



Prediksi Keterlambatan Pembayaran Mahasiswa untuk Mitigasi Risiko Cuti Menggunakan SVM Optimasi PSO

Hafis Nurdin ^{a,1,*}, Imam Nawawi ^{a,2}, Anus Wuryanto ^{a,3}, Dewi Yuliandari ^{a,4}, Hari Sugiarto ^{a,5}

^aUniversitas Bina Sarana Informatika, Jln. Kramat Raya No. 98, Jakarta, Indonesia

¹hafis.nnr@bsi.ac.id *; ²imamnawawi@bsi.ac.id; ³anus.awu@bsi.ac.id; ⁴dewi.dwy@bsi.ac.id; ⁵hari.hrs@bsi.ac.id

* Penulis Koresponden

INFO ARTIKEL

Histori Artikel

Pengajuan 2025-04-18

Diperbaiki 2025-05-09

Diterima 2025-05-15

Kata Kunci

Mahasiswa, Particle Swarm Optimization (PSO), Prediksi keterlambatan pembayaran, Support Vector Machine (SVM)

ABSTRAK

Permasalahan keterlambatan pembayaran biaya kuliah menjadi tantangan bagi institusi pendidikan tinggi, karena berdampak pada stabilitas keuangan institusi dan kelangsungan studi mahasiswa. Untuk mengantisipasi tersebut, diperlukan model sistem prediksi yang mampu mengidentifikasi mahasiswa berisiko tinggi mengalami keterlambatan pembayaran. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi keterlambatan pembayaran menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) yang dioptimasi dengan Particle Swarm Optimization (PSO). Dataset yang digunakan berisi atribut akademik dan sosial mahasiswa. Model SVM dengan kernel dot diuji menggunakan 10-fold Cross Validation. Hasil menunjukkan bahwa optimasi SVM dengan PSO berhasil meningkatkan performa model, terutama pada metrik recall yang meningkat dari 36,10% menjadi 65,51%. Hal ini menunjukkan kemampuan model dalam mengenali lebih banyak kasus keterlambatan pembayaran. Selain itu, bobot atribut hasil optimasi mengindikasikan bahwa faktor sosial seperti pekerjaan dan status akademik sangat berpengaruh dalam prediksi. Temuan ini dapat dimanfaatkan oleh institusi pendidikan untuk melakukan intervensi dini dan meningkatkan efisiensi pengelolaan keuangan serta dukungan terhadap mahasiswa.

ABSTRACT

Keyword

Students, Particle Swarm Optimization (PSO), Payment Delay Prediction, Support Vector Machine (SVM)

The issue of delayed tuition payments poses a significant challenge for higher education institutions, as it affects both institutional financial stability and students' academic continuity. To address this concern, a predictive model capable of identifying students at high risk of payment delays is essential. This study aims to develop a delay prediction model using the Support Vector Machine (SVM) algorithm optimized by Particle Swarm Optimization (PSO). The dataset used includes academic and social attributes of students. An SVM model with a dot kernel was evaluated using 10-fold cross-validation. The results show that optimizing the SVM with PSO successfully improved model performance, particularly in recall, which increased from 36.10% to 65.51%. This indicates the model's enhanced ability to detect more instances of delayed payments. Furthermore, the optimized attribute weights suggest that social factors such as employment and academic status play a significant role in the prediction. These findings can be utilized by educational institutions to conduct early interventions, improve financial management efficiency, and enhance support for students.

Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).



1. Pendahuluan

Pembayaran biaya pendidikan merupakan salah satu aspek penting dalam kelancaran proses akademik mahasiswa[1]. Ketepatan waktu dalam pembayaran biaya kuliah tidak hanya mencerminkan kedisiplinan mahasiswa, tetapi juga berkaitan erat dengan keberlanjutan studi mereka[2]. Di berbagai institusi pendidikan tinggi, keterlambatan pembayaran sering menjadi indikator awal dari potensi permasalahan finansial yang dapat berujung pada cuti akademik atau bahkan putus studi[3]. Fenomena ini menjadi perhatian khusus karena berdampak pada stabilitas akademik mahasiswa dan manajemen administrasi kampus[4].

Dalam beberapa tahun terakhir, meningkatnya jumlah mahasiswa yang mengalami keterlambatan pembayaran menunjukkan adanya kebutuhan mendesak untuk sistem peringatan dini yang dapat memprediksi dan mengidentifikasi mahasiswa berisiko tinggi secara lebih akurat. Deteksi dini terhadap potensi keterlambatan pembayaran dapat membantu institusi dalam memberikan intervensi yang tepat waktu seperti pemberian peringatan, konsultasi keuangan, atau program bantuan biaya untuk mencegah mahasiswa mengambil cuti atau keluar dari perkuliahan[5].

Prediksi keterlambatan pembayaran mahasiswa dapat dilakukan dengan memanfaatkan teknik data mining, yaitu proses untuk mengekstraksi informasi berharga dari kumpulan data yang besar dan kompleks. Dalam konteks ini, data mining memungkinkan institusi pendidikan menganalisis histori pembayaran, performa akademik, dan faktor-faktor penunjang lainnya untuk membangun model prediksi yang akurat. Berbagai algoritma telah diterapkan sebelumnya, seperti Decision Tree [6], C4.5 [7], dan C5.0 [8], dengan hasil yang cukup baik dalam mengidentifikasi pola keterlambatan pembayaran dan potensi mahasiswa non-aktif.

Salah satu teknik klasifikasi yang juga banyak digunakan adalah Support Vector Machine (SVM), yang terbukti mampu menangani data berdimensi tinggi dan menghasilkan performa klasifikasi yang baik [9]. Pemilihan kernel SVM yang tepat dapat memberikan hasil klasifikasi yang optimal dalam konteks keterlambatan pembayaran biaya kuliah [10]. Namun, tantangan dalam penggunaan SVM terletak pada pemilihan parameter yang optimal seperti nilai C dan parameter kernel [11]. Untuk mengatasi hal ini, pendekatan hybrid dengan menggabungkan Particle Swarm Optimization (PSO) digunakan untuk mengoptimasi parameter SVM agar model prediksi lebih akurat dan andal [12]. PSO merupakan algoritma optimasi berbasis populasi yang meniru perilaku sosial organisme [13], seperti kawanan burung dalam pencarian solusi terbaik dalam ruang parameter [14].

Penerapan SVM yang dioptimasi dengan PSO dalam bidang pendidikan khususnya prediksi pembayaran biaya kuliah, masih relatif jarang dilakukan. Studi lain membuktikan bahwa integrasi SVM dan PSO mampu meningkatkan akurasi dalam prediksi kondisi keuangan perusahaan hingga mencapai 83.16% [15]. Sementara itu, juga mencatat bahwa model SVM-PSO dapat meningkatkan prediksi klaim asuransi kesehatan dengan akurasi sebesar 97.75% [16].

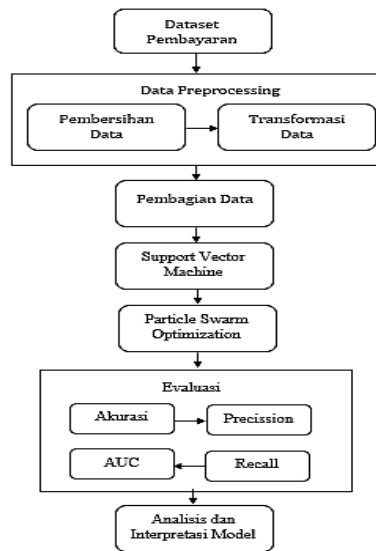
Berdasarkan gap tersebut, penelitian ini mengusulkan pembangunan model prediksi keterlambatan pembayaran mahasiswa menggunakan metode SVM yang dioptimasi dengan PSO. Kebaruan dari penelitian ini terletak pada penerapannya secara langsung dalam konteks pendidikan tinggi untuk mendeteksi risiko cuti akademik akibat keterlambatan pembayaran. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan alat bantu prediktif bagi institusi dalam mengambil kebijakan preventif yang lebih efektif. Dengan pendekatan ini, diharapkan institusi dapat mengurangi risiko akademik mahasiswa dan meningkatkan tingkat kelulusan secara keseluruhan.

Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem prediksi berbasis data mining di lingkungan pendidikan khususnya dalam

meningkatkan performa prediksi melalui pendekatan hybrid SVM-PSO, serta membuka peluang implementasi teknologi serupa dalam pengambilan keputusan strategis di sektor pendidikan lainnya[10].

2. Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen, bertujuan untuk membangun model prediksi keterlambatan pembayaran mahasiswa menggunakan algoritma SVM yang dioptimasi dengan metode PSO. Metode ini dipilih karena mampu menangani data berdimensi tinggi dan memberikan akurasi prediksi yang baik ketika dikombinasikan dengan optimasi parameter. Tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Dataset Pembayaran

Dataset yang digunakan merupakan data primer yang diperoleh dari sistem informasi akademik perguruan tinggi dengan dataset simulasi keterlambatan pembayaran mahasiswa yang mencakup informasi akademik serta informasi pekerjaan orang tua. Data terdiri dari atribut seperti pada Gambar 2.

no_by_klh	smt	jen_kel	jrs_slt	klh_smbt_krj	pkj_ayh	sts_aktif_cuti
1	8	1	1	1	18	0
1	8	1	1	1	18	0
1	6	0	0	1	18	0
1	6	1	0	1	18	0
1	6	0	0	1	18	0
1	6	0	0	1	18	0
1	6	1	0	1	18	0
0	4	1	0	1	18	1
0	4	0	0	1	18	1
1	6	0	0	1	18	0
1	6	1	0	1	18	0
1	6	0	0	1	18	0
1	6	0	0	1	18	0
1	6	1	0	1	18	0
1	6	0	0	1	18	0
1	6	0	0	1	18	0
1	6	1	0	1	18	0
1	4	1	0	1	18	0
1	2	1	0	1	16	0
1	2	0	0	1	16	0
1	2	0	0	0	16	0
1	2	0	0	0	16	0
1	2	0	0	1	18	0
1	2	0	0	0	16	0
1	2	0	0	0	16	0

Gambar 2. Dataset Pembayaran

Pada Gambar 2. terdapat no_by_klh (nomor biaya kuliah) menunjukkan status pembayaran biaya kuliah mahasiswa. Nilai 0 berarti mahasiswa belum membayar biaya kuliah, sedangkan nilai 1 berarti mahasiswa telah melunasi pembayaran biaya kuliah. Jen_kel (jenis kelamin) menyatakan jenis kelamin mahasiswa. Nilai 1 menunjukkan mahasiswa berjenis kelamin

laki-laki, sedangkan nilai 0 menunjukkan mahasiswa berjenis kelamin perempuan. *Jrs_slta* (Jurusan SLTA) mengindikasikan jurusan yang dipilih saat di SLTA (Sekolah Lanjutan Tingkat Atas). Nilai 1 menunjukkan jurusan yang relevan dengan program studi di perguruan tinggi, sedangkan 0 berarti jurusan lainnya. *Klh_smbkrj* (kuliah sambil kerja) menunjukkan apakah mahasiswa bekerja sambil kuliah. Nilai 1 berarti mahasiswa bekerja sambil kuliah, sedangkan nilai 2 berarti mahasiswa tidak bekerja sambil kuliah. *Pkj_ayah* (pekerjaan ayah) menunjukkan jenis pekerjaan ayah mahasiswa dengan berbagai jenis pekerjaan. *Sts_aktif_cuti* (status aktif/cuti) menunjukkan apakah mahasiswa aktif kuliah atau sedang cuti. Nilai 1 berarti mahasiswa sedang aktif mengikuti perkuliahan, sementara nilai 0 menunjukkan mahasiswa sedang dalam status cuti.

Data Preprocessing

Tahapan data preprocessing merupakan langkah krusial dalam penelitian ini untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam proses pemodelan berada dalam kondisi optimal. Proses ini mencakup beberapa sub-tahapan penting yang dilakukan secara sistematis agar data dapat digunakan secara efektif oleh algoritma SVM dan PSO. Tahapan ini bertujuan untuk membersihkan dan mempersiapkan data agar siap digunakan dalam proses pemodelan. Proses yang dilakukan mencakup pembersihan data dengan menghapus data duplikat atau tidak konsisten, atau mengandung *noise* yang dapat mengganggu proses pelatihan model, dan transformasi data dengan mengubah atribut kategorik menjadi numerik dengan contoh atribut jenis kelamin dengan record L diubah menjadi 1 dan P diubah menjadi 2.

Pembagian Data

Untuk mengevaluasi kinerja model secara objektif, data dibagi menggunakan metode 10-fold Cross Validation. Teknik ini membagi data menjadi 10 bagian, di mana 9 bagian digunakan untuk pelatihan dan 1 bagian untuk pengujian, secara bergiliran. Seluruh proses pembagian data dan validasi ini dilakukan menggunakan perangkat lunak RapidMiner, khususnya dengan memanfaatkan modul Validation yang tersedia. Modul ini secara otomatis mengatur proses cross validation, mulai dari pembagian data, pelatihan model, hingga evaluasi kinerja. Dengan menggunakan RapidMiner, proses validasi menjadi lebih terstruktur dan efisien, serta meminimalkan potensi kesalahan manual dalam pembagian data.

Support Vector Machine

Pada tahap ini, algoritma Support Vector Machine (SVM) digunakan sebagai algoritma dasar dalam melakukan proses klasifikasi terhadap status keterlambatan pembayaran mahasiswa. SVM merupakan salah satu algoritma pembelajaran mesin yang banyak digunakan untuk tugas klasifikasi karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi dan memberikan hasil klasifikasi yang akurat.

Particle Swarm Optimization

Untuk meningkatkan kinerja SVM, dilakukan proses optimasi parameter menggunakan PSO. Algoritma ini bekerja dengan cara menyebarkan sejumlah "partikel" yang bergerak dalam ruang pencarian solusi, di mana setiap partikel mewakili kandidat solusi dari parameter yang akan dioptimasi. Dalam konteks penelitian ini, partikel-partikel merepresentasikan kombinasi nilai parameter kernel pada algoritma SVM. Setiap partikel mengevaluasi dirinya berdasarkan fungsi fitness, yaitu tingkat akurasi klasifikasi yang dicapai oleh model SVM ketika menggunakan parameter, sehingga mendekati solusi parameter yang memberikan hasil klasifikasi terbaik.

Evaluasi

Analisis perbandingan dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model SVM yang telah dioptimalkan dengan PSO. Proses ini melibatkan perbandingan metrik kinerja seperti akurasi, *presisi*, *recall*, dan *area under the curve* (AUC). Evaluasi dilakukan dengan membandingkan

performa SVM tanpa optimasi dan SVM dengan PSO.

Analisis dan Interpretasi Model

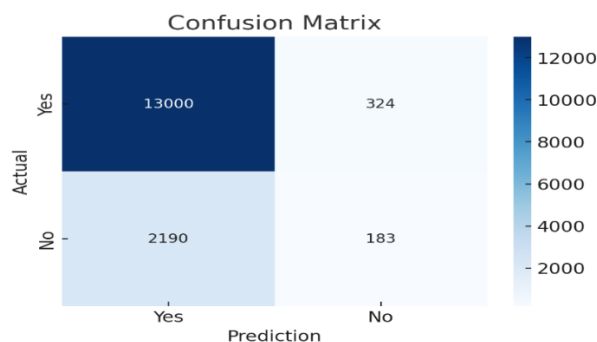
Tahap akhir dari penelitian ini adalah analisis hasil evaluasi model untuk menilai seberapa efektif pendekatan SVM-PSO dalam memprediksi keterlambatan pembayaran. Hasil ini akan diinterpretasikan untuk memberikan wawasan kepada pihak kampus dalam upaya mitigasi risiko akademik seperti cuti atau Keluar mahasiswa akibat masalah pembayaran

3. Hasil dan Analisis

Support Vector Machine

Pada tahap ini, algoritma SVM digunakan untuk mengklasifikasikan status keterlambatan pembayaran mahasiswa, dengan memisahkan dua kelas target: tepat waktu dan terlambat. Kernel linear (dot) dipilih karena sesuai untuk data yang dapat dipisahkan secara linier dan mudah diinterpretasikan. Pengujian dilakukan dengan 10-fold Cross Validation di RapidMiner menggunakan parameter default, agar hasil lebih objektif dan representatif.

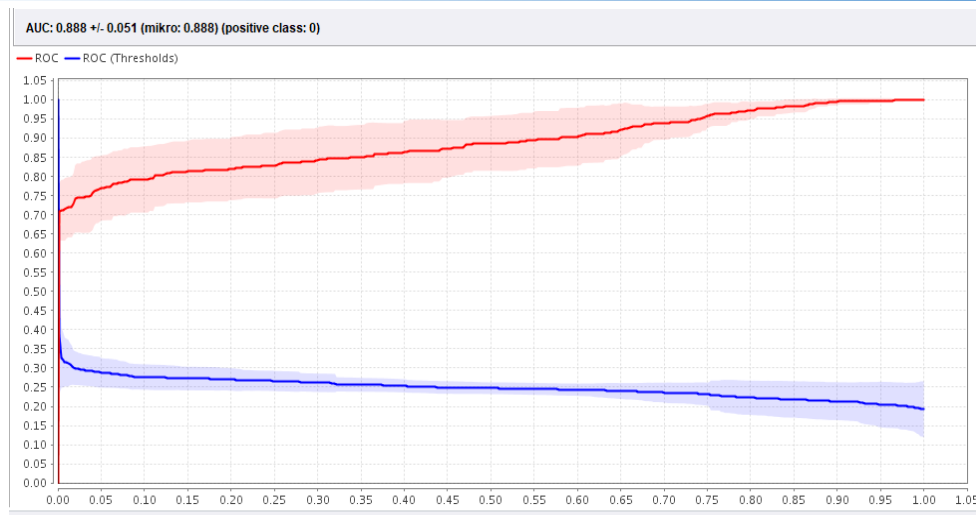
Evaluasi model menggunakan confusion matrix untuk membandingkan label aktual dan hasil prediksi. Matrix ini menjadi dasar dalam menghitung metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, sekaligus memberikan gambaran menyeluruh terhadap performa model.



Gambar 3. Confusion Matrix SVM

Berdasarkan confusion matrix Gambar 3, dapat dilihat bahwa model berhasil mengklasifikasikan mayoritas data dengan benar. Nilai True Positive (TP) sebesar 13.000 menunjukkan prediksi yang benar untuk mahasiswa yang lunas pembayaran, sementara True Negative (TN) sebesar 183 menunjukkan prediksi yang benar untuk mahasiswa yang belum membayar atau keterlambatan dalam membayar. Sebaliknya terdapat 2.190 data False Positive (FP) dan 324 False Negative (FN), yang menunjukkan adanya kesalahan dalam klasifikasi. Nilai-nilai ini dapat digunakan untuk menghitung metrik evaluasi.

Selain confusion matrix, kinerja model SVM dalam penelitian ini juga dievaluasi menggunakan kurva Receiver Operating Characteristic (ROC) dan nilai AUC. ROC curve digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam membedakan antara dua kelas, yaitu lunas pembayaran dan belum membayar, pada berbagai nilai ambang batas (threshold). Semakin dekat kurva ROC ke pojok kiri atas grafik, semakin baik performa model dalam memisahkan kelas positif dan negatif.



Gambar 4. Kurva ROC SVM

Berdasarkan grafik ROC Gambar 4, terlihat bahwa nilai AUC yang diperoleh adalah 0.888 ± 0.051 , yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik. Nilai AUC yang mendekati 1 mengindikasikan bahwa model mampu membedakan kelas dengan akurasi tinggi. Selain itu area merah pada grafik ROC menggambarkan rentang deviasi atau ketidakpastian model, yang tetap dalam batas yang dapat diterima.

Hasil awal dapat menunjukkan bahwa penggunaan model SVM dengan kernel linear dalam klasifikasi status keterlambatan pembayaran mahasiswa dapat memberikan performa yang baik dari sisi confusion matrix maupun AUC, serta menunjukkan potensi yang kuat untuk diimplementasikan lebih lanjut dalam sistem prediksi berbasis machine learning di lingkungan akademik.

Particle Swarm Optimization

Untuk meningkatkan kinerja model SVM, dilakukan proses optimasi parameter menggunakan PSO. Proses ini dilakukan di RapidMiner dengan modul PSO, yang secara otomatis mengatur iterasi dan ukuran populasi partikel. Dalam penelitian ini, algoritma PSO digunakan untuk menentukan bobot atribut yang paling berpengaruh terhadap keterlambatan pembayaran mahasiswa untuk mengukur kontribusi masing-masing atribut terhadap target klasifikasi.

Berikut adalah hasil pembobotan atribut yang dihasilkan dari proses optimasi menggunakan PSO.

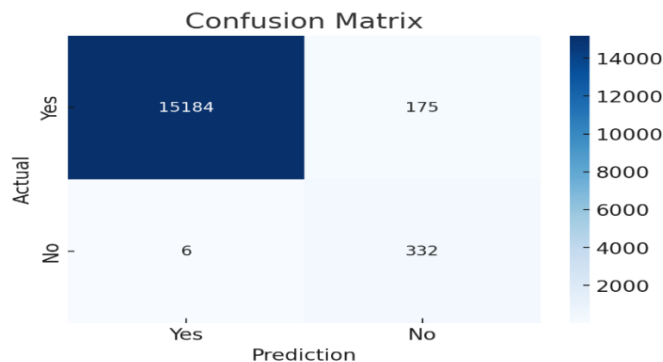
Tabel 1. Bobot Atribut Pembayaran Model PSO

Attribute	Weight
smt	0.043385057308361764
jen_kel	0.9460979202412695
jrs_slta	0.932648878573413
klh_smbk_krj	1.0
pkj_ayh	0.11694672960388561
sts_aktif_cuti	0.9984193367124586

Berdasarkan Tabel 1, atribut *klh_smbk_krj* (kuliah sambil kerja) dan *sts_aktif_cuti* (status aktif atau cuti) menunjukkan bobot tertinggi, masing-masing 1.0 dan 0.9984. Ini menandakan bahwa kedua atribut tersebut sangat berpengaruh dalam memprediksi keterlambatan pembayaran mahasiswa. Sebaliknya, atribut seperti *smt* (semester) memiliki bobot yang rendah, sehingga kontribusinya dalam prediksi relatif kecil. Temuan ini dapat menjadi acuan dalam

seleksi fitur, di mana atribut dengan bobot tinggi diprioritaskan dalam pengembangan model prediksi atau sistem pendukung keputusan terkait manajemen keuangan mahasiswa. Penggunaan fitur-fitur utama ini berpotensi meningkatkan akurasi dan efisiensi model.

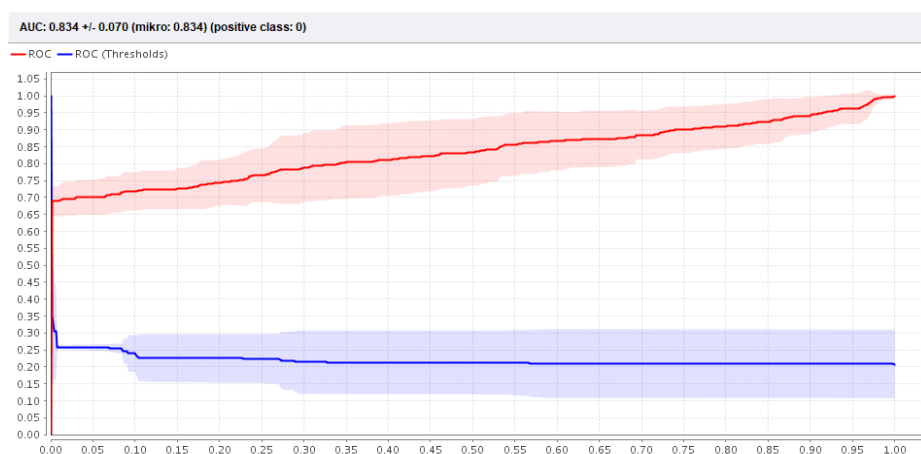
Setelah model SVM dioptimasi menggunakan algoritma PSO, evaluasi performa dilakukan menggunakan confusion matrix, yang memberikan gambaran jumlah prediksi benar dan salah terhadap data uji, serta menjadi dasar penghitungan metrik evaluasi lainnya.



Gambar 5. Confusion Matrix SVM+PSO

Berdasarkan confusion matrix Gambar 5 di atas, model mampu mengklasifikasikan data dengan sangat baik khususnya dalam mendeteksi mahasiswa dengan pembayaran lunas dengan jumlah true positive sebanyak 15.184 dan true negative sebanyak 332. Jumlah kesalahan klasifikasi relatif kecil, yaitu false positive sebanyak 6 dan false negative sebanyak 175. Hal ini menunjukkan bahwa model SVM yang telah dioptimasi menggunakan PSO memiliki performa yang tinggi dalam memprediksi keterlambatan pembayaran atau belum membayar mahasiswa tersebut.

Selain menggunakan confusion matrix, evaluasi performa model SVM hasil optimasi PSO juga dilakukan menggunakan kurva ROC. Kurva ini menggambarkan antara TP dan FP pada berbagai nilai ambang batas (threshold). Nilai AUC yang dihasilkan menjadi indikator penting untuk menilai sejauh mana model mampu membedakan antara kelas keterlambatan atau belum membayar dan tidak keterlambatan pembayaran atau lunas pembayaran.



Gambar 6. Kurva ROC SVM+PSO

Gambar 6 di atas menunjukkan kurva ROC dari model SVM yang telah dioptimasi menggunakan PSO. Berdasarkan grafik tersebut, nilai AUC yang diperoleh sebesar 0.834 ± 0.070 ,

menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik dalam membedakan antara mahasiswa yang terlambat atau belum membayar dan tidak terlambat atau lunas dalam pembayaran.

Semakin besar nilai AUC mendekati 1.0, maka semakin baik kinerja model dalam melakukan klasifikasi. Dengan nilai AUC lebih dari 0.8, model ini tergolong cukup andal dan akurat dalam konteks prediksi keterlambatan pembayaran mahasiswa. Kurva ROC yang mendekati sudut kiri atas grafik juga memperkuat kesimpulan bahwa model mampu melakukan pemisahan kelas secara efektif.

Evaluasi

Evaluasi performa dilakukan untuk mengetahui seberapa efektif model dalam mengklasifikasikan status keterlambatan pembayaran mahasiswa, baik sebelum maupun sesudah proses optimasi menggunakan PSO. Evaluasi ini dilakukan dengan membandingkan empat metrik utama.

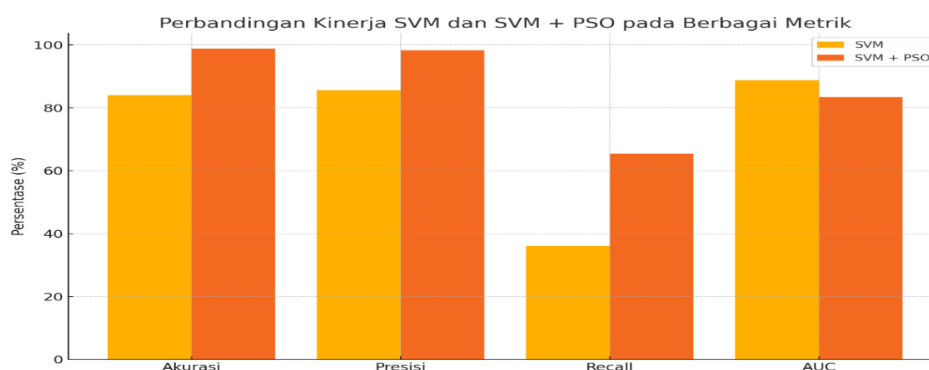
Tabel 2 berikut menyajikan perbandingan performa antara model SVM tanpa optimasi dan SVM yang telah dioptimasi dengan PSO.

Tabel 2. Perbandingan Hasil Evaluasi Model SVM dan SVM + PSO

Algoritma	SVM	SVM + PSO
Accuracy	84.00%	98,85%
Precision	85.60%	98,32%
Recall	36.10%	65.51%
AUC	0.888	0.834%

Berdasarkan Tabel 2 di atas, terlihat bahwa model SVM yang telah dioptimasi menggunakan PSO mengalami peningkatan signifikan pada hampir semua metrik, terutama akurasi dan presisi. Meskipun nilai AUC sedikit menurun, model hasil optimasi menunjukkan peningkatan yang besar pada recall, yang sangat penting dalam konteks pendeteksian kasus mahasiswa yang benar-benar mengalami keterlambatan pembayaran atau belum membayar. Peningkatan ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya lebih akurat secara keseluruhan, tetapi juga lebih sensitif dalam mendeteksi kategori keterlambatan yang menjadi fokus utama penelitian.

Gambar 7 berikut memberikan visualisasi yang memperkuat hasil evaluasi tersebut, dengan perbandingan grafik antara performa model SVM dan SVM + PSO pada masing-masing metrik.



Gambar 7. Perbandingan Kinerja SVM dan SVM+PSO

Dengan demikian, proses optimasi menggunakan PSO terbukti mampu meningkatkan kinerja model SVM, dan hasil evaluasi ini memperkuat potensi implementasi sistem prediksi keterlambatan pembayaran di lingkungan akademik secara nyata.

Analisis dan Interpretasi Model

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model SVM yang dioptimasi dengan PSO mampu meningkatkan akurasi dan sensitivitas dalam mendeteksi keterlambatan pembayaran. Recall meningkat signifikan dari 36.10% menjadi 65.51%, menandakan lebih banyak kasus keterlambatan berhasil diidentifikasi. Meski terjadi sedikit penurunan AUC, performa keseluruhan tetap membaik. Proses optimasi juga mengungkap atribut penting seperti status aktif/cuti dan kuliah sambil kerja, yang terbukti berpengaruh terhadap keterlambatan. Temuan ini dapat dimanfaatkan institusi untuk menyusun intervensi lebih tepat sasaran.

Secara praktis, model ini menunjukkan bahwa dengan data sederhana, institusi dapat mengembangkan sistem prediksi otomatis guna mendeteksi risiko sejak dini. Hal ini tidak hanya membantu mahasiswa, tetapi juga mendukung efisiensi pengelolaan keuangan kampus. Integrasi SVM dan PSO terbukti efektif secara teknis sekaligus relevan untuk pengambilan keputusan strategis.

4. Simpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan model prediksi keterlambatan pembayaran mahasiswa menggunakan SVM yang dioptimasi dengan PSO. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model SVM-PSO mampu memberikan peningkatan performa signifikan dibandingkan dengan SVM standar, terutama dari segi recall dan akurasi secara keseluruhan. Hal ini membuktikan bahwa integrasi metode optimasi seperti PSO dapat secara efektif meningkatkan kemampuan model dalam menangani data yang kompleks dan imbalanced, seperti kasus keterlambatan pembayaran. Selain aspek performa, penelitian ini juga memberikan kontribusi dalam hal interpretabilitas model. Atribut-atribut seperti kuliah sambil kerja, status aktif atau cuti, dan riwayat pembayaran sebelumnya terbukti memiliki pengaruh besar terhadap keterlambatan pembayaran. Temuan ini memberikan wawasan penting bagi institusi pendidikan untuk menyusun strategi mitigasi risiko yang lebih proaktif dan berbasis data.

Secara keseluruhan, pendekatan prediktif yang dibangun dalam penelitian ini memiliki potensi untuk diimplementasikan sebagai bagian dari sistem informasi akademik guna mendukung pengambilan keputusan, pemberian intervensi dini, serta meningkatkan efisiensi pengelolaan keuangan institusi. Ke depan, penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan memperluas variabel yang digunakan, menerapkan teknik balancing data seperti SMOTE untuk menangani class imbalance, serta mengeksplorasi algoritma lain seperti XGBoost atau deep learning untuk mendapatkan hasil yang lebih optimal.

Pengakuan dan Penghargaan

Penelitian ini didukung oleh Fakultas Teknik & Informatika Universitas Bina Sarana Informatika. Dan ucapan terima kasih kepada teman-teman dosen dari Universitas Bina Sarana Informatika yang telah mendukung baik materiil maupun doa.

Referensi

- [1] Ridwansyah, M. Iqbal, H. Destiana, Sugiono, and A. Hamid, "Data Mining Berbasis Machine Learning Untuk Analitik Prediktif Dalam Kelulusan," *semanTIK*, vol. 10, no. 2, pp. 1–10, 2024, doi: <https://doi.org/10.55679/semanTIK.v10i2.67>.
- [2] A. H. Kahfi, T. Prihatin, Yudhistira, A. Sudradjat, and G. Wijaya, "The Right Steps Towards Graduation: Nb-Pso Smart Combination For Student Graduation Prediction," *J. Tek.*

- Inform., vol. 5, no. 2, pp. 607–614, 2024, doi: <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.2.1889>.
- [3] Sumarna, I. Nawawi, Suhardjono, Hari Sugiarto, and D. Yuliandari, “Meningkatkan Akurasi Prediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Metode Algoritma Genetika,” *J. Inform. Manaj. dan Komput.*, vol. 16, no. 2, 2024, doi: <http://dx.doi.org/10.36723/juri.v16i2.706>.
- [4] W. Li, “Design of Financial Crisis Early Warning Model Based on PSO-SVM Algorithm,” *Math. Probl. Eng.*, pp. 1–8, 2022, doi: <https://doi.org/10.1155/2022/3241802>.
- [5] S. Anam, M. R. A. Putra, Z. Fitriah, I. Yanti, N. Hidayat, and D. M. Mahanani, “Health Claim Insurance Prediction Using Support Vector Machine With Particle Swarm Optimization,” *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 17, no. 2, pp. 0797–0806, 2023, doi: [10.30598/barekengvol17iss2pp0797-0806](https://doi.org/10.30598/barekengvol17iss2pp0797-0806).
- [6] N. W. D. Ayuni, N. N. Lasmini, and K. C. Dewi, “Predicting financial distress of property and real estate companies using optimized support vector machine-particle swarm optimization (SVM-PSO),” *Bull. Soc. Informatics Theory Appl.*, vol. 8, no. 1, pp. 97–106, 2024.
- [7] W. Widayani and H. Harliana, “Analisis Support Vector Machine Untuk Pemberian Rekomendasi Penundaan Biaya Kuliah Mahasiswa,” *J. Sains dan Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 20–27, 2021, doi: [10.34128/jsi.v7i1.268](https://doi.org/10.34128/jsi.v7i1.268).
- [8] N. Y. L. Gaol, “Prediksi Mahasiswa Berpotensi Non Aktif Menggunakan Data Mining dalam Decision Tree dan Algoritma C4.5,” *J. Inf. Teknol.*, vol. 2, pp. 23–29, 2020, doi: [10.37034/jidt.v2i1.22](https://doi.org/10.37034/jidt.v2i1.22).
- [9] H. Nurdin, I. Carolina, R. L. Andharsaputri, A. Wuryanto, and Ridwansyah, “Forward Selection as a Feature Selection Method in the SVM Kernel for Student Graduation Data,” *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 8, no. October, pp. 2531–2537, 2024, doi: [10.33395/sinkron.v8i4.14172](https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i4.14172).
- [10] M. J. Budiman and Fanny Jouke Doringin, “Penerapan Algoritma C5.0 Dalam Memprediksi Keterlambatan Pembayaran Biaya Kuliah Di Unkriswina Sumba,” *J. Ilmu Komput. Revolusioner*, vol. 8, no. 6, 2024.
- [11] J. J. Purnama, H. M. Nawawi, S. Rosyida, Ridwansyah, and Risandar, “Klasifikasi Mahasiswa Her Berbasis Algoritma Svm Dan Decision Tree,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 6, pp. 1253–1260, 2020, doi: [10.25126/jtiik.202073080](https://doi.org/10.25126/jtiik.202073080).
- [12] A. Hamid and Ridwansyah, “Optimizing Heart Failure Detection : A Comparison between Naive Bayes and Particle Swarm Optimization,” *Paradigma*, vol. 26, no. 1, pp. 30–36, 2024, doi: <https://doi.org/10.31294/p.v26i1.3284>.
- [13] B. Gunawan Sudarsono and A. Ulan Bani, “Prediksi Mahasiswa Berpotensi Berhenti Kuliah Secara Sepihak Menggunakan Data Mining Algoritma C4.5,” *J. Sains Komput. Inform.*, vol. 4, no. 2, pp. 359–367, 2020, [Online]. Available: <https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jsakti/article/view/227>.
- [14] D. F. D. Putra, Y. Suhandi, and M. Susanti, “Sistem Informasi Prediksi Mahasiswa Putus Kuliah Menggunakan Metode Data Mining Dengan Algoritma Chaid,” *J. Ilm. FIFO*, vol. 13, no. 2, p. 133, 2021, doi: [10.22441/fifo.2021.v13i2.003](https://doi.org/10.22441/fifo.2021.v13i2.003).

- [15] T. Azhima, Y. Siswa, and W. J. Pranoto, "Implementasi Seleksi Fitur Information Gain Ratio Pada Algoritma Random Forest Untuk Model Data Klasifikasi Pembayaran Kuliah," *Din. Inform.*, vol. 15, no. 1, pp. 41–49, 2023.
- [16] T. Triase and S. Samsudin, "Implementasi Data Mining dalam Mengklasifikasikan UKT (Uang Kuliah Tunggal) pada UIN Sumatera Utara Medan," *J. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 370–376, 2020, doi: 10.36294/jurti.v4i2.1711.
- [17] Yennimar, W. Leonardi, H. Weide, D. Cantona, and Gani Mores Hutagalung, "Comparison of data mining algorithms (random forest, C4.5, catboost) based on adaptive boosting in predicting diabetes mellitus," *J. Tek. Inform. C.I.T Medicom*, vol. 16, no. 3, pp. 01–12, 2024, [Online]. Available: www.medikom.iocspublisher.orgjournalhomepage:www.medikom.iocspublisher.org.
- [18] R. Ridwansyah, G. Wijaya, and J. J. Purnama, "Hybrid Optimization Method Based on Genetic Algorithm for Graduates Students," *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. 16, no. 1, pp. 53–58, 2020, doi: 10.33480/pilar.v16i1.1180.