

**PERANCANGAN DAN PENGEMBANGAN SISTEM E-RAPORT BERBASIS  
WEB TERINTEGRASI DENGAN LEARNING ANALYTICS MENGGUNAKAN  
MULTIPLE LINEAR REGRESSION DI LEMBAGA  
BIMBINGAN BELAJAR HIVEEDU**

Nathanael Ignacio Janis<sup>1</sup>, Seraf Fitzgerald Kondo<sup>2</sup>, Hensi Geraldi Irot<sup>3</sup>,  
Billy J. Waworuntu<sup>4</sup>, Eliezer Mangoting Rongre<sup>5</sup>

<sup>1-5</sup>Program Studi Teknik Informatika, Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri  
Manado, Sulawesi Utara, Indonesia

naeljanis01@gmail.com<sup>1</sup>, serafkondo000@gmail.com<sup>2</sup>, hensiirot100@gmail.com<sup>3</sup>,  
waworuntu.billy@gmail.com<sup>4</sup>, eliezermangoting@gmail.com<sup>5</sup>

**ABSTRACT**

*Attendance monitoring and academic evaluation are two critical performance indicators in non-formal education institutions such as tutoring centres. HiveEdu, a tutoring centre in Manado, previously managed both processes using manual spreadsheet entries, which resulted in high administrative workload, frequent data entry errors, and delayed parental reporting. No analytical tool existed to detect early signs of declining student performance. This research develops a web-based e-report system with a learning analytics module powered by Multiple Linear Regression (MLR). The system adopts a decoupled architecture using Next.js for the front-end, NestJS for the back-end, and PostgreSQL as the relational database. Security is enforced through JWT authentication and Role-Based Access Control (RBAC) with three roles: ADMIN, TEACHER, and USER. The MLR engine predicts each student's next exam score (Y) based on attendance percentage (X1), average tryout score (X2), and teacher objective score (X3). Predictions are categorised into risk levels (HIGH, MEDIUM, SAFE) and visualised in an Early Warning dashboard. Testing covered 60 black-box functional scenarios and 80 RBAC authorisation scenarios, all 140 yielding expected results. Technical validation using Mean Squared Error (MSE) on a synthetic dataset produced MSE = 73.32. All features including academic records, attendance tracking, analytics, early warning, PDF e-report, and Excel export were successfully implemented and tested.*

**Keywords:** *e-report; learning analytics; multiple linear regression; NestJS; Next.js; RBAC; academic prediction; web-based system*

**ABSTRAK**

Pemantauan kehadiran dan evaluasi akademik merupakan dua indikator kinerja paling penting dalam lembaga pendidikan nonformal seperti bimbingan belajar. HiveEdu, sebuah lembaga bimbingan belajar di Manado, sebelumnya mengelola

kedua proses tersebut menggunakan spreadsheet manual, yang mengakibatkan beban kerja administratif tinggi, kesalahan entri data yang berulang, dan keterlambatan pelaporan kepada orang tua siswa. Tidak ada alat analitik untuk mendeteksi tanda-tanda awal penurunan prestasi siswa sebelum berkembang menjadi masalah serius. Penelitian ini mengembangkan sistem e-raport berbasis web dengan modul learning analytics berbasis algoritma Multiple Linear Regression (MLR). Sistem dirancang menggunakan arsitektur decoupled, dengan Next.js sebagai front-end, NestJS sebagai back-end, dan PostgreSQL sebagai basis data relasional. Keamanan sistem dijamin melalui autentikasi JWT dan Role-Based Access Control (RBAC) dengan tiga peran: ADMIN, TEACHER, dan USER. Mesin MLR memprediksi nilai ujian berikutnya setiap siswa (Y) berdasarkan tiga variabel: persentase kehadiran (X1), rata-rata nilai tryout (X2), dan penilaian objektif guru (X3). Prediksi diklasifikasikan ke dalam tingkat risiko (HIGH, MEDIUM, SAFE) dan divisualisasikan dalam dasbor Early Warning. Pengujian mencakup 60 skenario fungsional black-box dan 80 skenario otorisasi RBAC, seluruh 140 skenario menghasilkan hasil yang diharapkan. Validasi teknis menggunakan Mean Squared Error (MSE) pada dataset sintetis menghasilkan MSE = 73,32. Semua fitur termasuk pencatatan akademik, pelacakan kehadiran, analitik, peringatan dini, e-raport PDF, dan ekspor Excel berhasil diimplementasikan dan diuji.

**Kata Kunci:** e-raport; learning analytics; regresi linear berganda; NestJS; Next.js; RBAC; prediksi akademik; sistem berbasis web

## **A. Pendahuluan**

Sistem informasi akademik telah menjadi kebutuhan operasional standar bagi semua jenis lembaga pendidikan. Inti dari fungsinya adalah menyampaikan informasi tentang perkembangan siswa kepada pihak yang tepat pada waktu yang tepat, sehingga dapat memberikan dampak yang berarti bagi proses pembelajaran (Martin et al., 2025). Hal ini menjadi permasalahan yang sangat mendesak bagi lembaga bimbingan belajar, yang tidak memiliki infrastruktur administratif seperti sekolah negeri, namun orang tua dan siswa tetap

mengharapkan umpan balik akademik yang cepat dan akurat.

HiveEdu adalah lembaga bimbingan belajar di Manado yang menggunakan program pembelajaran intensif dengan evaluasi tryout berkala sebagai bagian inti dari kurikulumnya. Seluruh manajemen kehadiran dan nilai dilakukan dengan spreadsheet manual pada saat penelitian ini dilakukan. Implikasi praktis dari kondisi ini sudah terdokumentasi dengan baik dalam literatur: kesalahan dalam entri data terakumulasi, penyusunan laporan bulanan membutuhkan waktu staf

yang signifikan, dan kesempatan untuk intervensi dini sering kali sudah terlewat pada saat umpan balik diterima oleh orang tua (Rasefta & Esabella, 2020). Yang lebih penting lagi, HiveEdu tidak memiliki mekanisme sistematis untuk mendeteksi pola yang menandakan seorang siswa sedang menuju kesulitan akademik sebelum kesulitan tersebut tampak pada nilai yang buruk.

Permasalahan inilah yang ditangani oleh Learning Analytics (LA), yaitu pendekatan yang menganalisis rekam kehadiran dan nilai ujian untuk menemukan pola serta menghasilkan wawasan prediktif tentang trajektori akademik siswa (Dwijaksana et al., 2025). Namun, ketika prediksi ini terlihat oleh guru dalam alat yang sudah mereka gunakan untuk pelaporan, respons kelembagaan menjadi proaktif bukan reaktif, dan di situlah dampaknya paling besar.

Multiple Linear Regression (MLR) adalah teknik statistik yang telah divalidasi secara luas dalam pembelajaran terbimbing (supervised learning) untuk memprediksi variabel dependen kontinu berdasarkan dua

atau lebih variabel independen. Teknik ini telah divalidasi secara khusus untuk memprediksi hasil akademik siswa menggunakan metrik yang berkaitan dengan kedisiplinan seperti riwayat kehadiran dan nilai ujian historis (Wibowo & Putra, 2024; Yulianto & Firmansyah, 2022). Keunggulan praktis MLR dalam pengaturan pendidikan adalah interpretabilitasnya: guru dapat memahami mengapa seorang siswa mendapat prediksi tertentu, berbeda dengan model black-box yang hanya menghasilkan angka.

Dari tinjauan literatur yang ada, terdapat kesenjangan yang konsisten dan dapat diatasi. Penelitian tentang sistem e-raport sering kali hanya berhenti pada digitalisasi alur kerja pelaporan tanpa menambahkan lapisan prediktif (Hakim, 2021). Studi berbasis regresi untuk memprediksi hasil akademik memvalidasi model statistik tanpa membangun aplikasi perangkat lunak yang dapat diterapkan di lapangan (Yulianto & Firmansyah, 2022). Arsitektur web decoupled diteliti dari sudut pandang teknis tanpa melibatkan fungsionalitas analitik (Putra & Ardiansyah, 2023). Tidak ada satu pun karya yang ditinjau mengintegrasikan ketiga elemen

tersebut ke dalam satu sistem operasional. Penelitian ini mengisi kesenjangan tersebut dengan merancang, mengembangkan, dan menguji platform e-raport berbasis web yang lengkap untuk HiveEdu, yang mengintegrasikan manajemen kehadiran, rekam akademik, dan mesin prediksi berbasis MLR secara langsung dalam satu aplikasi yang aman.

## **B. Metode Penelitian**

Metodologi Penelitian dan Pengembangan (R&D) dengan menerapkan model Siklus Hidup Pengembangan Perangkat Lunak (SDLC) Waterfall. Pemilihan model Waterfall didasari oleh fakta bahwa persyaratan fungsional dan aturan bisnis HiveEdu telah didefinisikan dengan baik sebelum fase pengembangan, sehingga proses berurutan yang terstruktur menjadi layak dan efisien. Pengembangan dilakukan dalam lima fase: analisis persyaratan, perancangan sistem, implementasi, pengujian, dan evaluasi pemeliharaan.

### **Arsitektur Sistem**

Sistem ini telah diimplementasikan mengikuti Arsitektur Enterprise Decoupled, di

mana front-end dan back-end dikembangkan sebagai aplikasi yang sepenuhnya independen yang berkomunikasi semata-mata melalui RESTful API menggunakan JSON. Hal ini menjaga komputasi MLR yang berat tetap berada di sisi server, mencegah akses database langsung dari lapisan browser, dan memungkinkan setiap lapisan diperbarui atau diskalakan secara independen.

Bagian front-end dibangun menggunakan Next.js dan Tailwind CSS. Next.js menyediakan Server Side Rendering (SSR) yang mempercepat pemuatan awal halaman untuk tampilan dasbor yang sarat data dengan merender HTML awal di server. Tailwind CSS menyediakan kelas utility-first untuk membangun tata letak responsif secara rapi di berbagai ukuran layar desktop dan seluler.

Bagian back-end dikembangkan menggunakan NestJS, sebuah kerangka kerja Node.js TypeScript yang menerapkan struktur modular melalui Controllers, Services, dan Modules. Organisasi ini menjaga agar logika bisnis tetap mudah dipelihara dan diuji. Hal ini sangat penting dalam modul Analytics Engine

tempat perhitungan MLR berada. PostgreSQL dengan TypeORM digunakan untuk penyimpanan data dan memastikan integritas relasional yang kuat antara entitas akademik yang saling terhubung.

Keamanan ditambahkan di atas autentikasi JWT dan RBAC. JSON Web Token (JWT) adalah autentikasi stateless: setiap permintaan API harus disertai dengan token yang ditandatangani dan valid, jika tidak, server akan langsung menolaknya. RBAC mengontrol apa yang boleh dilakukan oleh setiap pengguna yang terotentikasi. NestJS Guards menerapkan hal ini pada tingkat rute untuk tiga peran, yaitu ADMIN, TEACHER, dan USER.

**TABEL 1 TEKNOLOGI STACK**

| Kategori    | Komponen / Spesifikasi                     | Fungsi                                      |
|-------------|--------------------------------------------|---------------------------------------------|
| Hardware    | Laptop, Intel Core i7, RAM 8GB, Windows 11 | Primary development and testing environment |
| Code Editor | Visual Studio Code                         | Writing and debugging all source code       |

|             |                        |                                                                |
|-------------|------------------------|----------------------------------------------------------------|
| Runtime     | Node.js                | JavaScript/TypeScript execution for both application layers    |
| Front-end   | Next.js & Tailwind CSS | SSR-capable UI with responsive, utility-first styling          |
| Back-end    | NestJS (TypeScript)    | Modular API server hosting Analytics Engine and security layer |
| Database    | PostgreSQL + TypeORM   | Relational data storage with ORM-based entity management       |
| API Testing | Postman                | Validating REST API endpoints and JWT authorization flows      |
| Browser     | Google Chrome          | UI functional testing and responsive layout verification       |

### **Variabel MLR dan Definisi Operasional**

Mesin MLR menggunakan tiga variabel independen yang diambil langsung dari basis data operasional untuk memprediksi nilai setiap siswa pada ujian berikutnya. Rumus regresi yang digunakan adalah:

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3$$

di mana Y adalah skor prediksi kinerja akademik untuk evaluasi berikutnya; a adalah konstanta intersep regresi; b<sub>1</sub>, b<sub>2</sub>, dan b<sub>3</sub> adalah koefisien regresi parsial untuk masing-masing prediktor. X<sub>1</sub> adalah persentase kehadiran, di mana setiap kejadian kehadiran diberi nilai Hadir=1,0, Telat=0,5, Absen=0,0, kemudian dijumlahkan untuk semua sesi dan dibagi dengan total sesi, lalu dikonversi ke skala 0-100. X<sub>2</sub> adalah rata-rata skor ujian siswa di semua sesi evaluasi yang diadakan. X<sub>3</sub> adalah skor objektif guru: penilaian guru terhadap partisipasi siswa, tingkat penyelesaian tugas, dan perilaku akademik selama periode evaluasi.

**TABEL 2 VARIABEL  
OPERASIONAL LOGIKA  
KOMPUTASI**

| Variable                          | Operational Definition                                                     | Scale | Range   |
|-----------------------------------|----------------------------------------------------------------------------|-------|---------|
| Attendance %<br>(X <sub>1</sub> ) | Cumulative point ratio of attendance records<br>(Present=1.0,<br>Late=0.5, | Ratio | 0 – 100 |

|                                        |                                                                                        |                                                                                       |         |               |
|----------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------|---------|---------------|
| Avg. Tryout Score<br>(X <sub>2</sub> ) | Absent=0.0<br>) over total sessions                                                    | Mean                                                                                  | Ratio   | 0 – 100       |
|                                        | Teacher Objective Score<br>(X <sub>3</sub> )                                           | Tutor's quantified assessment of participation, task completion, and academic conduct | Ratio   | 0 – 100       |
|                                        | Predicted Score (Y)                                                                    | MLR output: projected next exam score, clamped to valid academic range                | Ratio   | 0 – 100       |
| Actual Exam Score                      | Real exam result used exclusively for MSE technical validation; not used in prediction | Ratio                                                                                 | Ratio   | 0 – 100       |
| Risk Level                             | Classification of Y:                                                                   | Ordinal                                                                               | Ordinal | HIGH / MEDIUM |

|                        |      |
|------------------------|------|
| HIGH (Y < 60),         | M /  |
| MEDIUM (60 <= Y < 75), | SAFE |
| (Y >= 75)              |      |

### Logika Perhitungan Mesin Analitik

Mesin Analitik adalah komponen sisi server yang berjalan di dalam NestJS, dan memiliki dua mode. Dalam mode AUTO\_TRAINED, server membaca data pelatihan yang tersedia dan mencoba menghitung koefisien regresi (a, b1, b2, b3) secara otomatis melalui operasi matriks. Sistem mendeteksi kondisi matriks singular ketika data pelatihan tidak memiliki varians numerik yang cukup untuk membuat matriks koefisien yang dapat diselesaikan, mencatat alasan fallback ke tabel mlr\_run\_history, dan beralih ke koefisien fallback yang telah dikonfigurasi sebelumnya tanpa gangguan layanan. Dalam mode MANUAL\_OVERRIDE, akun ADMIN dapat menetapkan nilai koefisien secara langsung di panel kontrol untuk mencerminkan kebijakan penimbangan kurikulum institusi.

Setelah menghitung nilai prediksi mentah Y, fungsi pembatas memastikan keluaran berada dalam rentang skor akademik yang valid

yaitu 0–100, sehingga mencegah skor negatif atau nilai di atas 100 mencapai antarmuka pengguna. Nilai Y yang telah dibatasi kemudian diberi tingkat risiko sesuai Tabel 2 dan disimpan bersama catatan eksekusi lengkap di analytics\_records dan mlr\_run\_history. Mean Squared Error (MSE) digunakan untuk memvalidasi secara teknis

$$MSE = (1/n) * \text{Jumlah}(\text{nilaiUjianSebenarnya} - \text{nilaiPrediksi})^2$$

MSE digunakan di sini hanya sebagai alat validasi teknis untuk memastikan alur perhitungan berjalan dengan benar, dan bukan sebagai tolok ukur akurasi empiris terhadap populasi siswa yang sebenarnya.

### Data dan Pengambilan Sampel

Seluruh pengujian dan validasi dilakukan menggunakan kumpulan data sintetis, yang tidak mengandung catatan siswa yang sebenarnya, yang dirancang untuk meniru struktur data operasional HiveEdu, sekaligus melindungi privasi siswa dan tidak mengklaim akurasi empiris dari sampel yang kecil. Kumpulan data sintetis tersebut terdiri dari 9 akun siswa simulasi. Kriteria untuk pengambilan sampel purposif adalah bahwa setiap akun harus memiliki

minimal 5 sesi uji coba yang telah diselesaikan, setidaknya 3 bulan catatan kehadiran, skor tujuan guru yang valid, dan tidak ada nilai nol di bidang prediktor mana pun. Berdasarkan kriteria ini, 7 dari 9 akun memenuhi syarat. Dua akun sisanya diabaikan karena ketidak Tersediaannya data dari sesi uji coba. Dari 7 akun yang memenuhi syarat, 5 dipilih sebagai sampel pelatihan untuk menyesuaikan koefisien AUTO\_TRAINED, sedangkan 2 akun lainnya dipilih sebagai sampel holdout untuk memvalidasi MSE, yang membandingkan skor prediksi dengan skor aktual ujian, yang tertanam dalam catatan sintesis.

### **Metode Pengujian**

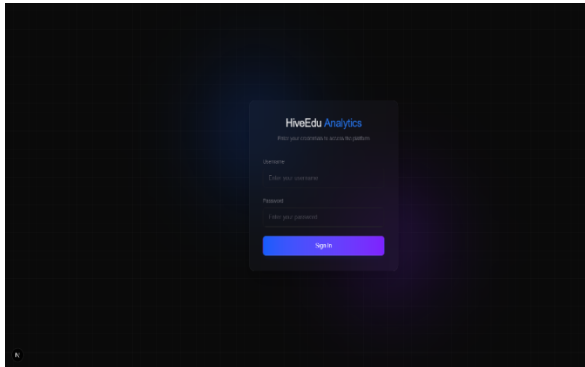
Tiga jalur pengujian paralel diterapkan. Pengujian kotak hitam berbasis partisi kesetaraan dilakukan pada 60 skenario fungsional lapisan front-end Next.js, di mana semua perilaku masukan-keluaran diuji dari sudut pandang pengguna, dan kode internal tidak diperiksa. Pengujian otorisasi RBAC dilakukan menggunakan Postman pada API NestJS dengan 80 skenario berbeda yang mencakup setiap kombinasi peran-titik akhir untuk memastikan bahwa tidak ada peran tanpa izin yang

dapat mengakses data di luar cakupannya. Validasi algoritma menggunakan MSE yang dihitung terhadap set holdout 2 akun memverifikasi kebenaran rumus MLR, deteksi matriks singular, mekanisme fallback, dan fungsi clamping.

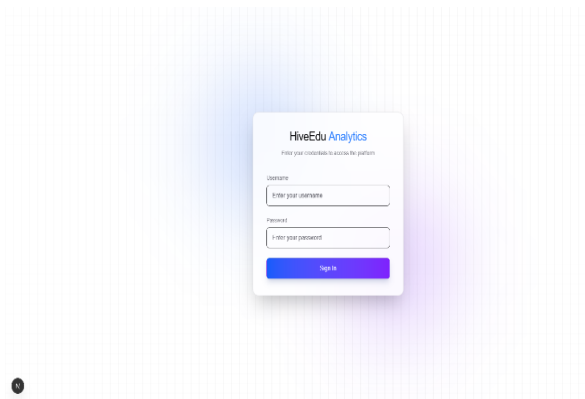
### **C.Hasil Penelitian dan Pembahasan Implementasi Antarmuka Sistem**

Sistem HiveEdu dikembangkan sebagai aplikasi web yang lengkap dan berfungsi dengan desain yang terinspirasi oleh glassmorphism, yang mendukung mode gelap dan terang. Fitur pengalihan tema diimplementasikan sebagai komponen klien Next.js yang mengganti palet warna Tailwind CSS tanpa perlu memuat ulang halaman. Gambar 1 dan 2 masing-masing menunjukkan antarmuka otentikasi dalam mode gelap dan terang.

**Gambar 1. Antarmuka Otentikasi dengan Dukungan Mode Gelap.**



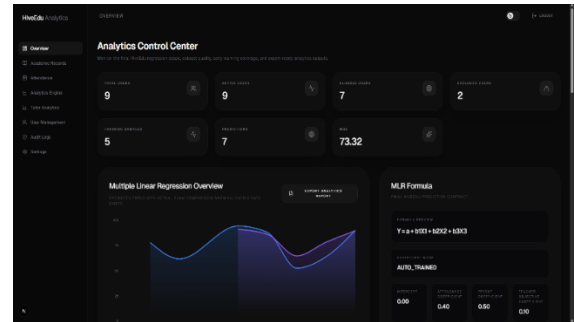
**Gambar 2. Antarmuka Otentikasi dengan Dukungan Mode Ringan.**



RBAC tidak hanya mengubah menu, tetapi juga mengubah tampilan dasbor sesuai dengan peran. Gambar 3 menunjukkan dasbor ADMIN dan Gambar 4 dasbor USER. Tampilan ADMIN menampilkan dasbor lengkap untuk analitik, manajemen pengguna, dan konfigurasi sistem. Tampilan USER bersifat read-only dan hanya mencakup grafik kinerja siswa itu sendiri, skor prediksi, klasifikasi risiko, dan unduhan e-raport. Pembatasan

akses diterapkan di tingkat Guard back-end, bukan hanya di menu front-end.

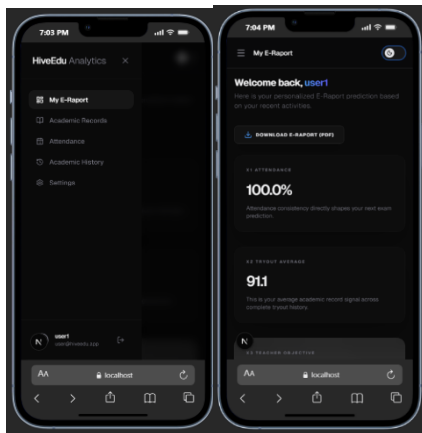
**Gambar 3. Antarmuka Dasbor untuk Peran ADMIN.**



**Gambar 4. Antarmuka Dasbor untuk Peran PENGGUNA.**

Gambar 5 (a) dan (b) memperlihatkan tampilan sistem pada perangkat seluler. Responsivitas sepenuhnya diatur melalui kelas breakpoint Tailwind CSS tanpa perlu kode terpisah untuk perangkat seluler.

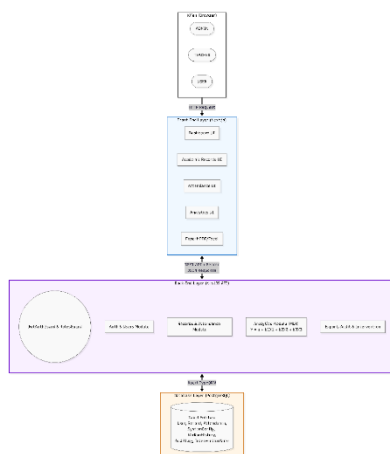
**Gambar 5. Antarmuka Seluler yang Responsif.**



### Implementasi Arsitektur Sistem

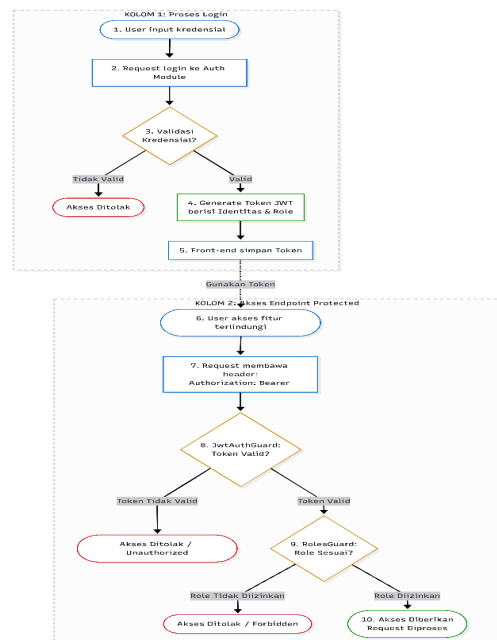
Arsitektur sistem HiveEdu bersifat terpisah (decoupled) seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6. Prinsip utama desainnya adalah: Front-end tidak pernah mengakses basis data secara langsung. Back-end berfungsi sebagai titik kendali tunggal untuk validasi, otentikasi, dan logika bisnis. Semua operasi data dilakukan melalui lapisan API.

**Gambar 6. Arsitektur Sistem Terpisah HiveEdu.**



Gambar 7 menunjukkan alur otorisasi JWT dan RBAC. Setelah login, NestJS menerbitkan JWT yang telah ditandatangani. Token ini dikirimkan bersama setiap permintaan berikutnya. JwtAuthGuard memeriksa token tersebut, sedangkan RolesGuard memeriksa apakah token tersebut memiliki peran yang memiliki akses ke titik akhir (endpoint) tertentu. Jika terjadi ketidaksesuaian, Anda akan menerima respons 403 Forbidden sebelum logika bisnis dijalankan.

**Gambar 7. Alur Otentikasi dan Otorisasi JWT di NestJS.**



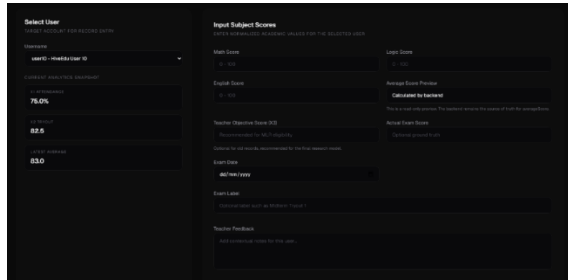
### Implementasi Basis Data

Gambar 8 menunjukkan Diagram Hubungan Entitas (ERD).



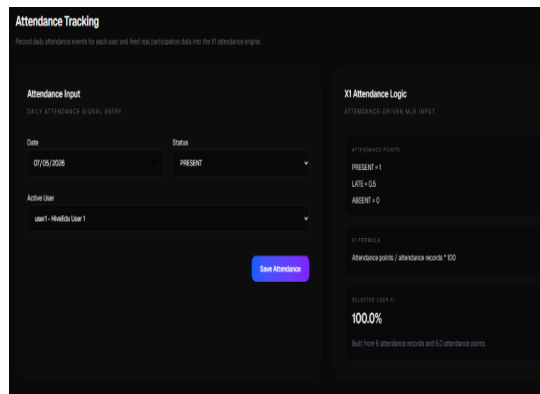
dan grafik tren dari nilai mereka sendiri.

**Gambar 10. Antarmuka Modul Catatan Akademik.**



Gambar 11 menunjukkan modul Kehadiran. Akun GURU dan ADMIN mencatat status kehadiran harian. Sistem back-end mengubah setiap status menjadi nilai poin numerik yang setara dan menghitung nilai X1 kumulatif. Siswa dengan peran PENGGUNA dapat melihat riwayat kehadiran mereka sendiri dalam mode baca saja.

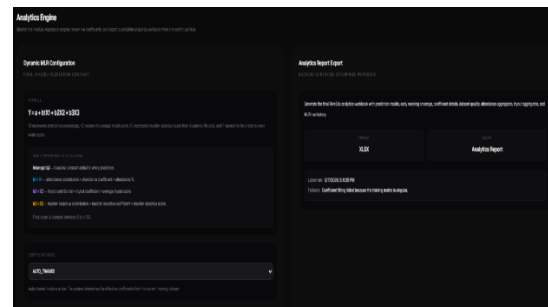
**Gambar 11. Antarmuka Modul Kehadiran.**



## Mesin Analitik dan Implementasi MLR

Gambar 12 menunjukkan antarmuka konfigurasi Mesin Analitik. Dari panel ini, akun ADMIN dapat memeriksa mode operasi saat ini, meninjau atau mengganti nilai koefisien, serta menjalankan proses prediksi.

**Gambar 12. Antarmuka Konfigurasi Mesin Analitik.**



Saat pengujian dijalankan pada dataset sintetis, kondisi matriks singular terpicu oleh mode AUTO\_TRAINED karena tidak ada variasi numerik pada sampel pelatihan yang terdiri dari 5 akun. Sistem bekerja persis seperti yang diharapkan, mendeteksi kondisi tersebut, mencatat `fallback_used = TRUE` dan alasan kegagalan spesifik ke `mlr_run_history`, serta melanjutkan prediksi menggunakan koefisien fallback ( $a = 10,0$ ,  $b1 = 0,3$ ,  $b2 = 0,5$ ,  $b3 = 0,2$ ) tanpa gangguan layanan. Fungsi clamping diuji secara

independen dengan input yang dirancang untuk mendorong Y mentah di luar rentang 0-100 dan membatasi output dengan benar dalam setiap kasus.

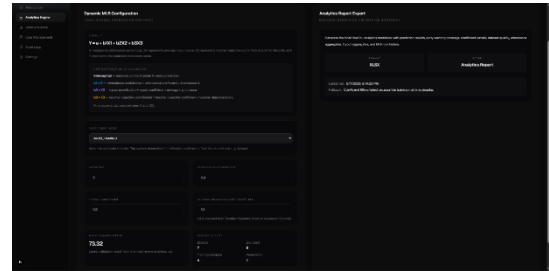
Saat pengujian dijalankan pada dataset sintetis, kondisi matriks singular terpicu oleh mode AUTO\_TRAINED karena tidak ada variasi numerik pada sampel pelatihan yang terdiri dari 5 akun. Sistem bekerja persis seperti yang diharapkan, mendeteksi kondisi tersebut, mencatat `fallback_used = TRUE` dan alasan kegagalan spesifik ke `mlr_run_history`, serta melanjutkan prediksi menggunakan koefisien fallback ( $a = 10,0$ ,  $b_1 = 0,3$ ,  $b_2 = 0,5$ ,  $b_3 = 0,2$ ) tanpa gangguan layanan. Fungsi clamping diuji secara independen dengan input yang dirancang untuk mendorong Y mentah di luar rentang 0-100 dan membatasi output dengan benar dalam setiap kasus.

### Hasil Validasi MSE

Gambar 13 menunjukkan log validasi MSE di antarmuka Analytics Engine. Dengan menggunakan set holdout 2 akun dan koefisien

cadangan, sistem menghasilkan MSE = 73,32.

**Gambar 13. Log Validasi MSE di Modul Analytics Engine.**



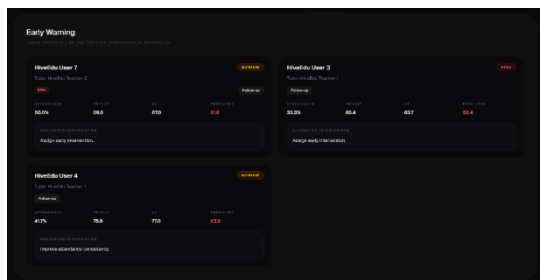
Agar hasil ini dapat diinterpretasikan: dengan mengambil akar kuadrat, diperoleh  $RMSE = \sqrt{73,32} =$  sekitar 8,56. Karena skor menggunakan skala 0–100, RMSE menunjukkan sebaran kuadrat kesalahan prediksi dalam satuan skor, yang berarti prediksi koefisien fallback bervariasi di sekitar skor aktual sintetis dengan sebaran standar yang setara dengan sekitar 8,56 poin skor. Ini tidak boleh diartikan sebagai angka kesalahan rata-rata sederhana, melainkan sebagai ukuran statistik dispersi dalam satuan kuadrat. Ada dua catatan penting: pertama, hasil ini berasal dari koefisien cadangan yang tidak disesuaikan dengan data apa pun, sehingga MSE yang lebih besar diharapkan dan sesuai untuk tahap ini; kedua, semua data bersifat sintetis, sehingga MSE sebesar 73,32 hanya

mencerminkan kebenaran teknis dari alur kerja, bukan akurasi prediksi di dunia nyata. Ketika diterapkan dengan data operasional nyata yang memungkinkan penyesuaian AUTO\_TRAINED yang tepat, MSE diharapkan berkurang secara signifikan [4,5].

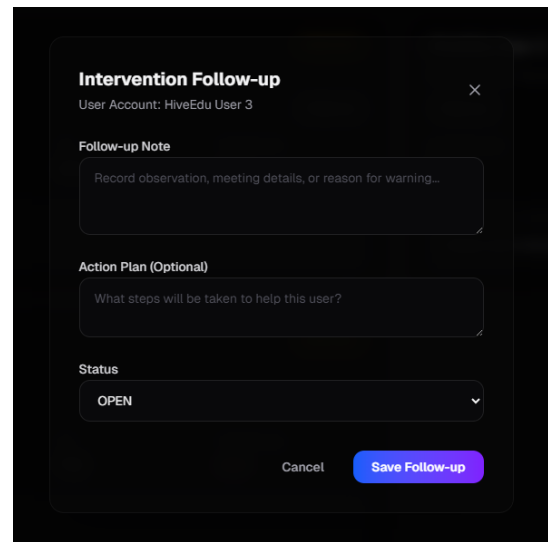
### Catatan Peringatan Dini dan Intervensi

Gambar 14 dan 15 menunjukkan modul Peringatan Dini dan jendela pop-up Catatan Intervensi. Setelah setiap proses prediksi, Y yang diprediksi setiap siswa diklasifikasikan: TINGGI untuk  $Y < 60$ , SEDANG untuk  $60 \leq Y < 75$ , dan AMAN untuk  $Y \geq 75$ . Klasifikasi ini ditampilkan secara mencolok di dasbor GURU sehingga siswa yang mungkin membutuhkan dukungan langsung terlihat tanpa mengharuskan guru menelusuri tabel.

**Gambar 14. Antarmuka Modul Peringatan Dini.**



**Gambar 15. Antarmuka Modal Catatan Intervensi.**



Fitur Catatan Intervensi memungkinkan akun GURU untuk melampirkan rencana remediasi tertentu ke kartu Peringatan Dini milik seorang siswa. Catatan tersebut disimpan dalam tabel `intervention_notes` dan dapat diperbarui seiring dengan perubahan situasi siswa. Akun ADMIN dapat melihat semua catatan intervensi untuk suatu lembaga. Hal ini menghubungkan prediksi dengan tindak lanjut. Sistem ini tidak hanya menandai seorang siswa sebagai berisiko tinggi dan membiarkannya begitu saja; sistem ini juga menyusun tanggapan yang terdokumentasi dan membuatnya dapat ditinjau kembali seiring berjalannya waktu.

## C. Hasil dan Pembahasan

### Hasil Pengujian Fungsional

Ke-60 skenario pengujian fungsional black-box dan ke-80 skenario otorisasi RBAC semuanya menghasilkan hasil yang sesuai dengan yang diharapkan. Tabel 1 menampilkan 12 skenario representatif dari kumpulan pengujian fungsional tersebut.

**TABEL 3 PENGUJIAN  
FUNGSIONALITAS DARI  
SKENARIO REPRESENTATIF**

| N<br>o<br>. | Modul<br>e                  | Test<br>Scena<br>rio                                  | Expected<br>Result                                             | Sta<br>tus |
|-------------|-----------------------------|-------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------|------------|
| 1           | Authen<br>tication          | Submit<br>login<br>with<br>invalid<br>creden<br>tials | JWT not<br>issued;<br>error<br>message<br>displayed to<br>user | Pa<br>ss   |
|             |                             | <b>USER</b><br>role<br>reque<br>sts                   | <b>RolesGuar</b><br>d returns<br>403                           |            |
|             |                             | <b>RBAC</b><br><b>ADMI</b><br>N-only<br>endpo<br>int  | Forbidden;<br>no data<br>exposed                               |            |
| 2           | Acade<br>mic<br>Recor<br>ds | <b>ADMI</b><br>N<br>submi<br>ts                       | New record<br>appears in<br>Academic<br>Records                | Pa<br>ss   |

|   |                       |                                                                                                                                                                                                             |                                                                                                                                                                                                                   |          |
|---|-----------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------|
| 4 | Attend<br>ance        | evalua<br>tion<br>score<br>via<br>input<br>form<br>TEAC<br>HER<br>confir<br>ms<br>stude<br>nt<br>attend<br>ance<br>Trigge<br>r<br>predic<br>tion<br>run on<br>compl<br>ete<br>synthe<br>tic<br>databse<br>t | list with<br>correct<br>values<br>Record<br>appears in<br>student's<br>history<br>with<br>correct<br>status and<br>date<br>Run<br>completes;<br>results<br>stored in<br>analytics_r<br>ecords<br>without<br>error | Pa<br>ss |
|   |                       | 5                                                                                                                                                                                                           | Analytics<br>Engine                                                                                                                                                                                               |          |
|   |                       | 6                                                                                                                                                                                                           | MLR<br>Algorit<br>hm                                                                                                                                                                                              |          |
| 7 | Fallba<br>ck<br>Logic | Run<br>MLR<br>on<br>singul                                                                                                                                                                                  | Server<br>output<br>matches<br>manual<br>calculation<br>of $Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3$<br>System<br>logs<br>fallback<br>reason,                                                                            | Pa<br>ss |
|   |                       | 7                                                                                                                                                                                                           | Fallba<br>ck<br>Logic                                                                                                                                                                                             |          |
|   |                       | 7                                                                                                                                                                                                           | Fallba<br>ck<br>Logic                                                                                                                                                                                             |          |



|                              |                             |                          |                  |     |    |
|------------------------------|-----------------------------|--------------------------|------------------|-----|----|
| (2026)                       | ning Analytics E-           | PostgreSQL               |                  |     |    |
| Hakim (2021)                 | raport digitalisasi         | PHP, MySQL               | No               | Yes | No |
| Yulianto & Firmansyah (2022) | MLR for student performance | Statistical software are | Statistical only | No  | No |
| Putra & Ardiansyah (2023)    | Decoupled web architecture  | Node.js, React           | No               | Yes | No |

Sebagaimana terlihat pada Tabel 4, ketiga studi yang ditinjau masing-masing membahas satu dimensi dari apa yang dicapai oleh penelitian ini. Hakim (2021) mengembangkan antarmuka pengguna (UI) pelaporan fungsional tanpa lapisan prediktif. Yulianto dan Firmansyah (2022) memvalidasi MLR secara statistik untuk prediksi prestasi siswa, namun tidak membangun aplikasi yang dapat diterapkan. Karya Putra dan Ardiansyah (2023) telah

menunjukkan bahwa manfaat arsitektur terpisah dapat dicapai bahkan tanpa integrasi analitik. Sepengetahuan kami, karya ini adalah yang pertama menggabungkan arsitektur web terpisah yang siap produksi, mesin MLR sisi server langsung, dan antarmuka pelaporan institusional lengkap ke dalam satu sistem yang telah diuji dan berfungsi untuk konteks pusat bimbingan belajar.

### Keterbatasan Penelitian

Ada empat hal yang perlu diperhatikan. Pertama, seluruh pengujian dilakukan pada kumpulan data sintetis. Nilai MSE = 73,32 menunjukkan keakuratan alur kerja (pipeline) dibandingkan dengan koefisien cadangan pada data sintetis, bukan akurasi prediksi di dunia nyata dibandingkan dengan populasi siswa yang sebenarnya. Kedua, varians yang rendah pada sampel pelatihan sintetis telah memicu kondisi matriks singular dan menghentikan proses penyesuaian koefisien AUTO\_TRAINED agar tidak selesai.

Kemampuan pembelajaran mandiri model terhadap data nyata yang kompleks secara statistik masih

belum teruji. Ketiga, set validasi holdout hanya berisi 2 akun, yang cukup untuk memverifikasi bahwa pipeline MSE berjalan dengan benar, tetapi tidak cukup untuk menilai stabilitas model di berbagai profil siswa. Keempat, metrik evaluasi hanya MSE; tidak ada perbandingan dengan algoritma lain seperti Regresi Hutan Acak atau Gradient Boosting yang dilakukan.

#### **D. Kesimpulan**

Penelitian ini berhasil merancang dan membangun sistem e-raport berbasis web yang lengkap untuk pusat bimbingan belajar HiveEdu, yang mencakup pengelolaan catatan akademik, kehadiran, serta mesin analisis Regresi Linier Berganda secara real-time dalam arsitektur Next.js dan NestJS yang terpisah, yang diamankan dengan JWT dan RBAC.

Ada empat hasil yang ditampilkan. Pertama, sistem ini menggantikan alur kerja spreadsheet manual HiveEdu untuk pelaporan kehadiran dan akademik. RBAC memisahkan akses ADMIN, GURU, dan PENGGUNA dengan tepat di seluruh 80 skenario otorisasi yang diuji tanpa adanya pelanggaran batas.

Kedua, rumus MLR ( $Y=a+b_1X_1+b_2X_2+b_3X_3$ ) berhasil diintegrasikan ke dalam modul perhitungan server-side real-time. Mekanisme cadangan berhasil menangani situasi matriks singular selama pengujian dan mempertahankan ketersediaan layanan prediksi dengan koefisien cadangan yang telah ditetapkan ( $a = 10.0$ ,  $b_1 = 0.3$ ,  $b_2 = 0.5$ ,  $b_3 = 0.2$ ). Ketiga, semua 60 skenario fungsional black-box lulus pada semua modul. Validasi MSE pada set holdout sintesis 2 akun menghasilkan nilai 73,32 (RMSE = ~8,56 unit skor dengan koefisien fallback), yang mengonfirmasi kebenaran komputasi end-to-end dari pipeline. Nilai ini merupakan hasil validasi teknis, bukan perkiraan akurasi aktual. Keempat, modul Catatan Peringatan Dini dan Intervensi berhasil mengaitkan hasil prediksi dengan tindakan tindak lanjut yang terdokumentasi, sehingga menawarkan alat bantu proaktif yang praktis bagi para guru.

Next recommended steps include deploying the system with real HiveEdu operational data to allow for AUTO\_TRAINED coefficient fitting

and to measure the real prediction accuracy, adding automated WhatsApp or email parent notifications when a student's risk level changes, expanding the predictor variable set to include more behavioural indicators such as the duration of study sessions, and benchmarking MLR against Random Forest Regression to see if a better fitting model can be achieved for this use case.

#### **DAFTAR PUSTAKA**

- Aryananda, A. (2024). Pengembangan Sistem Informasi Akademik dan E-Raport Berbasis Web. *Jurnal Teknik Informatika Universitas Mataram*, 11, 44–52.
- Azhariyah, A., & Mukhlis, M. (2024). Implementasi Framework Tailwind CSS Utility-First dalam Pengembangan Antarmuka Web. *Jurnal Ilmu Komputer (JI)*, 9, 103–111.
- Dwijaksana, D., Kurniawan, A., & Putra, R. (2025). Penerapan Learning Analytics untuk Deteksi Dini Kesulitan Belajar. *Jurnal Inovasi Teknologi Pendidikan*, 10, 12–24.
- Hakim, A. (2021). Pengembangan Sistem Informasi E-Raport Berbasis Web untuk Kurikulum 2013. *Jurnal Mahasiswa PTI Universitas Negeri Yogyakarta*, 8(1), 1–10.
- Hermawan, H. (2023). Arsitektur Decoupled dalam Aplikasi Enterprise: Next.js dan NestJS. *Jurnal Rekayasa Sistem*, 8, 12–20.
- Ihzaniah, I., Rohmah, S., & Fauzi, A. (2023). Implementasi Seed Data untuk Pengujian Sistem Fungsional Basis Data. *Jurnal Ilmu Komputer*, 6, 88–95.
- Lase, D., Sitorus, R., & Nainggolan, P. (2023). Integrasi Learning Analytics dalam Sistem Informasi Akademik. *Jurnal Pendidikan Teknologi*, 5, 67–75.
- Lubis, M., Harahap, F., & Daulay, S. (2024). Implementasi Role-Based Access Control pada Aplikasi E-Raport. *JTIUST*, 4, 55–63.
- Martin, T., Lee, S., & Pham, Q. (2025). Sistem Informasi Akademik dan Transparansi Hasil Belajar dalam Pendidikan Nonformal.

- Jurnal Ilmu Pendidikan, 12, 45–58.
- Muhammad, M., & Paputungan, P. (2024). Implementasi Arsitektur Modular dan Dependency Injection pada RESTful API NestJS. *Jurnal SNATI*, 11, 62–70.
- Nasution, N., & Maulana, M. (2024). Penerapan Model Waterfall pada Proyek Pengembangan Aplikasi Berbasis Web. *Jurnal Informatika*, 7, 30–38.
- Prasetyo, P., & Hidayat, H. (2024). Pengaruh Server-Side Rendering Next.js terhadap Performa Aplikasi Web. *JOISM*, 3, 44–52.
- Purnomo, P., Sugiyono, R., & Hasan, B. (2024). Penggunaan Purposive Sampling dalam Penentuan Data Pelatihan Algoritma Prediksi. *Jurnal Statistika*, 15, 201–209.
- Putra, P., & Ardiansyah, A. (2023). Implementasi Arsitektur Decoupled dalam Sistem Informasi Manajemen. *Prosiding Ilmu Komputer, Universitas Gunadarma, Depok*, 201–208.
- Rahman, R., Aziz, A., & Hidayah, N. (2023). Prediksi Prestasi Siswa Berdasarkan Variabel Kedisiplinan Menggunakan Regresi Linear. *JOMLAI*, 2, 77–85.
- Ramdani, R., Suharto, T., & Nugraha, D. (2023). Implementasi JSON Web Token dalam Autentikasi Menggunakan HMAC SHA-256. *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, 12, 210–218.
- Ramdhani, M. R., & Setiawan, A. (2024). Implementasi Data Mining dengan Metode Regresi Linear. *JIMIK*, 3, 88–96.
- Rasefta, R., & Esabella, E. (2020). Sistem Informasi Akademik Terintegrasi untuk Manajemen Data Pendidikan. *IKRAITH-INFORMATIKA*, 4, 33–40.
- Rasyiid, R., Wahyudi, A., & Santoso, B. (2024). Pemodelan SDLC Waterfall untuk Pengembangan Aplikasi Berbasis Web. *Jurnal Rekayasa Perangkat Lunak*, 5, 77–85.
- Sahyudi, M., & Susanto, E. R. (2025). Analisis Implementasi Sistem Keamanan Database

- Menggunakan RBAC. SATESI, 5, 33–41.
- Susanto, S., Muharom, T., & Widiyanto, A. (2024). Analisis Data Akademik Menggunakan Multiple Linear Regression. Jurnal Komputasi, 9, 55–63.
- Widhyaestoeti, D., Sumarno, H., & Karina, L. (2021). Black Box Testing Equivalence Partitions untuk Pengujian Front-End. JITTER, 3, 44–52.
- Wibowo, W., & Putra, P. (2024). Penerapan Multiple Linear Regression untuk Memprediksi Prestasi Akademik Siswa. Prosiding SINATTI, Jakarta, 112–119.
- Yulianto, Y., & Firmansyah, F. (2022). Memprediksi Hasil Belajar Siswa Menggunakan Model Multiple Linear Regression. REMIK, 6, 88–97.
- Yunita, Y., Kartika, D., & Mulyani, S. (2023). Pemanfaatan Learning Analytics untuk Pemetaan Perilaku Belajar Siswa. Prosiding Saintek, Universitas Negeri Malang, Malang, 44–52.
- Yusup, M., Rahman, A., & Pratama, D. (2024). Sistem Peringatan Dini Penurunan Akademik Menggunakan Explainable Machine Learning. JUKTISI, 3, 101–109.