

## **BAB II**

### **LANDASAN TEORI**

#### **2.1 Tinjauan Pustaka**

##### **2.1.1 Prediksi Kelulusan Mahasiswa**

###### **2.1.1.1 Konsep Prediksi Kelulusan Mahasiswa**

Salah satu ciri mahasiswa sarjana adalah menyelesaikan kuliah dalam kurun empat tahun. Dalam hal ini, Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi (BAN-PT) adalah institusi yang ditugaskan dalam mengevaluasi kualitas dan stabilitas program perguruan tinggi dalam perannya sebagai fasilitator pendidikan lanjutan merupakan faktor penting untuk dipertimbangkan. Kriteria utama yang diuraikan oleh Badan Akreditasi Nasional Pendidikan Tinggi (BAN-PT) adalah Standar 3, menetapkan bahwa mahasiswa harus menyelesaikan kuliah tepat waktu, serta tidak seimbangny antara kelulusan dan kemahasiswaan akan berdampak pada akreditasi institusi dan program sarjana. Mahasiswa dapat menyelesaikan belajarnya di institusi pendidikan tinggi dalam waktu kurang dari atau sama dengan empat tahun. Jika mereka menyelesaikan studinya dalam waktu lebih dari empat tahun, maka disebut sebagai mahasiswa tidak tepat waktu. (Tuhfatul Habibah Hasibuan, 2023)

Perguruan tinggi bertanggung jawab untuk menghasilkan siswa yang berkualitas. Hal ini dapat dinilai berdasarkan tingkat kelulusan siswa. Selain itu, semua siswa ingin lulus tepat waktu. Mahasiswa dapat bekerja lebih cepat dan tidak perlu membayar biaya kuliah lagi. Namun, mahasiswa tidak selalu dapat menyelesaikan kuliah tepat waktu karena kondisi di lapangan. Faktor-faktor seperti status perkawinan mahasiswa, status pekerjaan mahasiswa (bekerja atau tidak), dan

tingkat pemahaman mahasiswa tentang materi kuliah adalah beberapa faktor yang dapat memengaruhi kelulusan mahasiswa yang terlambat. Tingkat kelulusan juga berpengaruh pada akreditasi perguruan tinggi, jadi perguruan tinggi berusaha membantu mahasiswa lulus dengan cepat.

Sebuah mekanisme dapat digunakan untuk peramalan tingkat kelulusan siswa. Namun demikian, lembaga pendidikan tertentu tidak memiliki mekanisme untuk meramalkan keterlambatan kelulusan siswa, sehingga membuat mereka tidak mampu mencegah kejadian tersebut. Dibutuhkan sistem untuk memprediksi tingkat kelulusan siswa berdasarkan variabel yang ada dalam permasalahan saat ini, dan algoritma yang tepat diperlukan untuk menghasilkan nilai yang tepat. Dengan sistem yang dibuat, perguruan tinggi diharapkan dapat membuat kebijakan untuk memastikan bahwa siswa lulus tepat waktu. (Khasanah et al., 2022)

### **2.1.2 Universitas Darma Persada**

Universitas Darma Persada, yang terletak di Jakarta, dikelola oleh Yayasan Melati Sakura, yang beroperasi di bawah perlindungan Asosiasi Persahabatan Indonesia-Jepang (PPIJ). Catatan sejarah menunjukkan bahwa pada tanggal 15 November 1965, sekelompok alumni senior Jepang mendirikan Akademi Bahasa dan Budaya Jepang (ABKJ). Selanjutnya, Akademi Bahasa Asing Melati Sakura mengalami perubahan nama menjadi ABKJ.

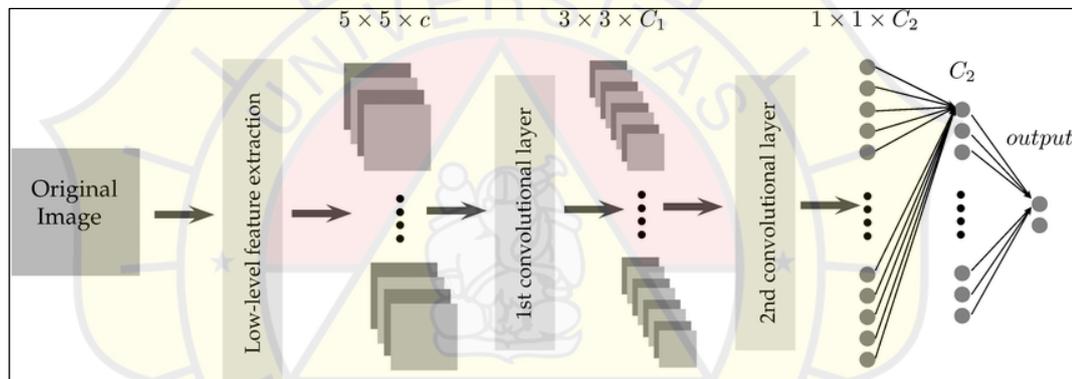
### **2.1.3 Pengenalan Deep Learning**

#### **2.1.3.1 Uraian Deep Learning**

Deep learning dapat dilihat sebagai kemajuan canggih dari algoritma Machine Learning. Buku-buku yang telah digunakan secara luas tentang pembelajaran mendalam yang sudah dijadikan preferensi termasuk Deep Neural

Network (DNN), Deep Belief Network (DBN), Deep Boltzmann Machine (DBM), Deep Autoencoder (DA), Generative Adversarial Network (GAN), Recurrent Neural Network (RNN, termasuk LSTM), dan Convolutional Neural Network (CNN). (Prastika, 2022)

Deep Learning merupakan pembelajaran mendalam unggul dalam pengenalan pola, terutama dalam domain gambar, suara, ucapan, bahasa, dan data deret waktu. Melalui pemanfaatan metodologi pembelajaran mendalam, seseorang dapat melakukan tugas-tugas seperti klasifikasi, prediksi, pengelompokan, dan ekstraksi fitur. (Raharjo, 2022)



*Gambar 2.1 - Arsitektur Deep Learning*

Sumber: ([https://www.researchgate.net/figure/Deep-learning-model-architecture\\_fig2\\_318310594](https://www.researchgate.net/figure/Deep-learning-model-architecture_fig2_318310594)).

### 2.1.3.2 Deep Neural Network

Dalam bidang pembelajaran mesin, pembelajaran mendalam meniru proses kognitif otak manusia melalui pemanfaatan algoritma Jaringan Saraf Buatan. Pemanfaatan pembelajaran mendalam melampaui industri tertentu untuk mencakup beragam aplikasi, termasuk namun tidak terbatas pada inovasi teknologi mutakhir seperti kendaraan otonom, serta alat sehari-hari seperti asisten digital, Google Translate, dan perangkat yang diaktifkan suara. (Prastika, 2022)

### **2.1.3.3 Deep Boltzman Machine**

Alat Boltzman Deep menggunakan konsep dua lapisan: lapisan tersembunyi dan lapisan terlihat. Masalah yang lebih kompleks seperti klasifikasi, pemodelan, pengenalan pola, dan pengenalan objek teks dan gambar adalah contoh aplikasi algoritma ini. (Prastika, 2022)

### **2.1.3.4 Deep Belief Network**

Dalam ilmu komputer, Deep Belief Network adalah bagian dari algoritma neural network yang terdiri dari berbagai layer yang ada pada model Boltzman. (Prastika, 2022)

### **2.1.3.5 Deep Autoencoder**

Deep Autoencoder bertujuan untuk mengoptimalkan hasil luaran atau output dengan nilai yang sama dengan data input. Model ini menggunakan proses pelatihan terus menerus, yang menghasilkan lapisan yang berlapis dan penumpukan lapisan. (Prastika, 2022)

### **2.1.3.6 Generative Adversarial Network**

Saat ini, algoritma neural network sedang mengalami perkembangan yang sangat nyata. Perkembangan ini dilakukan untuk mencapai hasil pelatihan yang lebih baik dengan metode Generative Adversarial Network. (Prastika, 2022)

### **2.1.3.7 Recurrent Neural Network**

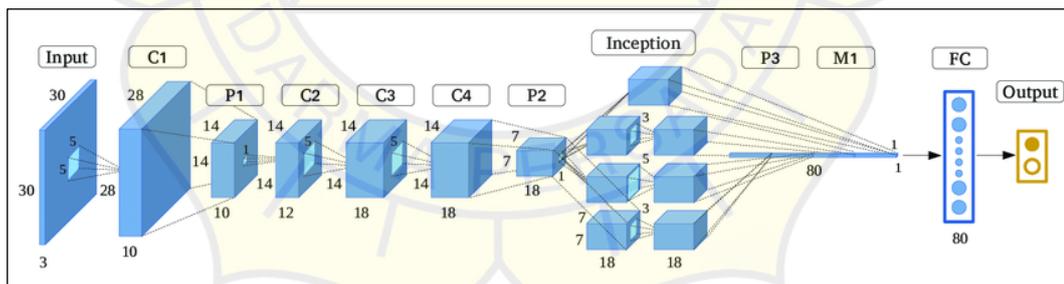
Algoritma backpropagation hanya memiliki kemampuan untuk melakukan pelatihan fungsi statis. Nilai luaran algoritma ini bergantung pada kondisi data yang dimasukkan; oleh karena itu, algoritma ini tidak dapat berfungsi jika pola data yang dimasukkan berubah. Kelemahan ini dihasilkan oleh metode neural network berulang. Dengan kemampuan RNN untuk umpan balik ke neuron itu sendiri dan

ke neuron lain, aliran informasi dari masukan dapat dilakukan dalam dua arah atau multidirectional. Keluaran RNN bergantung pada masukan NN saat ini dan sebelumnya. Kondisi digunakan dalam proses komputasi untuk menyimpan peristiwa sebelumnya. Untuk masalah yang cukup kompleks, ini penting. Berdasarkan memori kondisi sebelumnya, NN memiliki pengetahuan tentang waktu karena tanggapan keluaran NN berhubungan dengan variasi waktu. (Prastika, 2022)

### 2.1.3.8 Convolutional Neural Network

CNN adalah evolusi jaringan saraf tiruan yang digunakan dalam pemrosesan gambar karena strukturnya yang berbeda yang terdiri dari lapisan convolutional, pooling, dan penuh terhubung. Arsitektur ini membuat CNN dapat memproses gambar dengan baik.

Gambar 2.2 menunjukkan struktur CNN yang terdiri dari input, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan output.



Gambar 2.2 - Arsitektur CNN

Sumber: (<https://medium.com/@singhdewansh99/dlao-part-16-implementation-of-googlenet-cnn-c2a4435d8995>)

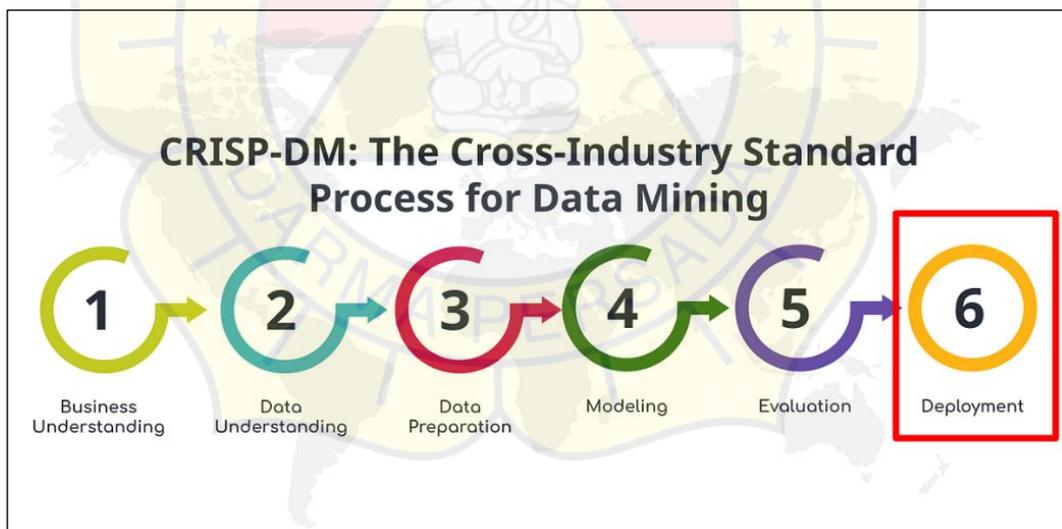
Model CNN memungkinkan pengklasifikasi gambar yang dapat memprediksi dan mengkategorikan gambar. Biasanya, dalam arsitektur model, serangkaian lapisan dibuat dengan nilai tertentu untuk bobot dan bias. Kemudian, kumpulan data

yang ditunjuk untuk pelatihan digunakan untuk menentukan variabel bobot dan bias. Kerangka ini membantu Anda menjadi mahir dalam pengkodean Keras. Metode alternatif menggabungkan model yang sudah ada sebelumnya, seperti Inceptionv3 dan ResNet50, yang berpengalaman dalam klasifikasi gambar. (Raharjo, 2022)

#### 2.1.4 CRISP-DM sebagai Metode Pengolahan Data

Uni Eropa mengembangkan model Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM), yang mengelola proses pengolahan data (data mining) dari awal hingga akhir. Model ini fleksibel dan dapat digunakan untuk proyek data mining di berbagai industri, memastikan bahwa proyek data mining berjalan dengan baik dan efisien. (Alden & Sari, 2023)

Gambar 2.3 menunjukkan enam tahapan utama CRISP-DM.



*Gambar 2.3 - CRISP-DM*

Sumber: (<https://www.linkedin.com/pulse/exploring-crisp-dm-significance-phases-considerations-data-driven-qyioe>)

### 2.1.5 UML

UML (Unified Modeling Language) adalah bahasa pemrograman visual yang digunakan untuk visualisasi, spesifikasi, konstruksi, dan dokumentasi sistem pengembangan perangkat lunak berorientasi objek. UML dapat berkolaborasi dengan berbagai bahasa pemrograman seperti Visual Basic, JAVA, C++, dan bahkan memiliki antarmuka langsung dengan database berorientasi objek.

Dalam siklus hidup pengembangan perangkat lunak (SDLC), salah satu tahap penting adalah desain, yang berfokus pada memastikan bahwa perangkat lunak yang dikembangkan selaras dengan kebutuhan pengguna dan dapat diandalkan. Akibatnya, fase desain memiliki kepentingan yang signifikan dalam proses pembuatan perangkat lunak, yang melibatkan penerjemahan kebutuhan pengguna, baik fungsional maupun non-fungsional, ke dalam model.

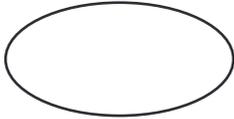
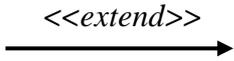
Model berfungsi sebagai representasi dari sistem aktual, memberikan versi yang disederhanakan untuk pemahaman yang lebih baik oleh para pemangku kepentingan. Pembuatan model mengharuskan penggunaan bahasa pemodelan, yang dapat mengambil bentuk kode semu, kode, gambar, diagram, atau narasi deskriptif yang merinci sistem. Dalam konteks inilah UML memainkan peran penting sebagai bahasa pemodelan. (Sumirat et al., 2023)

Berikut adalah kompilasi diagram UML beserta penjelasannya yang sesuai:

#### 2.1.5.1 Use Case Diagram

Menggambarkan korespondensi antara sistem dan pengguna atau sistem eksternal, berfungsi sebagai alat yang berharga untuk menggambarkan persyaratan atau tuntutan sistem. (Sumirat et al., 2023)

Tabel 2.1 - Komponen-komponen dari use case diagram.

Simbol	Deskripsi
<p data-bbox="517 367 644 398"><b>Use Case</b></p> 	<p data-bbox="815 367 1295 696">Fungsionalitas yang diberikan sistem sebagai unit-unit atau aktor, yang biasanya dikomunikasikan dengan kata kerja di awal frase nama Use Case.</p>
<p data-bbox="496 736 668 768"><b>Aktor/Actor</b></p> 	<p data-bbox="815 736 1295 1144">Mempresentasikan seseorang atau sesuatu (seperti perangkat, system lain) yang berinteraksi dengan sistem. Actor hanya berinteraksi dengan use case, tetapi mereka tidak mengontrol use case.</p>
<p data-bbox="443 1180 719 1211"><b>Asosiasi/Association</b></p> 	<p data-bbox="815 1180 1295 1352">Aktor yang terlibat dalam Use Case atau Use Case berinteraksi dengan aktor.</p>
<p data-bbox="469 1467 695 1498"><b>Ekstensi/Extend</b></p> 	<p data-bbox="815 1467 1295 1939">Jika kondisi atau syarat tertentu dipenuhi atau jika prosedur suatu use case berfungsi sebagai alternatif untuk menjelaskan use case lain, use case tersebut akan dikerjakan. Ini dikenal sebagai hubungan ekstensi antar use case.</p>

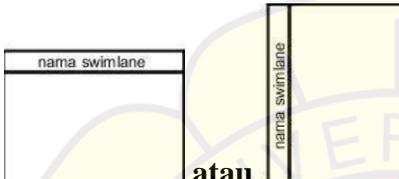
Simbol	Deskripsi
<p><b>Generalisasi / Generalization</b></p> 	<p>Untuk menyederhanakan model, generalisasi pada aktor dan use case menarik keluar sifat-sifat pada aktor dan use case yang sejenis. Untuk menentukan kapan generalisasi diperlukan, perhatikan tujuan berikut:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Mekanisme berbeda dengan tujuan yang sama (generalisasi use case)</li> <li>2. Agen berbeda dengan tujuan yang sama (generalisasi aktor).</li> </ol>

### 2.1.5.2 Activity Diagram

Diagram aktivitas membantu menggambarkan urutan kegiatan, menunjukkan bagaimana kegiatan berkembang dari awal ke titik keputusan akhir, dan menjelaskan berbagai rute yang ada dalam perkembangan peristiwa yang terlibat dalam aktivitas. (Sumirat et al., 2023)

Tabel 2. 2 - Komponen-komponen dari activity diagram.

Simbol	Definisi
<p><b>Status Awal</b></p> 	Sebuah status awal dapat ditemukan di diagram aktivitas sistem.
<p><b>Aktivitas</b></p> 	Kebanyakan aktivitas yang dilakukan sistem dimulai dengan kata kerja.

Simbol	Definisi
<p><b>Percabangan / <i>decision</i></b></p> 	Asosiasi percabangan di mana ada lebih dari satu aktivitas yang dapat dipilih.
<p><b>Penggabungan / <i>join</i></b></p> 	organisasi di mana lebih dari satu bisnis digabungkan menjadi satu.
<p><b>Status akhir</b></p> 	Sebuah status akhir ditampilkan dalam diagram aktivitas, bersama dengan status akhir yang dilakukan sistem.
<p><b>Swimlane</b></p>  <p>atau</p>	memisahkan organisasi bisnis yang bertanggung jawab atas operasi tersebut.

## 2.1.6 Software dan Tools Terkait

### 2.1.6.1 Python

Python adalah bahasa pemrograman yang sangat kuat yang memiliki sintaks sederhana yang mudah dipahami, di samping kemampuan kinerjanya yang terpuji. Bahasa ini menawarkan komunitas pengguna yang substansif dan menemukan aplikasi di berbagai platform seperti pengembangan web, ilmu data, perkakas infrastruktur, dan lain-lain. (Agung, 2023)

### 2.1.6.2 Pytorch

PyTorch adalah pustaka Python yang memungkinkan pengembangan proyek pembelajaran mendalam. Menekankan fleksibilitas, perpustakaan memungkinkan ekspresi model pembelajaran mendalam menggunakan sintaks Python langsung. Dalam PyTorch, struktur data utama adalah tensor, array multidimensi yang mirip dengan array NumPy. Melalui PyTorch, pengguna dapat memanfaatkan operasi

matematika yang dipercepat pada perangkat keras khusus, merampingkan pembuatan arsitektur jaringan saraf dan proses pelatihan. (Agung, 2023)

### **2.1.6.3 Tensor Flow**

Tensor adalah entitas matematika yang berfungsi sebagai ekstensi skalar, vektor, dan matriks dalam ranah matematika. Entitas ini biasanya digambarkan sebagai array yang mencakup beberapa dimensi.

TensorFlow membedakan dirinya melalui kapasitasnya untuk menjalankan perhitungan subgraf parsial, sehingga memfasilitasi pelatihan terdistribusi melalui partisi jaringan saraf. Dengan kata lain, TensorFlow mendukung paralelisme model dan paralelisme data, menawarkan berbagai API untuk tujuan ini. (Raharjo, 2022)

### **2.1.6.4 Flask**

Flask adalah kerangka kerja aplikasi web yang ditulis dengan Python yang dikembangkan oleh Armin Ronacher, yang memimpin tim internasional penggemar Python yang disebut Pocco. Flask didasarkan pada toolkit WSGI Werkzeug dan mesin template Jinja2. Keduanya adalah proyek Pocco. Flask adalah kerangka kerja situs web berbasis modul Python yang memungkinkan pengembangan aplikasi web yang memiliki inti kecil yang dapat diperluas: kerangka kerja mikro yang tidak menyertakan ORM (Object Relational Manager) atau fitur serupa. Flask memang memiliki banyak fitur keren seperti perutean url, mesin templat seperti aplikasi web WSGI. WSGI adalah Web Server Gateway Interface (WSGI) yang telah digunakan sebagai standar untuk pengembangan aplikasi web Python dengan spesifikasi antarmuka yang biasa digunakan antara server web dan aplikasi web. (Rahman, 2023)

## 2.2 Kajian Penelitian Terdahulu

Tabel di bawah ini menyajikan ringkasan referensi penelitian sebelumnya yang terkait dengan prediksi kelulusan mahasiswa.

*Tabel 2. 3 - Paper penelitian terkait.*

No	Penulis	Tahun	Judul	Metode	Publikasi
1.	Shivanand Sharanappa Gornale, Sathis Kumar, Prakash S. Hiremath.	2021	Handwritten Signature Biometric Data Analysis for Personality Prediction System Using Machine Learning Techniques.	LDP, LPQ, Random Forest.	Transactions on Machine Learning and Artificial Intelligence.
<p><b>Hasil:</b></p> <p>Studi ini menemukan bahwa penggabungan fitur-fitur ini memberikan akurasi tertinggi, yaitu 96,64% untuk pria dan 97,64% untuk wanita. Ini menunjukkan pendekatan yang efektif dalam meningkatkan klasifikasi tanda tangan pria dan wanita. (Gornale et al., 2021)</p>					
<p><b>Keterbatasan Penelitian:</b></p> <p>Keterbatasan penelitian dalam jurnal termasuk ketidakpastian dalam menentukan ciri-ciri kepribadian ketika tanda tangan ditulis dalam teks multibahasa. Selain itu, identifikasi karakteristik kepribadian melalui pola</p>					

	tulisan tangan/tanda tangan merupakan topik penelitian yang aktif tetapi masih jauh dari tingkat kepuasan.				
No	Penulis	Tahun	Judul	Metode	Publikasi
2.	Dyah Ardyani Rizqi Azizah Adha	2023	Performansi Algoritma C4.5 untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa	Algoritma C4.5	Jurnal Cakrawala Informasi
<p><b>Hasil:</b></p> <p>Tingkat keakuratan tertinggi sebesar 85,96% dalam meramalkan kelulusan siswa tercapai dengan pembagian data sebesar 70%:30% menggunakan algoritma C4.5. (Ardyani et al., 2023)</p>					
<p><b>Keterbatasan Penelitian:</b></p> <p>Keterbatasan penelitian dalam jurnal dapat mencakup proporsi data yang tidak seimbang, yang dapat memengaruhi keakuratan prediksi.</p>					
No	Penulis	Tahun	Judul	Metode	Publikasi
3.	Oktaviana Bangun, Herman Mawengkang, dan Syahril Efendi	2022	Evaluation of Support Vector Machine (SVM) Linear Algorithm for Macroeconomic Forecasting	Support Vector Machine (SVM) Linier	Jurnal Media Informatika Budidarma
<p><b>Hasil:</b></p>					

	<p>Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) memiliki tingkat akurasi 90 persen dalam memprediksi kelulusan siswa. (Bangun et al., 2022)</p>				
	<p><b>Keterbatasan Penelitian:</b></p> <p>Kutipan yang diberikan tidak menjelaskan batas penelitian yang dilakukan dalam jurnal berjudul "Metode Algoritma Support Vector Machine (SVM) Linier Dalam Memprediksi Kelulusan Mahasiswa".</p>				
No	Penulis	Tahun	Judul	Metode	Publikasi
4.	Angga Aditya Permana, Rohmat Taufiq, Rachmat Destriana, Aliya Nur'aini	2024	Implementasi Algoritma Naïve Bayes untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa.	Kaggle, Transformasi, dan Naïve Bayes	Jurnal Teknik
	<p><b>Hasil:</b></p> <p>Penelitian ini mencapai akurasi model prediksi sebesar 89%, dengan presisi sekitar 88% untuk kelas 0 dan 89% untuk kelas 1. Recall mencapai sekitar 85% untuk kelas 0 dan 91% untuk kelas 1. (Angga Aditya Permana, Rohmat Taufiq, Rachmat Destriana, 2024)</p>				
	<p><b>Keterbatasan Penelitian:</b></p> <p>Berdasarkan kutipan yang ada, batasan penelitian dalam jurnal "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa" tidak disebutkan secara eksplisit.</p>				