

TESIS

**ANALISIS KELULUSAN MAHASISWA TEKNIK INFORMATIKA
TEPAT WAKTU MENGGUNAKAN ALGORITMA ARTIFICIAL
NEURAL NETWORK (ANN)**

(Studi Kasus: Universitas Satya Wiyata Mandala Nabire)



Disusun oleh:

Nama : Musa Henri Janto Rahanra
NIM : 20.77.1282
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2022

TESIS

**ANALISIS KELULUSAN MAHASISWA TEKNIK INFORMATIKA TEPAT
WAKTU MENGGUNAKAN ALGORITMA ARTIFICIAL NEURAL NETWORK
(ANN)**

(Studi Kasus: Universitas Satya Wiyata Mandala Nabire)

**ANALYSIS OF INFORMATICS ENGINEERING STUDENTS GRADUATION
ON TIME USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) ALGORITMA
(Case Study: Satya Wiyata Mandala Nabire Univesity I)**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

Nama : Musa Henri Janto Rahanra
NIM : 20.77.1282
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2022

HALAMAN PENGESAHAN

**ANALISIS KELULUSAN MAHASISWA TEKNIK INFORMATIKA TEPAT
WAKTU MENGGUNAKAN ALGORITMA ARTIFICIAL NEURAL NETWORK
(ANN)**

(Studi Kasus: Universitas Satya Wiyata Mandala Nabire)

**ANALYSIS OF INFORMATICS ENGINEERING STUDENTS GRADUATION ON
TIME USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) ALGORITHM
(Case Study: Satya Wiyata Mandala Nabire University I)**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Musa Henri Janto Rahanra

20.77.1282

Telah Dujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Kamis, 11 Agustus 2022

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 11 Agustus 2022

Rektor

Prof. Dr. M. Suyanto, M.M.

NIK.190302001

HALAMAN PERSETUJUAN

**ANALISIS KELULUSAN MAHASISWA TEKNIK INFORMATIKA TEPAT WAKTU
MENGUNAKAN ALGORITMA ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)
(Studi Kasus: Universitas Satya Wiyata Mandala Nabire)**

**ANALYSIS OF INFORMATICS ENGINEERING STUDENTS GRADUATION ON TIME
USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) ALGORITMA
(Case Study: Satya Wiyata Mandala Nabire Univesity I)**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Musa Henri Janto Rahanra

20,77,1282

Telah Dimajikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Kamis, 11 Agustus 2022

Pembimbing Utama

Prof. Dr. Kusrini, M.Kom
NIK. 190302106

Pembimbing Pendamping

Emha Taufiq Luthfi, S.T., M.Kom.
NIK.190302052

Anggota Tim Penguji

Dr. Arief Setvanto, S.Si., M.T.
NIK. 190302036

Dr. Andi Sunyoto, M.Kom
NIK. 190302052

Prof. Dr. Kusrini, M.Kom
NIK. 190302106

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 11 Agustus 2022
Direktur Program Pascasarjana

Prof. Dr. Kusrini, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : **Musa Henri Janto Raharna**
NIM : **20.77.1282**
Konsentrasi : **Business Intelligence**

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:
**Analisis Kelulusan Mahasiswa Teknik Informatika Tepat Waktu
Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network
(Studi Kasus : Universitas Satya Wiyata Mandala)**

Dosen Pembimbing Utama : **Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.**
Dosen Pembimbing Pendamping : **Emha Taufiq Luthfi, S.T., M.Kom.**

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Tim Dosen Pembimbing
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disematkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 11 Agustus 2022
Yang Menyatakan,

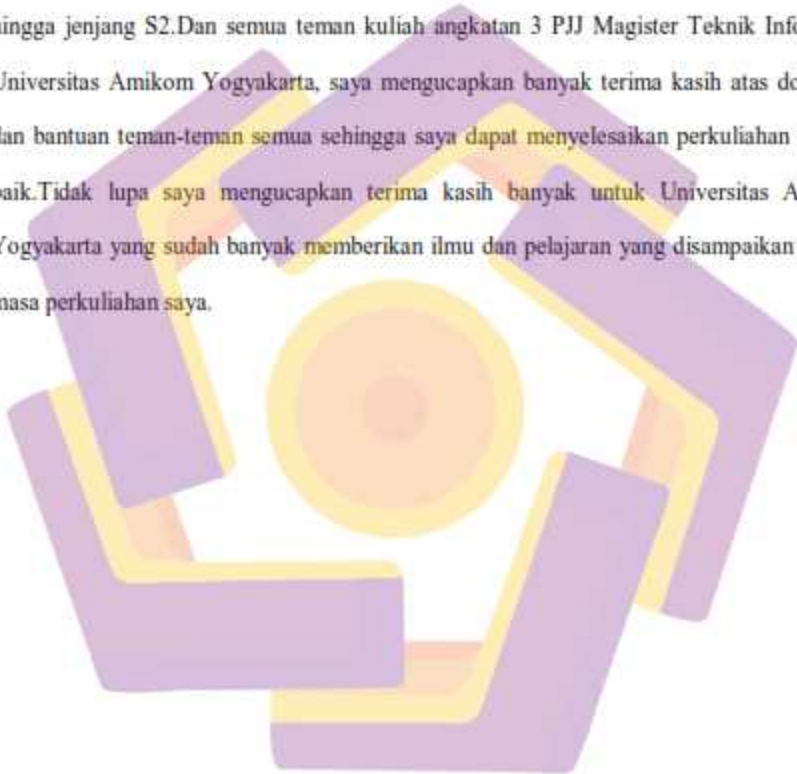


MUSA HENRI JANTO RAHARNA

Musa Henri Janto Raharna

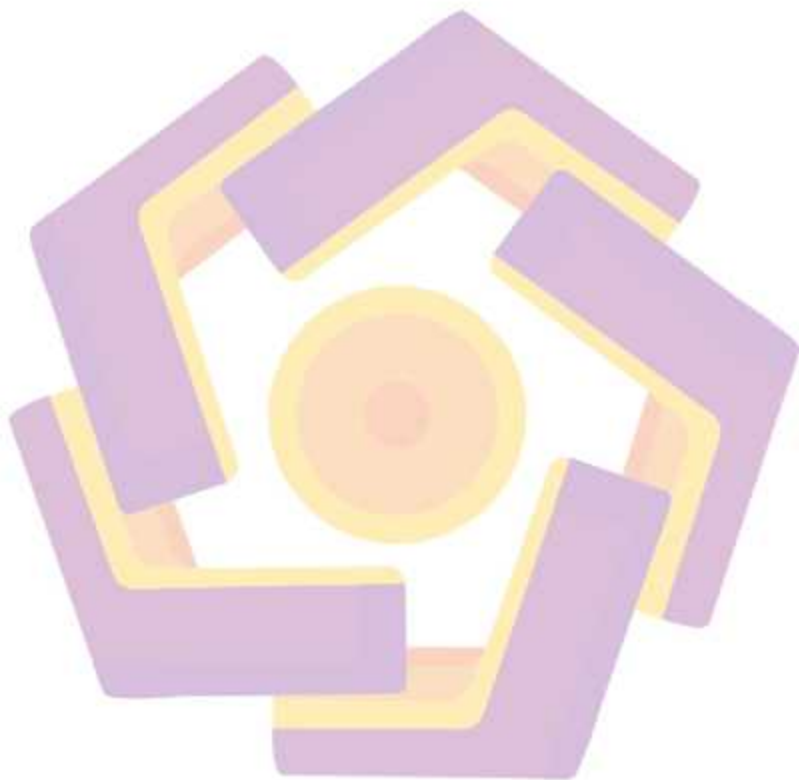
HALAMAN PERSEMBAHAN

Puji dan Syukur saya panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala berkat dan anugerah yang diberikan, saya masih bisa melanjutkan perkuliahan saya hingga S2. Tidak lupa saya mengucapkan syukur dan berterima kasih juga kepada Kedua Orang Tua saya yang juga masih memberikan izin untuk saya tetap melanjutkan perkuliahan saya hingga jenjang S2. Dan semua teman kuliah angkatan 3 PJJ Magister Teknik Informatik Universitas Amikom Yogyakarta, saya mengucapkan banyak terima kasih atas dorongan dan bantuan teman-teman semua sehingga saya dapat menyelesaikan perkuliahan dengan baik. Tidak lupa saya mengucapkan terima kasih banyak untuk Universitas Amikom Yogyakarta yang sudah banyak memberikan ilmu dan pelajaran yang disampaikan selama masa perkuliahan saya.



HALAMAN MOTTO

“Janganlah hendaknya kamu khawatir tentang apapun juga, tetapi nyatakanlah dalam segala hal keinginanmu kepada ALLAH dalam doa dan permohonan dengan ucapan syukur” (filipi 4:6).



KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadiran Tuhan Yang Maha Esa atas segala berkat dan hikmatnya, penulis masih diberi kesempatan dan kemudahan untuk menyelesaikan Tesis ini.

Tesis ini disusun dalam rangka memenuhi salah satu syarat kelulusan perguruan tinggi Program Studi Strata-2 Magister Teknik Informatika di universitas Amikom Yogyakarta dan Meraih gelar Magister Teknik Komputer (M.Kom) Selain itu tesis ini juga bertujuan untuk menganalisis Kelulusan Mahasiswa Lulus Dengan Menggunakan Algoritma Artificial Neoral Network (ANN) Pada Universitas Satya Wiyata Mandala Nabire.

Penulis juga mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. M. Suyanto, MM, selaku Rektor dan Ketua Amikom Yogyakarta.
2. Ibu Prof. Dr. Kusriani, M. Kom dan Bapak Emha Taufiq selaku dosen pembimbing saya yang selalu memberikan masukan, saran, bantuan, dan bimbingan dalam menyelesaikan naskah Tesis ini.
3. Ibu Prof. Dr. Kusriani, M. Kom selaku Direktur Program Pascasarjana Universitas Amikom Yogyakarta.
4. Kedua Orang tua yang tak pernah lelah dalam memberikan support dan doanya.
5. Semua teman teman dilingkungan Kantor KP2KP Nabire yang telah memberi masukan dan dorongan.
6. Semua teman-teman seperjuangan magister teknik Informatika Universitas Amikom Yogyakarta tahun akademik 2020 Kelas PJJ dan pihak-pihak yang penulis tidak dapat sebut satu persatu

7. Dosen Amikom Yogyakarta yang telah memberikan banyak ilmu dan pengalaman.

Semua pihak yang telah membantu penyelesaian tesis ini yang tentunya sangat berharga dan tidak bisa disebutkan satu persatu. Penulis juga meminta maaf apabila dalam penyusunan tesis ini masih banyak kekurangan dan masih jauh untuk memberikan kata sempurna. Penulis juga dengan senang hati menerima kritik dan saran.

Semoga tesis ini dapat menambah pengetahuan dan memberikan manfaat bagi para pembacanya maupun diri penulis sendiri serta dapat digunakan sebagai salah referensi untuk penelitian yang lain.

Yogyakarta, 11 Agustus, 2022

Penulis



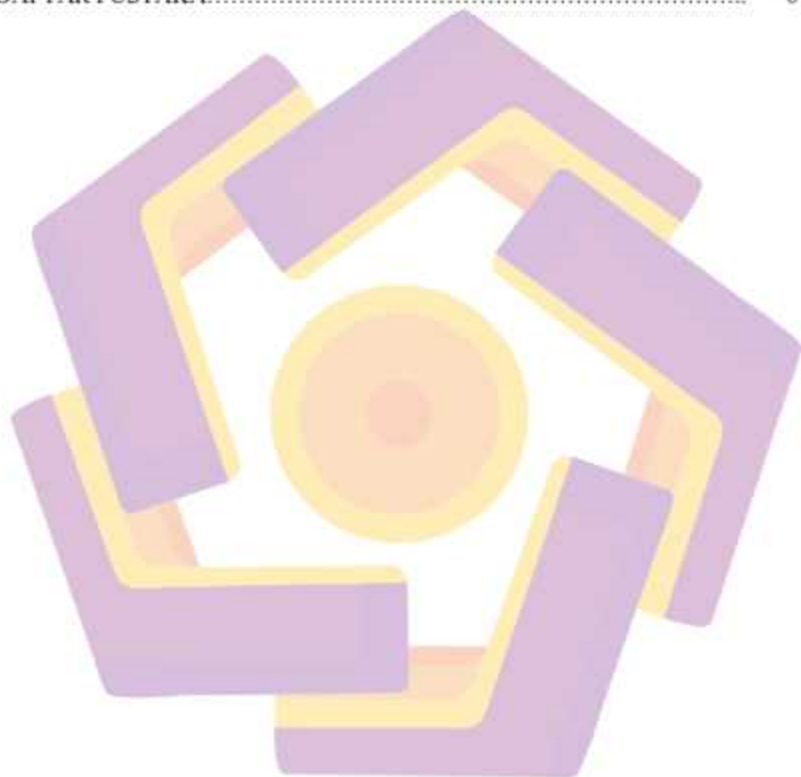
DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN MOTTO.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR.....	xv
INTISARI.....	xvii
ABSTRACT.....	xviii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	5
1.3. Batasan Masalah.....	6
1.4. Tujuan Penelitian.....	6
1.5. Manfaat Penelitian.....	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8
2.1. Tinjauan Pustaka.....	8
2.2. Keaslian Penelitian.....	15
2.3. Landasan Teori.....	16
2.3.1 Data Mining.....	19
2.3.2 Artificial Neural Network.....	21

2.3.3 Konsep Dasar Artificial Neural Network.....	21
2.3.4 Arsitektur ANN.....	23
2.3.5. Fungsi Aktifasi.....	25
2.4. backpropagation.....	29
2.5. python.....	30
2.6. Kelulusan Tepat Waktu.....	31
BAB III METODE PENELITIAN.....	32
3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian.....	32
3.1.1. Jenis Penelitian dan Sifat.....	32
3.1.2. Jenis Eksperimental.....	32
3.1.3. Pendekatan Penelitian.....	33
3.2. Metode Pengumpulan Data.....	33
3.3. Metode Analisis Data.....	33
3.4. Alur Penelitian.....	36
3.4.1. Identifikasi Masalah.....	36
3.4.2. Studi Literatur.....	36
3.4.3. Penentuan Algoritma dan Metode.....	37
3.4.4. Skenario.....	37
3.4.5. Pengumpulan dataset.....	37
3.4.6. Transformasi Data.....	37
3.4.7. Data Set.....	38
3.4.8. Training Model.....	38

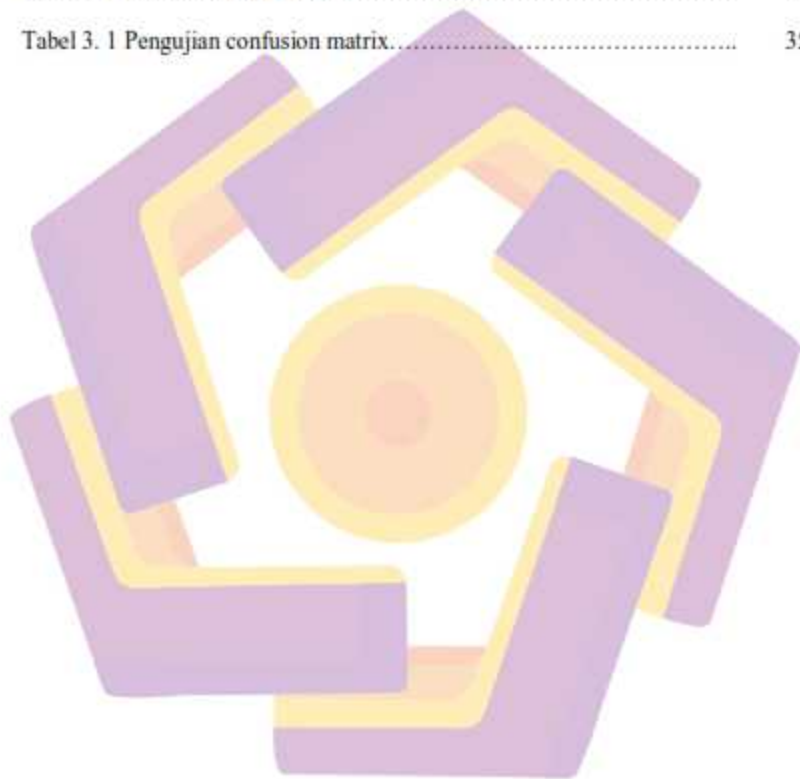
3.4.9. Evaluasi.....	38
3.4.10. Kesimpulan.....	38
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	39
4.1. Identifikasi Masalah.....	39
4.2. Pengumpulan Data.....	40
4.3. <i>Preprocessing</i> Data.....	42
4.3.1. Pemanggilan Data.....	42
4.3.2. Pembersihan Data.....	43
4.3.3. Pengelompokan Data.....	43
4.3.4. <i>Label Encoder</i>	45
4.4. Pembagian Data.....	46
4.5. Analisis Data.....	46
4.5.1. Skenario Percobaan.....	46
4.5.2. <i>Artificial Neural Network</i>	47
4.5. Hasil Penelitian.....	53
4.5.1. Skenario Satu.....	53
4.5.2. Skenario Kedua.....	54
4.5.3. Skenario Ketiga.....	56
4.5.4. Skenario Keempat.....	58
4.5.5. Skenario Kelima.....	59
4.6. Analisa Hasil Penelitian.....	61
4.6.1. Perbandingan Akurasi <i>Training</i>	62

4.6.2. Perbandingan Akurasi <i>Testing</i>	62
4.6.3. Perbandingan Penelitian Terdahulu.....	63
BAB V PENUTUP.....	65
1.1. Kesimpulan.....	65
1.2. Saran.....	66
DAFTAR PUSTAKA.....	67



DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Matriks literatur review	15
Tabel 2. 2 Matriks literatur review	16
Tabel 2. 3 Matriks literatur review	17
Tabel 2. 4 Matriks literatur review	18
Tabel 3. 1 Pengujian confusion matrix	35



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Tahapan Data Mining.....	19
Gambar 2. 2 Arsitektur Artificial Neural Network.....	24
Gambar 2. 3 Fungsi Aktifasi Artificial Neural Network.....	26
Gambar 3. 1 Alur Penelitian.....	36
Gambar 4. 1. Lokasi penyimpanan <i>dataset</i>	41
Gambar 4. 2. Contoh <i>dataset</i> dalam format <i>.csv</i>	41
Gambar 4. 3. Perubahan bentuk <i>dataset</i> menjadi <i>array</i>	44
Gambar 4. 4. Perubahan bentuk label menjadi <i>array</i>	45
Gambar 4. 5. Proses <i>label encoder</i>	45
Gambar 4. 6. Proses pembagian <i>dataset</i>	46
Gambar 4. 7. Arsitektur <i>Artificial Neural Network</i>	48
Gambar 4. 8. Proses <i>training</i>	49
Gambar 4. 9. Grafik nilai akurasi <i>training</i>	49
Gambar 4. 10. Hasil <i>testing</i>	50
Gambar 4. 11. Konversi hasil klasifikasi.....	51
Gambar 4. 12. Konversi label data uji.....	51
Gambar 4. 13. Contoh hasil <i>confusion matrix</i>	52
Gambar 4. 14. Grafik akurasi <i>training</i> skenario 1.....	53
Gambar 4. 15. <i>Confusion matrix</i> skenario 1.....	53
Gambar 4. 16. Hasil perhitungan <i>confusion matrix</i> skenario 1.....	54
Gambar 4. 17 Arsitektur Skenario 1.....	54
Gambar 4. 18. Grafik akurasi <i>training</i> skenario 2.....	55
Gambar 4. 19. <i>Confusion matrix</i> skenario 2.....	55

Gambar 4. 20. Hasil perhitungan <i>confution matrix</i> skenario 2.....	56
Gambar 4. 21 Arsitektur Skenario 2.....	56
Gambar 4. 22. Grafik akurasi <i>training</i> scenario 3.....	56
Gambar 4. 23. <i>confution matrix</i> skenario 3.....	57
Gambar 4. 24. Hasil perhitungan <i>confution matrix</i> skenario 3.....	57
Gambar 4. 25 Arsitektur Skenario 3.....	57
Gambar 4. 26. Grafik akurasi <i>training</i> scenario 4.....	58
Gambar 4. 27. <i>Confution matrix</i> skenario 4.....	58
Gambar 4. 28. Hasil perhitungan <i>confution matrix</i> skenario 4.....	59
Gambar 4. 29 Arsitektur scenario 4.....	59
Gambar 4. 30. Grafik akurasi <i>training</i> scenario 5.....	60
Gambar 4. 31. <i>Confution matrix</i> skenario 5.....	60
Gambar 4. 32. Hasil perhitungan <i>confution matrix</i> skenario 5.....	60
Gambar 4. 33 Arsitektur Skenario 5.....	61
Gambar 4. 34. Garfik perbandingan hasil <i>training</i>	62
Gambar 4. 35. Garfik perbandingan hasil <i>testing</i>	63

INTISARI

Lulus tepat waktu adalah keinginan seluruh mahasiswa, tidak hanya itu lulus tepat waktu adalah keuntungan bagi kedua belah pihak, yaitu mahasiswa dan instansi pendidikan. Dalam mengukur status kelulusan dapat diperoleh dari indeks prestasi mahasiswa setiap semester. Data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan dan machine learning untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terakut dari berbagai database.

Metode penelitian ini terdiri dari beberapa tahap termasuk pengumpulan data, prosesi data, pembagian data, analisis data dan proses menggunakan Algoritma Artificial Neural Network dan evaluasi. Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian dengan algoritma Artificial Neural Network menggunakan tools python dapat memprediksi jumlah kelulusan mahasiswa universitas Satya wiya mandala pada program Studi Teknik Informatika.

Pemberian nilai acak pada *node* dan jumlah *epoch* dapat memberikan hasil yang beragam dimana skenario satu menghasilkan akurasi *traing* 75% dan *testing* 54%, skenario dua menghasilkan akurasi *traing* 93% dan *testing* 86%, skenario satu menghasilkan akurasi *traing* 86% dan *testing* 70%, skenario satu menghasilkan akurasi *traing* 92% dan *testing* 86%, dan skenario lima memiliki kemiripan dengan skenario 4 yaitu akurasi *traing* 92% dan *testing* 86%.

Kata Kunci : Kelulusan, Data Mining, Prediksi Skenario

ABSTRACT

Graduating on time is the desire of all students, not only that, graduating on time is an advantage for both parties, namely students and educational institutions. In measuring graduation status, it can be obtained from the student achievement index every semester. Data mining is a process that uses statistical, mathematical, artificial intelligence and machine learning techniques to extract and identify useful and useful information and knowledge that is assembled from various databases.

This research method consists of several stages including data collection, data processing, data sharing, data analysis and processes using Artificial Neural Network Algorithms and evaluation. Based on the results of training and testing with the Artificial Neural Network algorithm using python tools, it can predict the number of graduates of Satya Wiyta Mandala university students in the Informatics Engineering Study program.

Giving random values to nodes and the number of epochs can give various results where scenario one produces training accuracy of 75% and testing 54%, scenario two produces training accuracy of 93% and testing 86%, scenario one produces traing accuracy of 86% and testing 70%, Satau scenario produces 92% training accuracy and 86% testing, and scenario five has similarities to scenario 4, namely 92% training accuracy and 86% testing.

Keywords: Graduation, Data Mining, Scenario Prediction

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Kemajuan teknologi informasi sudah semakin berkembang pesat disegala bidang kehidupan. Banyak sekali data yang dihasilkan oleh teknologi informasi, mulai dari bidang Pendidikan, industri, ekonomi, serta berbagai bidang kehidupan lainnya. Data-data tersebut begitu berlimpah namun masih tersembunyi sehingga tidak dimanfaatkan dengan baik. (Oscar & Johan, 2013). Tuntutan global menuntut dunia pendidikan untuk selalu dan senantiasa menyesuaikan perkembangan teknologi terhadap usaha dalam peningkatan mutu pendidikan, terutama penyesuaian penggunaannya bagi dunia pendidikan khususnya dalam proses pembelajaran. Teknologi informasi merupakan perkembangan sistem informasi dengan menggabungkan antara teknologi computer dengan telekomunikasi (Haris Budiman, 2017)

Berdasarkan peraturan menteri pendidikan dan kebudayaan republik indonesia No 3 Tahun 2020 Tentang Standar Nasional Pendidikan tinggi dengan pasal 17 ayat 1 poin d berbunyi bagi mahasiswa yang lulus program S1 D4 paling lama lulus 7 tahun masa studi. Lulus tepat waktu adalah keinginan seluruh mahasiswa, tidak hanya itu lulus tepat waktu adalah keuntungan bagi kedua belah pihak, yaitu mahasiswa dan instansi pendidikan. Dalam mengukur status kelulusan dapat diperoleh dari indek prestasi mahasiswa setiap semester. Jika indek prestasi mahasiswa lebih rendah maka mahasiswa akan mengakibatkan atau

lulus tidak tepat waktu. Tingkat kelulusan mahasiswa yang menurun signifikan dan terus berkembang merupakan masalah yang ada pada perguruan tinggi. Maka dari itu pemantauan atau evaluasi terhadap kecenderungan mahasiswa lulus tepat waktu atau tidak menjadi sangat vital dan hal ini menjadi tugas bagi semua elemen yang ada di institusi perguruan tinggi, sehingga memaksimalkan kinerja harus dilakukan. Banyak faktor yang menyebabkan ketidak tepatan waktu kelulusan mahasiswa tersebut, faktor-faktor tersebut dapat bersumber dari faktor internal dan faktor eksternal (Rakhman 2017).

Universitas satya wiyata mandala adalah salah satu universitas swasta yang berada di papua khususnya di kabupaten nabire dengan 3000 mahasiswa dari 13 program studi. Dari setiap penerimaan mahasiswa baru atau tahun ajaran baru selalu ada peningkatan mahasiswa sedangkan yang keluar atau lulus sangat sedikit dengan pertama masuk perguruan tinggi. Dalam hal ini berarti tidak semua mahasiswa dapat merasakan lulus tepat waktu sesuai dengan ketentuan akademik yaitu 8 semester, dampak dari itu terjadi penumpukan mahasiswa dan bertambah banyak data dari mahasiswa lama yang belum lulus dengan mahasiswa dalam proses pembelajaran semester. Pengolahan hidden file dapat dimulai dengan melakukan penambahan data atau yang biasa disebut data mining. Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih, dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Data mining atau Knowledge Discovery in Database (KDD) merupakan proses ekstraksi informasi-informasi penting atau knowledge dari basis data yang besar. Data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan dan machine

learning untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi dan yang bermanfaat dan pengetahuan yang terakit dari berbagai database. (Kusrini And Emha, 2009).

Pada Penelitian penelitian sebelum yang menggunakan Algoritma backpropagation ini sudah sangat banyak tetapi penelitian yang peneliti ambil ini adalah menganalisis tingkat kelulusan mahasiswa di universitas Satya wiyata mandala. Menurut penelitian (Sinaga 2017) dengan judul implementasi jaringan syaraf tiruan dengan metode backpropagation untuk memprediksi kelulusan siswa sekolah menengah atas pada penelitian ini metode yang digunakan adalah jaringan backpropagation yang diimplementasikan pada berbagai macam aplikasi untuk menyelesaikan banyak masalah khususnya dalam bidang peramalan dan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk memprediksi kelulusan siswa. dengan data kelulusan siswa tahun 2013 sampai dengan 2016 , di mana data akan dibagi menjadi dua bagian, bagian pertama digunakan untuk data pengujian (testing) dan bagian kedua untuk data pelatihan (Training) lebih cepat dan akurat. Implementasi Jaringan Syaraf tiruan metode Backpropagation menggunakan aplikasi Matlab 7.10 dengan hasil baik dan dapat memprediksi nilai kelulusan yang cukup baik.

Menurut penelitian (Agwil, dkk 2020) menyatakan bahwa Backpropagation merupakan salah satu teknik yang baik digunakan untuk prediksi. dalam penelitian ini metode yang digukan adalah Backpropagation dan dapat dilakukan pengolahan data menggunakan nilai input serta target yang ingin dihasilkan. Dengan Tujuan memprediksi kelulusan Mahasiswa dalam uji

kompetensi keahlian, data yang dipakai adalah nilai rata-rata jurusan dari semester 1 sampai semester 5 dengan aspek pengetahuan pada tahun ajaran 2019-2020 dengan tools yang digunakan adalah matlab untuk mengetahui jumlah siswa yang lulus akan datang. Sehingga dalam penelitian ini menghasilkan kelulusan yang akan datang tahun berikutnya. 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 %. 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% %.

Menurut penelitian (Sari, Kusri, and Sunyoto 2021) dengan judul Analisis Jaringan Syaraf Tiruan dengan Backpropagation untuk Prediksi Mahasiswa Dropout metode yang digunakan adalah Jaringan syaraf tiruan dengan backpropagation dengan data yang dipakai pada penelitian ini adalah data SI prodi ABC dengan jumlah data sebanyak 129 dari tahun 2016-2019. Tujuan dari penelitian ini untuk mengukur analisis prediksi dropout dengan percobaan penggunaan beberapa arsitektur jaringan, dan model yang digunakan pada penelitian ini adalah 12-5-2, dengan hasil learning rate sebesar 0,4 dan hasil prediksi sebesar 0,9% dengan momentum terbaik adalah 98,2% baik sekali dengan data 129 data.

Beberapa penelitian terkait dengan topic penelitian pernah dilakukan dengan mengevaluasi kinerja akademik mahasiswa menggunakan algoritma naïve bayes dengan memanfaatkan indikator indeks prestasi (ip) sebagai penentu mahasiswa lulus atau tidak lulus tepat waktu dengan hasil akurasi sebesar 70%

pada Perguruan Tinggi Negeri Universitas Brawijaya, Malang, (Ridwan,dkk 2013). Juga penelitian yang dilakukan dengan analisis data mining untuk pemetaan mahasiswa yang membutuhkan bimbingan dan konseling menggunakan algoritma naïve bayes classifier pada Perguruan Tinggi Negeri Universitas Negeri Padang (Saputra,dkk 2018).

Penelitian ini nantinya diharapkan dapat membantu kinerja akademik dalam meningkatkan jumlah kelulusan mahasiswa tepat waktu dengan mempertimbangkan analisis dan evaluasi penelitian. Dengan demikian menurut penelitian penelitian sebelumnya , maka akan dibangun penelitian dengan judul “ Analisis Kelulusan Mahasiswa Teknik Informatika Tepat Waktu Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network Pada Universitas Satya Wiyata Mandala”.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang dikemukakan maka peneliti berusaha mengidentifikasi masalah yang ditemukan dalam penelitian ini sebagai berikut:

- a. Bagaimana tingkat akurasi *Artificial Neural Networks* (ANN) untuk menganalisis kelulusan mahasiswa?
- b. Bagaimana penerapan model untuk menganalisis Prediksi Kelulusan Mahasiswa dengan Algoritma *Artificial Neural Network* (ANN)?
- c. Arsitektur mana yang mendapat akurasi tertinggi dalam melakukan klasifikasi?

1.3. Batasan Masalah

Adapun Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Metode yang digunakan peneliti untuk menganalisis Prediksi kelulusan tepat waktu adalah menggunakan algoritma artificial neural networks (ANN).
- b. Penelitian ini digunakan secara khusus untuk mengetahui kelulusan mahasiswa tepat waktu.
- c. Kriteria lulus tepat waktu yaitu mahasiswa yang lulus matakuliah minimal Nilai IPS dari semester 1 sampai IPS 5 yang dinyatakan lulus. Bila mana tidak lulus maka akan diadakan semester pendek untuk mahasiswa yang tidak lulus
- d. Data yang dikumpulkan hanya dari tahun 2016-2021 pada universitas satya wiyata mandala nabire.

1.4. Tujuan Penelitian

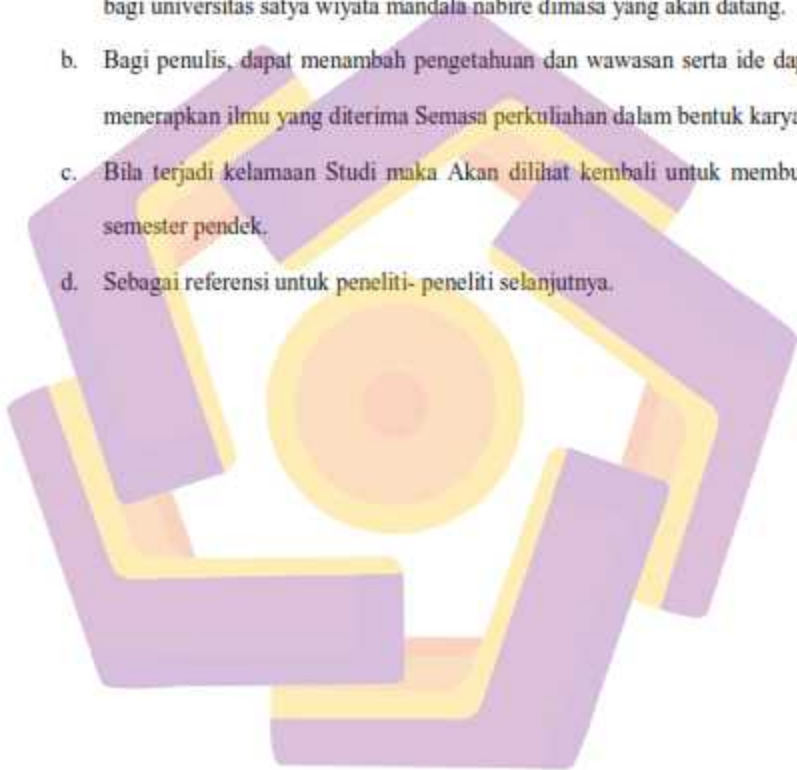
Adapun Tujuan Penelitian tersebut adalah:

- a. Mengetahui tingkat akurasi Artificial Neural Networks (ANN) untuk menganalisis kelulusan mahasiswa.
- b. Mengetahui cara penerapan *Algoritma Artificial Neural Network* untuk menganalisis Prediksi Kelulusan Mahasiswa
- c. Mengetahui arsitektur mana yang mendapat akurasi tertinggi dalam melakukan klasifikasi

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dengan tercapainya tujuan penelitian ini diantaranya yaitu:

- a. Diharapkan dengan adanya penelitian ini dapat menjadi bahan masukan bagi universitas satya wiyata mandala nabire dimasa yang akan datang.
- b. Bagi penulis, dapat menambah pengetahuan dan wawasan serta ide dapat menerapkan ilmu yang diterima Semasa perkuliahan dalam bentuk karya.
- c. Bila terjadi kelamaan Studi maka Akan dilihat kembali untuk membuka semester pendek.
- d. Sebagai referensi untuk peneliti- peneliti selanjutnya.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tinjauan Pustaka

Sebelumnya sudah ada penelitian yang membahas mengenai analisis kelulusan menggunakan metode algoritma artificial neural networks. Berikut ini adalah beberapa penelitian yang terkait dengan masalah tersebut.

Penelitian dari (Sumpena and H 2019) dengan judul Analisis prediksi kelulusan siswa pkbm paket c dengan metode yang digunakan adalah metode naïve bayes. Data yang digunakan adalah data siswa PKMB dari tiga tahun terakhir yaitu 296 siswa dan dibagi data training 189 dan data uji sebesar 107 dengan pengujian menggunakan tools rapid miner. Dengan akurasi sebesar 97,20% untuk prediksi lulus sebesar 99.04 % dan prediksi tidak lulus 33.33%. Dengan hasil yang didapat pada penelitian ini sudah baik dengan menggunakan metode klasifikasi metode naïve bayes.

Penelitian selanjutnya (Fadli, dkk 2018) dengan judul Perbandingan Untuk Kerja Algoritme Klasifikasi Data Mining dalam Sistem Peringatan Dini Ketepatan Waktu Studi Mahasiswa. Data yang digunakan ada data mahasiswa data tahun akademik 2014 sampai 2018 atribut nim, namamhs, kode nim, prodi, fakultas, tahun angkatan, kode matkul, nama matakuliah, sks, sks tatap muka, sks praktikum, nilai huruf, bobot nilai, mata kuliah b/u, tahun kurikulum, nip dosen pengampu, nama dosen pengampu, kelas, tahun akademik, status KRS, jenis kelamin. Model klasifikasi yang dirancang adalah model SVM, ANN, dan

decision tree. Hasil akurasi yang didapat adalah bervariasi untuk Matriks confusion dari algoritme SVM sebesar 90.55% dengan prediksiya 90.36% dan prediksi tidak 86.44% dari data yang digunakan 139 data. Untuk model ANN dari 139 data menghasilkan prediksi sebesar 88.35% untuk prediksi ya sebesar 86.44% dan prediksi tidak sebesar 90% dan metode decision tree menghasilkan akurasi sebesar 87.64 dengan prediksi ya 88.89% dan untuk prediksi tidak 90%. Pada penelitian dengan hasil perbandingan metode model SVM yang lebih baik dari kedua algoritma lain dengan pengujian menggunakan tools rapid miner.

Penelitian selanjutnya (Paliwal,dkk 2018) dengan judul *Sentiment Analysis and Prediction using Neural Networks* data yang digunakan adalah API Twitter dan python sebagai alat, 36.500 kata tweet dikumpulkan dan menghapus kata-kata yang tidak diinginkan, karakter dan spasi khusus. Kumpulan data telah dibuat yang termasuk tanggal, jumlah tweet positif, jumlah negative tweet, jumlah tweet netral, polaritas dengan jumlah data dari tahun 2017-2018 komentar. Data tersebut dibagi menjadi dua 80 : 20 tweet, komentar, dan suara positif, negatif dan netral direkam per hari dengan polaritas keseluruhan. Polaritas tweet, komentar, dan suara adalah dihitung dengan mengurangi bilangan positif dan data negatif. Data yang dikumpulkan berisi tanggal tweet, Jumlah tweet positif, Jumlah tweet negatif, Jumlah tweet netral, polaritas data, dan polaritas skala yang nilainya terletak antara 0 dan 1 Aplikasi yang digunakan adalah aplikasi R dan python hasil yang di dapat adalah data twitter 0.86 data facebook 87 data new sites 79% maka algoritma Jaringan Syaraf Tiruan dapat menganalisis sentiment dengan akurasi kisaran 79-87%.

Penelitian (Setiyani et al. 2020) dengan judul analisis prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu menggunakan metode data mining naïve bayes dengan teknik data mining. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah dengan metode naïve bayes dengan melakukan systematic literature review iniberbasis pada *protocol Preferred Reporting Item for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA). Literatur yang digunakan adalah literature jurnal dalam penelitian ini hanya membatasi literature jurnal data diambil hanya dari garuda.Ristekdikti.go.id dan e-resources.perpusnas.go.id dengan penerbit hanya tahun 2015. Literatur yang dipakai dipenelitian ini dengan topic prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu literatur yang meneliti database akademik perguruan tinggi baik berupa NIM, nama mahasiswa, IPK, umur, jenis kelamin, status mahasiswa dan objek lain untuk dapat membuat suatu prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu. Dari hasil literature dapat menghasilkan data sebanyak 226 dengan 6 atribut dengan pengujian menggunakan tools weka menghasilkan prediksi 98% lulus dan 2% dengan error 0.0359% menghasilkan tidak lulus percobaan kedua dengan tools Rapidminer dengan data 1043 data set dengan 6 atribut menghasilkan 99.30% dan percobaan ketiga dengan dataset 210 menghasilkan prediksi sebesar 90.95%. hasil tersebut tidak dipengaruhi hasil dikarenakan metode yang digunakan sama. Dari hasil tersebut IPK mempengaruhi tingkat akurasi.

Penelitian (Masse and Sudarmawan 2017) dengan judul analisis tingkat kelulusan mahasiswa sekolah tinggi Manajemen informatika dan komputer. Model yang digunakan pada penelitian ini adalah *support vector machine* SVM dengan menggunakan teknik data mining. Data yang digunakan adalah data

mahasiswa yang diambil dari tempat penelitian tersebut dari tahun 2014-2015 yang dibagi 2 yaitu 102 data training dan 86 sebagai data testing dengan 12 atribut dengan memproses menggunakan tools matlab. Hasil prediksi yang didapat pada penelitian ini adalah 87.86% untuk kategori lulus tepat waktu dan 12.19% untuk kategori tidak lulus. Dari analisis tersebut bahwa nilai IPS dan IPK dan digunakan pada penelitian ini untuk memprediksi nilai tingkat kelulusan dengan menggunakan metode *support vector machine*.

Penelitian (Handayanto,dkk. 2019) yang menjelaskan tentang prediksi kelulusan dengan menggunakan metode *desicon tree* dan *artificial neural network* dengan data yang digunakan adalah data mahasiswa yang diambil dari data tempat penelitian dengan variasi dari data tahun 2006 sampai tahun 2010 dan data targetnya adalah data tahun 2011 sampai 2012 dengan atribut NIM, jenis kelamin, asal sekolah, jalur masuk, nilai ujian nasional, gaji orang tua, IP semester 1-4, IPK semester 1-4 dan keterangan lulus. Metode yang digunakan untuk melakukan perbandingan yaitu *desicon tree* dan *artificial neural network* dengan tools bantuan pada perbandingan tersebut rapid miner. Metode *desicon tree* dengan akurasi sebesar 74.51% dengan prediksi lulus 56.16% dan 91.25% untuk prediksi tidak lulus dan perbandingan menggunakan metode metode *artificial neural network* dengan akurasi 79.74% untuk prediksi lulus tepat waktu 91.11% dan 63.49% untuk prediksi tidak lulus maka dari perbandingan kedua metode tersebut *artificial neural network* yang lebih baik. *artificial neural network* dapat memprediksi kelulusan sangat baik.

Menurut (Agwil, dkk 2020) faktor yang mempengaruhi waktu lulus mahasiswa akan membantu program studi dan dosen dalam mengambil keputusan untuk meningkatkan kuantitas mahasiswa lulus tepat waktu. Tujuannya adalah untuk mendapatkan gambaran tentang karakteristik mahasiswa yang mempengaruhi ketepatan waktu lulus mahasiswa program studi S1 Matematika dengan menggunakan metode Ensemble Tree. Metode Ensemble tree yang digunakan adalah Bagging CART, dengan harapan dapat menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi dan gambaran karakteristik mahasiswa yang baik. Data yang digunakan pada penelitian (Agwil, dkk 2020) adalah data mahasiswa program studi S1 Matematika dari tahun 2010 sampai dengan 2019 dengan hasil sebesar 82.1% , sensitivity sebesar 68.2 % dan specificity sebesar 91.2 % . Sedangkan dengan metode Bagging CART diperoleh Accuracy sebesar 85,7% , sensitivity sebesar 77.3 % dan specificity sebesar 91.2 % .

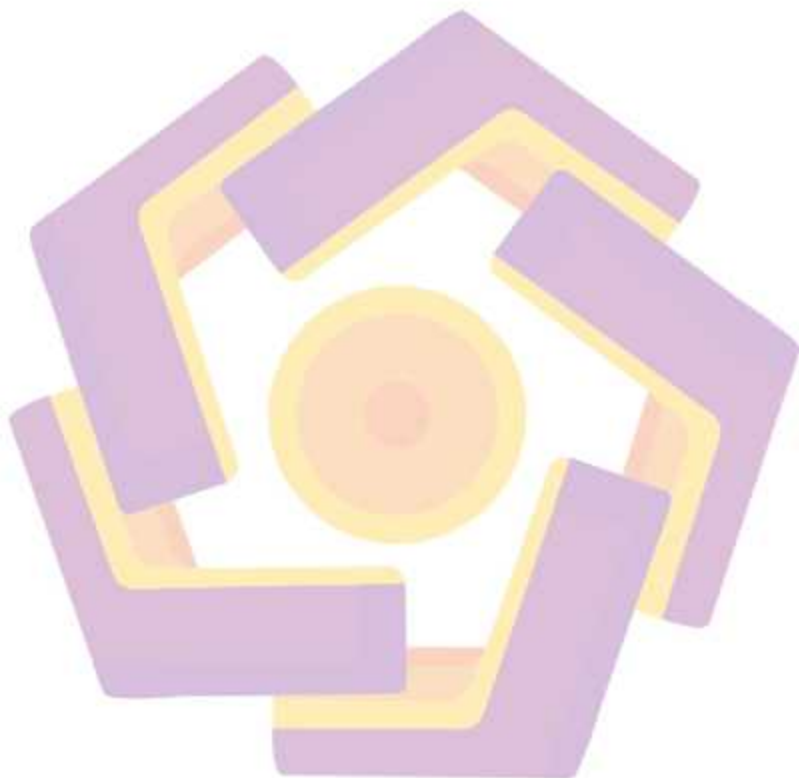
Menurut penelitian (Agwil, dkk 2020) menyatakan bahwa Backpropagation merupakan salah satu teknik yang baik digunakan untuk prediksi. dalam penelitian ini metode yang digunakan adalah Backpropagation dan dapat dilakukan pengolahan data menggunakan nilai input serta target yang ingin dihasilkan. Dengan Tujuan memprediksi kelulusan Mahasiswa dalam uji kompetensi keahlian, data yang dipakai adalah nilai rata-rata jurusan dari semester 1 sampai semester 5 dengan aspek pengetahuan pada tahun ajaran 2019-2020 dengan tools yang digunakan adalah matlab untuk mengetahui jumlah siswa yang lulus akan datang. Sehingga dalam penelitian ini menghasilkan kelulusan yang akan datang tahun berikutnya. 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 %. 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%.

Menurut penelitian (Sinaga 2017) dengan judul implementasi jaringan syaraf tiruan dengan metode backpropagation untuk memprediksi kelulusan siswa sekolah menengah atas pada penelitian ini metode yang digunakan adalah jaringan backpropagation yang diimplementasikan pada berbagai macam aplikasi untuk menyelesaikan banyak masalah khususnya dalam bidang peramalan dan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk memprediksi kelulusan siswa. dengan data kelulusan siswa tahun 2013 sampai dengan 2016, di mana data akan dibagi menjadi dua bagian, bagian pertama digunakan untuk data pengujian (testing) dan bagian kedua untuk data pelatihan (Training) lebih cepat dan akurat. Implementasi Jaringan Syaraf tiruan metode Backpropagation menggunakan aplikasi Matlab 7.10 dengan hasil baik dan dapat memprediksi nilai kelulusan yang cukup baik.

Menurut penelitian (Sari, dkk 2021) dengan judul Analisis Jaringan Syaraf Tiruan dengan Backpropagation untuk Prediksi Mahasiswa Dropout metode yang digunakan adalah Jaringan syaraf tiruan dengan backpropagation dengan data yang dipakai pada penelitian ini adalah data SI prodi ABC dengan jumlah data sebanyak 129 dari tahun 2016-2019. Tujuan dari penelitian ini untuk mengukur analisis prediksi dropout dengan percobaan penggunaan beberapa arsitektur jaringan, dan model yang digunakan pada penelitian ini

adalah 12-5-2, dengan hasil learning rate sebesar 0,4 dan hasil prediksi sebesar 0,9% dengan momentum terbaik adalah 98,2% baik sekali dengan data 129 data.



2.2. Keaslian Penelitian

Tabel 2.1 Matriks literatur review
 Analisis Kelulusan Mahasiswa Teknik Informatika Tepat Waktu Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network (ANN). (Studi Kasus Universitas Satya Wiyata Mandala Nabire)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1.	Analisis prediksi kelulusan siswa pkbm paket c dengan metoda algoritma naïve beyes	Sumpena, jaya H, Nina Kurnia, Tahun 2019.	Tujuan dari penelitian ini untuk mengurangi kegagalan siswa mencapai kelulusan dapat dilakukan dengan prediksi kelulusan berdasarkan data nilai ujian yang dilakukan oleh lembaga. Penelitian ini menggunakan metode Naive Bayes yang merupakan salah satu teknik atau metode data mining untuk proses klasifikasi dengan menggunakan probabilitas dan statistik yang dapat memprediksi peluang dimasa depan berdasarkan pengalaman sebelumnya.	Algoritma naïve bayes mampu memprediksi kelulusan tepat waktu dengan hasil 97.20% Algoritma naïve bayes cocok untuk dipakai mengklasifikasikan data mining	Perlu adanya updata database terbaru agar setiap peneliti dapat mudah mengambil data. setelah diprediksi maka diharapkan lebih kositen terhadap siswa yang tidak lulus Dan coba menggunakan tools yang berbeda dalam pengujian sistem	Perbandingan dengan penelitian yang diajukan yang dilakukan oleh peneliti sangat beda metode yang digunakan dengan metode sebelumnya menggunakan naïve bayes dan yang digunakan pada peneliti adalah Artificial Neurol Network dan tools yang digunakan sangat beda karena peneliti menggunakan tools python yang lebih akurat dengan prediksi.

Tabel 2.1 (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti,Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
2	Perbandingan Unjuk Kerja Algoritme Klasifikasi Data Mining dalam Sistem Peringatan Dini Ketepatan Waktu Studi Mahasiswa	Fadli, Ari Zulfa, Mulki Indana Ramadhani, Yogi.Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer(Fadli, Zulfa, and Ramadhani 2018)	Penelitian ini untuk mencari klasifikasi perbandingan dengan kinerja algoritme klasifikasi decision tree, support vector machine (SVM), dan artificial neural network (ANN).	Perbandingan kinerja algoritme decision tree, ANN dan SVM yang menggunakan data akademik mahasiswa aktif di FT Unsoed menunjukkan bahwa algoritme SVM memberikan nilai terbaik, yaitu accuracy sebesar 90,55% dan AUC sebesar 0,959.	Perbandingan sudah cukup baik dengan kinerja 3 algoritma tetapi dinaikan diperbanyak datanya agar mendapat hasil kinerja dari ketiga algoritma tersebut dan menggunakan proses yang berbeda agar dapat mengetahui perbandingan algoritma tersebut	Penelitian yang dilakukan (fadli dan kawan) sangat baik tetapi peneliti didalamnya data set kurang banya sehingga akurasi yang didapat juga cukup sesuai dengan data yang digunakan untuk penelitian yang peneliti ajukan lebih baik dan data juga yang dipakai lebih banyak agar terlihat kinerja dari metode yang digunakan yaitu ANN dan toolsnya juga peneliti menggunakan tools phyton
3	Sentiment Analysis and Prediction Using Neural Networks	Paliwal, Sneha Kumar Khatri, Sunil Sharma, Mayank Proceedings of the International Conference on Inventive Research in Computing Applications, ICIRCA 2018	Tujuannya untuk mengklasifikasikan data sentiment dengan menganalisis akurasi prediksi sentimen menggunakan ANN	Algoritma ANN dapat membuktikan melakukan analisis sentimen sejumlah besarnya dataset akurasi yang diperoleh adalah antara kisaran 79-87% dan kami tidak memerlukan tambahan apa pun jumlah ruang untuk menyimpan kumpulan data perantara seperti halnya dengan metode yang lain digunakan selama ini.	Dalam penelitian ini sudah cukup baik menggunakan Feed-Forward Backjaringan saraf propagasi digunakan dan agar lebih baik lagi melakukan dengan back propagation agar lebih mendetail dan membandingkan	Pada penelitian yang peneliti ajukan tidak sama dengan peneliti sebelumnya karena peneliti menganalisis data mahasiswa sedangkan peneliti sebelumnya menganalisis data komentar dari berbagai media social.dengan algoritma yang sama peneliti mampu memberikan akurasi yang lebih besar dari peneliti sebelumnya.

Tabel 2.1 (Laanjutn)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
4	Analisis Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Data Mining Naive Bayes: Systematic Review	Setiyani, Lila Wahidin, Mokhammad Awaludin, Dudi Purwani, Sri Faktor Exacta 2020	Tujuan dari penelitian ini untuk memberikan kajian literature secara sistemati dengan metode yang digunakan adalah data mining Naive Bayes	Dengan metode data mining Naive Bayes mampu memprediksi kelulusan tepat waktu dengan akurasi diatas 90%	Metode naive bayes adalah metode klasifikasi apa bila penelitian ini mencoba dengan metode klasifikasi lain maka akan mendapat hasil prediksi lebih baik, dan dapat menggunakan atribut - atribut yang menjadi acuan dalam prediksi kelulusan tersebut.	ada penelitian yang dilakukan setiyani dan hanya menggunakan metode naive bayes yang baik dengan data set yang lebih sedikit dan tools yang digunakan yaitu weka dan Rapidminer. Sedangkan penelitian yang peneliti ajukan adalah menggunakan Metode ANN dan tools yang digunakan juga yaitu phyton dan data juga lebih banyak dari penelitian sebelumnya.
5	Analisis tingkat kelulusan mahasiswa sekolah tinggi manajemen informatika dan komputer (stmik)	Masse, Fitriyanti Andi Sudarmawan, I Wayan 2017	Tujuan dari penelitian ini untuk mengkasifikasikan data kelulusan dengan algoritma support vector machine sehingga menjadi bahan peningkatan data kelulusan	Analisis dengan algoritma support vector machine dapat melakukan prediksi dengan bantuan tools matlab akurasi cukup baik 87.86% dengan data dari tahun 2014-2015	Untuk menyempurnakan penelitian ini perlu diuji dengan metode lain agar dapat membandingkan dengan penelitian tsb	Pada penelitian ini yang dilakukan masse dan teman teman menggunakan data set yaitu satu tahun akademik dan tools yang digunakan menggunakan matlab dan metode SVM sedangkan penelitian yang peneliti ajukan menggunakan data set lebih banyak dari penelitian sebelumnya menggunakan metode ANN dan tools phyton

Tabel 2.1 (Lanjutan)

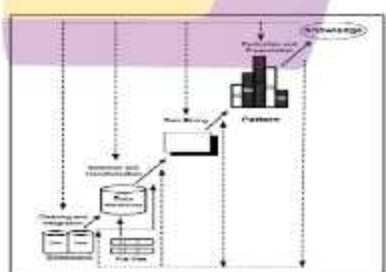
No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
6	Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Decision Tree Dan Artificial Neural Network	Rohmawan, E. Jurnal Ilmiah Matrik 2018	Pada penelitian yang dilakukan Rohmawan untuk mengetahui kelulusan mahasiswa tepat waktu atau tidak, yang diharapkan hasilnya dapat memberikan informasi dan masukan bagi pihak perguruan tinggi dalam membuat kebijakan demi perbaikan di masa yang akan datang.	Dari penelitian dapat menyimpulkan data mining dengan metode Decision Tree dan Artificial Neural Network dapat diterapkan dalam melakukan prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu. Pengujian metode decision tree memiliki akurasi sebesar 74,51% dan artificial neural network sebesar 79,74%.	Pada penelitian ini sebaiknya menggunakan data lebih banyak dan menggunakan tools lebih baik dan menambahkan atribut	Pada penelitian yang dilakukan Rohmawan hanya menggunakan data lebih sedikit dan menggunakan dua metode salah dan tools untuk pengujian sistem adalah rapidminer. Sedangkan penelitian yang peneliti ajukan sangat berbeda hanya menggunakan satu metode sama dengan peneliti sebelumnya dan tools yang digunakan menggunakan python yang data juga akan lebih banyak mulai dari tahun akademik 2016-2021

2.3.Landasan Teori

2.3.1 Data Mining

Data mining diperlukan Kumpulan data Training yang menjadi dasar acuan sebagai untuk prediksi, kemudian metode classificationoan ditentukan sesuai dengan karakteristik data training.Data training dapat dikategorikan menjadi Katagori dan Kontinyu.Katagori memiliki data dengan nilai diskrit atau level seperti Kurang, Cukup dan Sedang.Untuk Kontinyu data training berbentuk nilai atau angka kontinyu. Konsep data mining adalah sebuah proses melakukan pengolahan data histori kejadian-kejadian terdahulu dan dipergunakan sebagai dasar untuk membangun sebuah pengetahuan. Dalam kasus penelitian ini pengetahuan yang dibangkitkan adalah untuk menganalisis tingkat kelulusan.

Data mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan di dalam database. Data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan dan machine learning untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi dan yang bermanfaat dan pengetahuan yang terakit dari berbagai database (Kusrini And Emha Taufiq Luthfi, 2009).



Gambar 2.1 Tahapan Data Mining

2.3.1.1. Deskripsi

Terkadang peneliti dan analisis secara sederhana ingin mencoba mencari cara untuk menggambarkan pola dan kecenderungan yang terdapat dalam data.

2.3.1.2. Estimasi

Estimasi hampir sama dengan klasifikasi, kecuali variabel target estimasi lebih ke arah numerik dari pada ke arah kategori. model yang dibangun menggunakan record lengkap yang menyediakan nilai dari variabel target dibuat berdasarkan nilai variabel.

2.3.1.3. Asosiasi

Tugas asosiasi dalam data mining adalah menemukan atribut yang muncul dalam satu waktu. dalam dunia bisnis bisa lebih umum disebut analisis keranjang belanja. Pengklusteran.

Pengklusteran merupakan pengelompokan record, pengamatan atau memperhatikan dan membentuk kelas objek-objek yang memiliki kemiripan. kluster adalah kumpulan record yang memiliki kemiripan satu dengan yang lainnya dan memiliki ketidak miripan dengan record-record dalam kluster lain.

pengklusteran berbeda dengan klasifikasi yaitu adanya variabel target dalam pengklusteran. Pengklusteran tidak mencoba untuk mengklasifikasi, mengestimasi, atau memprediksi nilai dari variabel target. Akan tetapi algoritma pengklusteran mencoba untuk melakukan pembagian terhadap keseluruhan data menjadi kelompok-kelompok yang memiliki kemiripan (homogen), yang mana

kemarin record dalam satu kelompok akan bernilai maksimal sedangkan kemiripan dengan record dalam kelompok lain akan bernilai minimal.

2.3.1.4. Klasifikasi

Dalam klasifikasi terdapat target variabel kategori sebagai contoh pengolahan dapat dipisahkan dalam 3 kategori pendapatan tinggi, pendapatan sedang, dan pendapatan rendah.

2.3.2 Artificial Neural Network

Dalam perkembangan Sejarah artificial neural network secara garis besar telah dimulai sejak tahun 1940-an dengan mengasosiasikan cara kerja otak manusia dengan logika numerik yang diadaptasi peralatan komputer. Perkembangan selanjutnya mengalami banyak tahapan di antaranya pada tahun 1943, seorang ahli syaraf Warren McCulloch dan seorang ahli logika Walter Pitts merancang model formal yang pertama kali sebagai perhitungan dasar neuron dan pada tahun 1949, Hebb mencoba mengkaji proses belajar yang dilakukan oleh neuron. Teori ini dikenal sebagai Hebbian Law.

Tahun 1958, Rosenblatt memperkenalkan konsep perceptron suatu jaringan yang terdiri dari beberapa lapisan yang saling berhubungan melalui umpan maju (feed forward). Konsep ini dimaksudkan untuk memberikan ilustrasi tentang dasar-dasar intelegensi secara umum. Hasil kerja Rosenblatt yang sangat penting adalah perceptron convergence theorem (tahun 1962) yang membuktikan bahwa bila setiap perceptron dapat memilah-milah dua pola yang berbeda maka siklus pelatihannya dapat dilakukan dalam jumlah yang terbatas.

Tahun 1982, Hopfield telah memperluas aplikasi artificial neural network untuk memecahkan masalah-masalah optimasi. Hopfield telah berhasil memperhitungkan fungsi energy kedalam artificial neural network yaitu agar jaringan memiliki kemampuan untuk mengingat atau memperhitungkan suatu objek dengan objek yang pernah dikenal atau di ingat sebelumnya (associative memory). Konfigurasi jaringan yang demikian dikenal sebagai recurrent network. Salah satu aplikasinya adalah Travelling Salesman Problem.

Usaha manusia dalam mengembangkan suatu sistem yang meniru kemampuan dan perilaku makhluk hidup telah berlangsung selama beberapa ilmu dan teknologi yang kini sedang berkembang pesat. Artificial neural network yang berupa susunan sel-sel neural network (neuron) dibangun berdasarkan prinsip-prinsip organisasi otak manusia. Perhatian yang besar pada artificial neural network disebabkan adanya keunggulan yang dimilikinya seperti kemampuan untuk belajar komputasi paralel, kemampuan untuk memodelkan fungsi non linier dan sifat fault tolerance (Sri Kusumadewi, 2003:208-210).

Artificial neural network adalah suatu metode pengelompokan dan pemisahan data yang prinsip kerjanya sama seperti neural network pada manusia. Elemen mendasar dari paradigma tersebut adalah struktur yang baru dari sistem pemrosesan informasi. Artificial neural network dibentuk untuk memecahkan suatu masalah tertentu seperti pengenalan pola atau klasifikasi karena proses pembelajaran (Winarso D and Aryanto 2016).

2.3.3 Konsep Dasar Artificial Neural Network

Pembagian arsitektur jaringan saraf tiruan Atau ANN bisa dilihat dari kerangka kerja dan skema interkoneksi. Kerangka kerja jaringan saraf tiruan dapat dilihat dari jumlah lapisan (layer) dan jumlah node pada setiap lapisan. Lapisan-lapisan penyusun jaringan saraf tiruan dapat dibagi menjadi tiga, yaitu:

a. Lapisan input

Node-node di dalam lapisan input disebut unit input. Unit-unit input menerima input dari dunia luar. Input yang dimasukkan merupakan penggambaran dari suatu masalah (Puspitaningrum, 2006:9).

b. Lapisan tersembunyi Node-node

Node-node di dalam lapisan tersembunyi disebut unit-unit tersembunyi. Output dari lapisan ini tidak secara langsung dapat diamati.

c. Lapisan output

Node-node dari lapisan output disebut unit-unit output. Keluaran atau output dari lapisan ini merupakan output jaringan saraf tiruan terhadap suatu permasalahan.

2.3.4 Arsitektur ANN

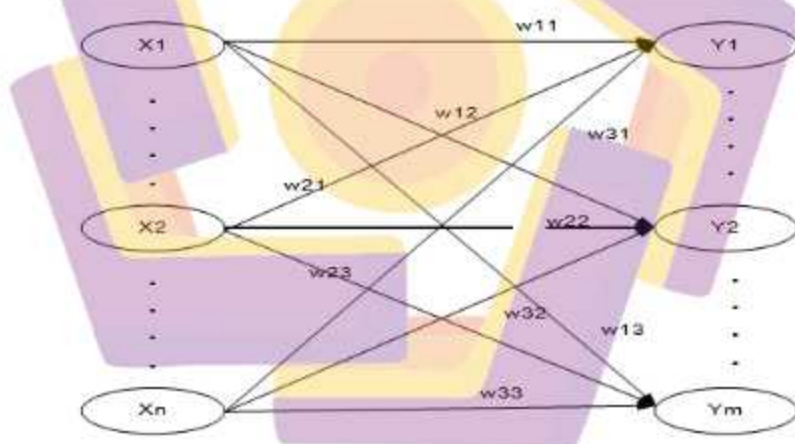
Artificial neural network memiliki beberapa arsitektur jaringan yang sering digunakan dalam berbagai aplikasi. Arsitektur artificial neural network, antara lain:

a. Jaringan layar tunggal:

Jaringan dengan lapisan tunggal terdiri dari 1 layer input, 1 layer output dan 1 lapisan bobot koneksi (Fausett, 1994:12). Pada jaringan ini, sekumpulan masukan neuron dihubungkan langsung dengan sekumpulan keluarannya. Sinyal mengalir searah dari lapisan masukan sampai lapisan keluaran.

Setiap simpul dihubungkan dengan simpul lainnya yang berada di atasnya dan di bawahnya, tetapi tidak dengan simpul yang berada pada lapisan yang sama. Model yang masuk kategori ini antara lain: Pada gambar 2.2 berikut diperlihatkan jaringan dengan n unit masukan

(x_1, x_2, \dots, x_n) dan m keluaran (y_1, y_2, \dots, y_m) .



Gambar 2.2 Arsitektur Artificial Neural Network

b. Jaringan Layar Jamak

Jaringan dengan lapisan jamak memiliki ciri khas tertentu yaitu memiliki tiga jenis lapisan yakni *layer input*, *layer output*, dan *layer*

tersembunyi (Fausett, 1994:12). Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih kompleks dibandingkan jaringan dengan lapisan tunggal. Namun, proses pelatihan sering membutuhkan waktu yang cenderung lama tentu dengan pembelajaran yang lebih rumit. Akan tetapi, pada beberapa kasus pembelajaran pada jaringan yang mempunyai banyak lapisan ini lebih sukses dalam menyelesaikan masalah. Model yang termasuk kategori ini antara lain: *MADALINE* dan *Backpropagation* (Siang, 2009:3.-31).

Dalam merancang suatu *artificial neural network* selain memperhatikan struktur hubungan antara simpul masukan dengan simpul keluaran, perlu ditentukan juga cara atau metode pembelajarannya. Belajar bagi *artificial neural network* adalah cara memperbaharui bobot *sinapsis* disesuaikan dengan isyarat masukan dan keluaran yang diharapkan. Secara umum suatu *artificial neural* dasar operasi untuk menjalankan fungsi atau tugasnya. (Siang, 2009:14-15).

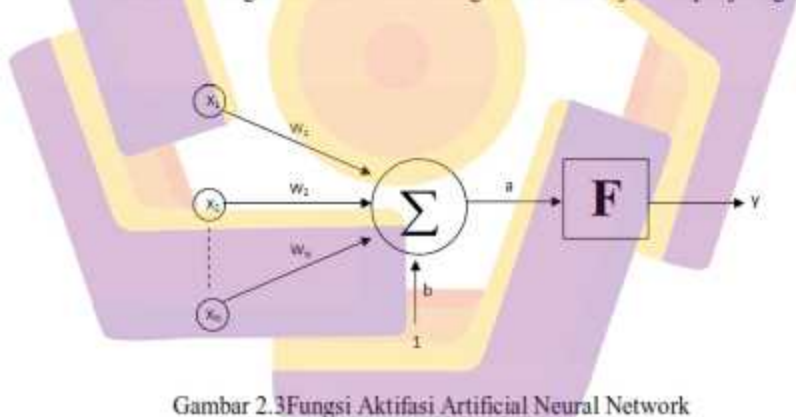
Secara prinsip kerja *artificial neural network* dapat melakukan komputasi terhadap semua fungsi yang dapat dihitung. *Artificial neural network* dapat melakukan apa yang dapat dilakukan oleh komputer digital normal. Dalam prakteknya, *artificial neural network* terutama sangat berguna bagi klasifikasi dan permasalahan-permasalahan yang dapat mentolerir ketidaktepatan, yang memiliki banyak data pelatihan, namun memiliki aturan-aturan yang tidak dapat diaplikasikan secara mudah.

2.3.5. Fungsi Aktifasi

Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang digunakan pada Artificial Neural Network (ANN) atau jaringan syaraf untuk mengaktifkan atau tidak mengaktifkan neuron. Seperti terlihat pada gambar sebuah neuron akan mengolah N input (x_1, x_2, \dots, x_N) yang masing-masing memiliki bobot $w_1, w_2, w_3, \dots, w_N$ dan bobot bias b , dengan rumus :

$$\Sigma = \sum_{i=1}^N w_i x_i + b$$

Kemudian fungsi aktivasi F akan mengaktifkan a menjadi output jaringan y



Gambar 2.3 Fungsi Aktifasi Artificial Neural Network

Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam jaringan syaraf tiruan. Fungsi aktivasi yang disediakan pada toolbox matlab, antara lain:

2.3.5.1. Fungsi undak biner (hardlim)

Fungsi undak biner (step function) sering digunakan pada jaringan dengan lapisan tunggal untuk mengkonversi input dari suatu

variabel yang bernilai kontinu ke suatu output biner (0 atau 1) dengan syntax: $Y = \text{hardlim}(a)$.

$$Y = \begin{cases} 0, & \text{jika } x \leq 0 \\ 1, & \text{jika } x > 0 \end{cases}$$

2.3.5.2. Fungsi bipolar (hardlims)

Fungsi bipolar sebenarnya hampir sama dengan fungsi undak biner, hanya saja output yang dihasilkan berupa 1 atau -1. Pada matlab fungsi ini lebih dikenal dengan nama `hardlims`, dengan syntax: $Y = \text{hardlim}(a)$.

$$Y = \begin{cases} 1, & \text{jika } x > 0 \\ 0, & \text{jika } x = 0 \\ -1, & \text{jika } x < 0 \end{cases}$$

2.3.5.3. Fungsi linier (purelin)

Fungsi linier memiliki nilai output yang sama dengan nilai inputnya. Pada matlab fungsi aktivasi linier (identitas) dikenal dengan nama `purelin`, dengan syntax: $Y = \text{purelin}(a)$. $x = y$

2.3.5.4. Fungsi Satu Ranting linier (satlin)

Fungsi ini akan bernilai 0 jika inputnya kurang dari $-\frac{1}{2}$, dan akan bernilai 1 jika inputnya lebih dari $\frac{1}{2}$. Sedangkan jika nilai input terletak antara $-\frac{1}{2}$ dan $\frac{1}{2}$, maka outputnya akan bernilai sama dengan nilai input ditambah $\frac{1}{2}$. Pada matlab syntax yang digunakan adalah: $Y = \text{satlin}(a)$.

$$y = \begin{cases} 1; & \text{jika } x \geq 0.5 \\ x + 0.5; & \text{jika } -0.5 \leq x < 0.5 \\ 0; & \text{jika } x < -0.5 \end{cases}$$

2.3.5.5. Fungsi symmetric saturating liner (satlins)

Fungsi ini akan bernilai -1 jika inputnya kurang dari -1 , dan akan bernilai 1 jika inputnya lebih dari 1 . Sedangkan jika nilai input terletak antara -1 dan 1 , maka outputnya akan bernilai sama dengan nilai inputnya. Pada matlab syntax yang digunakan adalah: $Y = \text{satlins}(a)$.

$$Y = \begin{cases} 1; & \text{jika } x \geq 1 \\ x; & \text{jika } -1 \leq x \leq 1 \\ -1; & \text{jika } x \leq -1 \end{cases}$$

2.3.5.6. Fungsi sigmoid biner (logsig)

Fungsi ini digunakan untuk jaringan syaraf yang dilatih dengan menggunakan metode backpropagation. Fungsi sigmoid biner memiliki nilai pada range 0 sampai 1 . Oleh karena itu, fungsi ini sering digunakan untuk jaringan syaraf yang membutuhkan nilai output yang terletak pada interval 0 sampai 1 , namun fungsi ini juga dapat digunakan oleh jaringan syaraf yang nilai outputnya 0 atau 1 . Syntax yang digunakan pada matlab adalah: $Y = \text{logsig}(a)$.

$$y = f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-ax})}$$

2.3.5.7. Fungsi sigmoid bipolar (tansig)

Fungsi sigmoid bipolar hampir sama dengan fungsi sigmoid biner, hanya saja output dari fungsi ini memiliki range antara 1 sampai -1. Syntax yang digunakan pada matlab adalah: $Y = \text{tansig}(a)$.

$$y = f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$$

2.4. backpropagation

Proses dalam tahap ini merupakan proses koreksi terhadap nilai *output* yang dihasilkan oleh tahap sebelumnya. Setiap nilai *output* akan dibandingkan dengan nilai target, dan dicari besarnya *error* untuk tiap nilai tersebut. Dimana nilai *error* tersebut akan digunakan sebagai dasar untuk meng-*update* nilai bobot yang menghubungkan antara *hidden layer* dan *output layer*. Proses yang ada pada tahap ini sama dengan proses pada tahap *feed forward*, hanya saja pada tahap *back propagation* ini, proses dilakukan dari *output layer* ke *input layer*.

Secara umum, algoritma dalam proses *back propagation* adalah sebagai berikut:

1. Bandingkan setiap nilai *output* yang dihasilkan ($y_k, k = 1, 2, \dots, m$) dengan nilai target (t_k).
2. Hitung nilai koreksi untuk nilai bobot yang menghubungkan *hidden node* dan *output node*, serta *output node* dan *bias*.
3. Nilai *error* yang diperoleh dari *output layer* dilanjutkan keseluruhan *node*

yang ada pada *hidden layer*, kemudian dikalikan dengan nilai bobot yang ada pada jalur yang dilaluinya. Setiap nilai yang diterima oleh *hidden node* akan dijumlahkan.

4. Hitung nilai koreksi untuk nilai bobot antara *input node* dan *hidden node* serta antara *hidden node* dan *bias*.

Proses estimasi dengan menggunakan *back propagation*, terdapat beberapa permasalahan yang sering dijumpai antara lain pemilihan nilai awal, lokal minimum, jumlah *neuron* pada lapisan *hidden* dan lain-lain. Meskipun telah ada beberapa metode untuk memperkecil peluang munculnya permasalahan tersebut, akan tetapi tidak menjamin bahwa estimasi *back propagation* akan memberikan hasil yang lebih baik (Fausett, 1994:289).

2.5. python

Python Merupakan Bahasa Pemrograman interpretatif multiguna dengan filosofi perancangan yang berfokus pada tingkat keterbacaan kode. Pemrosesan penelitian ini menggunakan python. Python adalah bahasa pemrograman tinggi yang dapat melakukan eksekusi sejumlah instruksi multi guna secara langsung (interpretatif) dengan metode orientasi objek (Object Oriented Programming) serta menggunakan semantik dinamis untuk memberikan tingkat keterbacaan syntax. (Hamdani and Setyanto 2020).

bahasa pemrograman python dipilih karena banyak digunakan untuk membuat berbagai macam proram seperti CLI, program GUI Aplikasi Mobile Web IOT Game dan lain lain. Python dipilih karena karena bahasa pemrograman

ini dapat memprediksi tingkat kelulusan dengan algoritma Artificial Neural Network.

2.6. Kelulusan Tepat Waktu

Lulus tepat waktu merupakan salah satu indikator keberhasilan mahasiswa dalam memperoleh gelar sarjana. Mahasiswa dikatakan lulus tepat waktu apabila menyelesaikan studinya di perguruan tinggi selama kurang dari atau sama dengan empat tahun, atau menyelesaikan 145 SKS sedangkan mahasiswa dikatakan tidak lulus tepat waktu apabila menyelesaikan studinya di perguruan tinggi selama lebih dari empat tahun. Dalam praktiknya mahasiswa tidak selalu dapat menyelesaikan pendidikan sarjana dalam kurun waktu empat tahun. Mahasiswa yang telah menyelesaikan studi program sarjana selanjutnya mendaftar sebagai calon wisudawan. Pada saat mendaftar sebagai calon wisudawan dicatat juga perubahan karakteristik mahasiswa.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian.

Jenis penelitian ini adalah menggunakan metode kuantitatif, Metode penelitian kuantitatif menurut Creswell telah memberikan definisi penelitian kuantitatif yaitu jenis penelitian yang menjelaskan fenomena dengan mengumpulkan data numerik yang dianalisis menggunakan metode berbasis matematika, utamanya statistik (Creswell J. 1994).

3.1.1. Jenis Penelitian dan Sifat

Jenis penelitian ini merupakan penelitian eksperimental yang bersifat berbanding sehingga dari ruang lingkup masalah dapat dilakukan dengan metode studi pustaka metode pengumpulan data lapangan.

3.1.2. Jenis Eksperimental

Jenis penelitian yang digunakan adalah penelitian eksperimental yang secara ketat mengikuti suatu desain penelitian. Penelitian eksperimental bertujuan untuk menentukan dua buah variabel, variabel yang mempengaruhi kekelompokan disebut variabel bebas dan sebaliknya variabel yang tidak dipengaruhi kelompoknya disebut variabel terikat. Dalam penelitian ini adalah kuantitatif yang menentukan variabel-variabel yang dapat dihitung diukur dan dibandingkan, yang paling terpenting penelitian eksperimental diselesaikan dalam satu lingkaran teratasi.

3.1.3. Pendekatan Penelitian.

Pendekatan secara kuantitatif yaitu dimana data yang di ambil dari tempat penelitian akan diproses akan dibagi dua dengan data training dan data testing agar bisa diproses untuk mendapat mengetahui tingkat kelulusan terbaik dari metode yang digunakan untuk menganalisis prediksi kelulusan tepat waktu.

3.2. Metode Pengumpulan Data

Untuk melakukan prediksi terhadap kelulusan mahasiswa diperlukan data sekunder berupa hasil perkuliahan Jurusan Teknik Informatika tahun 2016 sampai 2021 yang diperoleh dari bagian Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan (BAAK) admin Universitas Satya Wiyata Mandala Nabire melalui aplikasi feeder sebagai database mahasiswa. format data yang diperoleh akan disesuaikan untuk memudahkan dalam pengolahan data dan dalam mentransformasikan kedalam aplikasi

3.3. Metode Analisis Data

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah analisis kuantitatif dengan menggunakan algoritma Artificial Neural Network (ANN). Data Kelulusan diperoleh dari proses pengumpulan data dan akan di processing dan dinormalisasi dan membersihkan data yang tidak digunakan seperti Nama Mahasiswa NIM, Jenis Kelamin dan untuk menyempurnakan data yang digunakan seperti data Nilai Ujian Tengah Semester, Nilai Indeks Prestasi Semester, Nilai Indeks

Prestasi Kumulatif Penghasilan Orang Tua. Percobaan menganalisis pada penelitian ini melalui beberapa skenario yaitu:

Skenario pertama dengan menggunakan Algoritma Artificial Neural Network (ANN) Untuk Mengetahui tingkat keakuratannya. Dengan melakukan percobaan dengan bantuan bahasa pemrograman python.

Kedua setelah pengumpulan data peneliti mengelolah dan merubah data dari Excel ke data CSV dan dinormalisasi. Selanjutnya iterasi dan tahap ini menggunakan fungsi Aktifasi Sigmoid. Mulai dari initialization, merupakan tahap dalam mendefinisikan awal nilai untuk variabel-variabel yang diperlukan seperti : nilai input, weight, output yang diinginkan, learning rate (α), threshold (θ) dan lain sebagainya. Selanjutnya pada hidden layer dilakukan proses perhitungan actual output nya dan pada output layer dilakukan juga proses perhitungan actual output nya. selanjutnya weight training, yaitu pada output layer dilakukan proses perhitungan error gradient nya, dan pada hidden layer dilakukan proses perhitungan error gradient setelah itu menentukan variabel input dan setelah itu dilakukan pembobotan untuk variable output setelah itu memproses prediksi menggunakan bantuan Bahasa pemrograman python. Dengan parameter yang digunakan seperti epoch, Learning rate (lr), dan nilai error. Setelah data dikumpul proses normalisasi transformasi data, maka dibuat arsitektur jaringan. Arsitektur ini terdiri atas jumlah unit untuk input layer , jumlah hidden layer ditentukan dan jumlah output layer ditentukan dari data output.

Confusion Matrix adalah suatu metode yang digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep data mining. Evaluasi dengan confusion matrix menghasilkan nilai akurasi, presisi dan recall. Akurasi dalam klasifikasi adalah persentase ketepatan *record data* yang diklasifikasikan secara benar setelah dilakukan pengujian pada hasil klasifikasi (Jiawei, dkk 2006). Presisi atau confidence adalah proporsi kasus yang diprediksi positif yang juga positif benar pada data yang sebenarnya. *Recall* atau *sensitivity* adalah proporsi kasus positif yang sebenarnya diprediksi secara benar (Kusrini & Emha, 2009).

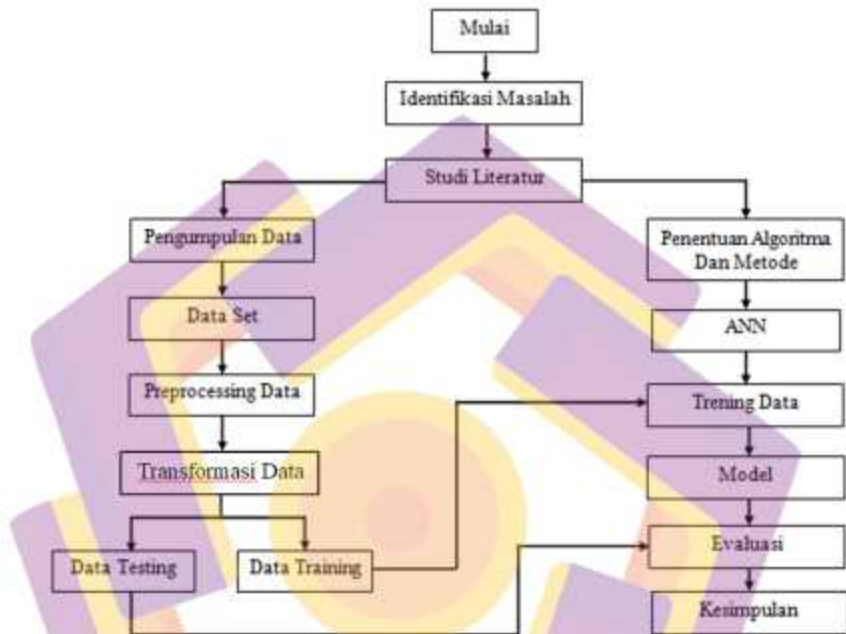
Pengukuran akurasi dilakukan dengan metode pengujian *confusion matrix* dapat dilihat dalam tabel 3.1 dibawah ini.

Tabel 3.1 Pengujian confusion matrix.

Correct Classification	Classification	
	Positif	Negatif
Positif	TP	TN
Negatif	FP	FN

3.4. Alur Penelitian

Alur penelitian dapat dilihat pada Gambar dibawah ini :



Gambar 3.1 Alur Penelitian

Alur Penelitian dan pengambilan data secara sistematis dapat dilihat pada gambar 3.1 diatas dan akan dijelaskan alur penelitian sebagai berikut:

3.4.1. Identifikasi Masalah.

Tahap ini merupakan tahap awal untuk memulai sebuah penelitian dengan melihat permasalahan yang berada pada Universitas satya wiyata mandala.

3.4.2. Studi Literatur.

Pada tahap ini peneliti menentukan permasalahan dengan proses selanjutnya adalah mencari informasi mengenai hal yang berhubungan dengan masalah yang

di ambil melalui studi literatur. Studi literatur yang dilakukan dengan membaca jurnal dan buku yang dianggap relevan yang sesuai dengan permasalahan yang akan diteliti. Proses ini juga sebagai bahan rujukan untuk memilih algoritma yang dianggap sesuai dengan permasalahan.

3.4.3. Penentuan Algoritma dan Metode.

Dari pembahasan studi literatur diatas maka penulis telah mengambil dan menentukan metode atau algoritma yang digunakan untuk menganalisis tingkat kelulusan mahasiswa dengan algoritma Artificial Neural Network (ANN) pada penelitian ini.

3.4.4. Skenario.

Pada tahap ini peneliti memerlukan Skenario untuk penelitian yang akan dilakukan. Dari proses ini ditentukan sekali skenario yang akan dilakukan. Pertama proses analisis tingkat kelulusan tepat waktu menggunakan Algoritma Artificial Neural Network (ANN).

3.4.5. Pengumpulan dataset

Pada tahap ini bahwa machine Learning Membutuhkan data untuk memperoleh suatu kecerdasan, sehingga data yang dikumpulkan sangat penting untuk diteliti. Data yang diperoleh adalah data mahasiswa universitas Satya wiyata mandala, mulai dari Nama mahasiswa NIM, Penghasilan Orang Tuan Indeks Prestasi Semester Indeks Prestasi Kumulatif Nilai Ujian Tengah semester sehingga akan dilakukan Preprosesing terlebih dahulu.

3.4.6. Transformasi Data.

Transformasi Data adalah upaya yang dilakukan dengan tujuan utama untuk mengubah skala pengukuran data asli menjadi bentuk lain sehingga data dapat memenuhi asumsi-asumsi yang mendasari analisis menggunakan Artificial Neural Network (ANN).

3.4.7. Data Set.

Data yang telah dikumpulkan dari proses pengumpulan data selanjutnya akan diolah dengan cara melabelkan sesuai dengan kelulusan. Label sendiri digunakan pada penelitian ini adalah mahasiswa yang telah lulus dan yang belum lulus. selanjutnya akan dikelompokan sesuai dengan kelasnya.

3.4.8. Training Model.

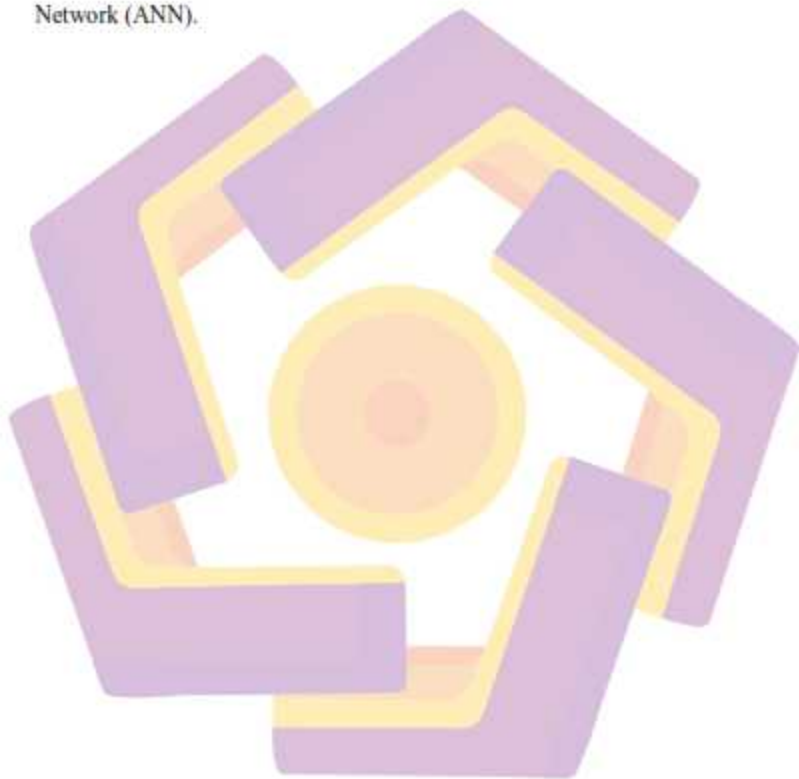
Setelah menentukan Skenario yang ada yaitu Artificial Neural Network mulai melakukan percobaan menggunakan data set yang telah disediakan sebelumnya. Latihan atau training data ini juga mencari yang mana dari skenario yang memiliki akurasi atau hasil yang terbaik, dan dimana akan dipakai arsitektur dari sebuah model untuk menjadi bahan melakukan evaluasi atau pengujian.

3.4.9. Evaluasi.

Tahap ini proses evaluasi dari skenario yang telah ditentukan sebelumnya. Proses ini hanya menyajikan hasil dari penelitian. Hasil dari penelitian ini berupa fakta yang dihasilkan dari confusion matrix dari algoritma Artificial Neural Network (ANN).

3.4.10. Kesimpulan.

Setelah proses Evaluasi dari skenario yang telah ditentukan sebelumnya proses ini hanya menyajikan hasil dari penelitian berupa fakta hasil akurasi confusion matrix yang sesuai algoritma yang digunakan yaitu Artificial Neural Network (ANN).



BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dijelaskan tentang analisa dan implementasi dari rancangan tahapan alir penelitian. Terdapat beberapa tahapan proses mulai dari pengumpulan data, penentuan arsitektur, skenario penelitian, preprocessing dataset proses pembuatan model dan evaluasi hasil percobaan dari arsitektur ANN.

4.1. Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah yang peneliti tentukan terlebih dahulu. Pada penerimaan mahasiswa baru yang ada pada universitas satya wiyata mandala pada tahun 2018 sampai 2021 ini cukup meningkat yaitu dari 700, 740 dan 790 untuk keseluruhan 13 program studi. Teknik informatika pun mendapat 200 mahasiswa baru. Dan yang terjadi untuk kelulusan setiap tahun program studi teknik informatika setiap tahunnya mengeluarkan kelulusan tidak sama dengan penerimaan mahasiswa baru. Oleh sebab itu peneliti perlu mengadakan penelitian penelitian tentang prediksi kelulusan mahasiswa agar tahu tentang tingkat prediksi kelulusan setiap tahun. Tingkat kelulusan ini sebagian besar dikarenakan faktor faktor seperti penghasilan orang tua, Nilai ujian tengah semester, IPS indeks prestasi semester, satuan kredit semester, oleh karena itu perlu dilakukan prediksi kelulusan mahasiswa secara tepat.

4.2. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah data mahasiswa dalam format file HTML dari aplikasi feeder dengan jumlah mahasiswa sebanyak 183 data. Agar dapat diolah kedalam bahasa pemrograman *python*, dilakukan rekapitulasi kembali terhadap data mahasiswa dan disimpan dalam format *.csv*. *Dataset* yang diperoleh menyajikan beberapa data seperti nomor urut sebagai kode, Nilai UTS Semester 1 sampai Semester 5 dan Indeks Prestasi Semester 1 sampai semester 5. Hasil rekapitulasi dalam format *.csv* disimpan dalam *google drive* sehingga mudah untuk diakses menggunakan *google colab* seperti terlihat pada gambar 4.1 dan 4.2



Gambar 4.1. Lokasi penyimpanan *dataset*

No	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	No	Nilai UTS_1	Nilai UTS_2	Nilai UTS_3	Nilai UTS_4	Nilai UTS_5	Nilai IPS_1	Nilai IPS_2	Nilai IPS_3	Nilai IPS_4	Nilai IPS_5	Label
2	1	66	30	75	67	70	3.25	1.66	3.75	3.35	3.5	1
3	2	60	45	65	54	70	3	2.5	3.25	2.7	3.5	1
4	3	60	42	74	46	70	3	2.1	3.7	2.3	3.5	1
5	4	64	39	70	80	67	3.2	2.16	3.5	4	3.35	1
6	5	60	54	69	71	72	4	3	3.45	3.55	3.6	1
7	6	74	62	75	19	72	3.7	3.44	3.75	0.95	3.6	2
8	7	89	60	80	76	72	3.45	5.33	4	3.8	3.6	1
9	8	77	45	77	54	72	3.85	2.0	3.69	2.7	3.6	1
10	9	78	42	76	49	70	3.8	2.33	3.8	2.45	3.5	1
11	10	78	48	76	48	72	3.9	2.72	3.8	2.60	3.6	1
12	11	68	65	66	62	65	3.4	3.61	3.4	3.1	3.25	1
13	12	75	63	75	51	63	3.75	3.5	3.75	2.65	3.15	1
14	13	65	62	60	60	62	3.3	3.44	3.25	4	3.1	1
15	14	72	65	48	25	0	3.6	3.72	2.3	1.25	0	2
16	15	77	52	77	63	40	3.85	2.98	3.65	3.15	3	2
17	16	76	53	76	15	40	4	2.94	3.8	0.75	2	2
18	17	70	62	70	18	30	3.5	2.72	3.8	0.75	1.5	1
19	18	70	45	70	65	35	3.6	2.72	3.8	3.25	1.75	2
20	19	77	60	77	65	60	3.5	5.33	5.88	3.25	3	1
21	20	60	67	60	53	70	2.67	3.72	3	2.65	3.5	1
22	21	78	65	78	63	66	2.99	3.72	3.9	3.15	3.4	1
23	22	50	59	50	63	71	3.49	3.22	2.8	3.15	3.65	1
24	23	65	68	56	10	68	2.54	3.72	2.75	0.5	3.4	2
25	24	50	69	53	15	59	2.65	3.22	2.65	0.75	2.95	2
26	25	78	59	80	16	39	3.95	3.22	4	0.8	2.95	2
27	26	63	39	40	72	66	3.15	2.16	2	3.8	3.4	2
28	27	70	67	30	25	0	3.5	3.72	1.8	1.25	0	2

Gambar 4.2. Contoh *dataset* dalam format *.csv*

Dapat dilihat pada gambar 4.2 terdapat *atribut* "Label" yang memiliki *value* 1 dan 2. *Atribut* tersebut diperoleh dari proses pelabelan secara manual oleh peneliti dimana nilai 1 berarti "Lulus" dan 2 berarti "Tidak Lulus" dengan jumlah masing-masing data terlihat pada table 4.1

Tabel 4.1. Jumlah data berdasarkan kelas

Label	Status	Jumlah
1	Lulus	101
2	Tidak Lulus	82
Total		183

Data yang telah terkumpul dan tersimpan di tempat yang telah disediakan siap dijadikan sebagai *dataset* untuk proses selanjutnya.

4.3. Preprocessing Data

4.3.1. Pemanggilan Data

Proses selanjutnya adalah memanfaatkan *google colaboratory* untuk menjalankan program dengan menggunakan bahasa pemrograman *python*. Untuk mengolah *dataset* dimulai dengan proses pemanggilan dengan perintah sebagai berikut:

```
# Koneksi ke Google Drive
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

# Pemanggilan Dataset
data_mhs = pd.read_csv('/content/drive/My Drive/Colab
Notebooks/ANN/dataset.csv')
data_mhs
```

Perintah di atas akan menampilkan *dataset* seperti pada gambar 4.2. dari gambar tersebut diketahui jumlah data mahasiswa adalah 183 yang disimpan ke dalam variabel *data_mhs*.

Tabel 4.2. Pemanggilan *dataset* pada *google colaboratory*

```
1 # Pemanggilan Dataset
2 data_mhs = pd.read_csv('/content/drive/My Drive/Colab Notebooks/ANN/dataset.csv')
3 data_mhs
```

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100	101	102	103	104	105	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115	116	117	118	119	120	121	122	123	124	125	126	127	128	129	130	131	132	133	134	135	136	137	138	139	140	141	142	143	144	145	146	147	148	149	150	151	152	153	154	155	156	157	158	159	160	161	162	163	164	165	166	167	168	169	170	171	172	173	174	175	176	177	178	179	180	181	182	183
0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100	101	102	103	104	105	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115	116	117	118	119	120	121	122	123	124	125	126	127	128	129	130	131	132	133	134	135	136	137	138	139	140	141	142	143	144	145	146	147	148	149	150	151	152	153	154	155	156	157	158	159	160	161	162	163	164	165	166	167	168	169	170	171	172	173	174	175	176	177	178	179	180	181	182	183	

4.3.2. Pembersihan Data.

Rekapitulasi dan pelabelan data dilakukan secara manual oleh peneliti sehingga besar kemungkinan terjadi kesalahan pengimputan. Proses pembersihan data dilakukan untuk mencegah kesalahan. Proses ini dilakukan dengan perintah sebagai berikut:

```
# Menghapus data yang kosong
data_mhs.dropna(axis=0, subset=['No', 'Nilai UTS_1', 'Nilai
UTS_2', 'Nilai UTS_3', 'Nilai UTS_4', 'Nilai UTS_5', 'Nilai
IPS_1', 'Nilai IPS_2', 'Nilai IPS_3', 'Nilai IPS_4', 'Nilai
IPS_5', 'Label'], inplace=True)

# Menghapus data dengan Label selain 1 & 2
data_mhs = data_mhs[(data_mhs['Label']
==1) | (data_mhs['Label'] == 2)]
```

Proses pembersihan yang dilakukan adalah pada tahap ini adalah menghilangkan data yang memiliki atribut kosong dan menghilangkan data dengan label selain 1 dan 2.

4.3.3. Pengelompokan Data

Proses pengelompokan data dilakukan dengan cara mengelompokkan atribut yang menjadi masukan pada proses ANN kedalam satu variabel dan atribut label di kelompokkan pada variabel lain yang terpisah dengan menggunakan perintah sebagai berikut:

```

# Pengelompokan Data
feature_df = data_mhs[['Nilai UTS_1','Nilai UTS_2','Nilai
UTS_3','Nilai UTS_4','Nilai UTS_5','Nilai IPS_1','Nilai
IPS_2','Nilai IPS_3','Nilai IPS_4','Nilai IPS_5']]

X = np.asarray(feature_df)
y = np.asarray(data_mhs['Label'])

```

Berdasarkan perintah di atas dapat dilihat atribut masukan untuk proses ANN dikelompokkan kedalam *variabel x* dan label dikelompokkan kedalam *variabel y* sehingga terjadi perubahan terhadap data seperti pada gambar 4.3 dan gambar 4.4.

```

1 X
array([[65. , 30. , 75. , ..., 3.75, 3.35, 3.5 ],
       [60. , 45. , 65. , ..., 3.25, 2.7 , 3.5 ],
       [60. , 42. , 74. , ..., 3.7 , 2.3 , 3.5 ],
       ...,
       [49. , 67. , 63. , ..., 3.15, 3.85, 3.5 ],
       [53. , 69. , 69. , ..., 3.45, 3.85, 3.55],
       [43. , 68. , 18. , ..., 0.9 , 2.8 , 3.4 ]])

1 print(f'Bentuk data (array) = {X.shape}')
Bentuk data (array) = (183, 10)

```

Gambar 4.3. Perubahan bentuk *dataset* menjadi *array*

```

1 y
array([1, 1, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 2, 2, 1, 2, 1, 1, 1, 1,
       2, 2, 2, 2, 2, 1, 1, 2, 2, 2, 1, 1, 2, 1, 2, 1, 2, 1, 2, 2, 1, 1,
       2, 2, 2, 1, 2, 1, 2, 2, 1, 1, 2, 1, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 1, 2, 2, 1, 2, 1, 1, 1, 2, 2,
       2, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
       1, 1, 1, 1, 2, 2, 1, 1, 1, 2, 2, 1, 2, 2, 2, 2, 1, 1, 1, 2,
       2, 2, 2, 1, 1, 1, 2, 2, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 2, 2, 1, 1, 2,
       2, 2, 2, 2, 1, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 1, 2, 1, 1, 1, 2,
       2, 2, 1, 1, 1, 1, 2])

```


Gambar 4.5 menampilkan kode dan transformasi label nilai decimal menjadi biner sehingga bentuk *array* berubah menjadi 183 x 2 dan siap untuk di lanjutkan pada proese berikutnya.

4.4. Pembagian Data

Pada tahap ini, peneliti akan melakukan pembagian data (variabel *x*) dan label data (variabel *y*) menjadi dua bagian yaitu data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*) dengan rasio 80:20 secara acak menggunakan fungsi *train_test_split* pada *library sklearn* seperti pada gambar 4.6.

```

1 from sklearn.model_selection import train_test_split
2 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.2, random_state=1)
3
4 print('data latih = (X_train.shape)')
5 print('data uji = (X_test.shape)')
6 print('label data latih = (y_train.shape)')
7 print('label data uji = (y_test.shape)')
8
data latih = (146, 10)
data uji = (37, 10)
label data latih = (146, 2)
label data uji = (37, 2)

```

Gambar 4.6. Proses pembagian *dataset*

Gambar 4.6 menampilkan perintah pembagian *dataset* dan bentuk *array* dari data uji dan data latih sehingga diketahui jumlah data latih adalah 146 untuk dijadikan sebagai masukan pada proses *training* dan data uji sebanyak 37 untuk dijadikan sebagai masukan pada proses *testing*.

4.5. Analisis Data

4.5.1. Skenario Percobaan

Menurut (Rahmani & Edwin, 2020) untuk mendapatkan nilai akurasi yang diinginkan, ANN memerlukan pemilihan arsitektir dan *training* yang tepat. Pemilihan arsitektur dilakukan dengan menentukan jumlah *neurons* yang

tepat karena *hidden neurons* yang dipilih secara acak dapat menyebabkan masalah *underfitting* atau *overfitting*. *Overfitting* adalah kelebihan *neuron* yang tidak diperlukan pada *hidden layers*, sedangkan *underfitting* adalah kekurangan *neuron* pada *hidden layers*. Proses *training* juga dilakukan secara acak untuk menentukan jumlah *epochs* yang tepat untuk mendapatkan akurasi training tertinggi.

Skenario pengujian dilakukan dengan eksperimen terhadap nilai pada *hidden layer* dan *epochs* sehingga diperoleh skenario yang memiliki perbedaan nilai akurasi yang signifikan seperti yang terlihat pada tabel 4.3.

Tabel 4.3. Skenario pengujian

Skenario	Neuron (Hidden Layer)	Ephoc
1	8	146
2	8	700
3	20	146
4	20	700
5	40	700

4.5.2. Artificial Neural Network

Setelah melakukan *preprocessing* pada *dataset* sehingga terjadi transformasi data seperti pada gambar 4.2 menjadi data seperti pada gambar 4.5 diatas, maka data siap untuk dijadikan masukan pada algoritma ANN untuk proses analisis dengan menggunakan *library keras* dari *tensorflow* pada Bahasa pemrograman *python*.

4.5.2.1. Arsitektur Artificial Neural Network

Sebelum melakukan proses *training*, Penentuan arsitektur sangat berpengaruh terhadap akurasi dari model yang akan dibangun. Proses menentukan arsitektur dilakukan menggunakan perintah sebagai berikut:

```
# Arsitektur ANN
ann = Sequential()
ann.add(Dense(10, input_shape=(10,), activation='sigmoid'))
ann.add(Dense(40, activation='sigmoid'))
ann.add(Dense(2, activation='sigmoid'))
ann.compile(optimizer="Adam", loss='binary_crossentropy',
metrics=['accuracy'])
```

Berdasarkan skenario penelitian, nilai *neuron* akan ditentukan secara acak, untuk melakukan hal tersebut, nilai akan tersebut akan dimasukkan pada blok merah yang ada pada kode di atas sehingga terbentuk arsitektur ANN seperti pada gambar 4.7.

Model: "sequential_6"

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_18 (Dense)	(None, 10)	110
dense_19 (Dense)	(None, 40)	440
dense_20 (Dense)	(None, 2)	82

Total params: 632
Trainable params: 632
Non-trainable params: 0

Gambar 4.7. Arsitektur *Artificial Neural Network*

4.5.2.2. Training

Setelah menentukan arsitektur dari *Artificial Neural Network*, proses selanjutnya adalah *training* terhadap model yang akan kita gunakan dalam proses klasifikasi. Proses *training* dilakukan dengan memasukkan jumlah *epochs* atau iterasi sesuai dengan scenario penelitian seperti pada gambar 4.8.

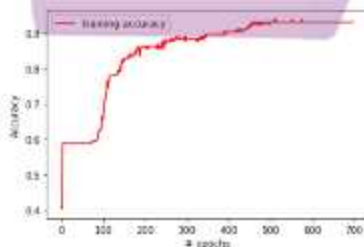
```

| history = acc_fit(X_train, y_train, batch_size=15, epochs=700)
10/10 |#####| - 0s 2ms/step - loss: 0.3330 - accuracy: 0.8973
Epoch 292/700
10/10 |#####| - 0s 2ms/step - loss: 0.3340 - accuracy: 0.9041
Epoch 293/700
10/10 |#####| - 0s 2ms/step - loss: 0.3317 - accuracy: 0.8973
Epoch 294/700
10/10 |#####| - 0s 3ms/step - loss: 0.3331 - accuracy: 0.8973
Epoch 295/700
10/10 |#####| - 0s 4ms/step - loss: 0.3323 - accuracy: 0.8973
Epoch 296/700
10/10 |#####| - 0s 3ms/step - loss: 0.3388 - accuracy: 0.9041
Epoch 297/700
10/10 |#####| - 0s 3ms/step - loss: 0.3304 - accuracy: 0.9041
Epoch 298/700
10/10 |#####| - 0s 2ms/step - loss: 0.3308 - accuracy: 0.9041
Epoch 299/700
10/10 |#####| - 0s 3ms/step - loss: 0.3314 - accuracy: 0.8973
Epoch 300/700
10/10 |#####| - 0s 3ms/step - loss: 0.3304 - accuracy: 0.8973

```

Gambar 4.8. Proses *training*

Hasil akhir dari proses *training* dimana variabel *acc* akan menyimpan model sedangkan variabel *history* akan menyimpan informasi mengenai proses *training* seperti nilai *loss* dan *accuracy* dan dapat ditampilkan dalam bentuk grafik seperti pada gambar 4.9.



Gambar 4.9. Grafik nilai akurasi *training*

4.5.2.3. Testing

Untuk mengetahui seberapa besar nilai akurasi dari model yang telah dibangun perlu dilakukan *testing* terhadap model tersebut dengan memanfaatkan data uji yang telah disediakan seperti pada gambar 4.10.

```
# Arsitektur ANN
pred = ann.predict(X_test)
```

Fungsi *predict()* digunakan untuk melakukan *testing* dan hasil klasifikasi akan disimpan kedalam variabel *pred* berupa data *array* seperti yang terlihat pada gambar 4.10.

```
3 pred
array([[5.2116961e-01, 4.711973e-01],
       [8.8231310e-01, 1.7026150e-02],
       [2.9460940e-01, 7.5379466e-03],
       [8.6746150e-01, 1.2325100e-02],
       [4.3530479e-01, 5.9221843e-03],
       [1.2782016e-01, 8.718730e-03],
       [8.3232845e-01, 7.5418110e-02],
       [7.1181100e-01, 2.8041090e-02],
       [1.3734703e-04, 3.3582032e-01],
       [8.8184810e-01, 4.0524712e-01],
       [1.2901729e-01, 8.7081166e-01],
       [1.1271838e-02, 8.4943579e-01],
       [6.3791573e-03, 4.4986287e-01],
       [7.5132259e-02, 9.5294223e-01],
       [8.5745021e-01, 4.228466e-02],
       [4.1602273e-02, 9.5739022e-02],
       [4.5081003e-04, 9.950183e-01],
       [2.1086148e-01, 7.7027080e-01],
       [1.3170220e-01, 4.6270328e-01],
       [3.2637120e-03, 9.9678093e-01],
       [9.8976706e-01, 8.4348570e-03],
       [8.4586310e-01, 1.3212940e-01],
       [5.3420396e-01, 4.9192074e-03],
       [8.2528791e-01, 4.7622181e-02],
       [8.2680841e-01, 7.8121050e-02],
       [8.5048822e-01, 1.4811247e-01],
       [7.3714581e-04, 9.952579e-01],
       [7.8293289e-03, 8.4715845e-01],
       [9.5279300e-01, 4.7099133e-02],
       [9.7616795e-01, 2.2272683e-02],
       [9.7535264e-01, 2.3182350e-02],
       [2.4482413e-02, 9.7546867e-01],
       [9.2528500e-05, 9.8982577e-01],
       [8.3731531e-01, 6.2044052e-02],
       [7.5442118e-01, 4.7072780e-02],
       [7.8028490e-01, 8.958479e-01],
       [8.9427220e-03, 9.9182310e-01]], dtype=float32)
```

Gambar 4.10. Hasil *testing*

Hasil klasifikasi tidak dalam bentuk biner (0 dan 1) tetapi dalam bentuk nilai probabilitas dalam kisaran 0 dan 1 dimana nilai *min* akan bernilai 0 dan *max* akan bernilai 1.

4.5.2.4. Validasi

Untuk dapat membandingkan hasil klasifikasi dengan label sebenarnya, kedua data tersebut harus dikonversi kedalam bentuk angka dimana kelas “Lulus” akan bernilai 0 dan “Tidak Lulus” akan bernilai 1. Proses konversi menggunakan perintah berikut:

```
# Konversi Hasil Klasifikasi dan label data testing
y_pred = np.argmax(pred, axis=1)
y_test_class = np.argmax(y_test, axis=1)
```

Kode diatas bertujuan untuk mengambil *index*(0 atau 1) dari nilai tertinggi sehingga hasilnya dapat dilihat pada gambar 4.11 dan gambar 4.12.

```
1 y_pred
array([0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0,
       0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1])
```

Gambar 4.11. Konversi hasil klasifikasi

```
1 y_test_class
array([1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 0,
       1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 1])
```

Gambar 4.12. Konversi label data uji

Setelah hasil klasifikasi dan label data uji telah siap, selanjutnya dilakukan perbandingan kedua data tersebut dengan memanfaatkan fungsi *Confusion Matrix* pada *library sklearn* dengan perintah sebagai berikut:

```
# Validasi Hasil klasifikasi
from sklearn.metrics import confusion_matrix, accuracy_score
import seaborn as sn

cm = confusion_matrix(y_test_class, y_pred)
percentage = accuracy_score(y_test_class, y_pred)

print(" Confusion Matrix")
sn.heatmap(cm, annot=True, fmt='d',
           xticklabels=["LULUS", "TIDAK LULUS"],
           yticklabels=["LULUS", "TIDAK LULUS"])

print(f" Test Set: {len(X_test)}")
print(f" Accuracy = {percentage*100} %")
```

Hasil dari kode di atas akan memberikan informasi dalam bentuk tabel matriks yang menggambarkan kinerja model klasifikasi pada serangkaian data uji yang nilai berdasarkan data sebenarnya terlihat pada gambar 4.13

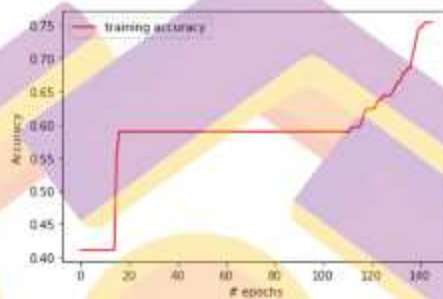


Gambar 4.13. Contoh hasil *confusion matrix*

4.5. Hasil Penelitian

4.5.1. Skenario Satu

Pada skenario pertama dilakukan pengujian dengan menggunakan parameter *neoron* dengan jumlah 8 dan jumlah *epoch* 146. Dari hasil pengujian ini diketahui akurasi training mencapai 0,75 yang terlihat pada gambar 4.14.



Gambar 4.14. Grafik nilai akurasi *training* skenario satu

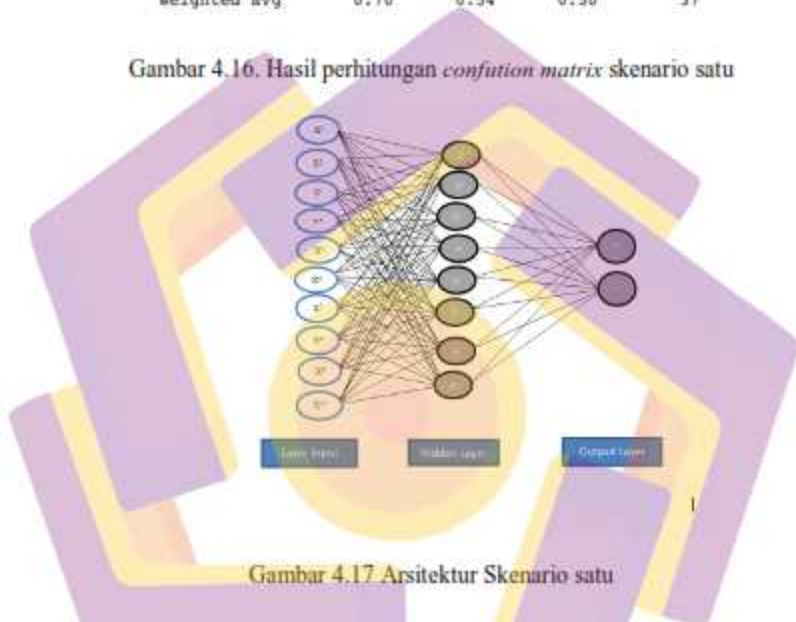
Nilai akurasi dari hasil testing model yang terbentuk pada skenario ini mencapai 0,54 dengan hasil dari perhitungan *confution matrix* dapat dilihat pada gambar 4.15 dan gambar 4.16



Gambar 4.15. *Confution matrix* skenario 1

	precision	recall	f1-score	support
LULUS	0.47	0.93	0.62	15
TIDA LULUS	0.86	0.27	0.41	22
accuracy			0.54	37
macro avg	0.66	0.60	0.52	37
weighted avg	0.70	0.54	0.50	37

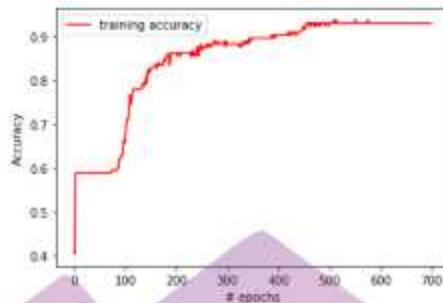
Gambar 4.16. Hasil perhitungan *confusion matrix* skenario satu



Gambar 4.17 Arsitektur Skenario satu

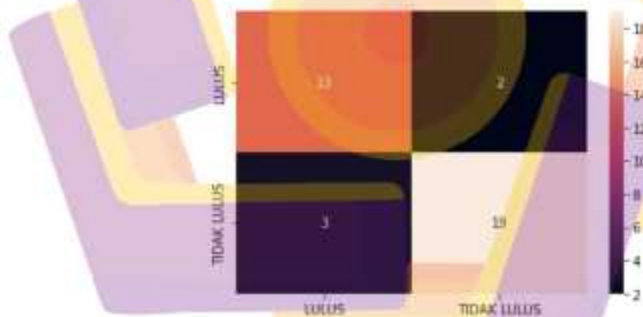
4.5.2. Skenario Kedua

Pada scenario dua ini dilakukan pengujian dengan menggunakan parameter *neuron* dengan jumlah 8 dan jumlah *epoch* 700. Dari hasil pengujian ini diketahui akurasi training mencapai 0,93 yang terlihat pada gambar 4.18.



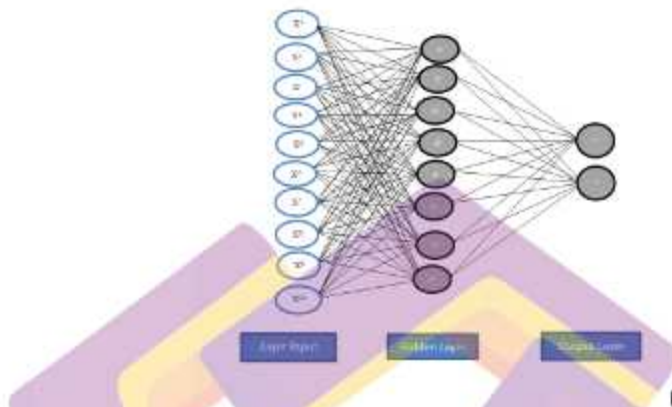
Gambar 4.18. Grafik nilai akurasi *training* skenario dua

Nilai akurasi dari hasil testing model yang terbentuk pada skenario ini mencapai 0,86 dengan hasil dari perhitungan *confution matrix* dapat dilihat pada gambar 4.19 dan gambar 4.20.



Gambar 4.19. *Confution matrix* skenario dua

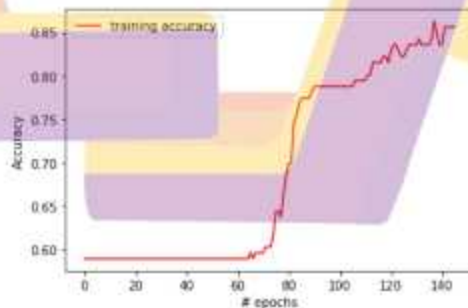
	precision	recall	f1-score	support
LULUS	0.81	0.87	0.84	15
TIDA LULUS	0.90	0.86	0.88	22
accuracy			0.86	37
macro avg	0.86	0.87	0.86	37
weighted avg	0.87	0.86	0.87	37

Gambar 4.20. Hasil perhitungan *confusion matrix* skenario dua

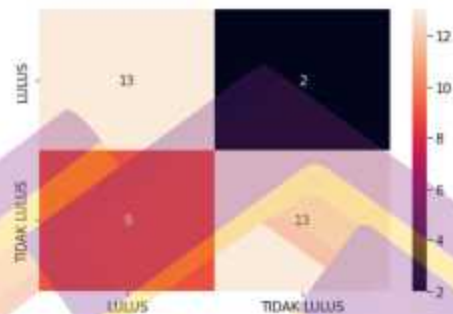
Gambar 4.21 Arsitektur Skenario 2

4.5.3. Skenario Ketiga

Pada skenario tiga ini dilakukan pengujian dengan menggunakan parameter *neuron* dengan jumlah 20 dan jumlah *epoch* 146. Dari hasil pengujian ini diketahui akurasi training mencapai 0,86 yang terlihat pada gambar 4.22.

Gambar 4.22. Grafik nilai akurasi *training* skenario tiga

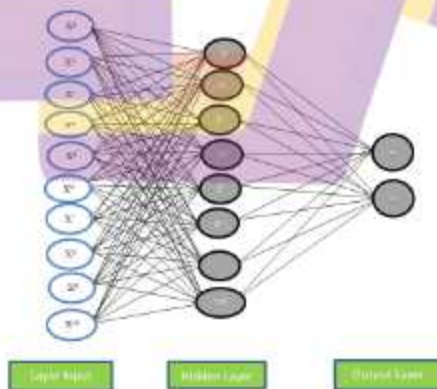
Nilai akurasi dari hasil testing model yang terbentuk pada skenario ini mencapai 0,7 dengan hasil dari perhitungan *confusion matrix* dapat dilihat pada gambar 4.23 dan gambar 4.24.



Gambar 4.23. *confusion matrix* skenario 3

	precision	recall	f1-score	support
LULUS	0.59	0.87	0.70	15
TIDA LULUS	0.87	0.59	0.70	22
accuracy			0.70	37
macro avg	0.73	0.73	0.70	37
weighted avg	0.75	0.70	0.70	37

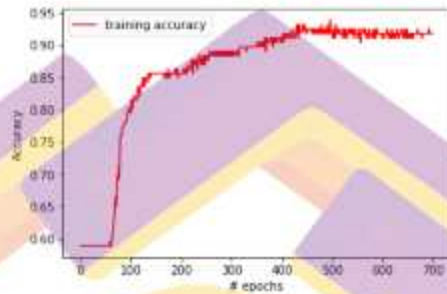
Gambar 4.24. Hasil perhitungan *confusion matrix* skenario 3



Gambar 4.25 Arsitektur Skenario 3

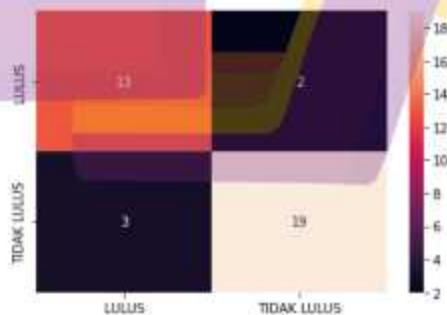
4.5.4. Skenario Keempat.

Pada skenario empat ini dilakukan pengujian dengan menggunakan parameter *neoron* dengan jumlah 20 dan jumlah *epoch* 700. Dari hasil pengujian ini diketahui akurasi training mencapai 0,92 yang terlihat pada gambar 4.26.



Gambar 4.26. Grafik nilai akurasi *training* skenario empat

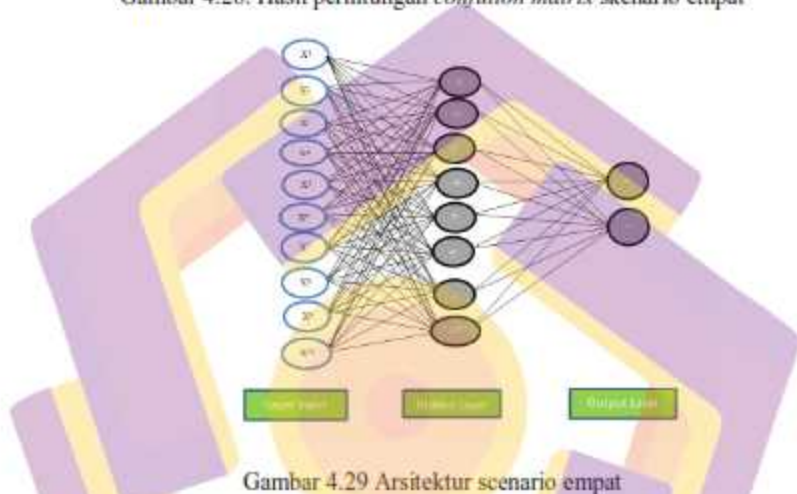
Nilai akurasi dari hasil testing model yang terbentuk pada skenario ini mencapai 0,86 dengan hasil dari perhitungan *confution matrix* dapat dilihat pada gambar 4.27 dan gambar 4.28.



Gambar 4.27. *Confution matrix* skenario empat

	precision	recall	f1-score	support
LULUS	0.81	0.87	0.84	15
TIDA LULUS	0.90	0.86	0.88	22
accuracy			0.86	37
macro avg	0.86	0.87	0.86	37
weighted avg	0.87	0.86	0.87	37

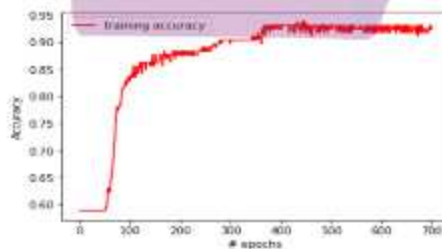
Gambar 4.28. Hasil perhitungan *confution matrix* skenario empat



Gambar 4.29 Arsitektur skenario empat

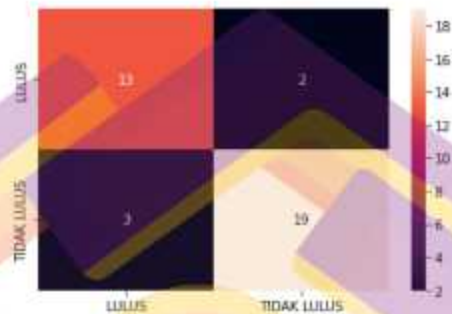
4.5.5. Skenario Kelima

Pada skenario lima ini dilakukan pengujian dengan menggunakan parameter *neuron* dengan jumlah 40 dan jumlah *epoch* 700. Dari hasil pengujian ini diketahui akurasi *training* mencapai 0,92 yang terlihat pada gambar 4.30



Gambar 4.30. Grafik akurasi *training* skenario lima

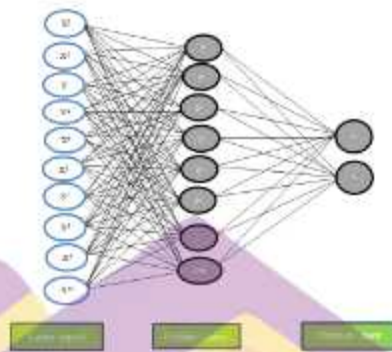
Nilai akurasi dari hasil testing model yang terbentuk pada skenario ini mencapai 0,86 dengan hasil dari perhitungan *confution matrix* dapat dilihat pada gambar 4.31 dan gambar 4.32



Gambar 4.31. *Confution matrix* skenario lima

	precision	recall	f1-score	support
LULUS	0.81	0.87	0.84	15
TIDA LULUS	0.90	0.86	0.88	22
accuracy			0.86	37
macro avg	0.86	0.87	0.86	37
weighted avg	0.87	0.86	0.87	37

Gambar 4.32. Hasil perhitungan *confution matrix* skenario lima



Gambar 4.33 Arsitektur Skenario lima

4.6. Analisis Hasil Penelitian

Setelah melakukan beberapa kali pengujian berdasarkan skenario, dengan memanfaatkan data latih sebanyak 146 dengan kelas “Lulus” 86 dan “Tidak Lulus” 60 serta data uji sebanyak 37 dengan kelas “Lulus” 15 dan “Tidak Lulus” 22 dan hasilnya seperti pada Tabel 4.4

Tabel 4.4. Hasil Penelitian

Skenario	Neuron (Hidden Layer)	Epochs	Akurasi Training	Akurasi Testing
1	8	146	0,75	0,54
2	8	700	0,93	0,86
3	20	146	0,86	0,7
4	20	700	0,92	0,86
5	40	700	0,92	0,86

4.6.1. Perbandingan Akurasi *Training*

Perbandingan akurasi *traing* dilakukan untuk menegtahi scenario mana yang memiliki nili akurasi tertinggi dan perbandingan hasil *training* dapat dilihat pada gambar 4.34

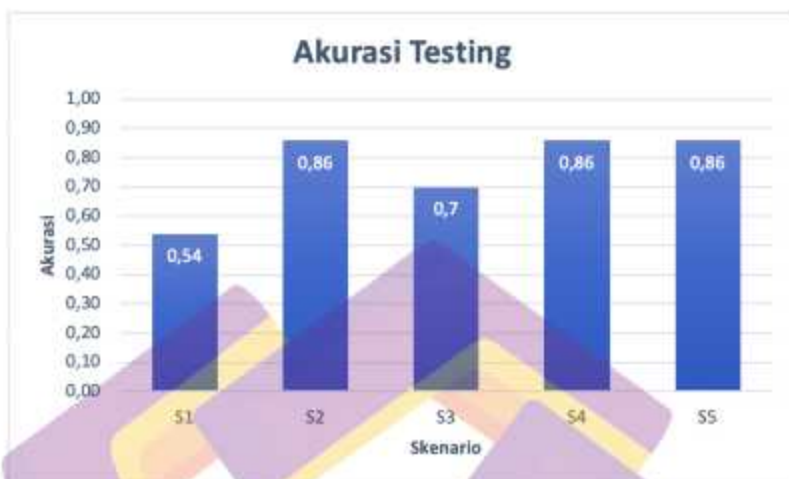


Gambar 4.34. Garfik perbandingan hasil *training*

Gambar 4.34 menunjukkan bahwa skenario 2 dengan menggunakan *Sneoron* pada *hidden layer* dan *epoch* sebanyak 700 merupakan scenario dengan akurasi tertinggi yang mencapai 0.93.

4.6.2. Perbandingan Akurasi *Testing*

Selain perbandingan akurasi pada proese *training*, perbandingan akurasi pada proses *testing* juga dilakukan untuk menegtahi scenario mana yang memiliki nili akurasi tertinggi dan perbandingan hasil *testing* dapat dilihat pada gambar 4.35



Gambar 4.35. Garfik perbandingan hasil *testing*

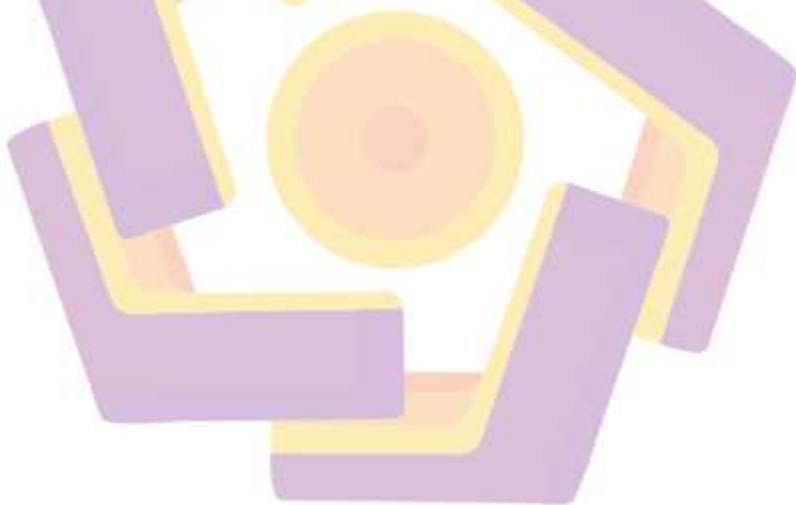
Gambar 4.35 menunjukkan bahwa skenario 2 dengan menggunakan 8 *neuron* pada *hidden layer* dan *epoch* sebanyak 700 merupakan skenario dengan akurasi tertinggi yang mencapai 0,86.

4.6.3. Perbandingan Penelitian Terdahulu

Dari penelitian (Budiyanto & Fatimah, 2019) dengan judul Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Mahasiswa Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan, Jaringan syaraf tiruan mampu melakukan prediksi kelulusan tepat waktu mahasiswa berdasarkan nilai Indeks Prestasi Semester (IPS). Nilai IPS digunakan sebagai. Nilai IPS yang digunakan adalah IPS pada 4 semester awal. Data yang digunakan adalah data wisuda Semester Genap 2017 dan Semester Gasal 2018 sejumlah 1220 record. Data Training sebesar 916 record dan Data Testing

sejumlah 304 record. Hasil uji menggunakan confusion matrix menunjukkan tingkat akurasi sebesar 0.805921053 yang membuktikan bahwa hasil dari penelitian ini dapat memprediksi kelulusan tepat waktu secara baik.

Di bandingkan dengan penelitian peneliti bahwa data yang digunakan tidak sama dengan penelitian di atas karena peneliti menggunakan Nilai IPS dan Nilai UTS. Sedangkan peneliti sebelumnya menggunakan data nilai IPS dan hasil yang di dapat pada peneliti adalah 93% training dan 86% testing dengan arsitektur 10 – 8 - 2 dan nilai epoch 700 dan peneliti juga menggunakan confusion matrix dengan menggunakan library python.



BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

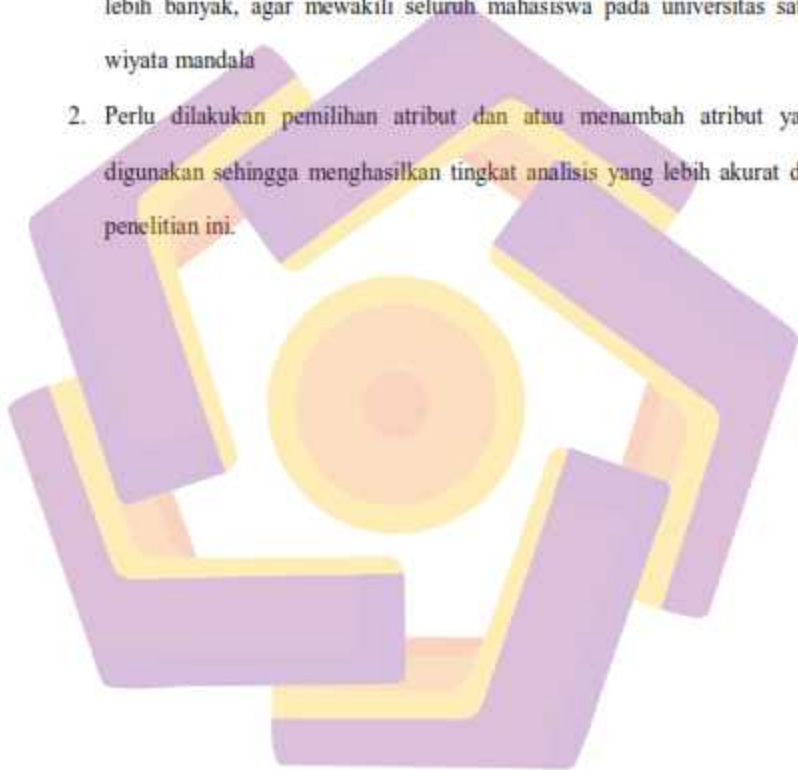
Dari Penelitian yang telah dilakukan, penulis mendapatkan kesimpulan sebagai berikut :

1. Tingkat akurasi terhadap model yang dibangun sangat bergantung pada arsitektur dan proses training yang dilakukan. Pemberian nilai acak pada *node* dan jumlah *epoch* dapat memberikan hasil yang beragam dimana skenario satu menghasilkan akurasi *traing* 75% dan *testing* 54%, skenario dua menghasilkan akurasi *traing* 93% dan *testing* 86%, skenario tiga menghasilkan akurasi *traing* 86% dan *testing* 70%, skenario empat menghasilkan akurasi *traing* 92% dan *testing* 86%, dan skenario lima memiliki kemiripan dengan skenario 4 yaitu akurasi *traing* 92% dan *testing* 86%.
2. Untuk menerapkan model yang dapat melakukan klasifikasi terhadap keelulusan mahasiswa dapat dilakukan dengan memanfaatkan data mahasiswa berupa nilai dari hasil proses perkuliahan. Data tersebut dapat diolah menggunakan algoritma *Artificial Neural Network*.
3. Dari hasil pengujian dengan mengan menggunakan beberapa skenario diketahui bahwa skenario 2 merupakan skenario yang menghasilkan akurasi tertinggi mencapai 86%.

5.2 Saran.

Saran dalam penelitian selanjutnya agar dapat mengembangkan analisis ANN adalah :

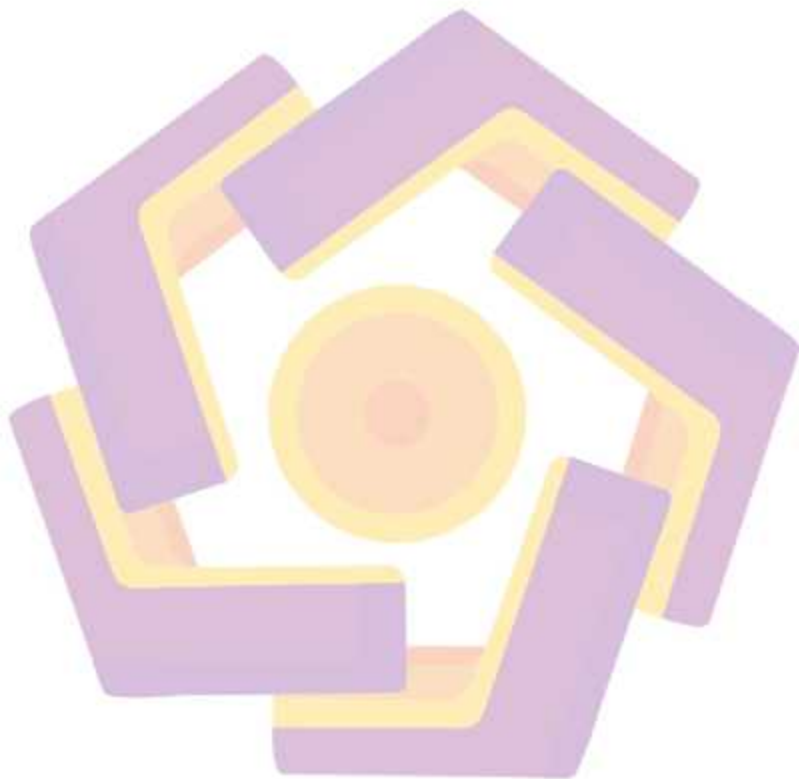
1. Penelitian selanjutnya diharapkan melakukan pengumpulan dataset yang lebih banyak, agar mewakili seluruh mahasiswa pada universitas satya wiyata mandala
2. Perlu dilakukan pemilihan atribut dan atau menambah atribut yang digunakan sehingga menghasilkan tingkat analisis yang lebih akurat dari penelitian ini.



DAFTAR PUSTAKA

PUSTAKA MAJALAH, JURNAL ILMIAH ATAU PROSIDING

- Agwil, Winalia, Herlin Fransiska, and Nurul Hidayati. 2020. "Analisis Ketepatan Waktu Lulus Mahasiswa Dengan Menggunakan Bagging Cart." *Jurnal Pendidikan Matematika Dan Matematika* 6 (2): 155–66. <https://jurnal.umj.ac.id/index.php/fbc/article/view/7962>.
- Fadli, Ari, Mulki Indana Zulfa, and Yogi Ramadhani. 2018. "Erformance Comparison of Data Mining Classification Algorithms for Early Warning System of Students Graduation TimelinessP." *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer* 6 (4): 158–63. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.6.4.2018.158-163>.
- Hamdani, Nahrowi, and Arief Setyanto. 2020. "Perbandingan Algoritma Regresi Logistic Dan Neural Network Pada Prediksi Nilai Hasil Pembinaan Dan Kelulusan Tepat Waktu." *Jurnal Teknologi Informasi* 15 (1): 30–36.
- Handayanto, Agung, Khoirya Latifa, Nugroho Dwi Saputro, and Rahmat Robi Waliansyah. 2019. "Analisis Dan Penerapan Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Data Mining Untuk Menunjang Strategi Promosi." *JUITA :JurnalInformatika* 7 (2): 71. <https://doi.org/10.30595/juita.v7i2.4378>.
- Haris Budiman. 2017. "Peran Teknologi Informasi Dan Komunikasi Dalam Pendidikan." *Al-Tadzkiyyah: Jurnal Pendidikan Islam* 8 (1): 31–43.
- Lazim, OtangKurniaman I dan. 2013. "No主観的健康感を中心とした在宅高齢者における健康関連指標に関する共分散構造分析 Title." *Journal Tunas Bangsa*, 185–97.
- Luthfi, Kusri And Emha Taufiq. 2009. *Algoritma Data Mining Yogyakarta*.
- Masse, Fitriyanti Andi, and I Wayan Sudarmawan. 2017. "Analisis Tingkat Kelulusan Mahasiswa Sekolah Tinggi Manajemen Informatika Dan Komputer (Stmik) Bina Mulia Palu Menggunakan Algoritma Support Vector Machine." *Jurnal Elektronik Sistem Informasi Dan Komputer* 3 (2): 27–37.
- Nievergelt, J. 1969. "R69-13 Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry." *IEEE Transactions on Computers* C-18 (6): 572. <https://doi.org/10.1109/T-C.1969.222718>.
- Oscar, Johan, and Dede Juliyanti. 2013. "Pengembangan Model Penjadwalan Mesin Majemuk Melalui Job Sisipan," 1–8.
- Paliwal, Sneh, Sunil Kumar Khatri, and Mayank Sharma. 2018. "Sentiment Analysis and Prediction Using Neural Networks." *Proceedings of the*



ICIRCA 2018, no. Icirca: 1035–42,
<https://doi.org/10.1109/ICIRCA.2018.8597358>.

Rakhman, Arif. 2017. "Prediksi Ketepatan Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Metode Decision Tree Berbasis Particle Swarm Optimization (PSO)." *Smart Comp :Jurnalnya Orang Pintar Komputer* 6 (1): 193–97.
<http://ejournal.poltektegal.ac.id/index.php/smartcomp/article/view/466>.

Ridwan, Mujib, Hadi Suyono, and M Sarosa. 2013. "Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier." *Jurnal EECCIS* 7 (1): pp.59-64.

Saputra, Hadi Kurnia. 2018. "Analisis Data Mining Untuk Pemetaan Mahasiswa Yang Membutuhkan Bimbingan Dan Konseling Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier." *Jurnal Teknologi Informasi Dan Pendidikan* 11 (1):

