



Pendekatan Hibrida Decision Tree-Particle Swarm Optimization untuk Deteksi Dini Penyakit Ginjal Kronis

Wina Widiati ^{a,1,*}, Nandang Iriadi ^{a,2}, Indah Ariyati ^{a,3}, Imam Nawawi ^{a,4}, Sugiono ^{a,5}

^aUniversitas Bina Sarana Informatika, Jln. Kramat Raya No. 98, Jakarta, Indonesia

¹ wina.wnw@bsi.ac.id *; ² nandang.ndi@bsi.ac.id; ³ indah.ayi@bsi.ac.id; ⁴ imamnawawi@bsi.ac.id; ⁵ sugiono.sg@bsi.ac.id

* Penulis Koresponden

INFO ARTIKEL

Histori Artikel

Pengajuan 2024-05-16

Diperbaiki 2024-07-01

Diterima 2024-07-02

Kata Kunci

Decision Tree

Particle Swarm Optimization

Pendekatan Hibrida

Penyakit Ginjal Kronis

ABSTRAK

Penelitian ini mengusulkan pendekatan hibrida yang menggabungkan Decision Tree (DT) dengan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk deteksi dini Penyakit Ginjal Kronis (PGK). Kami mengidentifikasi permasalahan dalam akurasi yang kurang maksimal dalam prediksi PGK dengan menggunakan metode DT padahal metode DT dapat ditingkatkan, sehingga kami mengusulkan solusi dengan mengintegrasikan kejelasan interpretasi DT dan kemampuan optimasi PSO. Melalui analisis data klinis CKD, kami menunjukkan peningkatan signifikan dalam akurasi dan AUC dari 98.25% menjadi 98.50% dan 0.931 menjadi 0.984, masing-masing. Evaluasi menunjukkan peningkatan presisi dari 98.04% menjadi 98.71%. Pendekatan hibrida DT+PSO menawarkan kemungkinan aplikasi praktis dalam manajemen dan prognosis PGK, serta unggul dalam akurasi prediksi dan interpretasi model. Temuan ini memiliki implikasi penting dalam pemahaman dan penanganan PGK secara dini.

Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi [CC-BY-SA](#).



1. Pendahuluan

Ginjal merupakan bagian vital dalam tubuh manusia yang memiliki fungsi utama dalam mengeluarkan limbah dari darah melalui proses penyaringan. Ketika proses penyaringan ini terganggu, zat-zat seperti protein dan limbah dapat terakumulasi dalam darah. Secara bertahap, kemampuan ginjal untuk melakukan penyaringan menjadi berkurang. Kondisi dimana ginjal kehilangan kemampuannya untuk melakukan fungsi penyaringan ini dikenal sebagai Penyakit Ginjal Kronis (PGK), juga sering disebut sebagai Penyakit Ginjal Kronis atau *Chronic Kidney Disease* (CKD). Penyakit ini juga memiliki permasalahan dalam kesehatan global yang mempunyai dampak signifikan terhadap kesejahteraan individu yang memerlukan biaya mahal dalam pelayanan kesehatan. PGK ditandai dengan penurunan fungsi ginjal yang progresif dan dapat menyebabkan komplikasi serius seperti gagal ginjal terminal dan penyakit kardiovaskular. Deteksi dini PGK memainkan peran penting dalam mencegah progresi penyakit, mengelola komplikasi, dan meningkatkan prognosis pasien. Meskipun terdapat berbagai metode yang telah dikembangkan untuk diagnosis PGK, keberhasilannya sering kali



terbatas oleh kompleksitas data klinis yang terlibat serta tantangan dalam mengidentifikasi pola yang relevan untuk prediksi yang akurat.

Permasalahan utama pada data klinis PGK bahwa metode Decision Tree (DT) dengan terintegrasi pada metode Particle Swarm Optimization (PSO) belum dilakukan sehingga dalam upaya untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi diagnosis dini PGK, penelitian ini mengusulkan sebuah pendekatan hibrida yang menggabungkan kekuatan dua teknik kunci dalam bidang pemodelan data yaitu DT dan PSO yang sebelumnya tidak pernah dilakukan pada yang dapat kita lihat pada tabel 1. Pendekatan ini bertujuan untuk memanfaatkan keunggulan masing-masing metode tersebut: DT yang dapat menghasilkan aturan keputusan yang mudah dipahami dan diinterpretasi [1], serta PSO yang mampu menemukan solusi optimal dalam ruang pencarian yang kompleks [2]. Dengan menggabungkan keduanya, diharapkan dapat tercipta sebuah model prediktif yang efektif dalam mendeteksi dini PGK berdasarkan data klinis yang tersedia.

Tabel 1. Penelitian PGK

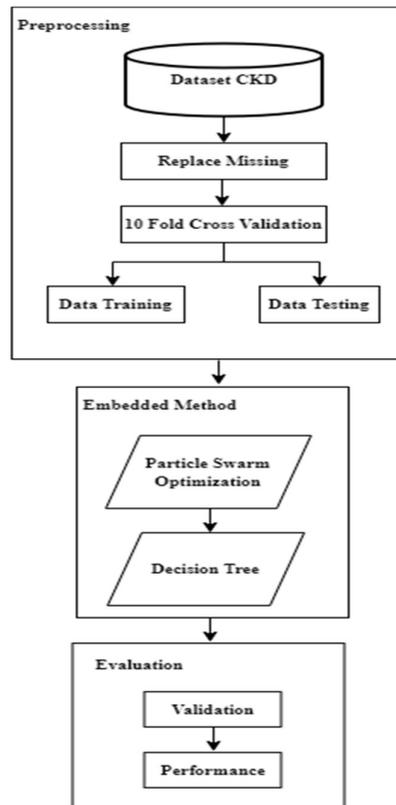
Peneliti	Metode	Accuracy Tertinggi
[3]	K-means, KNN, SVM, NB	K-means 86,00%
[4]	KNN+FS, J48+ FS, ANN+ FS, NB + FS	ANN+ FS 99,50%
[5]	Probabilistic Neural Networks, Multilayer Perceptron, SVM, RBF	Probabilistic Neural Networks 96,70%
[6]	AdaBoost, LogitBoost, J48, Ant-Miner, SVM, NB	LogitBoost 99,75%
[7]	SVM, KNN, NB, DT, Jrip	KNN 98,50%
[8]	RF, NN	RF AUC 99,20%
[9]	RF, NN, NB, SVM, Deep Learning, KNN, DT, Multilayer Perception	RF 99,09%
[10]	SVM, KNN, NB, DT, RF	RF 98,81%
[11]	logistic regression, SVM, KNN, NB, DT, RF	RF 99,08%
[12]	SVM (dot)+FS, SVM (Polynomial)+FS, SVM (Radial)+FS	SVM (Radial)+FS 99,75%
[13]	SVM, SVM+PSO	SVM+PSO 99,75%

Tinjauan literatur pada tabel 1 menunjukkan bahwa sejumlah penelitian telah dilakukan dalam penggunaan metode Decision Tree (DT) dan Particle Swarm Optimization (PSO) secara terpisah untuk masalah klasifikasi medis termasuk diagnosa PGK. Namun, penelitian yang mengintegrasikan kedua metode ini secara hibrida masih terbatas, khususnya dalam konteks deteksi dini PGK. Oleh karena itu, penelitian ini menciptakan sebuah nilai baru atau kontribusi baru dalam literatur dengan mengusulkan pendekatan hibrida yang menggabungkan DT dan PSO untuk deteksi dini PGK yang sebelumnya tidak dilakukan oleh peneliti lain. Pendekatan ini diharapkan mampu memberikan prediksi yang lebih akurat dan dapat diinterpretasikan dengan baik dengan meningkatkan akurasi metode DT tersebut, sehingga memfasilitasi pengambilan keputusan klinis yang lebih efektif dan tepat waktu. Selanjutnya, pendekatan hibrida ini akan diimplementasikan dan dievaluasi menggunakan dataset klinis yang relevan. Hasil evaluasi akan membuktikan efektivitas dan nilai tambah dari pendekatan yang diusulkan ini, serta potensi untuk diterapkan dalam praktik klinis untuk meningkatkan manajemen dan prognosis PGK. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya mengisi kesenjangan dalam literatur terkait penggunaan DT dan PSO dalam diagnosis PGK,

tetapi juga memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan metode deteksi dini PGK yang lebih unggul dan inovatif.

2. Metode penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk memprediksi *Chronic Kidney Disease* (PGK). Penelitian ini dirancang untuk menguji efektivitas algoritma DT yang dioptimasi dengan PSO dalam meningkatkan akurasi prediksi PGK. Berikut Diagram alir dari penelitian yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Data Mining DT+PSO

1. Preprocessing

Mengumpulkan data terkait kondisi penyakit ginjal kronis dari sumber atau dataset yang telah ada yang bersifat publik di mana data tersebut bersumber dari web *UCI Repository* dengan nama dataset *Chronic Kidney Disease (CKD)*. Setelah itu menerapkan teknik untuk mengidentifikasi dan menggantikan nilai-nilai yang hilang dalam dataset dan normalisasi data jika diperlukan [14]. Data akan dibagi menjadi data latihan dan data uji dengan menggunakan metode 10-fold Cross Validation. Menerapkan teknik 10 Fold Cross Validation untuk memastikan bahwa model yang akan dibangun mampu bekerja dengan baik pada data yang tidak dikenal. Teknik ini membagi data menjadi 10 bagian dengan menggunakan 9 bagian untuk pelatihan dan 1 bagian untuk pengujian yang diulang sebanyak 10 kali dengan bagian yang berbeda sebagai data pengujian. Setelah proses 10-Fold Cross Validation selanjutnya memisahkan data yang telah di-*preprocessing* menjadi dua set: satu untuk pelatihan model dan satu lagi untuk pengujian model.

2. Embedded Method

Pada langkah ini, konstruksi Decision Tree dilakukan. Decision Tree merupakan sebuah teknik dalam machine learning yang digunakan untuk klasifikasi serta regresi, dimana prediksi dipetakan dalam bentuk struktur berhierarki [15]. Proses ini melibatkan pembagian data menjadi cabang-cabang untuk melakukan prediksi dengan memperhatikan kriteria serta parameter yang telah ditentukan sebelumnya [16]. Rumus untuk menghitung nilai Gain digunakan seperti yang tercantum dalam Persamaan 1, sementara perhitungan nilai Entropy dapat dirujuk pada Persamaan 2.

$$Gain(S, A) = \frac{Gain(S, A)}{Si(S, A)} \dots\dots\dots (1)$$

$$Entropy(S) = -\sum_{i=1}^n p_i \cdot \log_2(p_i) \dots\dots\dots (2)$$

Setelah dilakukan pembangunan model Decision Tree (DT), langkah selanjutnya adalah mengoptimalkannya menggunakan metode Particle Swarm Optimization (PSO). Dengan pendekatan ini, PSO akan menyesuaikan struktur dan parameter Decision Tree secara otomatis, menghasilkan model yang lebih efisien dan akurat dalam deteksi dini penyakit ginjal kronis. Penggabungan kedua metode ini diharapkan dapat meningkatkan kinerja sistem prediksi, memungkinkan identifikasi dini kondisi pasien dengan lebih tepat, serta membantu praktisi medis dalam pengambilan keputusan yang lebih informasional dan efektif.

3. Evaluation

Setelah pengembangan model DT-PSO, langkah berikutnya adalah menerapkan dan mengevaluasi model ini pada dataset. Model tersebut diuji untuk mengevaluasi efektivitasnya dalam memprediksi penyakit ginjal kronis. Evaluasi pada validasi dilakukan dengan menggunakan validasi silang untuk memastikan stabilitas dan kepercayaan model dengan menguji set data yang belum pernah terlihat oleh model dalam memprediksi data baru. Performa dari hasil dilihat berdasarkan metrik tertentu seperti akurasi dan AUC. Rumus untuk menghitung akurasi dapat ditemukan dalam rumus (3), sementara rumus validasi terdapat dalam rumus (4) dan (5) sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \dots\dots (3)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \dots\dots\dots (4)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \dots\dots\dots (5)$$

Uji coba dilakukan dengan membagi data menjadi dua set, yakni set data pelatihan dan set data pengujian, guna memastikan bahwa model dapat beroperasi dengan efektif pada data yang belum pernah terpapar sebelumnya. Data dari nilai-nilai tersebut dibandingkan dengan cara membandingkan tingkat akurasi antara metode DT yang telah dioptimalkan dan yang belum dioptimalkan. Dengan demikian, tujuan utamanya adalah untuk menentukan keberhasilan metode optimasi model.

3. Hasil dan Analisis

1. Preprocessing

Dataset yang menjadi fokus penelitian ini adalah kumpulan data yang mencakup informasi yang relevan tentang penyakit ginjal kronis dari web UCI Repository dengan nama dataset Chronic Kidney Disease (CKD). Terdapat 400 data pasien dalam dataset ini dengan total 25 atribut. Dari jumlah tersebut, 24 atribut dianggap penting, sedangkan 1 atribut berperan sebagai prediktor dalam analisis yang dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Data Penyakit Gagal Jantung Sebelum Preprocessing

age	48	7	48	?	72	34	44	35
bp	80	50	80	80	100	90	70	?
sg	1020	1020	1025	?	?	1015	1025	1020
al	1	4	0	?	?	2	0	0
su	0	0	0	?	?	0	0	0
rbc	?	?	1	?	?	1	1	1
pc	1	1	1	?	?	1	1	1
pcc	2	2	2	2	2	2	2	?
ba	2	2	2	2	2	2	2	?
bgr	121	?	122	100	201	104	?	99
bu	36	18	33	49	241	50	?	30
sc	1	1	1	1	13	2	?	1
sod	?	?	146	140	127	137	?	135
pot	?	?	4	5	5	4	?	5
wc	7800	6000	9500	8500	?	?	7800	5000
rc	5	?	5	5	?	?	4	5
...
class	PGK	PGK	notPGK	notPGK	PGK	PGK	notPGK	notPGK

Dari tabel 2 terdapat nilai yang hilang dari beberapa atribut yang ada. Setelah tahap pada data tersebut, dilakukan penerapan teknik untuk mengidentifikasi dan menggantikan nilai-nilai yang hilang dalam dataset. Langkah-langkah ini dimaksudkan untuk mengoptimalkan data dan mengurangi distorsi dalam hasil model yang mungkin terjadi karena data yang tidak akurat. Hasil dari proses ini dapat dilihat dalam Tabel 3, yang menampilkan contoh data mengenai gagal jantung yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 3. Data Penyakit Gagal Jantung Sesudah Preprocessing

age	48	7	48	51	72	34	44	35
bp	80	50	80	80	100	90	70	76
sg	1020	1020	1025	1017	1017	1015	1025	1020
al	1	4	0	1	1	2	0	0
su	0	0	0	0	0	0	0	0
rbc	1	1	1	1	1	1	1	1
pc	1	1	1	1	1	1	1	1
pcc	2	2	2	2	2	2	2	2
ba	2	2	2	2	2	2	2	2
bgr	121	148	122	100	201	104	148	99
bu	36	18	33	49	241	50	57	30
sc	1	1	1	1	13	2	3	1
sod	138	138	146	140	127	137	138	135
pot	5	5	4	5	5	4	5	5
wc	7800	6000	9500	8500	8426	8426	7800	5000
rc	5	5	5	5	5	5	4	5
...
class	PGK	PGK	notPGK	notPGK	PGK	PGK	notPGK	notPGK

Dari tabel 3 terlihat bahwa tidak ada lagi data yang memiliki missing value atau data tidak lengkap sehingga data tersebut. Maka, data ini akan diuji menggunakan metode Decision Tree (DT). Pada proses pengolahan data penyakit ginjal kronis, data akan diolah dengan menerapkan 10 kali cross-validation. Pembagian data dilakukan langsung pada metode tersebut menggunakan aplikasi RapidMiner, dengan pembagian 90% data untuk pelatihan dan 10% untuk uji.

2. *Embedded Method*

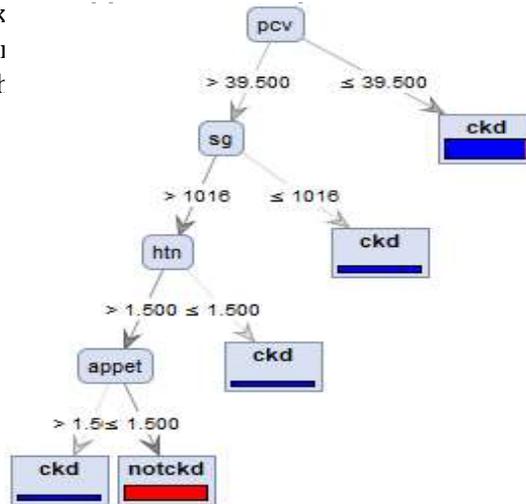
Dari pembagian data menggunakan 10-Fold Cross Validation. Maka akan mendapatkan hasil pengujian yang akan disajikan dalam bentuk matriks kebingungan (confusion matrix), dengan rincian yang terdapat di Tabel 4.

Table 4. Confussion Matrix Hasil Metode DT

	true PGK	true not PGK
pred PGK	247	4
pred not PGK	3	146

Tabel 4 yang menyajikan hasil dari pengujian Decision Tree untuk deteksi dini penyakit ginjal kronis. Tabel ini dibagi menjadi empat sel, dengan dua kategori utama: true PGK (penyakit ginjal kronis) dan true not PGK (bukan penyakit ginjal kronis). Prediksi dari model juga dibagi menjadi dua kategori: pred PGK (prediksi sebagai penyakit ginjal kronis) dan pred not PGK (prediksi bukan penyakit ginjal kronis). Terdapat 247 pasien yang benar-benar memiliki penyakit ginjal kronis dan diprediksi dengan benar oleh model. Dan terdapat 4 pasien

salah diprediksi oleh model sebagai bukan penyakit ginjal kronis. Terdapat 3 pasien yang sebenarnya tidak memiliki penyakit ginjal kronis tetapi salah diprediksi oleh model sebagai memiliki penyakit ginjal kronis. Dari confusion matrix tersebut terbentuklah pol



Gambar 2. Pohon Keputusan PGK Model DT

Gambar 2 diagram alur pohon keputusan untuk deteksi dini penyakit ginjal kronis (PGK) atau Chronic Kidney Disease (CKD) dengan pohon keputusan ini digunakan untuk memprediksi kemungkinan seseorang menderita CKD berdasarkan berbagai parameter kesehatan. Berikut penjelasan setiap langkah pada pohon keputusan tersebut. Atribut PCV Ini adalah titik awal di mana pohon mulai membuat prediksi berdasarkan nilai PCV. Jika nilai PCV lebih dari 39.500 alur akan berlanjut ke node berikutnya, jika tidak, akan langsung dikelompokkan ke dalam kategori "PGK". Atribut SG untuk nilai PCV yang lebih besar dari 39.500, pohon kemudian menilai SG. Jika SG lebih besar dari 1016, proses berlanjut ke node selanjutnya, jika tidak, pasien diklasifikasikan memiliki "PGK". Atribut HTN jika lebih besar dari 1.500, maka pasien diklasifikasikan sebagai "PGK"; jika tidak, pasien masuk ke dalam node berikutnya. Atribut APPET pasien dengan nilai HTN kurang dari atau sama dengan 1.500 akan dievaluasi berdasarkan APPET. Jika nilai APPET lebih besar dari 1.500, pasien diklasifikasikan sebagai "PGK"; jika tidak, sebagai "Bukan PGK".

Setelah data dilakukan dengan menggunakan model Decision Tree (DT) maka data akan dilakukan pendekatan hibrida dengan menggunakan metode Particle Swarm Optimization (PSO). Dari hasil pendekatan DT-PSO akan menghasilkan bobot atribut yang memiliki nilai di atas 0 maka atribut tersebut memiliki bobot yang sangat mempengaruhi hasil prediksi. Sedangkan atribut yang memiliki nilai sama dengan 0, maka atribut tersebut tidak memiliki bobot sehingga tidak mempengaruhi hasil prediksi dimana atribut tersebut adalah al, pc, pcc, dan cad. Setelah didapatkan attribute weight maka akan terlihat bentuk matriks kebingungan (confusion matrix), dengan rincian yang terdapat di Tabel 5.

Table 5. *Confussion Matrix* Hasil Metode DT-PSO

	true PGK	true not PGK
pred PGK	248	4
pred not PGK	2	146

Tabel 5 yang menyajikan hasil dari pengujian pendekatan hibrida Decision Tree-Particle Swarm Optimization untuk deteksi dini penyakit ginjal kronis. Tabel ini dibagi menjadi empat sel, dengan dua kategori utama: true PGK (penyakit ginjal kronis) dan true not PGK (bukan penyakit ginjal kronis). Prediksi dari model juga dibagi menjadi dua kategori: pred PGK (prediksi sebagai penyakit ginjal kronis) dan pred not PGK (prediksi bukan penyakit ginjal kronis). Terdapat 248 pasien yang benar-benar memiliki penyakit ginjal kronis dan diprediksi dengan benar oleh model. Dan terdapat 2 pasien salah diprediksi oleh model sebagai bukan penyakit ginjal kronis. Terdapat 4 pasien yang sebenarnya tidak memiliki penyakit ginjal kronis tetapi salah diprediksi oleh model sebagai memiliki penyakit ginjal kronis. Dan terdapat 146 pasien yang benar-benar tidak memiliki penyakit ginjal kronis dan diprediksi dengan benar oleh model. Dari model DT-PSO dapat menghasilkan kurva pada gambar 3.



Gambar 3. Kurva PGK Model DT-PSO

Pada gambar 3 nilai AUC adalah 0.984, yang menunjukkan bahwa model memiliki akurasi prediktif yang sangat tinggi. Nilai AUC mendekati 1.0 menunjukkan kemampuan luar biasa dari model dalam membedakan antara kasus positif dan negative.

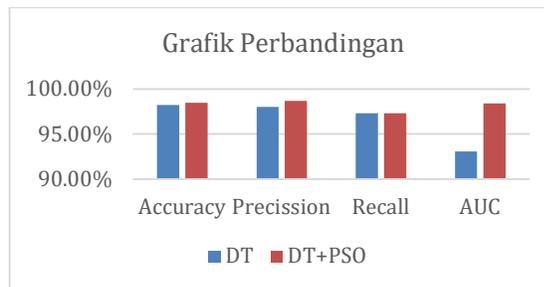
3. Evaluation

Setelah peningkatan model, evaluasi akan dilakukan dengan melakukan pengujian dan validasi terhadap hasil kedua teknik tersebut. Terdapat peningkatan dalam akurasi dan AUC pada data kegagalan jantung yang diteliti dengan menggunakan metode DT bersama PSO seperti yang tercatat dalam tabel 6. Kinerja masing-masing teknik dinilai menggunakan metrik khusus yang dirancang untuk mengukur efektivitas model, di mana akurasi dan AUC digunakan sebagai indikator perbandingan.

Table 6. Perbandingan Metode DT+PSO

Algoritma	DT	DT+PSO
Accuracy	98.25%	98.50%
Precision	98.04%	98.71%
Recall	97.33%	97.33%
AUC	0.931	0.984%

Tabel 6. menyajikan hasil evaluasi dari dua pendekatan yang digunakan untuk deteksi dini penyakit ginjal kronis: Decision Tree (DT) dan Pendekatan Hibrida Decision Tree-Particle Swarm Optimization (DT+PSO). Metrik evaluasi yang digunakan adalah akurasi (Accuracy), presisi (Precision), recall, dan Area Under the Curve (AUC). Dari tabel, terlihat bahwa pendekatan hibrida DT+PSO menunjukkan peningkatan performa dibandingkan dengan pendekatan Decision Tree (DT) secara individual, dengan nilai akurasi, presisi, dan AUC yang lebih tinggi. Meskipun nilai recall tetap sama antara keduanya, peningkatan signifikan dalam akurasi dan AUC menandakan bahwa pendekatan hibrida tersebut lebih efektif dalam mendeteksi dini penyakit ginjal kronis. Sehingga dari hasil matriks tersebut dapat dilihat diagram perbandingan pada gambar 4.



Gambar 4. Grafik Perbandingan Model

Berdasarkan data pada gambar 4 dapat dilihat bahwa nilai akurasi untuk DT adalah 98.25%, dan setelah dilakukan optimisasi dengan PSO, nilai tersebut meningkat menjadi 98,50%. Nilai precision untuk DT adalah 98,04% dan setelah dilakukan optimisasi dengan PSO, nilai tersebut meningkat menjadi 98.71%. Nilai recall tetap sama antara kedua metode tersebut dengan nilai 97.33%. Nilai AUC lebih tinggi pengoptimalannya dibandingkan dengan yang lain untuk DT adalah 0.931% atau 93,10% dan setelah dilakukan optimisasi dengan PSO, nilai tersebut meningkat menjadi 0.984% atau 98.40%. Hal ini menandakan keberhasilan optimisasi PSO dalam meningkatkan akurasi model DT. Grafik yang menampilkan dua pasang batang menggambarkan nilai sebelum dan setelah optimisasi, yang menunjukkan bahwa PSO memberikan peningkatan kinerja terhadap model DT.

4. Conclusion

Dalam penelitian ini, kami berhasil mengusulkan dan mengimplementasikan sebuah pendekatan hibrida DT+PSO untuk deteksi dini PGK dengan menunjukkan bahwa pendekatan metode tersebut mampu meningkatkan akurasi dan efektivitas prediksi dibandingkan dengan penggunaan DT secara individual. Dengan menerapkan DT+PSO akurasi prediksi PGK dari 98.25% menjadi 98.50%. Selain itu, nilai AUC juga meningkat dari 0.931 menjadi 0.984, menunjukkan kemampuan model dalam membedakan antara kasus positif dan negatif. Hasil

evaluasi juga menunjukkan peningkatan dalam presisi model dari 98.04% menjadi 98.71%, sehingga menunjukkan tingkat keakuratan prediksi positif. Meskipun nilai *recall* tetap stabil, peningkatan signifikan dalam akurasi dan AUC menunjukkan efektivitas pendekatan hibrida DT+PSO dalam mendeteksi dini PGK.

Prospek pengembangan hasil dengan pendekatan hibrida DT+PSO memiliki potensi untuk diterapkan dalam praktik klinis untuk meningkatkan manajemen dan prognosis PGK. Selain itu, keunggulan metode ini dibandingkan dengan penelitian sebelumnya terutama dalam hal akurasi prediksi. Dari hasil prediksi sebelumnya akurasi kurang dari 98,00% menjadi di atas 98,00%. Kombinasi kejelasan interpretasi dari DT dan kemampuan optimasi PSO menjadikan pendekatan ini sangat berguna dalam mendukung pengambilan keputusan klinis yang lebih informasional dan efektif. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan metode deteksi dini PGK yang lebih unggul dan inovatif. Kami berharap hasil ini dapat menjadi landasan untuk studi lebih lanjut dengan menggunakan metode pendekatan hibrida lain, atau pendekatan hibrida PSO dengan metode selain DT.

Pengakuan dan Penghargaan

Penelitian ini didukung oleh Fakultas Teknik & Informatika Universitas Bina Sarana Informatika. Dan ucapan terima kasih kepada teman-teman dosen dari Universitas Bina Sarana Informatika yang telah mendukung baik materiil maupun doa.

References

- [1] I. M. D. Priyatama and Ridwansyah, "Klasifikasi Anak Berkebutuhan Khusus Tunagrahita Menggunakan Metode Algoritma C4.5," *Paradigma*, vol. 24, no. 1, pp. 90–95, 2022, doi: <https://doi.org/10.31294/paradigma.v24i1.1087>.
- [2] A. Hamid and Ridwansyah, "Optimizing Heart Failure Detection : A Comparison between Naive Bayes and Particle Swarm Optimization," *Paradigma*, vol. 26, no. 1, pp. 30–36, 2024, doi: <https://doi.org/10.31294/p.v26i1.3284>.
- [3] 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, 2019, doi: 10.1016/j.irbm.2018.09.004.
- [4] 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, 2019, [Online]. Available: <https://www.wseas.org/multimedia/journals/information/2018/a405909-911.php>.
- [5] E. H. A. Rady and A. S. Anwar, "Prediction of kidney disease stages using data mining algorithms," *Informatics Med. Unlocked*, vol. 15, no. December 2019, p. 100178, 2019, doi: 10.1016/j.imu.2019.100178.
- [6] Arif-Ul-Islam and S. H. Ripon, "Rule Induction and Prediction of Chronic Kidney Disease Using Boosting Classifiers, Ant-Miner and J48 Decision Tree," *2nd Int. Conf. Electr. Comput. Commun. Eng. ECCE 2019*, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1109/ECACE.2019.8679388.
- [7] A. Alaiad, H. Najadat, B. Mohsen, and K. Balhaf, "Classification and Association Rule Mining Technique for Predicting Chronic Kidney Disease," *J. Inf. Knowl. Manag.*, vol. 19, no. 1, 2020, doi: 10.1142/S0219649220400158.
- [8] J. Snegha, V. Tharani, S. D. Preetha, R. Charanya, and S. Bhavani, "Chronic Kidney Disease Prediction Using Data Mining," *Int. Conf. Emerg. Trends Inf. Technol. Eng. ic-ETITE 2020*, pp. 1–5, 2020, doi: 10.1109/ic-ETITE47903.2020.482.
- [9] S. Rezayi, K. Maghooli, and S. Saeedi, "Applying Data Mining Approaches for Chronic Kidney Disease Diagnosis," *Int. J. Intell. Syst. Appl. Eng.*, 2021, doi: DOI: <https://doi.org/10.18201/ijisae.2021473640>.
- [10] R. Pramanik, S. Khare, and M. K. Gourisaria, "Inferring the Occurrence of Chronic Kidney

Wina Widiati (Pendekatan Hibrida Decision Tree-Particle Swarm Optimization untuk Deteksi Dini Penyakit Ginjal Kronis)

- Failure: A Data Mining Solution,” 2021, doi: https://doi.org/10.1007/978-981-16-3346-1_59.
- [11] I. Saha, M. K. Gourisaria, and G. M. Harshvardhan, “Classification System for Prediction of Chronic Kidney Disease Using Data Mining Techniques,” 2022.
- [12] 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, doi: 10.33480/jitk.v8i1.3327.
- [13] G. Wijaya, “Improvement of Kernel SVM to Enhance Accuracy in Chronic Kidney Disease,” vol. 9, no. 1, pp. 136–144, 2024, doi: <https://doi.org/10.33395/sinkron.v9i1.13112> e-ISSN.
- [14] J. Nasir, A. W. Aranski, and Y. L. Setiawan, “Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Pengambilan Keputusan untuk Memberikan Kredit kepada Calon Nasabah Baru,” *J. Apl. Sains, Inf., Elektron. dan Komput.*, vol. 5, no. 2, 2023, doi: 10.26905/jasiek.v5i2.11549.
- [15] R. Ridwansyah, V. Riyanto, A. Hamid, S. Rahayu, and J. J. Purnama, “Grouping Data in Predicting Infant Mortality Using K-Means and Decision Tree,” *Paradigma*, vol. 24, no. 2, pp. 168–174, 2022, doi: 10.31294/paradigma.v24i2.1399.
- [16] I. Ariyati, S. Rosyida, K. Ramanda, V. Riyanto, S. Faizah, and Ridwansyah, “Optimization of the Decision Tree Algorithm Used Particle Swarm Optimization in the Selection of Digital Payments,” in *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, vol. 1641, no. 1, doi: 10.1088/1742-6596/1641/1/012090.

Halaman ini sengaja dikosongkan