

VOL. 18 NO. 2 JUNI 2017

ISSN : 1411-3201

Jurnal Ilmiah

DASI

DATA MANAJEMEN DAN TEKNOLOGI INFORMASI



UNIVERSITAS
AMIKOM
YOGYAKARTA

JURNAL
ILMIAH
DASI

**DATA MANAJEMEN DAN
TEKNOLOGI INFORMASI**



**UNIVERSITAS
AMIKOM
YOGYAKARTA**

VOL. 18 NO. 2 JUNI 2017
JURNAL ILMIAH
Data Manajemen Dan Teknologi Informasi

Terbit empat kali setahun pada bulan Maret, Juni, September dan Desember berisi artikel hasil penelitian dan kajian analitis kritis di dalam bidang manajemen informatika dan teknologi informatika. ISSN 1411-3201, diterbitkan pertama kali pada tahun 2000.

KETUA PENYUNTING

Abidarin Rosidi

WAKIL KETUA PENYUNTING

Heri Sismoro

PENYUNTING PELAKSANA

Emha Taufiq Luthfi

Hanif Al Fatta

Hartatik

Hastari Utama

STAF AHLI (MITRA BESTARI)

Jazi Eko Istiyanto (FMIPA UGM)

H. Wasito (PAU-UGM)

Supriyoko (Universitas Sarjana Wiyata)

Ema Utami (AMIKOM)

Kusrini (AMIKOM)

Amir Fatah Sofyan (AMIKOM)

Ferry Wahyu Wibowo (AMIKOM)

Rum Andri KR (AMIKOM)

Arief Setyanto (AMIKOM)

Krisnawati (AMIKOM)

ARTISTIK

Robert Marco

TATA USAHA

Nila Feby Puspitasari

PENANGGUNG JAWAB :

Rektor UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA, Prof. Dr. M. Suyanto, M.M.

ALAMAT PENYUNTING & TATA USAHA

UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA, Jl. Ring Road Utara Condong Catur Yogyakarta, Telp. (0274) 884201 Fax. (0274) 884208, Email : jurnal@amikom.ac.id

BERLANGGANAN

Langganan dapat dilakukan dengan pemesanan untuk minimal 4 edisi (1 tahun) pulau jawa Rp. 50.000 x 4 = Rp. 200.000,00 untuk luar jawa ditambah ongkos kirim.

VOL. 18 NO. 2 JUNI 2017

ISSN : 1411- 3201

JURNAL ILMIAH

DASI

DATA MANAJEMEN DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA

JURNAL ILMIAH

DASI

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Tuhan Yang Maha Kuasa atas anugerahnya sehingga jurnal edisi kali ini berhasil disusun dan terbit. Beberapa tulisan yang telah melalui koreksi materi dari mitra bestari dan revisi redaksional dari penulis, pada edisi ini diterbitkan. Adapun jenis tulisan pada jurnal ini adalah hasil dari penelitian dan pemikiran konseptual. Redaksi mencoba selalu mengadakan pembenahan kualitas dari jurnal dalam beberapa aspek.

Beberapa pakar di bidangnya juga telah diajak untuk berkolaborasi mengawal penerbitan jurnal ini. Materi tulisan pada jurnal berasal dari dosen tetap dan tidak tetap Universitas AMIKOM Yogyakarta serta dari luar Universitas AMIKOM Yogyakarta.

Tak ada gading yang tak retak begitu pula kata pepatah yang selalu di kutip redaksi, kritik dan saran mohon di alamatkan ke kami baik melalui email, faksimile maupun disampaikan langsung ke redaksi. Atas kritik dan saran membangun yang pembaca berikan kami menghaturkan banyak terimakasih.

Redaksi

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
KATA PENGANTAR	ii
DAFTAR ISI.....	iii
Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Program Studi di Perguruan Tinggi.....	1-6
Eka Saputra ¹⁾ , Kusri ²⁾ , Hanif Al Fatta ³⁾ (^{1) 2) 3)} Magister Teknik Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta)	
Sistem Pemantauan Suhu Udara Pendingin Pada Motor Pompa Pendingin Utama di PLTGU Tanjung Priok Menggunakan Arduino Uno R3.....	7-12
Rizqi Sukma Kharisma ¹⁾ , Ana Priati ²⁾ (^{1) 2)} Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta)	
Analisis Metode RED Dan PCQ Pada Mikrotik Desa Wisata Cibuntu-Kuningan	13-18
Halim Agung (Teknik Informatika Universitas Bunda Mulia Jakarta)	
Interoperabilitas Pada Proses Pembayaran Mahasiswa Menggunakan Web Service.....	19-24
Ade Ardian ¹⁾ , Kusri ²⁾ , Sudarmawan ³⁾ (^{1) 2) 3)} Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta)	
Penentuan Kedalam Dan Jenis Tanah Berdasarkan Data Sondir Dengan Fuzzy Tsukamoto	25-30
Harliana (Teknik Informatika STIKOM Poltek Cirebon)	
Penerapan Theorema Bayes Pada Sistem Pakar Penyakit Herniated Nucleus Pulposus (HNP)	31-36
Andhika Adhitama Gama ¹⁾ , Anggit Dwi Hartanto ²⁾ , Bety Wulan Sari ³⁾ (^{1) 2) 3)} Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta, ³⁾ Sistem Informasi Universitas AMIKOM Yogyakarta)	
Analisis Pieces Sistem Tracer Study Online Berbasis Website Di Universitas AMIKOM Yogyakarta.....	37-41
Alfie Nur Rahmi (Sistem Informasi Universitas AMIKOM Yogyakarta)	
Peramalan Nilai Akademis Mahasiswa STMIK EL-RAHMA Menggunakan Neural Network - Perceptron.....	42-47
Andri Syafrianto (Teknik Informatika STMIK EL-RAHMA)	
Analisis Sistem Informasi E-Marketplace Pada Usaha Kecil Menengah (UKM) Kerajinan Bambu Dusun Brajan.....	48-53
Robert Marco ¹⁾ , Bernadheta Tyas Puspa Ningrum ²⁾ (^{1) 2)} Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta)	
Pemilihan Wisata Di Daerah Yogyakarta Menggunakan Algoritma Demster Shafer dengan 5 Kriteria.....	54-59
Hartatik ¹⁾ , Gian Kresna ²⁾ (¹⁾ Manajemen Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta ²⁾ Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta)	

Penerapan Metode Forward Chaining Pada Aplikasi Sistem Pakar Diagnosis Penyakit Pada Tanaman Bunga Kamboja (Adenium).....	60-66
Agtian Muhamad Ricky Tanshidq ¹⁾ , Anggit Dwi Hartanto ²⁾ , Donni Prabowo ³⁾	
(¹⁾² Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta, ³⁾ Sistem Informasi Universitas AMIKOM Yogyakarta)	
Optimalisasi Sistem Pencarian Data Buku Untuk Pengambilan Keputusan di Perpustakaan.....	67-71
Rumini	
(Universitas AMIKOM Yogyakarta)	

PERAMALAN NILAI AKADEMIS MAHASISWA STMIK EL-RAHMA MENGUNAKAN NEURAL NETWORK - PERCEPTRON

Andri Syafrianto

Teknik Informatika STMIK EL-RAHMA

email : andrisyafrianto@gmail.com

Abstraksi

Pencapaian nilai akademis mahasiswa dalam melakukan pembelajaran di perguruan tinggi diukur menggunakan IPK. IPK memiliki peranan yang sangat penting bagi mahasiswa dan juga bagi perguruan tinggi. Penelitian yang dilakukan mencoba untuk melakukan prediksi nilai akademis mahasiswa STMIK EL-RAHMA menggunakan 5 variabel yaitu nilai kuisioner AMS, IPK semester 1, IPK semester 2, IPK semester 3 dan IPK semester 4. Algoritma yang digunakan untuk melakukan prediksi adalah *Neural Network - Single Layer Perceptron*. Jumlah data latih yang diinputkan sebanyak 500 data. Data uji yang digunakan untuk melakukan pengujian mengambil 100 data dari data latihnya. Pengujian dilakukan menggunakan metode MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dengan menghitung seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibandingkan dengan nilai nyata. Hasilnya perhitungan menggunakan metode MAPE didapat nilai eror sebesar 28 %.

Kata Kunci :

Prediksi, Nilai Akademis, *Single Layer Perceptron*

Abstract

GPA is usually used to assess the academic achievement of a student in a college. IPK has a very important role for students and also for universities. The experimental study attempts to predict the academic value of STMIK EL-RAHMA students using 5 variables: AMS questionnaire, GPA of semester 1, GPA of semester 2, GPA of semester 3 and GPA semester 4. Algorithm used to predict is Artificial Neural Network - Single Layer Perceptron. The amount of data train inputted as much as 500 data. The test data used to perform the test takes 100 data from the training data. Testing is done by using MAPE (Mean Absolute Percentage of Error) method by counting the number of errors in the forecast compared to real. The result of calculation using MAPE method got error value 28%.

Keywords :

Predict, Academic Value, Single Layer Perceptron

Pendahuluan

Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) merupakan salah satu penilaian yang dilakukan oleh perguruan tinggi atas pencapaian akademik mahasiswa. IPK memiliki nilai yang penting bagi mahasiswa maupun bagi perguruan tinggi. IPK yang kecil akan menyulitkan mahasiswa dalam mendapatkan pekerjaan. Bagi perguruan tinggi, IPK menjadi salah satu poin yang menjadi tolak ukur dalam penilaian kualitas belajar mengajar.

Banyak faktor yang mempengaruhi perolehan nilai akademis oleh mahasiswa baik itu faktor dari dalam diri mahasiswa (*Intrinsic*) maupun dari luar diri mahasiswa (*Extrinsic*) [1]. variabel seperti nilai rapor, nilai UN, jalur masuk, tempat tinggal, metode belajar, biaya hidup perbulan, hubungan mahasiswa dengan teman, hubungan mahasiswa dengan keluarga serta motivasi belajar yang semua variabel ini signifikan mempengaruhi indeks prestasi mahasiswa [2]. Variabel lainnya seperti dari test IQ (terdiri dari variable Pemahaman, Penalaran,

Numerikal, Mekanik, Logika Abstrak, dan Logika Verbal) dan variable nilai akademik (terdiri dari variable Logika, Sains, Bahasa dan Sosial) turut mempengaruhi pencapaian nilai akademik mahasiswa [3].

Berbagai metode pun telah dilakukan guna mendapatkan suatu prototype yang dapat melakukan simulasi mengenai prediksi nilai akademis mahasiswa. Simulasi pertama dicoba diterapkan Algoritma *Learning Vector Quantization (LVQ)* untuk melakukan prediksi nilai akademis mahasiswa STMIK AMIKOM menggunakan instrumen AMS (*Academic Motivation Scale*) [4]. Variabel yang digunakan sebanyak 7 pertanyaan motivasi milik Walker, Greene & Mansell [1]. Dari 10 data uji didapatkan 6 data uji memiliki kelompok yang benar dan 4 lainnya memiliki kelompok yang salah [4].

Simulasi yang kedua dilakukan oleh Ridwan, Suyono dan Sarosa. Penelitian yang berjudul Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik

Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier ini digunakan untuk mengevaluasi kinerja akademik mahasiswa pada tahun ke-2 dan diklasifikasikan dalam kategori mahasiswa yang dapat lulus tepat waktu atau tidak. Hasil pengujian menghasilkan nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy* masing-masing 83%, 50%, dan 70% [5].

Penelitian yang sama dicoba untuk dilakukan namun dengan algoritma yang berbeda yaitu *neural network* – *Perceptron*. Variabel yang digunakan ada 5 yaitu nilai kuisioner AMS [4], IPK semester 1 [5], IPK semester 2 [5], IPK semester 3 [5] dan IPK semester 4 [5].

Tinjauan Pustaka

Algoritma Perceptron digunakan untuk mengklasifikasikan suatu tipe pola tertentu [6]. Proses pembelajaran yang terjadi pada Algoritma Perceptron digunakan untuk mendapatkan bobot-bobot akhir. Perhitungan bobot-bobot akhir ini dilakukan secara berulang sampai sudah tidak terjadi kesalahan (error) yang terjadi (output jaringan memiliki nilai yang sama dengan target yang diharapkan) [6].

Adapun rumus untuk melakukan pembelajaran menggunakan Algoritma Perceptron adalah [6]:

- 0. Inisialisasi
 - a. Bobot input variabel ke-i menuju ke neuron ke-j (w_{ij}) dan bobot bias menuju ke neuron ke-j (b_j). Untuk sederhananya set semua bobot dan bobot bias sama dengan nol.
 - b. Set *learning rate* : α ($0 < \alpha \leq 1$).
 - c. Set maksimum epoh (MaxEpoh) dan Set threshold (Θ) = 0

- 1. Tetapkan epoh = 0
- 2. Selama kondisi berhenti bernilai *false*, lakukan langkah-langkah sebagai berikut :
 - a. Untuk setiap pasangan pembelajaran $s_k - t_k$ dengan $k = 1, 2, \dots, n$, kerjakan

- (i). Set input dengan nilai sama dengan vector input :

$$X_{ki} = s_{ki} \dots \dots \dots (1)$$
 Dengan $k = 1, 2, \dots, m$

- (ii). Hitung respon untuk unit output :

$$y_in_j = b_j + \sum_{i=1}^m x_{ij}w_{ij} \dots \dots \dots (2)$$
 Dengan $j = 1, 2, \dots, c$

Lalu masukkan nilai y_in_j kedalam fungsi aktivasi undak biner pada rumus 3

$$y_j = \begin{cases} 1, & \text{jika } y_in_j \geq 0 \\ 0, & \text{jika } y_in_j < 0 \end{cases}; \text{ untuk output biner} \quad (3)$$

$$y_j = \begin{cases} 1, & \text{jika } y_in_j \geq 0 \\ -1, & \text{jika } y_in_j < 0 \end{cases}; \text{ untuk output bipolar}$$

(iii). Perbaiki bobot dan bias jika terjadi error dengan formula sebagai berikut (Demuth, 1998)(Haykin, 1994) dalam [6]:

Jika $y_j \neq t_{kj}$ maka :

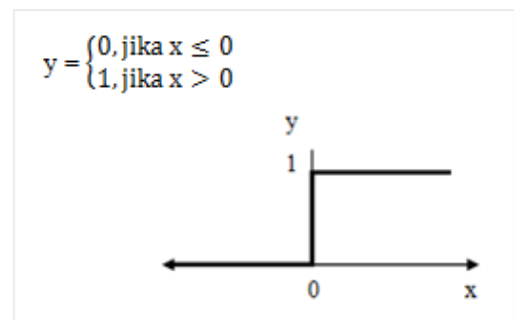
$$w_{ij} = w_{ij} + \alpha (t_{kj} - y_{kj}) x_{ki} \dots \dots \dots (4)$$

$$b_j = b_j + \alpha (t_{kj} - y_{kj}) \dots \dots \dots (5)$$

jika tidak, tidak akan terjadi perubahan pada w dan b .

- b. Tes kondisi berhenti : jika tidak terjadi perubahan bobot atau jumlah error absolut setiap data pelatihan sama dengan not, dan epoh $<$ Maxepoh, maka kondisi berhenti FALSE, namun jika masih terjadi perubahan atau epoh \geq MaxEpoh, maka kondisi berhenti TRUE.

Fungsi aktivasi yang digunakan adalah Fungsi Undak Biner. Fungsi Undak Biner dirumuskan di gambar 1 [6].

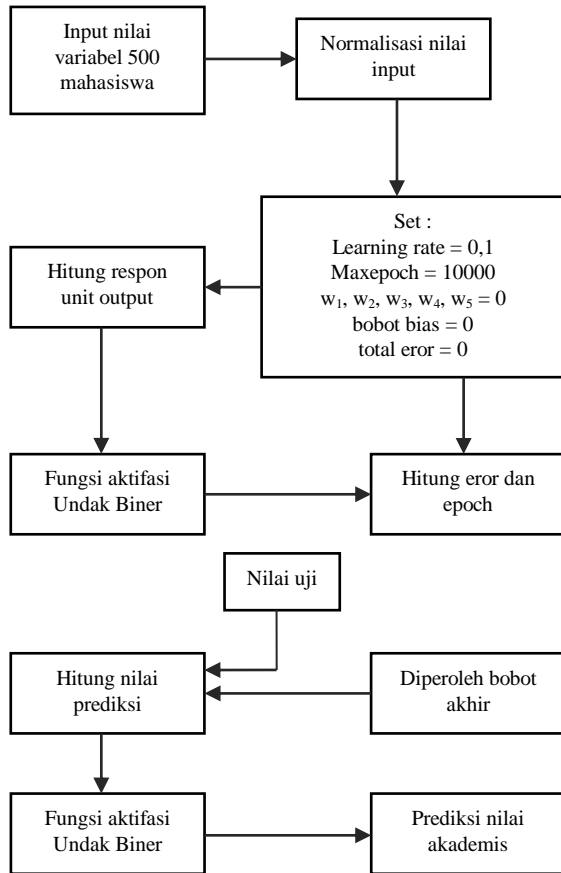


Gambar 1. Fungsi Undak Biner

fungsi undak biner akan mengkonversikan input menjadi output biner yang bernilai 0 (nilai prediksi akademis tidak bagus) atau 1 (nilai prediksi akademis bagus).

Metode Penelitian

Kerangka berfikir penelitian sistem dalam melakukan prediksi nilai akademis mahasiswa menggunakan Algoritma Perceptron digambarkan di gambar 2.



Gambar 2. Kerangka Penelitian

Tahapan pertama yang dilakukan untuk melakukan prediksi nilai akademis mahasiswa adalah dengan mencari nilai bobot akhir masing-masing variabel. Langkah yang pertama dilakukan adalah dengan menentukan jumlah variabel yang akan menjadi neuron input pada Algoritma Perceptron. Variabel yang digunakan berjumlah 5 yaitu :

1. Nilai Kuisisioner AMS

Kuisisioner AMS dibagikan kepada mahasiswa yang sedang duduk di semester 3. Pertanyaan yang dituliskan di kuisisioner mengacu pada penelitian yang dilakukan oleh Robert J. Vallerand, Luc G. Pelletier, Marc R. Blaise, Nathalie M. Briere, Caroline Senecal, Evelyne F. Vallieree di tahun 1992 yang digunakan sebagai alat untuk mengukur SDT (*Self Determination Theory*)[7]. Terdapat 7 pertanyaan dari kuisisioner

yang dibagikan dan dapat dilihat pada tabel yang ada di gambar 3 [4].

Masing-masing mahasiswa menjawab pertanyaan di gambar 3, untuk kemudian nilai masing-masing pertanyaan dijumlah dan dibagi dengan jumlah pertanyaannya yaitu 7.

No.	Pertanyaan	Jawaban				
		STS	TS	N	S	SS
		1	2	3	4	5
1.	<i>Self-Efficacy</i> Saya yakin saya bisa belajar dan menerapkan ide-ide dan keterampilan seperti yang diajarkan di kelas.					
2.	<i>Identification with academics</i> Sekolah merupakan sesuatu yang sangat penting bagi kehidupan saya					
3.	<i>Intrinsic motivation</i> Membaca dan mempelajari pengetahuan baru di kampus merupakan sesuatu yang menyenangkan untuk saya					
4.	<i>Extrinsic motivation</i> Tujuan saya kuliah adalah untuk mendapatkan pekerjaan yang baik dan bergaji besar					
5.	<i>Amotivation</i> Saya merasa belajar di kampus tidak menambah pengetahuan dan keterampilan baru					
6.	<i>Meaningful cognitive engagement</i> Ketika kuliah saya selalu membawa buku, slide yang berisi materi kuliah dan mencatat materi-materi yang belum saya pahami ketika mengikuti perkuliahan					
7.	<i>Shallow cognitive engagement</i> Saya selalu berusaha untuk mengingat dan mereview kembali materi-materi yang didapat di kelas					

Gambar 3. Tabel kuisisioner

2. IPK semester 1
3. IPK semester 2
4. IPK semester 3 dan
5. IPK semester 4.

Algoritma yang digunakan untuk melakukan prediksi adalah Neural Network - Single Layer Perceptron. Sebelum dilakukan perhitungan ke rumus 1, nilai input 500 mahasiswa akan dinormalisasi terlebih dahulu menggunakan rumus 6. Normalisasi ini akan merubah nilai variabel input ke dalam rentang 0 dan 1. Tujuan dari normalisasi adalah mengurangi kesenjangan antar data sehingga tidak terpaut jauh [8]. Rumus yang digunakan untuk melakukan normalisasi ada di rumus nomor 6 [8] :

$$\text{Nilai baru} = \frac{(\text{nilai asal} - \text{nilai minimal})}{(\text{nilai maksimal} - \text{nilai minimal})} \quad (6)$$

Setelah dilakukan normalisasi, dilakukan pengesetan learning rate sebesar 0,1 , bobot tiap variabel di neuron input yang disimbolkan dengan w diinisialisasi dengan nilai 0 ($w_1, w_2, w_3, w_4, w_5 = 0$). Selain itu bobot bias juga diberi nilai awal 0, begitu juga total eror diset dengan 0. Untuk maksimal iterasi diset sejumlah 10000.

Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai respon unit output menggunakan rumus nomor 2. Langkah yang dilakukan pada proses ini akan melakukan

pembelajaran secara berurutan pada 500 data latih yang telah diinputkan sebelumnya.

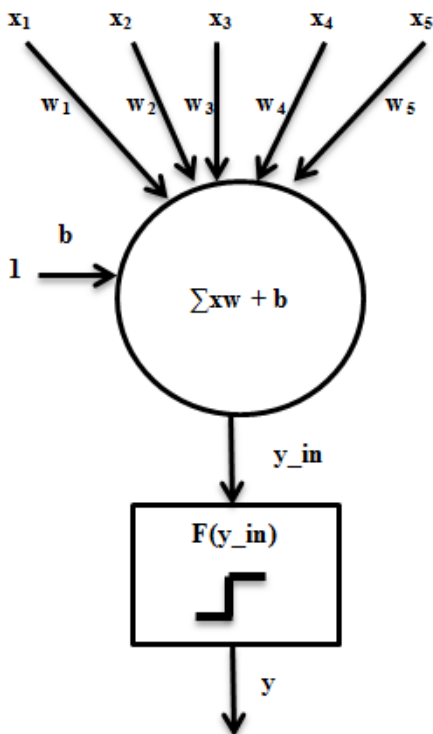
Di dalam proses ini juga akan dirubah nilai y input menggunakan fungsi aktifasi undak biner dan hasilnya akan dicocokkan dengan nilai real y outputnya. Jika nilai konversi yang dihasilkan oleh fungsi aktifasi sama dengan nilai outputnya maka nilai eror akan diberi nilai 0. Di setiap iterasi akan dihitung jumlah eror. Perulangan akan berhenti ketika nilai erornya sebesar 0 atau sudah mencapai nilai maksimal dari iterasi yang telah ditentukan sebelumnya yaitu 10000. Pada akhir iterasi akan diperoleh nilai bobot akhir dari masing-masing variabel.

Langkah terakhir adalah melakukan pengujian dengan mengambil 100 data latih dan diukur nilai akurasi menggunakan metode MAPE. Rumus yang digunakan untuk pengujian dapat dilihat di rumus 7 [9].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |PE_i| \tag{7}$$

Hasil dan Pembahasan

Arsitektur jaringan syaraf tiruan untuk peramalan nilai akademis mahasiswa dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Arsitektur neural network peramalan nilai akademis

Merunut pada gambar 4, sistem peramalan yang dibangun memiliki 2 lapisan. lapisan yang pertama berisi 4 neuron input yaitu $x_1 =$ kuisisioner AMS, $x_2 =$ IPK semester 1, $x_3 =$ IPK semester 2, $x_4 =$ IPK semester 3, $x_5 =$ IPK semester 4. Masing-masing neuron input memiliki bobot yang akan menghubungkan lapisan pertama dengan lapisan kedua. Bobot masing-masing neuron input disimbolkan dengan ($w_1 =$ bobot variabel kuisisioner AMS, $w_2 =$ bobot variabel IPK semester 1, $w_3 =$ bobot variabel IPK semester 2, $w_4 =$ bobot variabel IPK semester 3, $w_5 =$ bobot variabel IPK semester 4). Simbol b adalah bias yang menghubungkan lapisan pertama dengan lapisan yang kedua. Nilai yang dikeluarkan oleh lapisan yang kedua akan dimasukkan dalam fungsi aktifasi undak biner untuk kemudian dirubah sesuai dengan aturan neuron output yang ditetapkan yaitu nilai akademis bagus atau nilai akademis buruk.

Data awal yang digunakan sebagai input pada sistem yang dibangun dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Nilai variabel input

No	AMS	IPK smt 1	IPK smt 2	IPK smt. 3	IPK smt. 4	Hasil
1.	3,7	3,31	3,42	3,2	3,3	1
2.	4,2	3,56	3,6	3,0	3,1	1
3.	2,5	2,8	3,38	2,9	2,7	0
4.	4,33	3,6	3,62	3,1	3,2	1
5.	3,6	3,0	3,34	3,5	3,4	1
6.	4,1	3,42	3,77	3,5	3,6	1
....	

Data pada tabel 1 kemudian dinormalisasi menggunakan rumus 6. Hasilnya tampak pada tabel 2.

Tabel 2. Nilai normalisasi data input

No	AM S	Tes IQ	Tes Var. Akade mik	IPK smt. 1	IPK smt. 2	Hasil
1.	0,41	0,74	0,77	0,82	0,81	1
2.	0,64	0,46	0,82	0,80	0,77	1
3.	0,24	0,72	0,54	0,78	0,72	0
4.	0,67	0,87	0,86	0,80	0,79	1
5.	0,39	0,69	0,60	0,87	0,84	1
6.	0,61	0,92	0,77	0,87	0,88	1
....	

Nilai normalisasi yang ada di tabel 2, kemudian dimasukkan ke dalam perhitungan Algoritma Perceptron.

Pengujian dilakukan dengan menggunakan metode MAPE (Mean Absolute Percentage Error) yang akan menghitung seberapa besar kesalahan dalam

meramal yang dibandingkan dengan nilai nyata. Pada eksperimen yang dilakukan di 100 data yang diujikan, ditemukan 28 data hasil perhitungan sistem menggunakan Algoritma Perceptron memiliki nilai yang berbeda dengan nilai aktualnya. Metode MAPE akan menghitung nilai eror sistem dibagi dengan jumlah data uji untuk kemudian dikalikan 100%.

$$\text{Kesalahan} = (28/100) * 100\% = 2,8\%$$

Hasilnya didapatkan nilai MAPE sebesar 2,8%. Hasil ini menunjukkan bahwa tingkat akurasi Algoritma Perceptron untuk sistem yang dibangun masuk kategori sangat baik karena nilai eror yang didapat cukup kecil yaitu di bawah 10%. Perbandingan nilai aktual (nilai sebenarnya) dengan hasil prediksi oleh sistem tidak ada perbedaan yang cukup signifikan dalam perolehan nilainya dan dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Pengujian sistem dengan MAPE

No.	Nilai Aktual	Nilai Algoritma Perceptron	Kesalahan Persen Absolut
1.	1	1	100%
2.	1	1	100%
3.	0	1	0%
4.	1	1	100%
5.	1	1	100%
6.	1	1	100%
7.	1	0	0%
8.	1	1	100%
9.	1	1	100%
10.	0	0	100%
11.	0	0	100%
12.	1	1	100%
13.	1	1	100%
14.	1	1	100%
15.	0	1	0%
16.	1	1	100%
17.	1	1	100%
18.	0	0	100%
19.	1	1	100%
20.	1	1	100%
....
....
99.	0	1	0%
100.	1	1	100%

Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan

Sistem yang dibangun untuk melakukan prediksi nilai akademis mahasiswa menggunakan 500 data sebagai variabel atau neuron inputnya. Learning rate diset pada nilai 0,1 dengan maksimal iterasi sebanyak 10000. Hasil percobaan dengan menggunakan 100 data awal yang diambil dari data latih didapatkan nilai MAPE sebesar 2,8 %. Nilai ini mengindikasikan bahwa sistem yang dibangun memiliki performa yang cukup bagus dalam melakukan prediksi nilai akademis karna dari 100 data yang diujikan, hanya 28 data saja yang memiliki nilai tidak sama dengan nilai aktualnya.

Saran

Penggunaan 5 variabel input mengikuti aturan dan kondisi mahasiswa di STMIK EL-RAHMA. Pengimplementasian di objek yang lain mungkin akan memiliki nilai korelasi yang belum tentu cocok. Oleh karenanya perlu dilakukan perhitungan korelasi atau nilai signifikan suatu variabel dalam mempengaruhi nilai akademis mahasiswa.

Daftar Pustaka

- [1] C.O. Walker, B.A. Greene, R.A. Mansell, 2006, "Identification with academics, intrinsic/extrinsic motivation, and self-efficacy as predictors of cognitive engagement", *Elsevier Journal of Learning and Individual Differences*, vol. 16, pp. 1-12.
- [2] S.Daruyani, Y. Wilandari, H. Yasin, 2013, Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Prestasi Mahasiswa FSM Universitas Diponegoro Semester Pertama Dengan Metode Regresi Logistik Biner, *Prosiding Seminar Nasional Statistika Universitas Diponegoro*.
- [3] Hanifah, S. Abdullah, 2001, Pengaruh Perilaku Belajar Terhadap Prestasi Akademik Mahasiswa Akuntansi, *Media Riset Akuntansi, Auditing dan Informasi*, Vol. 1, No. 3, pp. 63-86.
- [4] Hartatik, 2015, Penerapan Algoritma Learning Vector Quantization Untuk Prediksi Nilai Akademis Menggunakan Instrumen AMS (*Academic Motivation Scale*), *Jurnal DASI*, Vol. 16 No. 3, pp. 53 – 58.
- [5] M.Ridwan, H.Suyono, M.Sarosa, 2013, Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier, *Jurnal EECCIS*, Vol. 7, No. 1, pp. 59-64.
- [6] S. Kusumadewi, et. al, 2010, "Neuro Fuzzy : Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf", ed. 2, Yogyakarta : Graha Ilmu, Yogyakarta.
- [7] R.J. Vallerand, L.G. Pelletier, M.R. Blais, N.M. Briere, C. Senecal, E.F. Vallieres, 1992, "The Academic Motivation Scale : A Measure of Intrinsic, Extrinsic, and Motivation in Education", *Journal Educational and Psychological Measurement*, vol. 52, pp. 1003-1017.
- [8] M.R. Rahimi, Hartatik, 2016, Penerapan Algoritma Learning Vector Quantization Dalam Pengklasifikasian Tingkat Pencemaran Air Sungai, *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia*.

- [9] I. Sungkawa, R.T. Megasari, 2011, Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu Dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT. Satriamandiri Citramulia, *Jurnal Comtech*, Vo. 2, No. 2, pp. 636-645.