

Analisis Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner dan Bipolar pada Backpropagation dalam Mengklasifikasikan Pasien Kanker Pasca Operasi

Fera Damayanti¹, Arie Rafika², Rismayanti³

^{1,2,3}) Program Studi Teknik Informatika, Universitas Harapan Medan
Jl. HM. Joni No 70 Medan

Email:¹ feradamayantii@gmail.com, ²arie.juny@gmail.com, ³risma.stth@gmail.com

ABSTRAK

Pada penelitian sebelumnya tentang Penerapan JST Metode *Backpropagation*, dalam Mengklasifikasikan Pasien Pasca Operasi Kanker Paru hasil klasifikasi didapat berdasarkan bentuk arsitektur terbaik, laju pembelajaran (*learning rate*) dan hanya menggunakan satu fungsi *backpropagation* yaitu *Levenberg-Marquart (trainlm)*. Pada penerapan fungsi aktivasi *sigmoid biner* didapat bahwa arsitektur dengan 20 *hidden layer* dengan *learning rate* 0.02 adalah yang terbaik dengan menghasilkan nilai epoch terkecil yaitu 21 dan nilai MSE sebesar 0,000969. Pelatihan dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid bipolar* didapat bahwa arsitektur dengan *hidden layer* 14 adalah yang terbaik dalam melakukan klasifikasi pasien kanker paru pasca operasi dengan epochs 27 dan MSE 0,000895. Pada pelatihan menggunakan *sigmoid bipolar* ini didapat bahwa *learning rate* tidak berpengaruh pada proses pembelajaran, ini dibuktikan dengan hasil yang didapat sama semua dalam arsitektur yang sama. Berdasarkan pelatihan pada masing-masing fungsi aktivasi didapat bahwa fungsi aktivasi *sigmoid bipolar* adalah yang terbaik dalam melakukan pengujian dengan hasil keakuratan pengujian 73,3% dalam melakukan klasifikasi pasien kanker pasca operasi

Kata kunci: Fungsi Aktivasi, Sigmoid Biner, Sigmoid Bipolar, Jaringan Syaraf Tiruan

ABSTRACT

In previous research on the Application of JST Backpropagation Method in Classifying Patients After Lung Cancer Surgery, classification results were obtained based on the shape of the architecture, the best learning rate and using only one backpropagation function, namely Levenberg-Marquart (trainlm). In the application of binary sigmoid activation function, it is found that the architecture with 20 hidden layers with a learning rate of 0.02 is the best by producing the smallest epoch value of 21 and MSE value of 0.000969. Training using bipolar sigmoid activation function found that architecture with hidden layer 14 is the best in classifying postoperative lung cancer patients with epoch 27 and MSE 0.000895. In training using bipolar sigmoid, it can be seen that the learning rate has no effect on the learning process, this is evidenced by the results that are all the same on the same architecture. Based on training on each activation function, it is found that the bipolar sigmoid activation function is the best in testing with a test accuracy of 73.3% in classifying postoperative cancer patients.

Keywords: Activation Functions, Sigmoid Biner, Sigmoid Bipolar, Artificial Neural Network

Pendahuluan

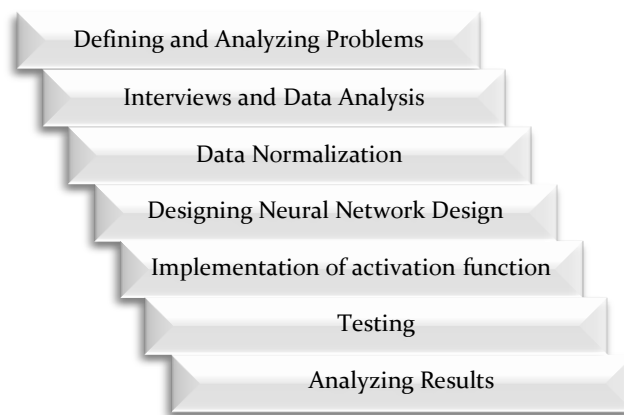
Backpropagation merupakan bagian dari Jaringan Syaraf Tiruan yang berlapis banyak, Jaringan Syaraf Tiruan sendiri merupakan model matematis atau model komputasi yang terinspirasi oleh struktur dan atau aspek fungsional jaringan saraf biologis.(Kurniawan et al., 2019). Jaringan saraf modern adalah alat pemodelan data statistik *non-linier*. Mereka biasanya digunakan untuk memodelkan hubungan yang kompleks antara *input* dan *output* atau untuk menemukan pola dalam data (Panda & Panda, 2020). Sedangkan *Backpropagation* adalah metode umum pengajaran syaraf tiruan bagaimana melakukan tugas yang diberikan (Astuti & Purwaningsih, 2018). Backpropagation banyak digunakan untuk melatih jaringan saraf feed-forward untuk pembelajaran yang diawasi (Purwanta et al., 2020). Backpropagation banyak digunakan untuk proses identifikasi, klasifikasi, dan peramalan dengan tingkat akurasi yang cukup baik (Reddy & Mandal, 2022). Backpropagation melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola masukkan yang serupa dengan pola yang dipakai selama pelatihan (Setti & Wanto, 2019).

Dalam proses pembelajaran yang dilakukan Backpropagation, ada beberapa parameter yang berperan dalam menemukan hasil yang optimal (Eesa & Arabo, 2017). Salah satunya dalam penelitian sebelumnya tentang Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Metode *Backpropagation* Dalam Mengklasifikasikan Pasien Pasca Operasi Kanker Paru hasil klasifikasi didapat berdasarkan bentuk arsitektur terbaik, laju pembelajaran (learning rate) dan hanya menggunakan satu fungsi backpropagation yaitu Levenberg-Marquart (trainlm). Pada penelitian berikutnya adalah Optimasi Fungsi Pembelajaran Backpropagation dalam Mengklasifikasikan Pasien Kanker Paru Pasca Operasi (Fera Damayanti & Rismayanti, 2022). Pada penelitian tersebut dilakukan pembelajaran Backpropagation untuk bobot-bobot yang terdapat di Matlab yaitu Gradient Descent dengan Momentum (traingdm), Gradient Descent dengan Adaptive Learning Rate (traingda), Resilent Backpropagation(traingrp) dan lain sebagainya.

Fungsi aktivasi merupakan bagian penting dalam tahapan perhitungan keluaran dari suatu algoritma. Beberapa fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan syaraf tiruan adalah fungsi identitas, fungsi undak biner, fungsi sigmoid biner dan fungsi sigmoid bipolar (Julpan et al., 2015). Fungsi aktivasi digunakan untuk menentukan keluaran dari sebuah neuron. Pada backpropagation fungsi aktivasi yang digunakan harus memenuhi beberapa syarat, yaitu: kontinu, dapat didiferensialkan dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun (Febriadi et al., 2018). Perbedaan pada setiap hasil pembelajaran juga akan terjadi jika menggunakan fungsi aktivasi yang berbeda. Perbedaan instrument dalam melakukan proses klasifikasi pada backpropagation mempengaruhi proses dan hasil yang didapatkan dalam melakukan klasifikasi (Betaubun et al., 2022). Untuk mengetahui fungsi aktivasi yang terbaik dalam melakukan klasifikasi pada pembelajaran Backpropagation maka dilakukan analisis terhadap fungsi aktivasi tersebut. Dalam penelitian ini digunakan data pasien kanker paru pasca operasi untuk dapat mengklasifikasikan pasien tersebut apakah berhasil dalam operasi atau tidak.

Metode Penelitian

Pada penelitian ini ada tujuh tahapan dalam menganalisis Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner dan Bipolar Pada Backpropagation Dalam Mengklasifikasikan Pasien Kanker Paru Pasca Operasi akan dilakukan yaitu melakukan mendefinisikan serta menganalisa masalah, wawancara serta studi literatur, merancang desain jaringan syaraf, implemtnasi fungsi aktivasi, pengujian dan menganalisa hasil. Tahapan yang akan dilakukan tersebut ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berdasarkan tahapan penelitian pada gambar 1 maka masing-masing tahapan dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Mendefinisikan dan Menganalisa Masalah

Pada tahap ini masalah yang akan di definisikan masalah apa saja yang terdapat pada objek penelitian tentang penerapan fungsi aktivasi algoritma *Backpropagation*. Serta menganalisa masalah yang ditentukan tersebut maka masalah dapat dipahami dengan baik. Masalah yang timbul sekarang adalah bagaimana cara menganalisa fungsi aktivasi di *Backpropagation* dalam mengklasifikasi. Data yang digunakan adalah data pasien kanker paru pasca operasi.

2. Wawancara dan Analisa Data

Pada tahap ini dilakukan wawancara dengan pakar atau dokter yang berkaitan tentang operasi pada pasien kanker paru-paru. Pakar akan memberikan masukan yang berupa diagnosa awal atau rekam medis yang digunakan nantinya dalam penelitian. Adapun data input yang digunakan dalam penelitian ini adalah hasil dari rekan medis pasien kanker paru pasca operasi. Yang mana hasil anamnesis (suatu teknik pemeriksaan yang dilakukan lewat wawancara) dan pemeriksaan fisik para pasien akan menjadi *input* dan *output* dalam klasifikasi pasien kanker paru dan berikut merupakan data atribut:

- a. Diagnosis kombinasi spesifik dari ICD-10 juga kode un1uk beberapa tumor primer dan skunder jika ada (DGN3, DGN2, DGN4, DGN6, DGN5, DGN8, DGN1) diinisialisasi menjadi D1.
- b. Paksa kapasilas vital _FVC bernilai numerik diinisialisasi menjadi D2.
- c. Volume yang telah dihembuskan pada akhir detik pertama ekspirasi paksa –FEV1 bernilai numerik diinisialisasi menjadi D3.
- d. Kinerja status – skala Zubrod (PRZ2, PRZ1, PRZ0) diinisialisasi menjadi D4.
- e. Nyeri sebelum yang bernilai *true* atau *false* dan diinisialisasi menjadi D5.
- f. Hemoptisis sebelum operasi bernilai *true* atau *false* dan diinisialisasi menjadi D6
- g. Sesak sebelum operasi bernilai *true* atau *false* dan diinisialisasi menjadi D7.
- h. Batuk sebelum operasi bernilai *true* atau *false* dan diinisialisasi menjadi D8.
- i. Kelemahan sebelum Operasi bernilai *true* atau *false* dan diinisialisasi menjadi D9.
- j. Ukuran kanker asli dari 1 (terkecil) ke 4 (terbesar) (OC11,OC12, OCI3, OCI4) dan diinisialisai menjadi D10.
- k. Tipe 2 DM- diabetes melitus bernilai *true* atau *false* dan diinisialisasi menjadi D11.
- l. Penyakit Arteri Perifer bernilai *true* atau *false* dan diinisialisasi menjadi D12.
- m. Merokok bernilai *true* atau *false* dan diinisialisasi menjadi D13.
- n. Usia pada waktu operasi dan diinisialisasi menjadi D14.
- o. Resiko untuk 1 tahun masa bertahan hidup bernilai *False* (F) – bernilai *True* (T) jika meninggal dan diinisialisai menjadi *Risk* atau Y.

Dari kumpulan atribut diatas yang digunakan sebagai data masukan adalah point a sampai n sedangkan poinl o yang merupakan resiko pasien setelah operasi kanker paru merupakan bagian dari *output*.

3. Normalisasi Data

Data yang diperoleh belum dapat digunakan secara langsung pada proses pelatihan dan pengujian arsitektur Jaringan Syaraf tiruan yang dibuat, data-data tersebut nilainya harus di normalisaikan lagi terlebih dahulu. Normalisasi adalah proses penskalaan nilai atribut dari data sehingga bisa terletak pada rentang tertentu (Damayanti et al., 2023). Pada penelitian ini menggunakan fungsi aktivasi *Sigmoid* Biner dan bipolar, maka nilai-nilai yang akan digunakan pada Jaringan Syaraf tiruan nantinya haruslah bernilai(0 ,1) dan (-1, 1) (Tambunan et al., 2022). Rumus normalisasi sesuai dengan Rumus

$$D' = \frac{0,8(x-a)}{b-a} + 1 \quad (1)$$

Dengan catatan, rujukan nilai untuk menentukan nilai *maximum* dan *minimum* adalah perkolom (masing-masing D), karena setiap kolom pada tabel memiliki satuan yang berbeda-beda.

Tabel 1. Hasil Normalisasi Data

Data	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	D11	D12	D13	D14	Risk
1	0.100	0.291	0.113	0.5	0.1	0.1	0.1	0.9	0.9	0.900	0.1	0.1	0.9	0.47	0.1
2	0.233	0.383	0.110	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.367	0.1	0.1	0.9	0.32	0.1
3	0.233	0.269	0.112	0.5	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1	0.100	0.1	0.1	0.9	0.45	0.1
4	0.233	0.433	0.123	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.100	0.1	0.1	0.1	0.37	0.1
5	0.233	0.212	0.100	0.9	0.1	0.9	0.1	0.9	0.9	0.100	0.1	0.1	0.9	0.68	0.9
6	0.233	0.219	0.110	0.5	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1	0.100	0.1	0.1	0.1	0.32	0.1
7	0.233	0.554	0.126	0.5	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1	0.367	0.9	0.1	0.9	0.45	0.9
8	0.100	0.346	0.117	0.5	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1	0.100	0.1	0.9	0.9	0.56	0.9
9	0.233	0.341	0.119	0.9	0.1	0.1	0.1	0.9	0.9	0.100	0.1	0.1	0.9	0.6	0.1
10	0.233	0.191	0.113	0.5	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1	0.100	0.1	0.1	0.9	0.37	0.1
...
98	0.633	0.319	0.116	0.9	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1	0.100	0.1	0.1	0.9	0.72	0.1
99	0.233	0.246	0.839	0.5	0.1	0.1	0.9	0.9	0.1	0.100	0.1	0.1	0.9	0.37	0.1
100	0.233	0.597	0.122	0.5	0.1	0.9	0.9	0.9	0.1	0.367	0.1	0.1	0.9	0.58	0.9

4. Merancang Desain Jaringan Syaraf Tiruan

Pada tahap ini akan dibuat rancangan Jaringan Syaraf Tiruan berdasarkan hasil analisa dan data yang telah terkumpul di atas. Rancangan arsitektur dibuat dengan untuk mengetahui berapa *input layer*, *hidden layer* dan *output layer* yang digunakan

5. Implementasi fungsi aktivasi

sebelum dilakukan pembelajaran dan pengujian maka pada tahapan ini diterapkan fungsi aktivasi sigmoid biner dan bipolar. Fungsi Aktivasi merupakan fungsi pengolahan jumlah data input menjadi data output. Berikut Rancangan arsitektur dan fungsi aktivasi akan di implemmentasi dengan memanfaatkan *software* Matlab. Data 100 pasien kanker paru pasca operasi yang telah dibagi menjadi 70 data latih dan 30 data uji diproses menggunakan matlab dengan menerapkan algoritma backpropagation.

6. Pengujian

7. Dari proses pembelajaran yang di lakukan Backpropagation maka terbentuk arsitektur, bobot dan bias yang optimal dalam melakukan pengujian. Data uji akan di uji coba pada jaringan yang telah di buat. Data uji adalah 30 data pasien kanker paru pasca operasi.

8. Menganalisa Hasil

Hasil keluaran yang didapatkan perlu dianalisa untuk mengetahui tingkat keakuratannya. Dari hasil pengujian akan menghasilkan sebuah pola kecenderungan yang dapat dianalisa. Kemudian pola tersebut diverifikasi untuk dilihat apakah sesuai atau sudah menjawab permasalahan. Dengan

mengetahui fungsi aktivasi mana yang terbaik dalam melakukan klasifikasi pada studi kasus pasien kanker paru pasca operasi.

Hasil dan Pembahasan

Setelah data pasien kanker paru selesai di normalisasi maka akan dilakukan pelatihan dengan menggunakan data yang ada Pada Jaringan Syaraf Tiruan algoritma *Backpropagation*. Dan juga akan dilakukan pengujian terhadap Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan dengan membandingkan fungsi pembelajaran yang mana yang tingkat akurasi pengenalan pola yang paling sesuai atau mendekati dengan target. Pada proses ini data dibagi menjadi dua bagian yaitu data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan merupakan data 70 rekam medis pasien. Sedangkan 30 data rekam medis pasien yang lain akan menjadi data yang diuji apakah *backpropagation* dapat mengenali pengklasifikasian pasien yang akan diujikan. Dalam melakukan pelatihan atau pembelajaran pada data maka akan dibuat skenario sebagai berikut.

1. *Hidden layer* yang digunakan adalah 14, 20, 32 dan 70
2. Masing-masing fungsi pembelajaran akan melatih data menggunakan *hidden layer* yang telah ditentukan.
3. Pada pelatihan dan pengujian data menggunakan *learning rate* 0,01; 0,02; 0,03; 0,1; 0,2; dan 0,3 serta maksimal *epochs* = 1000.000 dan menggunakan *software Matlab* mengasalkan bobot-bobot untuk di *hidden layer* dan *output layer* serta nilai bias di masing-masing *layer* tersebut. Sebelum dilakukan proses pelatihan, tetapkan terlebih dahulu parameter-parameter yang digunakan dalam proses pelatihan. Adapun parameter-parameter yang diperlukan pada arsitektur ini adalah sebagai berikut:

```
net.trainParam.lr=0.02
net.trainParam.epochs=1000000m
net.trainParam.goal= 1e-3
net.trainParam.show=1000
net = train(net,p,t)
```

Untuk mengoptimalkan suatu arsitektur *Backpropagation* kita harus berusaha meneliti bagaimana parameter-parameter jaringan dibuat sehingga menghasilkan jumlah iterasi (*epochs*) yang relatif lebih sedikit dan luaran atau output memiliki nilai mendekati target. Memodifikasi pengujian pelatihan digunakan untuk mengetahui parameter mana yang baik digunakan dalam sebuah arsitektur. Begitu juga dengan memodifikasi arsitektur serta fungsi pembelajaran untuk mendapatkan pelatihan yang dapat mengenali klasifikasi pasien dengan baik.

Proses Pelatihan

Untuk mengolah data pelatihan dan pengujian dengan menggunakan algoritma *Bacpropagation* di *Matlab* menggunakan tahapan-tahapan perintah sebagai berikut (Widodo et al., 2017) :

1. Membuat jaringan *backpropagation* dengan perintah :
 - a. `net=newff(minmax(p),[,1], {'logsig','logsig'},'trainlm')` untuk fungsi aktivasi biner dan
 - b. `net=newff(minmax(p),[,1], {'tansig','tansig'},'trainlm')` untuk fungsi aktivasi bipolar
2. Melihat bobot dari *input layer* ke *hidden layer* dengan perintah :
`net.iw{1};`
3. Melihat bobot dari *hidden layer* ke *output layer* dengan perintah :
`net.lw{2};`
4. Melihat bias dari input ke *hidden layer* dengan perintah :`net.b{1};`
5. Melihat bias dari *hidden layer* ke *output layer* dengan perintah :
`net.b{2};`
6. Melihat *output* yang dihasilkan jaringan, *error* dan *performance* dengan perintah :
`[y,Pf,Af,e,perf];`
7. Melakukan *training* terhadap Jaringan Syaraf Tiruan dengan perintah :
`net = train(net,p,t);`

Ada beberapa parameter pelatihan yang kita atur sebelum pelatihan dilakukan. Dengan memberi nilai yang diinginkan pada parameter-parameter tersebut kita dapat memperoleh hasil yang lebih optimal.

1. `net.trainParam.show;`
Dipakai untuk menampilkan frekuensi perubahan *Means Squared Error (MSE)* default : 25 epochs.
2. `net.trainParam.epochs;`
Dipakai untuk menentukan jumlah *epochs* maksimal pelatihan (default : 100 epochs)
3. `net.trainParam.goal;`
Dipakai untuk menentukan batas nilai *MSE* agar iterasi dihentikan. Iterasi akan berhenti jika *MSE* < batas yang ditentukan dalam `net.trainParam.goal` atau jumlah *epochs* mencapai batas yang ditentukan dalam `net.trainParam.epochs`.
4. `net.trainParam.lr;`
Dipakai untuk menentukan laju pemahaman ($\alpha = \text{learning rate}$). Default-nya = 0,01. Semakin besar nilai α , semakin cepat pula proses pelatihannya. Akan tetapi jika α terlalu besar, maka algoritma menjadi tidak stabil dan mencapai titik minimum lokal.

Dari beberapa proses pelatihan data menggunakan Matlab maka akan dilakukan 2 kali percobaan dalam mengimplementasikan fungsi aktivasi yaitu pada saat fungsi aktivasi sigmoid biner dan fungsi aktivasi sigmoid bipolar. Berikut ini adalah fungsi aktivasi yang digunakan pada masing-masing layer di Matlab.

Tabel 2 Fungsi Aktivasi

No.	Fungsi Aktivasi	Hidden Layer	Output Layer
1.	Sigmoid Biner	<i>Logsig</i>	<i>Logsig</i>
2.	Sigmoid Bipolar	<i>Tansig</i>	<i>Tansig</i>

Pada tabel 2 dijelaskan bahwa fungsi aktivasi pada masing-masing layer backpropagation.

Pelatihan Menggunakan Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner

Pelatihan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner pada *hidden layer* dan output layer pada matlab menggunakan fungsi logsig pada masing-masing layernya. Berikut adalah hasil pelatihan pada data dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pelatihan Pada Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner

Arsitektur	lr	Goal	MSE	Epochs
14-14-1	0,01	Meet	0,000992	37
14-14-1	0,02	Meet	0,000553	32
14-14-1	0,03	Meet	0,000954	40
14-14-1	0,1	Meet	0,001	1277
14-14-1	0,2	Meet	0,000961	24
14-14-1	0,3	Meet	0,000991	25
14-20-1	0,01	Meet	0,000947	31
14-20-1	0,02	Meet	0,000969	21
14-20-1	0,03	Meet	0,000917	31
14-20-1	0,1	Meet	0,000939	29
14-20-1	0,2	Meet	0,000958	24
14-20-1	0,3	Meet	0,000893	24
14-32-1	0,01	Meet	0,000992	24
14-32-1	0,02	Meet	0,000566	52
14-32-1	0,03	Meet	0,000829	26
14-32-1	0,1	Meet	0,000872	24
14-32-1	0,2	Meet	0,000922	23
14-32-1	0,3	Meet	0,000814	27
14-70-1	0,01	Meet	0,000907	29
14-70-1	0,02	Meet	0,000907	29
14-70-1	0,03	Meet	0,000103	473
14-70-1	0,1	Meet	0,00096	29
14-70-1	0,2	Meet	0,000975	42
14-70-1	0,3	Meet	0,000907	29

Pada tabel 3 hasil dari pelatihan data pasien kanker pasca operasi didapat bahwa arsitektur 14-20-1 yang berarti hidden 20 dengan learning rate 0,02 menghasilkan nilai epoch terkecil yaitu 21 dan nilai MSE sebesar 0,000969. Maka pada pelatihan data dengan

menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner ini arsitektur terbaik adalah 14-20-1 dengan learning rate 0.02.

Pelatihan Menggunakan Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar

Pelatihan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar pada *hidden layer* dan output layer pada matlab menggunakan fungsi tansig pada masing-masing layernya. Berikut adalah hasil pelatihan pada data dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar.

Tabel 4. Hasil Pelatihan Pada Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar

Arsitektur	lr	Goal	MSE	Epochs
14-14-1	0,01	Meet	0,000707	29
14-14-1	0,02	Meet	0,000895	27
14-14-1	0,03	Meet	0,000895	27
14-14-1	0,1	Meet	8,95E-04	27
14-14-1	0,2	Meet	0,000895	27
14-14-1	0,3	Meet	0,000895	27
14-20-1	0,01	Meet	0,000927	37
14-20-1	0,02	Meet	0,000927	37
14-20-1	0,03	Meet	0,000927	37
14-20-1	0,1	Meet	0,000927	37
14-20-1	0,2	Meet	0,000927	37
14-20-1	0,3	Meet	0,000927	37
14-32-1	0,01	Meet	0,000805	69
14-32-1	0,02	Meet	0,000805	69
14-32-1	0,03	Meet	0,000805	69
14-32-1	0,1	Meet	0,000805	69
14-32-1	0,2	Meet	0,000805	69
14-32-1	0,3	Meet	0,000805	69
14-70-1	0,01	Meet	0,000981	70
14-70-1	0,02	Meet	0,000981	70
14-70-1	0,03	Meet	0,000981	70
14-70-1	0,1	Meet	0,000981	70
14-70-1	0,2	Meet	0,000981	70
14-70-1	0,3	Meet	0,000981	70

Pada tabel 4 hasil pelatihan data pasien kanker paru pasca operasi didapat bahwa arsitektur 14-14-1 adalah yang terbaik dalam melakukan klasifikasi pasien kanker paru pasca operasi dengan epochs 27 dan MSE 0,000895. Pada pelatihan menggunakan sigmoid bipolar ini didapat bahwa learning rate tidak berpengaruh pada proses pembelajaran, ini dibuktikan dengan hasil yang didapat sama semua dalam arsitektur yang sama.

Pengujian Dengan Menggunakan Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner

Berdasarkan hasil dari pelatihan jaringan syaraf tiruan menggunakan *backpropagation* dalam mengklasifikasikan pasien kanker paru pasca operasi maka pengujian pasien kanker paru pasca operasi juga menggunakan fungsi pembelajaran TRAINLM dengan arsitektur terbaik. Pengujian 30 data pasien kanker paru pasca operasi berdasarkan dari data set Wroclaw Medical University Poland. Dari 100 data, 70 digunakan untuk data pelatihan (*training*) dan 30 data pengujian (*testing*).

Tabel 5. Hasil Pengujian Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner

Data	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	D11	D12	D13	D14	Y	Hasil
71	0,233	0,398	0,120	0,5	0,1	0,9	0,1	0,1	0,1	0,100	0,1	0,1	0,1	0,36	0,1	0,1
72	0,233	0,419	0,118	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,9	0,1	0,9	0,64	0,1	0,9
73	0,233	0,406	0,122	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,52	0,1	0,1
74	0,367	0,900	0,150	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,100	0,1	0,1	0,1	0,23	0,1	0,1
75	0,233	0,597	0,126	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,39	0,1	0,1
76	0,233	0,383	0,120	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,900	0,1	0,1	0,9	0,16	0,9	0,1
77	0,233	0,105	0,104	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,9	0,100	0,1	0,1	0,9	0,56	0,1	0,1
78	0,233	0,319	0,129	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,5	0,9	0,9
79	0,233	0,169	0,105	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,37	0,1	0,1
80	0,233	0,319	0,113	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,1	0,76	0,1	0,9
81	0,233	0,433	0,121	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,44	0,1	0,1
82	0,233	0,127	0,108	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,900	0,1	0,1	0,9	0,45	0,1	0,1
83	0,233	0,355	0,108	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,52	0,1	0,1
84	0,233	0,284	0,116	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,100	0,9	0,1	0,1	0,5	0,1	0,1
85	0,233	0,540	0,126	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,32	0,1	0,1
86	0,233	0,447	0,120	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,44	0,1	0,1
87	0,233	0,651	0,136	0,1	0,1	0,1	0,9	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,1	0,34	0,1	0,1
88	0,233	0,198	0,112	0,5	0,1	0,1	0,9	0,1	0,1	0,367	0,1	0,9	0,9	0,58	0,1	0,1
89	0,500	0,255	0,109	0,9	0,1	0,9	0,1	0,9	0,9	0,100	0,1	0,1	0,9	0,72	0,1	0,1
90	0,233	0,282	0,829	0,5	0,9	0,9	0,9	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,71	0,1	0,9
91	0,367	0,405	0,120	0,5	0,1	0,9	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,79	0,1	0,9
92	0,233	0,241	0,112	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,68	0,1	0,9
93	0,233	0,419	0,117	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,47	0,9	0,1
94	0,233	0,861	0,144	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,31	0,1	0,1
95	0,233	0,112	0,105	0,9	0,1	0,1	0,1	0,9	0,9	0,367	0,1	0,1	0,9	0,9	0,1	0,1
96	0,233	0,590	0,129	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,37	0,1	0,1
97	0,367	0,255	0,112	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,63	0,9	0,1
98	0,633	0,319	0,116	0,9	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,72	0,1	0,1
99	0,233	0,246	0,839	0,5	0,1	0,1	0,9	0,9	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,37	0,1	0,9
100	0,233	0,597	0,122	0,5	0,1	0,9	0,9	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,58	0,9	0,1

Dari hasil pengujian pada table 5 diatas diketahui dari 30 data yang diuji terdapat 10 data yang salah, maka jaringan syaraf tiruan dengan metode

backpropagation dapat mengklasifikasikan pasien pasca operasi kanker paru pada data pengujian dengan tingkat persentasi sebagai berikut

$$\text{Keakuratan} = (\text{jumlah data yang benar} / \text{jumlah data}) * 100 \%$$

$$\text{Keakuratan} = (20/30) * 100 \%$$

$$\text{Keakuratan} = 66,7 \%$$

Pengujian Dengan Menggunakan Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar

Pengujian fungsi aktivasi sigmoid bipolar menggunakan data yang sama dengan sigmoid biner yaitu 30 data pasien kanker paru pasca operasi berdasarkan dari data set Wroclaw Medical University Poland. Dari 100 data. Berikut hasil dari pengujian menggunakan fungsi aktibasi sigmoid bipolar.

Tabel 6. Hasil Pengujian Data Menggunakan Fungsi Aktivasi Bipolar

Data	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	D11	D12	D13	D14	Y	Hasil
71	0,233	0,398	0,120	0,5	0,1	0,9	0,1	0,1	0,1	0,100	0,1	0,1	0,1	0,36	-1	-1
72	0,233	0,419	0,118	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,9	0,1	0,9	0,64	-1	1
73	0,233	0,406	0,122	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,52	-1	-1
74	0,367	0,900	0,150	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,100	0,1	0,1	0,1	0,23	-1	-1
75	0,233	0,597	0,126	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,39	-1	-1
76	0,233	0,383	0,120	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,900	0,1	0,1	0,9	0,16	1	-1
77	0,233	0,105	0,104	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,9	0,100	0,1	0,1	0,9	0,56	-1	-1
78	0,233	0,319	0,129	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,5	1	-1
79	0,233	0,169	0,105	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,37	-1	-1
80	0,233	0,319	0,113	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,1	0,76	-1	-1
81	0,233	0,433	0,121	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,44	-1	-1
82	0,233	0,127	0,108	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,900	0,1	0,1	0,9	0,45	-1	-1
83	0,233	0,355	0,108	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,52	-1	-1
84	0,233	0,284	0,116	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,100	0,9	0,1	0,1	0,5	-1	1
85	0,233	0,540	0,126	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,32	-1	-1
86	0,233	0,447	0,120	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,44	-1	-1
87	0,233	0,651	0,136	0,1	0,1	0,1	0,9	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,1	0,34	-1	-1
88	0,233	0,198	0,112	0,5	0,1	0,1	0,9	0,1	0,1	0,367	0,1	0,9	0,9	0,58	-1	-1
89	0,500	0,255	0,109	0,9	0,1	0,9	0,1	0,9	0,9	0,100	0,1	0,1	0,9	0,72	-1	-1
90	0,233	0,282	0,829	0,5	0,9	0,9	0,9	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,71	-1	-1
91	0,367	0,405	0,120	0,5	0,1	0,9	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,79	-1	-1
92	0,233	0,241	0,112	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,68	-1	-1
93	0,233	0,419	0,117	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,47	1	-1
94	0,233	0,861	0,144	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,31	-1	-1
95	0,233	0,112	0,105	0,9	0,1	0,1	0,1	0,9	0,9	0,367	0,1	0,1	0,9	0,9	-1	-1
96	0,233	0,590	0,129	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,37	-1	-1
97	0,367	0,255	0,112	0,5	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,63	1	-1
98	0,633	0,319	0,116	0,9	0,1	0,1	0,1	0,9	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,72	-1	-1
99	0,233	0,246	0,839	0,5	0,1	0,1	0,9	0,9	0,1	0,100	0,1	0,1	0,9	0,37	-1	-1
100	0,233	0,597	0,122	0,5	0,1	0,9	0,9	0,9	0,1	0,367	0,1	0,1	0,9	0,58	1	-1

Hasil dari pengujian tabel 6 di atas, diketahui bahwa dari 30 data yang diujikan terdapat 8 data yang salah, sehingga jaringan syaraf tiruan dengan metode backpropagation dapat mengklasifikasikan pasien kanker pasca operasi pada fungsi sigmoid bipolar dengan tingkat presentase sebagai berikut.

Akurasi = (jumlah data yang benar / total data) * 100%

Akurasi = (22/30) * 100%

Akurasi = 73,3

Simpulan

Dari beberapa skenario pelatihan terhadap fungsi aktivasi dalam mengklasifikasikan pasien pasca operasi kanker paru dengan mengubah-ubah jumlah unit di *hidden layer* menjadi 14,20,32,dan 40 dan mengubah *learning rate* menjadi 0,01; 0,02; 0,03 0,1; 0,2 dan 0,3 . Pada penerapan fungsi aktivasi sigmoid biner didapat bahwa arsitektur dengan 20 *hidden layer* dengan *learning rate* 0.02 adalah yang terbaik dengan menghasilkan nilai epoch terkecil yaitu 21 dan nilai MSE sebesar 0,000969. Pelatihan dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar didapat bahwa arsitektur dengan *hidden layer* 14 adalah yang terbaik dalam melakukan klasifikasi pasien kanker paru pasca operasi dengan epochs 27 dan MSE 0,000895. Pada pelatihan menggunakan sigmoid bipolar ini didapat bahwa *learning rate* tidak berpengaruh pada proses pembelajaran, ini dibuktikan dengan hasil yang didapat sama semua dalam arsitektur yang sama. Berdasarkan pelatihan pada masing-masing fungsi aktivasi didapat bahwa fungsi aktivasi sigmoid bipolar adalah yang terbaik dalam melakukan pengujian dengan hasil keakuratan pengujian 73,3% dalam melakukan klasifikasi pasien kanker pasca operasi. Sedangkan sigmoid bipolar menghasilkan keakuratan 66,7% dalam mengklasifikasi pasien kanker paru pasca operasi.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Harapan Medan yang telah memberikan dukungan finansial melalui dana Penelitian dan Pengabdian Universitas Harapan Medan.

Daftar Pustaka

- Astuti, B. S. F., & Purwaningsih, T. (2018). Deep learning application using neural network classification for cyberspace dataset with backpropagation algorithm and log-linear models. *Jurnal Informatika*, 12(1), 1. <https://doi.org/10.26555/jifo.v12i1.a8566>
- Betaubun, R. M. N., Pawan, E., & Yuliasih, E. (2022). Face Recognition with Backpropagation Artificial Neural Networks Using the Sigmoid Activation Function. *International Journal of Computer and Information System (IJCIS)*, 3(3), 121–126. <https://doi.org/10.29040/ijcis.v3i3.82>
- Damayanti, F., Sundari, S., & Liza, R. (2023). Analisis Laju Pembelajaran Pada Backpropagation Dalam Memprediksi Bencana Alam Akibat Cuaca Ekstrem. *Jurnal Unitek*, 16(1), 61–70. <https://doi.org/10.52072/unitek.v16i1.553>

- Eesa, A. S., & Arabo, W. K. (2017). A Normalization Methods for Backpropagation: A Comparative Study. *Science Journal of University of Zakho*, 5(4), 319. <https://doi.org/10.25271/2017.5.4.381>
- Febriadi, B., Zamzami, Z., Yunefri, Y., & Wanto, A. (2018). Bipolar function in backpropagation algorithm in predicting Indonesia's coal exports by major destination countries. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 420(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/420/1/012087>
- Fera Damayanti, & Rismayanti, R. (2022). Optimasi Fungsi Pembelajaran Backpropagation dalam Mengklasifikasikan Pasien Kanker Paru Pasca Operasi. *Jurnal Unitek*, 15(1), 49–58. <https://doi.org/10.52072/unitek.v15i1.335>
- Julpan, Nababan, E. B., & Zarlis, M. (2015). Analisis Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner dan Sigmoid Bipolar Dalam Algoritma Backpropagation Pada Prediksi Kemampuan Siswa. *Jurnal Teknovasi*, 02(1), 103–116.
- Kurniawan, E., Wibawanto, H., & Widodo, D. A. (2019). Implementasi Metode Backpropagation dengan Inisialisasi Bobot Nguyen Widrow untuk Peramalan Harga Saham. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(1), 49. <https://doi.org/10.25126/jtiik.201961904>
- Panda, S., & Panda, G. (2020). Fast and improved backpropagation learning of multi-layer artificial neural network using adaptive activation function. *Expert Systems*, 37(5), 1–17. <https://doi.org/10.1111/exsy.12555>
- Purwanta, I. P. B. D., Dewi, N. P. N. P., & Adi, C. K. (2020). Backpropagation Neural Network for Book Classification Using the Image Cover. *International Journal of Applied Sciences and Smart Technologies*, 2(2), 89–106. <https://doi.org/10.24071/ijasst.v2i2.2653>
- Reddy, B. A., & Mandal, D. (2022). Detection of Lung cancer using Digital image Processing techniques and Artificial Neural Networks. *Journal of Physics: Conference Series*, 2327(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2327/1/012078>
- Setti, S., & Wanto, A. (2019). Analysis of Backpropagation Algorithm in Predicting the Most Number of Internet Users in the World. *Jurnal Online Informatika*, 3(2), 110. <https://doi.org/10.15575/join.v3i2.205>
- Tambunan, F., Purba, E. N., & Sitompul, J. N. (2022). Bipolar Approach in Recognition of Gorga Batak Patterns with the Hebbian Method. *Jurnal Mantik*, 5(36), 2729–2734.
- Widodo, A. P., Sarwoko, E. A., & Firdaus, Z. (2017). Akurasi Model Prediksi Metode Backpropagation Menggunakan Kombinasi Hidden Neuron Dengan Alpha. *Matematika*, 20(2), 79–84.