

Peningkatan Akurasi Metode Support Vector Machine melalui Particle Swarm Optimization pada Penyakit Ginjal Kronis

Esty Purwaningsih^{1*}, Ela Nurelasari²

¹ Program Studi Sistem Informasi; Universitas Bina Sarana Informatika; Jl. Kramat Raya No.98, Senen, Jakarta Pusat; e-mail: esty.epw@bsi.ac.id

² Program Studi Teknologi Informasi; Universitas Bina Sarana Informatika; Jl. Kramat Raya No.98, Senen, Jakarta Pusat; e-mail: ela.eur@bsi.ac.id

* Korespondensi: e-mail: esty.epw@bsi.ac.id

Diterima: 25 Juni 2024 ; Review: 26 Juni 2024; Disetujui: 08 Juli 2024

Cara sitasi: Purwaningsih E, Nurelasari E. Peningkatan Akurasi Metode Support Vector Machine melalui Particle Swarm Optimization pada Penyakit Ginjal Kronis. Information Management for Educators and Professionals. Vol 9 (1): 61-72

Abstrak: Ginjal kronis memiliki pengaruh yang signifikan terhadap angka kematian akibat penyakit dan terus meningkat di seluruh dunia. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan dengan tujuan agar dapat mendeteksi dini penyakit tersebut sebelum didiagnosis ke tahap yang lebih serius. Penerapan metode SVM individual dan metode SVM berbasis PSO dilakukan guna mengetahui model mana yang memberikan hasil terbaik dalam mendeteksi penyakit ginjal kronis. Metode SVM memiliki keunggulan dalam akurasi namun kesulitan memilih fitur untuk input terbaik. Sehingga Optimasi PSO (*Particle Swarm Optimization*) terpilih untuk mengatasi kelemahan dari SVM, karena algoritma PSO memiliki keunggulan terhadap penyeleksian fitur dan memberikan bobot atribut. Hasil yang ditunjukkan yaitu metode SVM berbasis PSO berhasil dalam meningkatkan kinerja model serta menaikkan bobot pada atribut. Dari hasil evaluasi, SVM kernel Dot lebih unggul daripada kernel lainnya, terbukti dengan metode SVM saja didapat akurasi 92,25% namun setelah dilakukan optimasi dengan menggunakan PSO, nilai akurasi meningkat menjadi 99,50% sehingga terdapat peningkatan sebesar 7,25%. Disimpulkan bahwa algoritma optimasi PSO dapat meningkatkan efektifitas kinerja SVM, guna dapat memperkirakan terkait penyakit ginjal.

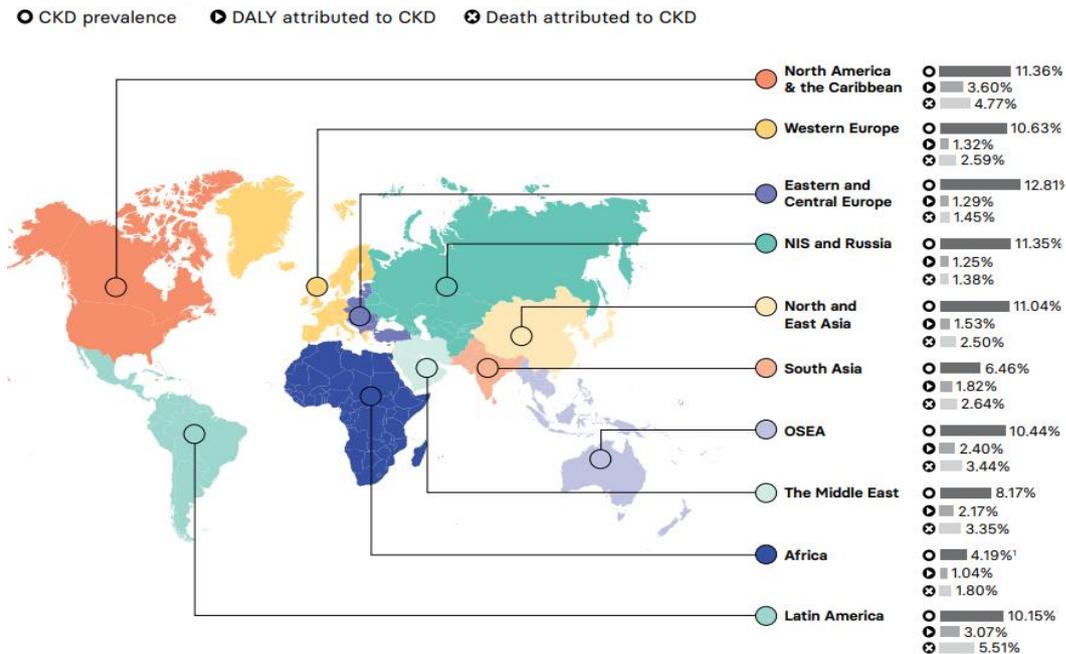
Kata kunci: ginjal kronis, prediksi, svm, optimasi, pso

Abstract: Chronic kidney disease has a significant impact on death rates from disease and continues to increase worldwide. Therefore, this research was carried out with the aim of being able to detect the disease early before it is diagnosed at a more serious stage. The application of the individual SVM method and the PSO-based SVM method was carried out to find out which model gave the best results in detecting chronic kidney disease. The SVM method has advantages in accuracy but has difficulty selecting features for the best input. So PSO Optimization (*Particle Swarm Optimization*) was chosen to overcome the weaknesses of SVM, because the PSO algorithm has advantages in selecting features and providing attribute weights. The results shown are that the PSO-based SVM method is successful in improving model performance and increasing the weights on attributes. From the evaluation results, the SVM kernel Dot is superior to other kernels, as proven by the SVM method alone, the accuracy was 92.25%, but after optimization using PSO, the accuracy value increased to 99.50% so there was an increase of 7.25%. Conclusion that the PSO optimization algorithm can increase the effectiveness of SVM performance, in order to predict kidney disease.

Keywords: chronic kidney, prediction, svm, optimization, pso

1. Pendahuluan

Ginjal kronis (Chronic Kidney Disease-CKD), penyakit yang merupakan permasalahan kesehatan terbesar. Diperkirakan 850 juta orang di seluruh dunia menderita penyakit CKD, jauh lebih tinggi dibandingkan penyakit diabetes melitus dan HIV. Penyakit CKD meningkat tanpa henti di seluruh dunia. Sekitar 10% dari populasi di dunia menderita CKD, namun insiden CKD dan prevalensi berbeda sangat signifikan di lintas negara di dunia [1]. Berikut data Informasi tentang prevalensi CKD yang terlihat pada gambar 1.



Sumber: ISN–Global Kidney Health Atlas (2023)

Gambar 1. Data Prevalensi CKD Seluruh Bagian Negara di Dunia

Kementerian Kesehatan menerima laporan bahwa sejak Agustus 2022, ada peningkatan kasus yaitu pada gangguan ginjal akut yang informasinya tersebar di beberapa rumah sakit dan juga dari organisasi Ikatan IDAI (Dokter Anak Indonesia). Jumlah kasus GGA sebelumnya hanya 1 atau 2 kasus per bulan, tetapi mulai meningkat menjadi lebih dari 35 kasus per bulan [2].

Sebelumnya pada data Riskesdas tahun 2013, Penyakit Tidak Menular (PTM) yang meningkat termasuk kanker, stroke, ginjal kronik, diabetes melitus, dan hipertensi. Prevalensi kanker meningkat dari 1,4% menjadi 1,8%, stroke dari 7% meningkat 10,9%, dan ginjal kronik dari 2% meningkat 3,8% [3].

Kementerian Kesehatan Republik Indonesia melaporkan terdapat beberapa provinsi di negara Indonesia yang memiliki jumlah kasus ginjal kronik tertinggi. Penderita penyakit paling mematikan di dunia ginjal kronik >1,42 juta menduduki urutan ke-11, bersama dengan penderita penyakit jantung 9,13 juta, penderita stroke 6,5 juta, penderita penyakit paru-paru obstruktif kronis (COPD) 3,2 juta korban, dan infeksi pernapasan bawah 2,49 juta korban. Menurut laporan hingga 30 November 2022, gagal ginjal di Indonesia masuk ke kelompok pembiayaan penyakit katastropik, yang mencapai Rp1,93 triliun lebih [4]. Penyakit ginjal kronik (PGK) memiliki pengaruh yang signifikan terhadap tingkat kematian, dan penyakit ini semakin umum di seluruh dunia [5].

Terdapat penelitian terdahulu yang telah dilakukan oleh para peneliti sebelumnya dengan menggunakan teknik machine learning yang bertujuan untuk menyelesaikan kasus penyakit ginjal kronis, diantaranya: Penelitian T. Arifin and D. Ariesta [6], menggunakan Klasifikasi Naive Bayes pada dataset ginjal kronis, perhitungan menunjukkan nilai akurasi senilai 97,00% dan AUC 99.8%. Setelah memakai PSO, hasil akurasi Naive Bayes meningkat menjadi 98,75% sedangkan AUC 99%. Penelitian A. Ilham [7], B-kNN-C4.5 digunakan untuk mengatasi nilai yang tidak ada untuk meramalkan penyakit ginjal kronik. Bootstrap pilihan yang bagus untuk menyiapkan data sebelum dimodelkan, dan k-NN, dengan teknik imputasi yang kuat, menyediakan data tanpa nilai

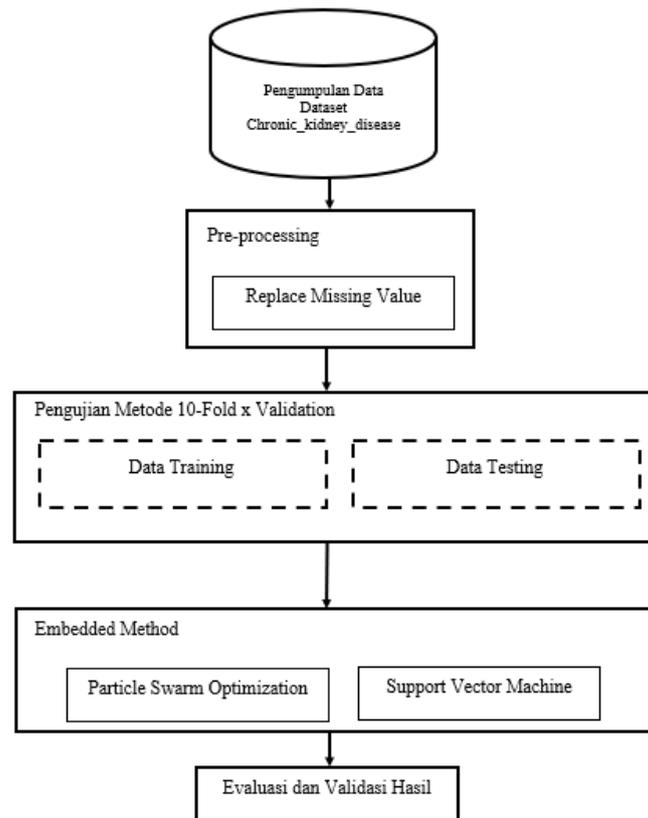
yang hilang. Penelitian A. Kurniadi Hermawan, A. Nugroho, and Edora [8], berdasarkan analisis dataset yang ada, algoritma regresi linier efektif untuk memperkirakan risiko penyakit ginjal. Dengan menggunakan data atribut seperti usia, urin berdarah, dan hasil tes, algoritma regresi linier sangat baik dan akurat dalam memprediksi risiko penderita penyakit ginjal. Proses pengujian data regresi linier, mampu memberikan hasil yang baik dengan nilai Error Rata-rata Squared. Penelitian S. A. Tyastama, T. G. Laksana, and A. B. Arifa [9], Nilai MSE untuk pengujian algoritma JST individual adalah 0,0990, nilai MSE pada algoritma JST dengan PSO adalah 0,0370. Nilai MSE untuk pengujian algoritma JST adalah 0,0990, sementara nilai MSE untuk pengujian kombinasi algoritma JST dan PSO adalah 0,0370. Nilai akurasi pada parameter training adalah 0,005, 50 swarm, dan 1250 epoch. Penelitian M. Rizal, M. Z. Syahaf, S. R. Priyambodo, and Y. Rhamdani [10] menggunakan algoritma C4, K-NN, Naive Bayes, dan regresi logistik. Menurut data, metode Naive Bayes yang paling tidak akurat, dengan akurasi 90,45%, kejituan 91,50%, dan akurasi 80,09% dari algoritma logistic regresi. Penelitian I. Ikko Mulya Rizky, S. Yusuf Irianto, and S. Sriyanto [11], Menggunakan algoritma Random Forest, memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi sebesar 99.64% dibandingkan dengan SVM sebesar 92.50% dan Naive Bayes sebesar 97.14%. Penelitian I. Yulianti, R. Amegia Saputra, M. Sukrisno Mardiyanto, and A. Rahmawati [12] menentukan model yang memberikan hasil terbaik pada algoritma C4.5 dengan PSO dan teknik bagging yang dianggap mampu memilih atribut dengan lebih baik, yang menghasilkan akurasi hingga 99,70%, dibandingkan dengan model C4.5 sebelumnya, yang hanya menghasilkan akurasi sebesar 91,72%. Penelitian Q. A'yuniyah *et al* [13]. Akurasi yang tinggi dihasilkan dari klasifikasi data PGK dengan Naive Bayes Classifier (NBC). Dengan menggunakan perangkat RapidMiner dan algoritma NBC, diperoleh akurasi sebesar 96.43%, rata-rata recall sebesar 93.18%, precision rata-rata sebesar 93.2%, dan AUC rata-rata sebesar 93.2%. Penelitian E. Purwaningsih [14], Hasil menunjukkan bahwa SVM+kernel dot mengungguli kernel polinomial dan RBF dengan akurasi 98.50%. Sebaliknya, dengan menerapkan FS (forward selection) pada SVM+kernel RBF mencapai akurasi 99.75%. Penelitian H. Nurdin *et al* [15], Metode NB (Naive Bayes) dikenal karena kecepatan dan memiliki kemampuan pencarian global. Hasil NB+PSO terlihat adanya peningkatan akurasi yaitu 95,75% yang sebelumnya 95,00% dan nilai AUC (Area Under Curve) sebesar 0,910 persen dari 0,802 persen dibandingkan dengan penggunaan NB saja. Studi ini menghasilkan kesimpulan bahwa NB+PSO dapat memberikan peningkatan efektivitas deteksi PGK dini.

Dari penelitian-penelitian sebelumnya terkait dengan penyakit ginjal kronik sudah terbilang cukup banyak menggunakan teknik data mining. Data mining, sebuah teknologi yang membantu perusahaan menemukan informasi dari data yang mereka miliki. Data mining juga didefinisikan sebagai kegiatan pengumpulan data serta pemanfaatannya untuk menetapkan aturan, struktur, dan hubungan dalam big data. Beberapa aplikasi dalam teknik data mining berfokus pada peramalan, yang bertujuan untuk menggunakan data historis untuk memprediksi situasi baru di masa depan [16].

Penelitian dalam memperkirakan penyakit dari ginjal kronik ini menerapkan metode SVM (Support Vector Machine). SVM memiliki keunggulan dalam akurasi dan dapat menyelesaikan permasalahan klasifikasi baik pada regresi linear maupun nonlinear. Namun, menurut Ilhan dan Tezel [17] Kelemahan dari SVM yaitu kesulitan memilih atribut terbaik [14]. Sehingga Optimasi PSO (*Particle Swarm Optimization*) terpilih untuk mengatasi kelemahan dari SVM, karena algoritma PSO memiliki keunggulan terhadap penyeleksian fitur dan memberikan bobot (weight) atribut kepada atribut keseluruhan yang digunakan [12]. Dalam proses pencarian, PSO (*Particle Swarm Optimization*) menggunakan kecepatan partikel yang dinamis saat bergerak. Partikel cenderung bergerak selama proses pencarian menuju wilayah pencarian yang lebih baik [18]. PSO telah terbukti sebagai teknik yang efektif dalam berbagai bidang, termasuk dalam pemilihan fitur/atribut [19]. Tujuan penelitian yang dilakukan ini untuk memperoleh hasil prediksi dan nilai akurasi terbaik dengan mengukur kinerja hasil penerapan model individual metode SVM dengan metode SVM yang akan dioptimalkan menggunakan PSO dalam hal memprediksi suatu penyakit khususnya pada ginjal kronis.

2. Metode Penelitian

Penelitian menggunakan dataset yang didapat dari repositori UCI pada laman <https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning-databases/00336/>. Adapun tahapan yang dilakukan, dapat dilihat pada gambar 2:



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 2. Tahapan Penelitian

Pengumpulan Data

Dataset `chronic_kidney_disease` (CKD), atau yang juga dikenal sebagai penyakit ginjal kronis (PGK), memiliki 25 atribut. Diantaranya, terdapat 24 atribut bebas dan 1 label. Atribut bebas tersebut meliputi: 1) Usia-age (Age), 2) Tekanan darah (mmHg)-bp (Blood Pressure), 3) Berat jenis-sg (Specific Gravity), 4) Albumin-al, 5) Gula-su (Sugar), 6) Sel darah merah-rbc (Red Blood Cells), 7) Sel pus-pc (Pus Cell), 8) Gumpalan sel pus-pcc (Pus Cell Clumps), 9) Bakteri-ba (Bacteria), 10) Glukosa darah acak-bgr (mgs/dl) (Blood Glucose Random), 11) Urea darah-bu (mgs/dl) (Blood Urea), 12) Kreatinin serum-sc (mgs/dl) (Serum Creatinine), 13) Natrium-sod (mEq/L) (Sodium), 14) Kalium-pot (mEq/L) (Potassium), 15) Hemoglobin-hemo (gms), 16) Volume sel darah merah terkemas-pcv (Packed Cell Volume), 17) Hitung sel darah putih-wbcc (cells/cumm) (White Blood Cell Count), 18) Hitung sel darah merah-rbcc (millions/cmm) (Red Blood Cell Count), 19) Hipertensi-htn (Hypertension), 20) Diabetes mellitus-dm, 21) Penyakit pembuluh darah koroner-cad (Coronary Artery Disease), 22) Nafsu makan-appet (Appetite), 23) Edema pedal-pe (Pedal Edema), 24) Anemia-ane. Sementara itu, label atribut/class terdiri dari: CKD (Chronic Kidney Disease) – (1) yang dinyatakan class positif dan Bukan CKD (No Chronic Kidney Disease) – (2) yang dinyatakan sebagai class negatif.

Pengolahan data awal (*Pre-Processing*)

Pada tahap pre-processing, data diuji untuk memastikan kebermutuan dan kualitasnya. Ini termasuk mengidentifikasi data yang tidak baik dan bermasalah, seperti data yang tidak konsisten, data ganjil (yang dikenal sebagai outlier atau noise), dan data kosong atau tidak lengkap, yang kemudian dihapus. Dataset `chronic_kidney_disease` memiliki 400 record. Pengolahan awal atau preprocessing dilakukan untuk memastikan kualitas dan valid data. Ini mencakup menemukan dan membersihkan data yang bermasalah, termasuk mengganti nilai yang hilang. Selain itu, beberapa perubahan rekaman pada atribut tertentu juga dilakukan, seperti: atribut rbc (sel darah merah): normal diganti menjadi 1, abnormal diganti menjadi 2. atribut pc (sel pus): normal diganti menjadi 1, abnormal diganti menjadi 2. atribut pcc (gumpalan sel pus): present diganti menjadi 1, notpresent diganti menjadi 2. atribut htn (hipertensi): yes

diganti menjadi 1, no diganti menjadi 2. atribut dm (diabetes mellitus): yes diganti menjadi 1, no diganti menjadi 2. atribut cad (penyakit pembuluh darah koroner): yes diganti menjadi 1, no diganti menjadi 2. atribut appet (nafsu makan): good diganti menjadi 1, poor diganti menjadi 2. atribut pe (edema pedal): yes diganti menjadi 1, no diganti menjadi 2. atribut ane (anemia): yes diganti menjadi 1, no diganti menjadi 2.

Pengujian Metode 10-Fold x Validation

Metode yang diusulkan untuk menilai keakuratan data dengan menerapkan metode SVM (Support Vector Machine) kombinasi algoritma PSO (Particle Swarm Optimization) dengan bantuan aplikasi RapidMiner 10.3. Hasil dari pengujian ini akan digunakan sebagai dasar perkiraan penyakit pada ginjal kronik. Pengujian dilakukan dengan dataset akan dibagi menjadi dua bagian: data training (data pelatihan) dan data testing (data uji), menggunakan metode 10-fold x validation. Setelah itu data akan di seleksi dengan menerapkan metode seleksi fitur PSO dan akan menghasilkan data training (data pelatihan) dan testing (data uji) yang terseleksi, selanjutnya data training akan diuji dengan metode data mining klasifikasi SVM.

SVM (Support Vector Machine) salah satu algoritma prediksi yang berguna dalam mengklasifikasikan data. Dalam penerapan algoritma SVM, seringkali diperlukan pencarian jarak antara data dalam suatu dataset. Namun, dalam kenyataannya, banyak dataset yang tidak dapat dipisahkan secara linear. Kondisi seperti ini disebut sebagai dataset non-linear, di mana data antar kelas tidak dapat dipisahkan oleh bidang linear. Untuk menangani masalah ini, konsep Feature Space digunakan. Feature Space, metode untuk mengubah ruang input (dot product) yang mampu memisahkan data secara linear ke dalam ruang dimensi yang lebih tinggi. Dalam konsep Feature Space, dot product antara data menjadi fungsi kernel $K(x_i, x_j)$ [20]. Fungsi kernel ini dapat berupa fungsi radial (RBF), polinomial, atau dot (linear). Berikut formulasi matematika dari ketiga jenis kernel tersebut:

$$\text{Kernel } K(x, y), i = 1, 2, \dots \dots \dots (1)$$

$$\text{Dot (Linear)} = K(x, y) = xTy + c \dots \dots \dots (2)$$

$$\text{Polynomial} = K(x, y) = (axTy + c)d \dots \dots \dots (3)$$

$$\text{Radial (RBF)} = K(x, y) = \exp(-g||x - y||^2) \dots \dots \dots (4)$$

Pemilihan jenis fungsi kernel ini sangat penting didalam penerapan SVM, karena bisa mempengaruhi kinerja dan akurasi model yang dibangun. Particle Swarm Optimization adalah algoritma yang mudah diimplementasikan dan dipahami. Biasanya cepat konvergen menuju solusi optimal dan dapat digunakan untuk berbagai masalah optimisasi baik linier maupun non-linier [16]. Ada beberapa metode PSO untuk melakukan pengoptimasian, termasuk penambahan bobot (weight) atribut pada semua atribut/variabel yang digunakan, penyeleksian atribut, dan penyeleksian atribut [11].

$$V_{i,m} = W.V_{i,w} + C_1 * R * (pbest_{i,m} - X_{i,w}) + C_2 * R * (gbest_m - X_{i,m}) \quad X_{i,d} = X_{i,m} + V_{i,m} \dots \dots \dots (5)$$

Keterangan: $V_{i,m}$ untuk menghitung kecepatan partikel ke-i pada iterasi ke-i, W diartikan sebagai faktor bobot inersia, C_1, C_2 berisi konstanta akselerasi (*learning rate*), R berisi bilangan random (0-1), $X_{i,d}$ untuk posisi saat ini dari partikel ke-i pada iterasi ke-i, pbest merupakan posisi terbaik sebelumnya dari partikel ke-i dan gbest, partikel terbaik diantara semua partikel dalam satu kelompok atau populasi.

Evaluasi dan Validasi Hasil

Terdapat empat variabel yang terdiri TP (*True Positive*), TN (*True Negative*), FP (*False Positive*) dan FN (*False Negative*) performa prediksi dapat dihitung menggunakan berbagai metrik, seperti accuracy, precision, recall dan lain sebagainya. Setiap metrik memberikan informasi yang berbeda tentang kinerja model.

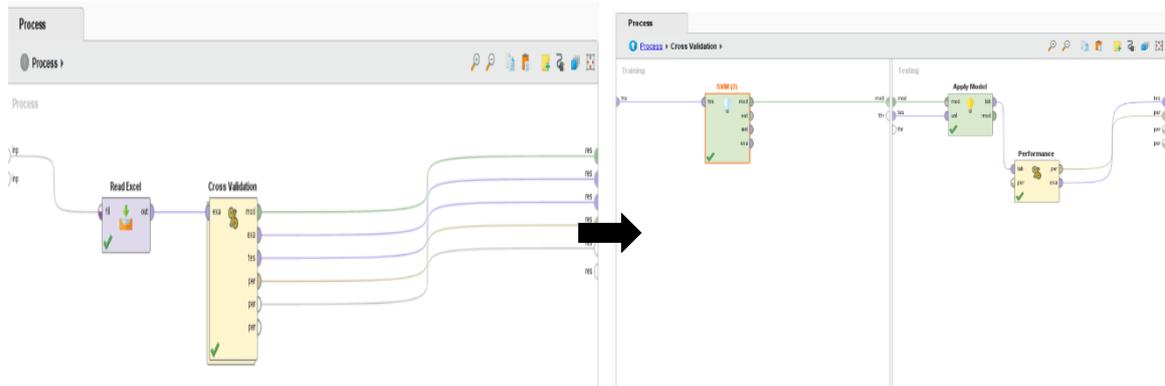
3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian menggunakan metode SVM (*Support Vector Machine*) dengan algoritma PSO (*Particle Swarm Optimization*). Tujuannya untuk mendapatkan pemahaman yang lebih baik tentang efektivitas SVM secara individual dalam memperkirakan dan menangani penyakit ginjal

kronik serta menaikkan bobot pada atribut dengan optimasi PSO. Diharapkan dari hasil penelitian dapat diketahui hasil prediksi yang terbaik dengan menganalisis hasil penerapan model SVM dan SVM berbasis PSO.

SVM (Support Vector Machine)

Dalam eksperimen pertama, dataset telah di *pre-process* kemudian diolah menggunakan metode *10-fold x validation*, dengan pembagian data menjadi 90% data training (pelatihan) dan 10% data testing (data uji). Eksperimen pertama melibatkan pengujian pada metode SVM (*Support Vector Machine*) secara individual dengan tiga jenis kernel: dot, polinomial, dan RBF.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 3. Pengujian Metode SVM

Hasil dari pengujian data pada metode SVM secara individual dengan menggunakan tiga kernel terlihat pada tabel 1.

Tabel 1. Nilai Akurasi SVM

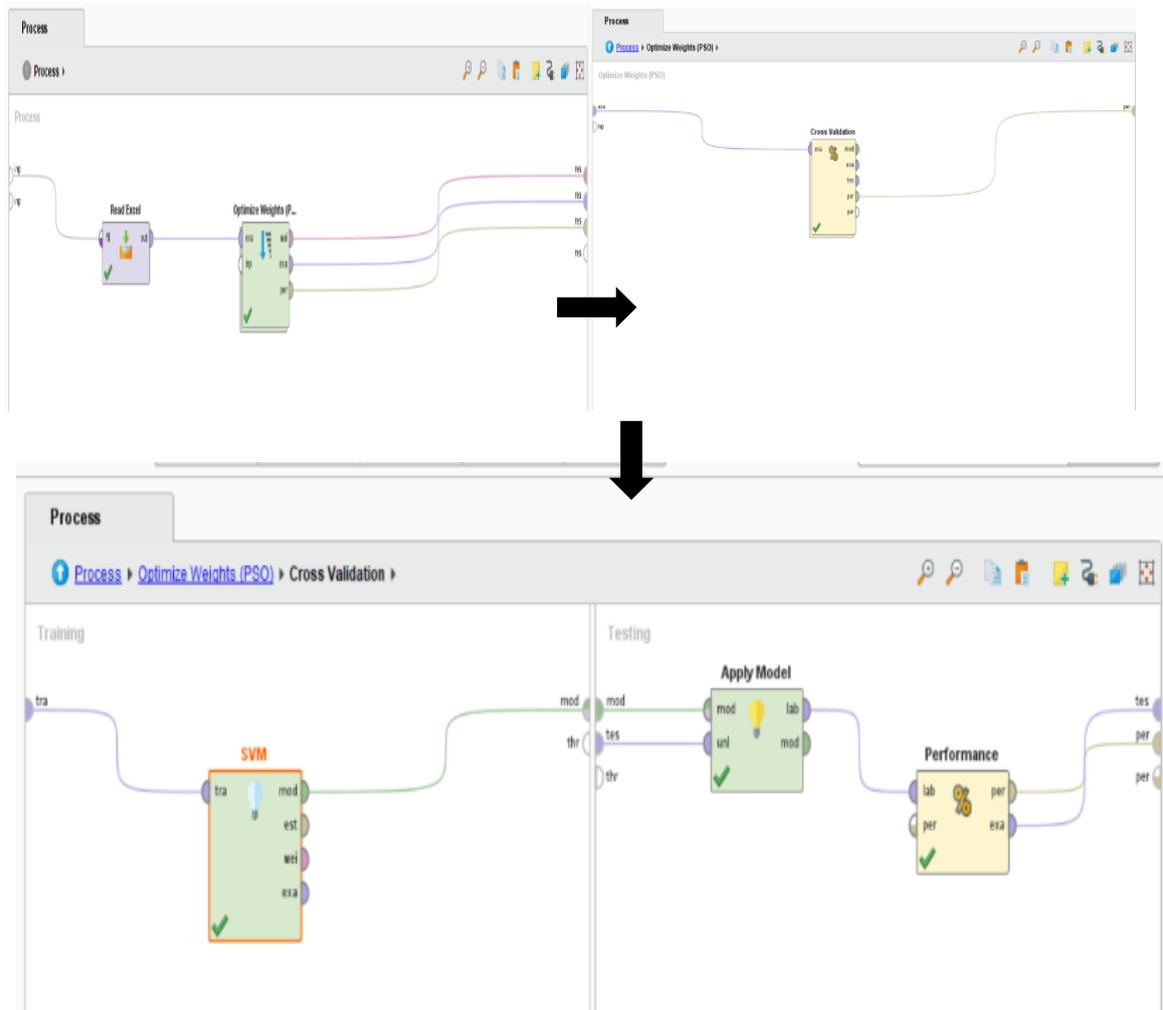
Hasil	SVM (Dot)	SVM (Polynomial)	SVM (RBF)
true positive-TP	244	239	250
true negative-TN	150	150	119
false positive-FP	0	0	31
false negative-FN	6	11	0
Accuracy	98,50%	97,25%	92,25%
AUC	1,000	0,986	0,999
Precicion	96,25%	93,48%	100%
Recall	100%	100%	79,33%

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Dari tabel 1 terlihat bahwa SVM (*Support Vector Machine*) pada kernel dot memiliki akurasi yang paling unggul dibandingkan dengan SVM pada polynomial dan RBF kernel. Akurasi SVM dengan dot kernel mencapai 98,50% dengan nilai AUC 1,000 yang masuk kedalam kategori *Excellent Classification*. Hal ini menunjukkan bahwa SVM dot kernel memiliki hasil klasifikasi data yang lebih baik untuk dataset yang digunakan.

Support Vector Machine (SVM) + PSO

Eksperimen kedua melibatkan pengujian dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) berbasis algoritma PSO (*Particle Swarm Optimization*) dengan tiga jenis kernel: dot, polinomial, dan RBF. Populasi yang digunakan 5 populasi dengan penyesuaian indikator PSO, nilai max number of generations berisi 30 dengan tujuan akurasi yang diperoleh menjadi optimal. Berikut gambar pengolahan data SVM berbasis PSO dengan menggunakan rapidminer:



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 4. Pengujian Metode SVM (kernel Dot, Polinomial, RBF) Berbasis PSO

Berdasarkan model proses yang telah dilakukan, maka diperoleh data seleksi pembobotan atribut sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil Seleksi Atribut

Atribut	Weight		
	Dot	Polinomial	RBF
age	1.0	0.7535055555655913	1.0
Bp (Blood Pressure)	0.0	0.0	0.0
Sg (Specific Gravity)	0.7383046764262282	1.0	1.0
Al (Albumin)	0.0	0.9478380697719168	1.0
Su (Sugar)	0.0	0.4805334159097196	1.0
Rbc (Red Blood Cells)	0.8218645022131631	0.289225825005747	0.0
Pc (Pus Cell)	0.0	0.20862387878582864	0.010907636820913138
Pcc (Pus Cell Clumps)	1.0	0.0	0.0
Ba (Bacteria)	0.5118668684611934	0.5694982790576276	1.0
Bgr (Blood Glucose Random)	1.0	0.8341387076925975	0.0
Bu (Blood Urea)	0.0	0.465825700835271	0.0
Sc (Serum Creatinine)	0.0	1.0	0.0
Sod (Sodium)	0.0	0.0	0.9810915136646766
Pot (Potassium)	0.0	0.5853334061143017	0.0
Hemo (Hemoglobin)	0.26599842520450034	0.22593063113823206	0.0
Pcv (Packed Cell Volume)	0.0	0.003720842573389797	1.0
Wbcc (White Blood Cell Count)	1.0	0.5995179795741532	1.0
Rbcc (Red Blood Cell Count)	1.0	0.0	0.0

Atribut	Weight		
	Dot	Polinomial	RBF
Htn (Hypertension)	0.0	1.0	0.0
Dm (Diabetes Mellitus)	0.08398009455150357	1.0	1.0
Cad (Coronary Artery Disease)	1.0	1.0	0.0
Appet (Appetite)	0.1638477849192156	0.0	0.04344858708219722
Pe (Pedal Edema)	1.0	1.0	0.15752033334019566
Ane (Anemia)	1.0	0.7302300531521577	1.0

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Berdasarkan hasil dari tabel 2, data kembali diolah dengan RapidMiner menggunakan metode SVM. Beberapa atribut yang memiliki nilai bobot = 0 dianggap terseleksi dan secara otomatis dihapus dan tidak digunakan kembali pada dataset baru.

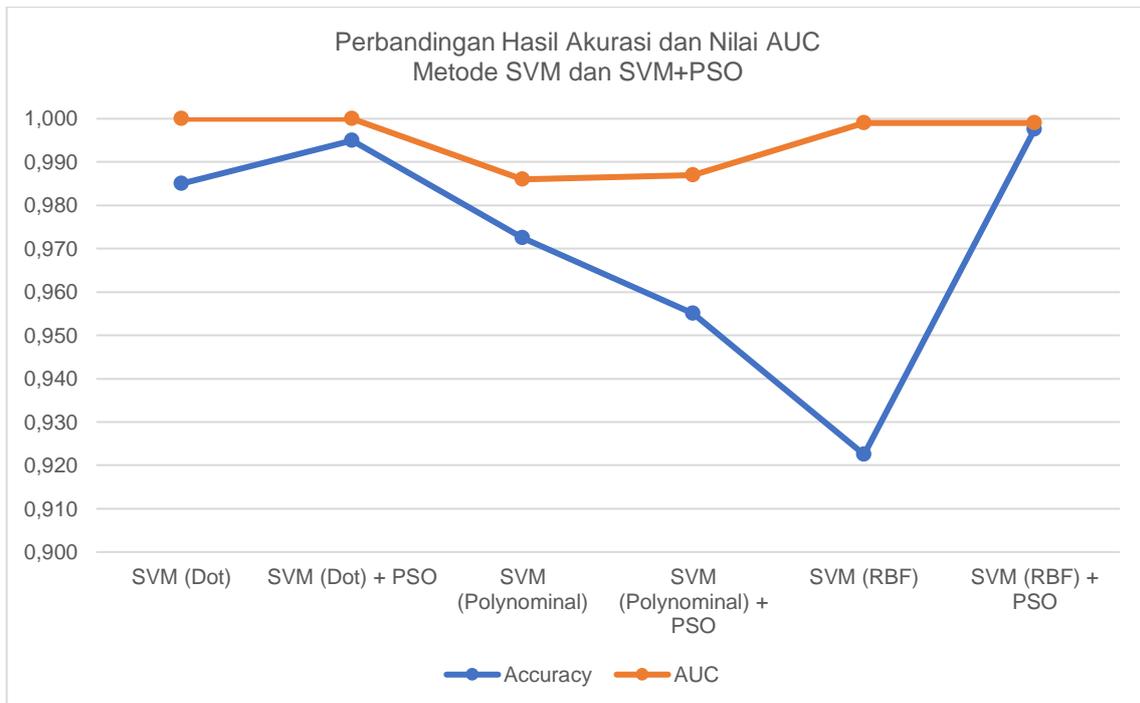
Tabel 3. Nilai Akurasi SVM + PSO

Metode (Kernel)	SVM (Dot) + PSO	SVM (Polynomial) + PSO	SVM (RBF) + PSO
true positive-TP	247	243	248
true negative-TN	150	150	150
false positive-FP	0	0	0
false negative-FN	3	7	2
accuracy	99,25%	98,25%	99,50%
AUC	1,000	0,987	0,999
precision	98,20%	95,77%	98,75%
recall	100%	100%	100%

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Dari tabel 3, terlihat bahwa *Support Vector Machine* dengan RBF kernel berbasis PSO memiliki akurasi senilai 99,50% paling tinggi dibandingkan dengan SVM berbasis PSO dengan kernel Dot dan polynomial. Hal ini menunjukkan bahwa SVM kernel RBF memiliki hasil klasifikasi data yang lebih baik untuk dataset yang digunakan, terbukti memiliki jumlah FN yang paling rendah, sehingga dianggap tidak berbahaya dalam mendeteksi penyakit.

Grafik di bawah ini menunjukkan perbandingan nilai antara SVM dengan SVM berbasis PSO, nilai bobot atribut meningkat sehingga mempengaruhi tingkat akurasi yang meningkat saat menggunakan algoritma optimasi. Sangat jelas bahwa penerapan optimasi PSO (*Particle Swarm Optimization*) pada SVM berhasil meningkatkan kinerja model, baik dalam hal akurasi maupun evaluasi berdasarkan AUC, dapat dilihat pada grafik gambar 5.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 5. Perbandingan Nilai Akurasi Pada Metode SVM dengan Metode SVM+PSO

4. Kesimpulan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SVM berbasis PSO berhasil dalam meningkatkan kinerja model serta menaikkan bobot pada atribut. Dari hasil evaluasi, SVM dengan Dot kernel paling unggul daripada kernel lainnya dengan nilai akurasi sebelumnya 92,25% dan setelah dilakukan optimasi dengan menggunakan PSO, akurasi meningkat menjadi 99,50%. Selisih dari peningkatan akurasi sebesar 7,25%. Sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa algoritma optimasi berbasis PSO bisa menyeleksi fitur/atribut dan menambahkan bobot (weight) pada atribut yang outputnya dapat menaikkan hasil akurasi dalam memperkirakan atau memprediksi penyakit ginjal kronis, jika dibandingkan dengan hasil akurasi dari metode SVM secara individual.

Ucapan Terima Kasih

Alhamdulillah, terima kasih kepada Allah Subhana huwata'ala, keluarga dan teman yang telah mendukung dalam menyelesaikan penelitian pada studi kasus ini.

Referensi

- [1] K. Stephenson Gehman, "Global Kidney Health Atlas," *ISN: Internasional Society of Nephrology*, pp. 19–28, 2023.
- [2] Rokom, "Tak Ada Penambahan Kasus Baru Gangguan Ginjal Akut, Namun Tetap Waspada," *Biro Komunikasi dan Pelayanan Publik, Kementerian Kesehatan RI*, 2022. [Online]. Available: <https://sehatnegeriku.kemkes.go.id/baca/rilis-media/20221025/1841379/tak-ada-penambahan-kasus-baru-gangguan-ginjal-akut-namun-tetap-waspada/>. [Accessed: 28-Nov-2022].
- [3] P2PM, "Laporan Kinerja Direktorat Jenderal Pencegahan dan Pengendalian Penyakit," *Kemkes*, pp. 1–114, 2022.
- [4] R. Firdaus Andi; Fardaniah, "Kemenkes: 12 provinsi RI tempati angka tertinggi kasus ginjal kronis," <https://www.antaraneews.com/>, 2023. [Online]. Available: <https://www.antaraneews.com/berita/3429303/kemenkes-12-provinsi-ri-tempati-angka-tertinggi-kasus-ginjal-kronis>. [Accessed: 07-Mar-2023].
- [5] S. Karam, M. M. Y. Wong, and V. Jha, "Sustainable Development Goals: Challenges and the Role of the International Society of Nephrology in Improving Global Kidney Health," *Kidney360*, vol. 4, no. 10, pp. 1494–1502, 2023.
- [6] T. Arifin and D. Ariesta, "Prediksi Penyakit Ginjal Kronis Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier Berbasis Particle Swarm Optimization," *J. Tekno Insentif*, vol. 13, no. 1, pp. 26–30, 2019.
- [7] A. Ilham, "Hybrid Metode Bootstrap Dan Teknik Imputasi Pada Metode C4-5 Untuk Prediksi Penyakit Ginjal Kronis," *Statistika*, vol. 8, no. 1, pp. 43–51, 2020.
- [8] A. Kurniadi Hermawan, A. Nugroho, and Edora, "Analisa Data Mining Untuk Prediksi Penyakit Ginjal Kronik Dengan Algoritma Regresi Linier," *Bull. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 37–48, 2023.
- [9] S. A. Tyastama, T. G. Laksana, and A. B. Arifa, "Prediksi Penyakit Ginjal Kronis Menggunakan Hibrid Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation dengan Particle Swarm Optimization," *J. Innov. Inf. Technol. Appl.*, vol. 3, no. 1, pp. 9–16, 2021.
- [10] M. Rizal, M. Z. Syahaf, S. R. Priyambodo, and Y. Rhamdani, "Optimasi Algoritma Naive Bayes Menggunakan Forward Selection Untuk Klasifikasi Penyakit Ginjal Kronis," *Naratif J. Nas. Riset, Apl. dan Tek. Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 71–80, 2023.
- [11] I. Ikko Mulya Rizky, S. Yusuf Irianto, and S. Sriyanto, "Perbandingan Kinerja Algoritma Naive Bayes, Support Vector Machine dan Random forest untuk Prediksi Penyakit Ginjal Kronis," *Semin. Nas. Has. Penelit. dan Pengabd. Masy.*, vol. 1, pp. 139–151, 2023.
- [12] I. Yulianti, R. Amegia Saputra, M. Sukrisno Mardiyanto, and A. Rahmawati, "Optimasi Akurasi Algoritma C4.5 Berbasis Particle Swarm Optimization dengan Teknik Bagging pada Prediksi Penyakit Ginjal Kronis Optimization of C4.5 Algorithm Based On Particle Swarm Optimization with Bagging Technique on Prediction of Chronic Kidney Dise," *Techno.COM*, vol. 19, no. 4, pp. 411–421, 2020.

- [13] Q. A'yuniyah *et al.*, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Classifier (NBC) untuk Klasifikasi Penyakit Ginjal Kronik," *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 1, p. 72, 2022.
- [14] E. Purwaningsih, "Improving the Performance of Support Vector Machine With Forward Selection for Prediction of Chronic Kidney Disease," *JITK (Jurnal Ilmu Pengetah. dan Teknol. Komputer)*, vol. 8, no. 1, pp. 18–24, 2022.
- [15] H. Nurdin *et al.*, "Naive Bayes And Particle Swarm Optimization In Early Detection Naive Bayes Dan Particle Swarm Optimization Dalam Deteksi," vol. 5, no. 3, pp. 703–708, 2024.
- [16] E. Purwaningsih, "Penerapan Particle Swarm Optimization pada Metode Neural Network untuk Perawatan Penyakit Kutil melalui Immunotherapy," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 2, p. 207, 2020.
- [17] E. Purwaningsih, "Application of the Support Vector Machine and Neural Network Model Based on Particle Swarm Optimization for Breast Cancer Prediction," *Sinkron*, vol. 4, no. 1, p. 66, 2019.
- [18] S. B. Akben, "Early Stage Chronic Kidney Disease Diagnosis by Applying Data Mining Methods to Urinalysis, Blood Analysis and Disease History," *Irbm*, vol. 39, no. 5, pp. 353–358, 2018.
- [19] S. Zeynu, "Prediction of Chronic Kidney Disease Using Data Mining Feature Selection and Ensemble Method," *WSEAS Trans. Inf. Sci. Appl.*, vol. 15, pp. 168–176, 2018.
- [20] H.- Harafani, "Forward Selection pada Support Vector Machine untuk Memprediksi Kanker Payudara," *J. Infortech*, vol. 1, no. 2, pp. 131–139, 2020.