



# Analisis Metode Backpropagation Dalam Memprediksi Kelulusan Mahasiswa Studi Kasus STIKOM Tunas Bangsa

Selvi Salsabillah Nasution\*, Harly Okprana, Ilham Syahputra Saragih

Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia  
Email: Selvisalsabillah@gmail.com

**Abstrak**—Prediksi kelulusan Mahasiswa STIKOM Tunas Bangsa diperlukan untuk meninjau sejauh mana tingkat pemahaman Siswa. Backpropagation merupakan salah satu teknik yang baik digunakan untuk prediksi, Metode yang digunakan adalah metode Backpropagation. Dengan metode ini dapat dilakukan pengolahan data menggunakan nilai input serta target yang ingin dihasilkan. Sehingga dapat memprediksi kelulusan Mahasiswa dalam uji kompetensi keahlian. Selanjutnya data yang akan dikelola adalah rekap nilai rata-rata kejuruan jurusan sistem komputer dari semester 1 sampai semester 5 dengan aspek pengetahuan pada target siswa Tahun Pelajaran 2019 dan Tahun Pelajaran 2020 yang diperoleh dari penjumlahan seluruh mata pelajaran pada setiap semester. Hasil dari perhitungan dengan metode Backpropagation dengan aplikasi Matlab akan menjadi prediksi dalam menghasilkan nilai tingkat kelulusan siswa di masa yang akan datang. Sehingga penelitian ini menjadi indikator dalam pengembangan prediksi Mahasiswa dimasa yang akan datang.

**Kata Kunci:** Jaringan Syaraf Tiruan; Backpropagation; Prediksi Mahasiswa STIKOM Tunas Bangsa

**Abstract**—Predictions of student graduation nations are needed to look at the level of insia. Man student. Backpropagation is one of the techniques used for prediction, the method used is the method of backpropagation. This method will allow data processing to use input values and targets to be produced. So it can predict student graduation in competence expertise tests. Furthermore, the data will be managed is the vocational recap of the computer system's department of department from semester 1 to semester 5 with knowledge on student targets of lesson year 2019 and 2020 school years that are generated from a total of entire subjects each semester. The result of calculating the backpropagation method with the matlab application will be the prediction in producing a student's grade level of graduation in the future. So this research should be an indicator of future student development predictions.

**Keywords:** Artificial Nerve Tissue; Backpropagation; Predictive Female to the Nation's Bud

## 1. PENDAHULUAN

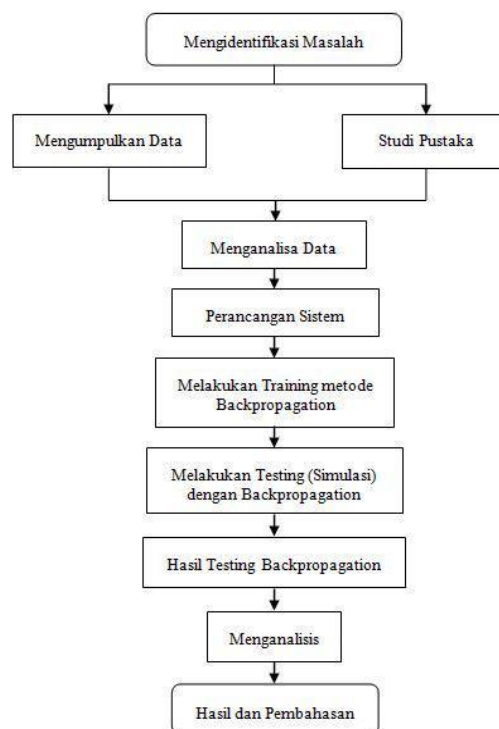
Kelulusan mahasiswa merupakan hal yang penting bagi perguruan tinggi baik negeri maupun swasta. Tingkat kelulusan mahasiswa dapat mempengaruhi akreditasi program studi dalam perguruan tinggi. Begitu pula pada Perguruan Tinggi Swasta yang ada di Pematangsiantar yakni Sekolah Tinggi Ilmu Komputer (STIKOM) Tunas Bangsa. Melihat pentingnya kelulusan mahasiswa terhadap nilai akreditasi, untuk dapat mengetahui berapa jumlah mahasiswa yang masuk dan yang akan lulus, maka perlu dilakukan serangkaian cara untuk dapat mengetahuinya. Dengan dilakukannya prediksi terhadap kelulusan Mahasiswa dapat dilakukan upaya-upaya persiapan serta pembekalan pada Mahasiswa sehingga diharapkan nantinya dapat lulus dengan baik. Suatu sistem dapat memperkirakan atau memprediksi suatu mahasiswa lulus tepat, cepat dan terlambat akan sangat mempermudah suatu sistem yang ada di kampus untuk perancangan bagi mahasiswa tersebut. Jika suatu prediksi dapat akurat untuk suatu akademik dapat digunakan untuk mendapatkan pemahaman tentang resiko faktor dari suatu kurikulum.

Untuk mengatasi masalah diatas perlunya sebuah metode yang bisa memprediksi atas lulusnya Mahasiswa. Salah satu penggunaan metode yang tepat digunakan untuk prediksi/peramalan adalah metode Backpropagation. Untuk mengetahui informasi prediksi kelulusan mahasiswa Program Studi Sistem Informasi di STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar, sehingga dapat diidentifikasi mahasiswa yang akan gagal atau tidak dapat lulus tepat waktu. Dengan mengetahui hasil prediksi tersebut, sehingga dapat diberikan alternatif pilihan untuk melakukan peningkatan kemampuan melalui bimbingan yang bersifat khusus. Dalam percobaan yang telah dilakukan dengan menggunakan metode Backpropagation dengan  $\alpha=0.6$ , hidden layer = 3 toleransi kesalahan=0.0001, dan target=0.9 menghasilkan sistem yang mempunyai tingkat akurasi sebesar (76 %) dan mempunyai tingkat error / kesalahan sebanyak (24 %) dalam menentukan kualitas biji kakao. Dengan menggunakan sistem komputerisasi, pelaksanaan proses penentuan kualitas biji kakao mampu mempunyai tingkat kesalahan yang lebih kecil[1]. Dari hasil pengujian menggunakan kedua metode jaringan syaraf tiruan (backpropagation dan learning vector quantization) didapatkan metode jaringan syaraf tiruan backpropagation yang paling tepat diterapkan dalam menggali potensi mahasiswa baru di STMIK PalComTech, Ini dibuktikan dari tingkat akurasi yang didapat dari metode backpropagation adalah 99,17%, lebih besar dibandingkan metode lvq yang hanya mencapai tingkat akurasi sebesar 96,67%. Berdasarkan hasil pengujian dengan menggunakan kedua metode jaringan syaraf tiruan, hasil variasi parameter terbaik yakni learning rate = 0,1 dengan jumlah epoch = 100 untuk metode backpropagation sedangkan learning rate = 1 dan jumlah epoch =20 untuk metode learning vector quantization[2]. Hasil yang cukup baik didapatkan dari *Backpropagation* memberikan hasil yang cukup baik dan memuaskan dalam proses prediksi jumlah kunjungan wisatawan ke Provinsi NTB sebagai bahan pertimbangan dalam proses pengambilan keputusan pihak-pihak terkait. Prediksi jumlah kunjungan wisatawan ke Provinsi NTB dengan data yang mengalami fluktuasi setiap bulannya dengan menggunakan metode Backpropagation dapat memprediksi yang baik dengan MSE 0.003901 yang mendekati 0 yakni sehingga metode Backpropagation ini cukup efektif untuk digunakan pada kasus prediksi[3].

Metode backpropagation dapat digunakan untuk memprediksi pemakaian obat. Pengujian hasil latih dan dibandingkan kembali dengan data latih sebenarnya diperoleh nilai akurasi rata-rata  $\pm 99\%$ . Berdasarkan hasil pengujian untuk data uji, maka presentasi keakuratan rata-rata sistem yang diperoleh  $70,66\%$ . Dengan akurasi tertinggi pada jenis obat Vit B com dengan akurasi  $93,48\%$ , dan akurasi terendah pada jenis obat piridoksin dengan akurasi sebesar  $27,83\%$ . Prediksi akurasi yang rendah disebabkan oleh pola data pemakaian untuk bulan yang sama di tahun yang berbeda yang jauh sehingga menyebabkan tingkat akurasi rendah [4]. Dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dengan algoritma Backpropagation proses prediksi lebih cepat, akurat, meminimalisir kesalahan dan bisa menggunakan teknologi komputer. Serta mudah dalam pengembangannya. Dapat menganalisis faktor menyebabkan kemerosotan prestasi siswa. Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan dapat memprediksi prestasi siswa pada mata pelajaran, Bahasa Indonesia, Bahasa Inggris, Matematika dan IPA dengan algoritma Backpropagation dan penggunaan tools Matlab R2011b, dengan tingkat akurasi mendekati  $100\%$ . Model Jaringan Syaraf Tiruan dapat memprediksi prestasi siswa pada Mata Pelajaran Ujian Sekolah[5]. Setelah dilakukan tahap implementasi dan pengujian diperoleh arsitektur jaringan terbaik berdasarkan berdasarkan pengujian parameter Backpropagation. Arsitektur terbaik yang diperoleh adalah 10-10-1 yaitu 10 neuron input, 10 neuron hidden dan 1 neuron output. Jumlah learning rate terbaik yaitu 0,1 dan untuk iterasi terbaik sebanyak 500 iterasi[6]. Kesimpulan dari penelitian ini adalah metode jaringan syaraf tiruan Backpropagation untuk klasifikasi ketepatan waktu kelulusan mahasiswa PSSI UNEJ memiliki nilai akurasi, presisi, recall, dan F-Measure yang tinggi. Nilai akurasi tertinggi yaitu sebesar  $98,82\%$  pada iterasi ke-2000 dan 3000, masing-masing dengan learning rate = 0,7 dan 0,9 untuk iterasi ke-2000 dan learning rate = 0,5, 0,7 dan 0,9 untuk iterasi ke-3000. Nilai akurasi tersebut didapat dari jumlah data benar sebanyak 167 data dari 169 data secara keseluruhan [7]. Algoritma backpropagation dapat melakukan proses prediksi, akan tetapi baik atau tidaknya nilai yang dihasilkan sangat dipengaruhi oleh penentuan parameter seperti besarnya learning rate dan jumlah neuron pada hidden layer[8]. Model peramalan JST metode backpropagation dengan inisialisasi bobot nguyen widrow, efektif dengan menggunakan arsitektur 2-10-1 untuk peramalan harga close saham AALI.JK dan arsitektur 2-20-1 untuk peramalan harga close saham BBKA.JK [9]. Dengan arsitektur 4-14-1 dapat melakukan prediksi dengan akurasi  $91\%$ . Dari tabel hasil prediksi, dapat dilihat bahwa produktivitas jagung di Indonesia mengalami peningkatan dari tahun 2018 hingga 2020. Dari hasil dari penelitian ini, diharapkan mampu menjadi masukan bagi pemerintah agar dapat mengantisipasi meningkatnya penduduk buta huruf di Indonesia. Parameter serta model arsitektur jaringan yang digunakan sangat mempengaruhi tingkat akurasi [10]. Berdasarkan latar belakang tersebut diharapkan dapat memberikan informasi sebagai langkah bijak dalam menentukan strategi guna meningkatkan kualitas mutu pendidikan.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam metodologi penelitian ini menggunakan kerangka kerja penelitian yang dilakukan dengan cara sistematis sebagai acuan dalam penelitian dan memiliki beberapa tahapan yang berguna dalam menggambarkan proses penelitian dari awal hingga memperoleh hasil dari penelitian yang nantinya mudah dipahami. Adapun rancangan penelitian yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 1 berikut.



**Gambar 1.** Kerangka Kerja Penelitian

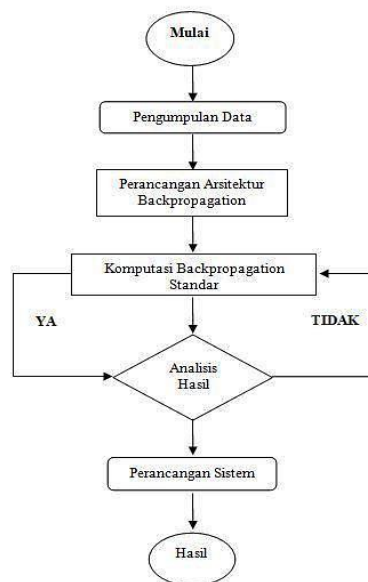
## 2.1 Pengumpulan Data

Dalam proses pengumpulan data yang digunakan untuk penelitian, penulis melakukan pengamatan secara langsung di Pendidikan STIKOM Tunas Bangsa untuk mengetahui variabel-variabel yang tepat untuk penelitian ini. Pada tahap melakukan penganalisaan data berdasarkan pada data yang telah ada dan diperoleh pada tahap pengumpulan data, akan dilakukan beberapa pelatihan dan pengujian data. Berdasarkan referensi-referensi yang ada dan observasi lapangan. Sumber data pada penelitian ini berdasarkan :

- a) Nilai IPK
- b) Jumlah SKS yang sudah terpenuhi
- c) Jumlah mahasiswa aktif

## 2.2 Diagram Aktifitas Kerja Penelitian

Berikut ini alur kerja yang akan dilakukan pada penelitian ini yang digambarkan dalam diagram aktivitas yang menjelaskan proses penelitian akan dimulai dengan menganalisis kebutuhan data untuk perancangan arsitektur jaringan saraf tiruan. pada gambar 2.



**Gambar 2.** Tahapan Analisa Dan Perancangan

## 2.3 Pengolahan Data

Dalam penelitian ini data yang digunakan adalah data nilai IPK semester 1 sampai semester 7. Data tersebut akan digunakan untuk pelatihan jaringan dan pengujian jaringan saraf tiruan. Atribut pada dataset akan digunakan sebagai neuron input pada jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Sebagai input dalam memprediksi lulusan mahasiswa STIKOM Tunas Bangsa Program Studi Sistem Informasi tahun 2016 terdiri dari 176 dataset sebagai data pelatihan/Training dan tahun 2017 terdiri dari 206 dataset sebagai data uji/Testing. Dalam penelitian ini data yang digunakan adalah data IPK semester 1 sampai semester 7 dan terdiri dari 2 hasil target prediksi lulus dan prediksi tidak lulus. Data tersebut akan digunakan untuk pelatihan jaringan dan pengujian jaringan saraf tiruan yang dihasilkan. Atribut pada dataset akan digunakan sebagai neuron input pada jaringan saraf tiruan *Backpropagation*. Data dapat dilihat pada Table 1 :

**Tabel 1.** Data Mahasiswa 2016

No	Alternatif	Sem 1	Sem 2	Sem 3	Sem 4	Sem 5	Sem 6	Sem 7	Sem 8	Status
1	Mhs 1	2,81	2,32	2,18	2,16	2,95	2,35	3,14	4	Lulus
2	Mhs 2	2,81	2,63	2,47	3,32	3,3	0	1,06	0	Putus Sekolah
3	Mhs 3	3,62	3,84	3,47	3,68	3,55	3,82	3,59	4	Lulus
4	Mhs 4	3,38	3,63	3,18	3,42	3,55	3,47	3,41	4	Lulus
5	Mhs 5	3,62	3,74	3,41	3,89	3,55	4	3,64	4	Lulus
6	Mhs 6	3,62	3,63	3,47	3,84	3,45	4	3,77	4	Lulus
7	Mhs 7	2,81	2,37	0	0	0	0	0	0	Mutasi
8	Mhs 8	2,95	2,53	2,59	2,53	2,95	1,35	0	0	Putus Sekolah
9	Mhs 9	1,62	0	0	0	0	0	0	0	Putus Sekolah
10	Mhs 10	3,33	3,79	3,29	3,74	3,7	3,88	3,64	4	Lulus
11	Mhs 11	3,43	2,84	3,18	3,32	3,7	3,82	3,5	4	Lulus
12	Mhs 12	3,57	3,37	3,71	3,37	3,9	3,71	3,86	4	Lulus
13	Mhs 13	3,67	3,47	3	3,05	3,55	3,53	3,68	4	Lulus
14	Mhs 14	3,43	0,84	0	0	0	0	0	0	Putus Sekolah
15	Mhs 15	3,52	3,26	3,06	3,32	3,7	3,53	3,64	4	Lulus



No	Alternatif	Sem 1	Sem 2	Sem 3	Sem 4	Sem 5	Sem 6	Sem 7	Sem 8	Status
16	Mhs 16	3,52	3,32	3,71	3,26	3,45	3,59	3,64	4	Lulus
17	Mhs 17	3,67	3,68	3,88	3,74	3,55	3,88	4	4	Lulus
18	Mhs 18	3,05	3,21	1,18	0,16	0	0	0	0	Putus Sekolah
19	Mhs 19	0	0	0	0	0	0	0	0	Putus Sekolah
20	Mhs 20	2,1	1,89	0,47	0	0	0	0	0	Putus Sekolah
21	Mhs 21	3,48	3,53	3,53	3,42	3,7	3,82	3,5	4	Lulus
22	Mhs 22	3	3,11	3,24	3,26	3,4	3,41	3,36	4	Lulus
23	Mhs 23	3,05	3,16	2,94	2,89	3,55	3,65	3,59	4	Lulus
24	Mhs 24	3,57	3,53	3,24	3,21	3,55	3,47	3,45	4	Lulus
25	Mhs 25	3,14	2,89	3,12	3,21	3,1	3,06	3,86	4	Lulus
<i>Dst...</i>										

Sumber: Sistem Informasi Akademik STIKOM Tunas Bangsa

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah melakukan tahap analisa dan perancangan, maka selanjutnya melakukan tahapan pengujian sistem yang telah dilakukan analisa dan perancangan sebelumnya.

#### 3.1 Data Uji

Data IPK semester 1 sampai 7 mahasiswa tahun 2017 akan digunakan untuk pengujian jaringan saraf tiruan. Atribut pada dataset akan digunakan sebagai neuron input pada jaringan saraf tiruan Backpropagation. Data dapat dilihat pada Table 2 :

**Tabel 2.** Data Mahasiswa 2017

No	Alternatif	Sem 1	Sem 2	Sem 3	Sem 4	Sem 5	Sem 6	Sem 7
1	Mhs 1	3,79	4	3,63	3,7	3,47	3,58	3,6
2	Mhs 2	3,79	4	3,74	3,85	3,74	3,84	3,9
3	Mhs 3	3,74	4	3,63	3,85	3,63	3,74	3,75
4	Mhs 4	3,63	4	3,42	3,55	3,74	3,74	3,65
5	Mhs 5	3,74	3,89	3,74	3,8	3,89	4	3,45
6	Mhs 6	3,63	3,89	3,74	3,75	3,79	3,84	3,55
7	Mhs 7	3,74	3,89	3,63	3,55	3,74	3,79	3,65
8	Mhs 8	3,63	3,89	3,42	3,7	3,74	3,74	3,65
9	Mhs 9	3,63	3,89	3,53	3,7	3,63	3,74	3,75
10	Mhs 10	3,89	3,89	3,74	4	3,74	3,84	3,65
11	Mhs 11	3,63	3,89	3,16	3,2	3	3,37	3,5
12	Mhs 12	3,84	3,89	3,37	3,6	3,53	3,63	3,55
13	Mhs 13	3,74	3,89	3,58	3,6	3,74	3,84	3,9
14	Mhs 14	3,84	3,89	3,37	3,3	3,47	3,79	3,75
15	Mhs 15	3,89	3,89	3,63	3,75	3,79	4	3,55
16	Mhs 16	3,79	3,89	3,53	3,8	3,63	4	3,7
17	Mhs 17	3,74	3,89	3,37	3,4	3,79	3,68	3,55
18	Mhs 18	3,42	3,89	3,21	3,55	3,21	3,47	3,2
19	Mhs 19	3,74	3,84	3,89	3,9	3,79	3,74	3,9
20	Mhs 20	3,79	3,84	3,74	3,75	3,79	3,63	3,55
21	Mhs 21	3,74	3,84	3,21	3,9	3,74	3,74	3,65
22	Mhs 22	3,79	3,79	3,79	3,9	3,79	3,84	3,75
23	Mhs 23	3,53	3,79	3,47	3,7	3,79	3,74	3,55
24	Mhs 24	3,63	3,79	3,42	3,7	3,63	3,74	3,45
25	Mhs 25	3,53	3,79	3,21	3,7	3,32	3,53	3,65
<i>Dst...</i>								

Sumber: Sistem Informasi Akademik STIKOM Tunas Bangsa

#### 3.2 Normalisasi Data Pelatihan

Pada tahap ini membuat bilangan bulat menjadi pecahan dimana data dibuat dari skala 0,1 sampai 0,9 yang nantinya akan digunakan pada data pelatihan Backpropagation. Hal ini dikarenakan fungsi aktivasi yang akan digunakan pada metode Backpropagation. Data dinormalisasikan dengan persamaan:

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

Dimana nilai  $X'$  adalah Nilai data ke-n setelah dinormalisasi; nilai  $x$  adalah Nilai data ke-n; nilai  $a$  adalah Data nilai terkecil; dan nilai  $b$  adalah Data nilai Terbesar. Data pelatihan/Training yang sudah di normalisasi dapat dilihat pada Tabel 3 berikut ini:

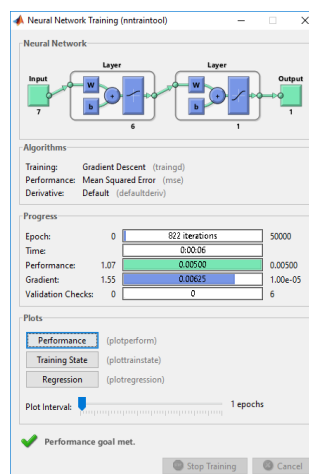
**Tabel 3.** Data Pelatihan Hasil Normalisasi

No	Alternatif	Normalisasi Data Pelatihan						
		Sem 1	Sem 2	Sem 3	Sem 4	Sem 5	Sem 6	Sem 7
1	Mhs 1	0,66200	0,56400	0,53600	0,53200	0,69000	0,57000	0,72800
2	Mhs 2	0,66200	0,62600	0,59400	0,76400	0,76000	0,10000	0,31200
3	Mhs 3	0,82400	0,86800	0,79400	0,83600	0,81000	0,86400	0,81800
4	Mhs 4	0,77600	0,82600	0,73600	0,78400	0,81000	0,79400	0,78200
5	Mhs 5	0,82400	0,84800	0,78200	0,87800	0,81000	0,90000	0,82800
6	Mhs 6	0,82400	0,82600	0,79400	0,86800	0,79000	0,90000	0,85400
7	Mhs 7	0,66200	0,57400	0,10000	0,10000	0,10000	0,10000	0,10000
8	Mhs 8	0,69000	0,60600	0,61800	0,60600	0,69000	0,37000	0,10000
9	Mhs 9	0,42400	0,10000	0,10000	0,10000	0,10000	0,10000	0,10000
10	Mhs 10	0,76600	0,85800	0,75800	0,84800	0,84000	0,87600	0,82800
11	Mhs 11	0,78600	0,66800	0,73600	0,76400	0,84000	0,86400	0,80000
12	Mhs 12	0,81400	0,77400	0,84200	0,77400	0,88000	0,84200	0,87200
13	Mhs 13	0,83400	0,79400	0,70000	0,71000	0,81000	0,80600	0,83600
14	Mhs 14	0,78600	0,26800	0,10000	0,10000	0,10000	0,10000	0,10000
15	Mhs 15	0,80400	0,75200	0,71200	0,76400	0,84000	0,80600	0,82800
16	Mhs 16	0,80400	0,76400	0,84200	0,75200	0,79000	0,81800	0,82800
17	Mhs 17	0,83400	0,83600	0,87600	0,84800	0,81000	0,87600	0,90000
18	Mhs 18	0,71000	0,74200	0,33600	0,13200	0,10000	0,10000	0,10000
19	Mhs 19	0,10000	0,10000	0,10000	0,10000	0,10000	0,10000	0,10000
20	Mhs 20	0,52000	0,47800	0,19400	0,10000	0,10000	0,10000	0,10000
21	Mhs 21	0,79600	0,80600	0,80600	0,78400	0,84000	0,86400	0,80000
22	Mhs 22	0,70000	0,72200	0,74800	0,75200	0,78000	0,78200	0,77200
23	Mhs 23	0,71000	0,73200	0,68800	0,67800	0,81000	0,83000	0,81800
24	Mhs 24	0,81400	0,80600	0,74800	0,74200	0,81000	0,79400	0,79000
25	Mhs 25	0,72800	0,67800	0,72400	0,74200	0,72000	0,71200	0,87200

*Dst...*

### 3.3 Pengujian Backpropagation Dengan Arsitektur 7-6-1

Hasil proses pengujian data pelatihan menggunakan pola arsitektur 7-6-1 dapat dilihat pada gambar 3.

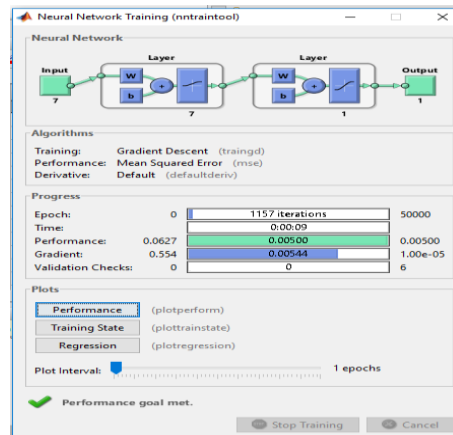


**Gambar 3.** Hasil Pelatihan Backpropagation Dengan Arsitektur 7-6-1

Gambar 3 menunjukkan hasil Testing menggunakan pola 7-6-1 dimana iterasi berhenti pada epoch ke 115 dengan waktu eksekusi selama 0.0 detik dengan hasil MSE adalah 0.00355 dengan perbandingan goal yang telah ditetapkan 0.005 dan learning rate 0.1.

### 3.3 Pengujian Backpropagation Dengan Arsitektur 7-7-1

Hasil proses pengujian data pelatihan menggunakan pola arsitektur 7-7-1 dapat dilihat pada Gambar 4.

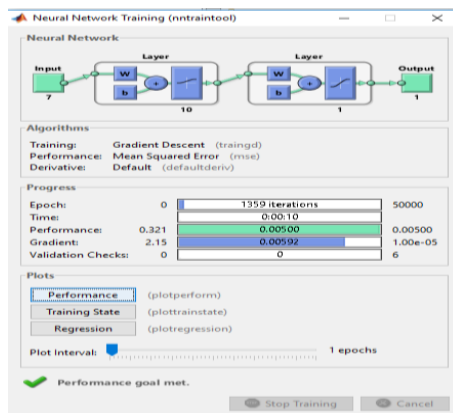


**Gambar 4.** Hasil Pelatihan Backpropagation Dengan Arsitektur 7-7-1

Gambar 4 menunjukkan hasil *Testing* menggunakan pola 7-7-1 dimana iterasi berhenti pada *epoch* ke 1157 dengan waktu eksekusi selama 0.9 detik dengan hasil MSE adalah 0.00611 dengan perbandingan *goal* yang telah ditetapkan 0.005 dan *learning rate* 0.1.

### 3.4 Pengujian Backpropagation Dengan Arsitektur 7-10-1

Hasil proses pengujian data pelatihan menggunakan pola arsitektur 7-10-1 dapat dilihat pada Gambar 5.

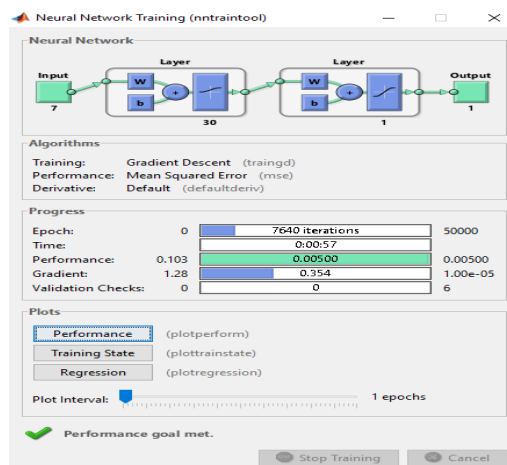


**Gambar 5.** Hasil Pelatihan Backpropagation Dengan Arsitektur 7-10-1

Gambar 5 menunjukkan hasil *Testing* menggunakan pola 7-10-1 dimana iterasi berhenti pada *epoch* ke 1359 dengan waktu eksekusi selama 11 detik dengan hasil MSE adalah 0.00946 dengan perbandingan *goal* yang telah ditetapkan 0.005 dan *learning rate* 0.1.

### 3.5 Pengujian Backpropagation Dengan Arsitektur 7-30-1

Hasil proses pengujian data pelatihan menggunakan pola arsitektur 7-30-1 dapat dilihat pada Gambar 6.



**Gambar 6.** Hasil Pelatihan Backpropagation Dengan Arsitektur 7-30-1



Gambar 6 menunjukkan hasil *Testing* menggunakan pola 7-30-1 dimana iterasi berhenti pada *epoch* ke 7640 dengan waktu eksekusi selama 57 detik dengan hasil MSE adalah 0.00273 dengan perbandingan *goal* yang telah ditetapkan 0.005 dan *learning rate* 0.1.

### 3.6 Rekapitulasi Hasil Pengujian Algoritma Backpropagation

Algoritma *Backpropagation* merupakan algoritma yang akan menghasilkan nilai prediksi terbaik melalui beberapa arsitektur jaringan yang berbeda. Hasil pelatihan dapat berubah-ubah setiap kali *running*. Hal ini dikarenakan waktu *running* tersebut bergantung pada kondisi komputer pada saat *running*. Hasil pelatihan yang didapatkan juga akan berbeda apabila *running* dilakukan dengan komputer yang berbeda. Hal ini dikarenakan spesifikasi komputer sangat berpengaruh terhadap kinerja komputer, secara langsung juga akan berpengaruh terhadap lama waktu pelatihan. Pada pelatihan algoritma *Backpropagation* dengan beberapa simulasi/percobaan arsitektur yang berbeda tetapi parameter *Backpropagation* yang sama, proses pelatihan dan pengujian selesai pada iterasi yang berbeda-beda juga. Pada hasil pengujian data pendaftaran mahasiswa baru, jumlah epoch terkecil diperoleh pada arsitektur 7-7-1 yaitu 218 dengan MSE 0.00355 dan akurasi 76,47 %.

**Tabel 4.** Rekapitulasi Pengujian *Backpropagation*

No	Arsitektur BP	Epoch	Waktu	Akurasi (%)
1	7-6-1	822	0,6	88,57 %
2	7-7-1	1157	0,9	51,94 %
3	7-10-1	1359	11	45,63 %
4	7-30-1	7640	57	11,65 %

## 4. KESIMPULAN

Adapun kesimpulan dari penelitian ini bahwa hasil pelatihan dapat berubah-ubah setiap kali *running*. Hal ini dikarenakan waktu *running* tersebut bergantung pada kondisi komputer, Hasil pelatihan yang didapatkan juga akan berbeda dikarenakan spesifikasi komputer sangat berpengaruh terhadap kinerja komputer, secara langsung juga akan berpengaruh terhadap lama waktu pelatihan. proses pelatihan dan pengujian algoritma *Backpropagation* dengan beberapa simulasi/percobaan arsitektur yang berbeda tetapi parameter *Backpropagation* yang sama, selesai pada iterasi yang berbeda-beda juga. Pada hasil pengujian data pendaftaran mahasiswa baru, jumlah epoch terkecil diperoleh pada arsitektur 7-7-1 yaitu 1157 dengan MSE 0.27958 dan akurasi 88,57% %.

## REFERENCES

- [1] S. Nurmuslimah, "Implementasi Metode Backpropagation Untuk Mengidentifikasi Jenis Biji Kakao Yang Cacat Berdasarkan Bentuk Biji," *J. Ilm. NERO*, vol. Vol. 2, No. no. 2, pp. 91–98, 2016.
- [2] Y. Aprizal, R. I. Zainal, and A. Afriyudi, "Perbandingan Metode Backpropagation dan Learning Vector Quantization (LVQ) Dalam Menggali Potensi Mahasiswa Baru di STMIK PalComTech," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 18, no. 2, pp. 294–301, 2019, doi: 10.30812/matrik.v18i2.387.
- [3] K. T. N. Lestari, M. A. Albar, and R. Afwani, "Penerapan Metode Backpropagation Dalam Memprediksi Jumlah Kunjungan Wisatawan Ke Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB)," *J. Comput. Sci. Informatics Eng.*, vol. 3, no. 1, pp. 39–48, 2019, doi: 10.29303/jcosine.v3i1.236.
- [4] R. J. Djuli, A. Y. Mauko, and M. Boru, "Normalisasi Masukan dan target dinormalisasi dengan membawa data ke bentuk normal dalam rentang nilai antara 0 sampai 1 apabila fungsi aktivasi yang digunakan adalah," *J. Komput. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 53–59, 2018.
- [5] F. Zola, "Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Algoritma Backpropagation Untuk Memprediksi Prestasi Siswa," *J. Teknol. Dan Open Source*, vol. 1, no. 1, pp. 58–72, 2018, doi: 10.36378/jtos.v1i1.12.
- [6] S. Andriyani and N. Sihombing, "Implementasi Metode Backpropagation Untuk Prediksi Harga Jual Kelapa Sawit Berdasarkan Kualitas Buah," *Jurteksi*, vol. 4, no. 2, pp. 155–164, 2018, doi: 10.33330/jurteksi.v4i2.40.
- [7] F. A. Hizham, Y. Nurdiansyah, and D. M. Firmansyah, "Implementasi Metode Backpropagation Neural Network (BNN) dalam Sistem Klasifikasi Ketepatan Waktu Kelulusan Mahasiswa (Studi Kasus: Program Studi Sistem Informasi Universitas Jember)," *Berk. Sainstek*, vol. 6, no. 2, p. 97, 2018, doi: 10.19184/bst.v6i2.9254.
- [8] E. P. Cynthia and E. Ismanto, "Memprediksi Ketersediaan Komoditi Pangan Provinsi Riau," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Univrab*, vol. 2, no. 2, pp. 196–209, 2017.
- [9] E. Kurniawan, H. Wibawanto, and D. A. Widodo, "Implementasi Metode Backpropogation dengan Inisialisasi Bobot Nguyen Widrow untuk Peramalan Harga Saham," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 1, p. 49, 2019, doi: 10.25126/jtiik.201961904.
- [10] I. A. R. Simbolon, F. Yatussa'ada, and A. Wanto, "Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Persentase Penduduk Buta Huruf di Indonesia," *J. Inform. Upgris*, vol. 4, no. 2, 2019, doi: 10.26877/jiu.v4i2.2423.