



Optimasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dengan Menggunakan Grid Search untuk Meningkatkan Akurasi Prediksi Penyakit Ginjal Kronik

Firman Dwi Wiratama

Program Studi Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia
E-Mail : wiratamadwifirman@gmail.com

Article Info

Article history:

Received Mar 30, 2025
Revised Apr 30, 2025
Accepted Mei 10, 2025

Kata Kunci:

Jaringan Syaraf Tiruan
Backpropagation
Grid Search
Penyakit Ginjal Kronik
Prediksi Medis

Keywords:

Artificial Neural Network
Backpropagation
Grid Search
Chronic Kidney Disease
Medical Predictions

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi prediksi penyakit ginjal kronik dengan mengoptimasi parameter pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) menggunakan metode Backpropagation yang dikombinasikan dengan Grid Search. Dataset yang digunakan terdiri dari 399 data sintesis yang merepresentasikan berbagai faktor medis seperti tekanan darah, kadar gula, dan kondisi sel darah. Data ini dinormalisasi dan dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian. Dua model JST dikembangkan: satu menggunakan Backpropagation standar dengan learning rate tetap, dan satu lagi menggunakan Backpropagation yang dioptimalkan dengan Grid Search. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model dengan optimasi Grid Search menghasilkan akurasi prediksi sempurna sebesar 100% dan nilai loss 0,04094, dibandingkan dengan model standar yang hanya mencapai akurasi 84,21% dan loss 0,44878. Temuan ini menunjukkan bahwa penggunaan Grid Search secara signifikan mampu meningkatkan kinerja JST, mempercepat konvergensi, dan mengurangi kesalahan prediksi. Metode ini berpotensi besar dalam pengembangan sistem pendukung keputusan medis untuk deteksi dini penyakit ginjal kronik.

ABSTRACT

This study aims to improve the prediction accuracy of chronic kidney disease by optimizing the training parameters of Artificial Neural Networks (ANN) using the Backpropagation algorithm combined with Grid Search. The dataset used consists of 399 synthetic records representing various medical factors such as blood pressure, blood sugar levels, and red blood cell conditions. The data were normalized and split into training and testing sets. Two ANN models were developed: one using standard Backpropagation with a fixed learning rate, and the other using Backpropagation optimized with Grid Search. Evaluation results show that the Grid Search-optimized model achieved perfect prediction accuracy of 100% with a loss value of 0.04094, compared to the standard model which only achieved 84.21% accuracy with a loss of 0.44878. These findings indicate that Grid Search significantly enhances ANN performance, accelerates convergence, and reduces prediction errors. This method holds great potential in developing medical decision support systems for early detection of chronic kidney disease.

This is an open access article under the [CC BY-NC](#) license.



Corresponding Author:

Firman Dwi Wiratama,
Program Studi Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar
Jl. Jend. Sudirman, Blok A. No.1,2&3, Siantar Barat, Pematangsiantar, Sumatera Utara, Indonesia.
Email: wiratamadwifirman@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Penyakit ginjal kronik menjadi salah satu permasalahan kesehatan di seluruh dunia dengan angka kejadian yang terus mengalami peningkatan dan berdampak signifikan terhadap kualitas hidup pasien, sehingga

deteksi dini menjadi sangat penting untuk mencegah kerusakan ginjal yang lebih parah dan komplikasi serius (Muhazir et al., 2021). Dalam beberapa tahun terakhir, kecerdasan buatan, khususnya Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma *Backpropagation*, banyak digunakan untuk memprediksi penyakit ginjal kronik karena kemampuannya mengenali pola kompleks pada data medis (Tyastama et al., 2021). Namun, performa JST sangat dipengaruhi oleh parameter pelatihan, terutama *learning rate*, yang jika tidak dioptimalkan dapat menyebabkan pelatihan lambat atau model kurang akurat (Saputra, 2020). Meskipun algoritma *Backpropagation* telah diterapkan secara luas, banyak penelitian masih menggunakan *learning rate* statis, sehingga kurang mampu beradaptasi dengan perubahan data dan menyebabkan *overfitting* atau *konvergensi* lambat (IFFA, 2022). Selain itu, sebagian besar model prediksi penyakit ginjal kronik yang ada belum mengintegrasikan teknik *adaptive learning rate* secara optimal untuk meningkatkan akurasi dan stabilitas pelatihan (Muhazir et al., 2021). Kesenjangan inilah yang menjadi fokus penelitian ini, yaitu mengembangkan metode optimasi *learning rate adaptif* dalam JST *Backpropagation* untuk meningkatkan akurasi prediksi penyakit ginjal kronik. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan menguji model JST *Backpropagation* dengan *adaptive learning rate* yang mampu memperbaiki ketepatan hasil prediksi penyakit ginjal kronik jika dibandingkan dengan metode konvensional dengan *learning rate* tetap (KR et al., 2024). Kontribusi utama penelitian ini adalah penerapan *adaptive learning rate* dinamis selama pelatihan untuk mempercepat *konvergensi* dan mengurangi kesalahan prediksi, sehingga diharapkan dapat menjadi solusi efektif dalam sistem pendukung keputusan medis untuk deteksi dini penyakit ginjal kronik dan referensi bagi pengembangan metode prediksi penyakit lainnya di masa depan.

Metode *Backpropagation* adalah algoritma pembelajaran untuk memperkecil tingkat *error* dengan cara menyesuaikan bobotnya berdasarkan perbedaan output dan target yang diinginkan (Br Sitepu, 2021). Proses pembelajarannya bersifat iteratif, di mana jaringan dilatih menggunakan sekumpulan data pelatihan (training data), kemudian membandingkan hasil prediksi jaringan dengan data actual (Andriani et al., 2024), (Saragih & Huda, 2022).

Namun, performa JST sangat dipengaruhi oleh pemilihan parameter pelatihan, terutama *learning rate* dan bobot awal, yang jika tidak dioptimalkan dapat menyebabkan pelatihan lambat dan akurasi prediksi yang kurang maksimal (Defit & Widi Nurcahyo, 2024), (Khadiki et al., 2025). Salah satu metode optimasi yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah ini adalah *Grid Search*, yang memungkinkan pencarian kombinasi parameter terbaik secara sistematis untuk meningkatkan performa model (Jumarwanto et al., 2009). Meskipun demikian, sebagian besar penelitian sebelumnya masih menggunakan parameter tetap atau optimasi yang kurang sistematis, sehingga terdapat kesenjangan dalam hal optimalisasi parameter yang dapat meningkatkan akurasi prediksi penyakit ginjal kronik secara signifikan, (Fadilla et al., 2018). Oleh karena itu, penelitian ini fokus pada penerapan *Grid Search* untuk mengoptimasi parameter pada jaringan syaraf tiruan *Backpropagation* guna meningkatkan akurasi prediksi penyakit ginjal kronik. Tujuan utama penelitian ini adalah mengembangkan model JST *Backpropagation* yang dioptimasi dengan *Grid Search* sehingga mampu memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional (Naufalrifqi, 2022), (Anggoro & Mukti, 2021).

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini difokuskan pada pengembangan model prediksi penyakit ginjal kronik dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) berbasis algoritma *Backpropagation*, serta mengoptimalkan proses pelatihan melalui metode *Grid Search*. Dataset yang digunakan merupakan data sintesis yang merepresentasikan berbagai faktor yang memengaruhi penyakit ginjal kronik, meliputi variabel seperti umur, tekanan darah, gravitas, kadar gula, sel darah merah, pusel, puscell, bakteri, gds, ureum, kreatinin, natrium, kalium, hemoglobin, MCV, sel darah putih, hipertensi, diabetes, CAD, nafsu makan, edema, dan anemia.

Penelitian ini juga menganalisis perbedaan kinerja antara *Backpropagation* standar dan *Backpropagation* yang ditingkatkan akurasinya dengan *Grid Search*. Proses penelitian ini mencakup tahap pengumpulan serta pengolahan data, perancangan model jaringan syaraf tiruan, proses pelatihan, penilaian kinerja, hingga analisis terhadap hasil yang diperoleh dengan tujuan memastikan akurasi tinggi dalam prediksi penyakit ginjal kronik berdasarkan data yang tersedia.

2.1 Dataset Penelitian

Penelitian ini memanfaatkan dataset yang berisi 399 data sampel. Dataset tersebut dibuat secara sintesis dengan memperhatikan hubungan antara variabel-variabel seperti umur, tekanan darah, gravitas, albumin, kadar gula, sel darah merah, pusel, puscell, bakteri, gds, ureum, kreatinin, natrium, kalium, hemoglobin, MCV, sel darah putih, hipertensi, diabetes, CAD, nafsu makan, edema, dan anemia terhadap penyakit ginjal

kronik. Pembuatan data sintetis dilakukan menggunakan distribusi normal, dengan penyesuaian nilai rata-rata serta standar deviasi agar pola datanya menyerupai data asli.

Tabel 1. Sampel Data Penelitian

id	umur	tekanandarah	gravitas	albumin	sugar	seldarahmera	pussel	pucell
0	48	80	1.02	1	0		normal	notpresent
1	7	50	1.02	4	0		normal	notpresent
2	62	80	1.01	2	3	normal	normal	notpresent
3	48	70	1.005	4	0	normal	abnormal	present
4	51	80	1.01	2	0	normal	normal	notpresent
5	60	90	1.015	3	0			notpresent
6	68	70	1.01	0	0		normal	notpresent
7	24		1.015	2	4	normal	abnormal	notpresent
8	52	100	1.015	3	0	normal	abnormal	present
9	53	90	1.02	2	0	abnormal	abnormal	present

bakteri	gds	ureum	kreatinin	natrium	kalium	hemoglobi	MCV	seldarahputih
notprese	121	36	1.2			15.4	44	7800
nt								
notprese		18	0.8			11.3	38	6000
nt								
notprese	423	53	1.8			9.6	31	7500
nt								
notprese	117	56	3.8	111	2.5	11.2	32	6700
nt								
notprese	106	26	1.4			11.6	35	7300
nt								
notprese	74	25	1.1	142	3.2	12.2	39	7800
nt								
notprese	100	54	24	104	4	12.4	36	
nt								
notprese	410	31	1.1			12.4	44	6900
nt								
notprese	138	60	1.9			10.8	33	9600
nt								
notprese	70	107	7.2	114	3.7	9.5	29	12100
nt								

seldarahmerah.1	hipertensi	diabetes	Cad	nafsumakan	edema	anemia	klasifikasi
5.2	yes	yes	no	good	no	no	ckd
	no	no	no	good	no	no	ckd
	no	yes	no	poor	no	yes	ckd
3.9	yes	no	no	poor	yes	yes	ckd
4.6	no	no	no	good	no	no	ckd
4.4	yes	yes	no	good	yes	no	ckd
	no	no	no	good	no	no	ckd
5	no	yes	no	good	yes	no	ckd
4	yes	yes	no	good	no	yes	ckd
3.7	yes	yes	no	poor	no	yes	ckd

Tabel 1, menyajikan dataset yang disusun secara sintetis dengan memperhatikan keterkaitan kausal antar variabel dari data penyakit ginjal kronis. Untuk menghasilkan data prediksi, digunakan model regresi linear sederhana yang kemudian diberikan tambahan noise secara acak guna meniru karakteristik data nyata. Dataset ini kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% sebagai data pelatihan dan 20% sebagai data pengujian, serta dinormalisasi menggunakan metode *Min-Max Scaling* agar kestabilan dan performa jaringan saraf tiruan (JST) dapat ditingkatkan.

2.2 Perbandingan Model Usulan dan Model Standar

Penelitian ini melakukan perbandingan terhadap dua metode pembelajaran pada Jaringan Syaraf Tiruan (JST), yaitu metode *Backpropagation* standar dan *Backpropagation* yang dioptimalkan menggunakan *Grid Search*. Tujuan dari perbandingan ini adalah untuk menilai sejauh mana kedua metode tersebut mampu meningkatkan keakuratan sekaligus meningkatkan efisiensi model dalam menangkap pola yang terdapat pada data prediksi penyakit ginjal kronik.

1. Model JST dengan pendekatan *Backpropagation* standar:

- a. Menggunakan algoritma *Stochastic Gradient Descent* (SGD) dengan parameter *learning rate* konstan senilai 0,01.
- b. Pendekatan ini cenderung mengalami proses konvergensi yang lambat dan memiliki risiko tinggi terjebak pada *local minimum*, yang dapat menyebabkan hasil prediksi menjadi kurang maksimal.

2. Model JST dengan *Grid Search* – Sebagai Model Usulan

- a. Mengadopsi metode *Grid Search* yang secara otomatis menyesuaikan nilai *learning rate* untuk memperoleh parameter terbaik.
- b. Pendekatan ini diharapkan dapat mempercepat proses konvergensi, mengurangi risiko terjebak pada *local minimum*, serta meningkatkan ketepatan hasil prediksi.

Evaluasi terhadap performa kedua model dilakukan dengan menggunakan metrik akurasi (%), yang berfungsi untuk menilai tingkat kesesuaian antara hasil prediksi model dan data observasi aktual. Melalui pendekatan ini, penelitian bertujuan membuktikan bahwa metode *Grid Search* memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan *Backpropagation* Standar dalam kasus prediksi penyakit ginjal kronis.

2.3. Rancangan Penelitian

Rancangan penelitian ini meliputi sejumlah tahap utama, seperti penyiapan data, perancangan model, proses pelatihan, evaluasi performa, serta analisis output. Setiap tahapan disusun secara terstruktur untuk memastikan bahwa Jaringan Syaraf Tiruan (JST) mampu memberikan kinerja yang optimal dalam memprediksi penyakit ginjal kronis berdasarkan data historis. Melalui ilustrasi pada Gambar 3, diharapkan melalui rancangan ini dapat menunjukkan bahwa penerapan *Grid Search* dalam pelatihan JST mampu meningkatkan tingkat akurasi prediksi dibandingkan dengan pendekatan *Backpropagation* konvensional. Uraian masing-masing tahapan dijelaskan sebagai berikut :

1. Tahap Persiapan Data

- a. Dataset sintetis dikembangkan dengan memperhatikan variabel-variabel yang memengaruhi prediksi penyakit ginjal kronis.
- b. Proses preprocessing dilakukan melalui normalisasi dengan teknik *Min-Max Scaling* untuk memastikan kestabilan selama pelatihan model.
- c. Dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian, yakni 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian guna mengevaluasi performa prediktif model.

2. Pembangunan Model JST

- a. Membuat desain arsitektur JST melalui langkah-langkah berikut:
 1. 23 *neuron* input (umur, tekanan darah, gravitas, albumin, kadar gula, sel darah merah, pusel, puscell, bakteri, gds, ureum, kreatinin, natrium, kalium, hemoglobin, MCV, sel darah putih, hipertensi, diabetes, CAD, nafsu makan, edema, dan anemia).
 2. Terdapat 2 *hidden layer*, setiap layer berisi 16 neuron dengan aktivasi ReLU.
 3. Satu *neuron output* yang berfungsi untuk menghasilkan prediksi klasifikasi terhadap kondisi penyakit ginjal kronik.
- b. Model pertama dilatih menggunakan pendekatan *Backpropagation* konvensional.
- c. Model kedua dilatih dengan metode *Backpropagation* yang dioptimalkan melalui *Grid Search*.

3. Pelatihan dan Validasi Model

- a. Pelatihan untuk kedua model dilakukan sebanyak 50 *epoch* untuk menguji kemampuan mereka dalam mengenali pola data.
- b. Selama proses pelatihan, nilai training loss dan *validation loss* dicatat di setiap *epoch* sebagai dasar evaluasi terhadap kualitas pembelajaran yang berlangsung.

4. Evaluasi dan Perbandingan Model

- a. Menilai tingkat akurasi dari masing-masing model untuk mengetahui performa klasifikasi yang dihasilkan.

- b. Menyajikan visualisasi grafik fungsi loss guna membandingkan kecepatan dan stabilitas konvergensi antara kedua pendekatan.
 - c. Melakukan perbandingan antara hasil prediksi model dan data aktual melalui grafik untuk menilai sejauh mana kecocokan hasil prediksi dengan kondisi sebenarnya.
5. Analisis Hasil dan Kesimpulan
- a. Mengidentifikasi model yang menunjukkan performa terbaik berdasarkan hasil evaluasi yang telah dilakukan.
 - b. Melakukan kajian terhadap kelebihan serta keterbatasan dari masing-masing model dalam melakukan prediksi terhadap penyakit ginjal kronis.
 - c. Memberikan rekomendasi penggunaan metode antara *Backpropagation* Standar dan *Backpropagation* yang dikombinasikan dengan *Grid Search* pada JST, khususnya untuk penerapan prediksi data deret waktu (*time series*) di bidang kesehatan.

Rancangan penelitian bisa dapat dilihat pada Gambar 1 berikut :



Gambar 1. Rancangan Penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

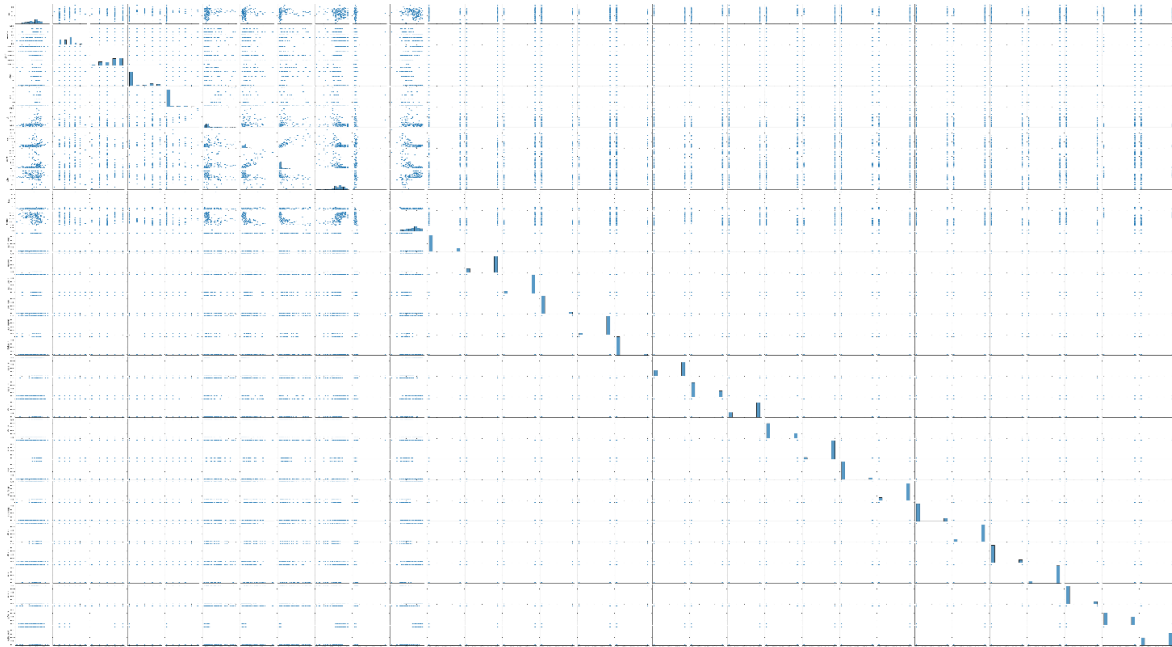
3.1 Hasil

Penelitian ini membuktikan bahwa penerapan metode *Grid Search* dalam algoritma *Backpropagation* mampu meningkatkan performa jaringan saraf tiruan (JST) secara signifikan jika dibandingkan dengan metode *Backpropagation* konvensional. Model diuji menggunakan dataset sintetis sebanyak 399 sampel, dengan evaluasi berdasarkan metrik akurasi dan nilai loss. Hasil pengujian menunjukkan bahwa *Backpropagation* standar memperoleh akurasi sebesar 84,21% dengan nilai loss sebesar 0,44878. Sebaliknya, pendekatan *Backpropagation* yang dioptimalkan melalui *Grid Search* menghasilkan akurasi sempurna sebesar 100% serta nilai loss yang jauh lebih rendah, yaitu 0,04094. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan *Grid Search* terbukti efektif dalam meningkatkan ketepatan prediksi dan mengurangi *error*, sehingga model mampu mengenali pola data secara lebih optimal.

3.1.1 Proses Preprocessing Data

Dalam penelitian ini, *preprocessing* data dilakukan sebagai tahap penting untuk memastikan mutu data yang digunakan cukup baik dan dapat diolah secara efektif oleh jaringan syaraf tiruan. Dataset yang digunakan untuk analisis berjumlah 399 entri, mencakup sejumlah variabel penting seperti usia, tekanan darah, berat jenis urin, kadar albumin, kadar glukosa, kondisi sel darah merah, keberadaan pusel dan puscell, bakteri, glukosa

darah sewaktu (GDS), ureum, kreatinin, natrium, kalium, hemoglobin, MCV, jumlah sel darah putih, hipertensi, diabetes, penyakit jantung koroner (CAD), nafsu makan, edema, dan anemia yang kesemuanya digunakan sebagai indikator prediksi. Mengingat data ini bersifat sintetis dan dibentuk melalui distribusi normal, tahapan pra-pemrosesan dirancang untuk memastikan bahwa pola distribusi data sesuai dengan kebutuhan pelatihan model agar hasil yang diperoleh lebih representatif dan akurat.



Gambar 2. Persebaran Dataset

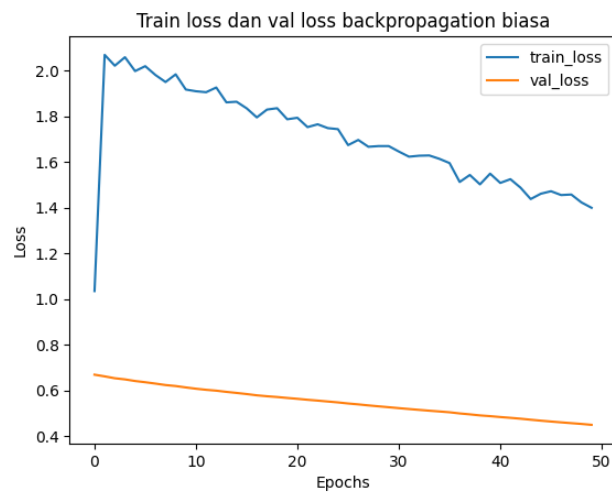
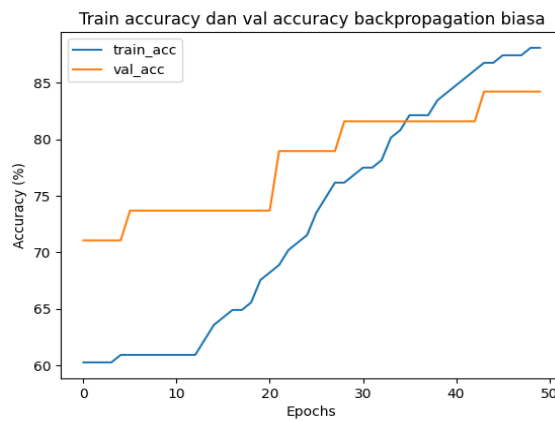
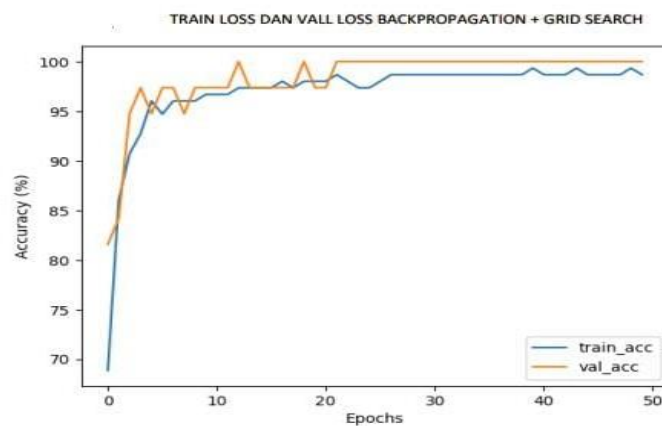
Beberapa tahapan dalam proses pra-pemrosesan data yang dilaksanakan meliputi:

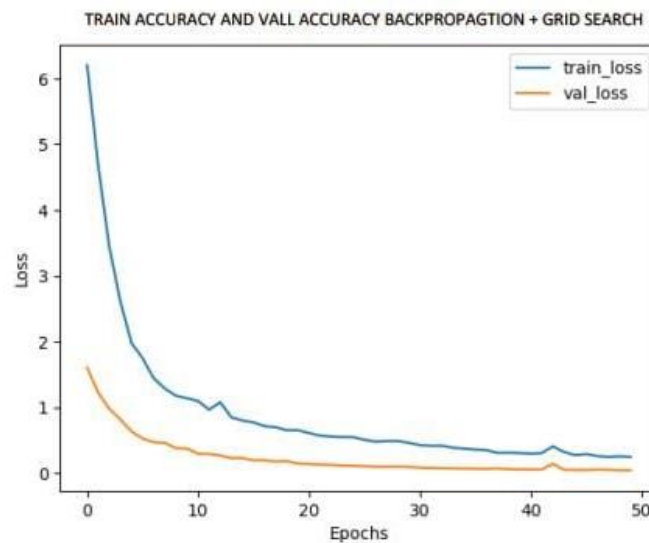
1. Identifikasi dan Penanganan Data Kosong – Walaupun data sintetis pada umumnya bebas dari nilai kosong (*missing values*), langkah verifikasi tetap dilakukan guna menjamin keandalan data. Jika terdapat kekosongan, maka metode imputasi, seperti interpolasi atau pengisian menggunakan nilai rata-rata, akan digunakan untuk mempertahankan konsistensi data
2. Normalisasi Data – Agar kinerja jaringan saraf tiruan optimal, seluruh data input dinormalisasi ke rentang $[0,1]$ memakai metode *Min-Max Scaling*. Tujuan dari normalisasi ini adalah untuk menyamakan skala antar fitur, sehingga proses pelatihan dapat berjalan lebih efisien dan menghasilkan konvergensi yang lebih cepat.
3. Pembagian Dataset – Dataset dipisahkan ke dalam dua bagian utama: 80% dialokasikan untuk melatih model, sedangkan 20% sisanya digunakan untuk pengujian. Data *training* dimanfaatkan untuk membentuk model agar mampu memahami keterkaitan antara variabel *input* dan *output* (status prediksi penyakit), sedangkan data *testing* berfungsi untuk menilai sejauh mana model dapat memprediksi data data yang belum dikenal.

Melalui penerapan tahap *preprocessing* yang tepat, model dapat mempelajari pola data secara lebih efektif, menghindari potensi bias yang disebabkan oleh perbedaan skala antar fitur, serta meningkatkan ketepatan prediksi terhadap kondisi penyakit ginjal kronik.

3.1.2 Perbandingan Training Akurasi dan Loss JST

Dalam penelitian ini diterapkan dua metode pelatihan pada jaringan saraf tiruan (JST), yakni *Backpropagation* biasa dan *Backpropagation* yang dioptimasi dengan *Grid Search*. Kinerja dari kedua metode tersebut dibandingkan dengan melihat nilai *loss* yang dihasilkan selama proses pelatihan berlangsung.

Gambar 3. Loss pelatihan pada *Backpropagation*Gambar 4. Akurasi Pelatihan pada *Backpropagation*Gambar 5. Loss Pelatihan *Backpropagation* + *Grid Search*



Gambar 6. Akurasi Pelatihan *Backpropagation* + *Grid Search*

Gambar 3 hingga 6 menyajikan visualisasi *training loss*, yaitu tolak ukur yang digunakan untuk menilai error model ketika memperkirakan nilai target selama pelatihan. Penurunan nilai loss mengindikasikan peningkatan kemampuan model dalam mengatur bobot dan bias untuk menghasilkan prediksi yang akurat. Dalam penelitian ini, dilakukan perbandingan antara metode *Backpropagation* standar dengan pendekatan *Backpropagation* yang dioptimalkan melalui *Grid Search* untuk mengevaluasi sejauh mana masing-masing metode mampu meminimalkan nilai loss secara efektif.

Berdasarkan hasil pelatihan, metode *Backpropagation* + *Grid Search* mencapai *Loss* yang jauh lebih rendah, yaitu 0,04094, dibandingkan dengan loss metode *Backpropagation* standar sebesar 0,44878. Hasil perbedaan yang signifikan ini mengindikasikan bahwa optimasi menggunakan Adam yang dipadukan dengan *Grid Search* terbukti lebih efisien dalam memperbarui bobot jaringan secara cepat dan konsisten daripada *Backpropagation* biasa.

Peningkatan kinerja ini disebabkan oleh kemampuan *Grid Search* untuk mengintegrasikan momentum dan tingkat pembelajaran adaptif. Integrasi ini menghasilkan penyesuaian bobot yang lebih efektif serta mencegah model terjebak pada local minima. Oleh karena itu, model yang menggunakan *grid search* menunjukkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dan akurasi prediksi keseluruhan yang lebih baik.

3.2 Pembahasan

Dari hasil yang diperoleh, dapat dilihat bahwa *Backpropagation* yang dipadukan dengan *Grid Search* menunjukkan keunggulan yang signifikan dibanding *Backpropagation* Standar pada berbagai indikator evaluasi. Perolehan akurasi yang naik 15,79% menunjukkan bahwa pengoptimalan model dengan *Grid Search* berhasil meningkatkan kemampuan generalisasi dibandingkan metode standar. Selain itu, berkurangnya nilai loss menjadi indikator bahwa model yang menggunakan *Grid Search* menghasilkan tingkat *Error* yang lebih rendah dan prediksi yang lebih akurat. Hal ini dapat dijelaskan dari prinsip kerja *Grid Search* yang mengintegrasikan momentum dan penyesuaian learning rate untuk mempercepat konvergensi serta menekan variasi dalam proses update bobot jaringan. Dengan kata lain, *Grid Search* membuat proses pembelajaran pada JST menjadi lebih efektif serta meningkatkan performa model dalam melakukan klasifikasi dan prediksi.

Tabel 2. Hasil Penelitian

Metode	Akurasi	Loss
<i>Backpropagation</i> Standar	84,21	0,44878
<i>Backpropagation</i> + <i>Grid Search</i>	100	0,04094

Berdasarkan Tabel 2, penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Backpropagation* dengan *Grid Search* jauh lebih unggul dalam memprediksi penyakit ginjal kronis dibandingkan *Backpropagation* Standar. Ini didasarkan pada analisis berbagai variabel seperti umur, tekanan darah, gravitasi, albumin, kadar gula, sel darah merah, pusel, puscell, bakteri, GDS, ureum, kreatinin, natrium, kalium, hemoglobin, MCV, sel darah putih,

hipertensi, diabetes, CAD, nafsu makan, edema, dan anemia. Secara akurasi, metode *Backpropagation* Standar hanya mencapai 84,21%, sementara metode *Backpropagation + Grid Search* meraih akurasi sempurna, yaitu 100%. Kenaikan yang signifikan ini menjadi bukti bahwa *Grid Search* mampu mempercepat dan memperbaiki ketepatan JST dalam menentukan bobot yang optimal. Selain itu, perbedaan signifikan juga terlihat pada nilai loss. *Backpropagation* biasa mencatatkan Loss sebesar 0,44878, sementara *Backpropagation* dengan *Grid Search* hanya menghasilkan Loss sebesar 0,04094, yang jauh lebih rendah. Rendahnya nilai Loss dan Error ini membuktikan bahwa model dengan pendekatan *Grid Search* lebih efisien dalam menekan kesalahan prediksi dibandingkan metode standar.

4. KESIMPULAN

Penelitian tentang "Optimasi Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* Dengan Menggunakan *Grid Search* untuk Meningkatkan Akurasi Prediksi Penyakit Ginjal Kronik" menyimpulkan bahwa penggunaan *Grid Search* dalam algoritma *Backpropagation* secara signifikan meningkatkan kinerja Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Peningkatan ini terlihat dalam kemampuan JST memprediksi penyakit ginjal kronis berdasarkan berbagai variabel, meliputi: umur, tekanan darah, gravitasi, albumin, kadar gula, sel darah merah, pusel, puscell, bakteri, GDS, ureum, kreatinin, natrium, kalium, hemoglobin, MCV, sel darah putih, hipertensi, diabetes, CAD, nafsu makan, edema, dan anemia. Hasil penelitian menunjukkan *Backpropagation* Standar menghasilkan akurasi 84,21% dengan nilai loss 0,44878. Sebaliknya, metode *Backpropagation + Grid Search* mencapai akurasi sempurna 100% dengan loss yang jauh lebih rendah, yaitu 0,04094. Peningkatan performa ini menjadi bukti bahwa penerapan *Adaptive Learning Rate* dengan *Grid Search* mampu mempercepat proses konvergensi, menekan kesalahan prediksi, serta membuat pembelajaran jaringan lebih stabil dibanding *Backpropagation* Standar. Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa optimasi JST melalui *adaptive learning rate* terbukti lebih efisien dalam memaksimalkan akurasi dan efektifitas model prediksi jaringan syaraf tiruan.

ACKNOWLEDGEMENTS

Segala puji dan syukur saya panjatkan ke hadirat Allah SWT atas rahmat dan kemudahan-Nya sehingga paper ini dapat tersusun dengan baik. Terima kasih saya sampaikan kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan selama proses penelitian dan penulisan. Ucapan khusus saya tujukan kepada Dr. Solikhun, M.Kom, selaku dosen pengampu, atas bimbingan dan arahannya yang sangat berharga dalam penyusunan paper ini.

REFERENCES

- Andriani, N., Warsito, B., Santoso, R., Statistika, D., & Diponegoro, U. (2024). *Analisis sentimen aplikasi microsoft teams berdasarkan ulasan google play store menggunakan model neural network dengan optimasi adaptive moment estimation (adam) 1,2,3*. 13, 168–179. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.13.1.168-179>
- Anggoro, D. A., & Mukti, S. S. (2021). Performance Comparison of Grid Search and Random Search Methods for Hyperparameter Tuning in Extreme Gradient Boosting Algorithm to Predict Chronic Kidney Failure. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 14(6), 198–207. <https://doi.org/10.22266/ijies2021.1231.19>
- Br Sitepu, N. L. (2021). Jaringan Syaraf Tiruan Memprediksi Nilai Pemelajaran Siswa Dengan Metode Backpropagation (Studi kasus: SMP Negeri 1 Salapian). *Journal of Information and Technology*, 1(2), 54–58. <https://doi.org/10.32938/jitu.v1i2.1006>
- Defit, S., & Widi Nurcahyo, G. (2024). Backpropagation Neural Network Untuk Prediksi Kebutuhan Pemakaian Obat (Kasus Di RSUD dr. Adnaan WD). *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)*, 9(1), 300–309. <https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik>
- Fadilla, I., Adikara, P. P., & Setya Perdana, R. (2018). Klasifikasi Penyakit Chronic Kidney Disease (CKD) Dengan Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(10), 3397–3405. <https://www.researchgate.net/publication/323365845>
- IFFA, M. (2022). *Optimasi Bobot Dan Bias Awal Pada Arsitektur Backpropagation Neural Network Menggunakan Algoritma Genetika Tugas*.
- Jumarwanto, A., Hartanto, R., & Prastiyanto, D. (2009). Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Penyakit THT di Rumah Sakit Mardi Rahayu Kudus. *Jurnal Teknik Elektro*, 1(1), 11–21.
- Khadiki, M. R., Fitria, V. A., Teknologi, F., Informatika, T., Teknologi, I., A, J. S. H. N., Lowokwaru, K., Malang, K., & Timur, J. (2025). *Klasifikasi Penyakit Ginjal Kronis Menggunakan K-Nearest Neighbors dengan Feature selection Pearson Correlation Coefficient*. 6(3). <https://doi.org/10.47065/josh.v6i3.7131>
- KR, V., Maharajan, M. S., K, B., & Sivakumar, N. (2024). Classification of adaptive back propagation neural network along with fuzzy logic in chronic kidney disease. *E-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and*

- Energy*, 7(October 2023), 100463. <https://doi.org/10.1016/j.prime.2024.100463>
- Muhazir, A., Misbah, M., & Astutik, R. P. (2021). Identifikasi Penyakit Gagal Ginjal Melalui Bau Urine Menggunakan Sensor Gas Dan Jaringan Saraf Tiruan. *E-Link: Jurnal Teknik Elektro Dan Informatika*, 16(1), 57. <https://doi.org/10.30587/e-link.v16i1.2714>
- Naufalrifqi, S. (2022). Optimasi Random Forest Untuk Diagnosis Penyakit Ginjal Kronik Dengan Menggunakan Particle Swarm Optimization. *Senamika*, 393–400. [senamika/article/download/2185/1671](https://doi.org/10.30587/e-link.v16i1.2714)
- Saputra, A. chandra. (2020). Penentuan Parameter Learning Rate Selama Pembelajaran Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Menggunakan Algoritma Genetika. *Jurnal Teknologi Informasi: Jurnal Keilmuan Dan Aplikasi Bidang Teknik Informatika*, 14(2), 202–212. <https://doi.org/10.47111/jti.v14i2.1141>
- Saragih, T. H., & Huda, N. (2022). Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dengan Adaptive Moment Estimation Untuk Klasifikasi Penyakit Covid-19 Di Kalimantan Selatan. *Epsilon: Jurnal Matematika Murni Dan Terapan*, 16(2), 162. <https://doi.org/10.20527/epsilon.v16i2.6792>
- Tyastama, S. A., Laksana, T. G., & Arifa, A. B. (2021). Prediksi Penyakit Ginjal Kronis Menggunakan Hibrid Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation dengan Particle Swarm Optimization. *Journal of Innovation Information Technology and Application (JINITA)*, 3(1), 9–16. <https://doi.org/10.35970/jinita.v3i1.588>