

JARINGAN SYARAF TIRUAN UNTUK MEMPREDIKSI NILAI SISWA SMA MENGGUNAKAN BACKPROPAGATION

Evan Hikler Damanik^{*1}, Eka Irawan², Fitri Rizki³,
^{1,2,3} Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Stikom Tunas Bangsa
Jl. Sudirman, Proklamasi, Siantar Barat., Kota Pematang Siantar, Sumatera Utara
E-mail : *puteralangit007@gmail.com

ABSTRAK- Penguasaan seorang siswa/i terhadap sebuah mata pelajaran sangat mempengaruhi pemberian nilai yang dilakukan oleh pengajar yang bersangkutan. Perlunya pengajar atau guru memantau setiap nilai dari siswa/i yang diajarkan ilmu pengetahuan pada bidangnya masing-masing. Dengan perkembangan teknologi yang sangat cepat, sangat membantu pengajar dalam mengetahui atau memprediksi nilai yang akan didapatkan siswa/i terkait. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan kinerja jaringan syaraf tiruan algoritma *backpropagation* dalam memprediksi nilai siswa/i sekolah menengah atas dengan berbagai model dan meminimalkan *error* nya. Pada penelitian ini penulis menggunakan data nilai siswa/i sekolah menengah atas negeri 1 sidamanik. Dalam pengolahan data nilai, penulis menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma *backpropagation* sebagai langkah-langkah logis untuk melakukan prediksi nilai ujian nasional siswa/i sekolah menengah atas. Pokok permasalahan pada penelitian ini adalah terjadinya penurunan nilai ujian nasional siswa/i di beberapa mata pelajaran, yang kedepannya siswa/i akan mengalami kesulitan dalam mencapai universitas atau sekolah tinggi yang diinginkan. Disimpulkan bahwa dalam memprediksi jaringan syaraf tiruan mampu menghasilkan akurasi yang cukup akurat pada hasil pengolahan data *testing*. *Learning Rate* sangat mempengaruhi kecepatan hasil iterasi maupun tingkat akurasi yang dihasilkan. Penelitian ini menghasilkan arsitektur terbaik yakni 3-12-1 pada pengolahan data nilai bahasa Indonesia dengan tingkat akurasi 95%. Untuk penelitian selanjutnya perlu adanya percepatan dan optimasi dalam melakukan proses prediksi serta pengaplikasian algoritma *backpropagation* dengan algoritma jaringan syaraf tiruan lain agar menghasilkan optimasi yang lebih baik dan stabil.

Kata kunci : Nilai Siswa/i, Sekolah, JST, *Backpropagation*

1. PENDAHULUAN

Pengenalan Pola masa lampau pada jaringan syaraf tiruan merupakan cara yang dilakukan untuk memprediksi kejadian di masa mendatang dengan data-data *valid* dan integritas datanya bisa dipertanggung jawabkan. Memprediksi akan membantu memperbaiki keadaan menjadi lebih baik dan lebih terukur dalam melanjutkan kehidupan. Perkembangan teknologi yang pesat sangat membantu dalam melakukan prediksi, serta mempermudah dalam melakukan penelitian yang berkaitan pemrosesan data yang cepat dan tepat.

Guru merupakan orang tua pengganti ketika berada di sekolah dasar sampai sekolah menengah atas. Proses mengajar seorang guru sangat menentukan nilai dari siswa yang diajarnya, baik dalam memberikan materi maupun nasehat-nasehat yang membangun daya pikir siswa. Institusi berkualitas akan menyediakan fasilitas lengkap untuk menunjang belajar siswa agar mendapatkan nilai yang memenuhi standar.

Kebutuhan akan nilai yang mencapai standar sehingga siswa harus bekerja keras untuk mencapainya. Sistem penilaian dan pelaksanaan kurikulum yang tepat dan akurat akan membantu siswa untuk menghindari terjadinya kemerosotan nilai dan frustrasi yang akan dialami oleh seorang siswa. "Konvensional merupakan sistem seleksi konsep awal suatu metode untuk memprediksi nilai siswa dengan menggunakan bantuan *software* maupun *hardware* komputer yang didukung melalui

pendekatan jaringan syaraf tiruan dan algoritma *backpropagation*.

Penulis melakukan penelitian di sekolah SMA N 1 Sidamanik dengan penggunaan data nilai pada semester 1 sampai dengan semester 4. Data yang diperoleh oleh penulis menampilkan bahwa terjadinya penurunan nilai di beberapa mata pelajaran.

Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu cabang ilmu yang mempelajari bagaimana kinerja syaraf otak manusia yang diubah ke dalam bentuk komputasi dengan menggunakan *input* sebagai data masukan berupa informasi awal yang akan diolah dengan pola, *Hidden Layer* sebagai data tersembunyi yang langsung diamati atau disebut data sedang diolah, *Output* sebagai data keluaran yang akan menghasilkan sebuah informasi yakni solusi dari permasalahan tersebut.

Beberapa *Paper* yang berkaitan dengan penelitian penulis adalah dilakukan oleh [1] berjudul Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA (Studi Kasus: Prediksi Prestasi Siswa SMAN 4 Ambon) menghasilkan Menunjukkan bahwa korelasi antara NEM dan total nilai siswa semester 1 kelas X cukup baik dengan *error* yang kecil [2] berjudul "Analisis Algoritma Backpropagation Dengan SVM Dalam Hasil Prediksi Nilai Ujian Nasional Pada Sekolah Tingkat Pertama" dengan hasil pengujian antara *backpropagation* dan algoritma SVM menghasilkan nilai *MSE* terendah yaitu *backpropagation* dengan

MSE rata-rata 103,3. Struktur atau pola yang digunakan untuk pengujian algoritma *backpropagation* dengan 7 *node input layer*, 5 *node hidden layer* dan 1 *node output layer*, sedangkan jika menggunakan struktur algoritma *backpropagation* dengan 7 *node input layer*, 7 *node hidden layer* dan 1 *node output layer* MSE adalah 106,6. Nilai rata-rata MSE pada algoritma SVM adalah 200.

Berdasarkan kesimpulan dari judul diatas penulis mengambil judul skripsi “Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Nilai Siswa SMA Menggunakan *Backpropagation* Dengan Metode Inisialisasi Bobot Awal”

2. ISI PENELITIAN

Penelitian harus menghasilkan *output* atau keluaran sebagai bentuk kesimpulan atau hipotesis awal untuk melaksanakan sebuah penelitian/riset terhadap suatu data. Berikut adalah output dari riset skripsi yang dihasilkan :

2.1 Normalisasi Data

Dalam penelitian ini normalisasi data sangat diperlukan, dikarenakan pemrosesan data akan menjadi lebih mudah dengan diubah kedalam bentuk desimal sehingga ketika diolah tidak menghasilkan data keluaran yang banyak dengan ukuran besar. Berikut persamaan yang digunakan untuk normalisasi data:

$$x = \frac{0.8(x - a)}{b - a} + 0.1 \dots\dots\dots (2.1)$$

Penjelasan :

- X' : Data Transformasi
- X : Data Normalisasi
- a : Data Jumlah Minimum
- b : Data Jumlah maksimum

Pembagian data dibagi menjadi dua yakni data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*). Untuk perhitungan pada data normalisasi dapat dilihat pada tabel 2.1 dan 2.2 :

Tabel 2.1. Data Training Sebelum di Normalisasi

TRAINING					
NO	Nama Siswa	X1	X2	X3	Target
1	Ade Pramita Damanik	93	80	86	86
2	Adlan Fadila	71	75	70	82
3	Afriani Damanik	60	72	89	85
4	Afry Wulan Sihaloho	58	66	65	75
5	Agnes Marshinta Tambun	79	82	81	82
6	Agung Martahan Sigiro	58	68	67	75
7	Aisyah Fadhilah Nasution	59	70	80	81
8	Andreas Natanael Purba	56	65	64	67
9	Angga Antonius Silalahi	58	66	71	74

10	Anggi Apriani	78	89	90	91
11	Anggi Setiawan Simanjuntak	57	68	65	80
12	Anggraini Darmayanti	56	70	75	82
13	Anisa Putri Ardila	75	85	82	82
14	Anugrah Debora Sibarani	84	89	90	93
15	Aprilah Yuswani	68	74	76	84
16	Armelita Kristianty Harahap	74	78	78	81
17	Artha Padan Audina Turnip	71	73	70	82
18	Bastian Kevin Gultom	76	82	83	82
19	Bela Tryangginy Manurung	62	69	72	80
20	Bella Vista Tampubolon	87	88	89	90

Data pada tabel 2.1 adalah data pelatihan yang akan dinormalisasi dengan sampel data sebanyak 20 (dua puluh) siswa dan *training* sampel mata pelajaran bahasa Indonesia.

Keterangan X1, X2, X3 dan Target :

X1 : Nilai Semester 1

X2 : Nilai Semester 2

X3 : Nilai Semester 3

Target : Nilai Semester 4

Untuk Data *training* yang sudah dinormalisasi dapat dilihat pada tabel 2.2 berikut:

Tabel 2.2. Data Training di Normalisasi

TRAINING					
NO	Nama Siswa	X1	X2	X3	Target
1	Ade Pramita Damanik	0,90	0,62	0,75	0,75
2	Adlan Fadila	0,42	0,51	0,40	0,66
3	Afriani Damanik	0,19	0,45	0,81	0,73
4	Afry Wulan Sihaloho	0,14	0,32	0,29	0,51
5	Agnes Marshinta Tambun	0,60	0,66	0,64	0,66
6	Agung Martahan Sigiro	0,14	0,36	0,34	0,51
7	Aisyah Fadhilah Nasution	0,16	0,40	0,62	0,64
8	Andreas Natanael Purba	0,10	0,29	0,27	0,34
9	Angga Antonius Silalahi	0,14	0,32	0,42	0,49
10	Anggi Apriani	0,58	0,81	0,84	0,86
11	Anggi Setiawan Simanjuntak	0,12	0,36	0,29	0,62
12	Anggraini Darmayanti	0,10	0,40	0,51	0,66
13	Anisa Putri Ardila	0,51	0,73	0,66	0,66
14	Anugrah Debora Sibarani	0,71	0,81	0,84	0,90
15	Aprilah Yuswani	0,36	0,49	0,53	0,71
16	Armelita Kristianty Harahap	0,49	0,58	0,58	0,64
17	Artha Padan Audina Turnip	0,42	0,47	0,40	0,66
18	Bastian Kevin Gultom	0,53	0,66	0,68	0,66
19	Bela Tryangginy Manurung	0,23	0,38	0,45	0,62
20	Bella Vista Tampubolon	0,77	0,79	0,81	0,84

Pada tabel 2.2 menjelaskan bahwa data *training* yang sudah dinormalisasikan sampel data mata pelajaran bahasa Indonesia semester 1 sampai dengan semester 3 sedangkan sebagai target yakni semester 4. Dengan menggunakan fungsi sigmoid biner maka diperoleh data normalisasi dengan ketentuan, pada semester 1 sampai semester 4 diperoleh nilai Maksimum (b) sebesar 93 dan nilai Minimum (a) sebesar 56. Maksimum dan Minimum ditentukan berdasarkan dari semua data yang akan dilakukan pelatihan (data *Training*). Berikut ini adalah data *testing* sebelum dinormalisasi dapat dilihat pada tabel 2.3:

Tabel 2.3 Data Testing Sebelum dinormalisasi

Testing					
NO	Nama Siswa	X1	X2	X3	Target
1	Ade Pramita Damanik	80	86	86	92
2	Adlan Fadila	75	70	82	80
3	Afriani Damanik	72	89	85	91
4	Afry Wulan Sihalohe	66	65	75	80
5	Agnes Marshinta Tambun	82	81	82	87
6	Agung Martahan Sigiuro	68	67	75	74
7	Aisyah Fadhilah Nasution	70	80	81	86
8	Andreas Natanael Purba	65	64	67	78
9	Angga Antonius Silalahi	66	71	74	74
10	Anggi Apriani	89	90	91	94
11	Anggi Setiawan Simanjuntak	68	65	80	68
12	Angraini Darmayanti	70	75	82	78
13	Anisa Putri Ardila	85	82	82	86
14	Anugrah Debora Sibarani	89	90	93	93
15	Aprilah Yuswani	74	76	84	86
16	Armelita Kristianty Harahap	78	78	81	80
17	Artha Padan Audina Turnip	73	70	82	81
18	Bastian Kevin Gultom	82	83	82	89
19	Bela Tryangginy Manurung	69	72	80	80
20	Bella Vista Tampubolon	88	89	90	93

Data pada tabel 2.3 diatas adalah data pengujian yang akan dinormalisasi dengan sampel data sebanyak 20 (dua puluh) siswa dan *testing* sampel mata pelajaran bahasa Indonesia.

Keterangan X1, X2, X3 dan Target :

X1 : Nilai Semester 2

X2 : Nilai Semester 3

X3 : Nilai Semester 4

Target : Nilai Semester 5

Untuk Data *testing* yang sudah dinormalisasi dapat dilihat pada tabel 2.4 berikut:

Tabel 2.4. Data Testing Yang di Normalisasi

Testing					
No	Nama Siswa	X1	X2	X3	Target
1	Ade Pramita Damanik	0,53	0,69	0,69	0,85
2	Adlan Fadila	0,39	0,26	0,58	0,53
3	Afriani Damanik	0,31	0,77	0,66	0,82
4	Afry Wulan Sihalohe	0,15	0,13	0,39	0,53
5	Agnes Marshinta Tambun	0,58	0,55	0,58	0,71
6	Agung Martahan Sigiuro	0,21	0,18	0,39	0,37
7	Aisyah Fadhilah Nasution	0,26	0,53	0,55	0,69
8	Andreas Natanael Purba	0,13	0,10	0,18	0,47
9	Angga Antonius Silalahi	0,15	0,29	0,37	0,37
10	Anggi Apriani	0,77	0,79	0,82	0,90
11	Anggi Setiawan Simanjuntak	0,21	0,13	0,53	0,21
12	Angraini Darmayanti	0,26	0,39	0,58	0,47
13	Anisa Putri Ardila	0,66	0,58	0,58	0,69
14	Anugrah Debora Sibarani	0,77	0,79	0,87	0,87
15	Aprilah Yuswani	0,37	0,42	0,63	0,69
16	Armelita Kristianty Harahap	0,47	0,47	0,55	0,53
17	Artha Padan Audina Turnip	0,34	0,26	0,58	0,55
18	Bastian Kevin Gultom	0,58	0,61	0,58	0,77
19	Bela Tryangginy Manurung	0,23	0,31	0,53	0,53
20	Bella Vista Tampubolon	0,74	0,77	0,79	0,87

Pada tabel 2.4 menjelaskan bahwa data *testing* yang sudah dinormalisasikan sampel data mata pelajaran bahasa Indonesia semester 2 sampai dengan semester 4 sedangkan sebagai target yakni semester 5. Dengan menggunakan fungsi sigmoid biner maka diperoleh data normalisasi dengan ketentuan, pada semester 2 sampai semester 5 diperoleh nilai Maksimum (b) sebesar 94 dan nilai Minimum (a) sebesar 64. Maksimum dan Minimum ditentukan berdasarkan dari semua data yang akan dilakukan pelatihan (data *Testing*).

3. KESIMPULAN

Pada sebuah penelitian diperlukan adanya kesimpulan dari pelatihan dan pengujian data yang dilakukan. Kesimpulan pada penelitian ini dapat dilihat sebagai berikut, tabel 3.1 :

No	Arsitektur	Training			Testing	
		Epoch	Waktu	MSE	MSE	Akurasi
1	3-12-1	396	00:02	0,01005188	0,02683430	90%
2	3-12-1	33196	03:06	0,01006613	0,11514058	50%
3	3-8-1	461	00:02	0,03520619	0,11065593	55%
4	3-16-1	507	00:02	0,00985738	0,06791167	85%

Baris keempat (4) yang berwarna kuning pada tabel 4.20 diatas adalah arsitektur terbaik

dengan akurasi sebesar 90% pada mata pelajaran bahasa Indonesia. Berikut penjelasan dari tabel 3.1 kesimpulan pelatihan dan pengujian jaringan syaraf tiruan:

Pada tahap ini akan dilakukan pengamatan terhadap laju pembelajaran kinerja jaringan dengan parameter tingkat akurasi, waktu pembelajaran, MSE selama proses pelatihan dan lamanya waktu iterasi (*Epoch*). Dengan memakai arsitektur jaringan terbaik pada pelatihan, maka akan diamati laju pembelajaran terhadap kinerja jaringan. Arsitektur yang digunakan untuk pelatihan sebanyak 5 arsitektur. Pada 5 arsitektur ini menggunakan *Learning rate* 0,1 target *error (goal)* 0,01 dan maksimum *epoch* nya adalah 100000 iterasi serta untuk menghasilkan *error* paling rendah menggunakan *traingd*.

Arsitektur pelatihan 3-12-1 menggunakan layer masukan sebanyak 3 neuron, layer tersembunyi sebanyak 12 neuron dan layer keluaran 1 neuron. Pelatihan 3-12-1 menghasilkan *epoch* sebesar 396 iterasi, waktu 00:02, MSE pelatihan 0,01005188 dan MSE pengujian 0,02683430 dengan tingkat akurasi 90%. Arsitektur pelatihan 3-12-1 menggunakan layer masukan sebanyak 3 neuron, layer tersembunyi sebanyak 12 neuron dan layer keluaran 1 neuron. Pelatihan 3-12-1 menghasilkan *epoch* sebesar 33196 iterasi, waktu 03:06, MSE pelatihan 0,01006613 dan MSE pengujian 0,11514058 dengan tingkat akurasi 50%. Arsitektur pelatihan 3-8-1 menggunakan layer masukan sebanyak 3 neuron, layer tersembunyi sebanyak 8 neuron dan layer keluaran 1 neuron. Pelatihan 3-8-1 menghasilkan *epoch* sebesar 461 iterasi, waktu 00:02, MSE pelatihan 0,03520619 dan MSE pengujian 0,11065593 dengan tingkat akurasi 55%. Arsitektur pelatihan 3-16-1 menggunakan layer masukan sebanyak 3 neuron, layer tersembunyi sebanyak 16 neuron, dan layer keluaran sebanyak 1 neuron. Pelatihan 3-16-1 menghasilkan *epoch* sebesar 507 iterasi, waktu 00:02, MSE pelatihan 0,00985738 dan MSE pengujian 0,06791167 dengan tingkat akurasi 85%.

3.1. Prediksi Nilai Bahasa Indonesia Dengan Arsitektur 3-12-1

Prediksi dilakukan dengan menggunakan arsitektur 3-12-1 dengan akurasi 90%. Dengan layer masukan sebanyak 3 neuron, layer tersembunyi 12 neuron dan 1 neuron keluaran. Berikut proses prediksi pada tabel 3.2 :

Tabel 3.2. Prediksi Data Nilai Bahasa Indonesia

No	Data Real	Target	Target Prediksi	Prediksi
1	92	0,85	0,80	90
2	80	0,53	0,45	77
3	91	0,82	0,74	88
4	80	0,53	0,32	72

5	87	0,71	0,72	87
6	74	0,37	0,39	75
7	86	0,69	0,69	86
8	78	0,47	0,40	75
9	74	0,37	0,60	83
10	94	0,90	0,90	94
11	68	0,21	0,42	76
12	78	0,47	0,57	82
13	86	0,69	0,72	87
14	93	0,87	0,90	94
15	86	0,69	0,60	83
16	80	0,53	0,63	84
17	81	0,55	0,50	79
18	89	0,77	0,73	88
19	80	0,53	0,50	79
20	93	0,87	0,90	94

Data *real* adalah data yang diperoleh dari data semester akhir. Data target diperoleh dari data *Testing* yang sudah di normalisasi. Target estimasi pada tabel diperoleh dari hasil pengujian menggunakan *software Matlab R2011b*, Adapun rumus yang digunakan untuk menetapkan pengujian dengan parameter pada pelatihan ini, dijabarkan sebagai berikut:

```
>>
net=newff(minmax(PP),[12,1].{'logsig','tansig'},'traingd');
>> net=IW{1,1};
>> net.b{1};
>> net.LW{2,1};
>> net.b{2};
>> net.trainParam.epochs=100000;
>> net.trainParam.goal=0,001;
>> net.trainParam.Lr=0,01;
>> net.trainParam.show=1000;
>> net=train(net,PP,TT)
[a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,PP,[],[],TT)
```

$$\text{Prediksi} = \frac{(\text{output}-0.1)(b-a)}{0.8} + a \dots\dots\dots (3.1)$$

3.2. Prediksi Nilai Bahasa Inggris Dengan Arsitektur 3-12-1

Prediksi dilakukan dengan menggunakan arsitektur 3-12-1 dengan akurasi 50%. Dengan layer masukan sebanyak 3 neuron, layer tersembunyi 12 neuron dan 1 neuron keluaran. Berikut proses prediksi pada tabel 3.3:

Tabel 3.3. Prediksi Bahasa Inggris

No	Data Real	Target	Target Prediksi	Prediksi
1	92	0,85	0,84	89
2	72	0,53	0,42	69
3	73	0,82	0,57	76
4	72	0,53	0,73	84
5	77	0,71	0,61	78
6	72	0,37	0,68	82
7	77	0,69	0,60	78
8	72	0,47	0,43	70
9	81	0,37	0,62	79
10	76	0,90	0,56	76
11	70	0,21	0,49	72
12	70	0,47	0,52	74
13	79	0,69	0,48	72
14	78	0,87	0,75	85
15	77	0,69	0,48	72
16	74	0,53	0,48	72
17	73	0,55	0,40	68
18	72	0,77	0,44	70
19	82	0,53	0,67	81
20	84	0,87	0,75	85

Data *real* adalah data yang diperoleh dari data semester akhir. Data target diperoleh dari data *Testing* yang sudah di normalisasi. Target estimasi pada tabel diperoleh dari hasil pengujian menggunakan *software Matlab R2011b*, Adapun rumus yang digunakan untuk menetapkan pengujian dengan parameter pada pelatihan ini, dijabarkan sebagai berikut:

```
>>
net=newff(minmax(PP),[12,1].{'logsig','tansig'},'traingd');
>> net=IW{1,1};
>> net.b{1};
>> net.LW{2,1};
>> net.b{2};
>> net.trainParam.epochs=100000;
>> net.trainParam.goal=0,01;
>> net.trainParam.Lr=0.1;
>> net.trainParam.show=1000;
>> net=train(net,PP,TT)
[a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,PP,[],[],TT)
```

3.3 Prediksi Nilai ujian nasional Dengan Arsitektur 3-8-1

Prediksi dilakukan dengan menggunakan arsitektur 3-8-1 dengan akurasi 55%. Dengan layer masukan sebanyak 3 neuron, layer tersembunyi 8

neuron dan 1 neuron keluaran. Berikut proses prediksi pada tabel 3.4 :

Tabel 3.4. Prediksi Data Nilai

No	Data Real	Target	Target Prediksi	Prediksi
1	81	0,73	0,96	89
2	80	0,73	0,96	89
3	78	0,71	0,67	79
4	77	0,65	0,62	77
5	78	0,62	0,76	82
6	78	0,65	0,61	77
7	78	0,65	0,68	79
8	76	0,65	0,62	77
9	78	0,60	0,63	77
10	78	0,65	0,63	77
11	77	0,65	0,67	79
12	78	0,62	0,62	77
13	77	0,65	0,62	77
14	87	0,62	0,56	75
15	78	0,90	0,70	80
16	78	0,65	0,69	80
17	77	0,65	0,63	77
18	77	0,62	0,63	77
19	78	0,62	0,64	78
20	82	0,65	0,79	83

Data *real* adalah data yang diperoleh dari data semester akhir. Data target diperoleh dari data *Testing* yang sudah di normalisasi. Target estimasi pada tabel diperoleh dari hasil pengujian menggunakan *software Matlab R2011b*, Adapun rumus yang digunakan untuk menetapkan pengujian dengan parameter pada pelatihan ini, dijabarkan sebagai berikut:

```
>>
net=newff(minmax(PP),[8,1].{'logsig','tansig'},'traingd');
>> net=IW{1,1};
>> net.b{1};
>> net.LW{2,1};
>> net.b{2};
>> net.trainParam.epochs=100000;
>> net.trainParam.goal=0,01;
>> net.trainParam.Lr=0.1;
>> net.trainParam.show=1000;
>> net=train(net,PP,TT)
[a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,PP,[],[],TT)
```

3.4 Prediksi Nilai Biologi Dengan Arsitektur 3-16-1

Prediksi dilakukan dengan menggunakan arsitektur 3-16-1 dengan akurasi 85%. Dengan layer

masukannya sebanyak 3 neuron, layer tersembunyi 16 neuron dan 1 neuron keluaran. Berikut proses prediksi pada tabel 3.5:

Tabel 3.5. Prediksi Data Nilai

No	Data Real	Target	Target Prediksi	Prediksi
1	79	0,67	0,76	83
2	63	0,25	0,34	66
3	67	0,36	0,40	69
4	65	0,31	0,42	69
5	72	0,49	0,33	66
6	66	0,33	0,28	64
7	67	0,36	0,29	64
8	61	0,20	0,30	65
9	66	0,33	0,33	66
10	81	0,72	0,77	83
11	65	0,31	0,22	62
12	66	0,33	0,35	66
13	69	0,41	0,29	64
14	77	0,62	0,88	87
15	78	0,64	0,64	78
16	68	0,38	0,30	65
17	67	0,36	0,33	66
18	68	0,38	0,54	74
19	68	0,38	0,44	70
20	88	0,90	0,84	86

Data *real* adalah data yang diperoleh dari data semester akhir. Data target diperoleh dari data *Testing* yang sudah di normalisasi. Target estimasi pada tabel diperoleh dari hasil pengujian menggunakan *software Matlab R2011b*. Adapun rumus yang digunakan untuk menetapkan pengujian dengan parameter pada pelatihan ini, dijabarkan sebagai berikut:

```
>>
net=newff(minmax(PP),[12,1].{'logsig','tansig'},'traingd');
>> net=IW{1,1};
>> net.b{1};
>> net.LW{2,1};
>> net.b{2};
>> net.trainParam.epochs=100000;
>> net.trainParam.goal=0,001;
>> net.trainParam.Lr=0.01;
>> net.trainParam.show=1000;
>> net=train(net,PP,TT)
[a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,PP,[],[],TT)
```

$$\text{Prediksi} = \frac{(\text{output} - 0.1)(b - a)}{0.8} + a \dots\dots (3.2)$$

4. PENUTUP

Pelaksanaan penelitian menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma *backpropagation* menghasilkan prediksi yang cukup baik dan pemrosesan data yang cepat. Dalam penelitian telah dilakukan perancangan, proses pembuatan, implementasi sampai evaluasi sehingga ditetapkan kesimpulan sebagai berikut:

- 1) Dalam memprediksi jaringan syaraf tiruan mampu menghasilkan akurasi yang cukup akurat pada hasil pengolahan data *testing*.
- 2) *Learning Rate* sangat mempengaruhi kecepatan hasil iterasi maupun tingkat akurasi yang dihasilkan.

Penelitian ini menghasilkan arsitektur terbaik yakni 3-12-1 pada pengolahan data nilai bahasa Indonesia dengan tingkat akurasi 95%.

Untuk penelitian selanjutnya perlu adanya percepatan dan optimasi dalam melakukan proses prediksi serta pengaplikasian algoritma *backpropagation* dengan algoritma jaringan syaraf tiruan lain agar menghasilkan optimasi yang lebih baik dan stabil.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Lesnussa, Y. A., Latuconsina, S., & Persulesy, E. R. (2015). Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA (Studi kasus: Prediksi Prestasi Siswa SMAN 4 Ambon). *Jurnal Matematika Integratif*, 11(2), 149–160.
- [2] Nafi'iyah, N. (2020). Analisis Algoritma Backpropagation Dengan SVM Dalam Hasil Prediksi Nilai Ujian Nasional Pada Sekolah Tingkat Pertama. *Jurnal Informatika, Manajemen Dan Komputer*, 12(1), 5–13.
- [3] Aji, D. K. P., & Khotimah, N. (2014). Prediksi Diskalkulia Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. *Jurnal SPIRIT*, 6(1), 1–10.
- [4] Budiharto, W., & Suhartono, D. (2014). *ARTIFICIAL INTELLIGENCE KONSEP DAN PENERAPANNYA* (Seno (ed.); Ed. I). C.V ANDI OFFSET.
- [5] Hasan, N. F., Kusrini, & Fatta, H. Al. (2019). Peramalan Jumlah Penjualan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Pada Perusahaan Air Minum Dalam Kemasan. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 5(2), 179–188. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.28932/jutisi.v5i2.1607>
- [6] Hendini, A. (2016). Pemodelan UML sistem

- informasi Monitoring Penjualan dan stok barang. *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, IV(2), 107–116.
- [7] Kusumaningtyas, S., & Asmara, R. A. (2016). Identifikasi Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Warna Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST). *Jurnal Informatika Polinema*, 2(2), 72–75.
- [8] Lestari, Y. D. (2017). Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Penjualan Jamur Menggunakan Algoritma Backpropagation. *Journal Information System Development (ISD)*, 2(1), 40–46.
- [9] M.Fowler. (2017). *UNIFIED MODELING LANGUAGE*.
- [10] Mcnelis, P. D. (2005). Neural Networks in Finance Gaining Predictive Edge In The Market. *Elsevier Academic Press*.
- [11] Novita, A. (2016). Prediksi Pergerakan Harga Saham Pada Bank Terbesar Di Indonesia Dengan Metode Backpropagation Neural Network. *Jutisi*, 5(1), 965–972.
- [12] Nuraeni, Y. (2009). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Mengukur Tingkat Korelasi Antara Nem Dengan Ipk Kelulusan Mahasiswa. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 7(3), 195. <https://doi.org/10.12928/telkomnika.v7i3.594>
- [13] Ostad-ali-askari, K., Shayannejad, M., & Ghorbanizadeh-kharazi, H. (2017). Artificial Neural Network for Modeling Nitrate Pollution of Groundwater in Marginal Area of Zayandeh-rood River , Isfahan , Iran. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 21, 134–135. <https://doi.org/10.1007/s12205-016-0572-8>
- [14] Santoso, & Yuliyanti, W. (2016). Perencanaan Dan Pembuatan Aplikasi Absensi Dosen Menggunakan Radio Frequency Identification (RFID) (Studi Kasus Politeknik Negeri Tanah Laut). *SEMINAR NASIONAL INOVASI DAN APLIKASI TEKNOLOGI DI INDUSTRI (SENIATI)*, 332–337.
- [15] Siregar, S. P., Wanto, A., & Nasution, Z. M. (2018). Analisis Akurasi Arsitektur JST Berdasarkan Jumlah Penduduk Pada Kabupaten / Kota di Sumatera Utara. *Seminar Nasional Sains & Teknologi Informasi (SENSASI)*, 526–536.
- [16] Tan, M., Li, J., Xu, G., & Cheng, X. (2019). A Novel Intuitionistic Fuzzy Inhibitor Arc Petri Net With Error Back Propagation Algorithm and Application in Fault Diagnosis. *IEEE Access*, 7, 115978–115988. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2936212>
- [17] Taufik, I., & Sitio, A. S. (2018). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Pengelompokan Minat Kompetensi Mahasiswa STMIK Pelita Nusantara Medan. *Jurnal Mantik Penusa*, 2(2), 80–83.
- [18] Utari, W. A. (2018). *Pengenalan pola dengan menggunakan metode backpropagation menggunakan matlab*.
- [19] Walker, E. G., & David. (2020). Application of Backpropagation Artificial Neural Networks in the TORCH Virus Diagnosis Expert System. *Jurnal Ilmiah SISFOTENIKA*, 10(1), 87–102.
- [20] Wiyanti, D. T., Negeri, U., & Unnes, S. (2018). *Analisis Produktivitas Kinerja Dosen dan Tenaga Kependidikan dalam Mewujudkan Tahun Reputasi Universitas Negeri Semarang (UNNES) Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. 1*, 919–927.

Contac person Author: RANI
Hp : 081397155571