Sainteks
ISSN: 2686-0546
Volume 21 No 1, April 2024
DOI: 10.30595/sainteks.v21i1.21590 (47-57)

Prediksi Prestasi Belajar Mahasiswa Berdasarkan Faktor Internal dan Eksternal Menggunakan Jaringan *Backpropagation* dengan Klasifikasi *Fuzzy*

Prediction of Student Learning Achievement Based on Internal and External Factors Using Backpropagation Network with Fuzzy Classification

Muftikhah[1], Hindayati Mustafidah[2*]
[1,2]*Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Sains, Universitas Muhammadiyah Purwokerto*

[*]corr-author: h.mustafidah@ump.ac.id

ABSTRAK

Prestasi belajar mahasiswa dapat dilihat berdasarkan nilai indeks prestasi kumulatif (IPK). Indeks prestasi memiliki kategori yang menunjukkan kualitas pendidikan yang ditempuh oleh mahasiswa. Kategori IPK meliputi jelek, cukup, baik, baik sekali, dan memuaskan. Prestasi belajar dipengaruhi oleh beberapa faktor internal seperti motivasi belajar, disiplin belajar, dan kemandirian belajar, dan faktor eksternal seperti lingkungan belajar. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi prestasi belajar mahasiswa berdasarkan faktor internal dan eksternal menggunakan metodologi jaringan syaraf tiruan (JST) yang dikombinasikan dengan logika *fuzzy*. Pengategorian prestasi belajar maupun faktor yang memengaruhinya dilakukan menggunakan metode klasifikasi *fuzzy* dengan pelatihan yang dilakukan oleh JST menggunakan jaringan *backpropagation*. Sumber data yang digunakan yaitu berupa data angket yang diberikan kepada mahasiswa program studi Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Purwokerto yang dikombinasikan dengan data dokumentasi dari bagian akademik di Fakultas Teknik dan Sains Universitas Muhammadiyah Purwokerto. JST melakukan pelatihan pada data faktor internal dan eksternal terhadap data target berupa IPK untuk mendapatkan pola *output*. Data penelitian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80%:20%. Hasil pengujian terhadap model yang dihasilkan oleh jaringan, diperoleh nilai *error* sebesar 6,504 x 10^{-6} dan nilai korelasi mendekati 1 ($R \approx 1$), sehingga dapat disimpulkan bahwa pola *output* yang terbentuk memiliki kesalahan yang sangat kecil dan memiliki korelasi yang sangat erat antara prestasi belajar dengan faktor-faktor yang memengaruhinya. Dengan demikian, model berbasis jaringan syaraf *fuzzy* yang dibangun dapat digunakan untuk menmprediksi prestasi belajar mahasiswa berdasarkan faktor motivasi belajar, disiplin belajar, kemandirian belajar, dan lingkungan belajar.

Kata-kata kunci: klasifikasi *fuzzy*, *backpropagation*, prestasi belajar, faktor internal, faktor eksternal

Sainteks
ISSN: 2686-0546
Volume 21 No 1, April 2024
DOI: 10.30595/sainteks.v21i1.21590 (47-57)

ABSTRACT

The cumulative accomplishment index (GPA) reveals student learning achievements. The achievement index includes areas that reflect the quality of education pursued by pupils. The GPA categories are low, fair, good, excellent, and satisfactory. Learning achievement is influenced by both internal and external elements, including learning motivation, discipline, and independence, as well as the learning environment. The purpose of this study is to predict student learning accomplishment based on internal and external characteristics utilizing an artificial neural network (ANN) methodology paired with fuzzy logic. The fuzzy classification approach is used to categorize learning achievement and the elements that influence it, with training provided by an artificial neural network (ANN) utilizing a backpropagation network. The data source used is questionnaire data provided to students enrolled in the Informatics Engineering study program at Universitas Muhammadiyah Purwokerto (UMP), along with documentation data from the academic section at Faculty of Engineering and Science of UMP. JST trains internal and external factor data against goal data in the form of GPA to produce output patterns. The research data is separated into train and test data in the ratio of 80%:20%. Testing the network's model yielded an error value of 6.504 x 10-6 and a correlation value close to 1 (R≈1), indicating a low error and strong correlation between performance learning and influencing factors. Thus, the developed fuzzy neural network-based model may be utilized to predict student learning accomplishment based on parameters such as learning motivation, learning discipline, learning independence, and learning environment.

Keywords: fuzzy classification; backpropagation; learning achievement; Internal factors; external factors

PENDAHULUAN

Perguruan tinggi merupakan penyelenggara pendidikan akademik bagi mahasiswa yang tentunya tidak lepas kaitannya dengan sebuah kualitas pendidikan. Mahasiswa sebagai produk perguruan tinggi dapat dijadikan sebagai acuan untuk menunjukkan keberhasilan pendidikan. Prestasi belajar mahasiswa dapat dilihat berdasarkan indeks prestasi kumulatif (IPK) yang diperoleh mahasiswa (Janitra, 2021). Secara umum, prestasi belajar mahasiswa ditentukan oleh dua faktor yaitu faktor internal seperti motivasi, disiplin belajar, kemandirian belajar dan faktor eksternal seperti lingkungan belajar. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Chaerani (2017) disebutkan bahwa terdapat pengaruh antara efikasi diri, motivasi belajar dan kemandirian belajar terhadap prestasi belajar mahasiswa. Demikian juga dalam penelitian Fitri (2018) juga menyebutkan bahwa disiplin belajar dan lingkungan belajar berpengaruh secara signifikan terhadap prestasi belajar. Selain itu, disebutkan pula bahwa kemandirian belajar, minat belajar, disiplin belajar, dan lingkungan belajar bersama-sama berpengaruh secara signifikan terhadap prestasi belajar mahasiswa (Rahayu, 2017). Tokan & Imakulata (2019) juga telah melaporkan bahwa motivasi intrinsik berpengaruh langsung terhadap perilaku belajar dan keduanya berpengaruh langsung terhadap prestasi belajar mahasiswa.

Soft Computing sebagai hasil perkembangan teknologi perangkat lunak computer yang merupakan bagian dari sistem cerdas yang merupakan suatu model pendekatan untuk melakukan komputasi dengan meniru akal manusia dan memiliki kemampuan untuk menalar dan belajar pada lingkungan yang penuh dengan ketidakpastian dan ketidaktepatan

(Kusumadewi & Hartati, 2006). Komponen utama pembentuk *soft computing* adalah sistem *fuzzy (fuzzy system*), jaringan syaraf (*neural network*), algoritma evolusioner (*evolutionary algorithm*), dan penalaran dengan probabilitas (*probabilistic reasoning*). Kombinasi dari beberapa komponen *soft computing* juga telah banyak digunakan yang disebut sebagai sistem hibrid, misalnya kombinasi antara sistem fuzzy dan jaringan syaraf atau yang dikenal dengan jaringan syaraf *fuzzy* atau *fuzzy neural network* (FNN). Sistem *fuzzy* merupakan suatu cara untuk memetakan suatu ruang *input* ke dalam suatu ruang *output*, sedangkan jaringan syaraf tiruan (JST) merupakan suatu sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan syaraf manusia. Sistem hibrid FNN adalah logika *fuzzy* yang didasarkan pada jaringan syaraf yang merupakan suatu model yang dilatih menggunakan jaringan syaraf, namun struktur jaringannya diinterpretasikan dengan sekelompok aturan-aturan *fuzzy* (Kasabov & Kasabov, 2003). FNN merupakan jaringan syaraf yang di-*fuzzy*-kan terlebih dahulu, dan selanjutnya sudah merupakan suatu jaringan utuh.

Beberapa penelitian terkait logika *fuzzy* dan jaringan syaraf tiruan telah dilaksanakan, di antaranya yaitu Parmanda (2020) telah menerapkan *fuzzy backpropagation* untuk mendiagnosa penyakit kejiwaan *skizofrenia*, dengan jenis klasifikasi berupa *skizofrenia* paranoid, *skizofrenia* hebefrenik, *skizofrenia* katatonik, dan *skizofrenia* residual. Alshanqiti & Namoun (2020) telah melakukan uji coba pendekatan regresi hibrida dan klasifikasi multi-label yang digunakan untuk memprediksi kinerja siswa dan faktor-faktor yang mempengaruhinya. Model regresi hibrida dilakuka dengan menggabungkan tiga teknik pembobotan dinamis, yaitu *collaborative filtering*, *fuzzy set rules*, dan *lasso linear regression*.

Dalam penelitian ini dikembangkan model berbasis jaringan syaraf *fuzzy* untuk memprediksi prestasi belajar mahasiswa yang dicerminkan melalui IPK berdasarkan faktor internal dan faktor eksternal menggunakan metode jaringan syaraf *fuzzy*. Penelitian ini mengacu pada penelitian (Mustafidah & Hartati, 2009) yang menerapkan klasifikasi *FNN* dalam memprediksi IPK berdasarkan NEM, kedisiplinan belajar, dan motivasi belajar. Perbedaan penelitian dengan penelitian tersebut ialah terkait dengan variabel, responden, waktu, dan lokasi. Variabel yang digunakan yaitu motivasi belajar, disiplin belajar, kemandirian belajar, dan lingkungan belajar.

METODE PENELITIAN

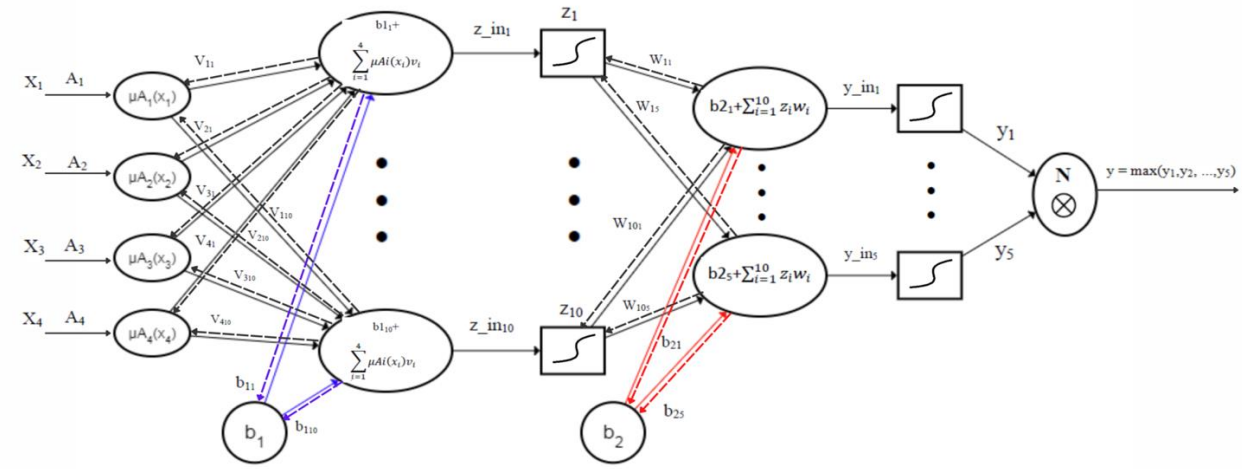
Penelitian ini merupakan penelitian pengembangan perangkat lunak komputer dengan masukan data berupa motivasi belajar, disiplin belajar, kemandirian belajar, lingkungan belajar dan menghasilkan keluaran berupa hasil prediksi klasifikasi prestasi belajar mahasiswa. Pengategorian prestasi belajar maupun faktor yang memengaruhinya dilakukan menggunakan metode klasifikasi *fuzzy* dengan pelatihan yang dilakukan oleh JST menggunakan jaringan *backpropagation.* Sumber data yang digunakan yaitu berupa data angket yang diberikan kepada mahasiswa program studi Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Purwokerto yang dikombinasikan dengan data dokumentasi dari bagian akademik di Fakultas Teknik dan Sains Universitas Muhammadiyah Purwokerto. JST melakukan pelatihan pada data faktor internal dan eksternal terhadap data target berupa IPK untuk mendapatkan pola *output*. Data penelitian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80%:20%.

1. Desain Model Jaringan *Backpropagation*

Desain model jaringan *backpropagation* disampaikan pada Gambar 1 dengan neuron $X_1 – X_4$ pada lapisan input adalah faktor internal dan eksternal yang memengaruhi

Sainteks
ISSN: 2686-0546
Volume 21 No 1, April 2024
DOI: 10.30595/sainteks.v21i1.21590 (47-57)

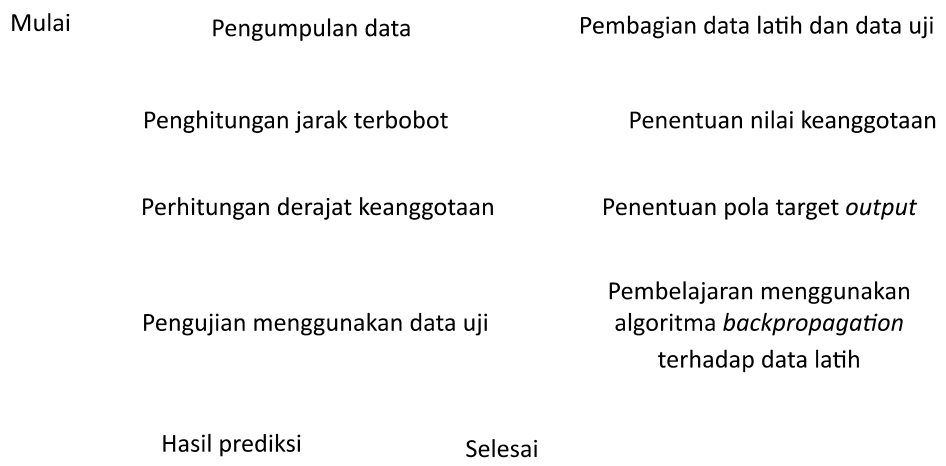
prestasi belajar, 1 lapisan tersembunyi (dengan 10 *neuron*) yaitu Z_1, Z_2, Z_3, ..., dan Z_{10}, dan 1 lapisan output (dengan 5 neuron) yaitu y_1, y_2, y_3, y_4, y_5. Fungsi aktivasi yang digunakan antara lapisan input dan output adalah fungsi aktivasi *sigmoid* biner.



Gambar 1. Arsitektur jaringan *backpropagation* dengan 4 neuron pada lapisan *input*, 10 neuron pada lapisan tersembunyi dan 5 neuron pada lapisan *output*

2. Tahapan Pengembangan Model

Model berbasis FNN dikembangkan sesuai dengan tahapan pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahapan pengembangan model

- Data penelitian berupa data primer yang diperoleh dari kuesioner melalui *Google Form* yang diisi oleh mahasiswa program studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Purwokerto. Teknik pengambilan sampel menggunakan *purposive sampling* dan berhasil terkumpul sebanyak 28% (120 data mahasiswa) dari jumlah populasi mahasiswa angkatan 2018, 2019 dan 2020 yang berjumlah 416 mahasiswa.
- Data yang terkumpul selanjutnya dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80%:20%. Pembagian persentase ini dinilai memiliki tingkat akurasi yang cukup besar dalam melakukan klasifikasi (Parmanda, 2020).

Sainteks
ISSN: 2686-0546
Volume 21 No 1, April 2024
DOI: 10.30595/sainteks.v21i1.21590 (47-57)

- Penentuan nilai keanggotaan menggunakan persamaan (1) berikut.

$$\mu(x) = \begin{cases} 0; & x \leq \alpha \\ 2\big((x-\alpha)\,/\,(\gamma-\alpha)\big)^2; & \alpha \leq x \leq \beta \\ 1-2((\gamma-x)/(\gamma-\alpha))^2; & \beta \leq x \leq \gamma \\ 1; & x \geq \gamma \end{cases} \quad (1)$$

Keterangan:

α adalah batas bawah yang memiliki nilai keanggotaan nol
γ adalah adalah batas atas yang memiliki nilai keanggotaan lengkap
β adalah titik infleksi

- Klasifikasi dilakukan pada sekelompok pola, X = {x_1,x_2, x_3, x_4, x_5} dalam 5 kelas, dengan demikian terdapat 5 neuron pada lapisan *output*. Untuk melakukan klasifikasi pada target pembelajaran dengan menggunakan derajat keanggotaan pada neuron *output*, maka sebelumnya harus dicari terlebih dahulu nilai jarak terbobot. Menghitung jarak terbobot pola pelatihan ke-k, x_k, terhadap kelas ke-k menggunakan persamaan (2), dengan sebelumnya mencari nilai m_{kj} dan v_{kj} menggunakan persamaan (3) dan (4).

$$z_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^{n}\left[\frac{x_{ij}-m_{kj}}{v_{k_j}}\right]^2} \qquad ; k = 1, \dots, p \quad (2)$$

Keterangan :

z_{ik} adalah jarak terbobot pola pelatihan ke-i kelas ke-k
X_{ij} adalah nilai komponen ke-j dari pola ke-i
m_{kj} adalah rata-rata dari kelas ke-k
v_{kj} adalah standar deviasi dari kelas ke-k

$$x = \frac{\sum_{j=1}^{n} x_i}{n}\,, dengan\ k = 1, \dots . p \quad (3)$$

Keterangan:
m atau x adalah rata-rata nilai data
x_i adalah nilai data ke –i
n adalah jumlah keseluruhan data terhadap kelas ke-k

$$s^2 = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{n}(x_i - x)^2}{N-1}}\,, \qquad dengan\ k = 1, \dots . p \quad (4)$$

Keterangan :
s^2 adalah nilai varians data
x adalah nilai rata-rata nilai data
x_i adalah nilai data ke-i
N adalah nilai jumlah data

- Menghitung derajat keanggotaan pola ke-i pada kelas C_k untuk mendapatkan p vektor derajat keanggotaan [$\mu_1(x_1)$, $\mu_2(x_2)$, $\mu_3(x_3)$, $\mu_4(x_4)$, $\mu_5(x_5)$] menggunakan persamaan (5).

Sainteks
ISSN: 2686-0546
Volume 21 No 1, April 2024
DOI: 10.30595/sainteks.v21i1.21590 (47-57)

$$\mu_k(x_i) = \frac{1}{1+\left[\frac{z_{ik}}{f_d}\right]^{f_e}} \quad ; k = 1, \dots, p \tag{5}$$

Keterangan :

$\mu_k(x_i)$ adalah derajat keanggotaan pola pelatihan ke-i kelas ke-k
z_{ik} adalah jarak terbobot pola pelatihan ke-i kelas ke-k
f_d *dan* f_e adalah konstanta yang akan mengendalikan tingkat kekaburan pada himpunan keanggotaan kelas tersebut

Pada kasus paling *fuzzy*, digunakan operator INT (*intensified*) seperti yang ditunjukkan pada persamaan (6).

$$\mu_{INT}(x_i) = \begin{cases} 2[\mu_k(x_i)]^2 & ; \ 0 \le \mu_k(x_i) \le 0{,}5 \\ 1 - 2[1-\mu_k(x_i)]^2 & ; \ 0{,}5 < \mu_k(x_i) \le 1 \end{cases} \tag{6}$$

- Menentukan pola target *output* ke-k dengan persamaan (7).

$$d_{k=} \begin{cases} \mu_{INT(k)}(x_i) & ; \text{ untuk kasus paling fuzzy} \\ \mu_k(x_i) & ; \text{ yang lainnya} \end{cases} \tag{7}$$

dengan $0 \le d_k \le 1$ untuk setiap k

- Melakukan pembelajaran menggunakan algoritma pembelajaran *backpropagation* terhadap data latih.
- Menguji dan mengimplementasikan model menggunakan data uji untuk kemudian dihasilkan luaran berupa prediksi kategori prestasi belajar mahasiswa.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut data penelitian yang didapatkan seperti tersaji pada Tabel 2. Data terdiri dari data masukan dan data target yaitu motivasi belajar, disiplin belajar, kemandirian belajar, dan lingkungan belajar sebagai data masukan, sedangkan IPK merupakan data target. Data dipilah menjadi 96 data latih dan 24 sebagai data uji.

Tabel 2. Data Motivasi Belajar, Disiplin Belajar, Kemandirian Belajar, Lingkungan Belajar, dan IPK

Data Ke-	Motivasi Belajar (X_1)	Disiplin Belajar (X_2)	Kemandirian Belajar (X_3)	Lingkungan Belajar (X_4)	IPK (Y)
1	2,50	3,00	3,50	2,82	1,92
2	2,50	2,63	2,40	2,27	1,97
3	2,75	3,56	3,70	3,86	3,58
...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...
120	3,25	4,25	4,65	4,32	3,50

Pengategorian data IPK dilakukan berdasarkan kaidah: (1) Jelek jika 0≤IPK<2; (2) Cukup jika 2≤IPK<2,5; (3) Baik jika 2,5≤IPK<3,0; (4) Baik Sekali jika 3,0≤IPK<3,5; dan

(5) Memuaskan jika 3,5≤IPK≤4,0. Nilai keanggotaan berdasarkan batas bawah dan batas atas pada variabel masukan disusun menggunakan kaidah sebagai berikut:

- Jika motivasi belajar kurang dari 2 maka akan bernilai 0, dan jika lebih dari 3 akan bernilai 1
- Jika skor disiplin belajar kurang dari 2 maka bernilai 0, dan jika skor lebih dari 4 maka bernilai 1
- Jika skor kemandirian belajar kurang dari 2 akan bernilai 0, dan jika lebih dari 4 akan bernilai 1
- Jika skor lingkungan belajar kurang dari 2 akan bernilai 0, dan jika lebih dari 4 akan bernilai 1

Penentuan nilai motivasi belajar, disiplin belajar, kemandirian belajar dan lingkungan belajar didasarkan pada persamaan (1) seperti berikut:

- variabel X_1 (Motivasi Belajar), $\alpha = 2$, $ß = 2.5$, $\gamma = 3$
- variabel X_2 (Disiplin Belajar), $\alpha = 2$, $ß = 3$, $\gamma = 4$
- variabel X_3 (Kemandirian Belajar), $\alpha = 2$, $ß = 3$, $\gamma = 4$
- variabel X_4 (Lingkungan Belajar), $\alpha = 2$, $ß = 3$, $\gamma = 4$

Derajat keanggotaan dan pola data latih yang diperoleh disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Derajat Keanggotaan Dan Pola Data Latih

Data ke-	Motivasi Belajar (X_1)	Disiplin Belajar (X_2)	Kemandirian Belajar (X_3)	Lingkungan Belajar (X_4)	Target(T)
1	0,5	0,50	0,88	0,33	1
2	0,5	0,20	0,08	0,04	1
3	0,72	0,5	0,90	1	5
...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...
120	0,62	1	1	1	4

Dengan menggunakan persamaan (2)-(4) diperoleh jarak terbobot pada setiap pola pelatihan sebagaimana pada Tabel 4. Nilai C_1, C_2, C_3, C_4, C_5 menunjukkan hasil dari proses klasifikasi jarak terbobot pada pola ke-i . Makna dari setiap klasifikasi yaitu C_1: jelek; C_2: cukup; C_3: baik; C_4: baik sekali; dan C_5: memuaskan.

Tabel 4. Jarak Terbobot Pada Pola Data Latih

Data ke-	Jarak Terbobot (z_i)				
	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
1	0.3318	0.7668	0.7984	0.7788	0.8578
2	0.6107	14.422	13.775	14.287	15.152
3	0.8405	0.2600	0.5087	0.4485	0.4938
..	...	...	...	...	...
..	...	...	...	...	...
120	10.062	0.3311	0.3765	0.3196	0.3165

Derajat keanggotaan pola ke-i pada setiap kelas C_k dihitung menggunakan persamaan (5) dan untuk kasus paling *fuzzy* digunakan operator INT (*intensified*) pada persamaan (6) dengan hasil seperti pada Tabel 5. Dengan menggunakan persamaan (7), diperoleh pola secara lengkap antara neuron *input* dengan targetnya yang ditunjukkan oleh

Sainteks
ISSN: 2686-0546
Volume 21 No 1, April 2024
DOI: 10.30595/sainteks.v21i1.21590 (47-57)

Tabel 6. Nilai T_1, T_2, T_3, T_4, T_5 menunjukkan nilai target dari klasifikasi pada pola ke-i, yaitu T_1: jelek; T_2: cukup; T_3: baik; T_4: baik sekali; dan T_5: memuaskan.

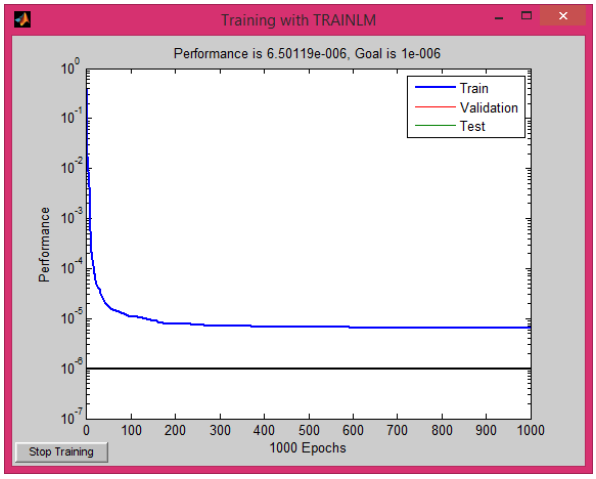
Tabel 5. Derajat keanggotaan kelas data

Data ke-	Derajat Keanggotaan (μ_i)				
	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
1	0.9803	0.7258	0.6969	0.7149	0.6406
2	0.8524	0.2108	0.2382	0.2162	0.1841
3	0.6572	0.9920	0.9155	0.9439	0.9231
..	...	...	...	...	...
..	...	...	...	...	...
120	0.4938	0.9805	0.9692	0.9828	0.9834

Tabel 6. Pola data masukan bersesuaian dengan pola data keluaran

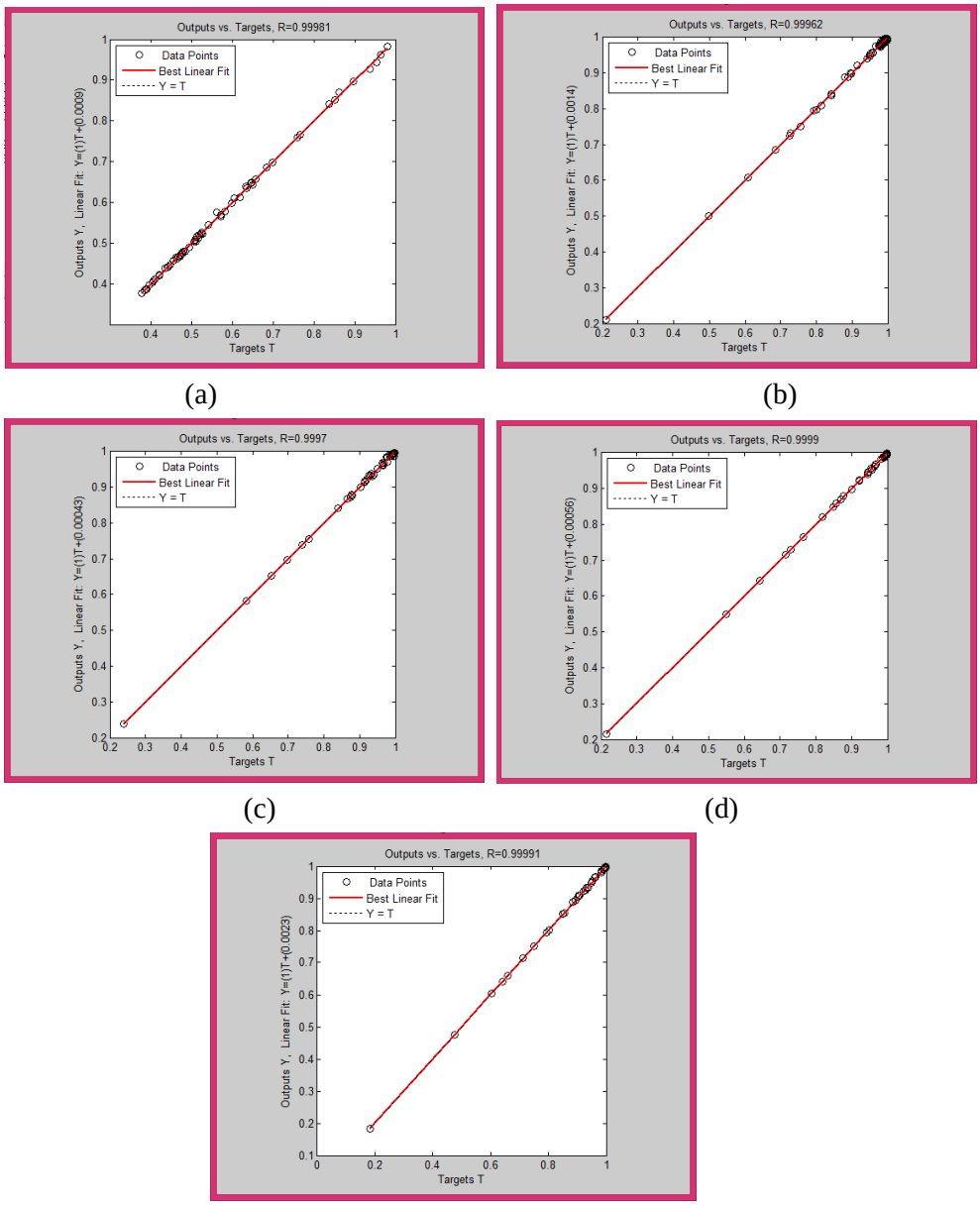
Data ke-	Pola Input				Pola Output				
	X_1	X_2	X_3	X_4	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5
1	0,5	0,50	0,88	0,33	0.9803	0.7258	0.6969	0.7149	0.6406
2	0,5	0,20	0,08	0,04	0.8524	0.2108	0.2382	0.2162	0.1841
3	0,72	0,5	0,90	1	0.6572	0.9920	0.9155	0.9439	0.9231
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
120	0,62	1	1	1	0.4938	0.9805	0.9692	0.9828	0.9834

Implementasi pelatihan pada jaringan syaraf tiruan dalam pembelajaran *backpropagation* pada kasus ini digunakan alat bantu bahasa pemrograman MATLAB menggunakan algoritma *levenberg-marquardt*. Parameter yang digunakan yaitu maksimum epoh = 1000; toleransi *error* sebesar 10^{-6} dan laju pembelajaran = 1. Pada tahap ini, implementasi dilakukan pada data latih dan diperoleh *mean square error* (MSE) sebesar 6,501 x 10^{-6} sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3. Selain MSE, didapatkan pula grafik korelasi antara output jaringan dengan target untuk setiap kelas data (Gambar 4).



Gambar 3. Grafik MSE pada data latih

Sainteks
ISSN: 2686-0546
Volume 21 No 1, April 2024
DOI: 10.30595/sainteks.v21i1.21590 (47-57)



Gambar 4. Grafik korelasi antara *output* dan target kelas jelek (a); cukup (b); baik (c); baik sekali (d); memuaskan (e)

Berdasarkan Gambar 3 dan 4 menunjukkan nilai yang hampir sama antara target dengan *output* jaringan, terlihat dengan nilai R yang mendekati 1 yang berarti dapat dinyatakan bahwa nilai koefisien korelasi (R)≈1. Kategori prestasi belajar sebagai hasil klasifikasi target maupun *output* jaringan ditentukan menggunakan operator OR seperti pada Tabel 7. *Output* jaringan diperoleh dengan mengambil kelas yang memiliki derajat keanggotaan terbesar atau nilai maksimum. Berdasarkan perhitungan yang dilakukan oleh model, diperoleh hasil *output* jaringan memiliki nilai yang hampir sama dengan target. Di sinilah letak eror terjadi yang mengakibatkan nilai R≈1.

Sainteks
ISSN: 2686-0546
Volume 21 No 1, April 2024
DOI: 10.30595/sainteks.v21i1.21590 (47-57)

Tabel 7. Hasil implementasi pada data latih

Data ke-	Derajat Keanggotaan (μi)					Target	Keluaran Jaringan
	C1	C2	C3	C4	C5		
1	0.9803	0.7258	0.6969	0.7149	0.6406	1	1
2	0.8524	0.2108	0.2382	0.2162	0.1841	1	1
3	0.6572	0.9920	0.9155	0.9439	0.9231	5	2
...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...
96	0.4938	0.9805	0.9692	0.9828	0.9834	4	4

Karena model memiliki akurasi yang ditunjukkan dengan nilai korelasi yang cukup tinggi yaitu mendekati 1, maka model dapat diimplementasikan menggunakan data uji. Implementasi model dilakukan menggunakan 24 data uji dan menghasilkan prediksi prestasi mahasiswa sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Pengujian Model

Data Ke-	Hasil Simulasi					Target	Kecenderungan Klasifikasi Prestasi
	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5		
1	0,4924	0,9889	0,9918	0,9953	0,9949	4	Baik Sekali
2	0,3768	0,9812	0,9913	0,9970	0,9981	5	Memuaskan
3	0,3768	0,9812	0,9913	0,9970	0,9981	5	Memuaskan
4	0,3874	0,9823	0,9917	0,9970	0,9979	5	Memuaskan
5	0,3902	0,9804	0,9918	0,9970	0,9979	5	Memuaskan
6	0,4038	0,9837	0,9923	0,9969	0,9977	5	Memuaskan
7	0,3768	0,9812	0,9913	0,9970	0,9981	5	Memuaskan
8	0,3768	0,9812	0,9913	0,9970	0,9981	5	Memuaskan
9	0,3768	0,9812	0,9913	0,9970	0,9981	5	Memuaskan
10	0,3768	0,9812	0,9913	0,9970	0,9981	5	Memuaskan
11	0,3842	0,9821	0,9916	0,9971	0,9980	5	Memuaskan
12	0,6233	0,9938	0,9962	0,9971	0,9946	4	Baik Sekali
13	0,4380	0,9752	0,9923	0,9963	0,9970	5	Memuaskan
14	0,3775	0,9812	0,9913	0,9970	0,9981	5	Memuaskan
15	0,3785	0,9812	0,9916	0,9971	0,9981	5	Memuaskan
16	0,3768	0,9812	0,9913	0,9970	0,9981	5	Memuaskan
17	0,5552	0,8527	0,7157	0,7493	0,7433	2	Cukup
18	0,6229	0,9286	0,9745	0,9776	0,9706	4	Baik Sekali
19	0,3905	0,9812	0,9935	0,9974	0,9982	5	Memuaskan
20	0,3768	0,9812	0,9913	0,9970	0,9981	5	Memuaskan
21	0,6636	0,9747	0,9939	0,9939	0,9905	4	Baik Sekali
22	0,7969	0,9039	0,7488	0,7636	0,7143	2	Cukup
23	0,5870	0,9859	0,9931	0,9955	0,9939	4	Baik Sekali
24	0,3768	0,9812	0,9913	0,9970	0,9981	5	Memuaskan

KESIMPULAN

Model berbasis jaringan syaraf fuzzy telah berhasil dibangun dengan mengimplementasikan algoritma pembelajaran *backpropagation* dan klasifikasi *fuzzy*. Model ini ditujukan untuk memprediksi prestasi belajar berdasarkan faktor internal yang meliputi motivasi belajar, disiplin belajar, dan kemandirian belajar, serta faktor eksternal yaitu lingkungan belajar. Hasil pengujian terhadap model yang dihasilkan diperoleh nilai *error* sebesar 6,504 x 10^{-6} dan nilai korelasi (R) mendekati 1 (R≈1), sehingga dapat disimpulkan bahwa pola *output* yang terbentuk memiliki kesalahan yang sangat kecil terhadap target dan memiliki korelasi yang sangat erat antara prestasi belajar dengan factor-faktor yang memengaruhinya. Dengan demikian, model berbasis jaringan syaraf *fuzzy* yang dibangun dapat digunakan untuk memprediksi prestasi belajar mahasiswa berdasarkan empat faktor tersebut. Karena terdapat faktor lain yang memengaruhi prestasi belajar, maka penelitian ini dapat dilanjutkan dengan menambahkan faktor lain seperti kondisi ekonomi, suasana belajar, dan yang lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

Alshanqiti, A., & Namoun, A. (2020). Predicting student performance and its influential factors using hybrid regression and multi-label classification. *Ieee Access*, *8*, 203827–203844. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3036572

Chaerani, M. (2017). Pengaruh Efikasi Diri dan Motivasi Belajar terhadap Kemandirian Belajar Implikasinya terhadap Prestasi Belajar Mahasiswa. *Jurnal Sains Ekonomi Dan Edukasi*, *5*(1), 31–40.

Fitri, M. (2018). *Pengaruh Disiplin Belajar dan Lingkungan Belajar Terhadap Prestasi Belajar Mata Pelajaran Ekonomi Siswa Kelas X SMA Panca Budi Medan Tahun Ajaran 2017/2018*. University of Medan.

Janitra, M. (2021, June 17). *Penjelasan Lengkap Tentang IPK dan Cara Menghitungnya*. Https://Www.Quipper.Com/Id/Blog/Quipper-Campus/Campus-Life/n-Cara-Menghitung-Ipk/.

Kasabov, N., & Kasabov, N. (2003). Evolving Neuro-Fuzzy Inference Systems. *Evolving Connectionist Systems: Methods and Applications in Bioinformatics, Brain Study and Intelligent Machines*, 99–123.

Kusumadewi, S., & Hartati, S. (2006). *Neuro-Fuzzy : Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Graha Ilmu.

Mustafidah, H., & Hartati, S. (2009). Klasifikasi Fuzzy Menggunakan Jaringan Backpropagation (Studi Kasus Prediksi Prestasi Mahasiswa Berdasarkan Nem, Kedisiplinan, Dan Motivasi). *Prosiding Seminar Internasional Hasil-Hasil Penelitian*, 1–16.

Parmanda, R. (2020). *Penerapan Fuzzy Backpropagation dalam Mendiagnosa Penyakit Kejiwaan Skizofrenia*. Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.

Rahayu, F. (2017). *PENGARUH KEMANDIRIAN BELAJAR, MINAT BELAJAR, DISIPLIN BELAJAR DAN LINGKUNGAN BELAJAR TERHADAP HASIL BELAJAR SISWA Fitri Rahayu*. STKI PGRI Tulungagung.

Tokan, M. K., & Imakulata, M. M. (2019). The effect of motivation and learning behaviour on student achievement. *South African Journal of Education*, *39*(1), 1–8. https://doi.org/https://doi.org/10.15700/saje.v39n1a1510