

Model Prediksi Risiko Kredit Menggunakan *Support Vector Machine* dengan Optimasi Parameter pada Bank

Aris Martono^{*1}, Padeli², Muhamad Iip Suhaepi³, Sugeng Santoso⁴, Endang Sunandar⁵
^{1,3,4}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Raharja
²Program Studi Pendidikan Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi,
Universitas Raharja
⁵Program Studi Sistem Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Raharja
Email: ^{*1}aris.martono@raharja.info, ²padeli@raharja.info, ³iip@raharja.info,
⁴sugeng.santoso@raharja.info, ⁵endang.sunandar@raharja.info

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menentukan model *Support Vector Machine*(SVM) dengan Optimasi Parameter dalam prediksi layak pinjam untuk menghindari resiko kredit macet pada Bank. Setiap bank berusaha memasarkan produk pinjaman keuangan dengan persyaratan sangat ketat. Salah satu persyaratannya adalah laporan keuangan perusahaan harus sehat apabila meminjam keuangan di bank untuk mengembangkan usaha perusahaan tersebut. Dalam proses analisis kredit terdapat 19 faktor keuangan yang harus diukur dari puluhan bahkan ratusan perusahaan yang mengusulkan pinjaman keuangan sehingga menyulitkan para analis kredit untuk mengambil keputusan apakah perusahaan-perusahaan tersebut layak pinjam atau tidak. Oleh karena itu penelitian ini dilakukan dengan membandingkan kedua model yaitu SVM dengan optimasi parameter dan SVM dengan optimasi parameter dan *Particle Swarm Optimization*(PSO) untuk dipilih model yang terbaik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kriteria *Area Under Curve*(AUC) dengan validasi number of folds(nof)=10 dan nof = 5 yaitu 98,80% dan 98,80% artinya baik dan stabil pada model SVM dengan optimasi parameter. Sementara model SVM dengan optimasi parameter dan PSO yaitu lebih baik AUCnya untuk validasi nof=5 (99%) tapi untuk AUC dengan validasi nof=10 (98,30%) yaitu kurang baik.

Kata kunci--Support Vector Machine, Particle Swarm Optimization, Area Under Curve, number of folds

Abstract

This research aims to determine the Support Vector Machine (SVM) model with Parameter Optimization in predicting loan worthiness to avoid the risk of bad credit at the Bank. Every bank tries to market financial loan products with very strict requirements. One of the requirements is that the company's financial reports must be healthy if it borrows money from a bank to develop the company's business. In the credit analysis process, there are 19 financial factors that must be measured from dozens or even hundreds of companies proposing financial loans, making it difficult for credit analysts to make decisions about whether these companies are worthy of borrowing or not. Therefore, this research was carried out by comparing the two models, namely SVM with parameter optimization and SVM with parameter optimization and Particle Swarm Optimization (PSO) to select the best model. The research results show that the Area Under Curve (AUC) criteria with validation number of folds (nof) = 10 and nof = 5 are 98.80% and 98.80%, meaning good and stable in the SVM model with parameter optimization. Meanwhile, the SVM model with parameter optimization and PSO has better AUC for validation nof=5 (99%) but for AUC with validation nof=10 (98.30%) it is less good.

Keywords-- Support Vector Machine, Particle Swarm Optimization, Area Under Curve, number of folds

1. PENDAHULUAN

Setiap perusahaan yang memenangkan suatu proyek dengan skala besar berharap selama pelaksanaan proyek mendapatkan bantuan pinjaman kredit[2] dari suatu bank. Pinjaman kredit merupakan produk perbankan yang diberikan ke suatu perusahaan dengan persyaratan perolehan sangat ketat. Biasanya suatu bank akan memberikan pinjaman kredit[3] pada suatu perusahaan dengan prinsip menerapkan 6C dan 6A. Prinsip 6C yang harus dipenuhi terhadap perusahaan / debitur yaitu: Kejujuran, integritas, dan kewajiban melunasi pinjaman kredit[5] sebagai karakter debitur (*Character*), Kepemilikan modal sendiri untuk melunasi pinjaman kredit(*Capital*).[7] Jaminan yang diserahkan debitur ke bank (*Collateral*) berupa aset perusahaan (tanah dan surat-surat berharga lain). Kondisi POLEKSOSBUD terhadap kelancaran usaha yang dilakukan debitur (*Condition*). Hambatan-hambatan yang terjadi terhadap kelancaran usaha debitur(*Constraint*).

Sedangkan prinsip 6A yang dipenuhi debitur adalah aspek hukum terkait dengan apakah debitur tersangkut hukum (pidana atau perdata) selama menjalankan usahanya. Aspek pasar / pemasaran yang menguntungkan usaha debitur sehingga debitur mampu membayar kewajiban pinjaman. Aspek teknis menyangkut sumber daya manusia sebagai tenaga ahli yang kompeten dalam menyelesaikan tugas proyek(debitur). Aspek keuangan dimana laporan keuangan perusahaan selaku debitur merupakan laporan keuangan perusahaan yang sehat secara finansial. Dan terakhir debitur dinilai dari aspek sosial ekonomi apakah perusahaan ini selama melaksanakan usahanya berdampak positif terhadap masyarakat sekitarnya terkait dengan sosial ekonomi.

Sebuah bank akan melakukan analisis kredit secara ketat terhadap nasabah baik kelas besar sampai kelas kecil terkait dalam pemberian kredit.[4] Nasabah yang berhak mendapatkan kredit untuk pengembangan usahanya tentu saja berupaya membuat laporan keuangan harus sehat baik secara normatif maupun faktanya. Oleh karena itu para nasabah mengusulkan kredit dengan bantuan para konsultan keuangan profesional untuk menyusunnya agar proposalnya dapat persetujuan mendapatkan kredit dari bank. Pada umumnya para nasabah yang mengusulkan kredit ini berjumlah puluhan bahkan ratusan sehingga membuat para analis kredit dari bank ini kesulitan dalam memutuskan persetujuan kredit karena hal ini menyangkut apakah resiko kredit ini akan macet dalam pembayaran jangka panjang nanti.[8][9][10]

Penelitian ini lebih difokuskan pada aspek keuangan yaitu laporan keuangan setiap debitur yang mengusulkan pinjaman kredit dari bank apakah memenuhi syarat salah satu prinsip 6 Aspek. Komponen penilaian laporan keuangan ini sangat rumit untuk dievaluasi karena menyangkut kesehatan financial perusahaan debitur dalam bentuk matriks yang terdiri dari 424 record perusahaan dimana 390 perusahaan data histori yang mayoritas menerima pinjaman kredit dan sebagian ditolak. Sedangkan 34 perusahaan merupakan usulan baru yang diproses dengan model sistem yang terbaik. Sehingga dibuat suatu Model Prediksi Risiko Kredit dengan Optimasi Parameter dan Support Vector Machine (SVM) berdasarkan data histori nasabah bank yang memperoleh pinjaman kredit dan sebaliknya pada periode tertentu.[11][12][13]

2. METODE PENELITIAN

Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu algoritma pembelajaran mesin yang sangat populer, terutama dalam tugas klasifikasi dan regresi. Pada intinya, SVM bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang memisahkan dua kelas dalam ruang fitur. [14]

Konsep Dasar SVM

1. Hyperplane: Dalam konteks SVM, sebuah hyperplane adalah garis (dalam 2D), bidang (dalam 3D), atau lebih umum, sebuah subruang dalam ruang dimensi yang lebih tinggi yang digunakan untuk

memisahkan data menjadi dua kelas berbeda. *Hyperplane* yang memisahkan data dengan margin terbesar adalah *hyperplane* optimal.

2. Margin: Margin adalah jarak antara hyper plane dan titik data terdekat dari kedua kelas. SVM bertujuan untuk memaksimalkan margin ini untuk meningkatkan generalisasi model.
3. *Support Vectors*: *Support* vectors adalah titik data yang terletak paling dekat dengan *hyperplane*. Mereka sangat penting karena posisi mereka menentukan posisi *hyperplane* optimal.

Rumus Matematika SVM

Terdapat dataset training $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$. Dimana $x_i \in \mathbb{R}^d$ yaitu vector fitur dan $y_i \in \{-1, 1\}$ adalah label klas. SVM akan mencari hyperplane dalam bentuk: $w \cdot x - b = 0$ dimana w ialah vector bobot dan b merupakan bias.

Optimasi Margin

Margin dioptimalkan dengan meminimalkan $\|w\|$ dengan memastikan semua titik data, membentuk klas dengan benar, yaitu:

$$y_i(w \cdot x_i - b) \geq 1, \forall_i$$

Dengan demikian hal ini dapat dirumuskan sebagai masalah optimasi seperti-berikut:

$$\text{Min}_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \text{ dengan syarat: } y_i(w \cdot x_i - b) \geq 1, \forall_i$$

SVM adalah algoritma yang kuat untuk klasifikasi dengan margin yang besar. Dengan mengoptimalkan margin antara dua kelas dan menggunakan kernel untuk menangani data yang tidak dapat dipisahkan secara linear, SVM mampu melakukan klasifikasi dengan kinerja yang baik pada berbagai jenis dataset.

Particle Swarm Optimization (PSO)

Particle Swarm Optimization (PSO) adalah algoritma optimasi yang terinspirasi oleh perilaku swarming (bergerak bersama) dari sekumpulan partikel, seperti burung atau ikan. Dalam konteks *Support Vector Machine* (SVM), PSO dapat digunakan untuk mengoptimalkan parameter dalam model SVM, seperti parameter kernel dan bobot model. Berikut adalah penjelasan lebih mendalam tentang bagaimana PSO diterapkan pada SVM.[14][15]

Konsep Dasar Particle Swarm Optimization

1. Partikel dimana setiap solusi dalam PSO disebut partikel. Setiap partikel memiliki posisi dan kecepatan dalam ruang parameter yang sedang dioptimalkan.
2. Posisi dan Kecepatan dimana posisi partikel mewakili solusi potensial, sedangkan kecepatannya menentukan arah dan besarnya perubahan posisi partikel.
3. Inersia, Keterarahan, dan Ketertarikan
Inersia untuk memastikan partikel terus bergerak dalam arah saat ini.
Keterarahan untuk mengarahkan partikel menuju posisi terbaik yang pernah dicapai oleh partikel itu sendiri.
Ketertarikan untuk mengarahkan partikel menuju posisi terbaik yang pernah dicapai oleh seluruh swarm.
4. Update Posisi dan Kecepatan dimana kecepatan partikel dapat diperbarui dengan rumus di bawah ini:

$$v_i^{t+1} = w \cdot v_i^t + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_i - x_i^t) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g - x_i^t)$$

Dimana:

v_i^t ialah kecepatan partikel i pada iterasi t

x_i^t ialah posisi partikel i pada iterasi t

w yaitu koefisien inersia

c_1 dan c_2 ialah koefisien keterarahan dan ketertarikan

r_1 dan r_2 ialah bilangan acak antara 0 dan 1

p_i adalah posisi terbaik yang pernah dicapai oleh partikel i
 g ialah posisi terbaik yang pernah dicapai oleh seluruh swarm
Oleh karena itu partikel ini diperbarui dengan rumus di bawah ini:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}$$

Menggabungkan PSO dengan SVM

1. Tujuan Optimasi
Dalam konteks SVM, tujuan utama PSO adalah mengoptimalkan parameter SVM, seperti: a) Parameter kernel (misalnya, γ untuk kernel RBF, dan CCC untuk regularisation). b) Bobot model atau parameter lain yang terkait dengan kernel.
2. Mekanisme Integrasi meliputi: a) Pencarian Ruang Parameter: Setiap partikel dalam swarm mewakili kombinasi parameter SVM yang berbeda. b) Evaluasi Kinerja: Setiap partikel dievaluasi berdasarkan kinerja model SVM yang dibangunnya, umumnya dengan menggunakan fungsi kerugian (misalnya, akurasi, atau *error rate*). c) Pembaruan Posisi dan Kecepatan: Posisi dan kecepatan partikel diperbarui berdasarkan posisi terbaik yang pernah dicapai oleh partikel itu sendiri dan posisi terbaik yang pernah dicapai oleh swarm secara keseluruhan.
3. Implementasi langkah-langkah sebagai-berikut: a) Inisialisasi yaitu memulai dengan posisi dan kecepatan partikel yang acak. b) Evaluasi yaitu menghitung kinerja SVM pada parameter yang diwakili oleh setiap partikel. c) Pembaruan yaitu mengupdate posisi dan kecepatan partikel menggunakan rumus PSO. d) Iterasi yaitu mengulangi proses evaluasi dan pembaruan hingga kriteria berhenti terpenuhi (misalnya, jumlah iterasi maksimum atau konvergensi kinerja).

Dengan menggabungkan PSO dengan SVM, diperoleh model yang lebih baik dengan parameter yang disesuaikan secara optimal, meningkatkan akurasi dan efisiensi model prediksi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Secara keseluruhan, evaluasi kinerja model SVM menghasilkan hasil yang menjanjikan dalam hal akurasi, presisi, pengingat, dan skor F1. Interpretasi hasil ini dibandingkan dengan studi sebelumnya menyoroti potensi SVM dalam prediksi risiko kredit. Namun, penting untuk mengakui keterbatasan studi dan memberikan saran untuk penelitian di masa depan untuk meningkatkan model ini. Implikasi praktis dari menggunakan SVM untuk memprediksi risiko kredit adalah signifikan bagi lembaga keuangan, karena dapat membantu meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam menilai risiko kredit. Sebagai kesimpulan, menerapkan SVM dalam proses penilaian risiko kredit disarankan bagi lembaga keuangan yang ingin meningkatkan strategi manajemen risiko mereka, karena memiliki potensi untuk memberikan wawasan berharga dan meningkatkan proses pengambilan keputusan.

Dataset

Suatu bank untuk memberikan kredit usaha terhadap perusahaan sebagai nasabah diukur dengan salah satu aspek keuangan melalui laporan keuangan perusahaan. Faktor-faktor yang diukur tentang sehatnya keuangan perusahaan mencakup:

1. Pembiayaan Modal Kerja Jangka Panjang
2. Kebutuhan Modal Kerja
3. Rasio Cakupan Arus Kas Hutang
4. Kewajiban terhadap Ekuitas
5. Rasio Utang Bersih terhadap Ekuitas
6. Rasio Hutang terhadap Modal
7. Hutang Jangka Panjang terhadap Aset Berwujud
8. Hutang Jangka Panjang terhadap Aset Tak Berwujud
9. Rasio Cakupan Bunga
10. Marjin Laba Bersih
11. Marjin laba kotor
12. Pengembalian Modal yang Diinvestasikan

13. Pengembalian ekuitas
14. Rasio Aset Tetap terhadap Hutang
15. Rasio Hutang Jangka Pendek terhadap Penjualan
16. Rasio Biaya terhadap Pendapatan
17. Perputaran Aset Tetap
18. Jaminan
19. Kelas Perusahaan

Dengan faktor-faktor tersebut di atas disusun dataset keuangan perusahaan sebagai nasabah bank dengan struktur data meliputi atribut, tipe data, missing, dan statistic dimana missing digunakan untuk mengukur anomali data dan statistik untuk menjelaskan bahwa distribusi data adalah normal. Dataset keuangan perusahaan ini setiap atribut memiliki tipe data bilangan real ditambah atribut khusus dimana tipe datanya *polynomial* yang isinya layak pinjam diwakili dengan “Ya” dan tidak layak pinjam diwakili dengan “Tidak” berdasarkan data histori keuangan perusahaan nasabah bank pada periode tertentu. Informasi struktur dataset ini dapat dilihat pada tabel 1 dan gambar 1 di bawah ini.

Tabel 1. Struktur Dataset Keuangan Perusahaan

Atribut	Tipe data	Deskripsi
1. STS PINJAM	Polynomial	Status pinjaman berdasarkan data historis: Ya atau Tidak
2. PMKJP	Real	Pembiayaan Modal Kerja Jangka Panjang
3. KMK	Real	Kebutuhan Modal Kerja
4. RCAKH	Real	Rasio Cakupan Arus Kas Hutang
5. KE	Real	Kewajiban terhadap Ekuitas
6. RHBE	Real	Rasio Utang Bersih terhadap Ekuitas
7. RHTM	Real	Rasio Hutang terhadap Modal
8. HJPAB	Real	Hutang Jangka Panjang terhadap Aset Berwujud
9. HJPATB	Real	Hutang Jangka Panjang terhadap Aset Tak Berwujud
10. RCB	Real	Rasio Cakupan Bunga
11. MLB	Real	Marjin Laba Bersih
12. MLK	Real	Marjin laba kotor
13. PMI	Real	Pengembalian Modal yang Diinvestasikan
14. PE	Real	Pengembalian ekuitas
15. RATH	Real	Rasio Aset Tetap terhadap Hutang
16. RHJPJ	Real	Rasio Hutang Jangka Pendek terhadap Penjualan
17. RBP	Real	Rasio Biaya terhadap Pendapatan
18. PAT	Real	Perputaran Aset Tetap
19. JAMIN	Real	Jaminan
20. KU	Real	Kelas Perusahaan



Gambar 1. Statistik Dataset Keuangan Perusahaan Nasabah Bank

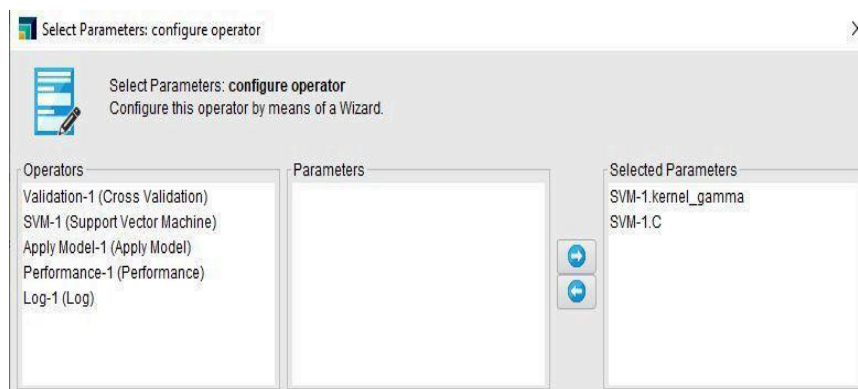
Dataset ini terdiri dari 424 record keuangan perusahaan dimana 390 record keuangan perusahaan merupakan data historis yang menunjukkan 97 record keuangan perusahaan berisiko (kredit macet) dan sejumlah 293 record perusahaan tidak berisiko (layak kredit). Sedangkan 34 record perusahaan, sisanya dievaluasi dengan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine*(SVM) dengan Optimasi Parameter C dan gamma dan SVM dengan Optimasi Parameter tersebut disertai *Particle Swarm Optimization*(PSO) untuk menentukan layak pinjam yang berisiko kredit tidak macet atau sebaliknya.

Data Preprocessing

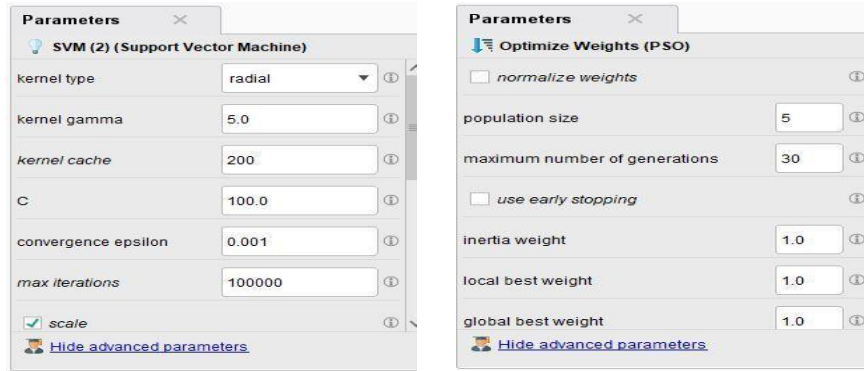
Tahap pertama dalam model pembelajaran klasifikasi berdasarkan status pinjaman (atribut STS_PINJAM) adalah data preprocessing. Hal ini dilihat record-record pada dataset. Dataset dalam bentuk matrik berupa distribusi kelas yang normal, menghindari data yang hilang—anomali data—dan menghindari data yang duplikat serta dilakukan *training* data dan *testing* data. Aplikasi model pembelajaran yang digunakan ini yaitu RapidMiner Studio version 9.10.

Algoritma Pembelajaran Yang Digunakan

Penelitian ini menggunakan algoritma SVM dengan masing-masing Optimasi parameter $C=100$ dan Kernel $\Gamma=5,0$ yang dipilih (lihat gambar 2)dan operasi *validation* dimana jumlah dataset dikelompokkan menjadi (*number of folds* atau Nof) 5 dan 10. Sedangkan parameter PSO, *population size*=5 dan maximum *number of generation* = 30 dimana bobot local dan global masing-masing=1,0. (Lihat gambar 3).

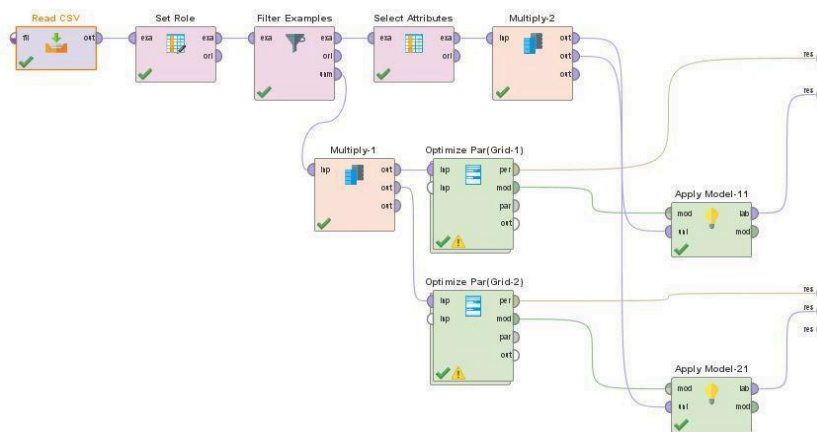


Gambar 2 Optimasi Parameter Kernel Gamma dan C yang Dipilih



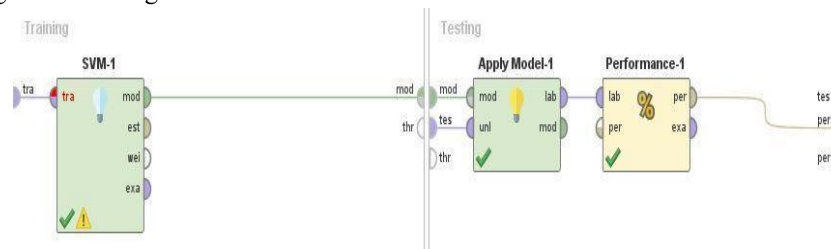
Gambar 3. Optimasi Parameter dan Parameter PSO

Arsitektur model SVM dengan Optimasi Parameter dan model SVM dengan Optimasi Parameter dan PSO ini dapat dilihat pada gambar 4 di bawah ini.

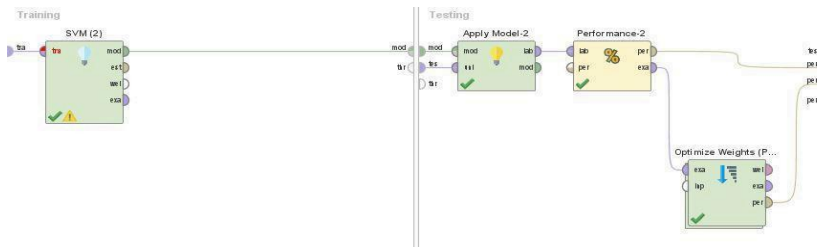


Gambar 4. Model SVM dengan Optimasi Parameter dan Model SVM dengan Optimasi Parameter dan PSO

Sementara proses validasi dan *training* serta *testing* kedua model di atas dapat dilihat pada gambar 5 dan gambar 6 di bawah ini.



Gambar 5. Proses Training dan Testing pada SVM dengan Optimasi Parameter



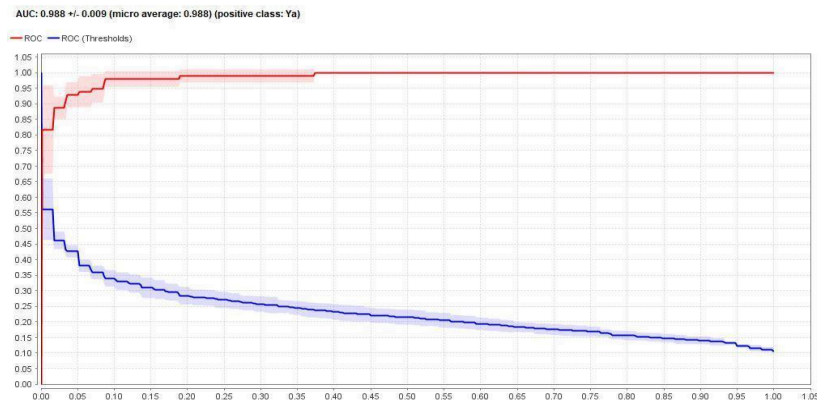
Gambar 6. Proses Training dan Testing pada SVM dengan Optimasi Parameter dan PSO

Hasil Penghitungan Kinerja Model Algoritma Pembelajaran

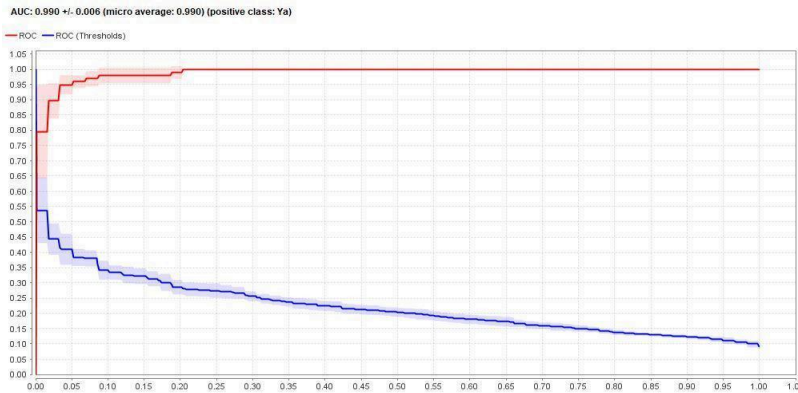
Algoritma SVM ini digunakan untuk memproses prediksi status pinjaman disetujui atau tidak yang berisiko kredit macet dengan optimasi parameter. Hasil penghitungan *confusion* matrik dengan algoritma ini dan validasi *nof*=10 yaitu *accurate* mencapai 95.38%, *precision* mencapai 97.59% serta *recall* mencapai 83.51% dengan class positif “Ya” dan *Area Under Curve*(AUC)=98,80%. Kemudian algoritma ini selain dengan optimasi parameter ditingkatkan lagi dengan *particle swarm optimization*.

Hasil penghitungan *confusion* matrik algoritma tersebut dan validasi *nof*=10 yaitu *accurate* = 94.87%, *precision*= 96.39% dan *recall* = 82.47% dengan class positif yaitu “Ya” dan AUC adalah 98,80%. Sementara penghitungan *confusion* matrik algoritma dengan SVM, Optimasi Parameter dan PSO dengan validasi *nof*=5 yaitu *accurate*=95,13%, *precision* = 98,75, dan *recall*=81,44 dengan class positif “Ya” dimana AUC = 99,00%. Sedangkan penghitungan *confusion* matrik algoritma SVM ini dengan Optimasi Parameter dan validasi *nof* =5 menghasilkan yaitu *accurate*=95.64%, *precision* = 98,78% dan *recall* = 83,51% dengan class positif =”Ya”, serta AUC adalah 98,80%.

Hasil penghitungan kriteria untuk AUC dari kedua algoritma yaitu SVM dan Optimasi Parameter serta algoritma SVM, Optimasi Parameter dan PSO dapat dilihat pada gambar 4 dan gambar 5 di bawah ini.



Gambar 4. AUC SVM dan Optimasi Parameter dengan Nof=5



Gambar 5. AUC SVM, Optimasi Parameter dan PSO dengan Nof=5

Dari hasil penghitungan kriteria kedua algoritma tersebut dapat disimpulkan bahwa algoritma SVM dengan Optimasi Parameter C dan Gamma menunjukkan yang lebih stabil meskipun validasi nof=10 maupun nof=5. Sedangkan algoritma SVM dengan Optimasi Parameter dan PSO validasi nof=5 lebih baik dibandingkan algoritma sebelumnya, namun demikian untuk validasi nof=10 adalah sebaliknya seperti yang dijelaskan pada tabel 2 di bawah ini.

Tabel 2. Hasil Penghitungan Kriteria Kedua Algoritma

Algoritma	Kriteria								Kesimpulan
	Accurate(%)		Precision(%)		Recall(%)		AUC(%)		
	Validation Nof		Validation Nof		Validation Nof		Validation Nof		
	10	5	10	5	10	5	10	5	
SVM dan Optimasi Parameter	95,38	95,64	97,59	98,78	83,51	83,51	98,80	98,80	Baik dan Stabil
SVM, Optimasi Parameter dan PSO	94,87	95,13	96,39	98,75	82,47	81,44	98,30	99,00	Lebih Baik

Catatan:

Validation Nof yaitu operasi validasi dengan *number of folds*

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kedua model tersebut masing-masing memiliki kelebihan yaitu untuk kriteria AUC dengan validasi nof=10 dan nof = 5 yaitu 98,80% dan 98,80% berarti baik dan stabil pada model algoritma SVM dengan optimasi parameter. Sementara model algoritma SVM dengan optimasi parameter dan PSO yaitu lebih baik AUCnya untuk validasi nof=5 (99%) tapi untuk AUC dengan validasi nof=10 (98,30%) yaitu kurang baik dibandingkan dengan model algoritma SVM dengan optimasi parameter tersebut.

5. SARAN

Penelitian ini bisa dikembangkan dengan membandingkan model-model lain seperti model deep learning atau model mesin learning yang lain. supaya meningkatkan akurasi dan efisiensi model prediksi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Wang, "Imbalanced credit risk prediction based on SMOTE and multikernel FCM improved by particle swarm optimization," 2022, [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494621010176>

- [2] Y. Ameliana. "Pengaruh M. S. dan M. P. T. P. U. M. K. D. M. Yunus, "Pengaruh Modal Sendiri dan Modal Pinjaman Terhadap Peningkatan Pendapatan Usaha Mikro Kecil Dan Menengah," 2021, [Online]. Available: <https://journal.stieamkop.ac.id/index.php/yume/article/view/996>
- [3] A. Dwi. "Pengaruh struktur aktiva pertumbuhan dan likuiditas terhadap struktur modal perusahaan Lestari, "Pengaruh struktur aktiva, pertumbuhan, dan likuiditas terhadap struktur modal perusahaan," 2010, [Online]. Available: <https://scholar.archive.org/work/3ff5p7srrrhivo4wtkxzozrupe/access/wayback/http://e-journalfb.ukdw.ac.id:80/index.php/jrak/article/download/40/35>
- [4] Ali. "Analisis faktor yang mempengaruhi struktur modal serta pengaruhnya terhadap harga saham perusahaan real estate yang go public di B. E. I. Kesuma, "Analisis faktor yang mempengaruhi struktur modal serta pengaruhnya terhadap harga saham perusahaan real estate yang go public di Bursa Efek Indonesia," 2009, [Online]. Available: <http://jurnalmanajemen.petra.ac.id/index.php/man/article/view/17743>
- [5] Vikramaditya. "Tutorial on support vector machine (svm). " S. of E. W. S. U. 37 no Jakkula, "Tutorial on support vector machine (svm)," 2006, [Online]. Available: <https://course.khoury.northeastern.edu/cs5100f11/resources/jakkula.pdf>
- [6] C. Nianguang, P. P. Pedro, N. Shavira, W. Yang, and Xu. "Applications of support vector machine (SVM) learning in cancer genomics Wayne, "Applications of support vector machine (SVM) learning in cancer genomics," 2018, [Online]. Available: <https://cgjournals.org/content/15/1/41.short>
- [7] E. Michael and Theodoridis. "A geometric approach to support vector machine (SVM) classification Sergios, "A geometric approach to support vector machine (SVM) classification," 2006, [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1629090/>
- [8] A. Derek and M. Schnyer. "Support vector machine. " I. M. learning David, "Support vector machine", [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128157398000067>
- [9] Thorsten. "Svmlight: S. vector machine. " S.-L. S. V. M. <http://svmlight.joachims>, "Svmlight: Support vector machine," 1999, [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/Thorsten-Joachims/publication/243763293_SVMLight_Support_Vector_Machine/links/5b0eb5c2a6fdcc80995ac3d5/SVMLight-Support-Vector-Machine.pdf
- [10] W. S. "What is a support vector machine? Noble, "What is a support vector machine?," 2006, [Online]. Available: <https://www.nature.com/articles/nbt1206-1565>
- [11] A. M. Rouslan, "Support vector machines (SVM) as a technique for solvency analysis," 2008, [Online]. Available: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1424949
- [12] S. Shan, "Support vector machine," 2016, [Online]. Available: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4899-7641-3_9
- [13] P. S. K., S. N. Arun, V. S. V., and S. N., "A support vector machines approach for efficient facial expression recognition", [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5328312/>
- [14] L. X., H. Yong, and Q. Wu. "Least square support vector machine analysis for the classification of paddy seeds by harvest year C., "Least square support vector machine analysis for the classification of paddy seeds by harvest year," 2008, [Online]. Available: <https://elibrary.asabe.org/abstract.asp?aid=25294>
- [15] Supriyanto. "Optimasi A. S. V. M. (Svm) M. A. U. P. R. K. Catur, "Optimasi Algoritma Support Vector Machine (Svm) Menggunakan Adaboost Untuk Penilaian Risiko Kredit," 2013, [Online]. Available: https://www.academia.edu/download/51212080/Vol_09.1_038-049.pdf