

Perbandingan Algoritma Adaline Berdasarkan Pola Input Data Dan Aktivasi Output Untuk Prediksi Data

Donni Nasution¹, Darmeli Nasution², Solikhun³

¹Universitas Prima Indonesia, Medan, Indonesia

²Universitas Pembangunan Panca Budi, Medan, Indonesia

³STIKOM Tunas Bangsa, Pematang Siantar, Indonesia

E-mail: ¹nasution.donni@gmail.com, ²darmelinasution@gmail.com,

³solikhun@amiktunasbangsa.ac.id

Abstract

Adaline is a single-layer supervised learning algorithm where the input layer is directly related to the output layer. Adaline learning uses the delta rule, which adjusts the weights to reduce the difference between network inputs to the desired output and output units. The main problem of this study is to find an alternative to the Adaline algorithm for predicting stroke with seven symptom attributes. This study seeks the best Adaline algorithm performance by comparing four forms of input and output activation patterns. The test results show the results of the same accuracy that is equal to 100%; the same epoch, namely one epoch, and the average weight change is different. The Adaline algorithm can predict stroke well with 100% accuracy.

Keywords: Adaline, Prediction, Biner, Bipolar

Abstrak

Adaline adalah algoritma pembelajaran terawasi single-layer di mana lapisan input berhubungan langsung dengan lapisan output. Pembelajaran Adaline menggunakan aturan delta, yang mengatur bobot untuk mengurangi perbedaan antara input jaringan ke unit output dan output yang diinginkan. Masalah utama penelitian ini adalah mencari alternatif algoritma Adaline untuk memprediksi stroke dengan tujuh atribut gejala. Penelitian ini mencari kinerja algoritma Adaline terbaik dengan membandingkan empat bentuk pola aktivasi input dan output. Hasil pengujian menunjukkan hasil akurasi yang sama yaitu sebesar 100%; epoch yang sama yaitu satu epoch, dan rata-rata perubahan bobot yang berbeda. Algoritma Adaline dapat memprediksi stroke dengan baik dengan akurasi 100%.

Kata Kunci: Adaline, Prediksi, Biner, Bipolar

1. Pendahuluan

Ada banyak penelitian tentang algoritma Adaline, termasuk penelitian[1], yang bertujuan untuk menentukan perhitungan efektif algoritma Adaline untuk pengenalan pola huruf sehingga dapat digunakan sebagai acuan dalam mengembangkan aplikasi pengenalan pola huruf.

Penelitian [2], perbandingan perhitungan dan perhitungan manual dengan program klasifikasi status gizi balita menggunakan model Adaline menunjukkan: (1) hasil pelatihan Adeline ANN yang dipilih α digunakan, yaitu 0,1; (2) Hasil perbandingan perhitungan Adaline ANN dengan data dari knowledge-based adalah standard error sebesar 13% dan akurasi sebesar 87%.

Penelitian ini [3], mengambil pendekatan dengan memanfaatkan neuron adaptif linier yang disebut Adaline. Berbeda dengan metode deteksi yang diusulkan sebelumnya, yang

didasarkan pada analisis wavelet dan menghadapi beban perhitungan matematis, Adaline cepat karena konstruksinya yang sederhana, yang membuatnya lebih cocok untuk aplikasi online.

Penelitian [4], menjelaskan bahwa strategi hibrid baru yang dijelaskan dalam makalah ini didasarkan pada pemecahan masalah menjadi masalah linier dan nonlinier. Untuk estimasi amplitudo, penggabung linier adaptif yang dikenal sebagai "Adaline," yang sangat cepat dan sangat sederhana, digunakan, dan untuk estimasi fase, penaksir linier yang dikenal sebagai Least Squares (LS), yang sederhana, cepat, dan tidak memerlukan penyesuaian parameter apa pun, digunakan.

Penelitian [5], teknik ini berkinerja baik karena dengan cepat menghasilkan arus referensi yang tepat menggunakan perhitungan sederhana. Selain itu, ini efektif untuk menyingkirkan arus harmonik tertentu.

Penelitian [6], momen inersia dan koefisien redaman kental adalah parameter yang ditentukan. Teknik yang disarankan didasarkan pada jaringan saraf linier yang adaptif (Adaline). Prosedur pelatihan online menghasilkan derivasi dan optimalisasi kedua parameter. Selama tahap identifikasi, metode kontrol berorientasi lapangan yang terkenal mengelola torsi motor. Dibandingkan dengan metode sebelumnya, kedua metode yang telah diusulkan mudah digunakan. Mereka hanya membutuhkan kecepatan mekanis dan data arus stator.

Penelitian [7], dalam makalah ini, topologi HAPF berbasis struktur filter LCL hibrida fase tunggal baru dikembangkan. Karena tegangan dc-link yang lebih rendah dibandingkan dengan APF murni berdasarkan filter L atau filter LCL sebagai impedansi interfacial, HAPF yang disarankan menunjukkan keunggulan dibandingkan HAPF standar. Selain itu, bagian filter LCL secara signifikan mengurangi peralihan riak dan injeksi EMI ke dalam sistem distribusi daya sambil menawarkan karakteristik frekuensi tinggi yang luar biasa.

Penelitian [8], dalam penelitian ini, menggunakan teknik derivasi paling curam dan MEE, kami memperoleh batas atas untuk ukuran langkah dalam pelatihan neuron linier adaptif (Adaline). Kami mempelajari topologi permukaan kinerja MEE di sekitar solusi optimal. Geometri permukaan kinerja dan nilai eigen Hessian di dalam dan di sekitar solusi optimal, serta dampak urutan entropi dan ukuran kernel di jendela Parzen, juga dipelajari. Contoh numerik digunakan untuk menunjukkan kesimpulan dari penyelidikan teoretis.

Penelitian [9], kami menyediakan teknik identifikasi online untuk sistem ini dalam makalah ini yang didasarkan pada jaringan saraf Adaptive Linear Element (Adaline) umum. Generalisasi Adaline menghasilkan input yang sekarang terdiri dari Tapped Delay Line dari sinyal input sistem dan Tapped Delay Line dari umpan balik output sistem. Dua metode disarankan untuk mempercepat konvergensi pembelajaran dan meningkatkan kemampuan untuk mengikuti karakteristik sistem yang berubah secara dinamis.

Penelitian [10], penelitian ini menggunakan metodologi berdasarkan formulasi berulang dari sinyal yang dianalisis jaringan saraf Adaline. Dibandingkan dengan pendekatan zero-crossing tradisional, metode filter takik aktif, dan metode berbasis Adaline sebelumnya, jarak saraf yang diusulkan berkinerja mengagumkan. Semua teknik ini juga dinilai dalam hal biaya komputasi.

Penelitian [11], penelitian ini menggambarkan peningkatan sistem pembangkitan fotovoltaik (PV) kualitas daya yang terhubung ke jaringan dengan implementasi eksperimental pengontrol ANFIS berbasis LMS berbasis Adaline. Untuk mencapai kondisi operasi pelacakan titik daya maksimum (MPPT), sistem yang disarankan menggunakan sistem inferensi neuro-fuzzy adaptif (ANFIS) untuk mengelola konverter boost DC-DC terintegrasi PV.

Penelitian [12], untuk mengukur komponen DC, harmonik, subharmonik, interharmonik, dan memudar dari sinyal arus terdistorsi dengan kebisingan adaptif dengan cepat dan tepat, penelitian ini memperkenalkan jaringan saraf linier adaptif dua kali lipat

baru (Adaline). Master-Slave ADALINE adalah nama yang diberikan untuk metode paralel sebelumnya (MSAdaline). Untuk penyesuaian vektor berat, Slave-ADALINE menggunakan algoritma least mean square (LMS) dengan ukuran langkah tetap dan besar. Filter ini memainkan fungsi penting selama transien atau interval latihan.

Penelitian [13], Penelitian ini meneliti tantangan kontrol optimal sistem motor sinkron magnet permanen (IPMSM) internal. Karena ketidakpastian parameter dan ketidakcocokan, kinerja kontrol prediktif model tradisional (MPC) menderita. Pendekatan yang menggabungkan metode kontrol MPC dan identifikasi parameter untuk IPMSM dikembangkan untuk mengatasi masalah bahwa algoritma MPC memiliki ketergantungan yang signifikan pada parameter sistem. Teknik jaringan saraf Adaline digunakan dalam metode ini untuk mengidentifikasi induktansi sumbu d-q dan fluks magnet permanen rotor motor IPMSM. Temuan identifikasi kemudian diterapkan pada modul predictive controller dan maximum torque per ampere (MTPA). Temuan eksperimental mengungkapkan bahwa peningkatan kontrol MPC yang disarankan dalam penelitian ini memiliki kinerja steady state yang baik.

Penelitian [14], penelitian ini menggambarkan teknik inovatif untuk meningkatkan kualitas daya sistem fotovoltaik (PV) yang terhubung ke jaringan menggunakan kompensator statis distribusi (DSTATCOM). Ada metode kontrol dua langkah dalam penelitian ini. Pengontrol logika fuzzy (FLC) digunakan dalam konverter DC-DC pada tahap pertama untuk mengekstrak titik daya puncak panel PV, setelah itu FLC menghasilkan sinyal switching untuk konverter DC-DC.

Untuk mengurangi gangguan kualitas daya dalam jaringan AC yang lemah dengan berbagai beban, studi [15] mengevaluasi kinerja metode kontrol least mean square (LMS) untuk kompensator statis terdistribusi (DSTATCOM) berdasarkan jaringan saraf linier adaptif (ADALINE). Metode ini didasarkan pada pelacakan templat tegangan unit aktif untuk menjamin ketidakakuratan sesedikit mungkin. Dengan membedah bagian-bagian mendasar dari arus beban, pendekatan adaptif ini memungkinkan estimasi sinyal arus referensi terkontrol. DSTATCOM menerima sinyal switching yang diatur untuk meningkatkan kualitas daya melalui perbandingan lebih lanjut antara sinyal arus referensi ini dan sinyal arus jaringan AC lemah yang sebenarnya. Dalam menghadapi beban non-linier, teknik kontrol adaptif ini telah berhasil diuji untuk pengurangan harmonik arus, pengaturan tegangan, penyeimbangan beban, dan kompensasi daya reaktif.

Menurut penelitian [16], perkiraan untuk sistem kelistrikan didasarkan pada spesifikasi saluran transmisi yang tepat. Dengan tujuan memperoleh parameter saluran transmisi online yang akurat dalam kasus kebisingan acak besar dan bahkan data buruk dalam pengukuran Phasor Measurement Unit (PMU), yang sering terjadi dalam praktiknya, metode identifikasi kuat adaptif baru yang menggabungkan neuron linier adaptif (ADALINE) dan metode IGG (Institute of Geodesy & Geophysics, Chinese Academy of Sciences) tradisional yang kuat diusulkan. Parameter saluran transmisi pertama kali diidentifikasi secara rinci menggunakan model berdasarkan data PMU multi-periode yang dibuat di kedua ujung saluran transmisi. Kemudian, model solusi parameter berdasarkan ADALINE dikembangkan.

Penelitian [17], dalam penelitian saat ini, temuan tes untuk outlier dibandingkan dengan yang diperoleh menggunakan teknik konvensional menggunakan program komputer yang dibuat menggunakan algoritma pembelajaran ADALINE (data snooping, Tau, t). Mengenai perhitungan untuk outlier dan pengambilan keputusan mengenai hasil, ditemukan bahwa metode baru ini lebih unggul daripada metode konvensional.

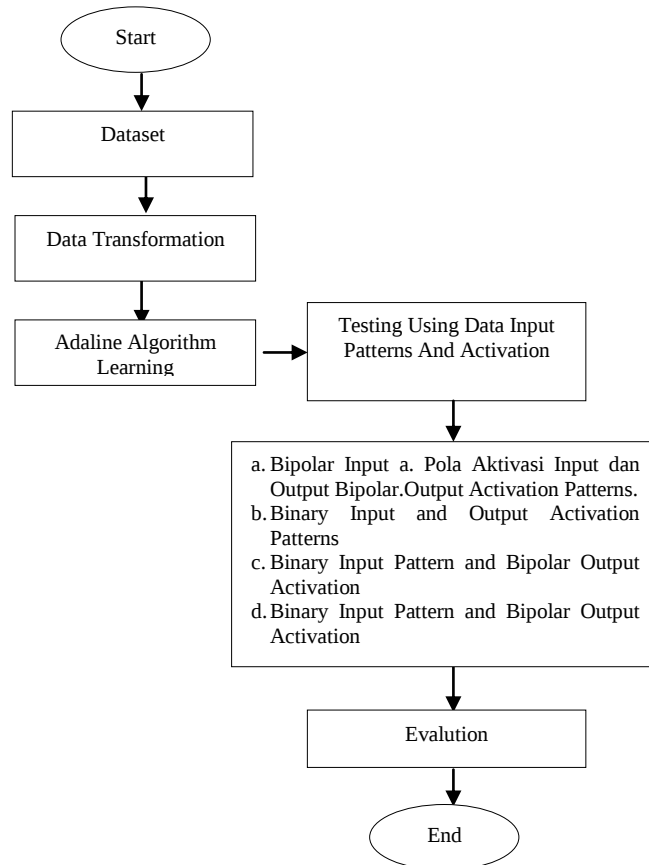
Masalah utama dalam penelitian ini adalah menemukan kinerja terbaik dari algoritma Adaline dengan membandingkan pola input data dan aktivasi output pada algoritma Adaline.

Ada empat bentuk pola data input dan aktivasi: 1) Pola input dan aktivasi bipolar; 2) Pola input dan aktivasi biner; 3) Pola input biner dan aktivasi bipolar; 4) Pola input bipolar dan aktivasi biner.

2. Metodologi Penelitian

Penelitian ini membandingkan kinerja algoritma Adaline untuk menghasilkan algoritma yang optimal dengan membandingkan pola aktivasi input dan output data pada algoritma pembelajaran Adaline.

2.1. Tahapan Penelitian



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Keterangan :

- Dataset: Tahap ini adalah tahap persiapan data. Data yang digunakan adalah data prediksi untuk stroke.
- Data Transformation
- Pembelajaran Algoritma Adaline: Tahap ini adalah pembelajaran dengan algoritma Adaline dengan 4 pola data input dan aktivasi output.
- Evaluasi: Evaluasi pembelajaran Adaline di atas dengan membanding nilai akurasi dan epoch.

2.2. Data Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset prediksi stroke yang diperoleh dari Kaggle, yang terdiri dari delapan atribut. Tujuh atribut adalah atribut input: usia, hipertensi, penyakit jantung, pernah menikah, glukosa rata-rata, BMI, merokok, dan satu atribut sebagai target, yaitu: stroke.

Data rekam medis stroke dibatasi dengan aturan sebagai berikut:

- Umur:
 - Masa Balita: 0–5 tahun;
 - Masa kecil: 5–11 tahun;

- 3) Masa Remaja Awal: 12–16 tahun; 4) Masa Remaja Akhir: 17–25 tahun; 5) Dewasa Awal: 26–35 tahun; 6) Dewasa Akhir: 36–45 tahun; 7) Usia Tua Dini: 46–55 tahun; 8) Usia Tua Akhir: 56–65 tahun; dan 9) Usia Lansia: > 65 tahun. Jika lanjut usia dini sampai lanjut usia, maka nilainya 1; jika tidak, maka 0.
- b) Hipertensi: Jika Anda menderita hipertensi, maka 1; Jika tidak, maka 0.
- c) Penyakit jantung: Jika Anda memiliki penyakit jantung, 1; jika tidak, 0.
- d) Pernah Menikah : Jika Ya, maka 1; Jika tidak, maka 0.
- e) Level Glukosa Rata-Rata: Jika di bawah 200, maka 0; Jika tidak, maka 1 (menggunakan gula sewaktu-waktu).
- f) BMI : Jika nilainya 18,5 – 22,9, maka berat badan normal = 0; Jika tidak, maka 1.
- g) Status Merokok: Jika Merokok, maka 1; Jika tidak, maka 0.
- h) Stroke; jika ya maka 1, jika tidak maka 0.

Tabel 1. Data Transformasi Prediksi Stroke

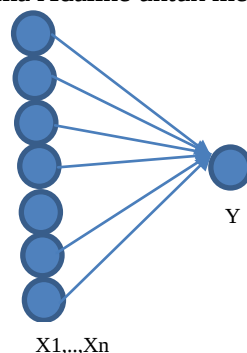
Umur	Hipertensi	Penyakit Jantung	Status Pernikahan	Avg Glukosa	BMI	Status Merokok	Stroke (target)
1	0	1	1	1	1	0	1
1	0	1	1	0	1	0	1
1	0	0	1	0	1	0	1
1	0	0	1	0	1	0	1
1	0	0	1	0	1	0	1
1	1	1	1	0	1	0	1
1	0	0	0	0	0	0	1
1	0	0	1	0	1	1	1
1	1	0	1	0	1	0	1
1	0	1	0	0	1	1	1
1	0	0	1	0	1	1	1
1	0	1	1	1	1	0	1
1	1	0	1	0	1	0	1
1	0	1	0	0	1	1	1
1	1	0	1	1	1	1	1
1	0	0	0	0	1	0	1
1	0	0	1	0	0	1	1
1	1	0	1	1	1	1	1
1	0	0	1	1	1	0	1
1	0	1	1	1	1	1	1

2.3. Pembelajaran Algoritma

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma Adaline. Ada empat bentuk input data dan pola aktivasi:

- 1) Pola input dan aktivasi data bipolar;
- 2) Pola input dan aktivasi biner;
- 3) Pola input biner dan aktivasi bipolar;
- 4) Pola input bipolar dan aktivasi biner.

Berikut adalah arsitektur algoritma Adaline untuk memprediksi stroke:



Gambar 2. Arsitektur Algoritma Adaline

Fungsi aktivasi biner :

$$f(net) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 1 & x \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

Fungsi aktivasi bipolar :

$$f(net) = \begin{cases} -1 & x < 0 \\ 1 & x \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

Berikut ini adalah algoritma Adaline [18]:

- 1) Menentukan nilai bobot (w_i), bias (b), learning rate (α), dan batas toleransi sesuai keadaan. Tingkat pembelajaran antara 0,1 dan 1 $\Rightarrow 0 < \alpha \leq 1$).
- 2) Selama maks $\Delta w_i >$ batas toleransi, maka:

- a) Hitung net = $\sum_{i=1}^n X_i \cdot W_i + b$ (3)

- b) Hitung y with: $y = \text{net}$

- c) Lakukan koreksi bobot jika $y \neq t$:

$$w_i (\text{baru}) = w_i (\text{lama}) + \Delta w$$

$$b (\text{baru}) = b (\text{lama}) + \Delta b$$

Dimana :

$$\Delta w = \alpha \cdot (t - y) \cdot x_i$$

$$\Delta b = \alpha \cdot (t - y)$$

- d) Ulangi langkah a sampai c jika nilai maksimum Δw_i masih lebih besar dari nilai toleransi (memasuki epoch berikutnya).
 - e) Proses ini berhenti ketika Δw_i maksimum kurang dari atau sama dengan batas toleransi.
- 3) Untuk pengenalan pola, lakukan kalkulasi bersih dengan bobot w_1 , w_2 , dan bias yang baru.
 - 4) Hitung output pelatihan dengan fungsi aktivasi ambang batas.

3. Hasil Dan Pembahasan

Hasil pengujian prediksi stroke menggunakan algoritma Adaline dengan pola aktivasi bipolar input dan output menunjukkan akurasi pengujian = 100% dengan rata-rata perubahan bobot 0,0033 pada epoch 1.

Tabel 2. Hasil Pengujian Stroke dengan Pola Input dan Aktivasi Bipolar

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	Target	Y
1	-1	1	1	1	1	-1	1	1
1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1
1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1
1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1
1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1
1	1	1	1	-1	1	-1	1	1
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1
1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1
1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1
1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1
1	1	-1	1	1	1	1	1	1
1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1
1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1
1	1	-1	1	1	1	1	1	1
1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1
1	-1	1	1	1	1	1	1	1

Hasil pengujian prediksi stroke menggunakan algoritma Adaline dengan pola aktivasi input dan output biner menunjukkan akurasi pengujian = 100% dengan rata-rata perubahan bobot 0,0036 pada epoch 1.

Tabel 3. Hasil Pengujian Stroke dengan Pola Input dan Aktivasi Biner

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	Target	Y
1	0	1	1	1	1	0	1	1
1	0	1	1	0	1	0	1	1
1	0	0	1	0	1	0	1	1
1	1	0	1	0	1	0	1	1
1	0	0	1	0	1	0	1	1
1	1	1	1	0	1	0	1	1
1	0	0	0	0	0	0	1	1
1	0	0	1	0	1	1	1	1
1	1	0	1	0	1	0	1	1
1	0	1	0	0	1	1	1	1
1	0	0	1	0	1	1	1	1
1	0	1	1	1	1	0	1	1
1	1	0	1	0	1	0	1	1
1	0	1	0	0	1	1	1	1
1	1	0	1	1	1	1	1	1
1	0	0	0	0	1	0	1	1
1	0	0	1	0	0	1	1	1
1	1	0	1	1	1	1	1	1
1	0	0	1	1	1	0	1	1
1	0	1	1	1	1	1	1	1

Hasil pengujian prediksi stroke menggunakan algoritma Adaline dengan pola input biner dan aktivasi output bipolar menunjukkan akurasi pengujian = 100% dengan rata-rata perubahan bobot 0,0036 pada epoch 1.

Tabel 4. Hasil Pengujian Stroke Dengan Pola Input Biner Dan Aktivasi Bipolar

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	Target	Y
1	0	1	1	1	1	0	1	1
1	0	1	1	0	1	0	1	1
1	0	0	1	0	1	0	1	1
1	1	0	1	0	1	0	1	1
1	0	0	1	0	1	0	1	1
1	1	1	1	0	1	0	1	1
1	0	0	0	0	0	0	1	1
1	0	0	1	0	1	1	1	1
1	1	0	1	0	1	0	1	1
1	0	1	0	0	1	1	1	1
1	0	0	1	0	1	1	1	1
1	0	1	1	1	1	0	1	1
1	1	0	1	0	1	0	1	1
1	0	1	0	0	1	1	1	1
1	1	0	1	1	1	1	1	1
1	0	0	0	0	1	0	1	1
1	0	0	1	0	0	1	1	1
1	1	0	1	1	1	1	1	1
1	0	0	1	1	1	0	1	1
1	0	1	1	1	1	1	1	1

Hasil pengujian prediksi stroke menggunakan algoritma Adaline dengan pola input bipolar dan aktivasi output biner menunjukkan akurasi pengujian = 100% dengan perubahan bobot rata-rata 0,0033 pada epoch 1.

Table 5. Hasil Pengujian Stroke Dengan Pola Input Bipolar Dan Aktivasi Biner

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	Target	Y
1	-1	1	1	1	1	-1	1	1
1	-1	1	1	-1	1	-1	1	1
1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1
1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1
1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1
1	1	1	1	-1	1	-1	1	1
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1
1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1
1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1
1	-1	-1	1	-1	1	1	1	1
1	-1	1	1	1	1	-1	1	1
1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1
1	-1	1	-1	-1	1	1	1	1
1	1	-1	1	1	1	1	1	1
1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	1
1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1
1	1	-1	1	1	1	1	1	1
1	-1	-1	1	1	1	-1	1	1
1	-1	1	1	1	1	1	1	1

Hasil perbandingan dengan 4 bentuk pola input dan output menghasilkan akurasi yang sama sebesar 100%, epoch yang sama dan rata-rata perubahan bobot yang berbeda. Berikut adalah tabel perubahan bobot untuk masing-masing form.

Tabel 6. Perubahan Bobot Bentuk 1

w1	w2	w3	w4	w5	w6	w7
0.10	-0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.18	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.24	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.30	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.33	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.37	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.39	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.41	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.43	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.44	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.45	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.46	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.47	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.47	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.48	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.48	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.48	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.49	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.49	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.49	-0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Tabel 7. Perubahan Bobot Bentuk 2

w1	w2	w3	w4	w5	w6	w7
0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.34	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.37	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.42	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.43	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

w1	w2	w3	w4	w5	w6	w7
0.45	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.47	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.47	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.48	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.48	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.49	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.49	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.49	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.49	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.49	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Tabel 8. Perubahan Bobot Bentuk 3

w1	w2	w3	w4	w5	w6	w7
0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

w1	w2	w3	w4	w5	w6	w7
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Tabel 9. Perubahan Bobot Bentuk 4

w1	w2	w3	w4	w5	w6	w7
0.10	-0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.08	-0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.06	-0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

w1	w2	w3	w4	w5	w6	w7
0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
-0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
-0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Berikut adalah hasil pengujian dari 4 pola aktivasi input dan output.

Tabel 10. Perbandingan Hasil Pengujian

No	Bentuk Pola	Akurasi	Epoch	Rata-Rata Perubahan Bobot
1	Pola Input dan Aktivasi Bipolar	100%	1	0,0033
2	Pola Input dan Aktivasi Biner	100%	1	0,0036
3	Pola Input Biner dan Aktivasi Bipolar	100%	1	0,0036
4	Pola Input Bipolar dan Aktivasi Biner	100%	1	0,0033

4. Kesimpulan

Peneliti berhasil memprediksi stroke dengan algoritma Adeline dengan variasi input dan aktivasi. Membandingkan pola input dan aktivasi yang ada menunjukkan akurasi yang sama yaitu 100%. Epoch yang sama adalah satu, dan rata-rata perubahan bobot berbeda, tetapi perbedaannya tidak terlalu besar.

Daftar Pustaka

- [1] P. Pola and H. Deng, "Jurnal Mnemonic Menggunakan Algoritma Adaline Bety | Trismayanti," vol. 2, no. 1, pp. 12–16, 2019.
- [2] U. Nahdlatul, U. Sunan, U. Nahdlatul, and U. Sunan, "vol. 2, no. 1, pp. 13–18, 2019.
- [3] I. Habiballah, "Power quality event detection using."
- [4] M. Joorabian, S. S. Mortazavi, and A. A. Khayyami, "Author ' s personal copy Harmonic estimation in a power system using a novel hybrid Least Squares-Adaline algorithm."
- [5] S. Janpong, K. Areerak, and K. Areerak, "Harmonic detection for shunt active power filter using adaline neural network," *Energies*, vol. 14, no. 14, 2021.
- [6] H. Sediki *et al.*, "ADALINE approach for induction motor mechanical parameters identification To cite this version : HAL Id : hal-00985414 ADALINE approach for induction motor mechanical parameters identification," 2014.
- [7] Y. Han, L. Xu, M. M. Khan, C. Chen, G. Yao, and L. D. Zhou, "Robust deadbeat control scheme for a hybrid APF with resetting filter and ADALINE-based harmonic estimation algorithm," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 9, pp. 3893–3904, 2011.
- [8] D. Erdogmus and J. C. Principe, "Convergence properties and data efficiency of the minimum error entropy criterion in adaline training," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 51, no. 7, pp. 1966–1978, 2003.
- [9] W. Zhang, "System identification based on an improved generalized ADALINE neural network," *Proc. 2011 Chinese Control Decis. Conf. CCDC 2011*, vol. 11, no. 1, pp. 789–794, 2011.

- [10] D. Halbwachs, P. Wira, and J. Mercklé, “Adaline-based approaches for time-varying frequency estimation in power systems,” *IFAC Proc. Vol.*, vol. 2, no. PART 1, 2009.
- [11] S. Benhalima, A. Chandra, and M. Rezkallah, “Real-time experimental implementation of an LMS-adaline-based ANFIS controller to drive PV interfacing power system,” *IET Renew. Power Gener.*, vol. 13, no. 7, pp. 1142–1152, 2019.
- [12] P. Garanayak, R. T. Naayagi, and G. Panda, “A High-Speed Master-Slave ADALINE for Accurate Power System Harmonic and Inter-Harmonic Estimation,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 51918–51932, 2020.
- [13] L. Wang, G. Tan, and J. Meng, “Research on model predictive control of IPMSM based on adaline neural network parameter identification,” *Energies*, vol. 12, no. 24, 2019.
- [14] A. Kumar and P. Kumar, “Power Quality Improvement for Grid-connected PV System Based on Distribution Static Compensator with Fuzzy Logic Controller and UVT/ADALINE-based Least Mean Square Controller,” *J. Mod. Power Syst. Clean Energy*, vol. 9, no. 6, pp. 1289–1299, 2021.
- [15] G. S. Chawda and A. G. Shaik, “Performance Evaluation of Adaline Controlled Dstatcom for Multifarious Load in Weak AC Grid,” *2019 IEEE PES GTD Gd. Int. Conf. Expo. Asia, GTD Asia 2019*, no. January 2020, pp. 356–361, 2019.
- [16] A. Xue et al., “A New Robust Identification Method for Transmission Line Parameters Based on ADALINE and IGG Method,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 132960–132969, 2020.
- [17] M. Gullu and I. Yilmaz, “Outlier detection for geodetic nets using ADALINE learning algorithm,” *Sci. Res. Essays*, vol. 5, no. 5, pp. 440–447, 2010.
- [18] K. Reddy and T. Reddy, “LJMU Research Online,” 2020.