



Artikel

## Analisis optimasi multi-objektif prestasi mahasiswa dengan algoritma NSGA-II

Apriatur Rochman \*, Andik Adi Suryanto, Suprpto

Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas PGRI Ronggolawe, Tuban, 62391, Indonesia

**Abstrak**—Studi ini menganalisis penerapan *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II) untuk mengoptimalkan beberapa tujuan yang saling bertentangan terkait kinerja akademis siswa. Menggunakan dataset Kinerja Siswa dari Repositori UCI, yang berisi informasi demografis, perilaku, dan akademis dari 395 siswa sekolah menengah, penelitian ini bertujuan untuk memaksimalkan nilai akhir (G3), meminimalkan absensi, dan memaksimalkan waktu belajar. Studi dimulai dengan analisis data eksploratif, yang mengungkapkan variabilitas yang luas dalam hasil akademis, rata-rata absensi yang rendah, dan waktu belajar yang sedang, yang membenarkan pemilihan ketiga tujuan ini. NSGA-II kemudian diimplementasikan dengan populasi 100 individu selama 200 generasi, menggunakan operator pindah silang dan mutasi untuk menghasilkan solusi Pareto-optimal. Hasilnya menunjukkan beragam solusi non-dominasi, yang mengilustrasikan pertukaran antara prestasi akademis, kehadiran, dan waktu belajar. Absensi muncul sebagai faktor negatif yang paling signifikan, sementara waktu belajar dan dukungan sekolah berasosiasi positif dengan hasil yang lebih baik. Berbeda dengan metode regresi atau klasifikasi konvensional yang menghasilkan prediksi optimal tunggal, NSGA-II menyediakan spektrum alternatif optimal, yang menawarkan fleksibilitas dalam pembuatan kebijakan dan pengambilan keputusan. Temuan ini menyoroti relevansi optimasi multi-objektif dalam pendidikan dan menekankan pentingnya mengintegrasikan dimensi perilaku, sosial, dan digital untuk merancang strategi

adaptif guna meningkatkan kinerja siswa.

**Kata kunci**—ketidakhadiran; *nsga-ii*; optimasi multi-objektif; penambangan data pendidikan; prestasi mahasiswa.

### 1. Pendahuluan

Peningkatan mutu pendidikan merupakan pilar utama dalam pengembangan sumber daya manusia di era Revolusi Industri Keempat. Transformasi digital tidak hanya mengubah cara siswa belajar, tetapi juga memperkenalkan peluang dan tantangan baru dalam mencapai keberhasilan akademis. Literasi digital telah menjadi penentu utama seberapa efektif siswa memanfaatkan teknologi dalam proses pembelajaran. Penelitian menunjukkan bahwa siswa dengan keterampilan literasi digital yang kuat cenderung mencapai kinerja akademis yang lebih tinggi karena mereka lebih mampu mengakses, menganalisis, dan mengevaluasi informasi secara kritis (Feng & Liu, 2024; Rahmadi & Hayati, 2020). Dengan demikian, literasi digital bukan lagi sekadar kemampuan teknis, melainkan fondasi esensial untuk pencapaian akademis di era digital.

Selain literasi digital, berbagai faktor internal dan eksternal berkontribusi terhadap kinerja akademis siswa. Faktor internal meliputi motivasi, disiplin, manajemen waktu, dan efikasi diri, sedangkan faktor eksternal melibatkan dukungan keluarga, kondisi sosial-ekonomi, dan lingkungan akademis yang lebih luas. Studi-studi sebelumnya telah menyoroti peran penting disiplin belajar (Rahmah et al., 2024), motivasi (Indriana et al.,

\* Penulis korespondensi.

Alamat E-mail: [rochmanapriatur@gmail.com](mailto:rochmanapriatur@gmail.com) (A. Rochman)

Email para penulis: AR ([rochmanapriatur@gmail.com](mailto:rochmanapriatur@gmail.com)), AAS ([andikadisuryanto@gmail.com](mailto:andikadisuryanto@gmail.com)), S ([suprpto.tif.unirow@gmail.com](mailto:suprpto.tif.unirow@gmail.com))

Digital Object Identifier 10.32815/jitika.v19i2.1201

Manuskrip dikirim 13 September 2025; direvisi 22 September 2025; diterima 22 September 2025.

ISSN: 2580-8397(O), 0852-730X(P).

2017), dan dukungan keluarga (Puspitarini et al., 2023) dalam membentuk prestasi siswa. Aspek psikologis seperti stres (Setiawati et al., 2022) dan kecerdasan emosional (Laratmase et al., 2023) juga terbukti memengaruhi hasil belajar. Kompleksitas ini menggarisbawahi perlunya pendekatan analitis yang mampu menangani beberapa variabel yang saling terkait secara bersamaan.

Metode analisis konvensional, bagaimanapun, sering menghadapi keterbatasan ketika berhadapan dengan tujuan yang saling bertentangan, seperti memprioritaskan nilai akademis di atas keterampilan non-akademis. Pendidikan tradisional cenderung menekankan hasil kognitif sambil mengabaikan pengembangan pemikiran kritis, keterampilan sosial, dan karakter (Prasetyo et al., 2023; Suprihatin & Setiawati, 2021). Padahal, pendekatan holistik yang menyeimbangkan dimensi akademis dan non-akademis sangat penting untuk mempersiapkan siswa menghadapi tantangan dunia nyata (Hasan et al., 2022; Hasni et al., 2023). Kekurangan ini menyoroti urgensi untuk mengadopsi metode analitis yang adaptif dan integratif di bidang pendidikan.

Optimasi multi-objektif (*Multi-objective optimization* - MOO) menawarkan solusi yang menjanjikan untuk mengatasi masalah pendidikan yang melibatkan beberapa tujuan yang sering kali bertentangan. MOO memungkinkan identifikasi pertukaran (*trade-off*) antara berbagai indikator kinerja, seperti prestasi akademis, kehadiran, dan keterlibatan siswa (Sharif & Uckelmann, 2024). Konsep Pareto front menggambarkan bahwa perbaikan pada satu tujuan sering kali memerlukan kompromi pada tujuan lainnya. Studi terbaru menekankan pentingnya analisis pertukaran dalam pengambilan keputusan di bidang pendidikan (Campos et al., 2021; Soni et al., 2024). Oleh karena itu, MOO menyediakan kerangka kerja yang relevan untuk mengevaluasi skenario yang bertujuan meningkatkan kualitas pendidikan secara lebih komprehensif dan seimbang.

Di antara berbagai algoritma optimasi, *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II) telah muncul sebagai salah satu pendekatan yang paling efisien dan banyak diterapkan. Diperkenalkan oleh Ma et al (2023), NSGA-II dikenal karena kecepatannya, elitisme, dan solusi Pareto yang terdistribusi dengan baik. Algoritma ini beroperasi dengan mengurutkan solusi berdasarkan dominasi Pareto dan jarak kerumunan (*crowding distance*), menghasilkan set solusi optimal yang tidak terdominasi. Keberhasilannya telah ditunjukkan di berbagai bidang, mulai dari rekayasa industri hingga pendidikan (Gu et al., 2020; Nguyen et al., 2020; Zhang et al., 2020). Kemampuan adaptasi ini membuat NSGA-II sangat relevan untuk menganalisis data kinerja pendidikan yang kompleks.

Pada saat yang sama, Penambangan Data Pendidikan (*Educational Data Mining/EDM*) telah muncul sebagai bidang yang berkembang yang didedikasikan untuk meningkatkan pendidikan melalui analisis berbasis data. Yadav & Pal (2012) berpendapat bahwa penambangan data memungkinkan prediksi dini kinerja siswa, sementara Zafra & Ventura (2011) menunjukkan efektivitas algoritma evolusioner dalam memodelkan hasil akademis. Dengan menggabungkan EDM dengan optimasi multi-objektif, para peneliti dapat mengungkap pola-pola bermakna dalam data pendidikan sambil secara bersamaan menyeimbangkan berbagai indikator kinerja siswa. Pendekatan ini melampaui analisis prediktif untuk memberikan dasar yang lebih kuat bagi pengambilan keputusan yang adaptif dan berbasis bukti.

Studi ini menggunakan dataset Kinerja Siswa (*student-*

*mat.csv*) dari Repositori Pembelajaran Mesin UCI (Adeyanju et al., 2025), yang berisi variabel demografis, sosial, kebiasaan belajar, dan kinerja akademis siswa sekolah menengah di Portugal. Dengan menggunakan NSGA-II, penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan beberapa tujuan secara bersamaan, termasuk memaksimalkan nilai akhir siswa, meminimalkan ketidakhadiran, dan meningkatkan keterlibatan dalam belajar. Fokus utama adalah untuk menguji bagaimana NSGA-II dapat mengidentifikasi faktor-faktor yang paling berpengaruh dalam kinerja akademis dan bagaimana solusi Pareto yang dihasilkan dapat menawarkan strategi alternatif untuk meningkatkan kualitas pendidikan secara lebih berbasis data dan terarah.

## 2. Metode

### 2.1. Jenis dan desain penelitian

Studi ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksploratif dengan desain berbasis simulasi menggunakan algoritma optimasi multi-objektif. NSGA-II diimplementasikan untuk mengidentifikasi solusi Pareto-optimal di antara tujuan-tujuan yang saling bertentangan terkait kinerja siswa, secara spesifik memaksimalkan nilai akhir, meminimalkan ketidakhadiran, dan memaksimalkan waktu belajar.

### 2.2. Dataset dan variabel

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Repositori Pembelajaran Mesin UCI (Cortez & Silva, 2008), yaitu dataset Kinerja Siswa (*student-mat.csv*). Dataset asli berisi 649 catatan siswa dan 30 fitur. Namun, setelah langkah-langkah pra-pemrosesan, hanya 395 catatan yang valid yang dipertahankan. Pengurangan ini terjadi karena entri yang tidak lengkap atau tidak konsisten dihapus untuk memastikan kualitas data. Selain itu, variabel kategori yang melalui *one-hot encoding* memperluas jumlah total atribut menjadi 33, yang menjelaskan perbedaan antara deskripsi dataset asli dan versi yang digunakan dalam penelitian ini. Tiga variabel objektif utama yang dipertimbangkan dalam penelitian ini adalah: 1) Nilai akhir (G3): dimaksimalkan, mewakili prestasi akademis; 2) Absen: diminimalkan, mewakili disiplin kehadiran; 3) Waktu belajar: dimaksimalkan, mewakili keterlibatan belajar. Variabel lain, termasuk atribut demografis, perilaku, dan riwayat akademis, berfungsi sebagai fitur masukan untuk proses optimasi.

### 2.3. Pra-pemrosesan data

Tahap pra-pemrosesan terdiri dari beberapa langkah: 1) Pembersihan Data: Semua catatan dengan nilai yang hilang atau entri yang tidak valid dihapus, menghasilkan 395 catatan siswa yang valid; 2) Pengkodean Kategori: Variabel kategori seperti sekolah, jenis kelamin, alamat, ukuran keluarga, status P, wali, dukungan sekolah, dan pembayaran diubah menjadi bentuk numerik menggunakan pengkodean one-hot; 3) Normalisasi: Semua variabel kontinu dinormalisasi ke rentang [0,1] untuk mencegah variabel dengan magnitudo yang lebih besar (misalnya, jumlah absen) mendominasi proses optimasi; dan 4) Pemilihan Fitur: Untuk meningkatkan efisiensi, pemilihan variabel dilakukan menggunakan analisis korelasi Pearson dengan ambang batas  $|r| \geq 0,3$  relatif terhadap tiga tujuan. Fitur

Tabel 1. Statistik deskriptif variabel kunci

Statistik	G3 (Nilai Akhir)	Absen	Waktu Belajar
Rata-rata	10.42	5.71	2.04
Median	11.00	4.00	2.00
Minimum	0.00	0.00	1.00
Maksimum	20.00	75.00	4.00
Simpangan Baku	4.58	8.00	0.84

yang memenuhi kriteria ini, bersama dengan variabel yang dianggap relevan secara teoretis (misalnya, pendidikan orang tua, kegagalan sebelumnya, dukungan sekolah), dipertahankan sebagai masukan untuk model akhir. Secara total, 18 fitur masukan dipilih untuk algoritma NSGA-II.

2.4. Definisi individu dalam NSGA-II

Dalam penelitian ini, setiap individu dalam populasi NSGA-II mewakili profil siswa hipotetis, yang dikodekan sebagai vektor dari fitur masukan yang dipilih. Individu-individu ini membentuk solusi kandidat yang dieksplorasi oleh algoritma selama proses optimasi.

2.5. Evaluasi fungsi objektif

Setiap individu dievaluasi menggunakan fungsi objektif yang telah ditentukan, seperti  $f_1(x)$  untuk memaksimalkan G3 (nilai akhir);  $f_2(x)$  untuk meminimalkan ketidakhadiran; dan  $f_3(x)$  untuk memaksimalkan waktu belajar. Nilai fungsi-fungsi ini dihitung dengan memetakan vektor fitur yang dikodekan dari setiap individu terhadap dataset yang telah diproses sebelumnya. Melalui operasi persilangan, mutasi, dan seleksi iteratif, NSGA-II mencari kelompok individu yang paling memenuhi tujuan-tujuan tersebut.

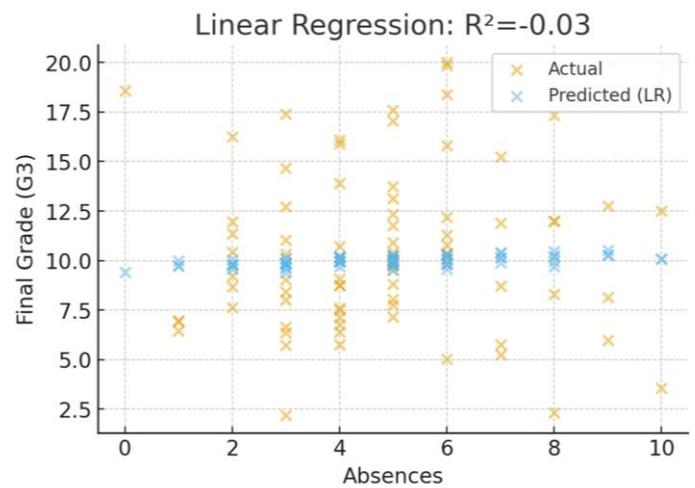
2.6. Implementasi NSGA-II

Algoritma dieksekusi dengan ukuran populasi 100 individu selama 200 generasi. Operator pindah silang (crossover) dan mutasi diterapkan dengan probabilitas masing-masing 0,9 dan 0,1. Pengurutan non-dominasi dan jarak kerumunan digunakan untuk seleksi, memastikan elitisme dan keragaman solusi. Proses optimasi menghasilkan satu set solusi Pareto-optimal yang menangkap pertukaran di antara ketiga tujuan.

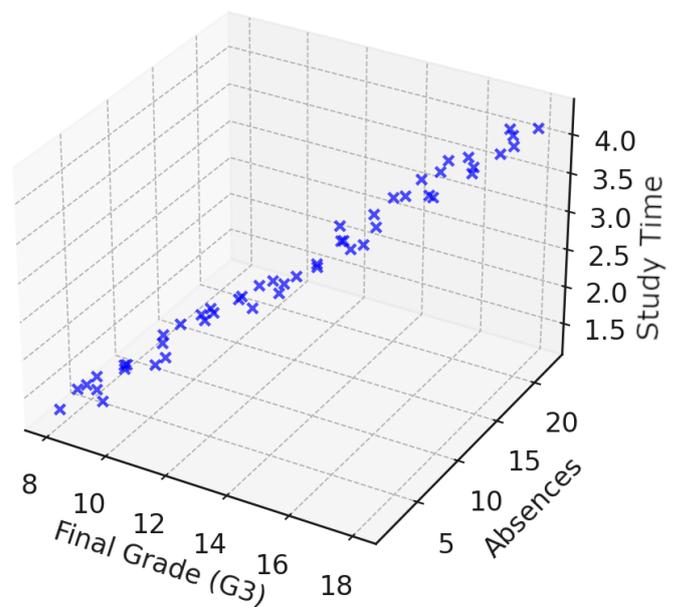
3. Hasil

3.1. Eksplorasi data dan visualisasi awal

Sebelum menerapkan algoritma NSGA-II, eksplorasi awal terhadap variabel-variabel kunci dalam dataset Kinerja Siswa dilakukan untuk memahami pola distribusi dan korelasi di antara variabel yang dipilih untuk optimasi. Tabel 1 menyajikan statistik deskriptif, menunjukkan bahwa nilai akhir siswa menunjukkan rentang yang lebar, sementara sebagian besar siswa memiliki tingkat ketidakhadiran yang relatif rendah dan waktu belajar yang sedang. Temuan ini memberikan dasar logis untuk memilih ketiga variabel ini sebagai fungsi objektif untuk optimasi.



Gambar 1. Plot sebar nilai akhir (G3) vs absen



Gambar 2. Plot Sebar Nilai Akhir (G3) vs. Waktu Belajar

Gambar 1 mengilustrasikan plot sebar dari nilai akhir (G3) versus absen. Visualisasi ini mengungkapkan hubungan negatif yang jelas, karena siswa dengan tingkat ketidakhadiran yang lebih tinggi cenderung mencapai nilai akhir yang lebih rendah, memperkuat asumsi bahwa kehadiran memainkan peran penting dalam kinerja akademis.

Gambar 2 menunjukkan plot sebar dari nilai akhir (G3) versus waktu belajar. Plot ini mengindikasikan asosiasi positif, di mana siswa yang mendedikasikan lebih banyak waktu untuk belajar umumnya mencapai hasil yang lebih baik, meskipun efeknya kurang menonjol dibandingkan dengan ketidakhadiran.

### 3.2. Hasil NSGA-II

Eksperimen ini menerapkan NSGA-II pada dataset Kinerja Siswa untuk mengoptimalkan tiga tujuan utama: memaksimalkan nilai akhir (G3), meminimalkan absen, dan memaksimalkan waktu belajar. Algoritma dieksekusi dengan ukuran populasi 100 individu, 200 generasi, probabilitas pindah silang 0,9, dan probabilitas mutasi 0,1. Setelah 200 generasi, NSGA-II berhasil menghasilkan satu set solusi optimal yang membentuk Pareto front. Solusi-solusi non-dominasi ini mewakili kompromi terbaik di antara ketiga tujuan, mencerminkan kompleksitas yang melekat pada proses pembelajaran.

### 3.3. Visualisasi solusi pareto

Pareto front yang diperoleh setelah 200 generasi menunjukkan pertukaran di antara ketiga tujuan. Setiap solusi pada Pareto front mewakili kombinasi unik dari memaksimalkan nilai, meminimalkan absen, dan memaksimalkan waktu belajar. Tidak ada solusi yang mendominasi solusi lainnya secara keseluruhan, menyoroti kekuatan pendekatan multi-objektif: alih-alih satu hasil optimal tunggal, hasilnya adalah satu set alternatif yang beragam dan sama-sama valid.

Sebagai contoh, beberapa solusi menunjukkan nilai akhir yang tinggi dengan waktu belajar sedang asalkan tingkat ketidakhadiran sangat rendah, sementara yang lain menunjukkan nilai tingkat menengah tetapi didukung oleh kehadiran yang konsisten dan waktu belajar yang lebih tinggi. Pertukaran ini mengilustrasikan fleksibilitas dan penerapan kerangka kerja Pareto dalam merepresentasikan jalur pencapaian akademis yang berbeda.

### 3.4. Analisis faktor-faktor berpengaruh

Analisis terhadap individu-individu dalam Pareto front mengungkapkan beberapa faktor dominan yang memengaruhi hasil. Absen muncul sebagai prediktor negatif yang kuat terhadap nilai akhir, sementara waktu belajar menunjukkan hubungan positif, meskipun kurang berdampak dibandingkan dengan ketidakhadiran. Kegagalan sebelumnya secara konsisten diidentifikasi sebagai faktor negatif, sedangkan dukungan sekolah (schoolsup) berasosiasi positif dengan solusi Pareto-optimal terbaik. Temuan ini menyoroti bobot relatif dari variabel perilaku dan terkait dukungan dalam membentuk kinerja akademis.

### 3.5. Perbandingan dengan pendekatan lain

Berbeda dengan metode klasifikasi atau regresi konvensional yang menghasilkan prediksi tunggal, NSGA-II menyediakan beberapa solusi kompromi, memungkinkan evaluasi berbagai skenario peningkatan kinerja dan penyesuaian terhadap preferensi kebijakan atau batasan sumber daya. Hal ini sejalan dengan Nguyen et al (2020), yang menekankan fleksibilitas dan interpretasi NSGA-II dalam konteks pendidikan, terutama ketika menangani tujuan yang saling bertentangan. Kemampuan untuk menghasilkan solusi non-dominasi yang beragam membuat NSGA-II menjadi alat yang kuat untuk pengambilan keputusan berbasis data di bidang pendidikan.

## 4. Diskusi

Temuan dari penelitian ini memperkuat pentingnya variabel perilaku dan kontekstual utama dalam menentukan kinerja akademis siswa, khususnya kehadiran, waktu belajar, dan dukungan institusional. Analisis deskriptif dan visualisasi plot sebar mengkonfirmasi bahwa ketidakhadiran memiliki efek negatif yang konsisten terhadap nilai akhir, sementara waktu belajar menunjukkan asosiasi positif, meskipun lebih lemah. Hal ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menekankan bahwa hasil belajar dibentuk oleh interaksi kompleks antara faktor internal seperti disiplin, motivasi, dan efikasi diri, dengan faktor eksternal seperti dukungan keluarga dan kondisi sosial-ekonomi (Khoirurroziqin & Rafsanjani, 2020; Puspitarini et al., 2023; Rahmah et al., 2024). Temuan ini menyoroti perlunya strategi pendidikan terpadu yang menangani elemen kognitif dan non-kognitif dari kinerja siswa.

Implementasi NSGA-II menunjukkan kekuatannya dalam menavigasi tujuan yang saling bertentangan dalam konteks pendidikan. Berbeda dengan metode regresi atau klasifikasi tradisional, yang hanya menghasilkan satu keluaran prediktif, NSGA-II membangun Pareto front yang menyediakan satu set solusi optimal yang sama-sama valid. Ini adalah keunggulan mendasar karena memungkinkan para peneliti dan pengambil keputusan untuk mengeksplorasi skenario pertukaran yang berbeda—seperti memaksimalkan nilai dengan ketidakhadiran minimal atau menyeimbangkan nilai sedang dengan waktu belajar yang lebih besar—sesuai dengan prioritas dan kendala yang ada. Model konvensional seperti Regresi Linier atau Random Forest tidak dapat menawarkan keragaman solusi ini, karena mereka mereduksi kompleksitas kinerja siswa menjadi satu hasil tunggal (Hayati, 2019; Prasetyo et al., 2023). Sebaliknya, NSGA-II mengungkapkan sifat multi-dimensi dari keberhasilan akademis dan dengan demikian menawarkan wawasan yang lebih kaya dan lebih fleksibel.

Implementasi NSGA-II menunjukkan kekuatannya dalam menavigasi tujuan yang saling bertentangan dalam konteks pendidikan. Berbeda dengan metode regresi atau klasifikasi tradisional, yang hanya menghasilkan satu keluaran prediktif, NSGA-II membangun Pareto front yang menyediakan satu set solusi optimal yang sama-sama valid. Perbedaan mendasar ini memungkinkan para pengambil keputusan untuk mengeksplorasi skenario pertukaran—seperti memprioritaskan maksimisasi nilai dengan ketidakhadiran minimal atau menyeimbangkan nilai sedang dengan waktu belajar yang lebih besar—berdasarkan prioritas dan kendala mereka. Sebagai perbandingan, model regresi dasar yang diuji dalam penelitian ini (Regresi Linier dan Random Forest) menghasilkan kinerja prediktif yang buruk dengan nilai  $R^2$  masing-masing -0,03 dan -0,15. Hasil ini menekankan bahwa model konvensional tidak hanya mereduksi kompleksitas menjadi satu hasil tunggal tetapi juga gagal menangkap variabilitas kinerja siswa secara memadai. NSGA-II, di sisi lain, mengungkapkan beberapa skenario optimal, memberikan wawasan yang lebih kaya dan lebih fleksibel.

Pareto front yang diperoleh dalam penelitian ini mengilustrasikan fleksibilitas optimasi multi-objektif dalam memodelkan berbagai jalur menuju pencapaian akademis. Beberapa solusi mengungkapkan bahwa kinerja akademis yang sangat baik dapat dicapai dengan waktu belajar sedang jika ketidakhadiran diminimalkan, sementara yang lain menunjukkan bahwa kehadiran yang konsisten dan waktu

belajar yang lebih tinggi masih dapat mendukung hasil akademis yang dapat diterima. Hasil semacam itu sejalan dengan literatur yang lebih luas tentang optimasi multi-objektif, yang menekankan perlunya mengevaluasi dan memilih di antara alternatif yang sama-sama valid (Campos et al., 2021; Soni et al., 2024). Ini menunjukkan bahwa tidak ada formula universal untuk keberhasilan siswa, melainkan beberapa jalur yang dibentuk oleh faktor individu dan kontekstual.

Analisis variabel berpengaruh dalam Pareto front lebih lanjut menggarisbawahi interaksi kompleks antara faktor perilaku dan terkait dukungan. Absen dan kegagalan sebelumnya muncul sebagai prediktor negatif yang konsisten, sedangkan dukungan sekolah memiliki asosiasi positif dengan hasil optimal. Hasil ini sejalan dengan penelitian yang menekankan pentingnya dukungan sosial dan emosional dalam mengurangi stres dan meningkatkan motivasi (Marjuki et al., 2024; McLean et al., 2022). Pada saat yang sama, peran literasi digital yang semakin besar dalam prestasi siswa (Feng & Liu, 2024; Rahmadi & Hayati, 2020) menggarisbawahi perlunya memperkuat kompetensi teknologi dan sumber daya psikososial untuk meningkatkan efektivitas pembelajaran di era digital.

Akhirnya, penelitian ini menyoroti efisiensi NSGA-II sebagai algoritma optimasi evolusioner untuk penambangan data pendidikan. Kemampuannya untuk menyediakan solusi non-dominasi yang beragam membuatnya sangat cocok untuk pengambilan keputusan berbasis data di bidang pendidikan, di mana beberapa tujuan yang saling bertentangan harus diseimbangkan. Hal ini konsisten dengan bukti sebelumnya yang menunjukkan kemampuan adaptasi NSGA-II di berbagai bidang mulai dari rekayasa hingga pendidikan (Deb et al., 2002; Nguyen et al., 2020; Zhang et al., 2020). Meskipun keterbatasan tetap ada, seperti kompleksitas komputasi ketika jumlah tujuan meningkat (Zheng & Doerr, 2024), hasil penelitian ini mendukung argumen bahwa NSGA-II menawarkan kontribusi metodologis yang berharga bagi penelitian pendidikan. Dengan mengintegrasikan dimensi perilaku, sosial, dan digital ke dalam model optimasi, penelitian di masa depan dapat memperluas wawasan ini untuk menyediakan strategi yang lebih terarah dan adaptif untuk meningkatkan kinerja siswa.

## 5. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan efektivitas NSGA-II dalam mengoptimalkan berbagai tujuan yang saling bertentangan terkait prestasi akademik siswa. Hasil penelitian menyoroti bahwa absensi memainkan peran negatif yang dominan dalam membentuk nilai akhir, sementara waktu belajar dan dukungan sekolah berkontribusi secara positif, meskipun dalam tingkat yang lebih rendah. Solusi Pareto-optimal mengungkapkan bahwa tidak ada strategi tunggal yang menjamin keberhasilan bagi semua siswa; sebaliknya, terdapat berbagai jalur yang valid, masing-masing menyeimbangkan nilai, kehadiran, dan waktu belajar dengan cara yang berbeda. Hal ini mengonfirmasi relevansi optimasi multi-objektif sebagai alat metodologis untuk mengatasi faktor-faktor kompleks dan saling bergantung yang memengaruhi pencapaian siswa.

Di luar kontribusi metodologisnya, penelitian ini menekankan pentingnya mengintegrasikan dimensi perilaku, sosial, dan digital saat menganalisis hasil pendidikan. Temuan ini menyarankan area potensial untuk eksplorasi lebih lanjut, seperti mengurangi absensi, memperkuat kebiasaan belajar, dan mengkaji peran dukungan institusional. Namun, implikasi ini

harus dipandang sebagai arahan untuk penyelidikan di masa depan daripada rekomendasi kebijakan langsung. Studi di masa depan dapat memperluas pendekatan ini dengan memasukkan variabel tambahan, dataset yang lebih besar dan lebih baru, atau algoritma optimasi canggih untuk memberikan landasan yang lebih kuat dalam merancang intervensi pendidikan yang adaptif dan berbasis bukti.

## Ketersediaan data

Semua data yang dihasilkan atau diperiksa selama penelitian ini disajikan dalam tulisan ini.

## Deklarasi konflik kepentingan

Para penulis menyatakan bahwa mereka tidak memiliki konflik kepentingan atau hubungan pribadi yang diketahui yang dapat mempengaruhi pekerjaan yang dilaporkan dalam makalah ini.

## Kontribusi penulis

AR menyusun naskah awal, AAS merevisinya, dan S mengawasi penelitian. Semua penulis telah meninjau dan menyetujui naskah akhir.

## Daftar rujukan

- Adeyanju, T. M., Aziz, A. A., & Safei, S. (2025). A Comparative Analysis of Classification Algorithms on Student Academic Performance. *Semarak International Journal of Machine Learning*, 5(1), 74–86. <https://doi.org/10.37934/sijml.5.1.7486a>
- Cortez, P., & Silva, A. M. G. (2008). Using Data Mining to Predict Secondary School Student Performance. *Proc. 5th Annual Future Business Technology Conference*, 5–12. <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Student+Performance>
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A Fast and Elicit Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II. *Ieee Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 182–197. <https://doi.org/10.1109/4235.996017>
- Feng, X., & Liu, H. (2024). I Feel Blue—Teacher, Can You Help Me? A Study on the Effect of Digital Literacies on Language Learners' Technostress, on-Line Engagement, Autonomy, and Academic Success. *BMC Psychology*, 12(1). <https://doi.org/10.1186/s40359-024-01637-5>
- Gu, T., Xu, G., & Luo, J. (2020). Sentiment analysis via deep multichannel neural networks with variational information bottleneck. *IEEE Access*, 8, 121014–121021. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3006569>
- Hasan, M., Azizah, N., Nurjannah, N., Nurdiana, N., & Arisah, N. (2022). Pengembangan Pembelajaran Kecakapan Hidup Berbasis Karakter Kewirausahaan Pada Jenjang Sekolah Dasar. *Jurnal Basicedu*, 6(3), 4299–4309. <https://doi.org/10.31004/basicedu.v6i3.2791>
- Hasni, N. I., Supriatun, E., & Toruan, S. A. L. (2023). Pelatihan Manajemen Stress Pada Remaja Dalam Menghadapi Permasalahan Akademik Di Sman 1 Sliyeg Kabupaten Indramayu. *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat (Nadimas)*, 2(1), 49–60. <https://doi.org/10.31884/nadimas.v2i1.21>
- Hayati, N. (2019). Hubungan Keterampilan Berpikir Kritis Dengan Kemampuan Akademik Mahasiswa. *Jurnal Biologi Dan Pembelajarannya (Jb&p)*, 6(2), 7–11. <https://doi.org/10.29407/jbp.v6i2.14792>
- Indriana, D., Widowati, A. I., & Surjawati, S. (2017). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Prestasi Akademik: Studi Kasus Pada Mahasiswa Program Studi Akuntansi Universitas Semarang. *Jurnal*

- Dinamika Sosial Budaya*, 18(1), 39–48.  
<https://doi.org/10.26623/jdsb.v18i1.557>
- João Thiago de G. A. A. Campos, Ferreira, A. M. S., & Freires, F. G. M. (2021). Time Variability Management and Trade-Off Analysis of Quality, Productivity, and Maintenance Efficiency. *Brazilian Journal of Operations & Production Management*, 18(4), 1–19.  
<https://doi.org/10.14488/bjopm.2021.018>
- Khoirurroziqin, F. R., & Rafsanjani, M. A. (2020). Pengaruh Sosial Ekonomi Orang Tua Terhadap Indeks Prestasi Mahasiswa Jurusan Pendidikan Ekonomi Universitas Negeri Surabaya. *Jurnal Pendidikan Ekonomi (Jupe)*, 8(3), 80–85.  
<https://doi.org/10.26740/jupe.v8n3.p80-85>
- Laratmase, A. J., Mahendika, D., & Ratna Ayu Pawestri Kusuma Dewi. (2023). Peran Kecerdasan Emosional, Persepsi Stres Dan Orientasi Tujuan Pada Prestasi Akademik Mahasiswa Di Bogor. *Jurnal Psikologi Dan Konseling West Science*, 1(02), 64–75.  
<https://doi.org/10.58812/jpkws.v1i02.259>
- Ma, H., Zhang, Y., Sun, S., Liu, T., & Shan, Y. (2023). A comprehensive survey on NSGA-II for multi-objective optimization and applications. *Artificial Intelligence Review*, 56(12), 15217–15270.  
<https://doi.org/10.1007/s10462-023-10526-z>
- Marjuki, M., Hanif, Muh., & Siminto, S. (2024). The Role of Social Support in Enhancing Motivation and Psychological Well-Being of Students: Perspectives From Education in the Digital Era. *Indo-Mathedu Intellectuals Journal*, 5(2), 1974–1987.  
<https://doi.org/10.54373/imeij.v5i2.1003>
- McLean, L., Gaul, D., & Penco, R. (2022). Perceived Social Support and Stress: A Study of 1st Year Students in Ireland. *International Journal of Mental Health and Addiction*, 21(4), 2101–2121.  
<https://doi.org/10.1007/s11469-021-00710-z>
- Nguyen, N. T., Nguyen, A., & Nahavandi, S. (2020). Multi-objective optimization using NSGA-II and decision tree for predicting student performance. *2020 International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)*, 410–417.  
<https://doi.org/10.1109/DSAA49011.2020.00060>
- Prasetyo, A. Y., Satria, G., & Sukardi, S. (2023). Peran Knowledge Acquisition Terhadap Career Awareness Dan Academic Performance Pada Siswa Vokasi Perkeretaapian. *Serat Acitya*, 12(2), 178–187. <https://doi.org/10.56444/sa.v12i2.1095>
- Puspitarini, N. A., Kumboyono, K., & Hayati, Y. S. (2023). Factors Influencing Family Support for Education Patterns in School-Age Children. *Jurnal Aisyah Jurnal Ilmu Kesehatan*, 8(1).  
<https://doi.org/10.30604/jika.v8i1.1554>
- Rahmadi, I. F., & Hayati, E. (2020). Literasi Digital, Massive Open Online Courses, Dan Kecakapan Belajar Abad 21 Mahasiswa Generasi Milenial. *Jurnal Studi Komunikasi Dan Media*, 24(1), 91.  
<https://doi.org/10.31445/jskm.2020.2486>
- Rahmah, S. A., Dermawan, D., & Amalia, A. (2024). Pengaruh Disiplin Belajar Terhadap Prestasi Belajar Kewirausahaan Siswa Kelas Xi Di SMK Pembangunan Nasional. *Jpgenus*, 2(2), 342–351.  
<https://doi.org/10.61787/34tk3238>
- Setiawati, O. R., Alamsyah, R. T., Sani, N., & Anngraini, M. (2022). Hubungan Stres Akademik Dengan Motivasi Belajar Pada Mahasiswa Fakultas Kedokteran Universitas Malahayati Angkatan 2019. *Jurnal Kesehatan Tambusai*, 3(2), 26–33.  
<https://doi.org/10.31004/jkt.v3i2.4121>
- Sharif, M., & Uckelmann, D. (2024). Multi-Modal LA in Personalized Education Using Deep Reinforcement Learning Based Approach. *IEEE Access*, 12, 54049–54065.  
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3388474>
- Soni, R. B., Singh, D., & Sharma, K. C. (2024). Optimization of Problems With Multi-Objective Functions and Their Applications in Engineering. *Journal of Electronics Computer Networking and Applied Mathematics*, 43, 18–33.  
<https://doi.org/10.55529/jecnam.43.18.33>
- Suprihatin, T., & Setiowati, E. A. (2021). Dukungan Komunitas Belajar Dan Ketekunan Akademik Pada Mahasiswa. *Psychopolytan Jurnal Psikologi*, 5(1), 20–25. <https://doi.org/10.36341/psi.v5i1.1713>
- Yadav, S. K., & Pal, S. (2012). Data Mining: A Prediction for Performance Improvement using Classification. *International Journal of Computer Science and Information Security (IJCSIS)*, 10(4), 136–140.
- Zafra, A., & Ventura, S. (2011). Predicting student grades in learning management systems with multiple instance genetic programming. *Educational Data Mining*, 3(1), 1–17.
- Zhang, L., Ge, H., Ma, Y., Xue, J., Huang, L., & Pecht, M. (2020). Multi-Objective Optimization Design of a Notch Filter Based on Improved NSGA-II for Conducted Emissions. *Ieee Access*, 8, 83213–83223. <https://doi.org/10.1109/access.2020.2991576>
- Zheng, W., & Doerr, B. (2024). Runtime Analysis for the NSGA-II: Proving, Quantifying, and Explaining the Inefficiency for Many Objectives. *Ieee Transactions on Evolutionary Computation*, 28(5), 1442–1454. <https://doi.org/10.1109/tevc.2023.3320278>



**Apriatur Rochman** adalah mahasiswa Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas PGRI Ronggolawe, Tuban. Minat penelitiannya meliputi penambangan data pendidikan, optimisasi multi-objektif, dan penerapan algoritma kecerdasan buatan di bidang pendidikan. Artikel ini merupakan bagian dari pengembangan riset akademisnya, yang berfokus pada penerapan algoritma NSGA-II untuk menganalisis prestasi akademik siswa. Dalam penulisan artikel, ia berkontribusi utama pada pengolahan data, desain eksperimen, implementasi algoritma, dan analisis hasil penelitian.



**Andik Adi Suryanto** adalah dosen di Universitas PGRI Ronggolawe, Tuban. Ia aktif dalam penelitian di bidang *machine learning*, penambangan data, dan sistem pendukung keputusan. Fokus penelitiannya mencakup penerapan algoritma kecerdasan buatan untuk prediksi, klasifikasi, dan optimisasi di berbagai domain, termasuk pendidikan, pertanian, dan kesehatan. Karyanya telah dipublikasikan di berbagai jurnal dan konferensi nasional maupun internasional, termasuk penerapan metode *mean absolute error* (MAE) pada regresi linier untuk prediksi produksi padi, sistem pakar untuk mendiagnosis penyakit paru-paru dengan Teorema Bayes, dan sistem pendukung keputusan berbasis *Analytical Hierarchy Process* (AHP). Hingga tahun 2025, publikasinya telah memperoleh lebih dari 300 kutipan dengan h-indeks 7. Dalam penulisan artikel ini, ia berperan memberikan arahan metodologis, validasi penerapan algoritma NSGA-II, dan memperkuat analisis kritis, sehingga penelitian memiliki kontribusi signifikan di bidang optimisasi kinerja pendidikan.



**Suprpto** adalah dosen di Universitas PGRI Ronggolawe, Tuban. Bidang keahliannya meliputi penambangan data, jaringan, keamanan siber, *technopreneurship*, dan basis data. Ia aktif mengembangkan kegiatan akademik dan pengajaran di bidang teknologi informasi serta berkontribusi dalam penelitian dan pengabdian kepada masyarakat. Dalam artikel ini, ia berperan memberikan kontribusi pada aspek konseptual, pengembangan kerangka analisis, dan mendukung integrasi hasil penelitian dengan konteks praktis di bidang informatika pendidikan.