KOMPARASI ALGORITMA KLASIFIKASI SVM-PSO DAN C4.5-PSO DALAM PREDIKSI PENYAKIT JANTUNG

Weiskhy Steven Dharmawan
Universitas Bina Sarana Informatika
Jl Abdurahman Saleh No.18, 78124
e-mail: weiskhy.wvn@bsi.ac.id

ABSTRAK

Dalam analisis data untuk dataset yang berdimensi besar, klasifikasi sangat diperlukan dalam memprediksi dari sebuah dataset, dalam penelitian ini membandingkan suatu metode untuk mengklasifikasi data yang besar yang dimana data tersebut akan di olah untuk mendapatkan hasil informasi prediksi data yang di inginkan. Dalam penelitian ini Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk memberikan hasil klasifikasi dari kinerja seleksi fitur yang dilakukan Particle Swarm Optimization (PSO) yang mana hasil pengujian nya akan di bandingkan dengan algoritma klasifikasi C4.5 sebagai pembanding algoritma mana yang lebih baik dalam memprediksi dari sebuah dataset. C4.5 digunakan juga untuk memberikan hasil klasifikasi yang di gabungan bersama Particle Swarm Optimization (PSO). Dari eksperimen yang di lakukan algoritma SVM-PSO mendapatkan nilai Accuracy 84.81% dan nilai AUCnya 0.898 sedangkan Algoritma C4.5-PSO mendapatkan nilai Accuracy 80.00% dan nilai AUCnya 0.787.

Kata kunci : Support Vector Machine (SVM), Particle Swarm Optimization (PSO), Prediksi.

ABSTRACT

In data analysis for large-dimensional datasets, classification is very necessary in predicting from a dataset, in this study comparing a method for classifying large data where the data will be processed to obtain the desired data prediction information. In this study the Support Vector Machine (SVM) is used to provide classification results from the feature selection performance carried out by Particle Swarm Optimization (PSO) where the test results will be compared with the C4.5 classification algorithm as a comparison which algorithm is better at predicting than the dataset. C4.5 is also used to provide classification results combined with Particle Swarm Optimization (PSO). From the experiments carried out, the SVM-PSO algorithm obtained an Accuracy value of 84.81% and an AUC value of 0.898 while the C4.5-PSO algorithm obtained an Accuracy value of 80.00% and an AUC value of 0.787.

Keywords : Support Vector Machine (SVM), Particle Swarm Optimization (PSO), prediction

1. PENDAHULUAN

Dalam dunia kesehatan dan medis suatu keakuratan prediksi sebuah penyakit sangatlah penting dan memerlukan keputusan yang tepat dan efektif dalam mengambil suatu analisa dan keakuratan prediksi suatu penyakit yang diderita pasien, seperti hal nya juga pada penyakit jantung yang sangat membutuhkan ke akuratan dalam memprediksi suatu gejala yang ada.

Penyakit jantung (Hananta & Muhammad, 2011) adalah terjadinya terganggunya keseimbangan antara suplai dan kebutuhan darah

yang terjadi akibat penyumbatan pembuluh darah. Kematian akibat penyakit jantung mencapai 959.227 pasien, yakni 41,4 % dari seluruh kematian atau setiap hari 2600 penduduk meninggal akibat penyakit jantung (Hananta & Muhammad, 2011).

Metode prediksi penyakit jantung banyak diusulkan dengan menggunakan *Genetic Algorithm*, *native bayes* dan *decision trees* *decision support naïve bayes*, *Multilayer Perceptron* (Khemphila & Boonjing, 2011).

Faktor gejala yang terdiagnosa sebagai penyakit jantung antara lain adalah jenis sakit dada (*cheasr pain*), tekanan darah tinggi (*tresbps*), kolesterol (*chol*), nilai tes EKG (*resting electrodiagraphic "restacg"*), denyut jantung (*thalach*) dan kadar gula (*fasting blood sugar "FBS"*) (Mahmood & Kuppa, 2010). Dan beberapa factor lainnya yang menidentifikasi bahwa seseorang mempunyai penyakit jantung.

Penyakit jantung meliputi *aortic regurgition*, *cardiogenic shock*, *congenital heart disease*, *cardiomyopathy*, *peripartum cardiomyopa-thy*, *tricuspid regurgitation* (Hananta & Muhammad, 2011) yang sering menjangkit pada anak-anak, orang dewasa dan tetap menjadi masalah utama di Negara-negara berkembang.

Pada penelitian ini akan membandingkan dua algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) dan C4.5 yang dikombinasikan dengan *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk menentukan hasil mana yang lebih akurat dalam prediksi penyakit jantung lebih baik.

2. METODOLOGI PENELITIAN

a. Data Mining

Data Mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menemukan pengetahuan yang tersembunyi didalam database. *Data Mining* didefinisikan sebagai proses penemuan pola dalam data. Beberapa aplikasi *data mining* fokus pada prediksi, mereka meramalkan apa yang akan terjadi dalam situasi baru dari data yang menggambarkan apa yang terjadi di masa lalu (Witten et al., 2011). Secara khusus, koleksi metode yang dikenal sebagai *data mining* menawarkan metodologi dan solusi teknis untuk mengatasi analisis data medis dan konstruksi prediksi model.

Menurut Zafra dan Ventura (2012) data mining adalah proses penggalian pengetahuan yang berguna dan informasi dari kumpulan data. Saat ini data mining telah digunakan di banyak domain aplikasi seperti industri biomedis, ritel dan pemasaran, telekomunikasi, pertambangan web, audit komputer, industri keuangan, obat-obatan dan seterusnya (Zaki et al., 2014).

Data mining juga didefinisikan suatu tindakan melakukan ekstraksi untuk mendapatkan informasi penting yang sifatnya implisit dan sebelumnya tidak diketahui, dari suatu data (Gorunescu, 2011). Data mining

merupakan sebuah teknik yang digunakan untuk beroperasi pada data yang memiliki volume besar untuk menemukan pola-pola yang tersembunyi dan mencari hubungan agar dapat digunakan untuk membantu dalam pengambilan keputusan.

Berdasarkan pengertian-pengertian di atas dapat di simpulkan bahwa data mining merupakan disiplin ilmu yang mempelajari metode untuk mengekstrak pengetahuan atau menemukan pola dari suatu data.

Data mining merupakan bagian dari proses *Knowledge Discovery from Data* (KDD). proses penjelajahan pengetahuan dimulai dari beberapa database dilakukan proses *cleaning* dan *integration* sehingga menghasilkan data *warehouse*. Dilakukan proses *selection* dan *transformation* yang kemudian disebut sebagai data mining hingga menemukan pola dan memperoleh pengetahuan dari data (*knowledge*).

Tahapan data mining dalam proses penemuan pengetahuan (Jiawei et al., 2012):

1. Pembersihan data (untuk menghilangkan noise dan data tidak konsisten)
2. Integrasi data (di mana beberapa sumber data dapat dikombinasikan)
3. Data seleksi (di mana data yang relevan dengan tugas analisis basis data yang akan diambil)
4. Data transformasi (dimana data diubah atau dikonsolidasikan ke dalam bentuk yang sesuai untuk pertambangan dengan melakukan operasi ringkasan atau agregasi)
5. Data mining (proses esensial dimana metode cerdas diaplikasikan untuk mengekstrak pola data)
6. Pola evaluasi (untuk mengidentifikasi pola yang benar-benar menarik yang mewakili pengetahuan didasarkan pada beberapa langkah-langkah interestingness)
7. Pengetahuan presentasi (dimana visualisasi dan teknik representasi pengetahuan digunakan untuk menyajikan pengetahuan ditambang kepada pengguna)

Gambar 1: Tahapan data mining

b. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine adalah metode learning machine yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM) dengan tujuan menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space*. Hyperplane terbaik adalah hyperplane yang terletak ditengah-tengah antara dua set obyek dari dua class. Hyperplane pemisah terbaik antara kedua class dapat ditemukan dengan mengukur margin hyperplane tersebut dan mencari titik maksimalnya. Margin adalah jarak antara hyperplane tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing *class*. *Pattern* yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector* (Lee & Lee, 2015).

Menurut Y. Yin, Han, & Cai, (2011) *Support Vector Machine* (SVM) didefinisikan sebagai seperangkat metode pembelajaran terkait yang menganalisis data dan mengenali pola, yang kemudian digunakan untuk klasifikasi dan analisis regresi. SVM mengambil satu set *data input* dan memprediksi untuk setiap masukan yang diberikan, yang berasal dari dua kelas yang kemudian di klasifikasikan dengan mencari nilai *hyperplane* terbaik.

Menurut (Yin et al., 2011) *Support Vector Machine* (SVM) adalah suatu metode klasifikasi untuk mencari nilai *hyperplane* terbaik yang mampu menemukan solusi global optimal. Sehingga nilai akurasi tidak mudah berubah-ubah.

Menurut Li, *Support Vector Machine* (SVM) merupakan pembelajaran yang mengarah ke pemrograman kuadratik dengan kendala linear. Berdasarkan minimalisasi risiko prinsip terstruktur, SVM berusaha untuk meminimalkan batas atas kesalahan generalisasi bukan kesalahan empiris, sehingga model prediksi baru efektif menghindari *over-pas* masalah. Selain itu, model SVM bekerja di ruang fitur berdimensi tinggi yang dibentuk oleh pemetaan nonlinear dari N -dimensi vektor input x ke dalam ruang fitur K -dimensi ($K > N$) melalui penggunaan fungsi ϕ nonlinear (x) (Liu et al., 2011).

Berdasarkan pengertian di atas dapat disimpulkan *Support Vector Machine* (SVM) merupakan suatu metode klasifikasi yang memaksimalkan batas *hyperplane* (*maximal margin hyperplane*). Jika dalam ANN semua data latih akan dipelajari selama proses pelatihan, sedangkan pada SVM berbeda karena hanya sejumlah data terpilih saja yang berkontribusi untuk membentuk model yang digunakan dalam klasifikasi yang akan dipelajari (Yu et al., 2011). Hal ini menjadi kelebihan SVM

karena tidak semua data latih akan di pandang untuk dilibatkan dalam setiap iterasi pelatihannya. Data-data yang berkontribusi tersebut disebut sebagai *support vector* sehingga metodenya disebut *Support Vector Machine*.

Yang menjadi karakteristik dari *Support Vector Machine* (SVM) adalah sebagai berikut:

1. Secara prinsip SVM adalah *linear classifier*.
2. Pattern recognition dilakukan dengan mentransformasikan data pada input space ke ruang yang berdimensi lebih tinggi, dan optimisasi dilakukan pada ruang vector yang baru tersebut. Hal ini membedakan SVM dari solusi pattern recognition pada umumnya, yang melakukan optimisasi parameter pada ruang hasil transformasi yang berdimensi lebih rendah daripada dimensi input space.
3. Menerapkan strategi *Structural Risk Minimization* (SRM).
4. Prinsip kerja SVM pada dasarnya hanya mampu menangani klasifikasi dua kelas.

Secara sederhana konsep SVM adalah sebagai usaha mencari *hyperlane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah *class* pada *input space*, dimana dapat dilihat pada gambar dibawah ini:

Gambar 2: Konsep SVM untuk mencari hyperlane terbaik

Gambar diatas memperlihatkan beberapa pola yang merupakan anggota dari dua buah kelas data : +1 dan -1. Data yang tergabung pada kelas -1 disimbolkan dengan bentuk lingkaran, sedangkan data pada kelas +1 disimbolkan dengan bentuk bujur sangkar.

Hyperplane (batas keputusan) pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan data terdekat dari masing-masing kelas. Data yang paling dekat ini disebut *support vector*. Garis solid pada gambar di atas menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua kelas, sedangkan data lingkaran dan bujur sangkar yang dilewati garis batas margin (garis putus-putus) adalah *support vector*. Usaha untuk mencari lokasi *hyperplane* ini merupakan inti dari proses pelatihan *Support Vector Machine* (SVM) (Prasetyo, 2012).

Data yang tersedia dinotasikan sebagai $x \in \mathbb{R}^d$ sedangkan label masing-masing dinotasikan $y_i \in \{-1, +1\}$ untuk $i = 1, 2, \dots, l$ yang mana l adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua class -1 dan +1 dapat terpisah secara sempurna oleh *hyperplane* berdimensi d , yang didefinisikan:

$$- \quad w \cdot x + b = 0$$

Sebuah pattern x_i yang termasuk class -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai pattern yang memenuhi pertidaksamaan:

$$- \quad w \cdot x + b = -1$$

sedangkan pattern yang termasuk class +1 (sample positif):

$$- \quad w \cdot x + b = +1$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara *hyperplane* dan titik terdekatnya, yaitu $1/\|w\|$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai *Quadratic Programming* (QP) problem, yaitu mencari titik minimal persamaan, dengan memperhatikan constraint persamaan.

$$\frac{\min}{w} t(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2$$

$$y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0, \forall i$$

Problem ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, diantaranya *Lagrange Multiplier*:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 w \sum_{i=1} (\alpha_i) \left(y_i \left((x_i \cdot w + b) - 1 \right) \right) \quad (i = 1, 2, \dots, l)$$

α_i adalah *Lagrange multipliers*, yang bernilai nol atau positif ($\alpha_i \geq 0$). Nilai optimal dari persamaan (2.6) dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap w dan b , dan memaksimalkan L terhadap α_i . Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradient $L = 0$, persamaan langkah 2.6 dapat dimodifikasi sebagai maksimisasi problem yang hanya mengandung saja α_i , sebagaimana persamaan 2.7.

$$\begin{aligned} \text{Maximize : } & \sum_{i=1} \alpha_i - \\ & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j \end{aligned} \quad (2.13)$$

Subject to:

$$\alpha_i \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, l) \quad \sum_{i=1} \alpha_i y_i = 0$$

Dari hasil dari perhitungan ini diperoleh α_i yang kebanyakan bernilai positif. Data yang berkorelasi dengan α_i yang positif inilah yang disebut sebagai *support vector*. Sebagai contoh digunakan *problem AND*. *Problem AND* adalah klasifikasi dua kelas dengan empat data (lihat Tabel 2.1). Karena ini *problem linier*, kernelisasi tidak diperlukan.

Tabel 1 : AND Problem

X1	X2	Y
1	1	1
-1	1	-1
1	-1	-1
-1	-1	1

dapatkan formulasi masalah optimisasi sebagai berikut:

$$\min \quad \frac{1}{2} (w_1^2 + w_2^2) + C(t_1 + t_2 + t_3 + t_4)$$

Subject to :

$$w_1 + w_2 + b + t_1 \geq 1$$

$$w_1 - w_2 - b + t_2 \geq 1$$

$$-w_1 + w_2 - b + t_3 \geq 1$$

$$w_1 + w_2 - b + t_4 \geq 1$$

$$t_1, t_2, t_3, t_4 \geq 0$$

Karena fungsi AND adalah kasus klasifikasi linier, maka bisa dipastikan nilai variable slack $t_i=0$. Jadi Kita bisa masukkan nilai $C=0$. Setelah menyelesaikan problem optimasi di atas didapat solusi

$$w_1 = 1, w_2 = 1, b = -1$$

Persamaan fungsi pemisahannya adalah

$$f(x) = x_1 + x_2 - 1.$$

Untuk menentukan *output* atau label dari setiap titik data/obyek kita gunakan fungsi $g(x) = \text{sign}(x)$. Dengan fungsi *sign* ini semua nilai $f(x)<0$ diberi label -1 dan lainnya diberi label $+1$.

Metodologi penelitian berisi bagan kerangka penelitian serta penjelasan dari bagan kerangka penelitian tersebut.

c. C4.5

Algoritma *data mining* C4.5 merupakan sebuah algoritma yang diperuntukan untuk melakukan klasifikasi atau segmentasi pengelompokan yang bersifat prediktif. Klasifikasi merupakan salah satu proses pada *data mining* yang bertujuan untuk menemukan pola yang berharga dari data yang berukuran relatif besar hingga sangat besar

d. Particle Swarm optimization (PSO)

Particle Swarm Optimization (PSO) merupakan teknik optimasi *heuristic* global yang diperkenalkan oleh Dokter Kennedy dan Eberhart pada tahun 1995 yang terinspirasi oleh perilaku sosial kawanan burung yang mencoba mencapai tujuan yang tidak di ketahui (Kim et al., 2012). *Particle Swarm Optimization* (PSO) adalah jenis algoritma kecerdasan yang mampu melakukan optimasi terhadap sebuah variable terkait yang paling efektif.

Menurut Liu, *Particle Swarm Optimization* (PSO) adalah perhitungan evolusi Teknik. Serupa dengan algoritma genetika, PSO adalah sebuah alat optimasi. Hal ini terinspirasi oleh perilaku sosial di antara individu. Partikel (individu) yang mewakili potensi solusi masalah bergerak melalui ruang pencarian n-dimensi. Setiap partikel i memelihara catatan posisi kinerja terbaik dalam vektor yang disebut $pbest$ (Liu et al., 2011).

Menurut Y. Yin et al., (2011) *Particle Swarm Optimization* (PSO) adalah metode komputasi yang mengoptimalkan masalah dengan iteratif untuk meningkatkan solusi kandidat berkaitan dengan ukuran tertentu

kualitas. Gerakan setiap partikel dipengaruhi oleh posisi lokal yang dipandu menuju posisi paling dikenal dalam pencarian ruang, yang diperbarui sebagai posisi yang lebih baik dari partikel lain (Yin et al., 2011). *Particle Swarm Optimization* (PSO) juga merupakan teknik komputasi evolusioner yang mampu menghasilkan solusi secara global optimal dalam ruang pencarian melalui interaksi individu dalam segerombolan partikel. Setiap partikel menyampaikan informasi berupa posisi terbaiknya kepada partikel yang lain dan menyesuaikan posisi dan kecepatan masing-masing berdasarkan informasi yang diterima mengenai posisi yang terbaik tersebut.

Particle Swarm Optimization (PSO) adalah alat untuk menangani masalah optimasi. Walaupun relatif baru, sudah banyak yang mengaplikasikan algoritma PSO, karena cukup sederhana serta memiliki kecepatan komputasi yang lebih cepat di bandingkan dengan algoritma optimasi lain nya seperti Genetic Algorithm (GA). Setiap partikel dalam PSO juga dikaitkan dengan kecepatan partikel terbang melalui ruang pencarian dengan kecepatan yang dinamis disesuaikan untuk perilaku histori mereka. Oleh karena itu, partikel memiliki kecenderungan untuk terbang menuju daerah pencarian yang lebih baik selama proses pencarian.

Berdasarkan pengertian di atas dapat disimpulkan bahwa *Particle Swarm Optimization* (PSO) merupakan metode optimasi yang mampu mengoptimalkan variable terdekat untuk mencapai akurasi yang maksimal.

Swarm Intelligence (SI) adalah sebuah paradigma cerdas terdistribusi inovatif untuk memecahkan masalah optimasi yang awalnya mengambil inspirasi dari contoh biologis dengan berkerumun, berkelompok dan menggiring fenomena dalam hewan vertebrata. *Particle Swarm Optimization* (PSO) menggabungkan perilaku berkerumun yang dilakukan hewan contoh dalam kawanan burung, sekelompok ikan, atau kawanan lebah, dan perilaku sosial pada manusia (Abraham et al., 2006)

Untuk menemukan solusi yang optimal, maka setiap partikel akan bergerak ke arah posisi yang terbaik sebelumnya ($pbest$) dan posisi terbaik secara global ($gbest$). Sebagai contoh, partikel ke- i dinyatakan sebagai : $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d})$ dalam ruang d-dimensi. Posisi terbaik sebelumnya dari partikel ke- i disimpan dan dinyatakan sebagai $pbest_i = (pbest_{i,1}, pbest_{i,2}, \dots, pbest_{i,d})$. Modifikasi kecepatan dan posisi tiap

partikel dapat dihitung menggunakan kecepatan saat ini dan jarak $pbest_{i,d}$ ke $pbest_d$ seperti ditunjukkan oleh persamaan berikut:

$$v_{i,m} = w \cdot v_{i,m} + c_1 \cdot R \cdot (pbest_{i,m} - x_{i,m}) + c_2 \cdot R \cdot (gbest_m - x_{i,m})$$

$$x_{id} = x_{i,m} + v_{i,m}$$

Dimana:

- n : jumlah partikel dalam kelompok
- d : dimensi
- $v_{i,m}$: kecepatan partikel ke-i pada iterasi ke-i
- w : faktor bobot inersia
- c_1, c_2 : konstanta akselerasi (learning rate)
- R : bilangan random (0-1)
- $x_{i,d}$: posisi saat ini dari partikel ke- i pada iterasi ke- i
- $pbest_i$: posisi terbaik sebelumnya dari partikel ke- i
- $gbest$: partikel terbaik diantara semua partikel dalam satu kelompok atau populasi

Rumusan di atas menghitung kecepatan baru untuk tiap partikel (solusi potensial) berdasarkan pada kecepatan sebelumnya ($v_{i,m}$), lokasi partikel dimana nilai fitness terbaik telah dicapai ($pbest$), dan lokasi populasi global ($gbest$ untuk versi global, $lbest$ untuk versi local) atau *local neigh borhood* pada algoritma versi local dimana nilai fitness terbaik telah dicapai.

Persamaan rumus selanjutnya memperbaharui posisi tiap partikel pada ruang solusi. Dua bilangan acak c_1 dan c_2 dibangkitkan sendiri. Penggunaan berat inersia w telah memberikan performa yang meningkat pada sejumlah aplikasi. Secara garis besar, struktur dasar dari PSO dapat digambarkan dalam bagan dibawah ini:

Gambar 3: Struktur dasar PSO

e. Pengujian K-Fold Cross Validation

Salah satu pendekatan alternatif untuk “train dan test” yang sering di adopsi dalam beberapa kasus (dan beberapa lainnya terlepas dari ukurannya) yang di sebut dengan k-fold *cross validation*, dengan cara menguji besarnya error pada data test.

Cross validation adalah teknik validasi dengan membagi data secara acak kedalam k bagian dan masing- masing bagian akan dilakukan proses klasifikasi (Han & Kamber, 2006). Dengan menggunakan *Cross validation* akan dilakukan percobaan sebanyak k. Data yang digunakan dalam percobaan ini adalah data *training* untuk mencari nilai error rate secara keseluruhan. Secara umum pengujian nilai k dilakukan sebanyak 10 kali untuk memperkirakan akurasi estimasi. Dalam penelitian ini nilai k yang digunakan berjumlah 10 atau 10-fold *Cross validation*. tiap percobaan akan menggunakan satu data testing dan k-1 bagian akan menjadi data *training*, kemudian *data testing* itu akan ditukar dengan satu buah data training sehingga untuk tiap percobaan akan didapatkan data testing yang berbeda-beda. Data *training* adalah data yang akan dipakai dalam melakukan pembelajaran sedangkan data *testing* adalah data yang belum pernah dipakai sebagai pembelajaran dan akan berfungsi sebagai data pengujian kebenaran atau keakurasian hasil pembelajaran (Witten et al., 2011).

Split 1	Split 2	Split 3	Split 4	Split 5	Split 6	Split 7	Split 8	Split 9	Split 10
Training	Training	Training	Training	Training	Training	Training	Training	Training	Test
Training	Training	Training	Training	Training	Training	Training	Training	Test	Training
Training	Training	Training	Training	Training	Training	Training	Test	Training	Training
Training	Training	Training	Training	Training	Training	Test	Training	Training	Training
Training	Training	Training	Training	Training	Test	Training	Training	Training	Training
Training	Training	Training	Training	Test	Training	Training	Training	Training	Training
Training	Training	Training	Test	Training	Training	Training	Training	Training	Training
Training	Training	Test	Training	Training	Training	Training	Training	Training	Training
Training	Test	Training	Training	Training	Training	Training	Training	Training	Training
Test	Training	Training	Training	Training	Training	Training	Training	Training	Training

Gambar 4: Ilustrasi 10-Fold Cross validation

f. Confusion Matrix

Confusion matrix memberikan keputusan yang diperoleh dalam training dan testing, *Confusion matrix* memberikan penilaian performance klasifikasi berdasarkan objek dengan benar atau salah (Gorunescu, 2011). *Confusion matrix* berisi informasi aktual (*actual*) dan prediksi (*predicted*) pada sistem klasifikasi.

Tabel 2: Confusion Matrix

Clarification	Predicted Class		
Observed Class		Class = Yes	Class = No
	Class = Yes	a (True Positive – TP)	b (False Negative – FN)
	Class = No	c (False Positive – FP)	d (True Negative – TN)

Keterangan:

True Positive (TP) = proporsi positif dalam data set yang diklasifikasikan positif

True Negative (TN) = proporsi negative dalam data set yang diklasifikasikan negative

False Positive (FP) = proporsi negatif dalam data set yang diklasifikasikan positif

False Negative (FN) = proporsi negative dalam data set yang diklasifikasikan negatif

Berikut adalah persamaan model *Confusion matrix* :

- a. Nilai *Accuracy* adalah proporsi jumlah prediksi yang benar. Dapat dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- b. *Sensitivity* digunakan untuk membandingkan proporsi TP terhadap tupel yang positif, yang dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

- c. *Specificity* digunakan untuk membandingkan proporsi TN terhadap tupel yang negatif, yang dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}$$

- d. PPV (*positive predictive value*) adalah proporsi kasus dengan hasil diagnosa positif,

yang dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP}$$

- e. NPV (*negative predictive value*) adalah proporsi kasus dengan hasil diagnosa negatif, yang dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$NPV = \frac{TN}{TN + FN}$$

f. Kurva ROC

Kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) atau yang biasa disebut nilai AUC adalah alat visual yang berguna untuk membandingkan dua model klasifikasi. ROC mengekspresikan *Confusion matrix*. ROC adalah grafik dua dimensi dengan *false positives* sebagai garis horizontal dan *true positives* sebagai garis vertikal. Dengan kurva ROC, kita dapat melihat *trade off* antara tingkat dimana suatu model dapat mengenali tuple positif secara akurat dan tingkat dimana model tersebut salah mengenali tuple negatif sebagai tuple positif. Sebuah grafik ROC adalah plot dua dimensi dengan proporsi positif salah (fp) pada sumbu X dan proporsi positif benar (tp) pada sumbu Y. Titik (0,1) merupakan klasifikasi yang sempurna terhadap semua kasus positif dan kasus negatif. Nilai positif salah adalah tidak ada (fp = 0) dan nilai positif benar adalah tinggi (tp = 1). Titik (0,0) adalah klasifikasi yang memprediksi setiap kasus menjadi negatif {-1}, dan titik (1,1) adalah klasifikasi yang memprediksi setiap kasus menjadi positif {1}. Grafik ROC menggambarkan *trade-off* antara manfaat (*true positive*) dan biaya (*false positives*). Berikut tampilan dua jenis kurva ROC (*discrete dan continuous*).

Gambar 5: Grafik ROC (*discrete dan continuous*)

Poin diatas garis diagonal merupakan hasil klasifikasi yang baik, sedangkan point dibawah garis diagonal merupakan hasil klasifikasi yang buruk. Dapat disimpulkan bahwa, satu point pada kurva ROC adalah lebih baik dari pada yang lainnya jika arah garis melintang dari kiri bawah ke kanan atas didalam grafik. Untuk tingkat akuransi nilai AUC dalam klasifikasi data mining dibagi menjadi lima kelompok (Gorunescu, 2011), yaitu:

- 0.90 - 1.00 = klasifikasi sangat baik (*excellent classification*)
- 0.80 - 0.90 = klasifikasi baik (*good classification*)
- 0.70 - 0.80 = klasifikasi cukup (*fair classification*)
- 0.60 - 0.70 = klasifikasi buruk (*poor classification*)
- 0.50- 0.60 = klasifikasi salah (*failure*)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian merupakan kegiatan pemecahan masalah yang sistematis, yang dilakukan dengan perhatian dan kepedulian dalam konteks situasi yang dihadapi, penelitian dalam akademik digunakan untuk mengacu pada aktivitas yang rajin dan penyelidikan sistematis atau investigasi di suatu daerah, dengan tujuan menemukan atau merevisi fakta, teori, aplikasi dan tujuannya adalah untuk menemukan dan menyebarkan pengetahuan baru

Penelitian ini menggunakan metode penelitian eksperimen, yakni melibatkan dataset *Heart statlog*. *Heart statlog* sebuah database jantung yang memiliki variabel yang harus diprediksi apakah memiliki gejala penyakit jantung atau tidak.

a. Pengujian metode *Support Vector Machine (SVM)* dan *Particle Swarm Optimization (PSO)*

Berikut adalah hasil pengujian *Support Vector Machine* dan *Particle swarm optimization* yang menggunakan metode *Cross Validation* dengan menggunakan RapidMiner.

Hasil dan pembahasan berisi tentang pembahasan serta hasil akhir atau output program atau analisa metode dari penelitian tersebut.

Gambar 6: Penerapan pola *Support Vector Machine Particle Swarm dan Optimization* dengan menggunakan Rapid Miner

Table View Plot View

accuracy: 84.81% +/- 6.51% (mikro: 84.81%)

	true present	true absent	class precision
pred. present	84	5	94.38%
pred. absent	36	145	80.11%
class recall	70.00%	95.67%	

Gambar 7 :Hasil Nilai Accuracy SVM-PSO

TP = 84; FP = 5; TN = 36; FN= 145
 Akurasi = $\frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FN+FP)} * 100\%$
 Akurasi = $\frac{(84+145)}{(84+145+5+36)} * 100\%$
 Akurasi = 84,81%

Gambar 8: Hasil Pengujian SVM-PSO berdasarkan nilai AUC

Dari hasil pengujian SVM-PSO dari dataset *haert statlog* pada gambar 7 dan 8. Diperoleh dengan hasil nilai accuracy 84,81 % dan AUCnya 0.898, Maka nilai tersebut yang akan digunakan dalam penelitian ini. Berdasarkan pengelompokan klasifikasi data mining menurut Gorunescu Florin, hasil penyelesaian klasifikasi yang dilakukan SVM-PSO dengan dataset *haert statlog* memiliki nilai AUC antara 0.80-0.90 dengan arti klasifikasi baik (*good classification*).

Gambar 9 : Hasil Pengujian Nilai Precision, Recall dari algoritma SVM-PSO

Hasil yang ditunjukkan pada gambar 9. Menunjukkan evaluasi kinerja metode yang diusulkan dilakukan dengan menghitung parameter uji berupa *precision* dengan nilai 80.84%, *recall* dengan nilai 96.67% dihitung dengan menggunakan rumus:

$$Precision = \frac{tp}{tp+fn}$$

$$Recall = \frac{tp}{tp+fp}$$

1) Pengujian metode C4.5 dan Particle Swarm Optimization (PSO)

Berikut adalah hasil pengujian C4.5 dan Particle swarm optimization yang menggunakan metode Cross Validation dengan menggunakan RapidMiner.

Gambar 10. Penerapan pola C4.5 dan Optimization dengan menggunakan Rapid Miner

Gambar 11. Hasil Nilai Accuracy C4.5-PSO

TP = 89; FP = 23; TN = 31; FN = 127

$$Akurasi = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FN+FP)} * 100\%$$

$$Akurasi = \frac{(89+127)}{(89+127+23+31)} * 100\%$$

$$Akurasi = 80,00\%$$

Gambar 12. Hasil Pengujian C4.5-PSO berdasarkan nilai AUC

Dari hasil pengujian C4.5-PSO dari dataset *haert statlog* diperoleh pada gambar 11 dan 12 dengan hasil nilai *accuracy* 80.00% dan AUCnya 0.787, Maka nilai tersebut yang akan digunakan dalam penelitian ini. Berdasarkan pengelompokan klasifikasi data mining menurut Gorunescu Florin, hasil penyelesaian klasifikasi yang dilakukan C4.5-PSO dengan dataset *haert statlog* memiliki nilai AUC antara 0.70 - 0.80 dengan arti klasifikasi cukup (*fair classification*).

precision: 80.68% +/- 6.58% (mikro: 80.38%) (positive class: absent)

	true present	true absent	class precision
pred. present	89	23	79.46%
pred. absent	31	127	80.38%
class recall	74.17%	84.67%	

Table View Plot View

recall: 84.67% +/- 11.94% (mikro: 84.67%) (positive class: absent)

	true present	true absent	class precision
pred. present	89	23	79.46%
pred. absent	31	127	80.38%
class recall	74.17%	84.67%	

Gambar 13. Hasil Pengujian Nilai Precision, Recall dari algoritma C4.5-PSO

Hasil yang ditunjukkan pada gambar diatas menunjukkan evaluasi kinerja metode yang diusulkan dilakukan dengan menghitung parameter uji berupa *precision* dengan nilai 80.60%, *recall* dengan nilai 84.67% dihitung dengan menggunakan rumus:

$$Precision = \frac{tp}{tp+fn}$$

$$Recall = \frac{tp}{tp+fp}$$

b. Analisa Evaluasi dan Validasi Hasil

Hasil dari pengujian model yang dilakukan adalah memprediksi pemasaran langsung dengan *support vector machine*(SVM), C4.5 berbasis *particle swarm optimization*(PSO) untuk menentukan nilai *accuracy* dan AUC (*Area Under Curve*). Model klasifikasi bisa dievaluasi berdasarkan kriteria seperti tingkat akurasi, kecepatan, kehandalan, skalabilitas dan interpretabilitas (Vecellis, 2009).

Hasil analisis pengujian perhitungan Accuracy dan AUC dari metode algoritma - SVM-PSO dan C4.5-PSO dirangkumkan dalam tabel dibawah ini.

Tabel 3 : Tabel perbandingan nilai Accuracy dan AUC

NILAI	SVM-PSO	C4.5-PSO
Accuracy	84,81%	80.00%
AUC	0.898	0.787

Keterangan: Nilai Accuracy dan AUC terbaik disajikan dalam huruf tebal.

Berikut adalah hasil yang akan ditampilkan dalam bentuk grafik untuk menunjukan nilai Accuracy dan AUC dari kedua metode yang dibandingkan dari hasil pengujian.

Gambar 14. Grafik tingkat komparasi nilai accuracy dan AUC

Hasil yang ditunjukkan grafik pada gambar 14, dapat dinyatakan bahwa hasil dari metode klasifikasi berfokus pada nilai Accuracy dan AUC pada masing-masing metode.

Hasil evaluasi kinerja metode yang diusulkan dilakukan dengan menghitung parameter uji berupa *precision*, *recall* dan *f-measure*. Secara umum *precision*, *recall* dan *f-measure* dihitung dengan menggunakan rumus:

$$Precision = \frac{tp}{tp+fn}$$

$$Recall = \frac{tp}{tp+fp}$$

$$F-Measure = 2x \frac{precision*recall}{precision+recall}$$

Tabel 4 : Nilai perbandingan Precision, Recall, F-measure

Algoritma	Precision	Recall	F-measure
SVM-PSO	80.84	96.67	88.049
C4.5-PSO	80.6	84.67	82.584

Berdasarkan hasil eksperimen dan analisis data dalam penelitian ini, maka dapat diperoleh perbandingan nilai Accuracy dan *Area Under Curve* (AUC) tertinggi pada pengujian model SVM-PSO. Terdapat keunggulan metode SVM-PSO terhadap metode pembandingan C4.5-PSO, sesudah dilakukan optimasi parameter dengan tahap pengujian.

Hasil uji coba menunjukan SVM-PSO secara rata-rata memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan metode pembandingan C4.5-PSO dalam aspek nilai Accuracy dan *Area Under Curve* (AUC) dan beberapa nilai *Precision*, *Recall* dan *F-Measure*.

4. KESIMPULAN

Dalam analisis data untuk dataset yang berdimensi besar, klasifikasi sangat diperlukan dalam memprediksi dari sebuah dataset, dalam penelitian ini membandingkan suatu metode untuk mengklasifikasi data yang besar yang dimana data tersebut akan di olah untuk mendapatkan hasil informasi prediksi data yang di inginkan. Dari eksperimen yang di lakukan algoritma SVM-PSO mendapatkan nilai Accuracy 84.81% dan nilai AUCnya 0.898 sedangkan Algoritma C4.5-PSO mendapatkan nilai Accuracy 80.00% dan nilai AUCnya 0.787.

Dari hasil eksperimen dan pengujian yang sudah dilakukan dapat disimpulkan metode algoritma SVM-PSO lebih baik dibandingkan C4.5-PSO dalam prediksi data penyakit jantung.

5. REFERENSI

- Abraham, A., Grosan, C., & Ramos, V. (2006). *Swarm Intelligence in Data Mining*. Springer.
- Gorunescu, F. (2011). Data mining: concepts and techniques. In *Chemistry &*; <https://doi.org/10.1007/978-3-642-19721-5>
- Jiawei, H., Kamber, M., Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). Data Mining: Concepts and Techniques. In *San Francisco, CA, itd: Morgan Kaufmann*. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-381479-1.00001-0>
- Kim, J., Choi, K., Kim, G., & Suh, Y. (2012). Classification cost: An empirical comparison among traditional classifier, Cost-Sensitive Classifier, and MetaCost. *Expert Systems with Applications*, 39(4), 4013–4019. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.071>
- Lee, Y., & Lee, J. (2015). Binary tree optimization using genetic algorithm for multiclass support vector machine. *Expert Systems with Applications*, 42(8), 3843–3851. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.01.022>
- Liu, Y., Yu, X., Huang, J. X., & An, A. (2011). Combining integrated sampling with SVM ensembles for learning from imbalanced datasets. *Information Processing and Management*, 47(4), 617–631. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2010.11.007>
- Witten, I. H., Frank, E., & Hall, M. a. (2011). Data Mining Practical Machine Learning Tools and Techniques Third Edition. In *Data Mining* (Vol. 277, Issue Tentang Data Mining). [https://doi.org/10.1002/1521-3773\(20010316\)40:6<9823::AID-ANIE9823>3.3.CO;2-C](https://doi.org/10.1002/1521-3773(20010316)40:6<9823::AID-ANIE9823>3.3.CO;2-C)
- Yin, Y., Han, D., & Cai, Z. (2011). Explore Data Classification Algorithm Based on SVM and PSO for Education Decision. *Journal of Convergence Information Technology*, 6(10), 122–128. <https://doi.org/10.4156/jcit.vol6.issue10.16>
- Yu, X., Guo, S., Guo, J., & Huang, X. (2011). An extended support vector machine forecasting framework for customer churn in e-commerce. *Expert Systems with Applications*, 38(3), 1425–1430. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.07.049>
- Zaki, M. J., Meira, W., & Jr. (2014). *Data Mining and Analysis: Fundamental Concepts and Algorithms*. 562. <https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=Gh9GAwAAQBAJ&pgis=1>