

DETEKSI DINI KETERLAMBATAN BELAJAR PADA SISWA MENGGUNAKAN ALGORITMA *DECISION TREE CLASSIFICATION AND REGRESSION TREES* (CART)

Rizki Saputra Sarma¹, Hendrawaty², Radhiyatammardhiyyah³

^{1,2,3}Jurusan Teknologi Informasi dan Komputer, Politeknik Negeri Lhokseumawe, Indonesia

*Penulis Korespondensi: hendrawaty@pnl.ac.id

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Abstrak

Deteksi dini terhadap keterlambatan belajar pada anak usia dini sangat penting karena intervensi yang cepat dan tepat dapat membantu perkembangan aspek motorik, bahasa, dan kognitif secara optimal. Di banyak sekolah, proses deteksi dini keterlambatan belajar belum berjalan secara efektif. Akibatnya, intervensi sering dilakukan terlambat dan kurang tepat sasaran. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi berbasis web dengan algoritma *Decision Tree* CART untuk mengklasifikasikan siswa ke dalam kategori “Normal” atau “Terlambat”. Data pelatihan diambil dari dataset publik Salman Ahmad, yang telah melalui proses pra-pemrosesan dan penyeimbangan kelas menggunakan teknik SMOTE. Model menghasilkan aturan klasifikasi berdasarkan tiga atribut dominan, yaitu usia, kemampuan ekspresif, dan komunikasi lisan. Pengujian pada data latih menunjukkan akurasi sebesar 77,02%. Hasil pada validasi silang dan data uji Salman Ahmad lebih rendah, masing-masing 50,75% dan 49,78%. Perbedaan ini diduga disebabkan oleh *overfitting* pada data latih serta perbedaan karakteristik antara data pelatihan dan data uji. Menariknya, ketika diuji pada data nyata dari SLB Cinta Mandiri dan TK S Al-Alaqq, model menunjukkan peningkatan performa yang signifikan dengan akurasi 90%, *precision* 93%, *recall* 90%, dan *F1-score* 91%. *Threshold* optimal diperoleh pada nilai 0,556, sesuai *F1-score* tertinggi. Sistem ini dilengkapi fitur penilaian guru, visualisasi hasil klasifikasi, laporan PDF, dan dashboard orang tua yang memuat rekomendasi intervensi. Dengan dukungan fitur-fitur tersebut, sistem ini diharapkan dapat menjadi solusi praktis bagi guru dan orang tua untuk mendeteksi potensi keterlambatan belajar secara lebih efisien dan tepat guna.

Kata kunci: keterlambatan belajar, *decision tree*, deteksi dini, klasifikasi, sistem web.

1. Pendahuluan

Fase pertumbuhan usia dini (0–6 tahun) dikenal sebagai masa keemasan (*golden years*), di mana anak menunjukkan sensitivitas tinggi terhadap rangsangan. Pada masa ini, stimulasi dan pengalaman yang diberikan melalui bermain dan belajar sangat memengaruhi perkembangan motorik, bahasa, dan kognitif. Namun, tidak semua anak berkembang secara optimal; sebagian mengalami keterlambatan belajar yang dapat disebabkan oleh faktor internal, seperti kondisi kesehatan, maupun faktor eksternal, seperti lingkungan sosial dan kurangnya dukungan pendidikan. Jika tidak dikenali sejak dini, keterlambatan ini berisiko menimbulkan kesulitan belajar yang lebih serius di masa depan. Salah satu bentuk yang sering ditemui adalah *speech delay*, yang umumnya dipicu oleh minimnya stimulasi bahasa, kurangnya interaksi verbal dengan keluarga, serta terbatasnya waktu bermain dengan teman sebaya [1]. Selain bahasa, perkembangan motorik kasar juga menjadi indikator penting dalam tumbuh kembang anak. Hambatan dalam perkembangan ini dapat berdampak pada kemampuan kognitif dan kestabilan emosi. Anak yang mengalami keterlambatan kognitif, seperti kesulitan berpikir, mengevaluasi informasi, atau menyelesaikan masalah, akan menghadapi kendala dalam beradaptasi dengan lingkungan sosial dan budaya, sehingga memerlukan perhatian sejak dini [2].

Perkembangan teknologi informasi memberikan peluang untuk mendukung proses deteksi dini keterlambatan belajar secara lebih efektif dan objektif. Algoritma Decision Tree telah digunakan secara luas dalam klasifikasi berbagai kondisi kesehatan dan terbukti memiliki tingkat akurasi tinggi [3]. Dengan memanfaatkan data perkembangan siswa, algoritma ini dapat mengelompokkan karakteristik individu, memprediksi keterlambatan belajar, serta memberikan dasar objektif bagi guru dan orang tua untuk melakukan intervensi tepat waktu [4].

Penelitian ini difokuskan pada pengembangan sistem berbasis web untuk mendeteksi keterlambatan belajar anak usia dini pada aspek motorik, bahasa, dan kognitif. Data yang digunakan berasal dari dataset publik (Kaggle, 2021) sebanyak 80.000 data, serta observasi lapangan pada siswa di SLB Cinta Mandiri (20 siswa) dan TK S Al-Alaq (15 siswa). Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan model deteksi dini keterlambatan belajar berdasarkan data perkembangan siswa, mengidentifikasi faktor-faktor utama yang memengaruhinya, serta mengimplementasikan algoritma Decision Tree untuk melakukan klasifikasi.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi berupa sistem berbasis teknologi yang dapat membantu guru dan orang tua dalam mendeteksi keterlambatan belajar secara akurat, mendukung intervensi lebih awal bagi siswa, serta mudah diakses tanpa memerlukan pengetahuan teknis mendalam.

2. Metode

A. Deteksi Dini

Deteksi dini penting dilakukan agar intervensi dapat diberikan sejak awal, sehingga dampak negatif keterlambatan perkembangan dapat diminimalkan [5]. Salah satu metode yang digunakan adalah Denver Developmental Screening Test (DDST), yang meliputi identifikasi gangguan pertumbuhan, skrining keterlambatan perkembangan dan sensorik, serta deteksi gangguan mental emosional. Faktor yang memengaruhi keberhasilan deteksi dini antara lain genetik, lingkungan, dan kesehatan [6].

B. Keterlambatan Belajar

Keterlambatan belajar terjadi ketika anak tidak mencapai tahapan perkembangan sesuai usianya, baik pada aspek kognitif, bahasa, maupun motorik.

1. Keterlambatan Kognitif

Anak dengan hambatan kognitif kesulitan berpikir, memahami, mengingat, serta memecahkan masalah. Perkembangan kognitif dipengaruhi kematangan fisik, interaksi sosial, dan pengalaman lingkungan, dengan proses asimilasi serta akomodasi sebagai dasar pembentukan pengetahuan baru [7]. Kemampuan ini mencakup pengolahan informasi, penilaian situasi, dan pembentukan gambaran mental [8], sehingga menentukan kapasitas anak mengenali dan memahami objek atau peristiwa [9]. Gejala keterlambatan kognitif meliputi kesulitan memahami instruksi, mengikuti aturan, dan memecahkan masalah sederhana [10].

2. Keterlambatan Bahasa

Keterlambatan bahasa ditandai dengan rendahnya kemampuan reseptif maupun ekspresif anak dalam berbahasa, sehingga menghambat komunikasi. Kondisi ini terkait erat dengan perkembangan fungsi kognitif dan alat bicara [11]. Prevalensi gangguan bahasa pada anak prasekolah berkisar 5–10%, lebih tinggi pada anak laki-laki [12]. Perkembangan bahasa berlangsung bertahap, mulai dari pralinguistik hingga penguasaan tata bahasa kompleks. Faktor kognitif, emosional, sosial, dan biologis turut memengaruhi proses ini [13].

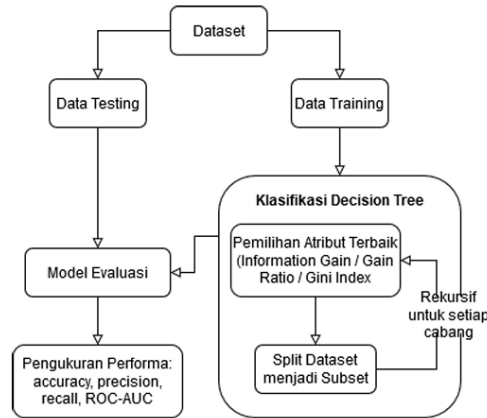
3. Keterlambatan Motorik

Keterlambatan motorik mencakup hambatan koordinasi gerakan kasar maupun halus. Kondisi ini sering disebabkan oleh minimnya kesempatan berlatih [14]. Perkembangan motorik penting karena mendukung kemampuan gerakan kompleks dan berkontribusi pada aspek kognitif serta emosional [15]. Aktivitas bermain menjadi sarana utama dalam menstimulasi motorik sekaligus aspek sosial anak [16].

C. Decision Tree untuk Deteksi Keterlambatan Belajar

Decision Tree merupakan metode klasifikasi berbasis aturan hierarkis yang efektif digunakan untuk data kompleks serta mudah dipahami secara visual. Algoritma ini bekerja dengan cara membagi dataset menjadi subset berdasarkan atribut tertentu, hingga terbentuk pohon keputusan dengan simpul daun yang mewakili hasil klasifikasi [17].

Proses klasifikasi menggunakan Decision Tree dapat digambarkan seperti pada Gambar 1, yang meliputi tahap pembagian data, pemilihan atribut terbaik, pembentukan cabang secara rekursif, serta evaluasi model.



Gambar 1. Alur Klasifikasi Decision Tree

Dalam pemilihan atribut terbaik, digunakan beberapa metrik seperti Information Gain, Gain Ratio, dan Gini Index [18].

1. Information Gain

Metode ini mengukur tingkat pengurangan entropi setelah dataset dibagi menurut suatu atribut. Entropi merepresentasikan ketidakpastian atau impurity data. Semakin besar nilai *Gain*, semakin baik atribut tersebut dijadikan node pohon.

$$Info(D) = - \sum_{i=1}^m p_i \log_2 \quad (2.1)$$

$$Info(D) = \sum_{j=1}^v \frac{|D_j|}{|D|} \times Info(D_j) \quad (2.2)$$

$$Gain(A) = Info(D) - Info_A(D) \quad (2.3)$$

Keterangan:

- p_i adalah proporsi kelas ke- i ,
 - D_j adalah subset data berdasarkan atribut A.
2. *Gain Ratio*
 3. Merupakan pengembangan dari *Information Gain* dengan menambahkan faktor *SplitInfo* agar tidak bias terhadap atribut dengan banyak kategori.

$$SplitInfoA(D) = \sum_{j=1}^v \frac{|D_j|}{|D|} \times \log_2 \left(\frac{|D_j|}{|D|} \right) \quad (2.4)$$

$$GainRatio(A) = \frac{Gain(A)}{SplitInfoA(D)} \quad (2.5)$$

Semakin tinggi *Gain Ratio*, semakin baik atribut dipilih sebagai pemisah.

4. Gini Index

Ukuran impurity yang digunakan pada algoritma CART (*Classification and Regression Tree*). Nilai Gini mendekati 0 menunjukkan distribusi data semakin murni.

$$Gini(D) = 1 - \sum_{i=1}^m p_i^2 \quad (2.6)$$

$$GiniA(D) = \frac{|D_1|}{|D|} Gini(D_1) + \frac{|D_2|}{|D|} Gini(D_2) \quad (2.7)$$

$$\Delta Gini(A) = Gini(D) - Gini_A(D) \quad (2.8)$$

Keterangan:

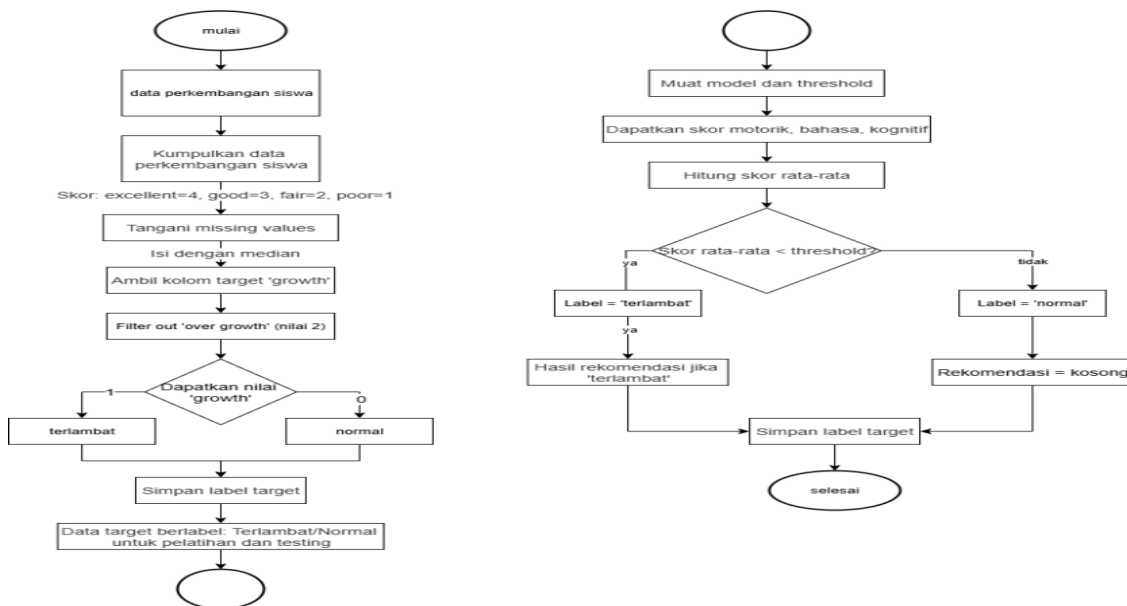
- p_i adalah proporsi kelas ke- i ,
- D_1, D_2 adalah subset data hasil pemisahan oleh atribut A.

D. Metode Preprocessing data

Preprocessing data merupakan tahap awal untuk membersihkan data kosong, menghapus nilai *null*, serta melakukan transformasi agar data lebih terstruktur sebelum digunakan dalam pemodelan [23].

E. Pelabelan Target

Gambar 2 di atas menjelaskan tahapan pelabelan target yang mendukung pengembangan model *Decision Tree* untuk deteksi dini keterlambatan belajar siswa. Data diambil dari *Converted_Child_Growth.csv*, mencakup aspek kognitif, bahasa, dan motorik yang dikodekan secara numerik (4–1). Data yang hilang ditangani dengan imputasi median, lalu dilakukan pembersihan label untuk menghasilkan klasifikasi biner: 1 (Terlambat) dan 0 (Normal). Pada penerapannya, model memuat kembali parameter pelatihan dan menghitung *optimal threshold* melalui *precision-recall curve*. Skor rata-rata dari tiga aspek dibandingkan dengan ambang batas tersebut untuk menentukan label. Jika skor di bawah *threshold*, siswa diklasifikasikan sebagai Terlambat dan diberikan rekomendasi intervensi berdasarkan skor aspek dan usia. Hasil akhir berupa label dan rekomendasi disimpan dalam format JSON untuk keperluan evaluasi lebih lanjut.

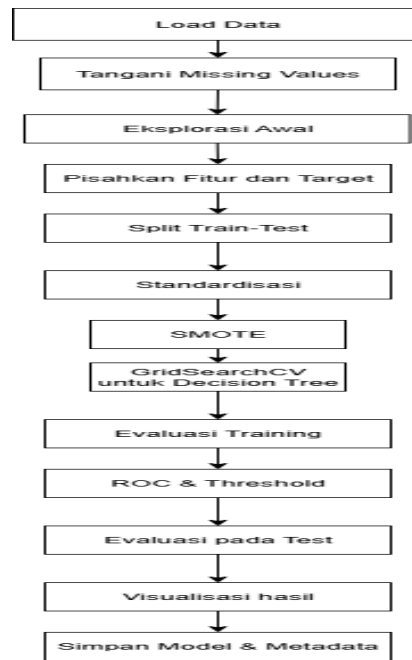


Gambar 2. Pelabelan Target

F. Klasifikasi Algoritma *Decision Tree*

Gambar 3 di atas menjelaskan alur klasifikasi untuk mendeteksi keterlambatan belajar siswa berdasarkan indikator perkembangan. Proses ini diawali dengan pra-pemrosesan data yang mencakup pemuatan dataset, imputasi nilai hilang menggunakan median, pemisahan fitur dan target (kelas 0 dan 1), serta pembagian data pelatihan dan pengujian dengan stratifikasi. Normalisasi dilakukan dengan *StandardScaler*, dan ketidakseimbangan kelas ditangani menggunakan metode *SMOTE*. Model *Decision Tree* (CART) dibangun melalui optimasi *hyperparameter* menggunakan *GridSearchCV* berdasarkan skor ROC-AUC.

Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, ROC-AUC, dan *cross-validation*. Kurva ROC digunakan untuk menentukan ambang klasifikasi optimal, dilengkapi dengan laporan klasifikasi dari data uji. Visualisasi mencakup pohon keputusan, *convusion matrix*, serta analisis fitur penting. Model akhir, skala normalisasi, dan metadata disimpan untuk deteksi lanjutan, disertai visualisasi tambahan guna menilai stabilitas model. Klasifikasi perancangan sistem diilustrasikan pada gambar 3.31 dibawah ini.



Gambar 3 Arsitektur Sistem Klasifikasi serangan pada Web Server

3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini membahas hasil implementasi dari perancangan *decision tree cart* dalam deteksi dini keterlambatan belajar pada siswa dan pengujian system yang telah dikembangkan. Rincian hasil penelitian dan pengujian sistem akan dijelaskan lebih lanjut sebagai berikut.

A. Fitur-fitur Aplikasi

1. Fitur *Assessment* guru

Fitur ini memungkinkan guru untuk melakukan penilaian siswa perkembangan siswa, dapat dilihat pada Gambar 4 dibawah.

Gambar 4 Fitur Assessment guru

Gambar 4 di atas digunakan oleh admin (guru) dalam melakukan proses penilaian terhadap perkembangan siswa. Pada tahap awal, guru diminta untuk memilih nama siswa yang akan dinilai dari daftar yang tersedia. Selanjutnya, guru mengisi bobot penilaian pada setiap indikator perkembangan seperti motorik, bahasa, dan kognitif sesuai hasil observasi. Setelah data terisi lengkap, guru menekan tombol "Proses Assessment" untuk memulai proses deteksi. Sistem kemudian menjalankan file *detect.py*, yang berperan memanggil model klasifikasi *Decision Tree* CART yang telah melalui proses pelatihan sebelumnya. Model ini akan memproses data input dan menghasilkan deteksi kategori perkembangan siswa, sehingga guru dapat mengetahui kondisi siswa secara lebih objektif dan terarah berdasarkan hasil analisis sistem.

2. Fitur Hasil Deteksi

Fitur ini memungkinkan guru untuk melihat daftar hasil deteksi sistem pada siswa dan membuat laporan, dapat dilihat pada Gambar 5 dibawah.

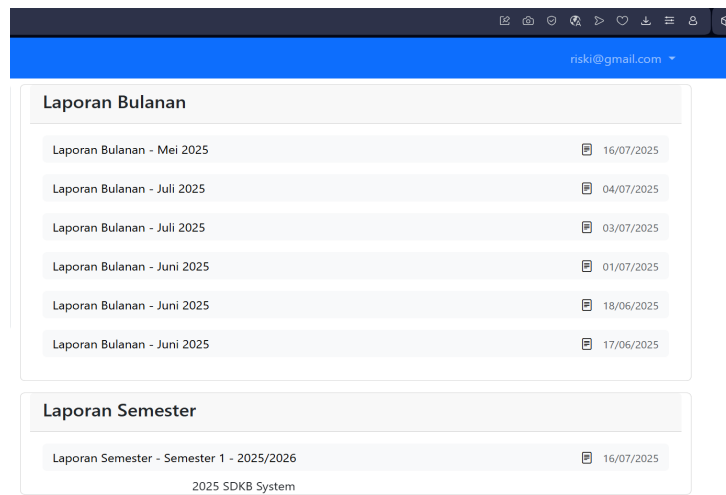
No	Nama Siswa	Tanggal	Status	Aksi
1	Muhammad Rizqan	14-07-2025	Terlambat	   
2	Rina Indah Dewi	04-07-2025	Terlambat	   
3	Amir Zulfikar	04-07-2025	Terlambat	   
4	Nursyifa Safitri	04-07-2025	Terlambat	   
5	Elya Putri	30-06-2025	Terlambat	   
6	Teuku Muhammad Fadhil	29-06-2025	Terlambat	   
7	Syahrul Hidayat Irwansyah	28-06-2025	Terlambat	   
8	Cahya Hanafiah	28-06-2025	Terlambat	   

Gambar 5 Fitur Hasil Deteksi

Gambar 5 menunjukkan tampilan antarmuka pengguna yang berperan sebagai pusat pengelolaan informasi deteksi siswa yang memfasilitasi admin (guru) dalam melaksanakan berbagai kegiatan administratif. Melalui antarmuka ini, admin tidak hanya mampu mencetak data hasil deteksi secara langsung, tetapi juga dapat menyusun laporan bulanan yang mengkompilasi seluruh hasil deteksi siswa dalam jangka waktu tertentu. Selain itu, admin dapat mengakses rincian hasil deteksi per siswa melalui tampilan modal yang menyajikan data skor kognitif, bahasa, dan motorik, serta memberikan rekomendasi berdasarkan skor terendah yang teridentifikasi. Riwayat deteksi tiap siswa juga dapat ditelusuri guna memantau perkembangan secara longitudinal. Fitur tambahan berupa penghapusan data hasil deteksi memberikan fleksibilitas dan kontrol yang lebih baik dalam pengelolaan data.

3. Fitur laporan

Fitur ini memungkinkan guru untuk melihat laporan yang sudah disimpan dan mencetak laporan, dapat dilihat pada Gambar 6 dibawah.

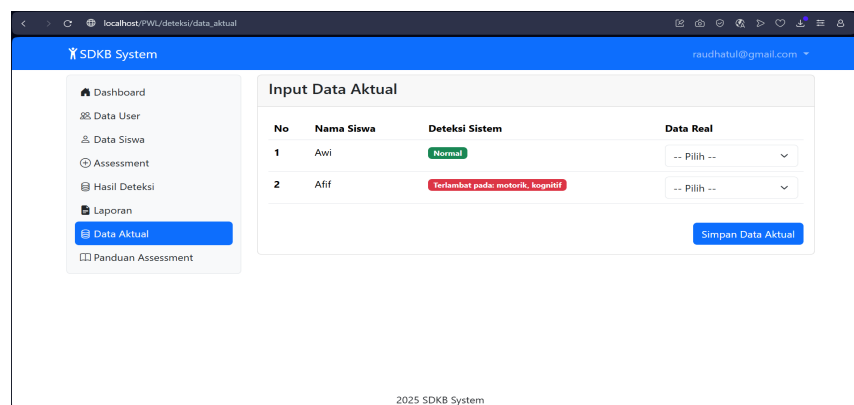


Gambar 6 Fitur Laporan

Gambar 6 di atas menampilkan antarmuka laporan yang memudahkan admin (dalam hal ini guru) untuk mencetak data laporan bulanan hasil deteksi siswa secara praktis. Pada halaman ini, terdapat tautan berupa teks "Laporan Bulanan – Maret 2025" yang dapat diklik oleh admin. Ketika tautan tersebut diakses, sistem secara otomatis akan membuka jendela cetak (print window) yang menampilkan seluruh data deteksi siswa untuk bulan tersebut dalam format yang telah disesuaikan untuk pencetakan.

4. Fitur Data Aktual Guru

Fitur ini memungkinkan guru untuk memverifikasi hasil deteksi sistem, dapat dilihat pada Gambar 7 dibawah



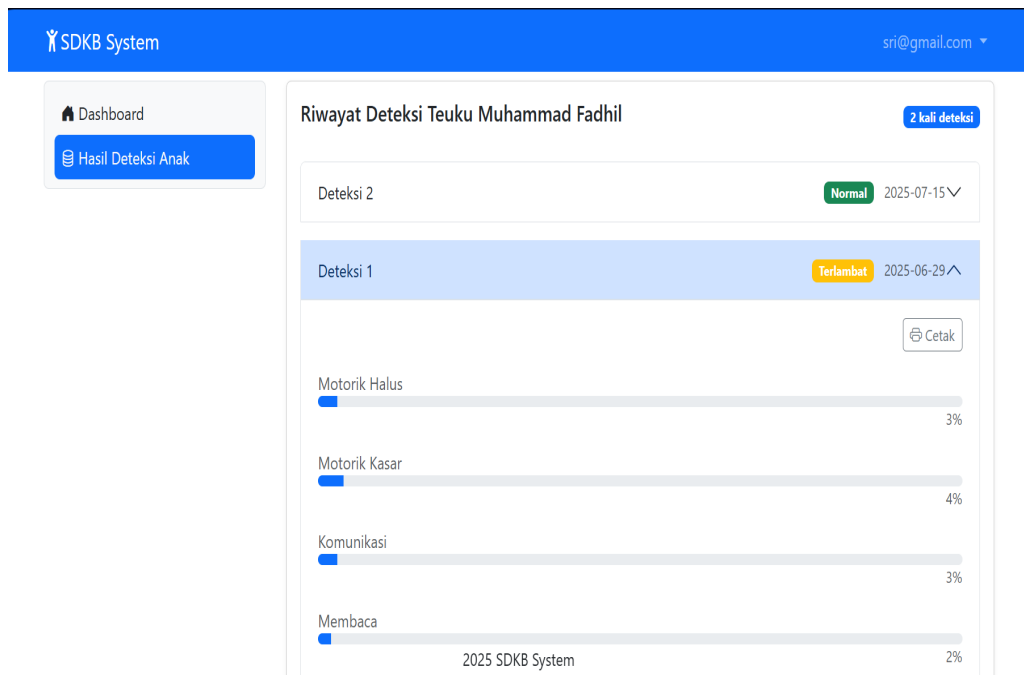
Gambar 7 Fitur Data Aktual Guru

Gambar 7 di atas menampilkan fitur penting yang memungkinkan admin (guru) untuk memverifikasi hasil deteksi yang telah dilakukan oleh sistem terhadap masing-masing siswa. Pada kolom "Deteksi Sistem", ditampilkan status hasil deteksi seperti Normal atau Terlambat pada aspek tertentu. Proses ini berfungsi sebagai langkah validasi untuk memastikan bahwa hasil deteksi sistem sesuai dengan kondisi sebenarnya. Setelah semua data real diisi, admin dapat menekan tombol Simpan Data Aktual untuk merekam informasi tersebut ke dalam basis data. Proses ini tidak hanya berfungsi sebagai validasi terhadap sistem, tetapi juga

sebagai input penting untuk keperluan pengujian, pelatihan ulang model, atau analisis perbandingan antara prediksi sistem dan kondisi aktual siswa secara obyektif.

5. Fitur Hasil Deteksi Anak

Fitur ini memungkinkan orang tua anak untuk riwayat deteksi anak, dapat dilihat pada Gambar 8 dibawah



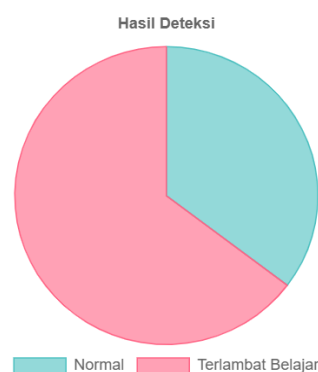
Gambar 8 Fitur Hasil Deteksi Anak

Gambar 8 di atas menunjukkan orang tua melihat hasil deteksi anaknya. Pada tampilan tersebut terdapat 2 deteksi yaitu yang pertama hasilnya terlambat dan menampilkan grafik perkembangan anak dan juga rekomendasi. Rekomendasi yang tampil itu adalah kognitif berarti anak tersebut mengalami keterlambatan pada kognitif. Lalu pada deteksi kedua menampilkan bahwa anak sudah mengalami perkembangan normal.

6. Fitur Grafik Hasil Deteksi Sistem

Fitur ini memungkinkan guru untuk mengecek atau melihat Statistik hasil deteksi sistem, dapat dilihat pada Gambar 9 dibawah.

Hasil Deteksi Sistem



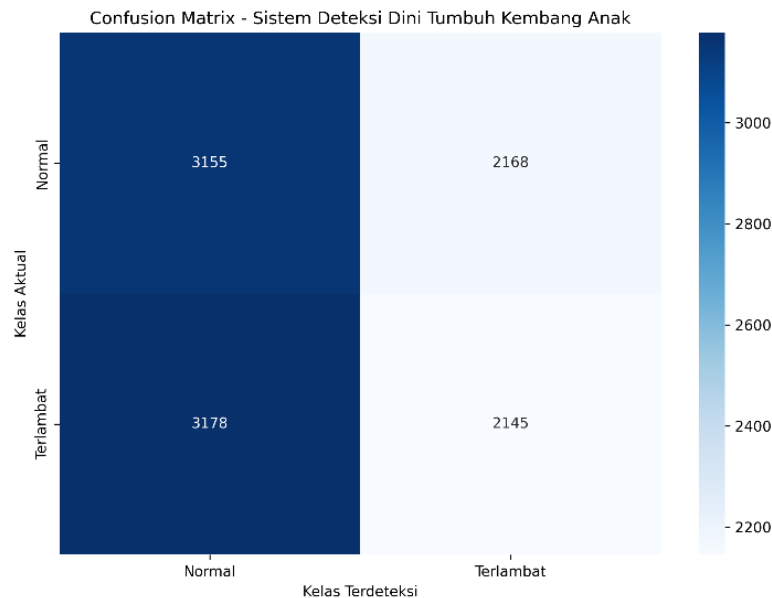
Gambar 9 Fitur Grafik Hasil Deteksi Sistem

Gambar di 9 atas menampilkan Grafik hasil deteksi sistem yang terbagi ke dalam dua kategori utama, yaitu *Normal* dan *Terlambat*. Visualisasi ini menunjukkan bahwa sebanyak 14 data termasuk dalam kategori *Normal*, yang ditandai dengan warna hijau, sementara 15 data lainnya masuk dalam kategori *Terlambat*, yang ditunjukkan dengan warna merah. Perbandingan ini memperlihatkan bahwa jumlah kasus yang tergolong *Terlambat* lebih dominan dibandingkan yang *Normal*. Kondisi ini memberikan indikasi bahwa sebagian besar subjek yang diuji mengalami keterlambatan dalam aspek yang diukur, baik itu kognitif, motorik, maupun bahasa.

B. Hasil Pengujian *Confusion Matrix*

1. *Confusion Matrix* Data Uji Kaggle

Untuk melihat hasil dari *Convusion Matriks* data uji kaggle dapat dilihat pada Gambar 10 dibawah.



Gambar 10 Visualisasi *Confusion matrix* dari data pengujian

Gambar 10 diatas menunjukkan *confusion matrix* dalam bentuk *heatmap* berwarna biru, yang menunjukkan hasil deteksi sistem terhadap 10.846 data uji perkembangan anak. Sumbu vertikal menampilkan label aktual ("Terlambat" dan "Normal"), sementara sumbu horizontal menunjukkan label yang terdeteksi. Nilai TP (3.178) dan TN (3.155) mencerminkan deteksi yang tepat, sedangkan FP (2.168) dan FN (2.145) merepresentasikan kesalahan deteksi. Intensitas warna biru menggambarkan jumlah kasus pada tiap kategori.

Sebaran warna yang seimbang mencerminkan deteksi yang proporsional terhadap distribusi kelas. Namun, akurasi keseluruhan hanya mencapai 50%, menunjukkan bahwa kemampuan model dalam membedakan kategori masih perlu ditingkatkan, kemungkinan akibat kualitas fitur atau distribusi data latih yang belum optimal.

2. *Confusion Matrix* Data Real

Untuk melihat hasil dari *Convusion Matriks real* dapat dilihat pada Gambar 11 dibawah.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Terlambat	1.00	0.88	0.93	24
Normal	0.70	1.00	0.82	7
accuracy			0.90	31
macro avg	0.85	0.94	0.88	31
weighted avg	0.93	0.90	0.91	31

Confusion Matrix:		
	Predicted	
	Terlambat	Normal
Actual Terlambat	21	3
Actual Normal	0	7

Gambar 11 Hasil Evaluasi Model *Decision Tree* (CART)

Gambar 11 diatas menunjukkan hasil evaluasi model *Decision Tree Classification And Regression Trees* (CART) untuk klasifikasi keterlambatan belajar siswa. Hasil pengujian model ditunjukkan pada *confusion matrix*. Model menghasilkan akurasi 90%, dengan precision 93%, recall 90%, dan F1-score 91% berdasarkan nilai *weighted average*. Nilai ini menunjukkan performa klasifikasi yang seimbang antar kelas dengan tingkat kesalahan yang rendah.

Pada *confusion matrix*, terdapat 21 data yang berhasil diklasifikasikan benar sebagai *Terlambat* (TP), 7 data benar sebagai *Normal* (TN), tidak ada data yang salah diklasifikasikan sebagai *Terlambat* padahal

Normal (FP), serta 3 data yang seharusnya *Terlambat* namun diklasifikasikan sebagai *Normal* (FN). Tingginya nilai TP dan TN serta ketiadaan FP mencerminkan ketepatan klasifikasi yang baik, meskipun keberadaan FN menunjukkan bahwa sensitivitas model terhadap kelas *Terlambat* masih dapat ditingkatkan.

4. Simpulan

Berdasarkan hasil analisis dan implementasi, Sistem deteksi dini keterlambatan belajar berbasis web berhasil dibangun dan berfungsi sesuai rancangan. Sistem ini memungkinkan guru untuk melakukan input penilaian perkembangan siswa, kemudian menghasilkan klasifikasi yang dapat langsung diakses oleh orang tua melalui akun masing-masing.

Model yang digunakan adalah algoritma *Decision Tree* jenis CART (*Classification and Regression Tree*). Hasil pengujian model menunjukkan adanya variasi akurasi pada dua sumber data. Pada dataset Salman Ahmad, tingkat akurasi yang diperoleh sebesar 49,78%, yang mencerminkan keterbatasan kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data eksternal. Sebaliknya, pada data sekolah, model menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi sebesar 90%, *precision* 93%, *recall* 90%, serta *F1-score* 91%.

Analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa tiga fitur yang paling berpengaruh dalam klasifikasi keterlambatan belajar adalah usia, kemampuan ekspresif, dan kemampuan komunikasi lisan. Temuan ini selaras dengan teori perkembangan anak usia dini, di mana faktor usia dan keterampilan komunikasi menjadi indikator utama dalam deteksi keterlambatan.

Selain hasil klasifikasi, sistem juga dilengkapi dengan berbagai fitur pendukung, seperti input penilaian, deteksi otomatis berbasis model, laporan perkembangan siswa, rekomendasi intervensi, serta dashboard terintegrasi untuk guru dan orang tua. Dengan fitur tersebut, sistem tidak hanya berfungsi sebagai alat klasifikasi, tetapi juga sebagai sarana monitoring perkembangan anak secara berkelanjutan.

Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil membangun alat bantu deteksi dini keterlambatan belajar yang dapat digunakan oleh guru dan orang tua. Walaupun akurasi model masih perlu ditingkatkan untuk menghadapi variasi data yang lebih luas, sistem ini memiliki potensi besar untuk dikembangkan lebih lanjut dan diimplementasikan sebagai pendukung evaluasi perkembangan siswa secara objektif, sistematis, dan terstruktur.

REFERENSI

- [1] Aini, Q., & Alifia, P. (2022). Gangguan Keterlambatan Berbicara (speech delay) pada Anak Usia 6 tahun di RA An-Nuur Subang 8 (Vol. 1).
- [2] Ubaidillah. (2019). PENGEMBANGAN MINAT BELAJAR KOGNITIF PADA ANAK USIA DINI. *Journal of Childhood Education*, 3(1), 58–85. <https://doi.org/10.30736/j>
- [3] Anggraeni, D. A., Rosdiana, E., & Darmawan, D. (2024). Sistem Deteksi Kelainan Anak Menggunakan Algoritma Decision Tree: Studi Kasus Anak Disabilitas. *E-Proceeding of Engineering*, 11(2), 1485–1488.
- [4] Hamid, A., Harmaji, L., & Mahdiana, D. (2024). Deteksi Dini Hipertensi Pada Perusahaan Jasa Keamanan Menggunakan Metode Decision Tree. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 8(2), 900. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i2.7513>
- [5] Kurniawan, A. (2021). Deteksi Dini Anak Autism. *JURNAL ORTOPEDAGOGIA*, 7, 57–61. <http://journal2.um.ac.id/index.php/jo>
- [6] Pratiwi, A. (2021). DETEKSI DINI GANGGUAN KESEHATAN REPRODUKSI. 15–16.
- [7] Dewi, M. S. (2019). DETEKSI DINI PERKEMBANGAN KOGNITIF ANAK MELALUI ANALISIS GAMBAR ANAK. In *Jurnal Seni Nasional CIKINI* (Vol. 5). <http://www.indonesian-publichealth.com/deteksi-dini-tumbuh-kembang-balita/>
- [8] Afrianti, S., Daulay, M. I., & Asilestari, P. (2018). guru,+6+Sulis+52-59. *Aulad : Journal on Early Childhood*, 1, 52–59.
- [9] Ardiana, R. (2022). Strategi Guru dalam Mengembangkan Kemampuan Kognitif Anak Usia 5-6 Tahun di Taman Kanak Kanak. *Murhum : Jurnal Pendidikan Anak Usia Dini*, 3(2), 1–10. <https://doi.org/10.37985/murhum.v3i2.116>
- [10] Nur, L., Hafina, A., & Rusmana, N. (2020). Kemampuan Kognitif Anak Usia Dini Dalam Pembelajaran Akuatik The Cognitive Ability Of Early Childhood In Aquatic Learning. *Scholaria: Jurnal Pendidikan Dan Kebudayaan*, 10, 42–50.
- [11] Azizah, U., Sunan, U., & Yogyakarta, K. (2017). KETERLAMBATAN BICARA DAN IMPLIKASINYA DALAM PEMBELAJARAN ANAK USIA DINI. *HIKMAH: Jurnal Pendidikan Islam*, 6(2), 281–297.
- [12] Purnama Sari, R. (n.d.). Konfiks: Jurnal Bahasa, Sastra dan Pengajaran ANALISIS KETERLAMBATAN BERBICARA (SPEECH DELAY) PADA ANAK STUDY KASUS ANAK USIA 10 TAHUN.
- [13] Salsabila, S. R. A., Yuniarti, R., Purwati, P., & Mulyadi, S. (2023). Perkembangan Bahasa Pada Anak Dengan Gangguan Keterlambatan Bicara (Speech delay). *PAUDIA : Jurnal Penelitian Dalam Bidang Pendidikan Anak Usia Dini*, 12(2), 307–316. <https://doi.org/10.26877/paudia.v12i2.15615>
- [14] Siregar, M., Nur Azizah Rois, D., Nuria, A., Eka Saputri Prodi PAUD, O. P., Jambi, U., Lintas Jambi -Muara Bulian NoKM, J., Darat, M., Jambi Luar Kota, K., & Muaro Jambi, K. (2023). Deteksi Perkembangan Motorik Halus Anak Usia Dini Dengan DDST Pada Anak Usia 9 Bulan (Vol. 9, Issue 3).
- [15] Humaedi, H., Saparia, A., Nirmala, B., & Abduh, I. (2021). Deteksi Dini Motorik Kasar pada Anak Usia 4-6 Tahun. *Jurnal Obsesi : Jurnal Pendidikan Anak Usia Dini*, 6(1), 558–564. <https://doi.org/10.31004/obsesi.v6i1.1368>
- [16] Sahla Sabilla, L. (2022). Meningkatkan Kemampuan Motorik Halus Anak Usia Dini Melalui Kreativitas Bermain Plastisin Di TK Darul Falah. *Jurnal Ilmiah Cahaya Paud*, 4, 45–55.

- [17] Kurnia Sari, S., & Firdaus Mahmudy, W. (2019). Penerapan Metode Decision tree dan Algoritme Genetika Untuk Klasifikasi Risiko Hipertensi. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(3), 2867–2873. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [18] Hendriyansyah, Irma Purnamasari, A., & Suprpti, T. (2024). PENERAPAN ALGORITMA DECISION TREE DALAM KLASIFIKASI PENYAKIT STROKE OTAK. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 8(3), 3038–3043.
- [19] Homepage, J., Septhya, D., Rahayu, K., Rabbani, S., Fitria, V., Irawan, Y., & Hayami, R. (2023). MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Implementation of Decision Tree Algorithm and Support Vector Machine for Lung Cancer Classification Implementasi Algoritma Decision Tree dan Support Vector Machine untuk Klasifikasi Penyakit Kanker Paru. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 3, 15–19. <https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom>