025).

2.2 Gizi

Masalah gizi pada dasarnya merupakan isu kesehatan masyarakat, namun penanggulangannya tidak bisa hanya mengandalkan pendekatan medis dan layanan kesehatan. Penyebabnya sangat beragam dan melibatkan berbagai faktor, sehingga

upaya penanganannya harus melibatkan berbagai sektor, baik dalam bidang kesehatan maupun di luar sektor kesehatan. Keberhasilan program gizi dipengaruhi oleh intervensi spesifik dari sektor kesehatan serta intervensi sensitif yang melibatkan sektor lain.

Meskipun sering dikaitkan dengan kekurangan pangan, solusi permasalahan gizi tidak selalu berkaitan dengan peningkatan produksi dan penyediaan pangan. Dalam situasi tertentu, seperti bencana alam, konflik, krisis sosial, dan krisis ekonomi, permasalahan gizi lebih sering muncul akibat rendahnya ketahanan pangan di tingkat rumah tangga, yaitu ketidakmampuan keluarga memperoleh makanan yang cukup untuk seluruh anggota keluarga. Oleh karena itu, peningkatan status gizi masyarakat memerlukan kebijakan yang dapat menjamin setiap individu mendapatkan akses terhadap makanan yang cukup dalam jumlah dan kualitasnya. Dalam konteks ini, masalah gizi tidak hanya menjadi persoalan kesehatan, tetapi juga berkaitan dengan kemiskinan, pemerataan sumber daya, dan kesempatan kerja (Ramlah, 2021).

Di Indonesia dan negara berkembang lainnya, permasalahan gizi masih didominasi oleh beberapa kondisi seperti Kurang Energi Protein (KEP), anemia akibat kekurangan zat besi, gangguan akibat kekurangan yodium (GAKI), kurangnya asupan vitamin A (KVA), serta obesitas yang cenderung meningkat terutama di daerah perkotaan. Untuk menilai status gizi anak, Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) menetapkan standar baku antropometri yang mengklasifikasikan status gizi berdasarkan beberapa indikator, seperti Berat Badan menurut Umur (BB/U), Tinggi Badan menurut Umur (TB/U), dan Berat Badan menurut Tinggi Badan (BB/TB) (Yufen Lorens Ati et al., 2022).

Berikut adalah standar baku WHO untuk menilai status gizi anak:

Tabel 2. 1 Standar Baku WHO

Indikator	Status Gizi	Keterangan
BB/U	BB normal	≥ -2 SD sampai 3 SD
	BB kurang	< -2 SD sampai -3 SD

Indikator	Status Gizi	Keterangan
	BB sangat kurang	< -3 SD
TB/U	Normal	≥ -2 SD sampai 3 SD
	Pendek	< -2 SD sampai -3 SD
	Sangat Pendek	< -3 SD
TB/BB	Sangat Gemuk	> 3 SD
	Gemuk	> 2 SD sampai 3 SD
	Risiko Gemuk	≥ 1 SD sampai 2 SD
	Normal	≥ -2 SD sampai 1 SD
	Kurus	< -2 SD sampai -3 SD
	Sangat Kurus	< -3 SD

Keterangan :

1. SD = Standar Deviasi
2. BB Normal: Anak memiliki berat badan yang sesuai dengan usianya berdasarkan standar WHO, dengan nilai *z-score* antara ≥ -2 SD sampai 3 SD.
3. BB Kurang: Anak memiliki berat badan yang lebih rendah dari standar usianya, dengan nilai *z-score* < -2 SD sampai -3 SD, menunjukkan adanya resiko kekurangan gizi.
4. BB Sangat Kurang: Berat badan anak berada di bawah standar usianya dengan nilai *z-score* < -3 SD, yang mengindikasikan kekurangan gizi yang lebih parah.
5. Normal: Anak memiliki tinggi badan yang sesuai dengan usianya, dengan nilai *z-score* ≥ -2 SD sampai 3 SD.
6. Pendek: Anak mengalami pertumbuhan yang lebih lambat dari standar usianya, dengan nilai *z-score* < -2 SD sampai -3 SD, yang menunjukkan adanya risiko stunting.

7. Sangat Pendek: Anak mengalami stunting yang lebih parah dengan nilai *z-score* < -3 SD, yang dapat berdampak pada perkembangan jangka panjang.
8. Sangat Gemuk: Berat badan anak jauh di atas standar tinggi badannya, dengan nilai *z-score* > 3 SD, mengindikasikan obesitas yang dapat meningkatkan risiko penyakit metabolik.
9. Gemuk: Anak memiliki berat badan lebih tinggi dari standar tinggi badannya, dengan nilai *z-score* > 2 SD sampai 3 SD, yang menunjukkan kelebihan berat badan.
10. Risiko Gemuk: Berat badan anak mulai mendekati batas kelebihan, dengan nilai *z-score* ≥ 1 SD sampai 2 SD, sehingga perlu pemantauan lebih lanjut.
11. Normal: Berat badan anak sesuai dengan tinggi badannya, dengan nilai *z-score* ≥ -2 SD sampai 1 SD, menunjukkan status gizi yang baik.
12. Kurus: Berat badan anak lebih rendah dari standar tinggi badannya, dengan nilai *z-score* < -2 SD sampai -3 SD, yang menandakan adanya risiko gizi kurang.
13. Sangat Kurus: Berat badan anak sangat rendah dibandingkan tinggi badannya, dengan nilai *z-score* < -3 SD, yang mengindikasikan kondisi gizi buruk dan memerlukan perhatian khusus

2.3 Stunting

Stunting merupakan gangguan pertumbuhan dan perkembangan pada balita yang terjadi akibat buruknya kondisi kesehatan sejak 1.000 hari pertama kehidupan (HPK). Penyebab utama kondisi ini adalah kurangnya asupan gizi dalam jangka waktu lama, yang sering kali dipengaruhi oleh pola asuh orang tua yang kurang optimal. Stunting mencerminkan masalah kekurangan gizi kronis dan dapat berdampak jangka panjang, seperti keterlambatan perkembangan, penurunan kemampuan kognitif, serta peningkatan risiko gangguan kesehatan. Anak yang mengalami kondisi ini juga lebih rentan terhadap penyakit, memiliki produktivitas

ekonomi yang lebih rendah di masa depan, dan berkontribusi terhadap rendahnya kualitas generasi mendatang(Ediyono, 2023).

Status gizi anak yang mengalami stunting dinilai berdasarkan standar antropometri dengan indeks Panjang Badan menurut Umur (PB/U) atau Tinggi Badan menurut Umur (TB/U). Jika hasil pengukuran menunjukkan nilai *z-score* antara kurang dari -2 SD hingga -3 SD, maka anak dikategorikan sebagai pendek atau stunted, sedangkan nilai *z-score* di bawah -3 SD diklasifikasikan sebagai sangat pendek atau *severely stunted*(Aprilia Daracantika, 2021).

2.4 Data Mining

Data mining merupakan metode yang digunakan untuk mengidentifikasi informasi tersembunyi dalam kumpulan data yang besar, sering disebut sebagai *knowledge discovery*. Teknik ini memungkinkan analisis data guna menemukan pola tertentu dalam basis data. Secara umum, data mining dapat didefinisikan sebagai proses ekstraksi atau penggalian pengetahuan yang bermanfaat dari data dalam jumlah besar.

Suatu pola dalam data mining dikatakan bernilai jika memenuhi beberapa kriteria, seperti tidak bersifat sepele, mengandung informasi implisit, belum diketahui sebelumnya, dan memiliki kegunaan dalam pengambilan keputusan. Pola yang ditemukan harus dapat dipahami dengan mudah, mampu memprediksi data lain dengan tingkat akurasi tertentu, serta memiliki potensi penerapan di berbagai bidang. Proses eksplorasi data ini juga sering dikenal dengan berbagai istilah, seperti *Knowledge Discovery in Database* (KDD), analisis pola, arkeologi data, pemanenan informasi, serta business intelligence(Apriana & Yuliansyah, 2024).

Menurut fungsi dan tujuan analisisnya, data mining dimasukkan ke dalam beberapa kategori, seperti:

1. Deskripsi

Teknik ini bertujuan untuk menggambarkan pola yang terkandung dalam data dan memberikan wawasan mengenai tren atau kecenderungan tertentu.

Informasi yang diperoleh dari deskripsi ini dapat membantu dalam memahami hubungan antar variabel dalam dataset.

2. Estimasi

Estimasi memiliki konsep yang serupa dengan klasifikasi, tetapi variabel targetnya bersifat numerik, bukan kategori. Model estimasi dibuat berdasarkan data yang memiliki nilai lengkap untuk variabel target, yang kemudian digunakan sebagai dasar untuk memperkirakan nilai variabel target berdasarkan variabel prediktor lainnya.

3. Prediksi

Prediksi bertujuan untuk memperkirakan nilai atau hasil di masa depan dengan menganalisis pola dari data historis. Teknik ini banyak digunakan dalam berbagai bidang, seperti peramalan penjualan, prediksi harga saham, serta analisis tren jangka panjang.

4. Klasifikasi

Klasifikasi adalah teknik dalam data mining yang bertujuan untuk mengelompokkan data ke dalam kategori tertentu berdasarkan karakteristiknya. Proses ini sering diterapkan dalam berbagai kasus, seperti deteksi email spam, diagnosis medis, dan segmentasi pelanggan.

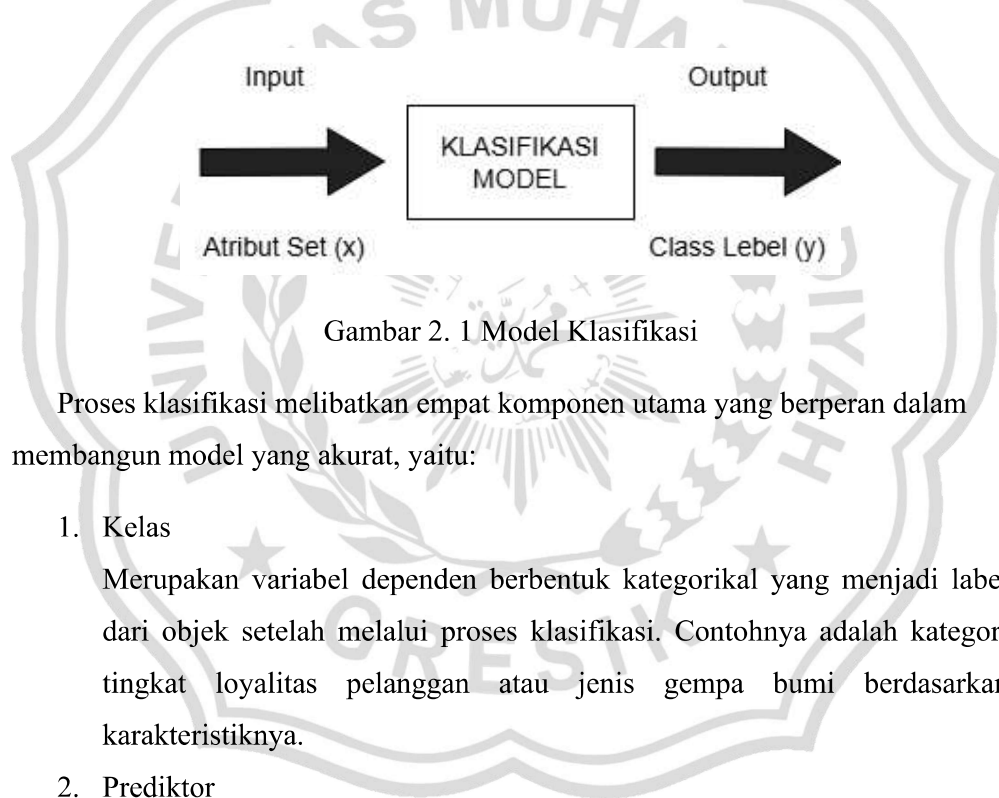
5. Pengelompokan

Pengelompokan atau *clustering* adalah teknik yang digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kesamaan karakteristiknya tanpa memerlukan variabel target. Objek yang memiliki kesamaan tertentu akan dikelompokkan dalam satu klaster yang sama. Teknik ini banyak digunakan dalam analisis pemasaran, pengelompokan dokumen, serta analisis perilaku pelanggan.

2.5 Klasifikasi

Klasifikasi dalam data mining adalah proses membangun model yang dapat membedakan kelas atau kategori data berdasarkan karakteristik tertentu, dengan menggunakan berbagai teknik seperti jaringan saraf (*neural network*), jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*), himpunan kasar (*rough sets*), *k-nearest*

neighbor (K-NN), dan klasifikasi Bayes (*Bayesian classifiers*). Proses ini terdiri dari dua fase utama, yaitu fase pembelajaran dan fase klasifikasi. Pada fase pembelajaran, sistem dilatih menggunakan data yang telah diberi label untuk membangun pola, aturan, atau model klasifikasi yang dapat mengenali hubungan antara variabel prediktor dan kelas target. Setelah model terbentuk, fase klasifikasi digunakan untuk menguji model dengan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya guna memprediksi label kelasnya. Selain itu, pada tahap ini dilakukan evaluasi terhadap performa model dengan mengukur tingkat akurasi, presisi, dan sensitivitas untuk memastikan efektivitas model dalam mengklasifikasikan data secara akurat (Suwitono & Kaunang, 2022).



Gambar 2. 1 Model Klasifikasi

Proses klasifikasi melibatkan empat komponen utama yang berperan dalam membangun model yang akurat, yaitu:

1. Kelas

Merupakan variabel dependen berbentuk kategorikal yang menjadi label dari objek setelah melalui proses klasifikasi. Contohnya adalah kategori tingkat loyalitas pelanggan atau jenis gempa bumi berdasarkan karakteristiknya.

2. Prediktor

Merupakan variabel independen yang digunakan sebagai dasar dalam menentukan kelas suatu data. Prediktor ini didasarkan pada karakteristik atau atribut tertentu dari data yang diklasifikasikan. Misalnya, status pernikahan pelanggan dalam klasifikasi loyalitas, atau kecepatan angin dan arah dalam klasifikasi jenis badai.

3. Training Dataset

Merupakan kumpulan data yang digunakan untuk melatih model klasifikasi. Data ini berisi nilai-nilai kelas dan prediktor yang telah ditentukan sebelumnya untuk membangun model yang sesuai dengan pola yang ada. Contohnya termasuk basis data badai, kelompok pelanggan supermarket berdasarkan survei internal, atau data penelitian tentang gempa bumi.

4. Testing Dataset

Merupakan kumpulan data yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya dan digunakan untuk menguji keakuratan model klasifikasi. Dataset ini berfungsi sebagai alat evaluasi untuk mengukur sejauh mana model mampu mengklasifikasikan data baru dengan benar.

2.6 Naïve Bayes

Algoritma *Naïve Bayes* merupakan salah satu metode klasifikasi dalam teknik data mining yang didasarkan pada konsep probabilitas dan statistik yang diperkenalkan oleh ilmuwan Inggris, *Thomas Bayes*. Algoritma ini digunakan untuk memprediksi kemungkinan suatu kejadian di masa depan berdasarkan data historis, yang dikenal sebagai Teorema Bayes. Dalam penerapannya, Teorema Bayes dikombinasikan dengan asumsi "Naïve," yang berarti setiap atribut dalam dataset dianggap saling bebas atau tidak bergantung satu sama lain. Pada klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes*, keberadaan atau ketiadaan suatu fitur dalam satu kelas dianggap tidak memiliki hubungan dengan fitur lainnya dalam kelas tersebut (Farid et al., 2022). Persamaan dasar Teorema Bayes dinyatakan sebagai berikut:

$$P(C|F) = \frac{P(F|C)P(C)}{P(F)} \quad 2.1$$

Keterangan :

F : Data dengan class yang belum diketahui.

C : Hipotesis data F merupakan suatu class spesifik

$P(C|F)$: Probabilitas suatu kelas C berdasarkan fitur F (*posterior probability*).

$P(C)$: Probabilitas awal suatu kelas (*prior probability*).

$P(F|C)$: Probabilitas fitur F diberikan kelas C (*likelihood*).

$P(F|C)$: Probabilitas fitur F secara keseluruhan (*evidence*).

Dalam penerapannya, metode Naïve Bayes mengasumsikan bahwa setiap fitur $F_1, F_2, \dots, F_n$ dalam dataset bersifat independen, sehingga persamaan di atas dapat disederhanakan menjadi:

$$P(C|F_1, F_2, \dots, F_n) = \frac{P(C) \prod_{i=1}^n P(F_i|C)}{P(F_1, F_2, \dots, F_n)} \quad 2.2$$

Keterangan:

$P(C|F_1, F_2, \dots, F_n)$: Probabilitas suatu kelas C berdasarkan fitur-fitur $F_1, F_2, \dots, F_n$.

$P(C)$: Probabilitas awal suatu kelas (*prior probability*).

$\prod_{i=1}^n P(F_i|C)$: Perkalian dari probabilitas kondisi untuk semua fitur.

$P(F_1, F_2, \dots, F_n)$: Probabilitas semua fitur secara keseluruhan (*evidence*), yang berfungsi sebagai faktor normalisasi.

2.7 Confusion Matrix

Confusion Matrix digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi dengan nilai aktual. Matriks ini menunjukkan jumlah objek yang diklasifikasikan dengan benar maupun yang salah selama proses training dan testing, sehingga dapat digunakan untuk menilai akurasi dan efektivitas model.

Confusion Matrix terdiri dari empat komponen utama:

1. *True Positive* (TP): Data yang diklasifikasikan sebagai positif dan benar sesuai dengan data aktual.
2. *True Negative* (TN): Data yang diklasifikasikan sebagai negatif dan benar sesuai dengan data aktual.

3. *False Positive* (FP): Data yang seharusnya negatif tetapi diklasifikasikan sebagai positif (kesalahan tipe I).
4. *False Negative* (FN): Data yang seharusnya positif tetapi diklasifikasikan sebagai negatif (kesalahan tipe II).

Tabel 2. 2 Confusion Matrix

Classification	Predicted class	
	Class = Yes	Class = No
Class = Yes	<i>True positif</i> (TP)	<i>False negative</i> (FN)
Class = No	<i>False positif</i>	<i>False negative</i> (TN)

Berikut ini adalah persamaan dalam model Confusion Matrix yang digunakan untuk menghitung akurasi dalam suatu sistem klasifikasi. Confusion Matrix memberikan gambaran tentang kinerja model dengan membandingkan hasil prediksi dengan nilai aktual. Akurasi dihitung berdasarkan jumlah prediksi yang benar terhadap keseluruhan data yang diuji, menggunakan rumus sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad 2.3$$

2.8 Review Artikel

Pencarian artikel merupakan bentuk tulisan yang merangkum penelitian ilmiah terkait suatu topik tertentu. Temuan dalam penelitian ini dapat dianggap sebagai ringkasan atau evaluasi terhadap karya ilmiah lainnya. Tujuan utama dari pencarian artikel adalah untuk memperdalam pemahaman mengenai suatu topik tertentu.

Tabel 2. 3 Penelitian Terkait

No	Landasan Literatur	Metode	Masalah	Hasil Penelitian
1	“Implementasi Metode Klasifikasi Naïve Bayes dalam Memprediksi	<i>Naïve Bayes</i>	Permasalahan yang dihadapi adalah rendahnya tingkat kelulusan tepat	Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes

	Kelulusan Mahasiswa”(Firdaus et al., n.d.)		waktu mahasiswa yang dapat memengaruhi akreditasi universitas dan kualitas lulusan.	dengan 70% data training mencapai akurasi 91.49% dalam memprediksi kelulusan mahasiswa, yang dapat membantu universitas dalam memberikan perhatian khusus kepada mahasiswa yang berisiko telat lulus.
2	“Sistem Pakar Stunting pada Balita Menggunakan Metode Forward Chaining & Naïve Bayes” (Andrianof, 2022)	<i>Naïve Bayes</i>	Permasalahan yang dihadapi adalah banyak orang tua tidak memiliki akses terhadap informasi atau alat yang dapat membantu mereka mendeteksi stunting secara dini sehingga menyebabkan keterlambatan dalam intervensi gizi.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem pakar dengan metode Forward Chaining & Naïve Bayes dapat membantu dalam deteksi dini stunting sehingga orang tua dan tenaga medis dapat mengambil tindakan lebih cepat.
3	“Klasifikasi Data Mining untuk	<i>Naïve Bayes</i>	Permasalahan yang dihadapi adalah	Hasil penelitian menunjukkan

	Penentuan Stunting pada Balita Menggunakan Metode Naïve Bayes” (Mulyanto et al., 2024)		proses pendataan dan analisis faktor-faktor penyebab stunting masih dilakukan secara manual di beberapa daerah sehingga menyebabkan keterlambatan dalam identifikasi anak yang berisiko mengalami stunting.	bahwa metode Naïve Bayes memiliki tingkat akurasi 95.08% dalam mengklasifikasikan status stunting pada balita sehingga memungkinkan identifikasi lebih cepat dan akurat untuk intervensi yang lebih efektif.
4	“Optimasi Algoritma Naïve Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization untuk Klasifikasi Status Stunting” (Pahlevi et al., 2024)	<i>Naïve Bayes</i>	Permasalahan yang dihadapi adalah akurasi metode klasifikasi tradisional dalam mendeteksi status stunting masih rendah sehingga diperlukan optimasi untuk meningkatkan keakuratan prediksi.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa optimasi menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) meningkatkan akurasi dari 80.69% menjadi 83.06% yang berarti metode ini lebih efektif dalam klasifikasi status stunting.
5	“Penerapan Metode Naïve Bayes untuk	<i>Naïve Bayes</i>	Permasalahan yang dihadapi adalah	Hasil penelitian menunjukkan

	Klasifikasi Pelanggan” (Putro et al., 2020)		sulitnya mengidentifikasi pelanggan potensial dan non-potensial dalam bisnis sehingga menyebabkan kurang optimalnya strategi pemasaran.	bahwa metode Naïve Bayes dapat mengklasifikasikan pelanggan dengan akurasi 92% yang membantu bisnis dalam menyusun strategi pemasaran yang lebih efektif.
6	“Penerapan Model Klasifikasi Metode Naïve Bayes terhadap Penggunaan Akses Internet” (Susana & Suarna, 2022)	<i>Naïve Bayes</i>	Permasalahan yang dihadapi adalah kesulitan dalam mengontrol akses internet siswa di sekolah sehingga dapat menyebabkan penggunaan yang tidak produktif dan penyalahgunaan akses internet.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes mencapai akurasi 89.83% dalam klasifikasi akses internet siswa yang dapat membantu sekolah dalam memonitor dan mengelola penggunaan internet dengan lebih baik.
7	“Penerapan Algoritma Naïve Bayes untuk Klasifikasi Penerima Bantuan Surat Keterangan	<i>Naïve Bayes</i>	Permasalahan yang dihadapi adalah banyaknya penerima bantuan yang tidak tepat sasaran sehingga	Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes memiliki tingkat akurasi 62.86%

	Tidak Mampu” (Riyanah et al., 2021)		menyebabkan ketidakpuasan di Masyarakat.	dalam mengklasifikasikan penerima bantuan, dengan recall 78.57% dan precision 52.38%.
8	“Visualisasi Data Pada Data Mining Menggunakan Metode Klasifikasi Naïve Bayes” (Irmayani, 2021)	<i>Naïve Bayes</i>	Permasalahan yang dihadapi adalah sulitnya memahami hasil klasifikasi data mining ketika jumlah data sangat besar tanpa adanya visualisasi yang baik.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode visualisasi dengan Orange dapat membantu dalam memahami hasil klasifikasi Naïve Bayes lebih baik menggunakan grafik ROC.
9	“Algoritma Naïve Bayes yang Efisien untuk Klasifikasi Buah Pisang Raja Berdasarkan Fitur Warna” (Afriansyah et al., 2024)	<i>Naïve Bayes</i>	Permasalahan yang dihadapi adalah sulitnya menentukan tingkat kematangan pisang secara akurat hanya berdasarkan pengamatan manusia.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes memiliki akurasi rata-rata 86.66%, dengan kategori "manis" mencapai 100%.
10	“Klasifikasi Jamur Menggunakan Algoritma Naïve	<i>Naïve Bayes</i>	Permasalahan yang dihadapi adalah tingginya kasus	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model

	Bayes” (Hayami et al., 2022)		keracunan jamur akibat kurangnya informasi tentang jamur yang bisa dimakan dan beracun.	Categorical Naïve Bayes memiliki akurasi 100%, sedangkan model Multinomial Naïve Bayes mencapai 84%-85%.
11	“Visualisasi dan Analisa Data Penyebaran Covid-19 dengan Metode Klasifikasi Naïve Bayes” (Ikbal et al., 2021)	<i>Naïve Bayes</i>	Permasalahan yang dihadapi adalah penyajian informasi penyebaran Covid-19 yang masih bersifat tekstual sehingga kurang informatif bagi Masyarakat.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem berbasis Naïve Bayes dapat mengklasifikasikan status pandemi Covid-19 dengan lebih akurat dan informatif.
12	“Penerapan Algoritma Naïve Bayes untuk Klasifikasi Prediksi Penerimaan Siswa Baru” (Sinaga et al., 2022)	<i>Naïve Bayes</i>	Permasalahan yang dihadapi adalah sulitnya memprediksi jumlah siswa baru yang akan diterima di sekolah swasta akibat faktor kualitas sekolah dan minat siswa.	Permasalahan yang dihadapi adalah sulitnya memprediksi jumlah siswa baru yang akan diterima di sekolah swasta akibat faktor kualitas sekolah dan minat siswa.