**ANALISIS ALGORITMA SVM DAN NAIVE BAYES DALAM KLASIFIKASI KREDIT MACET PADA KOPERASI SIMPAN PINJAM**

**Sugeng Riyadi1, Muhammad Mizan Siregar2, Khairul Fadhli Margolang3, Karina Andriani4, Rika Rosnelly5**

1,2,3,4 ProgramStudi Ilmu Komputer, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Potensi Utama, Jl.K.L Yos Sudarso KM. 6,5 No. 3A Tj Mulia, Medan, Indonesia

*email*: adhie.ogenk@gmail.com, mizan.siregar1@gmail.com, khairulfadhlim@gmail.com, andrianikarina@gmail.com, rikarosnelly@gmail.com,

**Abstract:** Non-performing loan (NPL) is a risk that credit unions must face and to avoid that, prospective debtors need to be surveyed. With previous loan data, support vector machine and naïve bayes can be used as classification methods to give a decision about NPL. We use a data set with 61 data and process the data with orange 3.30 application to see the difference between SVM using linear (SVM-L), polynomial (SVM-P), RBF (SVM-R) and sigmoid (SVM-S) kernel with naïve bayes. We use a cross validation technique with various folds to measure the classification results and a convusion matrix to measure the data training classification results. Naïve bayes scores the highest in terms of accuracy and SVM-R scores the highest in terms of F1, precision and recall. SVM-P scores the lowest in terms of accuracy, F1, precision and recall. Naïve bayes scores the highest in terms of proportion of predicted for true negative class and proportion of actual for true positive class. SVM-S scores the highest in terms of proportion of predicted for true positive class and proportion of actual for true negative class. SVM-P scores the lowest in both proportion of predicted and proportion of actual.

**Keywords:** classification; naïve bayes; non-performing loan; support vector machine

**Abstrak:** Kredit macet merupakan resiko yang sering dialami koperasi simpan pinjam, sehingga perlu dilakukan survei terhadap calon debitur agar kredit menjadi sehat. Dengan menggunakan data pemberian kredit sebelumnya, *support vector machine* dan *naïve bayes* digunakan sebagai metode klasifikasi untuk memberikan keputusan macet atau tidaknya kredit anggota koperasi Mutiara Sejahtera. Data set yang berjumlah 61 data diolah menggunakan aplikasi *Orange 3.30* dan dilihat perbandingan antara metode SVM dengan kernel *linear, polynomial,* RBF dan *sigomoid* dengan metode *naïve bayes*. *Cross validation* dengan jumlah *fold* bervariasi digunakan sebagai nilai ukur klasifikasi dan *convusion matrix* digunakan sebagai nilai ukur klasifikasi data *training*. Hasil yang diperoleh adalah *naïve bayes* memiliki nilai *accuracy* tertinggi dan SVM kernel RBF memiliki nilai F1, *precision* dan *recall* tertinggi. SVM kernel *polynomial* memiliki nilai terendah untuk *accuracy,* F1, *precision* dan *recall*. *Naïve bayes* memiliki nilai tertinggi untuk *proportion of predicted* (PoP) kelas *true negative* dan *proportion of actual* (PoA) kelas *true positive*. SVM kernel *sigmoid* memiliki nilai tertinggi untuk PoPkelas *true positive* dan PoAkelas *true negative*. SVM kernel *polynomial* memiliki nilai terendah baik untuk PoPmaupun PoA *true negative* dan kelas *true positive*.

**Kata kunci:** klasifikasi; kredit macet; *naive bayes*, SVM

**PENDAHULUAN**

Koperasi, sebagai salah satu badan hukum/badan usaha yang didirikan oleh perseorangan maupun badan hukum koperasi, memiliki tujuan untuk memenuhi aspirasi dan kebutuhan bersama anggotanya baik dalam segi ekonomi, sosial maupun budaya, sesuai dengan prinsip dan semangat koperasi [1].

Sebagai salah satu jenis koperasi, koperasi simpan pinjam yang berorientasi pada keuntungan (laba dan rugi), bergelut pada permasalahan keuangan khususnya simpan dan pinjam anggotanya yang mana merupakan aktivitas perekonomian yang sering dilakukan masyarakat Indonesia [2].

Kredit macet merupakan salah satu resiko yang sering dijumpai koperasi simpan pinjam. Kredit macet terjadi pada saat koperasi sebagai pihak kreditur mengalami kesulitan dalam meminta angsuran pinjaman uang dari anggotanya karena satu atau lain hal. Untuk menghindari hal ini, koperasi wajib melakukan survei terhadap calon debitur dengan melihat kriteria watak (character), kemampuan (capacity), modal (capital), agunan (colateral), kondisi ekonomi (condition of economy) agar asas pemberian kredit sehat dapat terpenuhi [3].

 Dengan menggunakan data pemberian kredit sebelumnya, dibentuk sebuah model yang bisa digunakan koperasi untuk menentukan apakah calon debitur layak atau tidak menerima pinjaman dana. Salah satu teknik yang dapat digunakan untul model ini adalah data mining. Data mining mengolah data histori pemberian kredit pada koperasi simpan pinjam dan mengklasifikasikan kelayakan calon debitur dalam menerima pinjaman dana [4].

Dari beberapa metode data minig, support vector machine (SVM) merupakan salah satu metode yang dapat digunakan dalam membentuk model klasifikasi kredit macet. Sebagai salah satu metode nonparametrik, SVM dapat menangkap pola linier dari klasifikasi data dan mengatasi overfitting sehingga menghasilkan performansi yang bagus [5]. Dengan menerapkan support vector regression (SVR) yang dimiliki SVM, permasalahan klasifikasi dan regresi dapat diselesaikan secara baik dan akurat menggunakan metode ini [6] Karena prinsip SVM adalah pencarian support vector dari sekumpulan data, metode inI juga dapat dikombinasikan dengan metode data mining lain atau dibandingkan performanya dalam masalah klasifikasi kredit macet [7].

Selain SVM, metode lain yang dapat digunakan dalam klasifikasi kredit macet adalah naïve bayes. Metode ini sering digunakan dalam penelitian pada kasus klasifikasi kredit macet karena tingkat akurasinya yang cukup tinggi [8]. Metode yang menggunakan prinsip probabilitas dan statistik ini cukup sederhana untuk diterapkan dalam penelitian klasifikasi kredit macet, yaitu dengan menghitung nilai probabilitas prior dan posterior yang kemudian dibandingkan untuk memperoleh nilai likelyhood dan seterusnya dihitung nilai evidencenya agar diperoleh keputusan klasifikasi [9].

Penelitian ini membandingkan metode SVM dengan naïve bayes dalam mengklasifikasikan nasabah kredit macet dilihat dari nilai *train time, test time, accuracy, precision* dan *recall* masing-masing metode. Dengan menggunakan data set yang diperoleh dari koperasi Mutiara Sejahtera berupa histori pemberian pinjaman dana dan data anggota koperasi tersebut, dianalisa metode mana yang lebih baik dalam mengklasifikasikan kredit macet berdasarkan data set tersebut.

**METODE**

Data set yang digunakan adalah data anggota koperasi Mutiara Sejahtera dengan jumlah 61 data. Data ini terdiri dari 5 kelas fitur seperti karyawan tetap, lama keanggotaan, jumlah pinjaman dan pinjaman tempat lain serta 1 kelas target yaitu kredit macet. Tabel 1 menunjukkan 10 sampel data set yang digunakan.

Data set diolah menggunakan aplikasi *Orange 3.30* dengan bentuk model seperti terlihat pada Gambar 1. *Widget* yang digunakan adalah *File*, *Data Sampler*, *learner* SVM-L, *learner* SVM-P, *learner* SVM-R, *learner* SVM-S, *learner* Naïve Bayes, *Test and Score* dan *confusion matrix*.

Tabel 1. Sampel Data Set

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| A  | B | C | D | E | F | A  | B | C | D | E | F |
| Y | L | B | S | Y | Y | T | S | B | S | Y | Y |
| T | L | S | S | T | T | T | B | S | P | Y | Y |
| Y | L | B | P | Y | Y | T | B | S | S | Y | Y |
| Y | L | S | L | T | T | Y | B | K | S | T | T |
| T | S | K | S | T | T | Y | L | S | L | T | T |

Keterangan : A = Karyawan tetap (Ya,Tidak), B = Lama keanggotaan (Baru, Sedang, Lama), C = Jumlah pinjaman (Kecil, Sedang, Besar), D = Lama pinjaman (Pendek, Sedang, Lama), E = Pinjaman tempat lain (Ya, Tidak), F = Kredit macet (Ya, Tidak)



Gambar 1. Model Pengolahan Data

*Widget File* digunakan untuk membuka file Data Koperasi dan dipilih kategori F sebagai kelas target serta membuang kategori No dan Nama yang tidak dibutuhkan.

*Widget Data Sampler* digunakan untuk mengambil data *training* dan data *test* secara acak dengan proporsi 80% data set sebagai data *training* dan 20% data set sebagai data *test*.

*Widget* *learner* SVM-L digunakan untuk mengolah data menggunakan SVM kernel *linier*. Kernel *linier* pada metode SVM dapat dihitung dengan persamaan (1) [10]:

 (1)

Dimana:

 = Kernel *linier*

 = Data ke-i

 = Target ke-i

*Widget* *learner* SVM-P digunakan untuk mengolah data menggunakan SVM kernel *polynomial*. Kernel *polynomial* pada metode SVM dapat dihitung dengan persamaan (2) [11]:

 (2)

Dimana:

 = Kernel *polynomial*

 = Data ke-i

 = Target ke-i

c = Konstanta kernel dengan nilai *default* 1

p = Derajat kernel dengan nilai *default* 2

*Widget* *learner* SVM-R digunakan untuk mengolah data menggunakan SVM kernel RBF. Kernel RBFpada metode SVM dapat dihitung dengan persamaan (3) [11]:

 (3)

Dimana:

 = Kernel RBF

 = Data ke-i

 = Target ke-i

 = Konstanta *gamma*,dengan nilai *default* , dimana k adalah jumlah fitur.

*Widget* *learner* SVM-S digunakan untuk mengolah data menggunakan SVM kernel *sigmoid*. Kernel *sigmoid* pada metode SVM dapat dihitung dengan persamaan (4) [11]:

 (4)

Dimana:

 = Kernel *sigmoid*

 = Data ke-i

 = Target ke-i

 = Konstanta *gamma*,dengan nilai *default* , dimana k adalah jumlah fitur.

c = Konstanta kernel dengan nilai *default* 1

*Widget* *test and score* digunakan untuk mengevaluasi klasifikasi menggunakan teknik *cross validation* dengan variasi nilai *fold* sebesar 2, 3, 5, 10 dan 20.

Teknik *cross validation* digunakanuntuk menghasilkan *n*ilai *classification accuracy,* F1, *precision* dan *recall* masing-masing metode, yang dihitung dengan menggunakan persamaan (5) sampai persamaan (8) berikut [12]:

 (5)

 (6)

 (7)

 (8)

Dimana:

TP = True Positive, nasabah yang kreditnya macet diklasifikasikan sebagai kredit macet.

TN = True Negative, nasabah yang kreditnya tidak macet diklasifikasikan sebagai bukan kredit macet.

FP = False Positive, nasabah yang kreditnya tidak macet diklasifikasikan sebagai kredit macet.

FN = False Negative, nasabah yang kreditnya macet diklasifikasikan sebagai bukan kredit macet.

*Widget* *confusion matrix* digunakan untuk menghasilkan presentase *proportion of predicted* dan *proportion of actual* dari masing-masing *widget learner*.

Nilai *proportion of predicted* dan *proportion of actual* digunakan sebagai evaluasi hasil klasifikasi berdasarkan hasil prediksi data *training* masing-masing metode.

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

 Dengan menggunakan *cross validation* dengan jumlah *fold* sebesar 2, 3, 5, 10 dan 20, diperoleh nilai *accuracy,* F1, *precision* dan *recall* masing-masing metode seperti terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai *Cross Validation* (SVM Linier, SVM Polynomial, SVM RBF)

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Metode | Fold | Accuracy | F1 | Precision | Recall |
| SVM Linier | 2 | 0.95918 | 0.95918 | 0.95918 | 0.95918 |
| 3 | 0.95918 | 0.95918 | 0.95918 | 0.95918 |
| 5 | 0.93878 | 0.93862 | 0.93926 | 0.93878 |
| 10 | 0.91837 | 0.91837 | 0.91837 | 0.91837 |
| 20 | 0.91837 | 0.91837 | 0.91837 | 0.91837 |
| SVM Polynomial | 2 | 0.87755 | 0.87786 | 0.88109 | 0.87755 |
| 3 | 0.87755 | 0.87786 | 0.88109 | 0.87755 |
| 5 | 0.87755 | 0.87786 | 0.88109 | 0.87755 |
| 10 | 0.93878 | 0.93815 | 0.9449 | 0.93878 |
| 20 | 0.89796 | 0.8977 | 0.8982 | 0.89796 |
| SVM RBF | 2 | 0.87755 | 0.87786 | 0.88109 | 0.87755 |
| 3 | 0.89796 | 0.89813 | 0.89905 | 0.89796 |
| 5 | 0.89796 | 0.89813 | 0.89905 | 0.89796 |
| 10 | 0.95918 | 0.95894 | 0.962 | 0.95918 |
| 20 | 0.95918 | 0.95894 | 0.962 | 0.95918 |
| SVM Sigmoid | 2 | 0.93878 | 0.93888 | 0.93977 | 0.93878 |
| 3 | 0.95918 | 0.95894 | 0.962 | 0.95918 |
| 5 | 0.93878 | 0.93862 | 0.93926 | 0.93878 |
| 10 | 0.93878 | 0.93862 | 0.93926 | 0.93878 |
| 20 | 0.95918 | 0.95918 | 0.95918 | 0.95918 |
| Naïve Bayes | 2 | 0.97959 | 0.97954 | 0.98032 | 0.97959 |
| 3 | 0.97959 | 0.97954 | 0.98032 | 0.97959 |
| 5 | 0.93878 | 0.93888 | 0.93977 | 0.93878 |
| 10 | 0.93878 | 0.93888 | 0.93977 | 0.93878 |
| 20 | 0.93878 | 0.93888 | 0.93977 | 0.93878 |

Dihitung nilai rata-rata *accuray,* F1, *precision* dan *recall* dari masing-masing metode pada Tabel 2 dan Tabel 3. Nilai ini diperoleh dengan menjumlah masing-masing nilai *accuracy,* F1, *precsion* dan *recall* yang diperoleh dari *cross validation* dengan jumlah *fold* sebesar 2, 3, 5, 10 dan 20 dan kemudian dibagi dengan 5. Tabel 4 menunjukkan hasil perbandingan nilai rata-rata *accuracy,* F1, *precision* dan *recall* masing-masing metode.

Tabel 3. Perbandingan *Cross Validation*

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Metode | Accuracy | F1 | Precision | Recall |
| SVM-Linier | 0.93877551 | 0.938744445 | 0.938872692 | 0.93877551 |
| SVM-Polynomial | 0.893877551 | 0.893884313 | 0.897273081 | 0.893877551 |
| SVM-RBF | 0.918367347 | 0.955813503 | 0.95938143 | 0.956284153 |
| SVM-Sigmoid | 0.946938776 | 0.946848591 | 0.947894061 | 0.946938776 |
| Naïve Bayes | 0.955102041 | 0.95514294 | 0.955987402 | 0.955102041 |

Untuk nilai *accuracy*, dari Tabel 3 diperoleh bahwa nilai tertinggi adalah metode *naïve bayes* (0.955102041)*, s*edangkan nilai terendah adalah metode SVM kernel *polynomial* (0.893877551).

Untuk nilai *F1*, dari Tabel 3 diperoleh bahwa nilai tertinggi adalah metode SVM kernel RBF (0.95514294) sedangkan nilai terendah adalah metode SVM kernel *polynomial* (0.893884313).

Untuk nilai *precision*, dari Tabel 3 diperoleh bahwa ada nilai tertinggi adalah metode SVM kernel RBF, sedangkan nilai terendah adalah metode SVM kernel *polynomial*.

Untuk nilai *recall*, dari Tabel 3 diperoleh bahwa nilai tertinggi adalah metode SVM kernel RBF, sedangkan nilai terendah adalah metode SVM kernel *polynomial*.

Selanjutnya dilakukan evaluasi terhadap hasil klasifikasi menggunakan c*onvusion matrix* untuk memperoleh presentase *proportion of predicted* dan *proportion of actual*.

Tabel 4 dan Tabel 5 menunjukkan hasil *convusion matrix* masing-masing metode dilihat dari nilai *proportion of predicted* dan *proportion of actual* masing-masing metode.

Tabel 4. Hasil Convusion Matrix (*Fold* 2 dan 3)

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| F | Parameter | SVM-L | SVM-P | SVM-R | SVM-S | Naïve Bayes |
| P | A | P | A | P | A | P | A | P | A |
| 2 | TN | 96.3 | 96.3 | 92 | 85.2 | 92 | 85.2 | 96.2 | 92.6 | 96.4 | 100 |
| FP | 4.5 | 3.7 | 16.7 | 14.8 | 16.7 | 14.8 | 8.7 | 7.4 | 0 | 0 |
| FN | 3.7 | 4.5 | 8 | 9.1 | 8 | 9.1 | 3.8 | 4.5 | 3.6 | 4.5 |
| TP | 95.5 | 95.5 | 83.3 | 90.9 | 83.3 | 90.9 | 91.3 | 95.5 | 100 | 95.5 |
| 3 | TN | 96.3 | 96.3 | 92 | 85.2 | 92.3 | 88.9 | 93.1 | 100 | 96.4 | 100 |
| FP | 4.5 | 3.7 | 16.7 | 14.8 | 13 | 11.1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| FN | 3.7 | 4.5 | 8 | 9.1 | 7.7 | 9.1 | 6.9 | 9.1 | 3.6 | 4.5 |
| TP | 95.5 | 95.5 | 83.3 | 90.9 | 87 | 90.9 | 100 | 90.9 | 100 | 95.5 |

Tabel 5. Hasil Convusion Matrix (*Fold* 5, 10 dan 20)

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| F | Parameter | SVM-L | SVM-P | SVM-R | SVM-S | Naïve Bayes |
| P | A | P | A | P | A | P | A | P | A |
| 5 | TN | 92.9 | 96.3 | 92 | 85.2 | 92.3 | 88.9 | 92.9 | 96.3 | 96.2 | 92.6 |
| FP | 4.8 | 3.7 | 16.7 | 14.8 | 13 | 11.1 | 4.8 | 3.7 | 8.7 | 7.4 |
| FN | 7.1 | 9.1 | 8 | 9.1 | 7.7 | 9.1 | 7.1 | 9.1 | 3.8 | 4.5 |
| TP | 95.2 | 90.9 | 83.3 | 90.9 | 87 | 90.9 | 95.2 | 90.9 | 91.3 | 95.5 |
| 10 | TN | 92.6 | 92.6 | 90 | 100 | 93.1 | 100 | 92.9 | 96.3 | 96.2 | 92.6 |
| FP | 9.1 | 7.4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4.8 | 3.7 | 8.7 | 7.4 |
| FN | 7.4 | 9.1 | 10 | 13.6 | 6.9 | 9.1 | 7.1 | 9.1 | 3.8 | 4.5 |
| TP | 90.9 | 90.9 | 100 | 86.4 | 100 | 90.9 | 95.2 | 90.9 | 91.3 | 95.5 |
| 20 | TN | 92.6 | 92.6 | 89.3 | 92.6 | 93.1 | 100 | 96.3 | 96.3 | 96.2 | 92.6 |
| FP | 9.1 | 7.4 | 9.5 | 7.4 | 0 | 0 | 4.5 | 3.7 | 8.7 | 7.4 |
| FN | 7.4 | 9.1 | 10.7 | 13.6 | 6.9 | 9.1 | 3.7 | 4.5 | 3.8 | 4.5 |
| TP | 90.9 | 90.9 | 90.5 | 86.4 | 100 | 90.9 | 95.5 | 95.5 | 91.3 | 95.5 |

Keterangan : F = Jumlah *Fold,* SVM-L = SVM Kernel Linier, SVM-P = SVM Kernel Polynomial, SVM-R = SVM Kernel RBF, SVM-S = SVM Kernel Sigmoid, NB = Naïve Bayes, P = Nilai *proportion of predicted,* A = Nilai *proportion of actual,* TN = *True negative* (nasabah yang kreditnya tidak macet diklasifikasikan sebagai kredit tidak macet), FP = *False positive* (nasabah yang kreditnya tidak macet diklasifikasikan sebagai kredit macet), FN = *False negative* (nasabah yang kreditnya macet diklasifikasikan sebagai kredit tidak macet), TP = *True positive* (nasabah yang kreditnya macet diklasifikasikan sebagai kredit macet)

Dihitung nilai rata-rata *true negative, false positive, false negative* dan *true positive* masing-masing metode dari hasil penjumlahan nilai *convusion matrix* per jumlah *fold* pada *cross validation* untuk mengukur akurasi klasifikasi masing-masing metode pada data *training*.

Dari hasil ini, dilihat metode mana yang paling akurat dan tidak akurat dalam mengklasifikasikan data *training* berdasarkan nilai *true negative* dan *true positive* masing-masing metode.

Tabel 6 menunjukkan hasil perbandingan akurasi klasifikasi pada data *training* masing metode.

Tabel 6. Perbandingan Akurasi Klasifikasi Data Training

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | SVM Linier | SVM Polynomial | SVM RBF | SVM Sigmoid | Naïve Bayes |
| P | A | P | A | P | A | P | A | P | A |
| TN | 94.14 | 94.82 | 91.06 | 89.64 | 92.56 | 92.6 | 94.28 | 96.3 | 96.28 | 95.56 |
| FP | 6.4 | 5.18 | 11.92 | 10.36 | 8.54 | 7.4 | 4.56 | 3.7 | 5.22 | 4.44 |
| FN | 5.86 | 7.26 | 8.94 | 10.9 | 7.44 | 9.1 | 5.72 | 7.26 | 3.72 | 4.5 |
| TP | 93.6 | 92.74 | 88.08 | 89.1 | 91.46 | 90.9 | 95.44 | 92.74 | 94.78 | 95.5 |

Dari Tabel 6, terlihat bahwa untuk *proportion of predicted*,metode *naïve bayes* memiliki akurasi klasifikasi data *training* dengan kelas target “Tidak Macet” tertinggi dengan nilai 96.28% dan metode SVM kernel *polynomial* memiliki akurasi terendah dengan nilai 91.06%. Metode SVM kernel *sigmoid* memiliki akurasi klasifikasi data *training* dengan kelas target “Macet” tertinggi dengan nilai 95.44%.

Untuk *proportion of actual*,metode SVM kernal *sigmoid* memiliki akurasi klasifikasi data *training* dengan kelas target “Tidak Macet” tertinggi dengan nilai 96.3% dan metode SVM kernel *polynomial* memiliki akurasi terendah dengan nilai 89.64%. Metode *naïve bayes* memiliki akurasi klasifikasi data *training* dengan kelas target “Macet” tertinggi dengan nilai 95.5% dan metode SVM kernel *polynomial* memiliki akurasi terendah dengan nilai 89.1%.

**SIMPULAN**

Hasil klasifikasi kredit macet pada koperasi Mutiara Sejahtera menggunakan metode SVM dan Naïve Bayes ini menunjukkan bahwa metode *naïve bayes* memiliki akurasi klasifikasi tertinggi, sedangkan metode SVM dengan kernel RBF memiliki nilai F1, *precision* dan *recall* tertinggi. Metode SVM dengan kernel *polynomial* memiliki nilai terendah baik untuk akurasi, F1, *precision* maupun *recall*.

Dilihat dari akurasi klasifikasi data *training*, untuk *proportion of predicted* metode *naïve bayes* memiliki akurasi tertinggi dalam mengklasifikasikan data yang termasuk pada kelas “Tidak Macet”, sedangkan metode SVM dengan kernel *sigmoid* memiliki akurasi tertinggi dalam mengklasifikasikan data yang termasuk pada kelas “Macet”. Metode SVM dengan kernel *polynomial* memiliki akurasi klasifikasi data terendah baik untuk data yang termasuk kelas “Tidak Macet” maupun kelas “Macet”.

Untuk *proportion of actual* metode SVM dengan kernel *sigmoid* memiliki akurasi tertinggi dalam mengklasifikasikan data yang termasuk pada kelas “Tidak Macet”, sedangkan metode *naïve bayes* memiliki akurasi tertinggi dalam mengklasifikasikan data yang termasuk pada kelas “Macet”. Metode SVM dengan kernel *polynomial* memiliki akurasi klasifikasi data terendah baik untuk data yang termasuk kelas “Tidak Macet” maupun kelas “Macet”.

**DAFTAR PUSTAKA**

[1] R. M. Dai, Suryanto, S. Novianti, “Analisis Prosedur Pemberian Kredit Koperasi (Studi pada Koperasi Rahastra Credit Union Bandung),” *Jurnal Ilmu Keuangan dan Perbankan (JIKA)*, vol. 7, no. 1, pp. 65-77, 2017.

[2] R. Fitriana, Novitasari, “Sistem Dan Prosedur Pelaksanaan Simpan Pinjam Pada Koperasi Karyawan RSU Bina Sehat,” *Jurnal Ilmiah Akuntansi (AKURAT)*, vol. 10, no. 3, pp. 58–71, 2019.

[3] F. C. Mewoh, H. J. Sumampouw, L. F. Tamengkel, "Analisis Kredit Macet (PT. Bank Sulut, Tbk Di Manado)," *Jurnal Administrasi Bisnis (JAB)*. vol. 4, no. 1, pp. 1-15, 2016.

[4] N. Iriadi, H. Leidiyana, “Prediksi Pinjaman Kredit Dengan Support Vector Machine Dan K-Nearest Neighbors Pada Koperasi Serba Usaha,” *Jurnal Penelitian Ilmu Komputer, System Embedded & Logic,* vol. 1, no. 2, pp. 115-124 2013.

[5] H. Yasin, A. R. Hakim, A. Hoyyi, "Sistem Informasi Potensi Kredit Macet Berbasis Aplikasi Credit Scoring-Support Vector Machine (CS-SVM)," in *Seminar Nasional Variansi (Venue Artikulasi-Riset, Inovasi, Resonansi-Teori, Dan Aplikasi Statistika)*, 2020.

[6] N. Rahmansyah, “Analisa Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Memprediksi Nasabah Yang Berpeluang Kredit Macet,” *Jurnal KomTekInfo,* vol. 3, no. 1, pp. 67-77, 2016

[7] S. L. Br Ginting, A. A. Permana, “Hybrid Classifier System: Support Vector Machines Dikombinasikan dengan K-Nearest Neighbors untuk Menentukan Kelayakan Nasabah Bank dalam Pengajuan Kredit,” *Komputika: Jurnal Sistem Komputer, v*ol. 7, no. 1, pp. 9-16, 2018.

[8] S. S. Al Khautsar, D. Puspitasari, W. P. Mustika, “Algoritma Naïve Bayes Untuk Memprediksi Kredit Macet Pada Koperasi Simpan Pinjam,” *JURNAL INFORMATIKA UPGRIS,* vol. 4, no. 2, pp. 239-245, 2018.

[9] W. Susanto, L. Indriyani, “Analisis Penerapan Naïve Bayes Untuk Memprediksi Resiko Kredit Anggota Koperasi Keluarga Guru,” *JURNAL INFORMATIKA*,vol. 6, no. 2, pp. 151-155, 2019.

[10] C. Savas, F. Dovis, “The Impact of Different Kernel Functions on the Performance of Scintillation Detection Based on Support Vector Machines,” in *Sensors*,vol. 19, no. 23, article 5219, 2019.

[11] J. P. Maulana, Irhamah, "Klasifikasi Kabupaten di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Indikator Daerah Tertinggal dengan metode Support Vector Machine (SVM) dan Entropy Based Fuzzy Support Vector Machine (EFSVM)," *INFERENSI,* vol. 1, no. 1, pp. 9-15, 2018.

[12] H. Dalianis, "Evaluation Metrics and Evaluation," in *Clinical Text Mining,* Springer*,* pp. 45-53, 2018