
ANALISIS JARINGAN SYARAF TIRUAN UNTUK KLASIFIKASI KELULUSAN MAHASISWA BERDASARKAN DATA AKADEMIK MENGGUNAKAN ALGORITMA *PERCEPTRON*

Dini Farhatun¹, Azrai Sirait²

Universitas Asahan, Kisaran

e-mail: ¹dinitanjung256@gmail.com, ²azraimu3@gmail.com

Abstract : This study aims to analyze and classify student graduation based on academic data using the Artificial Neural Network (ANN) method with the Perceptron algorithm. The background of this research is the low rate of on-time student graduation caused by differences in students' academic achievements during their studies. The academic data used in this research include Grade Point Average (GPA), total passed credits, and total failed credits. The study was conducted using data from Informatics Engineering students of Universitas Asahan class of 2021. The research method used is a quantitative method with stages including data preprocessing, classification target determination, weight initialization, perceptron training process, activation function calculation, error evaluation, and weight updating until convergence is achieved. The dataset was divided into training data and testing data to evaluate the model's ability to classify student graduation into two categories, namely on-time graduation and delayed graduation. The system was developed using the PHP programming language and MySQL database and designed using Unified Modeling Language (UML). The results of this study indicate that the Artificial Neural Network method with the Perceptron algorithm is capable of classifying student graduation based on academic data effectively. The perceptron model is able to recognize the relationship patterns between GPA, passed credits, and failed credits variables toward student graduation status. The developed system can also assist the study program in academic evaluation and decision-making processes related to improving the quality of student graduation.

Keywords: Artificial Neural Network, Perceptron, Classification, Student Graduation, Academic Data.

Abstrak : Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan kelulusan mahasiswa berdasarkan data akademik menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma *Perceptron*. Permasalahan yang melatarbelakangi penelitian ini adalah masih rendahnya tingkat kelulusan mahasiswa tepat waktu yang dipengaruhi oleh perbedaan capaian akademik mahasiswa selama masa perkuliahan. Data akademik yang digunakan dalam penelitian ini meliputi Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), jumlah SKS Lulus, dan SKS Tidak Lulus. Penelitian dilakukan pada data mahasiswa Fakultas Teknik Informatika Universitas Asahan angkatan 2021. Metode penelitian yang digunakan adalah metode kuantitatif dengan tahapan preprocessing data, penentuan target klasifikasi, inisialisasi bobot, proses pelatihan *perceptron*, perhitungan fungsi aktivasi, evaluasi error, dan pembaruan bobot hingga mencapai kondisi konvergen. Data penelitian dibagi menjadi data training dan data testing untuk menguji kemampuan model dalam melakukan klasifikasi kelulusan mahasiswa ke dalam dua kategori, yaitu lulus tepat waktu dan lulus tidak tepat waktu. Sistem dibangun menggunakan bahasa pemrograman PHP dan database MySQL serta dirancang menggunakan *Unified Modeling Language* (UML). Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan algoritma *Perceptron* mampu melakukan klasifikasi kelulusan mahasiswa berdasarkan data akademik secara baik. Model *perceptron* dapat mengenali pola hubungan antara variabel IPK, SKS Lulus, dan SKS Tidak Lulus terhadap status kelulusan mahasiswa. Sistem yang dibangun juga mampu membantu pihak program studi dalam melakukan

evaluasi akademik dan pengambilan keputusan terkait peningkatan kualitas kelulusan mahasiswa.

Kata kunci: Jaringan Syaraf Tiruan, Perceptron, Klasifikasi, Kelulusan Mahasiswa, Data Akademik.

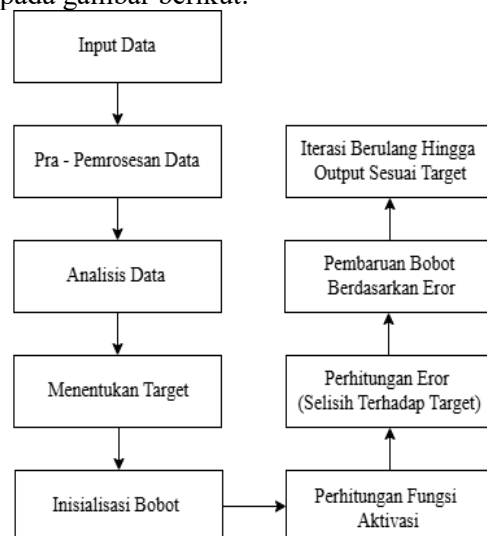
PENDAHULUAN

Kelulusan mahasiswa merupakan salah satu indikator keberhasilan perguruan tinggi. Namun, jumlah mahasiswa baru sering kali tidak sebanding dengan jumlah lulusan setiap tahunnya. Dalam pendidikan tinggi, mahasiswa menjadi faktor penting dalam kemajuan program studi (Renyut et al., 2022). Berdasarkan data akademik mahasiswa Fakultas Teknik Informatika Universitas Asahan, terdapat perbedaan capaian akademik yang terlihat dari nilai IPK, jumlah SKS lulus, dan SKS tidak lulus. Perbedaan tersebut memengaruhi tingkat keberhasilan studi dan kelulusan mahasiswa, sehingga diperlukan analisis data akademik yang lebih optimal untuk mengidentifikasi pola kelulusan secara sistematis dan akurat.

Permasalahan kelulusan mahasiswa dipengaruhi oleh berbagai faktor akademik, seperti Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), Indeks Prestasi Semester (IPS), jumlah Satuan Kredit Semester (SKS), dan lama masa studi. Hasil pengelompokan menggunakan metode K-Means menunjukkan bahwa masih terdapat mahasiswa dengan performa akademik rendah yang berpotensi mengalami keterlambatan kelulusan (Rahman et al., 2023). Kemampuan metode klasifikasi dalam menganalisis kelulusan mahasiswa juga telah dibuktikan oleh (Crismayella et al., 2023), di mana kombinasi algoritma C5.0 dan Adaboost mampu meningkatkan akurasi klasifikasi kelulusan dari 70% menjadi 82,14%. Selain itu, (Rafelin et al., 2024) menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes efektif digunakan untuk mengklasifikasikan ketepatan waktu kelulusan mahasiswa dengan tingkat akurasi sebesar 75%. Hasil-hasil tersebut menunjukkan bahwa metode data mining

dapat dimanfaatkan untuk mengidentifikasi pola dan memprediksi kelulusan mahasiswa secara lebih akurat.

Berdasarkan permasalahan dalam menganalisis dan mengidentifikasi pola kelulusan mahasiswa serta didukung oleh hasil penelitian terdahulu, penelitian ini bertujuan untuk membangun sebuah model klasifikasi kelulusan mahasiswa berdasarkan data akademik. Sistem ini menerapkan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) menggunakan algoritma *Perceptron* dengan tiga variabel input, yaitu Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), jumlah SKS lulus, dan jumlah SKS tidak lulus, untuk menghasilkan output berupa klasifikasi kelulusan mahasiswa ke dalam kategori "Lulus Tepat Waktu" dan "Lulus Tidak Tepat Waktu". Diharapkan sistem ini dapat membantu pihak program studi atau fakultas dalam mengidentifikasi pola kelulusan mahasiswa secara lebih akurat, sehingga mempermudah proses evaluasi akademik serta pengambilan keputusan dalam upaya meningkatkan kualitas pendidikan dan tingkat kelulusan mahasiswa. Struktur kerja sistem klasifikasi yang dibangun dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 1 Kerangka Kerja

METODE

Tahapan Analisis

Analisis data pada penelitian ini diawali dengan pengumpulan dan pengolahan data akademik mahasiswa yang terdiri dari tiga atribut, yaitu IPK (X1), SKS Lulus (X2), dan SKS Tidak Lulus (X3). Dataset yang digunakan dibagi menjadi data training sebanyak 71 data dan data testing sebanyak 20 data, dengan dua kelas target yaitu lulus tepat waktu (1) dan lulus tidak tepat waktu (0). Sebelum proses pelatihan dilakukan, data dinormalisasi menggunakan metode Min-Max Normalization untuk menyamakan rentang nilai setiap atribut. Selanjutnya dilakukan inisialisasi bobot awal dan bias, kemudian model dilatih menggunakan parameter learning rate 0,1, maksimum epoch 1000, dan error tolerance 0,1. Proses pelatihan dilakukan melalui perhitungan feedforward, evaluasi error, serta pembaruan bobot dan bias hingga diperoleh model yang mampu mengenali pola data. Model yang telah terbentuk kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan data pengujian dan mengevaluasi kemampuan klasifikasi kelulusan mahasiswa.

Implementasi Algoritma *Perceptron*

Analisis keputusan kelulusan mahasiswa diklasifikasikan ke dalam 2 kelas keluaran (output), yaitu Lulus Tidak Tepat Waktu dan Lulus Tepat Waktu. Melalui algoritma Single Layer *Perceptron*, nilai akademik mahasiswa yang terdiri dari IPK, SKS lulus, dan SKS tidak lulus terlebih dahulu dinormalisasi menggunakan metode Min-Max Normalization. Selanjutnya, data yang telah dinormalisasi diproses menggunakan bobot dan bias hasil pelatihan untuk menghasilkan nilai weighted sum (Z). Nilai tersebut kemudian diproses menggunakan fungsi aktivasi sigmoid untuk menghasilkan nilai output dalam rentang 0 sampai 1. Keputusan akhir sistem ditentukan berdasarkan nilai output yang diperoleh menggunakan ambang batas (threshold)

sebesar 0,5. Hasil pengujian menghasilkan nilai output sebesar 0,7613, yang kemudian dipetakan ke dalam kelas keluaran yang telah ditentukan. Karena nilai output tersebut lebih besar dari 0,5, maka sistem mengklasifikasikan data ke dalam kategori Lulus Tepat Waktu. Keputusan final kelulusan mahasiswa ditetapkan berdasarkan hasil klasifikasi tersebut dan selanjutnya dibandingkan dengan target aktual untuk mengetahui ketepatan prediksi yang dihasilkan oleh model.

Alat dan Evaluasi

Komputasi metode Single Layer *Perceptron* (SLP) diimplementasikan ke dalam sistem berbasis web menggunakan PHP dan MySQL guna menjamin efisiensi dan ketepatan proses klasifikasi data. Hasil klasifikasi yang dihasilkan sistem memberikan informasi mengenai status kelulusan mahasiswa, yaitu lulus tepat waktu atau lulus tidak tepat waktu, berdasarkan data akademik yang digunakan. Sistem ini dapat membantu pihak Program Studi Teknik Informatika Universitas Asahan dalam melakukan evaluasi akademik, memantau perkembangan mahasiswa, serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih objektif dalam upaya meningkatkan kualitas pendidikan dan tingkat kelulusan mahasiswa.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisa Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data akademik mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Asahan angkatan 2021 yang berjumlah 91 data mahasiswa. Data tersebut terdiri dari atribut IPK, SKS lulus, dan SKS tidak lulus yang digunakan sebagai variabel input dalam proses klasifikasi kelulusan mahasiswa. Selanjutnya, data dibagi menjadi 71 data training dan 20 data testing untuk proses pelatihan dan pengujian model Single Layer *Perceptron* (SLP).

Menentukan Data Atribut

Dataset pada penelitian ini menggunakan 3 atribut input, yaitu IPK, SKS lulus, dan SKS tidak lulus. Ketiga atribut tersebut digunakan sebagai variabel masukan dalam proses klasifikasi kelulusan mahasiswa. Adapun penjelasan atribut yang digunakan dapat dilihat pada Tabel Berikut:

Tabel 1 Penjelasan Atribut

No	Atribut	Penjelasan
1	Ipk	X1
2	Sks Lulus	X2
3	Sks Tidak Lulus	X3

Kriteria Penentuan

Dalam penelitian ini, hasil klasifikasi dibagi menjadi dua kelas, yaitu lulus tepat waktu dan lulus tidak tepat waktu. Penggunaan dua kelas tersebut disesuaikan dengan karakteristik algoritma *Perceptron* yang digunakan untuk klasifikasi biner. Adapun kriteria klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel Berikut:

Tabel 2 Kriteria Penentuan

No	Kelas	Keterangan
1	0	Lulus Tidak Tepat Waktu
2	1	Lulus Tepat waktu

Data Training

Setelah data atribut berhasil diperoleh, langkah selanjutnya adalah menentukan data latih (training data). Pada penelitian ini, data latih menggunakan data akademik mahasiswa Fakultas Teknik Informatika Universitas Asahan angkatan 2021 yang terdiri dari atribut IPK, SKS lulus, dan SKS tidak lulus. Nama mahasiswa pada tabel ditampilkan dalam bentuk angka untuk menjaga kerahasiaan data. Adapun data latih yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 3 Data Training

Nama	X1	X2	X3	Target
1	3.22	138	6	0

2	3.22	144	0	1
3	3.07	130	14	0
4	3.58	144	0	1
5	2.93	128	16	0
6	3.12	131	13	0
7	3.29	133	11	0
8	3.53	144	0	1
9	3.33	138	6	0
10	3.25	135	9	0
....				
91	3.56	144	0	1

Inisialisasi Bobot

Inisialisasi bobot dan bias awal dilakukan dengan memberikan nilai awal secara acak sebelum proses pelatihan model dimulai. Pemberian nilai acak ini bertujuan agar *Perceptron* dapat memulai proses pembelajaran dan melakukan penyesuaian bobot serta bias berdasarkan data pelatihan yang digunakan.

Tabel 5 Inisialisasi Bobot dan Bias Awal

Input	Bobot Awal	Nilai Awal
X1	w_1	0.3
X2	w_2	0.4
X3	w_3	-1.2
Bias	b	0.1

Parameter Pelatihan

Parameter kontrol untuk menentukan seberapa cepat model belajar dan kapan proses belajar tersebut harus dihentikan. Berdasarkan konfigurasi pada sistem yang dibangun, nilai parameter pelatihan ditetapkan sebagai berikut:

Tabel 6 Parameter Pelatihan

No	Nama Parameter	Nilai Penetapan
1	<i>Learning Rate</i>	0.1
2	Maksimum <i>Epoch</i>	1000
3.	<i>Error Toleransi</i>	0.1

Normalisasi Data

Proses perhitungan normalisasi data (pencarian nilai Minimum dan Maksimum) secara mutlak hanya dilakukan pada Data Latih. Hal ini

bertujuan untuk menghindari terjadinya *Data Leakage* (kebocoran informasi), di mana model tidak boleh mengetahui distribusi nilai dari Data Uji selama masa pelatihan. Nilai X_{min} dan X_{max} yang didapatkan dari Data Latih ini nantinya akan dikunci dan digunakan sebagai pembagi baku untuk menormalisasi baik Data Latih maupun Data Uji.

Tabel 7 Data Hasil Normalisasi Pelatihan

X1	X2	X3	Target
0.4444	0.8776	0.1224	0
0.4444	1.0000	0.0000	1
0.3333	0.7143	0.2857	0
0.7111	1.0000	0.0000	1
0.2296	0.6735	0.3265	0
0.3704	0.7347	0.2653	0
0.4963	0.7755	0.2245	0
0.6741	1.0000	0.0000	1
0.5259	0.8776	0.1224	0
0.4667	0.8163	0.1837	0
0.6519	1.0000	0.0000	1
0.6074	0.8776	0.1224	0
0.4296	0.8367	0.1633	0
0.3185	0.7551	0.2449	0
0.2148	0.6735	0.3265	0
0.3185	0.7755	0.2245	0
0.5259	1.0000	0.0000	1
0.4741	0.7755	0.2245	0
0.6593	1.0000	0.0000	1
0.5481	0.8776	0.1224	0
0.0000	0.0000	1.0000	0
0.7111	1.0000	0.0000	1
0.6667	0.8776	0.1224	0
0.6593	1.0000	0.0000	1
0.6741	1.0000	0.0000	1
0.2667	0.3265	0.6735	0
0.8889	1.0000	0.0000	1
0.3333	0.7755	0.2245	0
0.6148	1.0000	0.0000	1
0.4889	0.7755	0.2245	0
0.6370	0.8776	0.1224	0
0.6296	0.8776	0.1224	0

0.6889	0.8776	0.1224	0
0.6148	1.0000	0.0000	1
0.7185	1.0000	0.0000	1
0.6667	0.8776	0.1224	0
0.7185	0.8776	0.1224	0
0.5259	0.8776	0.1224	0
0.7111	0.8776	0.1224	0
0.8667	1.0000	0.0000	1
0.8296	1.0000	0.0000	1
0.4741	1.0000	0.0000	1
0.7926	1.0000	0.0000	1
0.5852	0.8776	0.1224	0
0.5111	0.8776	0.1224	0
0.8444	1.0000	0.0000	1
0.5778	1.0000	0.0000	1
0.6519	0.8776	0.1224	0
0.5852	0.8163	0.1837	0
0.4444	1.0000	0.0000	1
0.7481	1.0000	0.0000	1
0.8815	1.0000	0.0000	1
0.8296	1.0000	0.0000	1
0.8741	1.0000	0.0000	1
0.3778	0.7143	0.2857	0
0.5926	1.0000	0.0000	1
0.6667	0.8776	0.1224	0
0.5852	0.8163	0.1837	0
0.5778	1.0000	0.0000	1
0.6593	1.0000	0.0000	1
0.7556	1.0000	0.0000	1
1.0000	1.0000	0.0000	1
0.6963	1.0000	0.0000	1
0.8444	1.0000	0.0000	1
0.8593	0.8776	0.1224	0
0.9333	1.0000	0.0000	1
0.6963	1.0000	0.0000	1
0.6741	0.8776	0.1224	0
0.7778	0.8776	0.1224	0
0.8815	1.0000	0.0000	1
0.6000	0.8367	0.1633	0

Tabel 8 Data Hasil Normalisasi Pengujian

X1	X2	X3
----	----	----

0.8837	1.0000	0.0000
1.0000	1.0000	0.0000
0.8450	1.0000	0.0000
0.7829	1.0000	0.0000
0.7674	0.8667	0.1333
0.8217	1.0000	0.0000
0.8605	1.0000	0.0000
0.5116	0.8000	0.2000
0.7907	0.7556	0.2444
0.8760	1.0000	0.0000
0.8372	1.0000	0.0000
0.6512	1.0000	0.0000
0.6124	0.8667	0.1333
0.9302	1.0000	0.0000
0.7674	0.8667	0.1333

0.0000	0.0000	1.0000
0.7209	1.0000	0.0000
0.7132	1.0000	0.0000
0.7597	1.0000	0.0000
0.8062	1.0000	0.0000

Pengujian

Pelatihan Data Latih

Proses pelatihan bertujuan untuk menemukan nilai bobot jaringan yang optimal agar menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Berikut merupakan contoh perhitungan manual pada proses pelatihan jaringan saraf tiruan menggunakan data yang telah dinormalisasi.

Tabel 9 Hasil Pelatihan Epoch 1

z	Output prediksi	Delta	W1baru	W2baru	W3baru	bias baru	eror
0.43748	0.607658	-0.144872	0.293562	0.387286	-1.201773	0.085513	-0.60766
0.6033	0.646401	0.080821	0.297154	0.395368	-1.201773	0.093595	0.35360
0.1317	0.532878	-0.132643	0.292733	0.385893	-1.205563	0.080331	-0.53288
0.6744	0.662485	0.075468	0.298099	0.393440	-1.205563	0.087877	0.33752
0.0277	0.506921	-0.126706	0.295190	0.384907	-1.209700	0.075207	-0.50692
0.1464	0.536535	-0.133418	0.290248	0.375104	-1.213239	0.061865	-0.53654
0.2244	0.555875	-0.137233	0.283437	0.364462	-1.216320	0.048142	-0.55587
0.6037	0.646495	0.080790	0.288883	0.372541	-1.216320	0.056221	0.35350
0.3862	0.595370	-0.143427	0.281340	0.359954	-1.218076	0.041878	-0.59537
0.2432	0.560514	-0.138076	0.274896	0.348683	-1.220612	0.028070	-0.56051
0.5560	0.635517	0.084427	0.280400	0.357125	-1.220612	0.036513	0.36448
0.3708	0.591662	-0.142944	0.271718	0.344581	-1.222362	0.022219	-0.59166
0.2276	0.556667	-0.137379	0.265816	0.333086	-1.224605	0.008481	-0.55667
0.0448	0.511186	-0.127732	0.261748	0.323441	-1.227733	-0.004293	-0.51119
-0.1311	0.467275	-0.116318	0.259249	0.315607	-1.231531	-0.015924	-0.46728
0.0349	0.508729	-0.127144	0.255200	0.305747	-1.234386	-0.028639	-0.50873
0.4113	0.601404	0.095550	0.260225	0.315302	-1.234386	-0.019084	0.39860
0.0717	0.517914	-0.129312	0.254094	0.305274	-1.237289	-0.032015	-0.51791
0.4408	0.608446	0.093284	0.260244	0.314602	-1.237289	-0.022687	0.39155
0.2446	0.560848	-0.138135	0.252673	0.302479	-1.238979	-0.036500	-0.56085
-1.2755	0.218321	-0.037258	0.252673	0.302479	-1.242705	-0.040226	-0.21832
0.4419	0.608719	0.093195	0.259300	0.311799	-1.242705	-0.030906	0.39128
0.2635	0.565496	-0.138948	0.250036	0.299605	-1.244406	-0.044801	-0.56550
0.4197	0.603400	0.094910	0.256294	0.309096	-1.244406	-0.035310	0.39660
0.4466	0.609819	0.092839	0.262552	0.318380	-1.244406	-0.026026	0.39018
-0.6902	0.333997	-0.074295	0.260571	0.315954	-1.249410	-0.033456	-0.33400

0.5141	0.625772	0.087637	0.268361	0.324718	-1.249410	-0.024692	0.37423
0.0361	0.509019	-0.127213	0.264121	0.314852	-1.252266	-0.037413	-0.50902
0.4398	0.608216	0.093358	0.269860	0.324188	-1.252266	-0.028078	0.39178
0.0741	0.518524	-0.129453	0.263531	0.314149	-1.255172	-0.041023	-0.51852
0.2489	0.561908	-0.138323	0.254720	0.302010	-1.256865	-0.054855	-0.56191
0.2167	0.553969	-0.136879	0.246102	0.289997	-1.258540	-0.068543	-0.55397
0.2015	0.550194	-0.136162	0.236722	0.278048	-1.260207	-0.082159	-0.55019
0.3414	0.584537	0.100897	0.242925	0.288137	-1.260207	-0.072070	0.41546
0.3906	0.596429	0.097140	0.249905	0.297851	-1.260207	-0.062356	0.40357
0.2114	0.552654	-0.136631	0.240796	0.285861	-1.261879	-0.076019	-0.55265
0.1934	0.548202	-0.135777	0.231040	0.273945	-1.263541	-0.089597	-0.54820
0.1177	0.529382	-0.131889	0.224104	0.262370	-1.265156	-0.102785	-0.52938
0.1320	0.532946	-0.132658	0.214671	0.250728	-1.266779	-0.116051	-0.53295
0.3207	0.579503	0.102467	0.223551	0.260975	-1.266779	-0.105805	0.42050
0.3406	0.584343	0.100957	0.231927	0.271071	-1.266779	-0.095709	0.41566
0.2853	0.570850	0.105133	0.236911	0.281584	-1.266779	-0.085195	0.42915
0.3842	0.594877	0.097634	0.244650	0.291347	-1.266779	-0.075432	0.40512
0.1684	0.541993	-0.134543	0.236776	0.279540	-1.268426	-0.088886	-0.54199
0.1222	0.530512	-0.132134	0.230023	0.267944	-1.270044	-0.102100	-0.53051
0.3601	0.589059	0.099476	0.238423	0.277891	-1.270044	-0.092152	0.41094
0.3235	0.580177	0.102257	0.244331	0.288117	-1.270044	-0.081926	0.41982
0.1748	0.543577	-0.134862	0.235539	0.276282	-1.271694	-0.095413	-0.54358
0.0343	0.508585	-0.127109	0.228101	0.265906	-1.274029	-0.108123	-0.50859
0.2592	0.564427	0.107085	0.232860	0.276614	-1.274029	-0.097415	0.43557
0.3534	0.587442	0.099985	0.240340	0.286613	-1.274029	-0.087416	0.41256
0.4111	0.601341	0.095571	0.248764	0.296170	-1.274029	-0.077859	0.39866
0.4247	0.604604	0.094523	0.256606	0.305622	-1.274029	-0.068407	0.39540
0.4615	0.613373	0.091687	0.264620	0.314791	-1.274029	-0.059238	0.38663
-0.0984	0.475420	-0.118568	0.260141	0.306321	-1.277417	-0.071095	-0.47542
0.3894	0.596135	0.097234	0.265903	0.316045	-1.277417	-0.061372	0.40387
0.2369	0.558952	-0.137795	0.256716	0.303952	-1.279103	-0.075151	-0.55895
0.0882	0.522042	-0.130257	0.249093	0.293319	-1.281496	-0.088177	-0.52204
0.3491	0.586392	0.100315	0.254890	0.303351	-1.281496	-0.078146	0.41361
0.3933	0.597066	0.096937	0.261281	0.313044	-1.281496	-0.068452	0.40293
0.4420	0.608739	0.093189	0.268322	0.322363	-1.281496	-0.059133	0.39126
0.5316	0.629845	0.086298	0.276952	0.330993	-1.281496	-0.050503	0.37015
0.4733	0.616172	0.090777	0.283273	0.340071	-1.281496	-0.041425	0.38383
0.5378	0.631310	0.085815	0.290519	0.348652	-1.281496	-0.032844	0.36869
0.3659	0.590473	-0.142785	0.278249	0.336121	-1.283244	-0.047122	-0.59047
0.5487	0.633831	0.084984	0.286181	0.344620	-1.283244	-0.038624	0.36617
0.5053	0.623695	0.088318	0.292330	0.353452	-1.283244	-0.029792	0.37630
0.3204	0.579419	-0.141200	0.282812	0.341060	-1.284972	-0.043912	-0.57942
0.3181	0.578859	-0.141115	0.271836	0.328676	-1.286699	-0.058024	-0.57886
0.5103	0.624871	0.087933	0.279588	0.337469	-1.286699	-0.049230	0.37513
0.1908	0.547547	-0.135649	0.271449	0.326119	-1.288914	-0.062795	-0.54755

Proses pembaruan bobot dilakukan secara berulang pada setiap data, mulai dari data ke-1 hingga data terakhir dalam satu siklus pelatihan (*epoch*). Setelah seluruh data diproses, pelatihan akan diulangi kembali pada epoch berikutnya sampai nilai error keseluruhan mencapai batas toleransi minimum yang telah ditentukan atau hingga jumlah maksimum

epoch tercapai.

Pengujian (*Testing*)

Setelah melalui proses pelatihan yang panjang, sistem berhasil mengunci nilai bobot dan bias terbaik yang akan digunakan secara permanen untuk melakukan klasifikasi.

Tabel 10 Data Hasil Uji

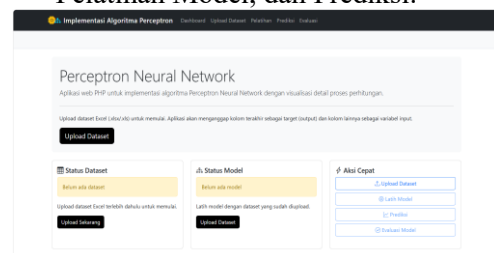
No	Input 1	Input 2	Input 3	Target	Prediksi	Error	Status
1	0.8837	1.0000	0.0000	1.0000	0.7613	0.2387	Lulus Tepat Waktu
2	1.0000	1.0000	0.0000	1.0000	0.7966	0.2034	Lulus Tepat Waktu
3	0.8450	1.0000	0.0000	1.0000	0.7486	0.2514	Lulus Tepat Waktu
4	0.7829	1.0000	0.0000	1.0000	0.7274	0.2726	Lulus Tepat Waktu
5	0.7674	0.8667	0.1333	0.0000	0.4474	-0.4474	Lulus Tidak Tepat Waktu
6	0.8217	1.0000	0.0000	1.0000	0.7408	0.2592	Lulus Tepat Waktu
7	0.8605	1.0000	0.0000	1.0000	0.7537	0.2463	Lulus Tepat Waktu
8	0.5116	0.8000	0.2000	0.0000	0.2233	-0.2233	Lulus Tidak Tepat Waktu
9	0.7907	0.7556	0.2444	0.0000	0.2421	-0.2421	Lulus Tidak Tepat Waktu
10	0.8760	1.0000	0.0000	1.0000	0.7588	0.2412	Lulus Tepat Waktu
11	0.8372	1.0000	0.0000	1.0000	0.7460	0.2540	Lulus Tepat Waktu
12	0.6512	1.0000	0.0000	1.0000	0.6788	0.3212	Lulus Tepat Waktu
13	0.6124	0.8667	0.1333	0.0000	0.3810	-0.3810	Lulus Tidak Tepat Waktu
14	0.9302	1.0000	0.0000	1.0000	0.7759	0.2241	Lulus Tepat Waktu
15	0.7674	0.8667	0.1333	0.0000	0.4474	-0.4474	Lulus Tidak Tepat Waktu
16	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0001	-0.0001	Lulus Tidak Tepat Waktu
17	0.7209	1.0000	0.0000	1.0000	0.7051	0.2949	Lulus Tepat Waktu
18	0.7132	1.0000	0.0000	1.0000	0.7022	0.2978	Lulus Tepat Waktu
19	0.7597	1.0000	0.0000	1.0000	0.7192	0.2808	Lulus Tepat Waktu
20	0.8062	1.0000	0.0000	1.0000	0.7355	0.2645	Lulus Tepat Waktu

Gambar 2 Hasil Pengujian

Pembahasan

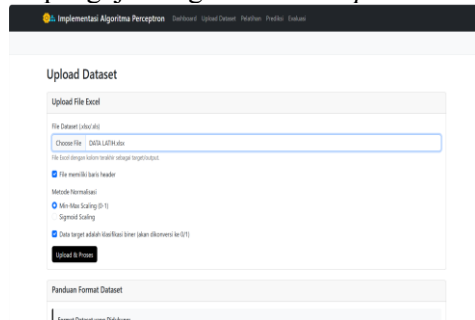
Dalam menjalankan sistem yang penulis, berikut langkah-langkah yang harus dilaksanakan:

1. Menu Dashboard merupakan halaman utama pada aplikasi Implementasi Algoritma *Perceptron* yang menampilkan informasi umum sistem, meliputi status dataset, status model hasil pelatihan, serta akses cepat ke menu Upload Dataset, Pelatihan Model, dan Prediksi.



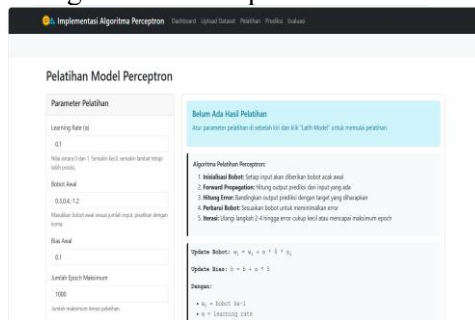
Gambar 3 Halaman Tampilan Dashboard

2. Menu Upload Dataset digunakan untuk mengunggah data mahasiswa dalam format Excel (.xlsx atau .xls). Pada halaman ini, sistem melakukan pembacaan dan normalisasi data secara otomatis sehingga data siap digunakan pada proses pelatihan dan pengujian algoritma *Perceptron*.



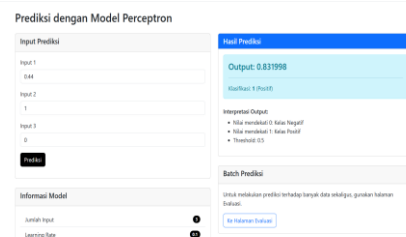
Gambar 4 Halaman Upload

3. Menu Pelatihan merupakan modul utama untuk melatih algoritma *Perceptron*. Pada halaman ini, pengguna dapat mengatur parameter pelatihan seperti learning rate, maksimum epoch, dan toleransi error. Sistem kemudian melakukan proses pelatihan secara iteratif hingga diperoleh bobot dan bias terbaik yang digunakan untuk proses klasifikasi.



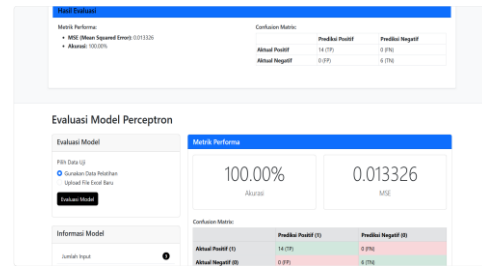
Gambar 5 Halaman Pelatihan

4. Menu atur Menu Prediksi digunakan untuk melakukan pengujian data baru menggunakan model yang telah dilatih. Pengguna dapat memasukkan nilai IPK, SKS lulus, dan SKS tidak lulus, kemudian sistem akan memproses data tersebut menggunakan bobot dan bias hasil pelatihan untuk menghasilkan keputusan klasifikasi, yaitu Lulus Tepat Waktu (1) atau Lulus Tidak Tepat Waktu (0).



Gambar 6 Halaman Prediksi

5. Menu Menu Evaluasi Model digunakan untuk mengukur kinerja algoritma *Perceptron* berdasarkan data pengujian. Pada halaman ini, sistem menghitung dan menampilkan nilai akurasi, *Mean Squared Error* (MSE), serta *Confusion Matrix* yang terdiri dari *True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative* untuk mengetahui tingkat keberhasilan model dalam melakukan klasifikasi.



Gambar 7 Halaman Evaluasi

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) menggunakan *algoritma Perceptron* berhasil diterapkan untuk mengklasifikasikan kelulusan mahasiswa berdasarkan data akademik yang terdiri dari IPK, SKS lulus, dan SKS tidak lulus. Melalui proses pelatihan dan pengujian, model mampu mengelompokkan mahasiswa ke dalam kategori lulus tepat waktu dan lulus tidak tepat waktu dengan tingkat akurasi yang baik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ketiga variabel tersebut berpengaruh terhadap klasifikasi kelulusan mahasiswa, sehingga dapat digunakan untuk mengenali pola kelulusan berdasarkan data akademik.

Selain itu, sistem berbasis web yang dibangun menggunakan PHP dan MySQL berhasil mendukung proses klasifikasi dan evaluasi data, sehingga dapat membantu pihak program studi dalam memantau serta mengevaluasi tingkat kelulusan mahasiswa secara lebih efektif.

DAFTAR PUSTAKA

Crismayella, Y., Satyahadewi, N., & Perdana, H. (2023). *Algoritma Adaboost pada Metode Decision Tree untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa*. 5(2), 278–288.

Rafelin, C., Mk, P., Sumarauw, S. J. A., & Regar, V. E. (2024). *DATA*

MINING MODEL KLASIFIKASI UNTUK KETEPATAN WAKTU KELULUSAN MAHASISWA. 5(1), 555–562.

Rahman, F. I., Mujadilah, S., Wahyuni, T., & Anas, L. (2023). *Prediksi Tingkat Kelulusan Menggunakan K-Means Pada Program Studi Informatika Unismuh Makassar*. *Jurnal Fasilkom*, 13(3), 504–510. <https://doi.org/10.37859/jf.v13i3.6061>

Renyut, D. H., Yuyun, & Ferdinand. (2022). *PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA MENGGUNAKAN ALGORITMA C . 45 (Studi Kasus , Sekolah Tinggi Ilmu Administrasi Trinitas Ambon)*. 7(2).