

Optimasi Akurasi Backpropagation Dengan Adaptive Moment Estimation Terhadap Kasus Prediksi Deteksi Penyakit Paru-Paru

Farhan Khadafi¹, Solikhun², P.P.P.A.N.W.Fikrul Ilmi R.H.Zer³

¹Program Studi Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

²Program Studi Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

³Program Studi Manajemen Informatika, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

E-Mail : fkadafi271101@gmail.com, solikhun@amiktunasbangsa.ac.id, fikrul@amiktunasbangsa.ac.id

Article Info

Article history:

Received Jan 10, 2025

Revised Feb 01, 2025

Accepted Feb 20, 2025

Kata Kunci:

Jaringan Saraf Tiruan
Backpropagation
Optimasi Adam
Deteksi Penyakit Paru-Paru
Optimasi Akurasi

Keywords:

Artificial Neural Network
Backpropagation
Adam Optimizer
Lung Disease Detection
Accuracy Optimization

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi pada jaringan saraf tiruan (JST) dengan membandingkan dua metode pelatihan, yakni Backpropagation Standar dan Backpropagation yang dioptimasi menggunakan algoritma Adaptive Moment Estimation (Adam). Dataset yang digunakan merupakan data kategori sebanyak 30.000 entri yang telah melalui proses encoding dan normalisasi. Model JST dibangun dengan arsitektur tiga lapisan, dan proses pelatihan dilakukan pada data latih sebesar 80% serta data uji sebesar 20%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan Adam Optimizer mampu meningkatkan akurasi validasi maksimum menjadi 94,65%, lebih tinggi dibandingkan Backpropagation Standar yang hanya mencapai 86,62%. Selain itu, nilai loss juga menurun secara signifikan dari 0,6326 menjadi 0,0867. Peningkatan ini menunjukkan bahwa mekanisme adaptif dalam Adam Optimizer efektif dalam mempercepat konvergensi dan meningkatkan kemampuan generalisasi model. Dengan demikian, optimasi menggunakan Adam terbukti lebih efisien dan akurat dalam menangani kasus prediksi deteksi penyakit paru-paru.

ABSTRACT

This study aims to improve classification accuracy in artificial neural networks (ANN) by comparing two training methods: standard Backpropagation and Backpropagation optimized with the Adaptive Moment Estimation (Adam) algorithm. The dataset used consists of 30,000 categorical entries that have undergone encoding and normalization processes. The ANN model was built with a three-layer architecture, and the training process was carried out using 80% training data and 20% testing data. The results indicate that the use of the Adam Optimizer increased the maximum validation accuracy to 94.65%, which is significantly higher than the 86.62% achieved by the standard Backpropagation method. In addition, the validation loss decreased considerably from 0.6326 to 0.0867. This improvement demonstrates that the adaptive mechanism of the Adam Optimizer is effective in accelerating convergence and enhancing the model's generalization capability. Therefore, optimization using Adam has proven to be more efficient and accurate in handling lung disease detection prediction cases.

This is an open access article under the [CC BY-NC](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) license.



Corresponding Author:

Farhan Khadafi,
Program Studi Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar
Jl. Suro Huta III SilouBayu, Kab. Simalungun, Sumatera Utara, 21176, Indonesia.
Email: fkadafi271101@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi di era digital telah merambah hampir seluruh bidang kehidupan, termasuk sektor kesehatan. Dalam industri ini, teknologi informasi dimanfaatkan sebagai alat bantu penting, baik dalam proses pengambilan keputusan, analisis prediktif, hingga peningkatan akurasi sistem layanan kesehatan (Stoumpos et al., 2023), (Antes et al., 2021). Salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk mendukung akurasi tersebut adalah Jaringan Syaraf Tiruan (Yan et al., 2023). Dalam praktiknya, JST menyediakan berbagai metode prediksi yang dapat disesuaikan dengan karakteristik data dan tujuan analisis yang diinginkan. Di antara metode yang paling dikenal adalah algoritma Backpropagation, yang telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian (Prihandoko & Alkhairi, 2025). Metode ini dikenal sebagai salah satu teknik pelatihan JST yang paling efektif dalam ranah kecerdasan buatan (Abelia et al., 2022), (Heng et al., 2022). Keunggulan Backpropagation terletak pada proses pembaruan bobot yang dilakukan secara bertahap dan sistematis, berdasarkan pola-pola yang ditemukan dalam data pelatihan (Rahmi, 2024), (Ye et al., 2022). Keefektifan Backpropagation juga terlihat dari kemampuannya dalam mengenali pola kompleks, termasuk dalam kasus prediksi penyakit paru-paru (Khasanah, 2025), (Song et al., 2024), (Shen et al., 2022). Namun, meskipun tergolong andal, algoritma ini tetap memiliki beberapa keterbatasan, terutama dalam hal pengaturan hyperparameter (Purnamaswari et al., 2022). Performa akhir model sangat bergantung pada pemilihan awal parameter seperti laju pembelajaran (learning rate), jumlah neuron tersembunyi, jumlah lapisan tersembunyi, dan banyaknya epoch pelatihan (Nico & Ariyani, 2025). Masalah lainnya adalah proses pencarian konfigurasi hyperparameter yang optimal masih banyak dilakukan secara manual, sehingga dapat memperlambat proses pelatihan dan menurunkan akurasi model (Bohari, 2022). Untuk mengatasi hambatan tersebut, penelitian ini mengusulkan integrasi antara algoritma Backpropagation (Zer & Tambunan, 2024) dengan pendekatan Adaptive Moment Estimation (Adam) dalam konteks prediksi penyakit paru-paru. Tujuannya adalah untuk meningkatkan performa model serta mengoptimalkan akurasinya (Saragih & Huda, 2022), (Putrama Alkhairi & Windarto, 2023). Algoritma Adam secara adaptif menyesuaikan learning rate setiap parameter dengan memanfaatkan informasi statistik berupa estimasi momen pertama (rata-rata) dan momen kedua (variansi) dari gradien (Irfan et al., 2022), (Leluc & Portier, 2022). Pendekatan ini terbukti lebih efisien dan cepat dalam mencapai konvergensi pada berbagai implementasi JST (Leluc & Portier, 2022), (Andrian1* et al., 2024). Dengan kata lain, penggunaan Adam menjadi solusi yang menjanjikan untuk mengatasi keterbatasan Backpropagation, khususnya dalam hal optimasi parameter dan peningkatan akurasi prediktif (Andrian1* et al., 2024), (Ramadhan*1) & Hernadi2), 2025).

Beberapa Pendekatan dilakukan untuk meningkatkan performa akurasi metode Backpropagation seperti yang dilakukan oleh (Alkhairi et al., 2025), menerapkan optimasi Backpropagation dalam mendeteksi kejang epilepsi menggunakan sinyal EEG (Alkhairi et al., 2025). Hasilnya menunjukkan bahwa penambahan epoch meningkatkan akurasi hingga 93,05%, namun berisiko menyebabkan overfitting, ini mengindikasikan perlunya strategi pencarian parameter optimal yang lebih sistematis dan efisien (Alkhairi et al., 2025). Pendekatan lain oleh (Ji & Ding, 2023), disimpulkan bahwa akurasi model Backpropagation Neural Network (BPNN) dapat ditingkatkan melalui pengoptimalan bobot awal dan ambang batas menggunakan algoritma Improved Sparrow Search Algorithm (ISSA), serta tuning hyperparameter dengan teknik grid search (Ji & Ding, 2023). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model ISSA-BP berhasil mencapai akurasi yang sangat tinggi dengan nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,9918, serta tingkat kesalahan MAPE (Mean Absolute Percentage Error) sebesar 15,16%, yang setara dengan tingkat akurasi 84,84% dalam prediksi suhu permukaan laut (Ji & Ding, 2023).

Sedangkan pada penelitian terdahulu yg dilakukan oleh (Prihandoko & Alkhairi, 2025), menunjukkan bahwa penerapan Adaptive Learning Rate melalui optimasi Adam pada algoritma Backpropagation mampu meningkatkan akurasi prediksi hasil panen padi, dari 92,04% menjadi 92,99% (Prihandoko & Alkhairi, 2025). Meskipun demikian, pemilihan nilai learning rate tetap menjadi kendala utama mengingat sensitivitasnya terhadap proses konvergensi serta risiko terjebak pada nilai minimum lokal (Prihandoko & Alkhairi, 2025). Pada penelitian berikutnya oleh (Saragih & Huda, 2022), yang mengimplementasikan algoritma Backpropagation dengan optimasi Adaptive Moment Estimation (ADAM) dalam klasifikasi kasus COVID-19 (Saragih & Huda, 2022). Hasilnya bahwa penggunaan ADAM meningkatkan rata-rata akurasi hingga 71,05%, meskipun tetap menghadapi tantangan dalam pemilihan parameter hiper (Saragih & Huda, 2022).

Dengan beberapa pendekatan serta penelitian terdahulu, penelitian ini mengadopsi Adaptive Moment Estimation sebagai teknik sistematis untuk pengoptimalan akurasi Backpropagation, khususnya dalam kasus prediksi deteksi penyakit paru-paru (Reyad et al., 2023), (Andriani et al., 2024). Dengan tujuan untuk mengoptimalkan kinerja jaringan syaraf tiruan (JST) Backpropagation, serta melakukan perbandingan terhadap performanya dengan metode Backpropagation standart (Prihandoko & Alkhairi, 2025), (Guswanti et

al., 2025). Sehingga diharapkan mampu meningkatkan akurasi dalam kasus deteksi penyakit paru-paru secara signifikan.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan kinerja jaringan syaraf tiruan (JST) Backpropagation, dengan fokus pada perbandingan kinerja JST menggunakan Backpropagation Standar (dengan optimasi Stochastic Gradient Descent/SGD) dan Backpropagation dengan Adaptive Moment Estimation (Adam Optimizer) terhadap akurasi klasifikasi penyakit paru-paru berdasarkan data tabular yang sudah diproses.

2.1. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data tabular yang berasal dari sumber terbuka dan terpercaya di Kaggle, dengan judul Dataset Predic Terkena Penyakit Paru-Paru yang memuat sebanyak 30.000 data. Data-data tersebut mencakup variabel demografis, usia, jenis_kelamin, merokok, bekerja dan variabel yg sesuai seperti pada tabel 1.

Tabel 1. Dataset

No	Usia	Jenis_Kelamin	Merokok	Bekerja	Rumah_Tangga	Aktivitas_Begadang	Aktivitas_Olahraga	Asuransi	Penyakit_Bawaan	Hasil
1	Tua	Pria	Pasif	Tidak	Ya	Ya	Sering	Ada	Tidak	Ya
2	Tua	Pria	Aktif	Tidak	Ya	Ya	Jarang	Ada	Ada	Tidak
3	Muda	Pria	Aktif	Tidak	Ya	Ya	Jarang	Ada	Tidak	Tidak
4	Tua	Pria	Aktif	Ya	Tidak	Tidak	Jarang	Ada	Ada	Tidak
5	Muda	Wanita	Pasif	Ya	Tidak	Tidak	Sering	Tidak	Ada	Ya
6	Muda	Wanita	Pasif	Ya	Tidak	Tidak	Sering	Tidak	Ada	Tidak
7	Tua	Wanita	Pasif	Tidak	Ya	Tidak	Sering	Tidak	Tidak	Ya
8	Muda	Pria	Aktif	Tidak	Ya	Ya	Sering	Tidak	Tidak	Tidak
9	Tua	Wanita	Aktif	Ya	Ya	Ya	Jarang	Ada	Ada	Ya
10	Muda	Wanita	Pasif	Ya	Tidak	Ya	Jarang	Ada	Ada	Ya
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
30.000	Tua	Wanita	Pasif	Tidak	Ya	Tidak	Sering	Tidak	Tidak	Ya

Sumber : <https://shorturl.at/O2CZ3>

Data yang digunakan berjumlah 10 sampel utama dan disimpan dalam format .csv. Untuk keperluan pelatihan model, data dibagi menjadi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji menggunakan fungsi `train_test_split` dari pustaka `scikit-learn`.

2.2. Perbandingan Backpropagation Standart dan Adaptive Moment Estimation

Perbandingan dua pendekatan pembelajaran pada Jaringan Syaraf Tiruan (JST), Backpropagation standar dan Backpropagation yang dioptimasi dengan algoritma Adaptive Moment Estimation (Adam) bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas masing-masing metode dalam mengenali dan mempelajari pola data pada kasus prediksi deteksi penyakit paru-paru.

1. Model JST dengan Backpropagation Standart

Bobot diperbarui menggunakan algoritma Stochastic Gradient Descent dengan laju pembelajaran tetap dan nilai Learning Rate 0,1. Pendekatan ini digunakan sebagai acuan dasar (baseline) dalam penelitian, tetapi memiliki kecenderungan proses konvergensi yang lambat dan rentan terperangkap pada local minima, sehingga dapat berdampak pada suboptimalitas kinerja prediksi yang dihasilkan.

Rumus Model Backpropagation standar (default parameter)

$$\text{Forward : } \alpha^{(l)} = f(W^{(l)} \cdot \alpha^{(l-1)} + b^{(l)}) \quad (1)$$

$$\text{Backward : } \delta^{(l)} = f(W^{(l-1)T} \delta^{(l+1)}) \odot f'(z^{(l)}) \quad (2)$$

$$\text{Update Bobot : } W^{(l)} = W^{(l)} - \eta \cdot \frac{\partial L}{\partial W^l} \quad (3)$$

Learning Rate (default) $\eta = 0,1$ dan optimizer SGD.

Rumus *Stochastic Gradient Descent* (Backpropagation Standar)

$$w_{t+1} = w_t - \alpha \frac{\partial L}{\partial w_t} \quad (4)$$

2. Model JST Backpropagation dengan Adaptive Moment Estimation (Model Usulan)

Adam digunakan untuk mengoptimasi bobot secara adaptif dengan menggabungkan estimasi momen pertama (mean) dan momen kedua (variance). Adam memiliki kecepatan konvergensi yang lebih tinggi dan lebih stabil pada berbagai jenis data sehingga mampu menutupi kecenderungan proses yang lambat dan rentan pada backpropagation standart.

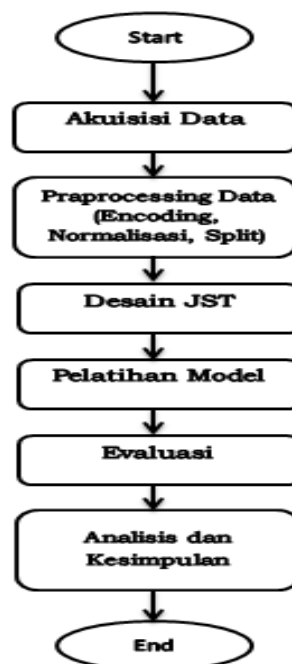
Rumus Model Adaptive Moment Estimation (ADAM)

$$\begin{aligned} (g_t &= \nabla_{\theta} J(\theta_t)) \\ m_t &= \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g_t \\ v_t &= \beta_2 \cdot v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g_t^2 \\ \hat{m} &= \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \\ \hat{v} &= \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \\ \theta_{t+1} &= \theta_t - \eta \cdot \frac{\hat{m}}{\sqrt{\hat{v}} + \epsilon} \end{aligned} \quad (5)$$

Evaluasi kinerja kedua model dilakukan dengan metrik akurasi (%) untuk mengukur tingkat kesesuaian antara hasil prediksi model dan data aktual, dengan tujuan untuk mengidentifikasi keunggulan algoritma Adam Optimizer dibandingkan Backpropagation standart dalam meningkatkan akurasi pada kasus deteksi penyakit paru-paru.

2.3. Rancangan Penelitian

Rancangan penelitian ini merupakan eksperimen komputasional terstruktur yang memiliki beberapa tahap seperti pada Gambar 1 untuk membandingkan dan menguji JST Backpro standart(biasa) dan Backpropagation yang dioptimasi dengan Adaptive Moment Estimation (Adam Optimizer).



Gambar 1. Rancangan Penelitian

Berikut ini adalah penjelasan mengenai tahapan-tahapan yang dilaksanakan dalam penelitian, berdasarkan Gambar 1 :

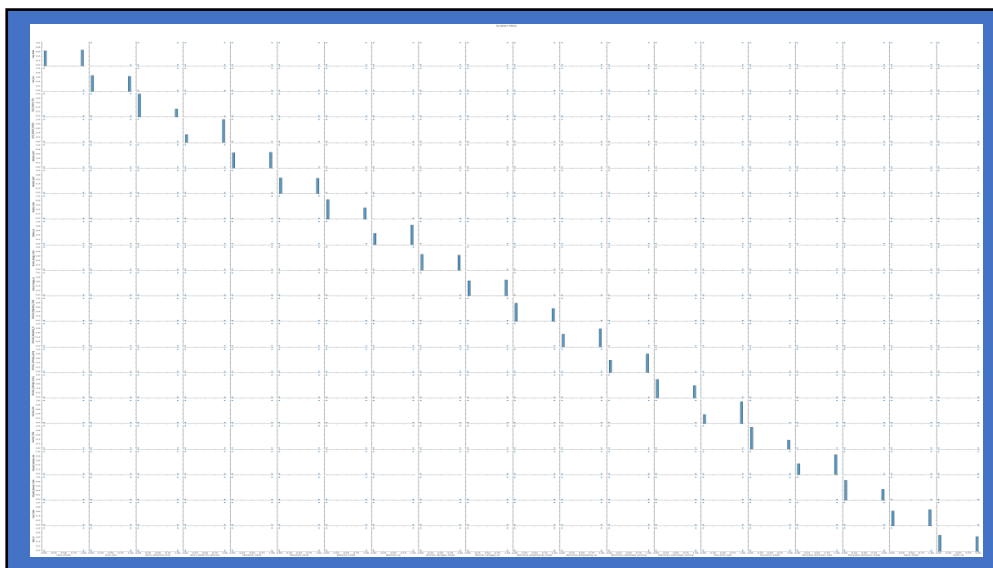
1. Akuisisi Data, merupakan dataset yang diambil dari file data deteksi penyakit paru-paru dengan format .csv, yang berisi fitur-fitur relevan dan dimuat menggunakan pustaka *pandas* (library python).
2. Praprocessing data, dilakukan proses penghapusan (pembersihan) data dengan nilai kosong dan kolom yang tidak relevan seperti ID, juga seluruh fitur kategorial dikonversi ke format numeric menggunakan *one-hot encoding*, juga menormalisasikan fitur numeric menggunakan *MinMaxScaler*, serta dataset juga dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%).
3. Desain JST, dibangun menggunakan PyTorch dengan arsitektur : input layer (18 neuron) sesuai jumlah fitur input, Hidden Layer 1 lapisan dengan 16 neuron dan fungsi ReLu, serta Output Layer dengan 2 neuron untuk klasifikasi biner.
4. Pelatihan Model, merupakan proses optimasi dari Backpropagation standart(SGD) dan Backpropagation dengan ADAM (Adaptive Moment Estimation)
5. Evaluasi, merupakan proses validasi data menggunakan data uji setelah pelatihan dan dievaluasi dengan metrik yang berisi : Akurasi klasifikasi, Nilai Loss pada data uji serta kecepatan konvergensi (jumlah epoch terhadap penurunan loss) dan ditampilkan dalam bentuk grafik loss dan akurasi masing-masing metode.
6. Analisis dan Kesimpulan berisi hasil perbandingan pelatihan kedua metode serta kesimpulan metode mana yang lebih efektif untuk kasus deteksi penyakit paru-paru berdasarkan akurasi dan kestabilan pelatihan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini membandingkan dua metode pelatihan model jaringan saraf tiruan (JST) dalam klasifikasi data kesehatan, yakni Backpropagation Standar menggunakan SGD dan Backpropagation dengan Adam Optimizer sebagai pendekatan Adaptive Learning Rate. Dataset terdiri dari 30.000 entri dengan 10 fitur kategori seperti usia, jenis kelamin, kebiasaan merokok, aktivitas olahraga, hingga hasil prediksi risiko (variabel Hasil).

3.1 Praprocessing Data

Dataset yang digunakan terdiri dari sejumlah atribut kategorikal yang terlebih dahulu dikonversi ke dalam representasi numerik melalui proses encoding. Setelah itu, dilakukan normalisasi terhadap seluruh fitur menggunakan metode Min-Max Scaling guna menyamakan skala data. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi dua subset, yaitu 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian, guna memastikan proses pelatihan dan evaluasi model dilakukan secara proporsional dan terkontrol.



Gambar 2. Dataset Visualization

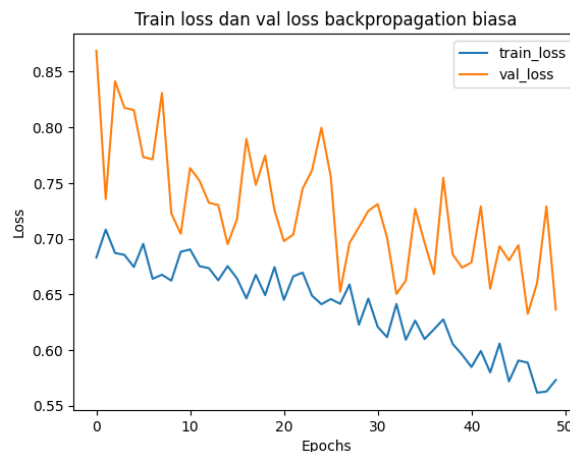
Tahapan preprocessing data dilakukan secara sistematis sesuai langkah-langkah yang dilakukan sebagai berikut :

1. Pemeriksaan Nilai Kosong, sesuai hasil eksekusi diperoleh bahwa seluruh kolom tidak memiliki nilai kosong (missing values = 0), dengan demikian tidak dilakukan imputasi data.
2. Encoding Variabel Kategorikal, karena seluruh fitur (selain kolom *no*) bersifat kategorikal, maka dilakukan encoding menggunakan *LabelEncoder* dari Scikit-learn.
3. Normalisasi Fitur, setelah encoding, semua fitur numerik dinormalisasikan menggunakan Min-Max-Scaling, untuk tujuan menjaga stabilitas pembelajaran JST dengan menyamakan skala antar fitur ke rentang [0,1].
4. Pembagian Dataset, dataset dibagi jadi dua subset (data latih dan data uji) yg dilakukan menggunakan fungsi *train_test_split* dari Scikit-learn.

Dengan praprocessing tersebut, data siap digunakan dalam proses pelatihan JST, serta menghindari bias akibat perbedaan skala maupun representasi simbolik.

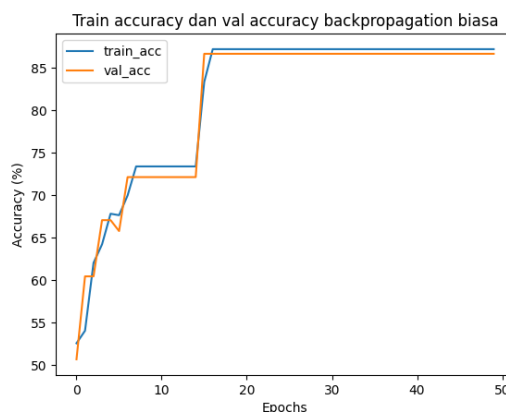
3.2 Visualisasi Performa Model

Performa kedua model divisualisasikan melalui grafik training loss dan akurasi. Grafik menunjukkan bahwa model dengan Adam Optimizer memiliki konvergensi yang lebih cepat dan stabil dibandingkan model dengan SGD seperti pada gambar 3, gambar 4, gambar 5, dan gambar 6.



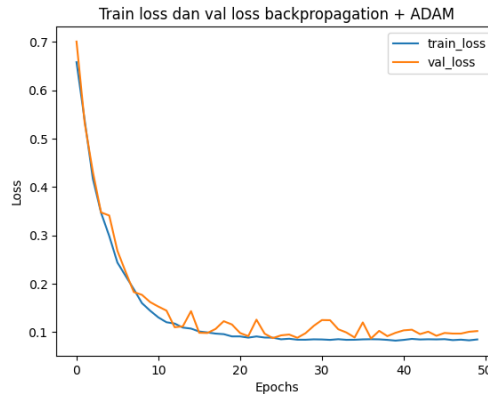
Gambar 3. Train loss Backpropagation(standart)

Berdasarkan hasil proses pelatihan model jaringan saraf tiruan (JST) dengan pendekatan Backpropagation Standar pada Gambar 3, diperoleh nilai *loss* akhir sebesar 0.6325596351569412. Nilai ini merepresentasikan rata-rata tingkat kesalahan prediksi yang masih terjadi antara output model dengan nilai target pada data pelatihan.



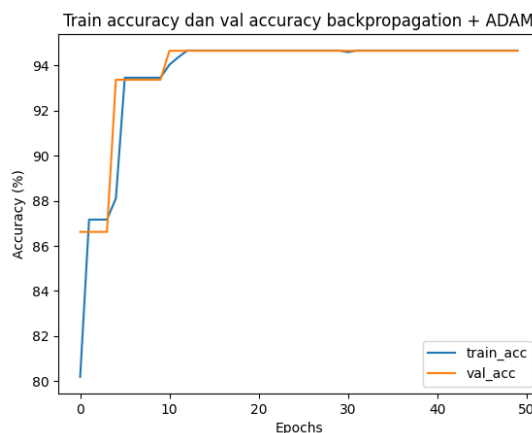
Gambar 4. Train Accuracy Backpropagation (standart)

Sedangkan pada Gambar 4, nilai akurasi validasi maksimum yang berhasil dicapai adalah sebesar 86.61666666666666 (86.62%). Angka ini mencerminkan proporsi prediksi model yang sesuai dengan label aktual pada data pengujian. Meskipun nilai ini mengindikasikan kemampuan model yang cukup baik dalam mengenali pola dari data yang belum pernah dilihat sebelumnya, akurasi tersebut masih menunjukkan adanya ruang perbaikan, khususnya dalam konteks generalisasi model.



Gambar 5. Train Loss Backpropagation (Optimizer ADAM)

Pada Gambar 5, model yang dilatih menggunakan metode Backpropagation dengan penerapan *Adam Optimizer*, diperoleh nilai *validation loss* minimum sebesar 0.08665686375056783 (0,0867). Nilai ini menunjukkan tingkat kesalahan rata-rata model terhadap data validasi pada saat performa terbaik tercapai selama proses pelatihan. Rendahnya nilai *loss* ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya mampu menyesuaikan parameter dengan baik terhadap data pelatihan, tetapi juga memiliki kemampuan generalisasi yang kuat terhadap data yang tidak terlihat sebelumnya.



Gambar 6. Train Accuracy Backpropagation (Optimizer ADAM)

Dan pada Gambar 6, jaringan saraf tiruan (JST) yang dilatih menggunakan algoritma Backpropagation dengan Adam Optimizer berhasil mencapai nilai akurasi validasi maksimum sebesar 94,65%. Capaian ini menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan tingkat ketepatan yang sangat tinggi terhadap data uji, yang merepresentasikan data yang tidak dilibatkan dalam proses pelatihan. Tingginya akurasi ini mengindikasikan bahwa mekanisme pembaruan bobot adaptif yang dimiliki oleh Adam Optimizer, melalui kombinasi estimasi momen pertama dan kedua dari gradien, berperan penting dalam meningkatkan efisiensi pembelajaran serta memperkuat kemampuan generalisasi model.

3.3 Hasil

Berdasarkan hasil yang diperoleh, metode Backpropagation dengan Adam Optimizer menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan dengan Backpropagation Standar dalam hampir seluruh aspek evaluasi. Akurasi validasi maksimum yang dicapai sebesar 94,65% mengindikasikan bahwa model mampu

mengenali pola pada data uji dengan tingkat ketepatan yang sangat tinggi. Hal ini menunjukkan kemampuan generalisasi model yang lebih baik, terutama dibandingkan metode standar yang hanya mencapai akurasi validasi maksimum sebesar 86,62%, yang disusun pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Penelitian

Metode	Nilai Akurasi	Nilai Loss
Backpropagation Standart (SGD)	86,62%	0,6326
Backpropagation + ADAM (Adaptive Moment Estimation)	94,65%	0,0867

Selain itu, nilai validation loss minimum yang diperoleh pada model dengan Adam sebesar 0,0867 mencerminkan rendahnya rata-rata kesalahan prediksi terhadap data yang tidak dilibatkan dalam pelatihan. Efektivitas ini diperoleh dari keunggulan Adam Optimizer dalam menyesuaikan learning rate secara adaptif terhadap karakteristik gradien parameter, sehingga pembaruan bobot menjadi lebih efisien dan stabil. Keunggulan algoritma Adam dapat dijelaskan melalui mekanisme penggabungan momen pertama dan kedua gradien, yang tidak hanya mempercepat proses konvergensi, tetapi juga membantu model menghindari jebakan pada local minima. Dengan demikian, pendekatan optimisasi adaptif yang ditawarkan oleh Adam terbukti memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan akurasi prediksi dan efisiensi pembelajaran pada jaringan saraf tiruan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang telah diperoleh, dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma Adaptive Moment Estimation (Adam) pada pelatihan jaringan saraf tiruan (JST) terbukti memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan dengan metode Backpropagation Standar. Model yang dilatih dengan Adam Optimizer menunjukkan akurasi validasi maksimum sebesar 94,65%, meningkat secara signifikan dibandingkan metode standar yang hanya mencapai 86,62%. Selain itu, nilai validation loss yang rendah sebesar 0,0867 menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang minim dan kemampuan generalisasi yang lebih baik. Keunggulan Adam Optimizer terletak pada kemampuannya dalam menyesuaikan learning rate secara adaptif melalui pemanfaatan momen pertama dan kedua dari gradien, sehingga mempercepat proses konvergensi dan menghindari jebakan local minima. Dengan demikian, integrasi Adam dalam proses pelatihan JST merupakan pendekatan yang efektif dalam meningkatkan kinerja model klasifikasi, khususnya pada kasus prediksi deteksi penyakit paru-paru. Penelitian ini juga membuka peluang untuk pengembangan lanjutan dengan eksplorasi parameter lain seperti jumlah neuron tersembunyi, fungsi aktivasi, dan teknik regulasi model guna mencapai akurasi yang lebih tinggi dan lebih stabil.

ACKNOWLEDGEMENTS

Penyusunan Paper ini tidak akan dapat terealisasi tanpa keberkahan dan izin dari Allah SWT serta dukungan yang diberikan oleh berbagai pihak. Oleh karena itu, saya ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada mereka yang turut membantu dalam melakukan observasi pada penelitian ini. Tak lupa, penghargaan saya sampaikan kepada Dr. Solikhun, M.Kom, selaku Dosen Pengampu, atas bimbingan dan arahan yang berharga dalam proses penulisan Paper ini.

REFERENCES

- Abelia, R., Ruslan, R., Laome, L., Baharuddin, B., Makkulau, M., & Agusrawati, A. (2022). PENERAPAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION PADA PERAMALAN CURAH HUJAN DI KOTA KENDARI. *Jurnal Matematika Komputasi Dan Statistika*, 2(2), 1–7.
- Alkhairi, P., Informasi, T., Gunadarma, U., Nurdian, O., Fathurrohman, & Faqih, A. (2025). *Optimisasi Model Backpropagation untuk Meningkatkan Deteksi Kejang Epilepsi pada Sinyal Electroencephalogram*. 9(2), 151–160.
- Andrian1*, A., Soesanto2, O., & Prabowo3, S. D. (2024). PENERAPAN ALGORITMA BACKPROPAGATION DENGAN ADAM OPTIMIZER DALAM MEMPREDIKSI HARGA BITCOIN TERHADAP USD. *RAGAM: Journal of Statistics and Its Application*, 03(02), 1–11.
- Andriani, N., Warsito, B., & Santoso, R. (2024). ANALISIS SENTIMEN APLIKASI MICROSOFT TEAMS BERDASARKAN ULASAN GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN MODEL NEURAL NETWORK DENGAN OPTIMASI ADAPTIVE MOMENT ESTIMATION (ADAM). *JURNAL GAUSSIAN*, 13(1), 168–179.

- Antes, A. L., Burrous, S., Sisk, B. A., Schuelke, M. J., Keune, J. D., & DuBois, J. M. (2021). Exploring perceptions of healthcare technologies enabled by artificial intelligence: an online, scenario-based survey. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 21(1), 1–15.
- Bohari, A. R. (2022). Meningkatkan Kinerja Backpropagation Neural Network Menggunakan Algoritma Adaptif. *IMTechno: Journal of Industrial Management and Technology*, 3(1), 58–63.
- Guswanti, W., Afrianty, I., Budianita, E., & Syafrina, F. (2025). Perbandingan Inisialisasi Bobot Random dan Nguyen-Widrow Pada Backpropagation Dalam Klasifikasi Penyakit Diabetes. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 10(2), 323–332.
- Heng, S. Y., Ridwan, W. M., Kumar, P., Ahmed, A. N., Fai, C. M., Birima, A. H., & El-Shafie, A. (2022). Artificial neural network model with different backpropagation algorithms and meteorological data for solar radiation prediction. *Scientific Reports*, 12(1), 1–18.
- Irfan, D., Rosnelly, R., Wahyuni, M., Samudra, J. T., & Rangga, A. (2022). Perbandingan Optimasi Sgd, Adadelta, Dan Adam Dalam Klasifikasi Hydrangea Menggunakan Cnn. *Journal of Science and Social Research*, 5(2), 244–253.
- Ji, C., & Ding, H. (2023). Optimizing Back-Propagation Neural Network to Retrieve Sea Surface Temperature Based on Improved Sparrow Search Algorithm. *Remote Sensing-MDPI*, 15(24), 1–22.
- Khasanah, U. (2025). Klasifikasi Multi Class Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network untuk Prediksi Stunting pada Balita. *MathVision : Jurnal Matematika Maret*, 07(01), 13–21.
- Leluc, R., & Portier, F. (2022). SGD with Coordinate Sampling: Theory and Practice. *Journal of Machine Learning Research*, 23, 1–47.
- Nico, & Ariyani, P. F. (2025). Implementasi Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Harga Emas. *Jurnal TICOM: Technology of Information and Communication*, 13(2), 85–91.
- Prihandoko, & Alkhairi, P. (2025). Optimasi JST Backpropagation dengan Adaptive Learning Rate Dalam Memprediksi Hasil Panen Padi. 10(1), 441–452.
- Purnamaswari, A. A. A., Putra, I. K. G. D., & Putra, I. M. S. (2022). Komparasi Metode Neural Network Backpropagation dan Support Vector Machines dalam Prediksi Volume Sampah TPA Suwung. *Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Komputer*, 3(1), 853–862.
- Putrama Alkhairi, & Windarto, A. P. (2023). Classification Analysis of Back propagation-Optimized CNN Performance in Image Processing. *Journal of Systems Engineering and Information Technology (JOSEIT)*, 2(1), 8–15.
- Rahmi, A. (2024). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation untuk Memprediksi Tingkat Pemahaman Siswa terhadap Mata Pelajaran Matematika Menggunakan Bahasa Pemrograman PHP dan Database MySQL. *Journal of Research and Investigation in Education*, 65–72.
- Ramadhan*1), F., & Hernadi2), J. (2025). EVALUASI OPTIMIZER ADAM DAN RMSPROP PADA ARSITEKTUR VGG-19 KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH MANUSIA. *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 10(2), 1414–1426.
- Reyad, M., Sarhan, A. M., & Arafa, M. (2023). A modified Adam algorithm for deep neural network optimization. *Neural Computing and Applications*, 35(23), 17095–17112.
- 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), 162–172.
- Shen, G., Zhao, D., & Zeng, Y. (2022). Backpropagation with biologically plausible spatiotemporal adjustment for training deep spiking neural networks. *Patterns*, 3(6), 1–10.
- Song, Y., Millidge, B., Salvatori, T., Lukasiewicz, T., Xu, Z., & Bogacz, R. (2024). Inferring neural activity before plasticity as a foundation for learning beyond backpropagation. *Nature Neuroscience*, 27(2), 348–358.
- Stoumpos, A. I., Kitsios, F., & Talias, M. A. (2023). Digital Transformation in Healthcare: Technology Acceptance and Its Applications. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(4), 1–44.
- Yan, Y., Kawaguchi, T., Yano, Y., Hanado, Y., & Ishizaki, T. (2023). Relations Between Generalized JST Algorithm and Kalman Filtering Algorithm for Time Scale Generation. *ARXIV-Electrical Engineering and Systems Science > Systems and Control*, XX(Xx), 1–11.
- Ye, H., Martinez, M., & Monperrus, M. (2022). Neural Program Repair with Execution-based Backpropagation. *Proceedings - International Conference on Software Engineering*, 2022-May, 1506–1518. <https://doi.org/10.1145/3510003.3510222>
- Zer, P. P. P. A. N. W. F. I. R. H., & Tambunan, F. N. (2024). Optimization of Backpropagation Method with PSO to Improve Prediction of Land Area and Rice Productivity. *SinkrOn*, 8(October), 2503–2509.