

Sistem Pakar Deteksi Keterlambatan Bicara Anak Menggunakan Forward Chaining dan Naïve Bayes

Vivin Mahat Putri¹, Bradika Almandin Wisesa², Ilham Akerda Edyyul³, Satria Agus Darma⁴

^{1,2,4}Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Informatika dan Bisnis, Politeknik Manufaktur Negeri Bangka Belitung

³Terapi Wicara, Kesehatan dan Sains, Universitas Mercubaktijaya

1Vivin@polman-babel.ac.id, 2Bradika@polman-babel.ac.id, 3ilhamakerda2018@gmail.com, 4Satria@polman-babel.ac.id

Abstract

Early detection is a crucial intervention of development risk on children growth. This study aims to develop and validate an innovative hybrid inference method designed as a screening instrument for the risk of speech delay in children. The system integrates rule-based reasoning using Forward Chaining with probabilistic classification using Naïve Bayes. The Forward Chaining method is implemented to represent deterministic clinical knowledge while the Naïve Bayes classifier is employed to manage diagnostic uncertainty with the model trained on a validated dataset. In order to maximize performance, the Naïve Bayes model underwent a comprehensive optimization process including simplification into a binary classification task, balancing the training data using the Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) and hyperparameter tuning. The test results show that the optimized Bernoulli Naïve Bayes model achieved an accuracy of 72.22% on balanced binary data. More importantly for a screening tool, the model demonstrated a high recall of 84% for the indicated class to minimize the potential for missed cases. Thus, this hybrid expert system has proven valid as a functional and reliable screening instrument. The synergy between logical reasoning and optimized probabilistic inference produces a robust tool for early risk assessment that has been validated through a functional web application prototype.

Keywords: speech delay, forward-chaining, bayes, screening

Abstrak

Deteksi dini merupakan kunci intervensi yang efektif untuk masalah perkembangan anak. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan memvalidasi sebuah metode inferensi hibrida inovatif yang dirancang sebagai instrumen skrining (*screening*) risiko keterlambatan bicara dan bahasa pada anak. Sistem ini mengintegrasikan penalaran berbasis aturan dari Forward Chaining dengan klasifikasi probabilistik dari *Naïve Bayes*. Metode *Forward Chaining* diimplementasikan untuk merepresentasikan pengetahuan klinis yang bersifat deterministik, sementara klasifikasi *Naïve Bayes* digunakan untuk mengelola ketidakpastian diagnostik, dengan model yang dilatih menggunakan dataset tervalidasi. Guna memaksimalkan performa, model *Naïve Bayes* melalui proses optimasi komprehensif, mencakup penyederhanaan menjadi klasifikasi biner, penyeimbangan data latih dengan *Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE)*, dan *hyperparameter tuning*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *Bernoulli Naïve Bayes* yang telah dioptimalkan berhasil mencapai akurasi 72.22% pada data biner yang seimbang. Lebih krusial lagi untuk sebuah alat skrining, model ini menunjukkan nilai recall yang tinggi sebesar 84% untuk kelas ‘Terindikasi’, sehingga meminimalkan potensi kasus yang terlewat. Dengan demikian, sistem pakar hibrida ini terbukti valid sebagai instrumen skrining yang fungsional dan andal. Sinergi antara penalaran logis dan inferensi probabilistik yang teroptimasi menghasilkan sebuah alat yang tangguh untuk asesmen risiko dini, di mana keberhasilannya telah divalidasi melalui prototipe aplikasi web yang fungsional.

Kata kunci: keterlambatan bicara, *forward-chaining*, *bayes*, skrining



1. Pendahuluan

Perkembangan bahasa merupakan prediktor kuat untuk kesuksesan akademik dan sosial anak, di mana gangguan seperti *Developmental Language Disorder* (DLD) yang tidak ditangani sejak dini dapat berdampak pada serius terhadap kemampuan belajar dan perkembangan sosio-emosional anak. DLD dapat mempengaruhi kemampuan komunikasi, berpotensi menyebabkan kesulitan dalam memahami informasi, berinteraksi dengan teman sebaya, dan beradaptasi di lingkungan sosial maupun akademik. Penanganan yang terlambat atau tidak tepat dapat mempengaruhi kualitas hidup anak dalam jangka panjang, bahkan hingga dewasa [1][2][3]. Di Indonesia, masalah keterlambatan bicara memiliki urgensi tinggi. Studi lokal melaporkan prevalensi keterlambatan bicara pada anak usia dini berkisar antara 5% hingga 17% [4][5], yang berarti bahwa jutaan anak Indonesia berisiko mengalami dampak jangka panjang bila tidak ditangani dengan tepat.

Kesenjangan utama dalam penanganan masalah ini adalah aksesibilitas dan skalabilitas layanan deteksi dini. Meskipun proses skrining awal umumnya dilakukan oleh terapis wicara atau psikolog, ketersediaan tenaga ahli di Indonesia sangat terbatas, terutama di daerah pedesaan dan luar kota besar. Data Ikatan Terapis Wicara Indonesia (IKATWI) tahun 2021 menunjukkan rasio terapis berbanding pasien adalah 1:1.741, dengan distribusi yang tidak merata, mayoritas terkonsentrasi di kota-kota besar [6]. Kondisi ini mengindikasikan adanya kebutuhan mendesak akan solusi deteksi dini yang dapat menjangkau masyarakat lebih luas secara cepat, efisien, dan terjangkau.

Keterlambatan bicara itu sendiri dapat diklasifikasikan ke dalam beberapa sub-tipe, seperti gangguan bahasa ekspresif (kesulitan memproduksi kata), gangguan bahasa reseptif (kesulitan memahami kata), atau gangguan campuran [7]. Masing-masing sub-tipe ini memerlukan pendekatan penanganan yang berbeda, namun sering kali orang tua kesulitan untuk mengenali gejala pada tahap awal. Selain itu, pemahaman orang tua mengenai tumbuh kembang anak berbeda-beda, sehingga potensi keterlambatan sering kali terabaikan hingga masalah menjadi lebih serius. Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem berbasis teknologi yang dapat diakses langsung oleh masyarakat untuk melakukan deteksi dini perkembangan bicara anak secara mandiri, sebelum mereka mendapatkan intervensi yang lebih intensif.

Penerapan sistem pakar telah banyak digunakan di berbagai sektor, termasuk sektor Kesehatan. Sistem pakar dirancang untuk meniru kemampuan pakar dalam menganalisis gejala dan memberikan keputusan berbasis pengetahuan yang terstruktur [8]. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan keberhasilan penerapan sistem pakar dalam deteksi dini di sektor kesehatan, seperti deteksi diabetes menggunakan metode *Forward-Chaining* [9] dan sistem pendukung Keputusan untuk mengukur perkembangan anak menggunakan naïve bayes [10]. Algoritma naïve bayes adalah metode yang bisa digunakan untuk mengklasifikasikan data menggunakan metode probalistik dan statistik [11]. Namun, penelitian khusus mengenai penerapan sistem pakar untuk deteksi dini keterlambatan bicara dan bahasa masih terbatas, terutama yang mengintegrasikan pendekatan berbasis aturan (*rule-based*) dengan teknik probalistik untuk meningkatkan akurasi.

Selain itu, meskipun ada aplikasi-aplikasi yang mengandalkan teknologi untuk diagnosis perkembangan, banyak dari mereka yang hanya mengandalkan pendekatan tunggal, baik berbasis aturan maupun berbasis probalistik. Keterbatasan ini menunjukkan pentingnya pengembangan sistem pakar hibrida, yang dapat menggabungkan kedua pendekatan ini untuk meningkatkan keandalan dan akurasi deteksi. Dalam konteks ini, integrasi *Forward-Chaining* dengan *Naïve Bayes* sebagai pendekatan hibrida menjanjikan solusi yang lebih robust, dengan memperhatikan pengetahuan klinis yang pasti dan hasil klasifikasi probalistik yang lebih fleksibel.

Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi keterbatasan tersebut dengan mengembangkan dan memvalidasi sebuah sistem pakar hibrida yang menggabungkan kedua metode tersebut, sebagai alat untuk skrining dini keterlambatan bicara dan bahasa pada anak. Pengembangan sistem ini tidak hanya akan memberikan solusi praktis bagi orang tua dalam mendekati dini masalah perkembangan bicara anak, tetapi juga dapat memperluas jangkauan deteksi ke daerah-daerah yang sulit dijangkau oleh tenaga medis profesional.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan rekayasa sistem dan evaluasi kuantitatif untuk membangun dan menguji model deteksi dini keterlambatan bicara dan bahasa pada anak. Pendekatan ini bertujuan untuk merancang sistem pakar hibrida yang menggabungkan metode inferensi berbasis aturan (forward chaining) dengan klasifikasi probabilistik menggunakan *Naïve Bayes*. Evaluasi kuantitatif dilakukan dengan menguji model menggunakan berbagai metrik evaluasi untuk mengukur performa sistem dalam mendeteksi keterlambatan bicara pada anak.

2.1 Pengumpulan dan Persiapan Data

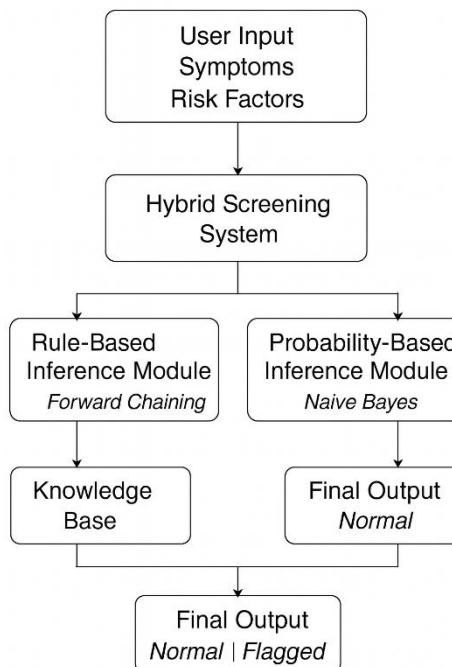
Sumber data berasal dari data survey langsung ke orang tua, yang berisi 573 sampel. Data ini dikembangkan berdasarkan instrumen skrining standar seperti Kuesioner Pra Skrining Perkembangan. Instrumen ini dilengkapi dengan data gejala dan faktor risiko lain yang relevan, yang keseluruhannya telah divalidasi melalui konsultasi dengan terapis wicara anak untuk memastikan relevansi klinis. Dataset final mencakup 29 fitur prediktor.

Sebagai langkah awal dalam *pre-processing* data, masalah klasifikasi disederhanakan dari 5 kelas diagnosis menjadi dua kelas biner: 'Normal' dan 'Terindikasi'. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan daya beda model serta menyederhanakan fungsionalitas sistem sebagai alat skrining awal, di mana fokus utamanya adalah membedakan kondisi yang memerlukan perhatian lebih lanjut dan yang tidak. Dengan mengonversi masalah menjadi biner, sistem dapat lebih mudah mengidentifikasi anak-anak yang membutuhkan intervensi lebih lanjut.

2.2 Arsitektur Sistem Hibrida

Untuk mencapai tujuan penelitian, sistem ini dirancang dengan menggunakan arsitektur hibrida yang menggabungkan dua metode inferensi yang berjalan secara parallel. Penalaran berbasis aturan menggunakan *Forward Chaining* dan klasifikasi berbasis probabilitas menggunakan *Naïve Bayes*. Pendekatan ganda ini bertujuan untuk meningkatkan keandalan dan kedalaman analisis, dimana *Forward Chaining* memberikan justifikasi logis yang dapat ditelusuri berdasarkan pengetahuan pakar, sementara *Naïve Bayes* menawarkan penilaian risiko secara kuantitatif berdasarkan pola data.

Alur kerja keseluruhan dari arsitektur sistem yang diusulkan diilustrasikan secara rinci pada Gambar 1. Arsitektur ini menunjukkan bagaimana data masukan dari pengguna diproses melalui kedua modul inferensi untuk menghasilkan sebuah kesimpulan yang komprehensif



Gambar 1. Arsitektur Sistem Hibrida

Gambar 1 menunjukkan arsitektur sistem pakar hibrida yang diusulkan untuk deteksi dini keterlambatan bicara dan bahasa pada anak. System menerima *input* berupa data gejala dan faktor risiko yang dimasukkan oleh orang

tua melalui antarmuka web. Data yang diperoleh kemudian diproses dalam *Hybrid Screening system* yang mengarahkan informasi ke dua jalur inferensi secara parallel.

Jalur pertama adalah modul inferensi berbasis aturan *Forward-Chaining* yang menggunakan basis pengetahuan untuk melakukan penalaran hierarkis. Fakta awal dari input pengguna dievaluasi untuk membentuk hipotesis perantara (H1–H4), yang selanjutnya digunakan untuk menarik kesimpulan akhir. Jalur kedua adalah modul inferensi berbasis probabilistik (*Naïve Bayes*) yang menghitung probabilitas suatu kasus termasuk ke dalam kelas ‘Normal’ atau ‘Terindikasi’ berdasarkan fitur yang tersedia.

Hasil dari kedua modul tersebut kemudian dikombinasikan untuk menghasilkan output akhir, yaitu rekomendasi status skrining anak (‘Normal’ atau ‘Terindikasi Risiko’). Selain keputusan akhir, sistem juga dapat memberikan justifikasi logis dari modul berbasis aturan maupun nilai probabilitas

a. Modul Inferensi Berbasis Aturan (*Forward Chaining*):

Forward Chaining adalah sebuah metode penalaran berbasis aturan yang bekerja secara *data-driven* dan memproses serangkaian aturan jika-maka untuk memberikan Kesimpulan diagnosis atau rekomendasi dari gejala yang diisikan [12][13][14]. Proses inferensi dimulai dengan serangkaian fakta awal berupa gejala dan faktor risiko yang dimasukkan oleh pengguna, kemudian bergerak maju melalui aturan-aturan dalam basis pengetahuan untuk mencapai kesimpulan akhir. Aturan (*if-then*) digunakan untuk menentukan diagnosis berdasarkan kombinasi gejala yang terdeteksi.

Sistem ini meminta pengguna (orang tua) untuk mengisi serangkaian pertanyaan terkait perkembangan bicara anak. Berdasarkan kelompok usia anak, pertanyaan yang relevan akan ditampilkan, dan jawaban yang diberikan akan digunakan sebagai fakta awal dalam proses inferensi. Berikut adalah tabel 1 yang menunjukkan pertanyaan-pertanyaan yang diajukan untuk setiap kelompok usia:

Tabel 1. Pertanyaan berdasarkan kelompok usia

Kelompok Usia	Pertanyaan	ID Pertanyaan
C (24-35 Bulan)	Apakah anak BELUM bisa menggabungkan dua kata (misal “mau susu”)?	G_C1
	Apakah kosakata aktif anak KURANG DARI 50 kata?	G_C2
	Apakah anak BELUM bisa menyebut nama benda umum di sekitarnya (misalnya sendok, sepatu, bola)?	G_C3
	Apakah anak BELUM mulai bertanya menggunakan intonasi naik atau kata tanya sederhana seperti “Apa itu?”	G_C7
D (36-47 Bulan)	Apakah anak tampak kesulitan memahami perintah dua langkah sederhana (“ambil bola lalu berikan ke mama”)?	G_C5
	Apakah anak BELUM bisa menggunakan kata ganti sederhana (misal “aku”)?	G_C6
	Apakah anak BELUM bisa membuat kalimat 3-4 kata?	G_D1
	Apakah anak masih sering kesulitan menggunakan kata ganti (saya, kamu, dia)?	G_D5
E (48-59 Bulan)	Apakah anak BELUM bisa menceritakan kejadian sederhana yang baru dialami?	G_D6
	Apakah anak kesulitan mengikuti perintah dua langkah TANPA bantuan isyarat?	G_D2
	Apakah anak kesulitan memahami konsep dasar seperti warna atau ukuran?	G_D7
	Apakah anak BELUM bisa bercerita singkat dengan 2-3 kalimat terkait?	G_E1
	Apakah anak BELUM bisa menggunakan kata tanya kompleks (kenapa, bagaimana)?	G_E2
	Apakah tata bahasa anak masih sering terbalik-balik?	G_E7

	Apakah anak kesulitan menjawab pertanyaan tentang cerita pendek yang baru didengarnya?	G_E6
	Apakah anak BELUM dapat menyebut nama lengkapnya dengan jelas?	G_E8
	Apakah anak BELUM menggunakan bentuk jamak (buku-buku) dan kata sambung sederhana (dan, lalu, tapi)?	G_E9
F (≥ 60 Bulan)	Apakah anak BELUM bisa menggunakan kalimat kompleks (dengan kata “karena”, “supaya”)?	G_F1
	Apakah anak kesulitan menceritakan pengalaman dengan urutan awal-tengah-akhir?	G_F2
	Apakah anak kesulitan menjawab “kenapa” dan “bagaimana” dengan alasan logis?	G_F5
	Apakah anak kesulitan mengikuti instruksi tiga langkah?	G_F6
	Apakah anak BELUM mengerti lelucon sederhana?	G_F7
RF(Faktor Risiko)	Apakah anak lahir prematur (<37 minggu)?	RF_01
	Apakah ada riwayat gangguan bicara/bahasa di keluarga inti?	RF_06
	Berapa rata-rata waktu paparan layar (screen time) per hari (TV, HP, tablet)?	screen_time
	Apakah kemampuan bicara/sosial anak pernah menurun (regresi)?	RF_09
	Apakah anak jarang melakukan kontak mata saat diajak bicara?	RF_10
	Apakah anak jarang merespons saat namanya dipanggil (padahal pendengaran baik)?	RF_11
	Apakah anak bermain dengan cara yang tidak biasa/repetitif (misal hanya memutar roda mobil)?	RF_12

Basis pengetahuan untuk sistem ini dikonstruksi secara hierarkis untuk meniru proses penalaran klinis. Gejala-gejala individual pertama-tama dievaluasi untuk membentuk hipotesis perantara, yang kemudian digunakan untuk mencapai kesimpulan akhir. Untuk memfasilitasi proses penalaran oleh mesin inferensi, setiap konsep pakar seperti dugaan awal (hipotesis), diagnosis akhir (Kesimpulan), dan Tindakan yang disarankan (Solusi) perlu tentukan kodenya. Tabel 2 memaparkan rincian dari setiap kode yang digunakan.

Tabel 2. Hipotesis, Kesimpulan dan Solusi

Kategori	Deskripsi	Kode
Hipotesis	Indikasi Keterlambatan Bahasa Ekspresif (sulit bicara).	H1
Hipotesis	Indikasi Keterlambatan Bahasa Reseptif (sulit paham).	H2
Hipotesis	Indikasi Keterlambatan Bahasa Campuran (Ekspresif & Reseptif).	H3
Hipotesis	Indikasi kuat adanya Gangguan Komunikasi Sosial/Pragmatik.	H4
Kesimpulan	Risiko Tinggi Gangguan Bahasa Ekspresif Spesifik.	K1
Kesimpulan	Risiko Tinggi Gangguan Bahasa Campuran Spesifik.	K2
Kesimpulan	Perlu Evaluasi Lanjut ke Arah Gangguan Spektrum Autisme (ASD).	K3
Kesimpulan	Dugaan Kuat Keterlambatan Bicara Fungsional (faktor lingkungan).	K4

Solusi	Rekomendasi Terapi Wicara	S1
Solusi	Rekomendasi Terapi Okupasi / Sensori Integrasi.	S2
Solusi	Segera Konsultasi ke Dokter Tumbuh Kembang / Psikolog Anak.	S3
Solusi	Batasi Paparan Gawai (<i>Screen Time</i>) secara Disiplin.	S4
Solusi	Tingkatkan Stimulasi Bahasa di Rumah.	S5

Pada Tingkat pertama system akan mengubah fakta-fakta mentah yang diperoleh dari jawaban kuesioner (gejala dan faktor resiko) menjadi hipotesis atau dugaan awala. Aturan-aturan ini berfungsi untuk mengelompokkan gejala-gejala spesifik menjadi sebuah indikasi yang lebih bermakna.

- Rule 1.1 (Ekspresif Usia C): JIKA (G_C1 DAN G_C2) ATAU (G_C1 DAN G_C6) MAKA \rightarrow H1
 Rule 1.2 (Reseptif Usia C): JIKA G_C5 MAKA \rightarrow H2
 Rule 1.3 (Ekspresif Usia D): JIKA (G_D1 DAN G_D5) ATAU (G_D1 DAN G_D6) MAKA \rightarrow H1
 Rule 1.4 (Reseptif Usia D): JIKA (G_D2 DAN G_D7) MAKA \rightarrow H2
 Rule 1.5 (Ekspresif Usia E): JIKA (G_E1 DAN G_E2) ATAU (G_E8 DAN G_E9) MAKA \rightarrow H1
 Rule 1.6 (Reseptif Usia E): JIKA G_E6 MAKA \rightarrow H2
 Rule 1.7 (Ekspresif Usia F): JIKA (G_F1 DAN G_F2) MAKA \rightarrow H1
 Rule 1.8 (Reseptif Usia F): JIKA (G_F6 DAN G_F7) MAKA \rightarrow H2
 Rule 1.9 (Hipotesis Campuran): JIKA H1 DAN H2 MAKA \rightarrow H3
 Rule 1.10 (Hipotesis Sosial/Pragmatik): JIKA (RF_10 DAN RF_11) ATAU (RF_11 DAN RF_12) ATAU (RF_09 DAN RF_10) MAKA \rightarrow H4

Setelah hipotesis awal terbentuk, aturan pada tingkat kedua ini akan mempertajam analisis dengan menggabungkan hipotesis tersebut dengan faktor-faktor risiko yang relevan. Proses ini bertujuan untuk menghasilkan Kesimpulan diagnosis yang lebih spesifik dan akurat.

- Rule 2.1 (Kesimpulan Ekspresif Spesifik): JIKA H1 DAN BUKAN H2 DAN (RF_01 ATAU RF_06) MAKA \rightarrow K1
 Rule 2.2 (Kesimpulan Campuran Spesifik): JIKA H3 DAN (RF_01 ATAU RF_06) MAKA \rightarrow K2
 Rule 2.3 (Kesimpulan Arah ASD): JIKA H4 DAN (H1 ATAU H3) MAKA \rightarrow K3
 Rule 2.4 (Kesimpulan Fungsional): JIKA H1 DAN (jawaban screen_time adalah "2-4 jam" atau "Lebih dari 4 jam") DAN BUKAN (H2 ATAU H4 ATAU RF_06) MAKA \rightarrow K4
 Rule 2.5 (Kesimpulan Kuat Arah ASD): JIKA H4 DAN RF_09 MAKA \rightarrow K3

Pada tingkat akhir system akan menerjemahkan kesimpulan diagnosis yang telah ditarik menjadi rekomendasi solusi yang konkret dan dapat ditindaklanjuti oleh pengguna. Setiap Kesimpulan akan memetakan ke satu set Solusi yang paling sesuai.

- Rule 3.1: JIKA K1 MAKA \rightarrow S1, S5
 Rule 3.2: JIKA K2 MAKA \rightarrow S1, S5, S3
 Rule 3.3: JIKA K3 MAKA \rightarrow S3, S1, S2
 Rule 3.4: JIKA K4 MAKA \rightarrow S4, S5
 Rule 3.5 (Solusi Umum): JIKA (H1 ATAU H2 ATAU H3) DAN BUKAN (K1 ATAU K2 ATAU K3 ATAU K4) MAKA \rightarrow S5

Pendekatan hierarkis ini memastikan bahwa sistem dapat memberikan justifikasi yang logis dan mudah ditelusuri untuk setiap kesimpulan yang dihasilkannya, mulai dari gejala dasar hingga diagnosis akhir.

b. Modul Inferensi Berbasis Probabilitas (*Naïve Bayes*):

Naïve Bayes Classifier adalah algoritma klasifikasi yang didasarkan pada Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur [15][16][17]. Metode ini menghitung probabilitas sebuah sampel data masuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan fitur-fitur yang dimiliki. Teorema Bayes secara matematis dinyatakan dalam Persamaan (1):

$$P(C|X) = \frac{P(X|C)p(C)}{P(X)} \quad (1)$$

Dimana:

$P(C|X)$ adalah probabilitas posterior, yaitu probabilitas hipotesis kelas C benar jika diberikan data (fitur) X .

$P(C)$ adalah probabilitas prior dari kelas C .

$P(X|C)$ adalah probabilitas *likelihood*, yaitu probabilitas munculnya data X jika diketahui kelasnya adalah C .

$P(X)$ adalah probabilitas prior dari data X .

Dalam konteks ini, C adalah kelas diagnosis ('Normal' atau 'Terindikasi') dan X adalah vektor fitur yang berisi 29 gejala dan faktor risiko. Asumsi "naïve" atau independensi menyederhanakan perhitungan $P(X|C)$ dengan menganggap bahwa setiap fitur berkontribusi secara independen terhadap probabilitas kelas. Untuk penelitian ini, varian *Bernoulli Naïve Bayes* dipilih karena kesesuaian dengan tipe data fitur yang mayoritas bersifat biner (merepresentasikan ada atau tidaknya suatu gejala)..

c. Proses Optimasi Model Naïve Bayes

Untuk memaksimalkan performa *Naïve Bayes*, beberapa teknik optimasi diterapkan seperti Penyeimbangan Kelas: Menerapkan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) pada data latih untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas. Hyperparameter Tuning: Menggunakan teknik *Grid Search Cross-Validation* untuk mencari kombinasi parameter terbaik secara sistematis untuk model *Bernoulli Naïve Bayes*.

2.3 Implementasi Perangkat Lunak

Kedua modul inferensi di atas diintegrasikan ke dalam sebuah aplikasi skrining berbasis web yang fungsional. Aplikasi ini berfungsi sebagai purwarupa (*prototype*) yang mengimplementasikan arsitektur hibrida yang diusulkan. Pengguna berinteraksi melalui antarmuka formulir digital untuk memasukkan data gejala dan faktor risiko.

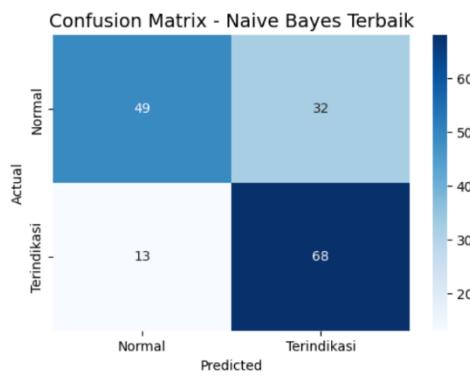
2.4 Metrik Evaluasi

Performa model *Naïve Bayes* dievaluasi berdasarkan akurasi, presisi, recall, dan F1-score yang dihitung dari *confusion matrix* pada data uji.

3. Hasil dan Pembahasan

Proses optimasi komprehensif pada model *Naïve Bayes* menjadi kunci dalam pencapaian hasil akhir. Setelah melalui tahapan transformasi masalah menjadi biner, penyeimbangan data menggunakan SMOTE dengan $k_{neighbors}=3$, serta proses *hyperparameter tuning*, ditemukan bahwa model *Bernoulli Naïve Bayes* mencapai performa puncaknya. Berbeda dengan eksperimen awal, ditemukan bahwa penggunaan seluruh 29 fitur prediktor memberikan hasil yang lebih unggul setelah data diseimbangkan.

Pengujian akhir pada data uji menghasilkan *confusion matrix* yang disajikan pada Gambar 2, yang menjadi dasar perhitungan metrik performa lainnya.



Gambar 2 Confusion Matrix Model *Naïve Bayes*

Dari *confusion matrix* pada Gambar 2, terlihat bahwa model berhasil mengidentifikasi 68 dari 81 kasus 'Terindikasi' dengan benar (*True Positive*). Namun, terdapat 13 kasus 'Terindikasi' yang terlewat dan salah diklasifikasikan sebagai 'Normal' (*False Negative*).

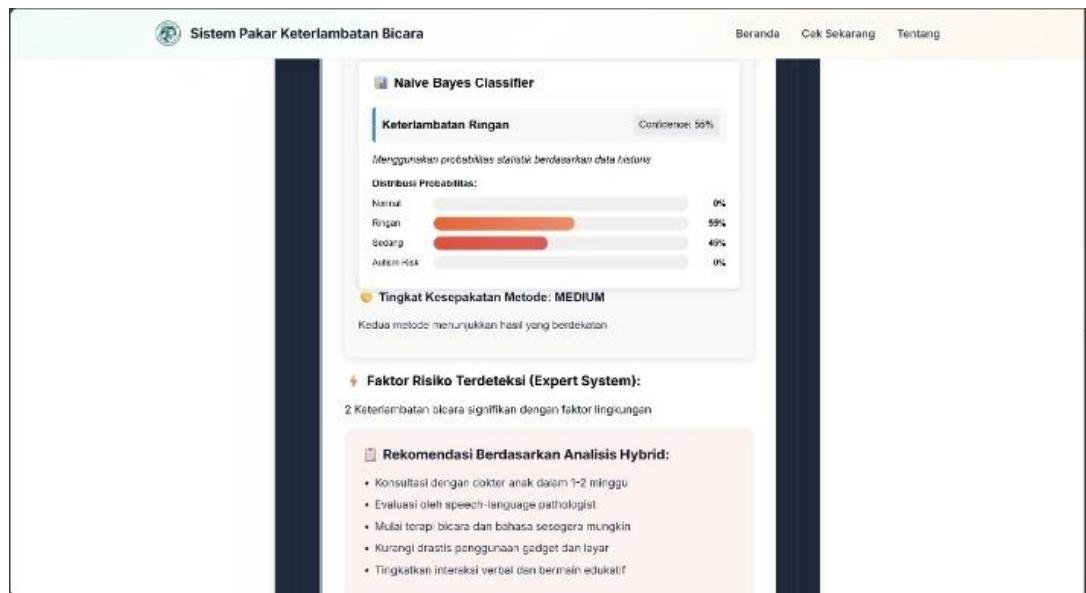
Berdasarkan *confusion matrix* tersebut, metrik evaluasi performa model dirangkum dalam Gambar 3. Model yang telah dioptimalkan secara penuh berhasil mencapai akurasi sebesar 72.22%.

--- 🎯 HASIL AKHIR NAIVE BAYES ---				
Akurasi: 72.22%				
Laporan Klasifikasi:				
	precision	recall	f1-score	support
Normal	0.79	0.60	0.69	81
Terindikasi	0.68	0.84	0.75	81
accuracy			0.72	162
macro avg	0.74	0.72	0.72	162
weighted avg	0.74	0.72	0.72	162

Gambar 3. Laporan Klasifikasi Akhir Model *Naïve Bayes*

Pengujian akhir pada data uji berdasarkan Gambar 3 menunjukkan bahwa model *Naïve Bayes* yang telah dioptimalkan secara penuh berhasil mencapai akurasi sebesar 72.22%. Hasil ini menunjukkan kinerja yang baik, dengan model *Naïve Bayes* yang dioptimalkan memberikan hasil yang signifikan dalam deteksi dini keterlambatan bicara dan bahasa. Rincian performa yang disajikan pada Gambar 3 menyoroti sebuah temuan yang sangat penting untuk konteks alat skrining: nilai **recall untuk kelas 'Terindikasi' mencapai 84%**. Angka ini memiliki implikasi praktis yang signifikan, yaitu sistem mampu mengidentifikasi 84 dari 100 anak yang benar-benar berisiko di dalam populasi uji. Tingginya sensitivitas ini sangat krusial, karena dalam skrining medis, meminimalkan kasus yang terlewat (false negative) lebih diutamakan daripada memiliki sedikit kasus yang salah terindikasi (false positive). Peningkatan drastis pada nilai recall ini merupakan dampak langsung dari penerapan teknik SMOTE yang berhasil mengatasi bias model terhadap kelas mayoritas.

Implementasi pada aplikasi web berhasil memvalidasi alur kerja sistem secara keseluruhan. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4, setelah pengguna memasukkan data, sistem menampilkan dua hasil keluaran secara bersamaan: kesimpulan logis dari modul *Forward Chaining* dan prediksi probabilistik dari modul *Naïve Bayes* yang mengklasifikasikan anak sebagai "Terindikasi Keterlambatan Bicara atau Normal". Pendekatan ganda ini menjawab keterbatasan metode tunggal dan memberikan umpan balik yang lebih komprehensif dan informatif bagi pengguna.



Gambar 4. Antarmuka Aplikasi Web yang menampilkan hasil skrining dari kedua metode

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil merancang, membangun, dan memvalidasi sebuah sistem pakar hibrida untuk skrining dini keterlambatan bicara dan bahasa. Melalui proses optimasi yang sistematis—termasuk transformasi masalah menjadi biner, penyeimbangan kelas dengan SMOTE, dan *hyperparameter tuning*—model *Bernoulli Naïve Bayes* berhasil mencapai akurasi 72.22% dengan sensitivitas yang tinggi dalam mendeteksi kasus berisiko. Integrasi

metode ini dengan *Forward Chaining* dalam sebuah aplikasi web fungsional membuktikan bahwa metodologi hibrida dapat diimplementasikan menjadi alat skrining yang andal, mudah diakses, dan bermanfaat.

Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan untuk melakukan eksplorasi teknik *feature engineering* untuk menciptakan fitur-fitur baru yang lebih informatif, serta memperkaya dataset dengan sampel yang lebih besar dan beragam untuk meningkatkan akurasi dan keandalan sistem. Selain itu, pengujian dengan algoritma *machine learning* lain seperti *Support Vector Machine* atau *Gradient Boosting* dapat dilakukan sebagai perbandingan.

Daftar Rujukan

- [1] F. Renaud, K. Jauvin, and M. J. Bélieau, “Longitudinal perspective on nonverbal intelligence development in young children with developmental language disorder,” *Res. Dev. Disabil.*, vol. 160, no. February, 2025, doi: 10.1016/j.ridd.2025.104963.
- [2] J. Kisjes *et al.*, “A systematic review of language and motor skills in children with developmental coordination disorder (DCD) and developmental language disorder (DLD),” *Res. Dev. Disabil.*, vol. 161, no. April, 2025, doi: 10.1016/j.ridd.2025.104994.
- [3] İ. C. Yaşa and M. M. Çiyiltepe, “Early Indicators of Learning Disabilities in Children with Developmental Language Disorder Compared to Their Typically Developing Peers,” *SAGE Open*, vol. 14, no. 3, pp. 1–12, 2024, doi: 10.1177/21582440241271924.
- [4] S. Tan, I. Mangunatmadja, and T. Wiguna, “Risk factors for delayed speech in children aged 1-2 years,” *Paediatr. Indones. Indones.*, vol. 59, no. 2, pp. 55–62, 2019, doi: 10.14238/pi59.2.2019.55-62.
- [5] F. Febrina, V. Cendana, P. Lawalata, and Y. Ramli, “Factors associated with cognitive and communication delay in children aged 0-3 years using the Battelle-Developmental Inventory, 2nd edition,” *Paediatr. Indones.*, vol. 63, no. 4, pp. 282–289, 2023.
- [6] T. Ekasari, H. Muhammad, I. Hamdani, M. D. Maulana, and F. Fia, “Identifikasi Kebutuhan Media Dalam Terapi Wicara : Langkah Menuju Metode Yang Efektif,” vol. 8, no. 1, pp. 40–50, 2025.
- [7] J. Law, J. Boyle, F. Harris, A. Harkness, and C. Nye, “Prevalence and natural history of primary speech and language delay: Findings from a systematic review of the literature,” *Int. J. Lang. Commun. Disord.*, vol. 35, no. 2, pp. 165–188, 2000, doi: 10.1080/136828200247133.
- [8] M. A. Bella, A. Triayudi, and R. Nuraini, “Naïve Bayes Classification for Early Prediction of Diabetes Mellitus,” *2024 9th Int. Conf. Informatics Comput. ICIC 2024*, no. October, pp. 24–25, 2024, doi: 10.1109/ICIC64337.2024.10957677.
- [9] R. A. Sihombing *et al.*, “Expert System for Early Detection of Kidney Disease Through E-Health Using Android-Based Dempster Shafer Algorithm,” *ICoCSETI 2025 - Int. Conf. Comput. Sci. Eng. Technol. Innov. Proceeding*, pp. 84–89, 2025, doi: 10.1109/ICoCSETI63724.2025.11019598.
- [10] M. M. Mafazy and S. C. Hidayati, “Early Detection of Diabetes with Decision Support: Integrating Sixty-Five Symptoms Through a Forward-Chaining Expert System,” *ICECOS 2024 - 4th Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Sci. Proceeding*, pp. 189–194, 2024, doi: 10.1109/ICECOS63900.2024.10791211.
- [11] R. Maila Apsari, “Penerapan Metode Naïve bayes dalam Memprediksi Prestasi Siswa,” *J. Pustaka AI (Pusat Akses Kaji. Teknol. Artif. Intell.)*, vol. 4, no. 2, pp. 38–46, 2024, doi: 10.55382/jurnalpustakaai.v3i3.760.
- [12] Y. E. Kurniawati and Y. D. Prabowo, “Decision Support System to Measure Child Development Based on Denver II using Naïve Bayes Classifier,” *Proc. 2021 Int. Conf. Data Softw. Eng. Data Softw. Eng. Support. Sustain. Dev. Goals, ICODSE 2021*, pp. 1–20, 2021, doi: 10.1109/ICODSE53690.2021.9648427.
- [13] B. Raharja *et al.*, “NutriMo: An Android Application for Monitoring Child Growth and Preventing Stunting Using Forward Chaining Algorithm,” *2025 2nd Int. Conf. Adv. Innov. Smart Cities, ICAISC 2025*, pp. 1–13, 2025, doi: 10.1109/ICAISC64594.2025.10959488.
- [14] W. Wirdawati, R. Sovia, and B. Hendrik, “Diagnosa Penyakit Tuberkulosis Paru Menggunakan Metode Forward Chaining dan Certainty Factor,” *J. Pustaka AI (Pusat Akses Kaji. Teknol. Artif. Intell.)*, vol. 5, pp. 5–8, 2025, doi: <https://doi.org/10.55382/jurnalpustakaai.v5i1.1217>.
- [15] J. Manurung, Y. Perwira, and B. Sinaga, “Expert System to Diagnose Dental and Oral Disease Using Naïve Bayes Method,” *ICOSNIKOM 2022 - 2022 IEEE Int. Conf. Comput. Sci. Inf. Technol. Bound. Free Prep. Indones. Metaverse Soc.*, pp. 1–14, 2022, doi: 10.1109/ICOSNIKOM56551.2022.10034871.
- [16] M. Manoswini, B. Sahoo, and A. Swetapadma, “Language Impairment Detection based on Speech Signals and Gaussian Naïve Bayes algorithm,” *Proc. - 2024 OITS Int. Conf. Inf. Technol. OCIT 2024*, no. April 2025, pp. 310–314, 2024, doi: 10.1109/OCIT65031.2024.00061.
- [17] P. Vamsi, T. P. Anithaashri, E. Shilpalakshmi Prasad, and A. Anbalagan, “Efficient Predictive System for the Detection of Brain Tumor Using Naïve Bayes Algorithm Compared with Support Vector Machine Algorithm,” *ICETAS 2024 - 9th IEEE Int. Conf. Eng. Technol. Appl. Sci.*, pp. 1–14, 2024, doi: 10.1109/ICETAS62372.2024.11119871.