



Department of Digital Business

Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 5 No. 2 (2026) pp: 20121-20131

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Implementasi Data Mining Menggunakan Metode Naive Bayes Untuk Analisis Perkembangan Anak Autisme Berbasis Web Di Yayasan Eva Lentera

Aldi Hermawan, Okta Irawati

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang

aldiihermawan10@gmail.com, dosen02610@unpam.ac.id

Abstrak

Pengelolaan data perkembangan anak autisme di Yayasan Eva Lentera Sahaja yang masih dilakukan secara manual menyebabkan proses pencatatan, evaluasi, dan penyusunan laporan belum berjalan secara optimal. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem data mining berbasis web dengan menerapkan algoritma Naive Bayes untuk menganalisis perkembangan anak autisme. Sistem dikembangkan menggunakan model Waterfall, sedangkan proses klasifikasi menerapkan algoritma Naive Bayes yang dipadukan dengan teknik Laplace Smoothing untuk meningkatkan ketepatan perhitungan probabilitas. Penilaian perkembangan dilakukan berdasarkan lima kriteria, yaitu nilai, kehadiran, perilaku, kemandirian, dan sosialisasi sehingga menghasilkan empat kategori perkembangan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang dibangun mampu mengelola data perkembangan secara terkomputerisasi serta menghasilkan klasifikasi yang sesuai dengan perhitungan manual. Pengujian fungsional juga membuktikan bahwa seluruh fitur sistem berjalan sesuai rancangan. Penerapan sistem ini membantu terapis dan pengelola yayasan dalam melaksanakan evaluasi perkembangan anak secara lebih cepat, objektif, dan efisien.

Kata kunci: Data Mining, Naive Bayes, Autisme, Perkembangan Anak, Sistem Berbasis Web

1. Latar Belakang

Anak dengan gangguan spektrum autisme Autism Spectrum Disorder (ASD) umumnya menunjukkan pola perilaku berulang serta kesulitan dalam komunikasi dan interaksi sosial, dengan tingkat keparahan dan manifestasi gejala yang bervariasi antar individu (Yohana Atma & Kurniawaty, 2025), sehingga membutuhkan program terapi yang dirancang sesuai kebutuhan masing-masing individu, salah satunya melalui pendekatan Applied Behavior Analysis (ABA) yang menekankan analisis dan pembentukan perilaku secara sistematis dan terukur (Rahmawati & Nurmaliah, 2025). Keberhasilan terapi ini sangat bergantung pada evaluasi perkembangan anak yang dilakukan secara berkala, sehingga pengelolaan data hasil penilaian menjadi bagian penting dalam mendukung pengambilan keputusan terapis.

Yayasan Eva Lentera Sahaja di Serpong Utara, Tangerang Selatan, telah memberikan layanan program terapi bagi anak autisme sejak 2015, dengan penilaian perkembangan anak dilakukan secara berkala sebagai bahan evaluasi program terapi. Namun, pencatatan dan pengolahan data penilaian tersebut masih dilakukan secara manual menggunakan buku fisik, dan laporan perkembangan umumnya hanya mengacu pada data satu minggu terakhir sebelum supervisi, sehingga data-data sebelumnya tidak dimanfaatkan secara menyeluruh. Kondisi ini menyebabkan pengelolaan data perkembangan anak belum optimal dan berisiko menimbulkan kesalahan pencatatan maupun kehilangan data.

Seiring dengan meningkatnya kebutuhan akan layanan pendidikan khusus yang lebih efektif, lembaga-lembaga terapi anak dituntut untuk mengelola data secara lebih tersistem agar setiap keputusan terapi dapat diambil berdasarkan riwayat perkembangan yang lengkap, bukan hanya data jangka pendek. Transformasi menuju sistem digital dinilai penting karena mampu menyimpan data secara terpusat, mempercepat proses pencarian dan pengolahan informasi, serta mengurangi ketergantungan pada pencatatan manual yang rentan terhadap human error (Kurniawan et al., 2024). Tanpa dukungan sistem yang memadai, potensi data historis perkembangan anak

untuk dianalisis secara mendalam guna mendukung evaluasi jangka panjang menjadi sulit dimanfaatkan secara optimal.

Permasalahan tersebut dapat diatasi melalui data mining, yaitu proses penggalian pola dan informasi tersembunyi dari data berskala besar untuk mendukung pengambilan keputusan (Noperia et al., 2023), khususnya metode Naive Bayes yang memanfaatkan pendekatan probabilitas Teorema Bayes untuk menentukan kelas dengan probabilitas tertinggi metode sederhana namun efektif dalam menemukan pola pada data (Subariah & Zein, 2023). Efektivitas metode ini telah terbukti pada berbagai domain, mulai dari prediksi kelulusan mahasiswa hingga klasifikasi kondisi kesehatan anak dengan tingkat akurasi yang tinggi. Meski demikian, penerapannya secara khusus untuk menganalisis perkembangan anak autisme berdasarkan data terapi harian dalam sistem berbasis web masih belum banyak dikaji, sehingga menjadi celah penelitian yang perlu diisi.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan merancang dan membangun sistem manajemen data perkembangan anak autisme berbasis web dengan model Waterfall, serta menerapkan metode Naive Bayes dan Laplace Smoothing untuk mengklasifikasikan perkembangan anak ke dalam empat kategori (Berkembang Sangat Baik, Berkembang Baik, Cukup Berkembang, Kurang Berkembang) berdasarkan lima kriteria: nilai, kehadiran, perilaku, kemandirian, dan sosialisasi. Sistem ini diharapkan membuat pencatatan dan evaluasi perkembangan anak di Yayasan Eva Lentera Sahaja lebih terstruktur, objektif, dan efisien. Lebih lanjut, penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi berupa alat bantu digital yang dapat digunakan terapis dan pihak yayasan dalam memantau kemajuan anak secara berkelanjutan, sekaligus menjadi referensi bagi lembaga sejenis dalam menerapkan teknologi data mining untuk mendukung pengelolaan data pendidikan khusus.

2. Metode Penelitian

2.1 Metode Naive Bayes

Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi berbasis Teorema Bayes yang mengasumsikan setiap atribut bersifat independen terhadap atribut lainnya, sehingga perhitungan probabilitas menjadi lebih sederhana dan efisien (Firmansyah & Yulianto, 2023). Rumus dasarnya dinyatakan sebagai:

$$P(C|X) = \frac{P(X|C) \cdot P(C)}{P(X)}$$

- X adalah Data atau kasus yang akan diklasifikasikan.
- C adalah *Hipotesis* atau kelas tertentu.
- $P(C|X)$ adalah *Probabilitas* data X termasuk ke dalam kelas H (*posterior probability*).
- $P(C)$ adalah *Probabilitas* awal dari kelas H (*prior probability*).
- $P(X|C)$ adalah *Probabilitas* kemunculan data X jika diketahui kelas H.
- $P(X)$ adalah *Probabilitas* keseluruhan dari data X.

2.2 Teknik Pengumpulan Data

Penelitian ini dilakukan di Yayasan Eva Lentera Sahaja, Serpong Utara, Tangerang Selatan, dengan data dikumpulkan melalui tiga teknik. Observasi dilakukan secara langsung terhadap proses kerja terapis dalam mencatat, mengelola, dan melaporkan data perkembangan anak untuk mengidentifikasi kendala serta kebutuhan sistem yang akan dibangun. Wawancara dilakukan dengan terapis, admin, dan pimpinan yayasan guna menggali permasalahan secara lebih mendalam. Studi dokumentasi dilakukan untuk memperoleh data tertulis terkait perkembangan anak autisme, seperti hasil penilaian terapi dan laporan perkembangan anak, sebagai bahan analisis penelitian. Data penilaian yang dikumpulkan meliputi lima kriteria, yaitu nilai, kehadiran, perilaku, kemandirian, dan sosialisasi, yang selanjutnya digunakan sebagai atribut dalam proses klasifikasi.

2.3 Analisa Metode Naive Bayes Classifier

Proses klasifikasi diawali dengan menyusun data *training* yang telah memiliki label klasifikasi, yang mewakili kombinasi kelima kriteria penilaian secara sistematis. Berdasarkan data tersebut, dihitung probabilitas awal (*prior*) untuk setiap kategori klasifikasi serta probabilitas kemunculan setiap nilai atribut pada masing-masing kategori (*likelihood*). Untuk mengatasi kemungkinan nilai probabilitas nol pada kombinasi atribut yang tidak muncul dalam

data latih, diterapkan pendekatan *Laplace Smoothing*. Selanjutnya, data penilaian baru diklasifikasikan dengan menghitung nilai probabilitas posterior pada setiap kategori menggunakan rumus Teorema Bayes. Kategori dengan nilai probabilitas posterior tertinggi ditetapkan sebagai hasil klasifikasi akhir, yaitu Berkembang Sangat Baik, Berkembang Baik, Cukup Berkembang, atau Kurang Berkembang.

2.4 Dataset Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis hasil penilaian terapi anak autisme di Yayasan Eva Lentera Sahaja. Data tersebut terdiri atas 50 data training yang memiliki label klasifikasi, dengan setiap data mewakili kombinasi dari lima atribut penilaian yang digunakan sebagai dasar dalam proses klasifikasi tingkat perkembangan anak.

A. Atribut Penelitian

Atribut penelitian merupakan variabel prediktor yang digunakan sebagai dasar dalam proses perhitungan metode *Naive Bayes Classifier*. Masing-masing atribut memiliki lima nilai yang merepresentasikan tingkat capaian anak pada aspek yang dinilai.

Table 1. Atribut Penelitian

No	Atribut	Nilai Atribut
1	Nilai	Sangat Baik, Baik, Cukup, Kurang, Sangat Kurang
2	Kehadiran	Sangat Baik, Baik, Cukup, Kurang, Sangat Kurang
3	Perilaku	Sangat Baik, Baik, Cukup, Kurang, Sangat Kurang
4	Kemandirian	Sangat Baik, Baik, Cukup, Kurang, Sangat Kurang
5	Sosialisasi	Sangat Baik, Baik, Cukup, Kurang, Sangat Kurang

B. Kelas/Label Klasifikasi

Kelas merupakan variabel target yang menjadi hasil akhir proses klasifikasi menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*. Berikut adalah kategori tingkat perkembangan anak yang digunakan sebagai kelas pada penelitian ini.

Table 2. Kelas/Label Klasifikasi

No	Kategori Perkembangan
1	Berkembang Sangat Baik
2	Berkembang Baik
3	Cukup Berkembang
4	Kurang Berkembang

3. Hasil dan Diskusi

Penelitian ini menerapkan metode *Naive Bayes Classifier* sebagai algoritma klasifikasi untuk mengelompokkan data berdasarkan atribut yang tersedia. Mekanisme metode ini dilakukan melalui perhitungan *probabilitas* pada setiap kelas, sehingga kelas dengan nilai probabilitas tertinggi ditetapkan sebagai hasil prediksi.

3.1 Data Training

Proses klasifikasi diawali dengan penggunaan 50 data training yang telah diberi label kelas sebagai dasar pembelajaran algoritma *Naive Bayes*. Data tersebut disusun berdasarkan kategori klasifikasi, dengan setiap kombinasi lima kriteria memiliki karakteristik yang unik sehingga tidak terdapat duplikasi data.

Table 3. Data Training

No	Nilai	Kehadiran	Perilaku	Kemandirian	Sosialisasi	Label (Klasifikasi Akhir)
1	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Berkembang Sangat Baik
2	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik	Berkembang Sangat Baik
3	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik	Sangat Baik	Berkembang Sangat Baik
4	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik	Baik	Berkembang Sangat Baik
5	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik	Sangat Baik	Baik	Berkembang Sangat Baik
6	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik	Baik	Sangat Baik	Berkembang Sangat Baik
7	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik	Baik	Baik	Berkembang Sangat Baik
8	Sangat Baik	Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Berkembang Sangat Baik
9	Sangat Baik	Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik	Berkembang Sangat Baik
10	Sangat Baik	Baik	Sangat Baik	Baik	Baik	Berkembang Sangat Baik
11	Sangat Baik	Baik	Baik	Baik	Baik	Berkembang Sangat Baik
12	Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Berkembang Sangat Baik
13	Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik	Sangat Baik	Berkembang Sangat Baik
14	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik	Baik	Cukup	Berkembang Baik
15	Sangat Baik	Cukup	Baik	Baik	Baik	Berkembang Baik
16	Baik	Sangat Baik	Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Berkembang Baik
17	Baik	Baik	Sangat Baik	Baik	Cukup	Berkembang Baik
18	Baik	Baik	Baik	Baik	Sangat Baik	Berkembang Baik
19	Baik	Baik	Baik	Baik	Baik	Berkembang Baik
20	Baik	Baik	Baik	Cukup	Baik	Berkembang Baik
21	Baik	Baik	Cukup	Baik	Baik	Berkembang Baik
22	Baik	Cukup	Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Berkembang Baik
23	Baik	Cukup	Baik	Baik	Cukup	Berkembang Baik
24	Cukup	Baik	Baik	Baik	Sangat Baik	Berkembang Baik
25	Cukup	Cukup	Sangat Baik	Baik	Baik	Berkembang Baik
26	Cukup	Cukup	Baik	Baik	Sangat Baik	Berkembang Baik

27	Baik	Cukup	Sangat Kurang	Kurang	Kurang	Cukup Berkembang
28	Baik	Kurang	Baik	Cukup	Cukup	Cukup Berkembang
29	Cukup	Cukup	Cukup	Kurang	Sangat Kurang	Cukup Berkembang
30	Cukup	Cukup	Sangat Kurang	Cukup	Cukup	Cukup Berkembang
31	Cukup	Kurang	Cukup	Cukup	Baik	Cukup Berkembang
32	Cukup	Kurang	Cukup	Sangat Kurang	Cukup	Cukup Berkembang
33	Kurang	Baik	Kurang	Cukup	Cukup	Cukup Berkembang
34	Kurang	Cukup	Cukup	Baik	Kurang	Cukup Berkembang
35	Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Cukup	Kurang	Cukup Berkembang
36	Sangat Kurang	Cukup	Cukup	Cukup	Cukup	Cukup Berkembang
37	Sangat Kurang	Kurang	Sangat Kurang	Cukup	Baik	Cukup Berkembang
38	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Cukup	Kurang	Cukup Berkembang
39	Kurang	Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Kurang	Kurang Berkembang
40	Kurang	Sangat Kurang	Kurang	Kurang	Sangat Kurang	Kurang Berkembang
41	Kurang	Sangat Kurang	Kurang	Sangat Kurang	Cukup	Kurang Berkembang
42	Kurang	Sangat Kurang	Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Kurang Berkembang
43	Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Kurang	Kurang	Kurang Berkembang
44	Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Kurang	Sangat Kurang	Kurang Berkembang
45	Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Kurang Berkembang
46	Sangat Kurang	Kurang	Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Kurang Berkembang
47	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Cukup	Sangat Kurang	Kurang	Kurang Berkembang
48	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Kurang	Kurang	Kurang	Kurang Berkembang
49	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Kurang Berkembang
50	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Sangat Kurang	Kurang Berkembang

3.2 Data Testing

Tahap pengujian dilakukan setelah algoritma *Naive Bayes* selesai mempelajari 50 data training. Pada tahap ini, sistem mengklasifikasikan data baru yang belum diketahui kelasnya. Data pengujian yang digunakan berasal dari hasil evaluasi terhadap 5 anak selama periode 5 bulan berturut-turut, dengan jumlah keseluruhan sebanyak 25 data uji.

Table 4. Data Testing

No	Nama Anak	Bulan	Nilai	Kehadiran	Perilaku	Kemandirian	Sosialisasi
1	Dennis	1	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik	Sangat Baik	Baik
2	Dennis	2	Baik	Baik	Baik	Sangat Baik	Sangat Baik
3	Dennis	3	Cukup	Baik	Sangat Baik	Baik	Sangat Baik
4	Dennis	4	Cukup	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik	Sangat Baik
5	Dennis	5	Sangat Baik	Baik	Baik	Baik	Baik
6	Nobel	1	Cukup	Baik	Sangat Baik	Baik	Baik
7	Nobel	2	Baik	Baik	Sangat Baik	Sangat Baik	Baik
8	Nobel	3	Kurang	Sangat Baik	Baik	Baik	Sangat Baik
9	Nobel	4	Cukup	Sangat Baik	Baik	Sangat Baik	Sangat Baik
10	Nobel	5	Sangat Baik	Baik	Baik	Sangat Baik	Baik
11	Vino	1	Baik	Cukup	Baik	Cukup	Baik
12	Vino	2	Sangat Kurang	Cukup	Baik	Baik	Cukup
13	Vino	3	Cukup	Baik	Cukup	Cukup	Baik
14	Vino	4	Cukup	Cukup	Cukup	Cukup	Cukup
15	Vino	5	Baik	Cukup	Cukup	Baik	Cukup
16	Kenzi	1	Sangat Kurang	Kurang	Cukup	Cukup	Kurang
17	Kenzi	2	Sangat Kurang	Kurang	Cukup	Kurang	Cukup
18	Kenzi	3	Kurang	Cukup	Kurang	Cukup	Kurang
19	Kenzi	4	Kurang	Kurang	Kurang	Cukup	Kurang
20	Kenzi	5	Sangat Kurang	Kurang	Kurang	Kurang	Kurang
21	Kenzo	1	Sangat Kurang	Cukup	Kurang	Kurang	Cukup
22	Kenzo	2	Kurang	Cukup	Cukup	Kurang	Kurang
23	Kenzo	3	Sangat Kurang	Kurang	Cukup	Kurang	Cukup
24	Kenzo	4	Sangat Kurang	Cukup	Kurang	Kurang	Kurang
25	Kenzo	5	Kurang	Kurang	Cukup	Cukup	Kurang

Untuk menjelaskan tahapan perhitungan algoritma secara matematis, penelitian ini menggunakan satu sampel data uji sebagai studi kasus, yaitu data **Dennis pada bulan pertama**. Sebelum proses perhitungan dilakukan, terlebih dahulu ditetapkan notasi yang digunakan untuk merepresentasikan **kelas (C)** dan **atribut (X)** agar proses perhitungan *Naive Bayes* lebih mudah dipahami.

Keterangan Kelas (C):

- C1 = Berkembang Sangat Baik
- C2 = Berkembang Baik
- C3 = Cukup Berkembang
- C4 = Kurang Berkembang

Keterangan Atribut (X) milik Dennis Bulan ke 1:

- X1 (Nilai) = Sangat Baik

- X2 (Kehadiran) = Sangat Baik
- X3 (Perilaku) = Baik
- X4 (Kemandirian) = Sangat Baik
- X5 (Sosialisasi) = Baik

3.3 Prior Probability

Sistem menghitung probabilitas awal setiap kelas berdasarkan 50 data training. Perhitungan dilakukan menggunakan rumus berikut:

$$P(C_i) = \frac{N_{ci}}{N}$$

Keterrangan :

- $P(C_i)$ = Probabilitas (peluang) munculnya Kelas i
- N_{ci} = Jumlah data pada Kelas i
- N = Total keseluruhan data latih (50)

- a. $P(C1) = \frac{13}{50} = 0.26$
- b. $P(C2) = \frac{13}{50} = 0.26$
- c. $P(C3) = \frac{12}{50} = 0.24$
- d. $P(C4) = \frac{12}{50} = 0.24$

3.4 Likelihood dengan Laplace Smoothing

Sistem menghitung probabilitas setiap nilai atribut (X) terhadap masing-masing kelas (C) pada data training menggunakan metode Laplace Smoothing. Perhitungan dilakukan dengan rumus sebagai berikut:

$$P(X|C_i) = \frac{N_{xc} + 1}{N_{ci} + K}$$

Keterangan:

- N_{xc} = Jumlah kemunculan data atribut X pada Kelas i
- N_{ci} = Jumlah total data pada Kelas i
- K = Jumlah Kategori/Parameter atribut (ada 5 kategori: Sangat Baik, Baik, Cukup, Kurang, Sangat Kurang)

A. Probabilitas Atribut Terhadap C1 (Berkembang Sangat Baik):

- a. $P(X1 = Sangat Baik|C1) = \frac{11+1}{13+5} = \frac{12}{18} = 0.667$
- b. $P(X2 = Sangat Baik|C1) = \frac{9+1}{13+5} = \frac{10}{18} = 0.556$
- c. $P(X3 = Baik|C1) = \frac{4+1}{13+5} = \frac{5}{18} = 0.278$
- d. $P(X4 = Sangat Baik|C1) = \frac{6+1}{13+5} = \frac{7}{18} = 0.389$
- e. $P(X5 = Baik|C1) = \frac{7+1}{13+5} = \frac{8}{18} = 0.444$

B. Probabilitas Atribut Terhadap C2 (Berkembang Baik):

- a. $P(X1 = Sangat Baik|C2) = \frac{2+1}{13+5} = \frac{3}{18} = 0.167$
- b. $P(X2 = Sangat Baik|C2) = \frac{2+1}{13+5} = \frac{3}{18} = 0.167$
- c. $P(X3 = Baik|C2) = \frac{10+1}{13+5} = \frac{11}{18} = 0.611$
- d. $P(X4 = Sangat Baik|C2) = \frac{2+1}{13+5} = \frac{3}{18} = 0.167$

- e. $P(X5 = Baik|C2) = \frac{5+1}{13+5} = \frac{6}{18} = 0.333$
- C. Probabilitas Atribut Terhadap C3 (Cukup Berkembang):
- a. $P(X1 = Sangat Baik | C3) = \frac{0+1}{12+5} = \frac{1}{17} = 0.059$
- b. $P(X2 = Sangat Baik|C3) = \frac{0+1}{12+5} = \frac{1}{17} = 0.059$
- c. $P(X3 = Baik|C3) = \frac{1+1}{12+5} = \frac{2}{17} = 0.118$
- d. $P(X4 = Sangat Baik|C3) = \frac{0+1}{12+5} = \frac{1}{17} = 0.059$
- e. $P(X5 = Baik|C3) = \frac{2+1}{12+5} = \frac{3}{17} = 0.176$
- D. Probabilitas Atribut Terhadap C4 (Kurang Berkembang):
- a. $P(X1 = Sangat Baik|C4) = \frac{0+1}{12+5} = \frac{1}{17} = 0.059$
- b. $P(X2 = Sangat Baik|C4) = \frac{0+1}{12+5} = \frac{1}{17} = 0.059$
- c. $P(X3 = Baik|C4) = \frac{0+1}{12+5} = \frac{1}{17} = 0.059$
- d. $P(X4 = Sangat Baik|C4) = \frac{0+1}{12+5} = \frac{1}{17} = 0.059$
- e. $P(X5 = Baik|C4) = \frac{0+1}{12+5} = \frac{1}{17} = 0.059$

3.5 Posterior Probability

Nilai Posterior didapat dengan mengalikan Probabilitas Kelas (Prior) dengan seluruh nilai Probabilitas Atribut (Likelihood). Rumus:

$$P(Ci|x) = P(Ci) \times P(X1|Ci) \times P(X2|Ci) \times P(X3|Ci) \times P(X4|Ci) \times P(X5|Ci)$$

Penjabaran Hitungan :

- a. $P(C1 | X) = 0.26 \times 0.667 \times 0.556 \times 0.278 \times 0.389 \times 0.444 = 0.0046233$
- b. $P(C2 | X) = 0.26 \times 0.167 \times 0.167 \times 0.611 \times 0.167 \times 0.333 = 0.0002452$
- c. $P(C3 | X) = 0.24 \times 0.059 \times 0.059 \times 0.118 \times 0.059 \times 0.176 = 0.0000010$
- d. $P(C4 | X) = 0.24 \times 0.059 \times 0.059 \times 0.059 \times 0.059 \times 0.059 = 0.0000002$

3.6 Tahap Normalisasi dan Hasil Keputusan

Ini adalah tahap mengubah nilai desimal menjadi bentuk persentase utuh. Pertama, jumlahkan semua nilai posterior:

$$\begin{aligned}\sum P &= P(C1|X) + P(C2|X) + P(C3|X) + P(C4|X) \\ \sum P &= 0.0046233 + 0.0002452 + 0.0000010 + 0.0000002 = 0.0048697\end{aligned}$$

Selanjutnya, menghitung persentase dengan membagi masing-masing nilai dengan total penjumlahan:

$$Presentase Ci = \frac{P(Ci|X)}{\sum P} \times 100$$

- a. $Presentase C1 = \frac{0.0046233}{0.0048697} \times 100 = 94.94\%$
- b. $Presentase C2 = \frac{0.0002452}{0.0048697} \times 100 = 5.04\%$
- c. $Presentase C3 = \frac{0.0000010}{0.0048697} \times 100 = 0.02\%$
- d. $Presentase C4 = \frac{0.0000002}{0.0048697} \times 100 = 0.00\%$

Berdasarkan hasil normalisasi di atas, persentase tertinggi (94.94%) jatuh pada kelas C1 (Berkembang Sangat Baik). Oleh karena itu, perkembangan evaluasi untuk studi kasus tersebut diklasifikasikan sebagai Berkembang Sangat Baik.

3.7 Implementasi Sistem

A. Halaman Login



Gambar. 1 Halaman Login

B. Halaman Dashboard



Gambar. 2 Halaman Dashboard

C. Halaman Input Nilai



Gambar. 3 Halaman Input Nilai

D. Halaman Daftar Nilai



Gambar. 4 Halaman Daftar Nilai

E. Halaman Klasifikasi

Probabilitas Setiap Kelas	Hasil
Probabilitas Berkembang Sangat Baik	94,94%
Probabilitas Berkembang Baik	0,00%
Probabilitas Berkembang Cukup	0,00%
Probabilitas Berkembang Kurang	0,00%

Gambar. 5 Halaman Klasifikasi

F. Halaman Laporan

A. IDENTITAS ANAK

Nama Lengkap Anak	Dennis Christopher	Periode Laporan	Januari 2026
Jenis Kelamin	Laki-laki	Terapis Penilai	Salim
Tanggal Lahir	2019-10-05	Tanggal Assessment	2019-04-12
Nama Orang Tua / Wali	Nina / Tunggul dan Risa Ruzadi		
Alamat	Jl. Candana Desa No. 12 no. 16 giria raya bintara, jarko jaya, kampung labara, Tangerang		

B. HASIL EVALUASI PERKEMBANGAN

SIMPULAN PERKEMBANGAN ANAK

Berkembang Sangat Baik

Tingkat Perkembangan	Skor
Berkembang Sangat Baik	94,94%
Berkembang Baik	0,00%
Cukup Berkembang	0,00%
Kurang Berkembang	0,00%

C. CATATAN TERAPI

Catatan (Observasi) Terapi:

Gambar. 6 Halaman Laporan

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil merancang dan membangun sistem manajemen data perkembangan anak autisme berbasis web di Yayasan Eva Lentera Sahaja menggunakan model *Waterfall*, dengan menerapkan algoritma *Naive Bayes* yang dipadukan teknik *Laplace Smoothing* untuk mengklasifikasikan perkembangan anak ke dalam empat kategori berdasarkan lima kriteria penilaian, yaitu nilai, kehadiran, perilaku, kemandirian, dan sosialisasi. Hasil pengujian pada studi kasus menunjukkan bahwa proses klasifikasi sistem menghasilkan keputusan yang konsisten dengan perhitungan manual, sebagaimana ditunjukkan pada contoh data Dennis bulan pertama yang diklasifikasikan sebagai Berkembang Sangat Baik dengan persentase probabilitas 94,94%. Pengujian fungsional juga membuktikan bahwa seluruh fitur sistem, mulai dari input nilai, pengelolaan data, hingga laporan klasifikasi, berjalan sesuai rancangan. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan mampu menggantikan proses pencatatan manual, meningkatkan efisiensi dan objektivitas evaluasi, serta membantu terapis dan pengelola yayasan dalam memantau perkembangan anak secara lebih terstruktur dan berkelanjutan.

Referensi

1. Firmansyah, F., & Yulianto, A. (2023). Prediksi Hasil Belajar Menggunakan Naive Bayes Classifier pada Tingkat Sekolah Dasar. *Remik*, 7(2), 1174–1182. <https://doi.org/10.33395/remik.v7i2.12375>
2. Kurniawan, A., Fadjeri, A., & Hidayat, T. (2024). Implementasi Sistem Informasi Absensi dan Nilai Berbasis Web di SMA Islam Al-Kahfi Somalangu Kebumen dengan Metode Waterfall. *Jurnal Kridatama Sains Dan Teknologi*, 6(02), 595–611. <https://doi.org/10.53863/kst.v6i02.1305>
3. Noperia, M., Ishak, I., & Sari, V. W. (2023). Implementasi Data Mining Pengelompokan Data Nilai Untuk Menentukan Minat Belajar

- Seni Budaya. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, 2(1), 65. <https://doi.org/10.53513/jursi.v2i1.5656>
4. Rahmawati, K., & Nurmaliah, Y. (2025). Implementasi Metode Applied Behavior Analysis dalam Mengembangkan Perilaku Belajar Siswa dengan Autism Spectrum Disorder. *Jurnal Pendidikan Kebutuhan Khusus*, 9(2), 104–114. <https://doi.org/10.24036/jpkk.v9i2.1369>
 5. Subariah, R., & Zein, A. (2023). Penerapan Metode Naive Bayes Untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Di Prodi Sistem Informasi Universitas Pamulang. *Sainstech: Jurnal Penelitian Dan Pengkajian Sains Dan Teknologi*, 33(2), 47–51. <https://doi.org/10.37277/stch.v33i2.1585>
 6. Yohana Atma, A., & Kurniawaty, Y. (2025). Pemahaman Spektrum Autisme: Tinjauan Psikopatologi Perkembangan, Deteksi Dini, dan Intervensi Integratif pada Anak Usia Dini. *Jurnal Penelitian Ilmu-Ilmu Sosial*, 02(12), 388–391. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15676326>