

Analisis Prediksi Risiko Pembiayaan Pada Bank Baitul Maal Wat Tamwil (BMT) UGT Nusantara Menggunakan Algoritma Support Vector Machine

Ibnu Aqil¹, Abdul Karim²

^{1, 2} Teknik Informatika, Universitas Nurul Jadid Probolinggo, Indonesia
Email Correspondensi: ibnu22097@gmail.com

ABSTRACT

This study aims to analyze the prediction of financing risk at Bank Baitul Maal Wat Tamwil (BMT) UGT Nusantara using the Support Vector Machine (SVM) algorithm. The main challenges faced by BMT include the high risk of default due to diverse customer quality, the lack of adequate financial data, and low financial literacy among the community. Therefore, this research employs Machine Learning methods to improve the accuracy of financing risk prediction. The study adopts a quantitative approach using financing data from March 2025, comprising 182 customer records. The data were analyzed using the Radial Basis Function (RBF) kernel in SVM. The research process included data preprocessing, feature selection, transformation of categorical data into numerical form, and model evaluation using a confusion matrix. The results indicate that the SVM model can classify customers into low- and high-risk categories with good accuracy. The Loan to Value (LTV) and appraisal variables showed a significant correlation with financing risk. The RBF kernel outperformed the linear kernel based on evaluation metrics such as accuracy, precision, recall, and F1-score. In conclusion, the SVM algorithm is effective for detecting high-risk customers, assisting BMT in risk mitigation, and enhancing objectivity in financing decision-making.

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis prediksi risiko pembiayaan pada Bank Baitul Maal Wat Tamwil (BMT) UGT Nusantara menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Permasalahan utama yang dihadapi BMT adalah tingginya risiko gagal bayar akibat kualitas nasabah yang beragam, minimnya data keuangan yang memadai, serta kurangnya literasi keuangan di kalangan masyarakat. Untuk itu, penelitian ini menggunakan metode machine learning guna meningkatkan akurasi prediksi risiko pembiayaan. Penelitian dilakukan dengan pendekatan kuantitatif menggunakan data pembiayaan bulan Maret 2025 sebanyak 182 data nasabah. Data dianalisis menggunakan kernel pada SVM, yaitu Radial Basis Function (RBF). Proses penelitian mencakup preprocessing data, seleksi fitur, transformasi data kategorikal menjadi numerik, dan evaluasi model dengan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM mampu mengklasifikasikan nasabah ke dalam kategori risiko rendah dan tinggi dengan tingkat akurasi yang baik. Variabel Loan to Value (LTV) dan taksasi menunjukkan korelasi signifikan terhadap risiko pembiayaan. Kernel RBF menunjukkan performa lebih baik dibanding kernel linear berdasarkan metrik evaluasi seperti accuracy, precision, recall, dan F1-score. Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa algoritma SVM efektif digunakan untuk mendeteksi nasabah berisiko, membantu BMT dalam mitigasi risiko, dan meningkatkan objektivitas dalam pengambilan keputusan pembiayaan.

KEYWORDS:

BMT UGT Nusantara, Customer, RBF Kernels, SVM, Risk.

KATA KUNCI:

BMT UGT Nusantara, Nasabah, Kernel RBF, SVM, Risiko.

How to Cite:

“Aqil, I., & Karim, A. (2025). Analisis Prediksi Risiko Pembiayaan Pada Bank Baitul Maal Wat Tamwil (BMT) UGT Nusantara Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *NAAFI: JURNAL ILMIAH MAHASISWA*, 1(6), 856–866.”

PENDAHULUAN

Pada dasarnya, jangkauan produk yang disediakan oleh lembaga keuangan syariah (LKS) lebih luas dibandingkan dengan lembaga keuangan konvensional. Salah satu di antara berbagai LKS, Baitul Maal Wat Tamwil (BMT) merupakan entitas keuangan mikro yang beroperasi berdasarkan prinsip syariah dalam ekonomi Islam. Peraturan Pemerintah Nomor 72/1992 tentang bank yang didasarkan pada prinsip bagi hasil dapat menawarkan prospek yang menguntungkan bagi BMT untuk menjalankan kegiatannya secara adil (Nur'aini et al., 2024). Namun pada kenyataannya, pengelolaan keuangan di BMT masih menemui berbagai masalah dan kendala. Beberapa tantangan yang sering dihadapi BMT dalam mengelola pembiayaan antara lain rendahnya kualitas nasabah dan tingginya tingkat gagal bayar atau Non-Performing Financing (NPF) (Pernama et al., 2023). Ketika pembiayaan bermasalah tidak tertangani dengan baik, maka terjadi stagnasi dalam perputaran dana yang menyebabkan likuiditas BMT terganggu. Hal ini dapat menimbulkan krisis kepercayaan dari anggota, terutama karena BMT bersifat koperasi yang bergantung pada simpanan dan partisipasi anggota, bukan pada jaminan LPS seperti bank konvensional. Jika anggota mulai kehilangan kepercayaan, mereka cenderung menarik simpanannya atau enggan mengakses pembiayaan kembali, yang pada akhirnya menghambat pertumbuhan dan keberlanjutan usaha BMT.

BMT UGT Nusantara Cabang Widoropayung Besuki Situbondo sebagai salah satu cabang yang aktif dalam memberikan pembiayaan kepada sektor informal dan UMKM, turut merasakan tantangan tersebut. Banyak nasabah yang berasal dari kalangan berpendapatan tidak tetap, dengan agunan yang terbatas serta dokumentasi keuangan yang minim. Hal ini menyulitkan proses analisis kelayakan dan risiko pembiayaan. Selain itu, lemahnya sistem monitoring pasca pencairan dana dan kurangnya pemahaman nasabah terhadap kewajiban pembayaran turut memperbesar risiko pembiayaan bermasalah. Jika dibiarkan, kondisi ini dapat berdampak pada stabilitas keuangan lembaga dan kepercayaan masyarakat terhadap lembaga keuangan syariah seperti BMT. Menanggapi tantangan tersebut, BMT UGT Nusantara Cabang Widoropayung mencoba berinovasi dengan mengadopsi pendekatan berbasis teknologi, salah satunya melalui penerapan metode Machine Learning, khususnya algoritma Support Vector Machine (SVM).

Dalam serangkain penelitian ini peneliti bersama BMT UGT Nusantara Cabang Widoropayung mengadopsi ilmu Machine Learning guna dapat menghasilkan suatu hasil prediksi pada risiko pinjaman untuk menjalankan fungsinya agar dapat mengoptimalkan penyaluran pinjaman kepada masyarakat. Salah satunya dengan memanfaatkan Support Vector Machine (SVM). SVM merupakan algoritma klasifikasi yang unggul dalam mengidentifikasi pola data. Dengan memanfaatkan data historis pembiayaan dan karakteristik nasabah, SVM dapat membantu BMT dalam mendeteksi nasabah yang memiliki potensi risiko tinggi terhadap pembiayaan macet. Hal ini memungkinkan BMT untuk mengambil langkah mitigasi yang lebih tepat guna, sehingga dapat mengurangi potensi kerugian dan meningkatkan keberlanjutan operasionalnya (Widodo & Santoso, 2022).

Penerapan SVM dalam dunia keuangan terbukti lebih akurat dibandingkan metode konvensional, seperti regresi logistik atau analisis keputusan berbasis skor kredit (Setiawan, 2020). Dengan semakin berkembangnya teknologi big data dan komputasi awan (cloud computing), pengolahan data dalam jumlah besar menjadi lebih cepat dan efisien, sehingga mendukung penerapan model prediksi yang lebih kompleks dan akurat (Prasetyo & Handayani, 2022).

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis penerapan algoritma SVM dalam memprediksi risiko pembiayaan di BMT UGT Nusantara Cabang Widoropayung. Kajian ini akan mengevaluasi efektivitas SVM dalam mengklasifikasikan risiko pembiayaan serta memberikan rekomendasi strategi mitigasi berbasis data bagi BMT Cabang Widoropayung. Diharapkan, hasil penelitian ini dapat berkontribusi dalam pengembangan sistem pengelolaan risiko yang lebih optimal bagi lembaga keuangan syariah, khususnya BMT.

TINJAUAN PUSTAKA

Bank Baitul Maal Wat Tamwil (BMT)

Baitul Maal Wa Tamwil (BMT) adalah lembaga swadaya masyarakat yang didirikan dan dikembangkan oleh masyarakat yang pada awal pendiriannya menggunakan sumber daya, dana atau modal dari masyarakat setempat. Dalam rangka mendorong pemberdayaan masyarakat khususnya masyarakat menengah ke bawah dan usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM) diperlukan dukungan yang komprehensif dari lembaga keuangan. BMT hadir sebagai solusi sulitnya akses bagi masyarakat dan UMKM terhadap pendanaan lembaga keuangan formal. BMT merupakan satu organisasi usaha yang bersifat mandiri yang memiliki kegiatan untuk mengembangkan berbagai kegiatan usaha yang bersifat produktif dengan maksud untuk meningkatkan kualitas dari kegiatan ekonomi yang dijalankan oleh para Masyarakat kecil dan juga para pengusaha kecil. Kegiatan yang sering dilakukan oleh BMT adalah mendorong agar Masyarakat menabung di BMT serta juga membiayai kegiatan ekonomi yang dijalankan oleh mereka (Ferniawan et al., 2024).

Manajemen Risiko

Manajemen risiko merupakan suatu pendekatan yang terstruktur untuk mengelola ketidakpastian yang berhubungan dengan ancaman terhadap keberhasilan suatu organisasi. Secara umum, manajemen risiko mencakup serangkaian kegiatan seperti identifikasi, penilaian, mitigasi, serta pemantauan dan pengendalian terhadap risiko yang ada. Dalam konteks bank, manajemen risiko bertujuan untuk melindungi bank dari potensi kerugian yang disebabkan oleh berbagai faktor yang tidak dapat diprediksi, serta untuk mengelola risiko yang dapat memengaruhi pencapaian tujuan dan kelangsungan hidup bank tersebut.

Di dalam perbankan syariah, termasuk Bank Baitul Maal Wat Tamwil (BMT) UGT Nusantara, manajemen risiko menjadi sangat penting untuk menjaga keseimbangan antara pencapaian tujuan finansial dan penerapan prinsip-prinsip syariah. Bank syariah mengelola risiko dengan cara yang tidak hanya fokus pada keuntungan finansial tetapi juga memastikan bahwa operasi bank sesuai dengan nilai-nilai syariah yang mengharuskan transparansi, keadilan, dan menghindari praktik yang merugikan semua pihak, seperti riba (bunga) dan gharar (ketidakpastian) (Rivai & Ismail, 2013). Manajemen risiko yang baik dalam lembaga

keuangan syariah tidak hanya bertujuan untuk mengurangi dampak buruk dari risiko yang ada tetapi juga dapat berfungsi untuk menciptakan peluang baru yang dapat dimanfaatkan dalam menjalankan bisnis. Dengan kata lain, manajemen risiko yang efektif bukan hanya untuk menghindari kerugian, tetapi juga dapat menjadi sarana untuk meningkatkan kinerja dan daya saing bank dalam menghadapi tantangan pasar yang semakin kompetitif (Wahyudi et al., 2013).

Sebagaimana diatur dalam regulasi perbankan syariah di Indonesia, seluruh bank syariah, termasuk BMT, diwajibkan untuk memiliki kebijakan dan prosedur manajemen risiko yang mencakup identifikasi dan mitigasi risiko yang dapat mengancam stabilitas finansial bank. Dengan penerapan manajemen risiko yang baik, BMT dapat mengelola risiko-risiko yang muncul, baik yang terkait dengan pembiayaan maupun risiko operasional lainnya, serta memastikan keberlanjutan operasional dan pelaksanaan fungsi sosialnya dalam mendukung pemberdayaan ekonomi umat (Imam Frahjudin Jayadi, 2024).

Klasifikasi

Teknik yang mencakup pemantauan desain (termasuk) yang menguraikan dan memisahkan kategori informasi atau konsep sehingga dapat digunakan untuk memprediksi kategori item dengan penunjukan kelas yang ambigu. Urutan informasi melibatkan proses dengan dua tahap. Aspek awal adalah pemahaman. (tahap persiapan), yang melibatkan pelaksanaan kalkulasi urutan yang menganalisis data persiapan dan kemudian memprosesnya menjadi aturan karakterisasi. Interaksi berikut adalah pengaturan, di mana data uji digunakan untuk mengevaluasi ketepatan pedoman kategorisasi (Putri & Wijayanto, 2022).

Support Vector Machine (SVM)

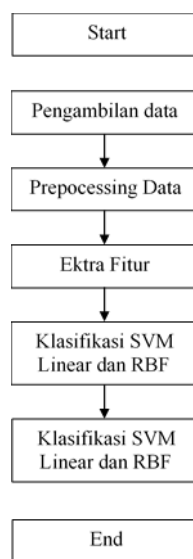
Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi. SVM bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang memisahkan data ke dalam dua kelas atau lebih dengan margin maksimum. Prinsip Kerja SVM Prinsip utama SVM adalah mencari hyperplane dengan margin maksimum antara data dari kelas yang berbeda. Hyperplane ini ditentukan oleh support vectors, yaitu data-data yang berada di dekat batas keputusan. SVM memiliki performa yang baik pada data dengan dimensi tinggi. Dapat menggunakan kernel trick untuk menangani data yang tidak dapat dipisahkan secara linear. Ketahanan terhadap Overfitting, terutama jika parameter diatur dengan baik (Nugroho, 2024).

METODE PENELITIAN

Kerangka kerja penelitian memberikan gambaran umum tentang perkembangan kegiatan penelitian. Kerangka kerja menyajikan atau menguraikan tahapan-tahapan rencana penelitian. Dimulai dengan mengidentifikasi isu yang akan diteliti sebagai topik penelitian, mencari referensi untuk mengungkap teori-teori yang relevan dengan subjek, menyusun proposal penelitian, mengumpulkan data, dan lain-lain (Pujianti, 2024). Pertama kali yang dilakukan oleh penulis yaitu menganalisis data dengan mengukur data untuk

mempertajam pengamatan. Teknik ini dapat digunakan untuk evaluasi aspek kognitif dan non-kognitif, sehingga penelitian menjadi terstruktur (Hakim, 2021). Aspek kognitif pada penelitian ini meliputi kerangka berpikir atau pemikiran dan pemahaman terhadap informasi data nasabah pada BMT UGT Nusantara yang aktual, sedangkan aspek non-kognitif dilakukan penilaian data yang berhubungan dengan karakteristik nasabah dengan mengamati pola pembayaran serta transaksi peminjaman. Penulis mengamati data dari Data transaksi dan riwayat pembiayaan nasabah dari data bulan Maret 2025 di BMT UGT Nusantara. Statistik dan Sampling, metode ini digunakan dengan menentukan sampel, dimana penulis mengumpulkan data-data untuk dianalisis untuk mengelompokkan data. Metode statistik yang digunakan yaitu SVM. Metode sampling digunakan yaitu struktur data transaksi nasabah Di BMT UGT Nusantara pada bulan maret sebagai subjek penelitian dan besaran subjek yang akan diteliti pada kasus identifikasi resiko nasabah.

Model Perancangan Sistem



Gambar 1. Model perancangan sistem

Gambar 2 adalah tahapan-tahapan proses yang dijelaskan dengan rincian sebagai berikut:

1. Pengambilan data. Tahap pengumpulan data dilakukan, di mana proses ini memerlukan perolehan informasi yang relevan mengenai pembiayaan di BMT. Dalam penelitian ini, kumpulan data bersumber dari BMT Nusantara pada bulan maret 2025.
2. Preprocessing. Pada titik ini, data diproses dan diatur untuk meningkatkan kesesuaiannya untuk analisis. Prosedur ini dapat melibatkan normalisasi, penghapusan data yang tidak penting, atau transformasi data untuk memastikan seragam dan konsisten (Amato & Di Lecce, 2023).
3. Ekstraksi fitur, yang melibatkan perolehan ciri-ciri penting dari data yang telah diproses sebelumnya. Karakteristik ini berfungsi sebagai penggambaran data mentah, yang memungkinkannya diidentifikasi oleh model klasifikasi. Misalnya, dalam informasi tekstual, karakteristik dapat mencakup kemunculan kata (TF-IDF).
4. Fase klasifikasi yang menggunakan SVM. SVM adalah metode pembelajaran mesin yang beroperasi dengan mengidentifikasi garis pemisah atau bidang (hyperplane) optimal yang mengkategorikan data

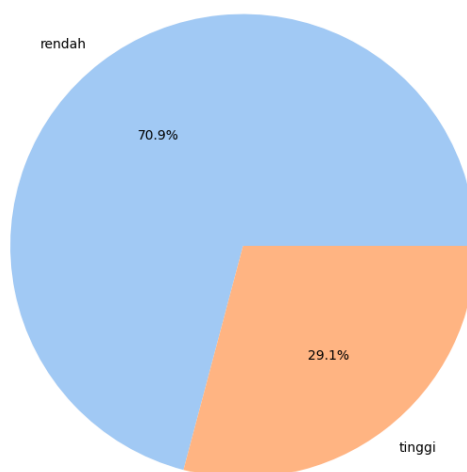
ke dalam kelas-kelas tertentu. Pada klasifikasi SVM dilakukan dua metode analisis SVM yaitu menggunakan linear dan RBF (Wurijanto et al., 2022).

Evaluasi, yang melibatkan penilaian efektivitas model klasifikasi yang ditetapkan. Penilaian ini dilakukan dengan menggunakan confusion metrik yang mencakup Accuracy, presisi, Recall, dan skor F1. Hasil evaluasi digunakan untuk menilai efektivitas model dalam mengklasifikasikan data baru. Setiap fase ini menciptakan pendekatan terorganisasi untuk mengembangkan model klasifikasi berbasis SVM yang andal dan tepat (Sathyanarayanan & Tantri, 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Deskriptif

Variabel dependent (Y) yang digunakan dalam penelitian adalah tingkat resiko nasabah menurut BMT UGT Nusantara pada bulan maret tahun 2025. Nasabah dikatakan memiliki tingkat resiko kelas 0 apabila indeks kredit bermasalah atau pembiayaan rendah. Apabila indeks kredit bermasalah atau pembiayaan suatu nasabah berada di angka resiko tinggi maka dikatakan memiliki tingkat pembiayaan nasabah dengan kelas 1.



Gambar 2. Pie Chart Resiko Pembiayaan

Berdasarkan pie chart yang ditunjukkan pada Gambar 4.1 dapat diketahui bahwa persentase pembiayaan nasabah di BMT UGT Nusantara bulan maret tahun 2025 yang termasuk dalam resiko pembiayaan kelas 0 (nasabah resiko rendah) sebesar 70.9% atau sejumlah 129 nasabah. Sementara itu, 53 nasabah atau sebesar 29.1% merupakan nasabah yang termasuk dalam tingkat resiko pembiayaan kelas (nasabah resiko tinggi).

Tabel 1. Analisis Deskriptif Variabel

Variabel	Plafond (X1)	Margin (X2)	Taksasi (X3)	Resiko (Y)
count	182	182	182	182
mean	16145487,91	2012656,352	128442307,7	0,296703297
std	8545455,117	1930002,588	58141694,14	0,458064762
min	1100000	132000	5000000	0

25%	10000000	1000000	100000000	0
50%	15000000	2000000	150000000	0
75%	25000000	2500000	150000000	1
max	30000000	21600000	350000000	1

Berdasarkan Tabel 1 menunjukkan bahwa variabel Y memiliki nilai mean sebesar 0,29%, standar deviasi sebesar 0,45%, serta nilai minimum dan maximum berturut-turut adalah 0 dan 1. Pada variabel X1 menunjukkan nilai mean sebesar 16145487,91, standar deviasi 8545455,117, serta nilai minimum dan maximum berturut-turut adalah 1100000 dan 30000000. Selanjutnya pada variabel X2 yang menunjukkan nilai mean sebesar 2012656,352 dengan standar deviasi sebesar 1930002,588, dan nilai minimum 132000 serta nilai maksimum yaitu 21600000. Pada variabel X3 menunjukkan nilai mean sebesar 128442307,7 dan standar deviasi yang bernilai 58141694,14, serta nilai minimum dan maximum berturut-turut adalah 5000000 dan 350000000. Selain itu, dapat dilihat pada variabel X4 yang menunjukkan nilai mean sebesar 2,3 % dan standar deviasi yang bernilai 1,23%, serta nilai minimum dan maximum berturut-turut adalah 0 dan 4.

Dataset Penelitian

Pada tahap import dataset merupakan langkah awal yang sangat penting dalam pembangunan teknik data mining penelitian ini. Pada kegiatan ini mengambil atau memuat data nasabah pada bulan maret tahun 2025 dari sumber data BMT UGT Nusantara untuk dianalisa lebih lanjut. Sumber data yang diimpor berupa file CSV yang di upload kedalam google drive. Terdapat dua puluh tiga atribut dan 182 data didalam file tersebut.

Feature Selection

Pada proses ini dilakukan penghapusan sejumlah kolom dari DataFrame dengan tujuan menyederhanakan data dan menghilangkan informasi yang dianggap tidak relevan atau sensitif untuk analisis lebih lanjut. Adapun kolom-kolom yang dihapus meliputi informasi identitas dan kontak pribadi seperti Telp, MobileUGT, NIK, Rekening, dan Alamat, No.PK, AO, Jaminan, an.Jaminan, Jenis Pencairan, Produk Pembiayaan, Nisbah, ADM, Angs.Pokok, dan Angs.Margin karena tidak memiliki nilai analisis yang signifikan, mengandung informasi yang terlalu spesifik, homogen, atau tidak memberikan kontribusi yang berarti dalam proses pemodelan data. Terakhir, kolom-kolom yang berkaitan dengan waktu seperti Tanggal Real, J. Tempo, dan JKW juga dihapus, karena formatnya tidak konsisten atau karena telah diubah menjadi variabel baru yang lebih representatif.

Transformasi Data

Transofrmasi data pada kolom Resiko, di mana setiap kategori risiko yang sebelumnya berupa teks akan dikonversi menjadi bilangan bulat. Kolom Resiko tersebut berisi dua kategori yaitu resiko rendah diubah menjadi nilai 0 dan resiko tinggi diubah menjadi nilai 1.

Klasifikasi SVM Menggunakan Kernel RBF

Klasifikasi SVM dengan fungsi kernel RBF dilakukan dengan menggunakan parameter σ (sigma) yaitu $10^{(-3)}$, $10^{(-2)}$, $10^{(-1)}$, dan 1. Pada contoh perhitungan manual digunakan sebanyak 5 data pada label (klasifikasi kernel). Adapun langkah-langkah yang perlu dilakukan dalam klasifikasi menggunakan SVM adalah perlu dilakukan dalam perhitungan klasifikasi SVM dengan menggunakan kernel RBF yaitu representasi data untuk proses mengubah informasi dari dunia nyata menjadi bentuk numerik agar dapat diproses oleh algoritma machine learning, termasuk Support Vector Machine (SVM). Dalam konteks ini, setiap data nasabah diubah menjadi sebuah vektor numerik yang merepresentasikan nilai dari beberapa fitur penting. Beberapa representasi data pada penelitian klasifikasi risiko nasabah pada penelitian ini, fitur-fitur seperti Plafond (X1), Margin (X2), Taksasi (X3), LTV (X4), dan MPR (X5) masing-masing menjadi satu dimensi dalam ruang fitur. Beberapa sampel data yang akan diambil dalam kasus ini:

Tabel 2. Representasi Data

Plafond	Margin	Taksasi	LTV	MPR
-1,21	-0,58	0,37	-0,86	-0,11
-0,13	0,54	-0,50	-0,09	0,20
-0,73	-0,53	-1,37	0,26	-0,41
-1,33	-0,53	-1,37	-0,44	0,20
-0,13	0,54	-0,50	-0,09	0,20

Adapun persamaan yang digunakan dalam penelitian adalah Persamaan $K(x, x') = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x - x'\|^2\right)$. Parameter yang digunakan dalam perhitungan adalah $\sigma = 1$ sehingga didapatkan perhitungan:

$$K(x_1, x_1) = \exp\left(-\frac{\sqrt{0+0+0+0+0}}{2(1)^2}\right)$$

$K(x_1, x_1) = 6,951, K(x_1, x_2) = 0,39, K(x_1, x_3) = 0,18, K(x_1, x_4) = 0,04,$

Perhitungan dilakukan dengan cara yang sama untuk data selanjutnya sehingga akan mendapatkan matrik kernel K dengan ukuran $N \times N$, dengan N adalah jumlah data. Berdasarkan perhitungan yang telah dilakukan maka didapatkan hasil yang ditunjukkan sebagai berikut:

$$K = \begin{bmatrix} 1 & 0,14 & 0,39 & 0,18 & 0,04 \\ 0,14 & 1 & 0,27 & 0,17 & 1 \\ 0,39 & 0,27 & 1 & 0,53 & 0,25 \\ 0,18 & 0,17 & 0,53 & 1 & 0,17 \\ 0,04 & 1 & 0,25 & 0,17 & 1 \end{bmatrix}$$

Pendugaan nilai alpha (α) Penentuan nilai α dilakukan dengan Persamaan

$$a_i = \frac{N}{\sum_{i=1}^N (K(X_i, X_j) y_i y_j)}$$

sehingga akan didapatkan nilai $\alpha = 1$. Pendugaan koefisien w dilakukan dengan menggunakan Persamaan:

$$w_i - \sum_{i=1}^l a_i y_i x_i = 0$$

sehingga akan diperoleh hasil yang ditunjukkan pada Tabel 3 berikut:

Tabel 1 Nilai Weight

w_i	Nilai weight
w_1	1,66
w_2	0,00081
w_3	-2,28
w_4	2,22
w_5	-0,0013

Adapun untuk mendapatkan nilai bias (b) didapatkan nilai $b = -1,5$. Berdasarkan perhitungan nilai weight (w) dan bias (b) yang telah dilakukan maka didapatkan persamaan hyperplane

$$(1,66)x_1 + (0,00081)x_2 + (-2,28)x_3 + (2,22)x_4 + (-0,0013)x_5 + (-1,5) = 0$$

Setelah didapatkan nilai alpha (α) dan bias (b) maka selanjutnya dapat dibentuk model SVM yang digunakan dalam proses klasifikasi dengan menggunakan Persamaan sebagai berikut:

$$f(\Phi(X)) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n 1 y_i K(X_i, X_j) - 1,5 \right)$$

Hasil Klasifikasi SVM Menggunakan Kernel RBF

Klasifikasi SVM untuk keseluruhan data dilakukan dengan menggunakan Software RapidMiner. Parameter yang digunakan dalam klasifikasi SVM dengan menggunakan kernel RBF adalah σ (sigma). Adapun nilai dari parameter σ (sigma) yang digunakan adalah 10^{-3} , 10^{-2} , 10^{-1} , dan 1. Perbandingan hasil *accuracy* klasifikasi SVM ditunjukkan pada Tabel 4 berikut:

Tabel 2. *Parameter Accuracy*

Parameter (σ)	Accuracy
0,001	64.86%
0,01	64.86%
0,1	83.78%
1	97.30%

Berdasarkan Tabel 4 hasil klasifikasi SVM menggunakan kernel RBF menunjukkan bahwa Accuracy terbaik didapatkan dengan menggunakan parameter $\sigma = 1$ dengan nilai accuracy yang dihasilkan adalah 97.30%. Parameter $\sigma = 0,001$ pada menunjukkan bahwa terdapat 24 kelas "0" yang terprediksi sebagai kelas "0" dan 13 kelas "0" terprediksi benar sebagai kelas "1" dengan nilai accuracy 64.86%. Dengan nilai accuracy 64.86%, parameter $\sigma = 0,01$ menunjukkan bahwa terdapat 24 kelas "0" yang terprediksi sebagai kelas "0" dan 13 kelas "0" terprediksi benar sebagai kelas "1". Parameter $\sigma = 0,1$ menunjukkan bahwa terdapat 24 kelas "0" yang terprediksi sebagai kelas "0", 6 kelas "0" yang terprediksi sebagai kelas "1" dan 7 kelas "1" terprediksi benar sebagai kelas "1" dengan menghasilkan accuracy 83.78%. Kernel RBF dengan parameter $\sigma = 1$ menunjukkan bahwa terdapat 24 kelas "0" yang terprediksi sebagai kelas "0", 1 kelas "0" yang terprediksi sebagai kelas "1" dan 12 kelas "1" terprediksi benar sebagai kelas "1".

Menurut teori legitimasi, pengungkapan CSR Unilever bertujuan untuk meningkatkan opini masyarakat. CSR membantu membangun, mempertahankan, dan meningkatkan legitimasi perusahaan di mata publik. Unilever dalam hal ini akan melakukan tanggung jawab sosial karena kewajiban hukum serta sadar akan pentingnya kepercayaan masyarakat untuk keberlangsungan perusahaan. "CSR Unilever juga berfungsi untuk meningkatkan reputasi perusahaan di mata publik, seperti yang ditunjukkan oleh Fitriani dan Syafruddin (2020), yang menemukan bahwa CSR berdampak positif pada persepsi konsumen." Pengungkapan yang dilakukan secara sukarela dan proaktif menunjukkan adanya dorongan kuat dari organisasi untuk mempertahankan keberlanjutan sosial. "Berdasarkan Panduan Implementasi SDGs dari Bappenas (2020), dunia usaha diharapkan secara aktif berpartisipasi dalam pencapaian tujuan pembangunan global melalui program CSR yang konkret."

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, maka didapatkan tingkat risiko pembiayaan nasabah di bank BMT UGT Nusantara pada bulan maret tahun 2025 termasuk dalam kategori risiko pembiayaan rendah sebesar 70,9%. Porsi yang tersisa, sebesar 29,1%, dikategorikan sebagai risiko tinggi. Hasil klasifikasi dengan kernel RBF, accuracy maksimum sebesar 97,30% diperoleh dengan parameter sigma (σ) yang ditetapkan pada 1. Variabel LTV menunjukkan korelasi positif yang signifikan dengan risiko, yang menunjukkan bahwa ketika nilai pinjaman meningkat relatif terhadap nilai agunan, risiko pembiayaan juga meningkat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Amato, A., & Di Lecce, V. (2023). Data preprocessing impact on Machine Learning algorithm performance. *Open Computer Science*, 13(1). <https://doi.org/10.1515/comp-2022-0278>.
- [2] Febrika Wulandari. (2024). Prediksi Kelayakan Peminjaman Menggunakan Support Vector Machine (svm). <https://repository.uir.ac.id/23561/>
- [3] Ferniawan, M. R., Cholid Mawardi, M., Nandiroh, U., Ekonomi, F., & Bisnis, D. (2024). Peran Baitul Mal Wat Tamwil (BMT) dalam Peningkatan Kinerja Usaha Mikro Kecil dan Menengah (UMKM) di Desa Suciharjo Kabupaten Tuban. 7(2).
- [4] Hakim, B. (2021). Analisa Sentimen Data Text Preprocessing Pada Data Mining Dengan Menggunakan Machine Learning. *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, 4(2). <https://doi.org/10.30813/jbase.v4i2.3000>
- [5] Imam Frajudin Jayadi. (2024). PENGEMBANGAN SISTEM INFORMASI MANAJEMEN DALAM IMPLEMENTASI MANAJEMEN RISIKO OPERASIONAL PADA BPKAD NTB.
- [6] Nur' aini, A., Sari, W., Asshidiqiyah, A., Hidayatullah, M. F., Syariah, P., Islam, U., Kiai, N., Achmad, H., & Jember, S. (2024). Analisis Risiko Dan Pengelolaan Risiko Pembiayaan Multi Jasa Barokah Menggunakan Akad Ba' i Al Wafa di KSPPS BMT UGT Nusantara Capem Jember Kota. Januari, 41-45. <https://doi.org/10.59435/gjpm.v2i1.288>
- [7] Pernama, B., Dwi Purnomo, H., & Satya Wacana, K. (2023). Analisis Risiko Pinjaman dengan Metode Support Vector Machine, Artificial Neural Network dan Naïve Bayes. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 7(1), 2023. <https://doi.org/10.35870/jti>
- [8] Prasetyo, A. B., Handayani, M., Sulistiyono, E., Firdiyono, F., Febriana, E., Mayangsari, W., ... & Soedarsono, J. W. (2023). Fabrication of high purity silica precipitates from quartz sand toward photovoltaic application. *Journal of Ceramic Processing Research*, 24(1), 103-110.
- [9] Pujianti. (2024, March 19). Kerangka Penelitian dan Tata Cara Membuatnya. Penerbitdeepublish.Com. https://penerbitdeepublish.com/kerangka-penelitian/#1_Bagian_Pendahuluan
- [10] Putri, N. B., & Wijayanto, A. W. (2022). Analisis Komparasi Algoritma Klasifikasi Data Mining Dalam Klasifikasi Website Phishing. *Komputika: Jurnal Sistem Komputer*, 11(1), 59-66. <https://doi.org/10.34010/komputika.v11i1.4350>
- [11] Sathyanarayanan, S., & Tantri, B. R. (2024). Confusion matrix-based performance evaluation metrics. *African Journal of Biomedical Research*, 27(4S), 4023-4031.
- [12] Wahyudi, R. K. (2024). Prediksi Financial Distress Perusahaan Berdasarkan Rasio-Rasio Keuangan Dengan Menggunakan Support Vector Machine (SVM)-SMOTE (Doctoral dissertation, Institut Teknologi Sepuluh Nopember).
- [13] Wurijanto, T., Setiawan, H. B., & Tjandrarini, A. B. (2022). Penerapan Model CRISP-DM pada Prediksi Nasabah Kredit yang Berisiko Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *Jurnal Ilmiah Scroll: Jendela Teknologi Informasi*, 10(1). <https://univ45sby.ac.id/ejournal/index.php/informatika>.