

TESIS

PERBANDINGAN KINEJRA METODE *NAÏVE BAYES* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)* DALAM MENGANALISIS KUALITAS BUTIR SOAL PADA SOAL PILIHAN GANDA



Disusun oleh:

Nama : Hidayatunnisa'1
NIM : 22.55.1205
Konsentrasi : Digitalent Transformation Intellegence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2024**

TESIS

PERBANDINGAN KINEJRA METODE *NAÏVE BAYES* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)* DALAM MENGANALISIS KUALITAS BUTIR SOAL PADA SOAL PILIHAN GANDA

COMPARATION OF THE PERFORMANCE OF THE NAÏVE BAYES METHOD AND SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) IN ANALYZING THE QUALITY OF THE ITEMS IN MULTIPLE CHOICE QUESTIONS

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

Nama : Hidayatunnisa'1
NIM : 22.55.1205
Konsentrasi : Digitalent Transformation Intellegence

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

2024

HALAMAN PENGESAHAN

PERBANDINGAN KINEJRA METODE *NAÏVE BAYES* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)* DALAM MENGANALISIS KUALITAS BUTIR SOAL PADA SOAL PILIHAN GANDA

COMPARATION OF THE PERFORMANCE OF THE NAÏVE BAYES METHOD AND SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) IN ANALYZING THE QUALITY OF THE ITEMS IN MULTIPLE CHOICE QUESTIONS

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Hidayatunnisa'i

22.55.1205

Telah Dujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Kamis, 01 Februari 2024

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

Yogyakarta, 01 Februari 2024
Rektor

Prof. Dr. M. Suvanto, M.M.
NIK. 190302001

HALAMAN PERSETUJUAN

PERBANDINGAN KINEJRA METODE *NAÏVE BAYES* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)* DALAM MENGANALISIS KUALITAS BUTIR SOAL PADA SOAL PILIHAN GANDA

COMPARATION OF THE PERFORMANCE OF THE NAÏVE BAYES METHOD AND SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) IN ANALYZING THE QUALITY OF THE ITEMS IN MULTIPLE CHOICE

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Hidayatunnisa'1

22.55.1205

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Kamis, 01 Februari 2024

Pembimbing Utama

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

Pembimbing Pendamping

Kusnawi, S.Kom., M.Eng
NIK. 190302112

Anggota Tim Penguji

Tonny Hidayat, M.Kom., Ph.D.
NIK. 190302182

Hanif Al Fatta, M.Kom., Ph.D.
NIK. 190302096

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

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

Yogyakarta, 01 Februari 2024
Direktur Program Pascasarjana

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

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Hidayatunnisa'i
NIM : 22.55.1205
Konsentrasi : Digitalent Transformation Intelligence

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:

PERBANDINGAN KINEJRA METODE NAÏVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DALAM MENGANALISIS KUALITAS BUTIR SOAL PADA SOAL PILIHAN GANDA

Dosen Pembimbing Utama : Prof. Dr. Kusriani, M.Kom
Dosen Pembimbing Pendamping : Kusnawi, S.Kom., M.Eng

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 disebutkan 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, 01 Februari 2024

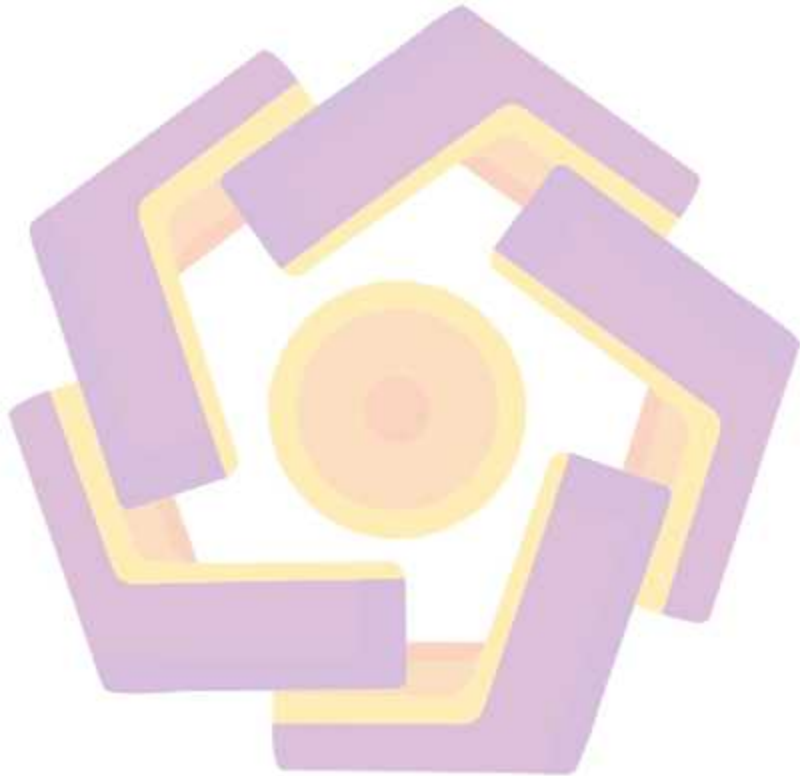
Yang Menyatakan,



Hidayatunnisa'i

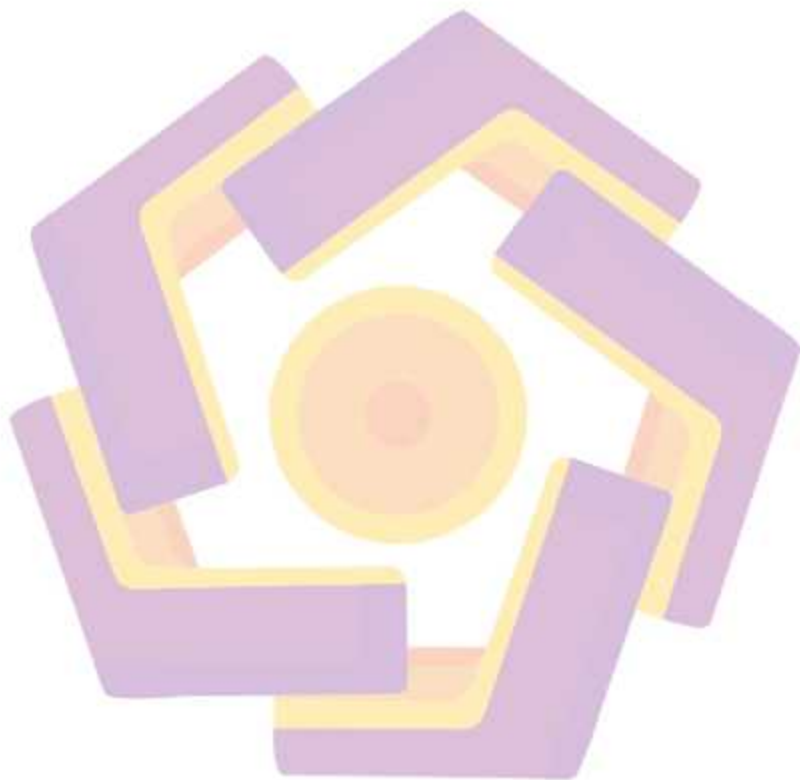
HALAMAN PERSEMBAHAN

Tesis ini saya persembahkan untuk orang-orang yang saya cintai, orang tua saya, Bapak Bunyamin, S.Sos dan Ibu Siti Nurmah, S.Pd dan Adik adik saya yang saya cintai dan saya banggakan, yaitu M. Fahrurrodzi Yanur Rahman dan Rizqa Awaluddin



HALAMAN MOTTO

BERBUAT BAIKLAH MUMPUNG MASIH HIDUP



KATA PENGANTAR

Puji dan syukur saya panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa yang telah memberikan rahmat, hidayah dan kekuatan sehingga saya dapat menyelesaikan tesis yang **berjudul Perbandingan Kinerja Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Dalam Menganalisis Kualitas Butir Soal Pada soal pilihan ganda**. dengan selesainya tesis ini, maka pada kesempatan ini saya mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Prof. Dr. M. Suyanto, M.M. selaku Direktur Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta.
2. Ibu Prof. Dr. Kusrini, M.Kom selaku dosen pembimbing utama yang selalu bijaksana memberikan bimbingan, nasehat serta waktunya selama penulisan tesis ini.
3. Bapak Kusnawi, S.Kom., M.Eng selaku dosen pendamping yang selalu memberiarahan yang sangat bermanfaat untuk menyelesaikan tesis.
4. Kedua orang tua yang tak kenal lelah memotivasi saya untuk menyelesaikan program pasca sarjana ini.
5. Rekan rekan Mahasiswa Universitas AMIKOM Yogyakarta.

Semoga Allah Subhanahu wata'ala memberikan balasan yang lebih kepada semua yang telah ikut membantu saya dan menyelesaikan tesis ini. Demi perbaikan selanjutnya, saran dan kritik yang membangun akan diterima dengan senang hati dan rasa terima kasih.

Yogyakarta, 03 Januari 2024

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vi
HALAMAN MOTTO.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR ISTILAH.....	xiii
INTISARI.....	xiv
<i>ABSTRACT</i>	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	7
1.3. Batasan Masalah.....	8
1.4. Tujuan Penelitian.....	8
1.5. Manfaat Penelitian.....	9
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	10
2.1. Tinjauan Pustaka.....	10

2.2. Keaslian Penelitian.....	20
2.3. Landasan Teori.....	28
BAB III METODE PENELITIAN.....	37.
3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian.....	37.
3.2. Metode Pengumpulan Data.....	38.
3.3. Metode Analisis Data.....	38.
3.4. Alur Penelitian.....	43.
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	46.
4.1. Action Planing.....	46.
4.1. Action Taking.....	53.
4.1. Evaluasi.....	46.
4.1. Action Planing.....	69.
BAB V PENUTUP.....	73
5.1. Kesimpulan.....	72
5.2. Saran.....	74
DAFTAR PUSTAKA.....	76

DAFTAR TABEL

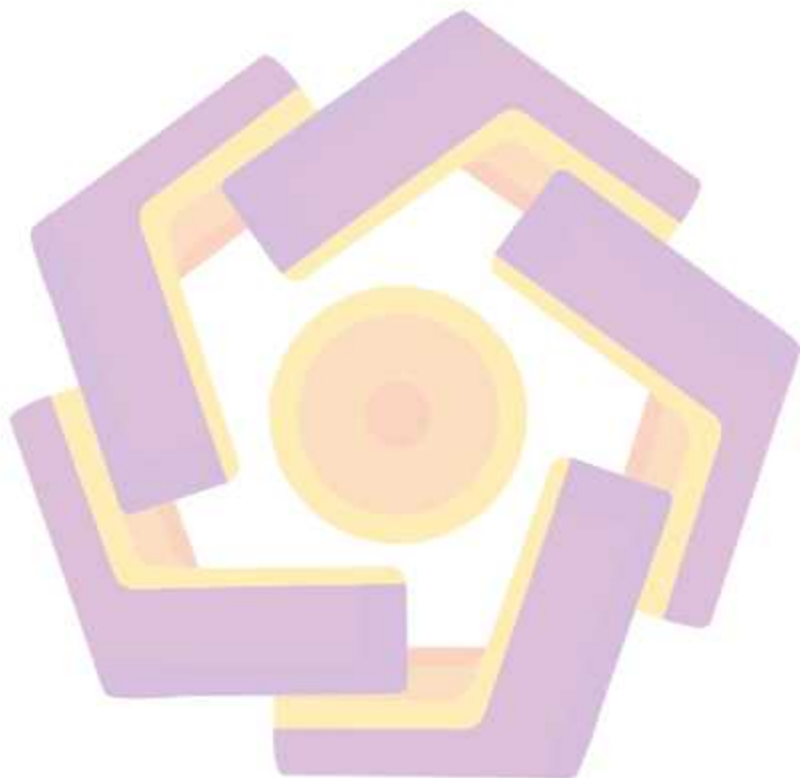
Tabel 2. 1 Matriks literatur review dan posisi penelitian Perbandingan Kinejra Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Dalam Menganalisis Kualitas Butir Soal Pada Soal Pilihan Ganda.....	20
Tabel 2. 2 Kriteria Pemilihan Soal Pilihan Ganda (Nitko).....	29
Tabel 2. 3 Kriteria Pemilihan Soal Pilihan Ganda (Nitko).....	31
Tabel 3. 1 <i>Dataset</i>	39
Tabel 3. 2 Kategori Tingkat Kesukaran Soal	40
Tabel 3. 3 Kategori Tingkat Kesukaran dan Daya Pembeda	42
Tabel 4. 1 Dataset Tingkat Kesukaran.....	47
Tabel 4. 2 Dataset Daya Pembeda.....	48
Tabel 4. 3 Kategori nilai data (tingkat kesukaran).....	51
Tabel 4. 4 Kategori nilai data (daya pembeda).....	52
Tabel 4. 5 Pemilihan soal pilihan ganda	55
Tabel 4. 6 Data training klasifikasi butir soal	55
Tabel 4. 7 Hasil Confusion Matrix Naïve Bayes	58
Tabel 4. 8 Dataset Training SVM	59
Tabel 4. 9 Hasil Klasifikasi SVM	61
Tabel 4. 10 Hasil Confusion Matrix SVM.....	61

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Penggunaan Cross Validation	34
Gambar 3. 1 Alur Penelitian.....	44
Gambar 4. 1 Dataset	63
Gambar 4. 2 Preprocessing Data.....	64
Gambar 4. 3 Data Naive.....	65
Gambar 4. 4 Training Data.....	66
Gambar 4. 5 Source Code Hasil Pengujian Cross Validation.....	66
Gambar 4. 6 Source Code Dataset.....	67
Gambar 4. 7 Klasifikasi Kelas	67
Gambar 4. 8 Source Code Data Training dan Testing SVM.....	68
Gambar 4. 9 Preprocessing data.....	69
Gambar 4. 10 Source Code Hasil Pengujian <i>Cross Validation</i>	69
Gambar 4. 11 Source Code <i>Confusion Matrix Naive Bayes</i>	70
Gambar 4. 12 Hasil Cross Validation Naive SVM	71

DAFTAR ISTILAH

No	SINGKATAN	KETERANGAN
1	<i>(SVM)</i>	<i>Support Vector Machine</i>



INTISARI

Dalam melakukan analisis butir soal yang dilakukan proses pengumpulan, peringkasan, dan penggunaan informasi dari jawaban siswa untuk membuat keputusan tentang setiap penilaian. Tujuan dari penilaian adalah untuk meningkatkan hasil belajar siswa sertamemberikan informasi kepada siswa tentang kelebihan dan kekurangannya dalam mata pelajaran tertentu yang telah dipelajari. Oleh karena itu, dalam penelitian ini akan membahas tentang analisis perbandingan tingkat kinerja algoritma klasifikasi Naive Bayes dan algoritma SVM.

Metode data mining untuk klasifikasi dapat digunakan untuk membantu meningkatkan kecepatan dan ketepatan dalam menganalisis butir soal sehingga akan didapatkan jenis soal yang diterima, direvisi, dan ditolak dengan menggunakan dua variabel penilai. Perbandingan kinerja algoritma Naive Bayes dan SVM bertujuan untuk mengukur tingkat akurasi dan lama waktu proses (execution time) dari masing-masing algoritma untuk mendapatkan algoritma terbaik yang akan diterapkan dalam membantu proses analisis butir soal. Data yang digunakan dalam penelitian sebanyak 55 dengan hasil jawaban siswa pada soal biologi dengan penggunaan data training dan data testing 80:20.

Dengan menggunakan alat bantu bahasa pemrograman python, dan setelah dilakukan pengujian menggunakan cross validation sehingga rata-rata yang dihasilkan dari algoritma Support Vector Machine adalah 47% sedangkan algoritma Naive Bayes adalah 95%, sehingga dipaparkan bahwa kinerja algoritma Support Vector Machine lebih baik dibandingkan dengan algoritma Naive Bayes. dapat disimpulkan bahwa algoritma SVM.

Kata kunci : *naive bayes, SVM, cross validation, classifications*

ABSTRACT

In conducting item analysis the process of collecting, summarizing, and using information from student answers is carried out to make decisions about each assessment. The purpose of the assessment is to improve student learning outcomes and provide information to students about their strengths and weaknesses in certain subjects that have been studied.

Therefore, this study will discuss the comparative analysis of the performance levels of the Naïve Bayes classification algorithm and the SVM algorithm. Data mining methods for classification can be used to help increase speed and accuracy in analyzing item items so that the types of questions that are accepted, revised, and rejected will be obtained. Comparison of the performance of the Naïve Bayes and SVM algorithms aims to measure the level of accuracy and length of processing time (execution time) of each algorithm to get the best algorithm to be applied in assisting the process of analyzing the items.

The data used in the study were 55 with the results of students' answers to biology questions using training data and testing data of 80:20. By using the Python programming language tools, and after testing using cross validation so that the average yield of the Support Vector Machine algorithm is 97% while the Naïve Bayes algorithm is 95%, so it is explained that the performance of the Support Vector Machine algorithm is better than the Naïve Bayes, and it can be concluded that the SVM algorithm with K-fold Cross Validation of 10 or 10 times the trial stage is superior to Naïve Bayes.

Keywords : *naïve bayes, SVM, cross validation, classifications.*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Analisis butir soal adalah pengkajian pertanyaan-pertanyaan tes agar diperoleh perangkat pertanyaan yang memiliki kualitas yang memadai. Dengan meningkatnya kebutuhan penilaian berbasis sekolah, guru tentunya harus memiliki pengetahuan dalam menganalisis butir soal agar bisa meningkatkan kualitas soal yang ada (Nitko). Dalam melakukan analisis butir soal yang dilakukan proses pengumpulan, peringkasan, dan penggunaan informasi dari jawaban siswa untuk membuat keputusan tentang setiap penilaian. Tujuan dari penilaian adalah untuk meningkatkan hasil belajar siswa serta memberikan informasi kepada siswa tentang kelebihan dan kekurangannya dalam mata pelajaran tertentu yang telah dipelajari.

Dengan melakukan analisis butir soal juga, guru dapat melihat dan menilai bahwa soal yang diberikan merupakan soal berkualitas atau tidak, serta guru dapat menentukan apakah ini waktu terbaik untuk beralih ke topik lain atau topik yang diajarkan memerlukan elaborasi dan pengajaran lebih lanjut (Sukarjo). Guru dapat melihat kekuatan siswa sekaligus kelemahan siswa terhadap topik tersebut, oleh karena itu, seorang guru dengan mudah mengatasi kesulitan siswa.

Menentukan kriteria suatu soal harus sesuai dengan indikator soal, pokok soal harus dirumuskan secara jelas dan tegas, pokok soal jangan memberi petunjuk ke arah yang benar, dan penilaian kualitas soal tersebut dengan mencari tingkat kesukaran dan daya pembeda (Afrian, R., Islami, Z. R., & Mustika, F. (2017). Butir

soal yang baik atau berkualitas adalah soal yang tidak terlalu mudah dan terlalu sukar, sehingga dapat diartikan sebuah soal harus memiliki tingkat kesukaran yang sedang atau cukup (Magdalena, Ina, et al, 2021).

Peraturan Pemerintah Nomor 19 Tahun 2005 tentang Standar Nasional Pendidikan, Pasal 64 ayat (1) menyatakan bahwa pentingnya melakukan analisis butir soal guna mendapatkan kualitas butir soal yang baik. Penilaian hasil belajar oleh guru dilakukan secara berkesinambungan untuk memantau proses, kemajuan, dan perbaikan hasil dalam bentuk ulangan harian, ulangan tengah semester, ulangan akhir semester, dan ulangan kenaikan kelas (Mustopa, A., Jasimi, J., Basri, H., & Barlian, U. C. 2021). Salah satu tugas utama guru sebagai tenaga profesional adalah menilai dan mengevaluasi peserta didik. Soal esai, soal pilihan ganda, tes lisan, dan tes praktek sering digunakan sebagai alat penilaian di sekolah. Dalam penelitian ini, peneliti hanya berfokus pada soal pilihan ganda untuk menganalisis butir soal pada mata pelajaran biologi pada siswaw kelas IX SMPN 1 Kota Bima.

Keuntungan memiliki soal pilihan ganda adalah memberi guru manfaat untuk mencakup bidang konten yang luas dan mengidentifikasi siswa yang memiliki kualifikasi tinggi maupun yang memiliki kualifikasi rendah. Namun dalam membuat soal pilihan ganda untuk siswa tidaklah mudah, karena dalam membuat soal pilihan ganda juga kian menyita waktu guru (Tarrant). Selain itu, studi oleh (Tarrant), menemukan bahwa tidak banyak guru yang memiliki keterampilan dan pengetahuan dalam mengembangkan soal pilihan ganda. Biasanya, guru mengembangkan dari keterampilan sendiri dalam menyusun soal, maupun mereka hanya mengambil bank soal-soal pilihan ganda yang ada di buku

referensi atau browsing di internet.

Hal ini mengkhawatirkan karena soal pilihan ganda yang dikembangkan sendirian yang diambil dari internet dapat memberikan kualitas yang buruk pada soal tersebut dengan itu perlu dilakukannya analisis butir soal (Nitko).

Banyak metode yang bisa dilakukan untuk menganalisis kualitas butir soal. Salah satu metode yang digunakan adalah teknik data mining. Tapi tidak semua algoritma data mining memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasi analisis butir soal di jenjang SMP. Oleh karena itu dalam penelitian ini akan membahas tentang analisis perbandingan tingkat kinerja algoritma klasifikasi Naïve Bayes Classifier dan algoritma Support Vector Machine (SVM).

Dalam melakukan analisis butir soal belum ada penelitian sebelumnya yang menggunakan kedua metode ini, jadi dalam penelitian ini peneliti ingin mencoba kedua metode ini untuk mengukur tingkat akurasi dengan menggunakan objek dari analisis butir soal, disamping kedua metode ini juga sangat cocok dalam melakukan klasifikasi. Naïve Bayes digunakan karena memiliki kelebihan diantaranya adalah algoritma sederhana tapi memiliki akurasi yang tinggi. Dan SVM juga memiliki kelebihan yaitu svm juga memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan dapat bekerja sangat baik pada data dengan banyak dimensi dan menghindari kesulitan dari permasalahan dimensionalitas (Ramadhan, M. A. N. (2023).

Beberapa penelitian mengenai analisis butir soal, dalam hal ini menggunakan metode yang berbeda. Salah satunya seperti pada penelitian sebelumnya oleh Dadan Rosana dkk (2021) dengan judul "Analisis Butir soal dan Identifikasi Ketidakwaajaran Skor Ujian Akhir Sekolah untuk Standarisasi

Penilaian". Dalam penelitian tersebut, metode yang digunakan adalah deskriptif kuantitatif. Penelitian hanya berfokus pada analisis butir soal yang memiliki tingkat ketidakwajaran skor dalam pengaruhnya hasil tingkat kesukaran, daya beda soal. Penelitian yang dilakukan oleh Idha Setiawati (2023) dengan judul "Komparasi Algoritma Machine Learning dari Dataset Prekdiksi Analisis Butir Soal Harian Siswa". Dalam penelitiannya melakukan komperasi antara algoritma k-NN, Decision Tree, Naive Bayes, dan Random Forest. Penelitian terbukti berhasil melakukan komparasi ke empatan algoritma dengan akurasi paling baik pada algoritma decision tree sebesar 100% .

Menurut (Mohri et.al, 2012) machine learning dapat didefinisikan sebagai metode komputasi berdasarkan pengalaman untuk meningkatkan performa atau membuat prediksi yang akurat. Definisi pengalaman disini ialah informasi sebelumnya yang telah tersedia dan bisa dijadikan data pembelajar. Machine learning merupakan serangkaian teknik yang dapat membantu dalam menangani dan memprediksi data yang sangat besar dengan cara mempresentasikan data-data tersebut dengan algoritma pembelajaran (Danukusumo, 2017). Penerapan Machine Learning dalam analisis butir soal pilihan ganda menangani variabilitas struktur soal yang kompleks dan dengan jumlah yang banyak dapat memahami dan menggali pola yang sulit diartikulasikan melalui aturan pemrograman. Model Machine Learning khususnya dalam penggunaan algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine dapat secara fleksibel beradaptasi dengan perubahan dalam struktur dataset atau perubahan kebutuhan analisis, memberikan tingkat akurasi yang baik sehingga meningkatkan akurasi analisis butir soal (Mohri et.al,

2012).

Oleh karena itu penelitian ini perbandingan kinerja dua algoritma klasifikasi, yaitu Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM), dalam konteks analisis butir soal. Keunggulan unik masing-masing algoritma memberikan dasar yang kuat untuk pemilihan kedua algoritma. Naive Bayes, sebuah algoritma probabilistik, terkenal karena keandalannya dalam menangani data dengan banyak fitur dan kemampuannya beroperasi bahkan ketika asumsi naif independensi fitur tidak sepenuhnya terpenuhi (Rezeki, Sri, 2021). SVM, di sisi lain, adalah algoritma klasifikasi yang dapat menangani baik masalah linear maupun non-linear, memberikan kelebihan dalam penanganan hubungan kompleks antarfitur (Chandra, M. A., & Bedi,

S. S. (2021). Analisis butir soal seringkali melibatkan penilaian subjektif manusia yang rentan terhadap error (Dewi, Shelena-Nugraha Rusmaya, Lina Sugiarti, and Dina Dyah Saputri, 2023). Dalam konteks ini, algoritma klasifikasi seperti Naive Bayes dan SVM dapat memberikan pendekatan yang lebih objektif dan konsisten, mengurangi dampak error manusia (Rezeki, Sri, 2021) Selain itu, ketidaklinieran data dalam analisis butir soal dapat menjadi tantangan, dan SVM menonjol dalam menangani hubungan non-linear melalui penggunaan kernel functions. Dengan menggambarkan potensi keberlanjutan dan kemampuan masing-masing algoritma dalam mengatasi karakteristik analisis butir soal, dalam penelitian ini juga kontribusi pada peningkatan akurasi dan objektivitas dalam evaluasi butir soal. Melalui contoh skenario penggunaan di dalam penelitian ini, diharapkan dapat memberikan gambaran konkret tentang bagaimana Naive Bayes

dan SVM dapat diimplementasikan secara efektif dalam konteks analisis butir soal yang rentan terhadap faktor manusia dan memiliki kompleksitas dalam pola jawaban siswa (Jana, Padrul, 2018).

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa kinerja algoritma data mining Naïve Bayes dan algoritma Support Vector Machine dan menggunakan metode K-Fold Cross Validation dengan jumlah "K" yang digunakan sebanyak 10. Menurut (Refaeilzadeh, Tang, & Liu, 2009) *cross validation* merupakan metode statistik untuk mengevaluasi dan membandingkan algoritma dengan membagi data menjadi dua segmen: satu digunakan untuk mempelajari atau melatih model dan yang lainnya digunakan untuk memvalidasi model. Kerja dari *k-fold cross-validation* (Olson & Delen, 2008) data pertamamata dipartisi menjadi *k* atau segmen yang berukuran sama (atau hampir sama). Selanjutnya dilakukan sejumlah *k*-kali validasi dengan masing-masing validasi menggunakan data partisi ke-*k* sebagai data testing dan menggunakan sisa partisi lainnya sebagai data training, tahap selanjutnya menghitung rata-rata akurasi dari *k*-kali validasi yang digunakan sebagai validasi final. Dalam data mining dan machine learning *10-fold cross-validation* adalah yang paling umum digunakan (Refaeilzadeh et al., 2009). (Han et al., 2011) juga secara umum merekomendasikan *10-fold cross validation* untuk memperkirakan akurasi (bahkan jika daya komputasi memungkinkan menggunakan lebih folds) karena bias dan varians yang relatif rendah. Jumlah fold standar untuk memprediksi tingkat error dari data adalah dengan menggunakan *10-fold cross validation* (Witten, et al, 2011: 153) dengan penelitian terdahulu menjadi pilihan terbaik dan penelitian ini sehingga jumlah fold yang digunakan sebanyak 10 dan dataset

yang digunakan adalah data sekunder berupa hasil ulangan harian siswa berdasarkan hasil ulangan tersebut dataset yang memiliki dua faktor penentu, yaitu tingkat kesukaran, daya pembeda. K-fold cross validation adalah untuk membagi kumpulan data menjadi "k" bagian, salah satu bagian data akan dipisahkan menjadi Data Pengujian (Testing Data) dan sisanya adalah Data Pelatihan (Training Data) dan mengevaluasi algoritma pada setiap sampel, serta memberikan akurasi rata-rata untuk kumpulan data tersebut (Haikal, Mohammad, and Wahyu Catur Wibowo, 2023).

Evaluasi Pengujian dengan confusion matrix sekaligus evaluasi kinerja model menggunakan tool python, dengan pembagian 90% dari 10 record data untuk digunakan. Sebagai data latih, sedangkan 10% data lainnya digunakan sebagai data uji. Data untuk membangun model diambil 90% karena data yang digunakan dibawah 100 data, sehingga data yang digunakan untuk data uji sebanyak 10%.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan diatas, yang menjadi masalah utama dalam penelitian ini adalah :

1. Berapa tingkat kinerja algoritma *Naïve Bayes* dalam menganalisis kualitas butir soal dengan menggunakan K-Fold Cross Validation K=10?
2. Berapa tingkat kinerja algoritma *Support Vector Machine* dalam menganalisis kualitas butir soal dengan menggunakan K-Fold Cross Validation K=10?

1.3. Batasan Masalah

Pembatasan suatu masalah digunakan untuk menghindari adanya penyimpangan maupun pelebaran pokok masalah agar penelitian tersebut lebih terarah dan memudahkan dalam pembahasan penelitian sehingga tujuan penelitian akan tercapai dengan baik dan benar. Beberapa hal yang menjadi batasan masalah dalam penulisan penelitian ini adalah :

- a. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan *dataset* yang telah ada, yakni hasil ulangan harian siswa kelas IX SMPN 1 Kota Bima pada mata pelajaran biologi.
- b. Algoritma yang akan di analisa dan dilakukan perbandingan kinerja pada penelitian ini adalah algoritma Naïve Bayes dan Algoritma Support Vector Machine (SVM).
- c. Jumlah K fold yang digunakan sebesar $K = 10$
- d. Bahasa pemrograman yang digunakan untuk melakukan proses latih data, testing data, dan evaluasi data adalah python.

1.4. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penulis dalam melakukan penelitian, beberapa yang akan menjadi tujuan penelitian ini adalah:

1. Mengetahui Kinerja metode *Naïve Bayes* dalam menganalisa kualitas butir soal dengan menggunakan K-Fold Cross Validation $K=10$.
2. Mengetahui Kinerja metode Support Vector Machine (SVM) dalam menganalisis kualitas butir soal dengan menggunakan K-Fold Cross Validation

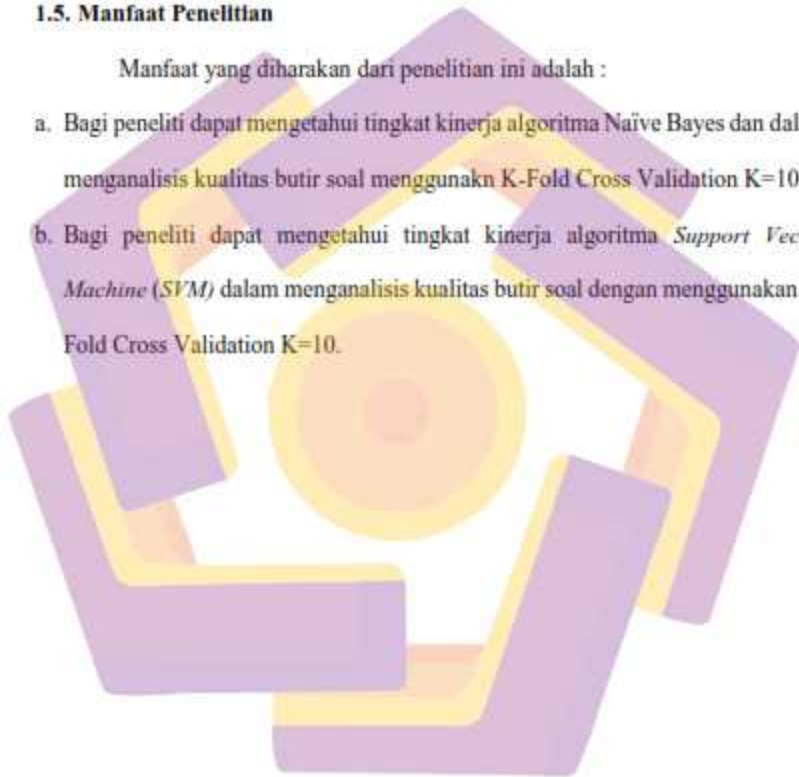
K=10.

3. Melakukan perbandingan kinerja terhadap metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine dalam menganalisis kualitas butir soal dengan menggunakan K-Fold Cross Validation K=10.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah :

- a. Bagi peneliti dapat mengetahui tingkat kinerja algoritma Naïve Bayes dan dalam menganalisis kualitas butir soal menggunakan K-Fold Cross Validation K=10.
- b. Bagi peneliti dapat mengetahui tingkat kinerja algoritma *Support Vector Machine (SVM)* dalam menganalisis kualitas butir soal dengan menggunakan K-Fold Cross Validation K=10.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tinjauan Pustaka

Terdapat penelitian terdahulu yang telah membahas tentang analisis perbandingan kinerja metode klasifikasi. Penelitian yang dilakukan Nalatissifa, (Hiya Gata, Windu Diantika, Sri Nisa, Khoirun, 2021) yang berjudul perbandingan kinerja algoritma klasifikasi *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Random Forest* untuk prediksi ketidakhadiran di tempat kerja.

Penelitian tersebut untuk memprediksi ketidakhadiran di tempat kerja berdasarkan dataset *Absenteeism at work* yang diperoleh dari situs repository UCI Machine Learning dengan menggunakan aplikasi Weka 3.8 dan algoritma *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Random Forest*, sebanyak 740 data dengan 21 atribut yang akan diproses untuk menghasilkan prediksi ketidakhadiran di tempat kerja, class yang digunakan pada penelitian ini adalah *filed disciplinary* (kegagalan disiplin) yang digunakan untuk membagi data menjadi dua set (Label) dengan nilai 1 dan 0. Dimana, 1 adalah tidak disiplin dan 0 berarti disiplin.

Dengan melakukan klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, *SVM*, dan *Random Forest* untuk pengukuran keakuratan hasil yang ingin dicapai, Hasil penelitian menggunakan beberapa algoritma klasifikasi yang telah digunakan dalam prediksi ketidakhadiran di tempat kerja, algoritma *Naïve Bayes*, *SVM*, dan *Random Forest* dapat diterapkan untuk prediksi ketidakhadiran di tempat kerja dengan nilai akurasi, presisi, dan recall diatas 96%, dan pada penelitian ini menunjukkan

algoritma Random Forest memperoleh nilai akurasi, presisi, dan recall yang paling tinggi dibandingkan dengan algoritma Naïve Bayes dan SVM, yaitu dengan hasil akurasi sebesar 99.38%, presisi 99.42% dan recall 99.39%.

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh (Mujaddid Izzul Fikri , Trifebi Shina Sabrila , Yufis Azhar) yang berjudul Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter. Penelitian ini bertujuan melakukan analisis sentiment terhadap tweets yang berhubungan dengan Universitas Muhammadiyah Malang (UMM) untuk mengetahui opini masyarakat mengenai kampus. Analisis yang dilakukan dengan mengklasifikasi tweets yang berisi sentiment masyarakat mengenai UMM.

Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah tweet yang mengandung kata "Universitas Muhammadiyah Malang", atau "ummuh" selama tahun 2018 hingga 2019, dalam pengumpulan data dilakukan dengan teknik scraping menggunakan twitterscraper yang bisa diinstal dan digunakan melalui terminal atau cmd, melalui scraping data yang didapatkan sebanyak 3654 data, dan data tersebut akan diolah atau di analisis oleh algoritma Naïve Bayes dan SVM dengan enam anotator yang terdiri dari lima anotator primer yang menentukan termasuk sentimen apakah suatu tweet, dan satu anotator sekunder sebagai pelaksana quality control yang memverifikasi apakah hasil dari pelabelan yang dilakukan oleh anotator primer sudah tepat atau belum.

Dari proses pelabelan, didapatkan hasil bahwa tweet yang termasuk ke dalam class netral sebanyak 749 tweet, class positif sebanyak 702 tweet, dan class

negatif sebanyak 579 tweet. Dari 2030 record yang digunakan, dilakukan data split untuk membagi data ke dalam dua model, yaitu data training (data latih) dan data testing (data uji). Data training berjumlah sebanyak 1624 data dan data testing berjumlah sebanyak 406 data. Hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes memiliki hasil akurasi, presisi, recall, dan f1 score yang lebih unggul sebesar 3,45%, 0,02, 0,04, dan 0,03 dibandingkan dengan metode SVM.

Selanjutnya Penelitian yang dilakukan oleh (Shameen Fathima) yang berjudul perbandingan teknik klasifikasi SVM dan Naïve Bayes untuk prediksi penyakit arboviral denue. Tujuan dari penelian ini untuk menganalisis kinerja berbagai teknik data untuk memprediksi pnyakit arboviral dengue. Kumpulan data yang digunakan untuk analisis adalah data yang diambil di rumah sakit dan laboratorium diagnostik tempat sample darah, sehingga data ang digunakan terdiri dari 5000 record dengan 29 parameter dengan melakukan analisis kualifikasi menggunakan SVM dan Naïve Bayes classifier.

Analisis pertama dilakukan dengan klasifikasi SVM menggunakan paket e1071. Support Vector Machine (SVM) memberikan kinerja yang baik dala aplikasi dunia nyata dan telah digunkana dalam studi kasus/control. SVM dengan fungsi basis radial dengan $\gamma=0,3$. Teknik Naïve Bayes classifier berdasarkan apa yang disebut teorema Bayesian adalah metode pembelajaran yang didasari hipotesis sederhana, yang menggunakan library e1071. Naïve Bayes pada dataset menggunakan 29 kolom pertama untuk memprediksi positif atau negatif demam berdarah. Kami melaporkan interval kepercayaan (CI) 95% untuk akurasi dan tingkat risiko, untuk uji cuti satu kali, 95% CI dihitung menggunakan bootstrapping

dengan menghitung tingkat signifikansi, nilai p , untuk keakuratan algoritme prediksi yang dihitung menggunakan 5000 contoh acak. Untuk analisis RandomForest [6], kami menggunakan metode pohon klasifikasi RF (jumlah pohon =500; jumlah variabel yang dicoba pada setiap pemisahan =5). Untuk mengukur pentingnya variabel prediktor, rata-rata penurunan akurasi dan indeks Gini pada setiap node telah dipakai.

Pengukuran akurasi dan indeks Gini mendeteksi variabel yang memiliki nilai p signifikan kurang dari 0,0001 untuk uji eksak Fisher dalam 29 variabel terpenting. Untuk kumpulan data baru diperoleh dengan variabel yang paling penting kami melakukan analisis klasifikasi menggunakan svm dan Naive Bayes lagi untuk membandingkan pengukuran kinerja termasuk akurasi, sensitivitas dan spesifisitas dari pengklasifikasi. Akurasi terbaik dan akurat dicapai oleh SVM dengan Random Forest 0,9078 dari pada algoritma Naive Bayes.

Selanjutnya Penelitian yang dilakukan oleh (Susi Marianiningsih, Fitri Utaminingrum) yang berjudul perbandingan Support Vector Machine Classifier dan Naive Bayes Classifier pada tipe permukaan jalan.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan pengklasifikasian SVM dan Naive Bayes dalam permasalahan tipe permukaan jalan. Esktraksi fitur citra permukaan jalan menggunakan Gray-Level Co-occurrence matrix (GLCM). Dataset dalam penelitian ini merupakan klasifikasi kumpulan sub - citra (750 citra) dari citra area jalan dari Google Street View. Dari dataset yang didapatkan 600 citra ebagai data training dan 150 citra sebagai data testing. Fitur tekstur diekstraksi dari citra permukaan jalan dalam dataset kemudian dibangun pengklasifikasian SVM

dan Naïve Bayes untuk mengklasifikasi citra permukaan jalan dalam 3 kategori, aspal, kerikil, dan paving Yang dimana evaluasi kinerja menggunakan presisi, recall, f-measure, dan akurasi. Hasil Fitur GLCM adalah masukan untuk pengklasifikasian SVM dan Naïve Bayes. Dalam penelitian ini SVM mendapatkan akurasi sebesar 88% dan Naive bayes sebesar 84 %. Hasil percobaan menunjukkan bahwa pengklasifikasi SVM memiliki akurasi yang lebih baik dari pada pengklasifikasi Naïve Bayes.

Selanjutnya Penelitian yang dilakukan oleh (Selvy Megira, Kusriani, dan Emha Taufiq Luthfi) yang berjudul perbandingan kinerja Naïve Bayes dan Support Vector Machine untuk Prediksi Herregistrasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui perbandingan kinerja naive bayes dan support vector machine dalam melakukan prediksi herregistrasi dengan parameter akurasi dan AUC menggunakan skenario pengujian dengan split validation.

Pada penelitian ini hanya melakukan prediksi herregistrasi calon mahasiswa baru pada fakultas ilmu komputer untuk angkatan tahun 2015 sampai dengan tahun 2017 dengan menggunakan metode algoritma naive bayes dan support vector machine, Atribut yang digunakan untuk memprediksi herregistrasi calon mahasiswa baru adalah jenis kelamin, nilai ujian nasional, gelombang pendaftaran, pilihan jurusan 1, pilihan jurusan 2, jurusan lulus, pekerjaan orang tua, penghasilan orang tua dan biaya kuliah. Dalam penelitian ini dengan atribut pengujian yang telah dilakukan bahwa hasil pengujian metode naive bayes merupakan metode dengan kinerja terbaik dibandingkan metode support vector machine berdasarkan parameter Akurasi sebesar 93,54% dan AUC 0,946.

Penelitian yang dilakukan oleh (Lutfi Budi Ilmawan, Muhammad Aliyazid Mude) yang berjudul perbandingan metode klasifikasi Support Vector Machine dan Naïve Bayes untuk analisis sentimen pada ulasan tekstual google play store. Pada penelitian ini, metode klasifikasi SVM akan dibandingkan kinerjanya dengan metode klasifikasi yang lain, yaitu dengan menggunakan metode klasifikasi Naïve Bayes.

Metode klasifikasi Naïve Bayes merupakan metode klasifikasi yang ringan dalam pemrosesan dan memiliki akurasi yang tinggi jika diaplikasikan untuk klasifikasi teks menurut beberapa penelitian sebelumnya. Akurasi dari classifier diukur menggunakan metode K-fold cross validation yang hasilnya akan ditabulasikan pada tabel confusion matrix, dengan nilai K=3. Pada penelitian ini, data-data yang diolah adalah ulasan tekstual aplikasi pada Google Play Store berbahasa Indonesia yang diambil dari penelitian sebelumnya.

Hasil pengujian yang didapatkan dari metode 3-folds crossvalidation menghasilkan bahwa SVM Classifier memiliki nilai yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan akurasi dari Naïve Bayes classifier untuk mengklasifikasikan ulasan tekstual berbahasa Indonesia pada Google Play Store, yakni SVM classifier mendapatkan akurasi sebesar 81,46% dan Naïve Bayes classifier sebesar 75,41%.

Selanjutnya penelitian terdahulu oleh (Sri Widianingsih) yang berjudul Perbandingan Metode Data Mining untuk Prediksi Nilai dan Waktu Kelulusan Mahasiswa Prodi Teknik Informatika dengan Algoritma C4.5, Naïve Bayes, dan SVM. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk prediksi nilai dan waktu kelulusan mahasiswa prodi teknik informatika. Program Studi Teknik Informatika merupakan

salah satu prodi yang ada di Universitas Suryakencana. Untuk kelulusan terdapat standar yang akan dicapai oleh prodi yaitu waktu studi yaitu empat tahun dan IPK minimal 3,00. Untuk dapat mencapai mutu lulusan tersebut dibutuhkan suatu prediksi tingkat kelulusan dengan standar yang telah ditetapkan untuk mahasiswa yang masih menjalankan studi sehingga dapat dilakukan langkah antisipasi dari awal sehingga dapat menanggulangi terjadinya permasalahan dalam bidang akademik. Untuk memprediksi tingkat kelulusan dan IPK standar tersebut digunakan metode data mining dengan fungsi klasifikasi.

Metodologi penerapan data mining ini menggunakan tahapan Discovery Knowledge of Databases (KDD) dimulai dari tahap selecting, preprocessing, transformation, data mining dan evaluation/interpretation. Teknik yang akan digunakan untuk model data mining klasifikasi ini terdiri dari empat algoritma yaitu C4.5, Support vector machine (SVM), k-nearest neighbor (kNN,) dan Naïve Bayes. Metode klasifikasi terdiri dari variabel-variabel prediktor dan satu variabel target. Variabel-variabel prediktor terdiri dari jenis kelamin dan indeks prestasi dari semester 3 hingga 6. Perangkat lunak yang digunakan untuk mengolah data yaitu software Rapid Miner. Hasil akhir dari keempat algoritma tersebut diperoleh bahwa algoritma Naïve Bayes merupakan algoritma terbaik untuk memprediksi kelulusan mahasiswa yang tepat waktu dan $IPK \geq 3$ dengan nilai accuracy (76,79%), error (23,17%) , dan AUC (0,850).

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh (Eva Rahma Indriyani, Paradise, Merlinda Wibowo) yang berjudul Perbandingan Metode Naive Bayes dan Supprot Vector Machine untuk Analisis Sentimen Terhadap Vaksin Astrazeneca di

Twitter. Pelaksanaan vaksinasi Covid-19 di Indonesia mendapatkan berbagai opini yang pro dan kontra dari masyarakat. Ditemukannya disinformasi dan misinformasi tentang vaksin melalui konten media sosial dapat mempengaruhi serapan informasi seseorang sehingga mengarah pada penundaan vaksin. Padahal vaksinasi adalah minimal 3,00. Untuk dapat mencapai mutu lulusan tersebut dibutuhkan suatu prediksi tingkat kelulusan dengan standar yang telah ditetapkan untuk mahasiswa yang masih menjalankan studi sehingga dapat dilakukan langkah antisipasi dari awal sehingga dapat menanggulangi terjadinya permasalahan dalam bidang akademik. Untuk memprediksi tingkat kelulusan dan IPK standar tersebut digunakan metode data mining dengan fungsi klasifikasi.

Metodologi penerapan data mining ini menggunakan tahapan Discovery Knowledge of Databases (KDD) dimulai dari tahap selecting, preprocessing, transformation, data mining dan evaluation/interpretation. Teknik yang akan digunakan untuk model data mining klasifikasi ini terdiri dari empat algoritma yaitu C4.5, Support vector machine (SVM), k-nearest neighbor (kNN,) dan Naïve Bayes. Metode klasifikasi terdiri dari variabel-variabel prediktor dan satu variabel target. Variabel-variabel prediktor terdiri dari jenis kelamin dan indeks prestasi dari semester 3 hingga 6. Perangkat lunak yang digunakan untuk mengolah data yaitu software Rapid Miner. Hasil akhir dari keempat algoritma tersebut diperoleh bahwa algoritma Naïve Bayes merupakan algoritma terbaik untuk memprediksi kelulusan mahasiswa yang tepat waktu dan $IPK \geq 3$ dengan nilai accuracy (76,79%), error (23,17%) , dan AUC (0,850).

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh (Eva Rahma Indriyani,

Paradise, Merlinda Wibowo) yang berjudul Perbandingan Metode Naive Bayes dan Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Terhadap Vaksin Astrazeneca di Twitter. Pelaksanaan vaksinasi Covid-19 di Indonesia mendapatkan berbagai opini yang pro dan kontra dari masyarakat. Ditemukannya disinformasi dan misinformasi tentang vaksin melalui konten media sosial dapat mempengaruhi serapan informasi seseorang sehingga mengarah pada penundaan vaksin. Padahal vaksinasi adalah kontribusi terbesar dan paling efektif untuk mengakhiri pandemi covid-19.

Salah satu vaksin yang disediakan oleh pemerintah Indonesia adalah Astrazeneca. Vaksin Astrazeneca sempat menjadi perdebatan di masyarakat karena kehalalan dan kemanannya karena isu ditemukannya unsur tripsin babi dalam vaksin tersebut. Twitter saat ini telah menjadi wadah bagi para pengguna untuk mengungkapkan kekhawatiran dan opini terhadap vaksin Covid-19. Pada penelitian ini, digunakan library sncrape untuk mengumpulkan data dari periode Mei sampai Juni 2021.

Dataset berjumlah sebanyak 3105 tweet. Dataset yang telah dikumpulkan kemudian dilakukan preprocessing untuk mengoptimalkan data. Setelah melewati tahap preprocessing, data dilakukan pelabelan kelas tweet menggunakan kamus lexicon based yang menghasilkan 1275 tweet dengan label opini positif dan 1830 tweet berlabel opini negatif. Penelitian ini mengkaji kinerja Naive Bayes dan Support Vector Machine dengan menambahkan teknik TF-IDF (Term Frequency - Inverse Document Frequency) yang bertujuan untuk menambah bobot suatu kata pada dokumen. Hasil evaluasi menunjukkan Support Vector Machine memiliki akurasi, presisi, recall dan f1-score yang lebih besar yaitu 87,27%, 90,41%, 77,34%

dan 83.37% dibandingkan Naïve Bayes yang memiliki akurasi, presisi, recall dan f1-score sebesar 76.81%, 72.40%, 70.70% dan 71.52%.

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh (Firman Tempola, Miftah Muhammad, Amal Khairan). Penelitian ini akan membandingkan dua algoritma klasifikasi yaitu K-Nearest Neighbour dan Naive Bayes Classifier pada data-data aktivitas status gunung berapi yang ada di Indonesia. Sedangkan untuk validasi data menggunakan k-fold cross validation. Dalam penentuan status gunung berapi pusat vulkanologi dan mitigasi bencana geologi melakukan dengan dua hal yaitu pengamatan visual dan faktor kegempaan.

Pada penelitian ini dalam melakukan klasifikasi aktivitas gunung berapi menggunakan faktor kegempaan. Ada 5 kriteria yang digunakan dalam melakukan klasifikasi yaitu empat faktor kegempaan diantaranya gempa vulkanik dangkal, gempa tektonik jauh, gempa vulkanik dalam, gempa hembusan dan ditambah satu kriteria yaitu status sebelumnya. Ada 3 status yang di yang diklasifikasi yaitu normal, waspada dan siaga.

Hasil penelitian yang dibagi kedalam 3 fold disetiap metode klasifikasi didapat perbandingan akurasi sistem rata-rata tertinggi pada k-nn 63,68 % dengan standar deviasi 7,47 %. Sedangkan dengan menggunakan naive bayes didapat rata-rata akurasi sebesar 79,71 % dengan standar deviasi 3,55 %. Selain itu, penggunaan naive bayes jaraknya akurasi lebih dekat dibandingkan dengan k-nn.

2.2. Keaslian Penelitian

Tabel 2. 1 Matriks literatur review dan posisi penelitian Perbandingan Kinerja Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Dalam Menganalisis Kualitas Butir Soal Pada Soal Pilihan Ganda

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	Comparison of Multinomial Naive Bayes Classifier, Support Vector Machine, and Recurrent Neural Network to Classify Email Spams	Nikem Larasati Octavian, Ekon Hari Rachmawanto, dan Christy Atika Sari, IEEE Xplore, 2020	untuk menentukan akurasi metode dan algoritma terbaik dalam klasifikasi spam pada email.	Metode dan algoritma yang memiliki hasil akurasi tertinggi atau terbaik adalah metode machine learning dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine dengan akurasi sebesar 0,96 atau 96%. Akurasi yang diperoleh dengan menggunakan algoritma Naïve bayes sebesar 93%	Untuk penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dengan menggunakan dataset lain dan bahasa lain, sehingga pengklasifikasian spam filtering tidak terbatas hanya menggunakan dataset yang berasal dari email dan bahasa Inggris saja. Menggunakan algoritma, metode, atau model lain sehingga dapat dibandingkan	Perbedaannya terletak pada metode yang digunakan, metode yang digunakan ada 3 algoritma, dan objek serta pada evaluasi pengujian menggunakan <i>classification report</i> sedangkan pada penelitian ini menggunakan confusion matrix. Kesamaannya terletak pada tujuan penelitian yaitu untuk membandingkan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM).

Perbandingan Kinerja Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Dalam Menganalisis Kualitas Butir Soal Pada Soal Pilihan Ganda (Lanjutan)

					dengan metode yang telah diuji.	
2	Comparison of Data Mining Methods for Prediction of Rainfall with C4.5, Naïve Bayes, and KNN Algorithm	Muhammad Firdaus, Rahmaddeni, Yustis Maruhawa, Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI), 2022	Untuk memperkirakan curah hujan tersebut dipakai metode data mining dengan fungsi klasifikasi. Pada penelitian ini digunakan 3 (tiga) metode algoritma yaitu C4.5 atau Decision tree, k-nearest neighbor (kNN,) dan Naïve Bayes	Pada penelitian ini digunakan 3 (tiga) metode algoritma yaitu C4.5 atau Decision tree, k-nearest neighbor (kNN,) dan Naïve Bayes. Software yang dipakai untuk memproses data adalah Rapid Miner. Kesimpulan dari ketiga algoritma yang dipakai didapatkan algoritma C4.5 adalah algoritma terbaik untuk memperkirakan curah hujan dengan nilai	Untuk menyempurnakan nilai ketepatan dari metode dapat menambah variabel-variabel lain yang dapat mempengaruhi curah hujan. Bisa dicobakan dengan metode lain diluar dari metode yang sudah dipakai dalam penelitian ini.	Perbedaannya terletak dari algoritma yang digunakan untuk membandingkan ada 3 algoritma, sedangkan dalam penelitian ini menggunakan 2 algoritma saja, serta objek yang digunakan digunakan untuk parameter membanding. Sedangkan persamaannya terletak pada Software yang dipakai untuk memproses data adalah Rapid Miner
3	Perbandingan Kinerja Naïve Bayes dan Support Vector Machine untuk Prediksi Herregistrasi	Selyy Megira, Kusri, dan Emha Taufiq Luthfi, Jurnal Siskomti, 2020.	Herregistrasi dengan parameter akurasi dan AUC menggunakan skenario pengujian dengan split validation yang nantinya akan dapat dijadikan acuan bagi pihak universitas untuk melakukan kebijakan bagi para mahasiswa khususnya	berdasarkan parameter Akurasi sebesar 93,54% dan AUC 0,946.	Selain itu dapat juga dilakukan perbandingan metode algoritma yang lainnya yang akan mendukung pengujian data yang ada, sehingga akurasi yang didapatkan lebih akurat	validasi 7-fold cross sedangkan pada penelitian ini dievaluasi pengujian pada penelitian ini menggunakan teknik validasi 10-fold cross Kesamaannya terletak pada tujuan dari penelitian yaitu melakukan perbandingan kinerja algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM)

Perbandingan Kinerja Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Dalam Menganalisis Kualitas Butir Soal Pada Soal Pilihan Ganda (Lanjutan)

			yang berpotensi mengalami tidak melakukan			
4	Analisa Perbandingan Kinerja Algoritma C4.5 dan Algoritma K-Nearest Neighbor untuk klasifikasi Pemenerima Beasiswa	Agung Purwanto, dan Handoyo Widi Nugroho, Jurnal Teknoinfo, 2023.	mencirikan skema penugasan beasiswa yang optimal dengan ekuitas tertinggi sambil memperhatikan kendala praktis dan persyaratan ekuitas. Metodologi yang digunakan dalam menentukan penerima beasiswa di Universitas Muhammadiyah Pringswu adalah dengan membandingkan tahapan Algoritma C.45 dan Algoritma K-Nearest Neighbors	Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa algoritma K-Nearest Neighbors memiliki performansi yang lebih baik yaitu presisi 98,08%, akurasi 98,30% dan nilai recall 98,00%, dengan hasil AUC sebesar 1,000 sedangkan C4,5 algoritma mencapai 97,23% dengan nilai precision 94,43%, nilai recall 100,00% dan hasil AUC 0,956	Dapat menggunakan Dataset yang berbeda yang dapat di ambil dari UCI Machine Learning Repository, dapat menggunakan data preprocessing seperti menambahkan fitur selection, serta dapat Menggunakan model Algoritma yang berbeda dengan dataset yang sama	Perbedaannya terletak pada algoritma yang dibandingkan, serta penggunaan algoritmanya. Kesamaannya terletak pada tujuan penelitian yaitu membandingkan algoritma data mining, serta metode pengujian algoritmanya.
5	Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma Multilayer Perceptron dan K-Nearest Neighbor pada Kalsifikasi Tipe Migrain	Yang Agita Rindri, dan Agus Fitriyani, Jurnal Teknologi Informasih (JATI) , 2023	Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performansi Algoritma Multilayer Perceptron (MLP) dan K-Nearest Neighbor pada Klasifikasi Tipe	Hasil penelitian menunjukkan bahwa Algoritma Multilayer Perceptron (MLP) menghasilkan prediksi yang cukup baik dengan tingkat akurasi 91%. Sedangkan Algoritma KNearest Neighbor	Algoritma yang digunakan bisa dibandingkan lagi dengan algoritma yang lain dengan dibandingkan dengan software yang berbeda, sehingga bisa didapatkan jga akurasi yan lebih baik dari paa	Perbedaannya terletak pada algoritma yang digunakan, dan kesamaannya terletak pada tujuan penelitian yaitu membandingkan kinerja 2 metode sehingga bisa disimpulkan diantara 2 metode yang digunakan manakah yang lebih baik

Perbandingan Kinerja Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Dalam Menganalisis Kualitas Butir Soal Pada Soal Pilihan Ganda (Lanjutan)

6	Perbandingan Kinerja Algoritma <i>Naive Bayes</i> dan <i>C4.5</i> dalam Kalsifikasi Spam <i>Email</i>	Sulaeman, Nuna Suarna, Abdul Ajiz Agus Bahtiar, dan Fathurrohman, <i>Jurnal ilmiah manajemen informatika dan komputer</i> , 2022	Untuk melakukan perbandingan kinerja algoritma <i>Naive Bayes</i> dan <i>C4.5</i>	Berdasarkan hasil uji komparasi diperoleh hasil algoritma terbaik dengan mengukur tingkat hasil akurasi sehingga dapat diperoleh algoritma <i>C.45</i> memiliki nilai sebesar 96.68% Kemudian pada penerapan model algoritma <i>naive bayes</i> menjelaskan bahwa tingkat hasil akurasi dapat diperoleh dari algoritma <i>naive bayes</i> dengan nilai sebesar 96.79%. bisa di artikan bahwa algoritma <i>naive bayes</i> data dikategorikan sebagai pedoman pengambilan keputusan <i>accuracy</i> (88,03%) dan <i>error</i> (11,97%).	Dapat menggunakan algoritma data mining yang lain serta dapat diimplementasikan ke dalam bentuk platform milik kampus STMIK Cirebon sendiri.	Perbedaannya terletak pada algoritma yang dibandingkan, serta penggunaan algoritmanya. Kesamaannya terletak pada tujuan penelitian yaitu membandingkan algoritma data mining, serta Hasil uji dengan menggunakan <i>k-fold</i> <i>cross validation</i> sebagai pembagian data latihan data uji, dan pengujian akurasi, <i>recall</i> , dan <i>f1-score</i> menggunakan <i>confusion matrix</i> .
7	Perbandingan metode data mining untuk prediksi nilai dan waktu kelulusan mahasiswa prodi teknik informatika	Widaningsih, S., <i>Jurnal Tekno Insentif</i> , 2019.	Menerapkan algoritma data mining serta membandingkan kinerja dari algoritma-algoritma tersebut.	Hasil perbandingan terlihat bahwa algoritma <i>Naive Bayes</i> memiliki nilai yang paling baik untuk semua kategori performansi	Untuk meningkatkan nilai akurasi dari algoritma dapat ditambahkan variabel-variabel lain yang	Perbedaannya terletak pada algoritma yang diuji lebih banyak yaitu ada 4, serta penggunaan algoritmanya. Kesamaannya terletak pada algoritma yang diuji ada algoritma <i>Naive Bayes</i>

Perbandingan Kinerja Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Dalam Menganalisis Kualitas Butir Soal Pada Soal Pilihan Ganda (Lanjutan)

	dengan algoritma C4.5, naive bayes, <i>K-NEAREST NEIGHBOR</i> , dan <i>SVM</i> .			dibandingkan dengan algoritma lainnya. Untuk nilai accuracy dan <i>AUC</i> nilai terbesar adalah yang terbaik, sedangkan untuk error adalah nilai yang tekecil	diperkirakan mempengaruhi tingkat kelulusan serta dapat melakukan pengujian untuk algoritma lain.	
8	Perbandingan klasifikasi antara <i>K-NEAREST NEIGHBOR</i> dan naive bayes pada penentuan status gunung berapi dengan <i>k-fold Cross Validation</i>	Tempola, F., Muhammad, M., dan Khairan, A., <i>JTIK</i> , 2018	Menggunakan metode pengujian algoritma <i>Cross Validation</i> untuk membandingkan algoritma data mining <i>K-NEAREST NEIGHBOR</i> dan Naive Bayes.	Diperoleh rata-rata akurasi sistem ketika menggunakan <i>K-NN</i> sebesar 63,68 % dan standar deviasi 7,47. Sedangkan ketika diterapkan naive bayes classifier dihasilkan rata-rata akurasi sistem sebesar 79,71 % dan standar deviasi 3,55%. Dengan demikian naive bayes classifier akurasi sistem dalam melakukan klasifikasi lebih baik dibandingkan dengan <i>K-NN</i>	Dapat ditambahkan algoritma yang lain untuk diuji, serta penambahan pengukuran kinerja lain seperti recall dan presisi sebagai pertimbangan kesimpulan perbandingan.	Perbedaannya terletak pada algoritma yang dibandingkan, serta penggunaan algoritmanya. Kesamaannya terletak pada tujuan penelitian yaitu membandingkan algoritma data mining.
9	Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Terhadap	Eva Rahma, Paradise, dan Merlinda Wibowo, <i>Jurnal Media Informatika</i>	Vaksin AstraZeneca sempat menjadi perdebatan di masyarakat karena kehalalan dan kemanannya karena isu ditemukannya unsur	Klasifikasi <i>Naïve Bayes</i> dapat digunakan untuk mengolah data dalam jumlah yang besar maupun kecil. Kekurangan dari metode Naïve Bayes	Dapat ditambahkan algoritma yang lain untuk diuji, serta penambahan pengukuran kinerja lain seperti recall dan presisi sebagai pertimbangan	Perbedaannya terletak pada tujuan dari penelitiannya yaitu melakukan analisis sentimen, serta objek yang digunakan. Sedangkan kesamaannya terletak pada penggunaan metode perbandingan yaitu algoritma naive bayes dan svm, serta tahap evaluasi yang

Perbandingan Kinerja Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Dalam Menganalisis Kualitas Butir Soal Pada Soal Pilihan Ganda (Lanjutan)

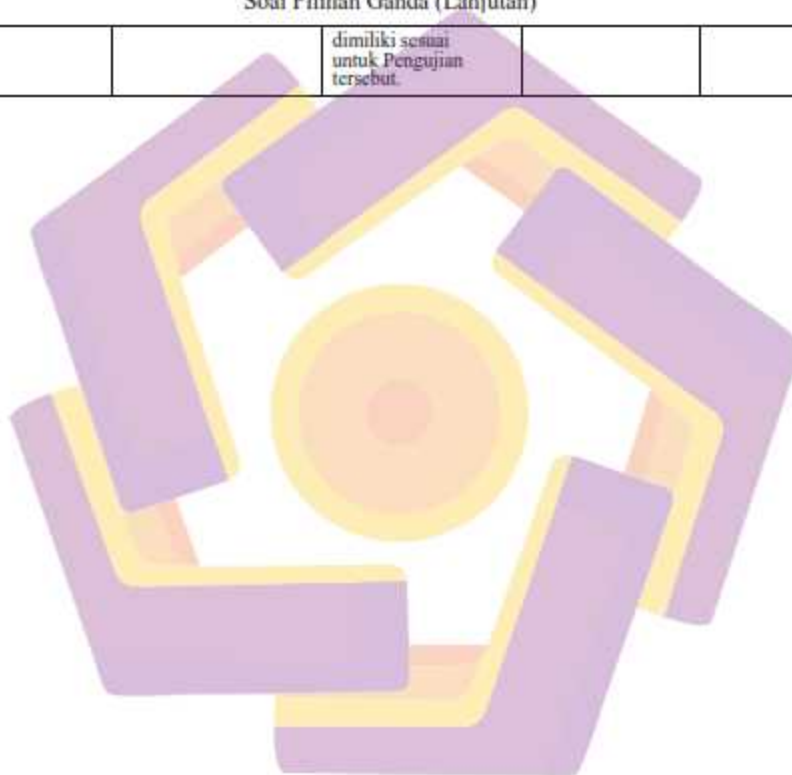
<p>VaksinAstrazeneca di Twitter.</p>	<p>Budidarma, 2022</p>	<p>tripsin babi dalam vaksin tersebut. Twitter saat ini telah menjadi wadah bagi para pengguna untuk mengungkapkan kekhawatiran dan opini terhadap vaksin Covid-19. Pada penelitian ini, digunakan library snsrape untuk mengumpulkan data dari periode Mei sampai Juni 2021. Dataset berjumlah sebanyak 3105 tweet</p>	<p>dalam penelitian ini adalah Naïve Bayes bergantung pada kondisi dari masing-masing kejadian sehingga apabila kondisinya bernilai nol maka probabilitas prediksi juga akan bernilai nol. Hasil akurasi menggunakan Support Vector Machine lebih besar dan akurat dari Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen masyarakat terhadap vaksin Astrazeneca di media sosial Twitter. Metode Support Vector Machine menghasilkan akurasi sebesar 87,27% dari data uji dan untuk Naïve Bayes sebesar 76,81%. Ini membuktikan metode SVM lebih akurat sebagai metode pengelompokan untuk proses analisis sentimen masyarakat tentang vaksin Astrazeneca pada Twitter dibandingkan Naïve Bayes. Namun metode Support Vector Machine juga</p>	<p>kesimpulan perbandingan.</p>	<p>digunakan metode confusion matrix.</p>
--------------------------------------	------------------------	---	---	---------------------------------	---

Perbandingan Kinerja Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Dalam Menganalisis Kualitas Butir Soal Pada Soal Pilihan Ganda (Lanjutan)

				memiliki kelemahan yaitu jika data bersifat non-linear maka kemungkinan pengklasifikasian tidak memiliki generalitas yang tinggi.		
10	Analisis Perbandingan Algoritma Support Vector Machine, Naïve Bayes, dan Regresi Logistik untuk Memprediksi Donor Darah	Hendrizana, Ichwanul Muslim, dan Sri Dewi., Jurnal Teknologi Terpadu., 2022	Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan dan mengevaluasi algoritma machine learning untuk memprediksi seorang sukarelawan akan berdonor atau tidak. Algoritma machine learning yang digunakan adalah Naïve Bayes, Regresi Logistik dan Support Vector Machine (SVM)	Setelah melakukan pengujian terhadap tiga algoritma klasifikasi dan membandingkan dengan penelitian sebelumnya hasil penelitian dengan Naïve Bayes 89.90%, Regresi Logistik 82.59% dan SVM 94.79%. SVM merupakan algoritma yang memiliki performansi paling tinggi. Sehingga pada kasus prediksi donor darah untuk mempertahankan cadangan darah yang sesuai dengan syarat kesehatan dengan bentuk model data numeris dengan pendekatan machine learning ialah Support Vector Machine karena performansi yang	Setiap algoritma klasifikasi memiliki karakteristik yang berbeda-beda hal ini memungkinkan hasil setiap performansi algoritma berbeda-beda pula. Bisa ditambahkan lagi variabel yang digunakan sehingga bisa melakukan pengujian terhadap variabel mana yang berpengaruh	Perbedaan yang terletak pada penelitian ini adalah tujuan dari penelitian ini yaitu untuk memprediksi seorang sukarelawan akan berdonor atau tidak. Sedangkan kesamaannya terletak pada metode yang digunakan yaitu algoritma Naïve Bayes dan SVM serta pengujian untuk tingkat akurasi menggunakan confusion matrix.

Perbandingan Kinerja Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Dalam Menganalisis Kualitas Butir Soal Pada Soal Pilihan Ganda (Lanjutan)

				dimiliki sesuai untuk Pengujian tersebut.		
--	--	--	--	---	--	--



2.3. Landasan Teori

2.1.1. Tingkat Kesukaran

Tingkat kesukaran soal adalah peluang untuk menjawab benar suatu soal pada tingkat kemampuan tertentu yang biasanya dinyatakan dalam bentuk indeks. Indeks tingkat kesukaran ini pada umumnya dinyatakan dalam bentuk proporsi yang besarnya berkisar 0,00 – 1,00 (Aiken, L. R.) Semakin besar indeks tingkat kesukaran yang diperoleh dari hasil hitungan, berarti semakin mudah soal itu. Suatu soal memiliki $TK=0,00$ artinya tidak ada siswa yang menjawab benar dan bila memiliki $TK=1,00$ artinya bahwa siswa menjawab benar. Perhitungan indeks tingkat kesukaran ini dilakukan untuk setiap nomor soal. Pada prinsipnya, skor rata-rata yang diperoleh peserta didik pada butir soal yang bersangkutan dinamakan tingkat kesukaran butir soal itu. Rumus ini dipergunakan untuk soal obyektif. Rumusnya adalah seperti berikut ini (Nitko).

$$TK = \frac{\text{jumlah siswa yang menjawab benar butir soal}}{\text{jumlah siswa yang mengikuti ujian}} \quad (1)$$

Klasifikasi tingkat kesukaran soal adalah seperti berikut ini

- a. $0,00 < TK \leq 0,30$; soal tergolong sukar
- b. $0,30 < TK \leq 0,70$; soal tergolong sedang
- c. $TK > 0,70$; soal tergolong mudah

Menurut Crocker dan Algina (1986) tingkat kesukaran (p) sebenarnya adalah rata-rata dari suatu distribusi skor kelompok dari suatu soal, Paling tidak ada dua ciri tingkat kesukaran :

Tingkat kesukaran (p) merupakan ukuran soal tidak menunjukkan

karakteristik soal. Tingkat kesukaran dalam hal ini didefinisikan sebagai frekuensi relatif terhadap pengambil tes. Tingkat kesukaran merupakan karakteristik soal itu sendiri maupun pengambil tes (Surapranata, 2004:19).

2.1.2. Pengaruh tingkat kesukaran terhadap skor

Secara ideal, penentuan tingkat kesukaran suatu soal seharusnya disesuaikan dengan kemampuan peserta tes guna memperoleh informasi yang dapat digunakan sebagai instrumen perbaikan atau pengembangan program pembelajaran. Dalam pengembangan soal, pendekatan yang sesuai adalah meningkatkan tingkat kesulitan dari soal yang relatif mudah hingga mencapai tingkat kesulitan yang lebih tinggi, sesuai dengan prinsip yang pertama kali diutarakan oleh Guttman pada tahun 1950 (Surapranata, 2004:20). Pendekatan ini memastikan bahwa tes dapat memberikan gambaran yang akurat tentang kemampuan peserta, dan hasilnya dapat dijadikan dasar untuk peningkatan kualitas program pembelajaran.

Tabel 2. 2 Kriteria Pemilihan Soal Pilihan Ganda (Nitko)

Kriteria	Koefisien	Keputusan
Tingkat Kesukaran	0,30 s.d 0,70	Diterima
	0,10 s.d 0,29	Direvisi
	0,71 s.d 0,90	Direvisi
	<0,10 dan >0,90	Ditolak

Fungsi tingkat kesukaran butir soal biasanya dikaitkan dengan tujuan tes. Kriteria pemilihan soal pilihan ganda seperti pada Tabe 2.2. Keperluan ujian semester digunakan butir soal yang memiliki tingkat kesukaran sedang, untuk keperluan seleksi digunakan butir soal yang memiliki tingkat kesukaran tinggi/sukar dan untuk keperluan diagnostik biasanya digunakan butir soal yang memiliki tingkat

kesukaran rendah/mudah.

2.1.3. Daya Pembeda

Daya pembeda dalam suatu tes bertujuan untuk mengetahui perbedaan peserta didik kemampuan peserta didik. Semakin tinggi indeks yang dimiliki oleh butir soal, maka semakin baik butir soal tersebut karena memiliki daya untuk membedakan kemampuan peserta didik yang pandai dan kurang pandai. Sebaliknya jika semakin rendah indeks yang dimiliki oleh butir soal, maka semakin rendah soal tersebut membedakan kemampuan peserta didik yang pandai dan kurang pandai (Amelia, 2017).

Menurut Crocker dan Algina (1986) Indeks daya beda didefinisikan sebagai selisih antara proporsi jawaban benar pada kelompok atas dan proporsi jawaban benar pada kelompok bawah. Pembagian kelompok ini dapat dilakukan dengan berbagai macam metode bergantung pada keperluannya. Menurut Kelley (1939), Crocker dan Algina (1986) yang paling stabil dan sensitive serta paling banyak digunakan adalah dengan menentukan jika jumlah siswa lebih dari 30, maka diambil 27% tiap kelompoknya dan jika jumlah siswa kurang dari 30, maka diambil 50% tiap kelompoknya (Surapranata, 2004:24).

Untuk menghitung besarnya indeks daya beda butir soal dapat menggunakan formula sebagai berikut :

$$DP = \frac{\sum a - \sum b}{n^2} \quad (2)$$

DP = daya pembeda soal

$\sum a$ = Jumlah peserta yang menjawab benar pada kelompok atas

$\sum b$ = Jumlah peserta yang menjawab benar pada kelompok bawah

n = Jumlah anggota (27%).

Secara teoritis besarnya indeks daya beda dapat berkisar antara -1,00 sampai 1,00 namun indeks yang mendekati 0 atau apalagi negatif dinyatakan tidak layak. Sebagian ahlinyamenyatakan bahwa sebuah butir soal dinyatakan layak jika paling tidak memiliki indeks daya beda sebesar 0,25 bahkan sebagian lain menyatakan sebesar0,30 (Nurgiantoro,2010:197).

Adapun klasifikasinya adalah seperti berikut ini (Crocker & Algina, 1986):

- a. 0,40 – 1,00; soal diterima baik
- b. 0,30 – 0,39; soal diterima tetapi perlu diperbaiki
- c. 0,20 – 0,29; soal diperbaiki
- d. 0,19 – 0,00; soal tidak dipakai/dibuang

Tabel 2. 3 Kriteria Pemilihan Soal Pilihan Ganda (Nitko)

Kriteria	Nama Mahasiswa	Konsentrasi
Daya Pembeda	>0,30	Diterima
	0,10 s.d 0,29	Direvisi
	<0,10	Ditolak

Koefisien daya beda butir soal berkisar dari -1,00 sampai +1 seperti yang terlihat padaTabel 2.3. Jika suatu butir soal memiliki tanda negatif maka dapat dinyatakan bahwa soal tersebut menyesatkan karena peserta dari kelompok pandai menjawab salah sehingga harusdihilangkan atau dibuang.

2.1.4. Naive Bayes

Algoritma Naive *Bayes* adalah algoritma klasifikasi sederhana berdasarkan probabilistic (Lutfi Budi Ilmawan, Muhammad Aliyazid Mude) Ide algoritma Naive bayes adalah sederhana yang menghitung himpunan probabilitas dengan

menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari kumpulan data yang diberikan. Algoritma Naïve Bayes menggunakan teorema Bayes dalam membangun model klasifikasi. Sehingga untuk memprediksi kelas sebuah objek, ditentukan dari probabilitas keanggotaannya. Kelas dengan probabilitas tertinggi dianggap sebagai kelas yang paling mungkin. Sebuah kondisi harus terpenuhi dalam menjalankan algoritma Naïve Bayes, dimana algoritma Naïve Bayes mengasumsikan bahwa semua fitur tidak berhubungan satu sama lain dan tidak mempengaruhi satu dengan yang lainnya. Ada atau tidak adanya fitur tidak memengaruhi ada atau tidak adanya fitur lainnya. Algoritma Naïve Bayes masuk kedalam sepuluh algoritma klasifikasi terpopuler dan mudah untuk diimplementasikan untuk berbagai kasus. Dalam penelitian ini, panduan algoritma mengikuti (Lutfi Budi Ilmawan, Muhammad

Aliyazid Mude)

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) \times P(H)}{P(E)} \quad (3)$$

Penjelasan formula diatas

- P(H|E) : Probabilitas akhir bersyarat (conditional probability) suatu hipotesis H terjadi jika diberikan bukti (evidence) E terjadi
- P(E|H) : Probabilitas sebuah bukti E terjadi akan mempengaruhi hipotesis H
- P(H) : Probabilitas awal (priori) hipotesis H terma tanpa memandang bukti apapun
- P(E) : Probabilitas awal (priori) bukti E terjadi tanpa memandang hipotesis/bukti yang lain

2.1.5. Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Teknik *Support Vector Machine (SVM)* digunakan dalam penyelidikan ini. SVM merupakan teknik supervised learning dengan tingkat presisi/akurasi dan kualitas yang tinggi, sehingga menjadikannya sebagai algoritma yang banyak dicari

jika dibandingkan dengan algoritma lainnya. Namun harus melalui tahap pelatihan dan diujicobakan sebelum dapat diimplementasikan. Metode SVM memberikan keuntungan, terutama dalam hal kapasitasnya untuk menemukan hyperplane yang berbeda untuk mengoptimalkan margin kelas yang berbeda. Metode SVM juga memiliki kekurangan, seperti masalah dengan data yang memiliki properti yang sama, yang dapat berdampak signifikan pada nilai akurasi.

2.1.6. Cross Validation

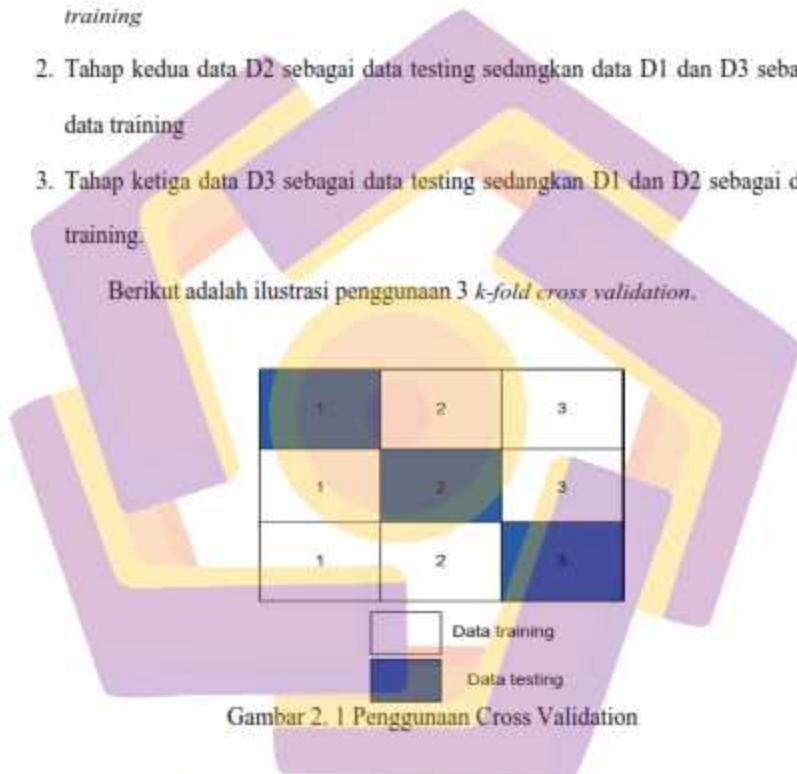
Menurut Bramer (2007) Cross validation atau estimasi rotasi merupakan suatu teknik validasi model untuk menilai dan mengetahui berapa hasil statistik analisis yang akan digeneralisasi himpunan data independen. Teknik ini sering digunakan untuk melakukan prediksi klasifikasi suatu model dan memperkirakan tingkat akurasi suatu model prediktif saat dilaksanakan pada praktiknya. Salah satu teknik dari *cross validation* adalah *k-fold Cross Validation*, dimana memecah data menjadi „k” bagian set data dengan ukuran yang sama.

Penggunaan *k-fold Cross Validation* untuk menghilangkan bias pada data. *Training* data dan *testing* data dilakukan sebanyak jumlah k yang ditentukan. Tahap *training* dan *testing* pertama, subset S_1 digunakan sebagai data *testing* dan subset lainnya digunakan sebagai data *training*, pada tahap kedua subset S_2 menjadi data *testing* dan subset lain menjadi data *training* termasuk subset sebelumnya yang menjadi subset data *testing* yaitu subset S_1 , tahap selanjutnya melakukan proses yang sama namun data *testing* yang digunakan ada subset data yang selanjutnya dan begitu seterusnya sampai dengan S_k . Pada penggunaan *3-fold Cross Validation* setiap data akan di eksekusi sebanyak 3 kali sesuai jumlah k , kemudian setiap subset

data akan memiliki kesempatan untuk dijadikan data *testing* atau data *training*, model pengujian seperti berikut dengan diasumsikan nama setiap pembagian data yaitu D1, D2, dan D3:

1. Tahap pertama data D1 sebagai data *testing* sedangkan D2 dan D3 sebagai data *training*
2. Tahap kedua data D2 sebagai data *testing* sedangkan data D1 dan D3 sebagai data *training*
3. Tahap ketiga data D3 sebagai data *testing* sedangkan D1 dan D2 sebagai data *training*.

Berikut adalah ilustrasi penggunaan 3 *k-fold cross validation*.



Gambar 2.1 Penggunaan Cross Validation

Berikut ilustrasi penggunaan 3-fold cross validation yang dirujuk pada Gambar 2.1, sebagai pengukuran kinerja dari hasil *classification* yaitu dengan cara komparasi seluruh data *testing* yang memiliki hasil prediksi klasifikasi dengan benar terhadap banyaknya data *testing*. Adapun rumus yang digunakan untuk menghitung kinerja klasifikasi yaitu sebagai berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{\Sigma \text{klasifikasi benar}}{\Sigma \text{data uji}} \times 100\% \quad (4)$$

Selain kinerja atau kinerja, standar deviasi juga dihitung, standar deviasi atau *standard deviation* adalah ukuran penyebaran data yang memperlihatkan jarak rerata dari nilai tengah ke suatu titik nilai. Semakin besar standar deviasi yang dihasilkan, maka penyebaran dari *median* juga semakin besar, begitu pula sebaliknya. Tujuan perhitungan standar deviasi dalam penelitian ini yaitu untuk mengetahui jarak antara *mean* akurasi dengan akurasi setiap tahap percobaan yang dilakukan (Tempola dkk, 2018). Adapun rumus yang digunakan untuk menghitung standar deviasi adalah dengan menggunakan rumus berikut:

$$S = \frac{\sqrt{\Sigma f_i(x_i - \mu)^2}}{\Sigma f_i} \quad (5)$$

Keterangan:

n : jumlah tahap atau percobaan

μ : mean atau rata-rata

X : Percobaan ke-i

i : index setiap percobaan

Ada tiga nilai evaluasi yang menjadi pertimbangan untuk mengukur kinerja algoritma klasifikasi yang dibangun, yaitu presisi, *recall*, *accuracy*. Nilai presisi dalam evaluasi algoritma merupakan tingkat sensitifitas atau juga tingkat ketepatan sistem antara informasi yang didapatkan dari sistem untuk menunjukan secara benar data *class* negatif atau *class* positif. Sedangkan nilai *recall* merupakan nilai tingkatan yang menunjukan tingkat keberhasilan atau spesifisitas agar dapat

diketahui kembali sebuah informasi secara benar tentang data yang *class* negatif ataupun *class* positif (Azhari dkk,2021). Dalam menganalisa kinerja metode yang akan digunakan untuk memprediksi keberhasilan calon penerima beasiswa bidik misi, digunakan teknik pengujian *Cross Validation*. Teknik pengujian *Cross Validation* dilaksanakan untuk mengetahui tingkat konsistensi kinerja suatu sistem *classification* dengan teknik *extraction* dengan ciri paling *invariant* pada rotasi. Pada pengujian ini dilaksanakan untuk mengetahui pengaruh variasi data *training* pada kinerja sistem klasifikasi (Kurniawardhani dkk, 2014).

Adapun rumus untuk menghitung presisi, dan recall adalah sebagai berikut:

$$Precision = \frac{1}{2} \times \left(\frac{negatif - F.N}{negatif - F.N + F.P} + \frac{negatif - F.N}{positif - F.P + F.N} \right) \times 100\% \quad (7)$$

$$Recall = \frac{1}{2} \times \left(\frac{negatif - F.N}{negatif} + \frac{positif - F.P}{positif - F.P + F} \right) \times 100\% \quad (8)$$

Sedangkan untuk tingkat *accuracy* yaitu nilai rasio data yang memiliki klasifikasi benar terdeteksi di dalam data *testing*. *Accuracy* yaitu nilai yang memperlihatkan tingkat kedekatan antara nilai prediksi yang dilakukan oleh sistem dengan nilai prediksi yang dilakukan oleh manusia. Rumus untuk menghitung *accuracy* algoritma klasifikasi adalah sebagai berikut :

$$akurasi = \frac{negatif + positif - F.P - F.N}{negatif + positif} \times 100\% \quad (9)$$

BAB III METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Sifat Dan Pendekatan Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah penelitian yang bersifat kuantitatif dengan penelaahan butir soal yang didasarkan pada data *empiric* dari butir soal yang bersangkutan. Data *empiric* yang digunakan ini diperoleh dari soal yang telah diujikan.

Sifat dari penelitian ini menggunakan penelitian deskriptif analitis, karena dalam penelitian ini memberikan gambaran yang digunakan untuk mengetahui tingkat kinerja dari dalam penggunaan algoritma *Naïve Bayes* dan algoritma *Support Vector Machine* dalam menganalisis kualitas butir soal dan variabel manakah yang berpengaruh pada akurasi model terhadap performa kedua algoritma tersebut.

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif, sebagaimana Pendekatan penelitian merupakan sebuah rancangan bagaimana suatu penelitian akan dilakukan. Rancangan tersebut digunakan untuk mendapatkan jawaban terhadap penyebab penelitian yang telah dirumuskan. Pengumpulan data yang dilakukan melalui eksperimen terhadap hasil dari jawaban siswa, sehingga untuk melihat perbandingan mana yang lebih baik dalam mengukur kinerja algoritma *Naïve Bayes* dan algoritma *Support Vector Machine* dan variabel mana yang berpengaruh pada tingkat akurasi dalam bisa menghasilkan apakah soal tersebut bisa diterima atau ditolak, sehingga bisa mengetahui kualitas soal tersebut.

3.2. Metode Pengumpulan Data

Berdasarkan metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini dari penelian ini adalah :

3.2.1. Data Primer

Data primer dalam penelitian ini merupakan data yang diperoleh langsung dari hasil observasi yang dilakukan oleh pemberi informasi dari SMP 1 Kota Bima kelas IX.

3.2.2. Data Sekunder

Data sekunder adalah data yang tidak langsung diberikan kepada peneliti, misalnya peneliti mendapatkan data melalui orang atau mencari melalui dokumen. Data sekunder dari penelitian ini diperoleh dari buku, internet, dan data pendukung lain seperti arsip dan dokumen tertulis lainnya.

3.3. Metode Analisa Data

Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan metode deskriptif kuantitatif, dimana data yang bersifat empiric yang didapatkan hasil butir soal yang telah diujikan pada siswa oleh guru, data yang digunakan tersebut ditransformasikan dalam format xlsx. dan akan diolah dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Variabel atribut yang akan digunakan adalah tingkat kesukaran dan daya pembeda dan dimana target klasifikasi yang terdiri dari 3 yaitu diterima, direvisi, dan ditolak. Tabel 3.1 Contoh dataset.

Tabel 3. 1 *Dataset*

Nama	Kesukaran	TK	Pembeda	DP
A	0.85	0	0.3	1
B	0.4	1	0.6	1
C	0.65	1	0.3	1
D	0.6	1	0.2	0
E	0.2	0	0.5	1
::	::	::	::	::
::	::	::	::	::
AA	0.8	0	0.1	0
BB	0.6	1	0.6	1
CC	0.85	0	0.1	0
DD	0.5	1	0.6	1
EE	0.5	1	-0.1	2

3.3.1. Tranformasi Data

Pada tahap ini data dipastikan menggunakan format file Microsoft excel agar data dapat diproses sesuai dengan algoritma data mining *Naive Bayes* dan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan bantuan bahasa pemrograman *python* dalam proses *training* data dan juga *testing* data.

Metode analisis / pengolahan data terbagi menjadi beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Tahap pertama adalah pengguna memilih soal yang ingin dianalisa
2. Setelah data jawaban dan skor peserta tes di kumpulkan maka dilakukan analisis
3. Selanjutnya dilakukan analisa terhadap butir soal yaitu tingkat kesukaran soal, daya beda soal dan klasifikasi butir soal berdasarkan tingkat kelayakan butir soal.

Butir soal yang baik adalah butir soal yang tidak terlalu sulit dan tidak

terlalumudah. Butir tes yang terlalu mudah atau terlalu sulit tidak mencerminkan secara memadai kompetensi yang diukur, juga tidak dapat membedakan antara peserta didik yang berprestasi dan yang tidak (Nurgiantoro, 2010:180).

Untuk mengetahui tingkat kesukaran butir soal menggunakan rumus berikut:

$$P = \frac{\sum x}{sn} \quad (10)$$

P = proporsi jawaban benar
 $\sum x$ = jumlah jawaban benar
 s = skor maksimal
 n = jumlah peserta

Tabel 3. 2 Kategori Tingkat Kesukaran Soal

Nilai P	Kategori
$P < 0.3$	Sukar
$0.3 \leq P \leq 0.7$	Sedang
$P > 0.7$	Mudah

a. Setelah diketahui tingkat kesukaran soal kemudian dilakukan proses analisis daya beda butir soal. Salah satu tujuan analisis kuantitatif adalah untuk menentukan dapat tidaknya suatu soal membedakan kelompok dalam aspek yang diukur sesuai dengan perbedaan yang ada dalam kelompok itu (Surapranata, 2006:23).

Untuk mengetahui nilai daya beda butir soal dapat menggunakan rumus berikut

$$D = \frac{\sum a - \sum b}{n} \quad (11)$$

D = indeks daya beda

ΣA = jumlah peserta yang menjawab benar pada kelompok atas

ΣB = jumlah peserta menjawab benar pada kelompok bawah

n = jumlah anggota kelompok (27%)

- b. Setelah diperoleh tingkat kesukaran dan daya beda butir soal proses selanjutnya adalah pemilihan butir soal yang baik, untuk memilih butir soal dilakukan klasifikasi butir soal menggunakan metode Naive Bayes dan metode Support Vector Machine dengan $K=10$, dimana untuk mengetahui perbandingan dari kedua metode tersebut mana yang lebih baik, dan penggunaan kedua metode ini untuk mempermudah pengklasifikasiannya. Setelah semua hasil pengukuran diperoleh kemudian butir soal di analisa berdasarkan tabel ketentuan kelayakan butir soal berdasarkan aturan Nitko(1983) (dalam Surapranata 2006).
- c. Setelah dianalisa dengan menggunakan kedua metode tersebut lalu diukur akurasi berdasarkan konsep *confusion matrix*
- d. Setelah proses pengklasifikasian tingkat kelayakan butir soal menjadi diterima, revisi, dan ditolak kemudian dilanjutkan dengan menampilkan rekomendasi terhadap butir soal yang telah digunakan yaitu tetap dipakai, direvisi atau harus dihapus dan algoritma mana yang lebih baik antara *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine*.

3.3.2. Data Reduction

Pada tahap ini dimana telah melalui proses seleksi dan transformasi selanjutnya akan melalui proses reduksi data. Data yang telah melalui proses seleksi dan

transformasi selanjutnya akan melalui proses reduksi data.

Tabel 3. 3 Kategori Tingkat Kesukaran dan Daya Pembeda

No	TK	DP	Keputusan
1	diterima	diterima	diterima
2	diterima	direvisi	direvisi
3	diterima	ditolak	ditolak
4	direvisi	diterima	direvisi
5	direvisi	direvisi	direvisi
6	direvisi	ditolak	ditolak
7	ditolak	diterima	ditolak
8	ditolak	direvisi	ditolak
9	ditolak	ditolak	ditolak

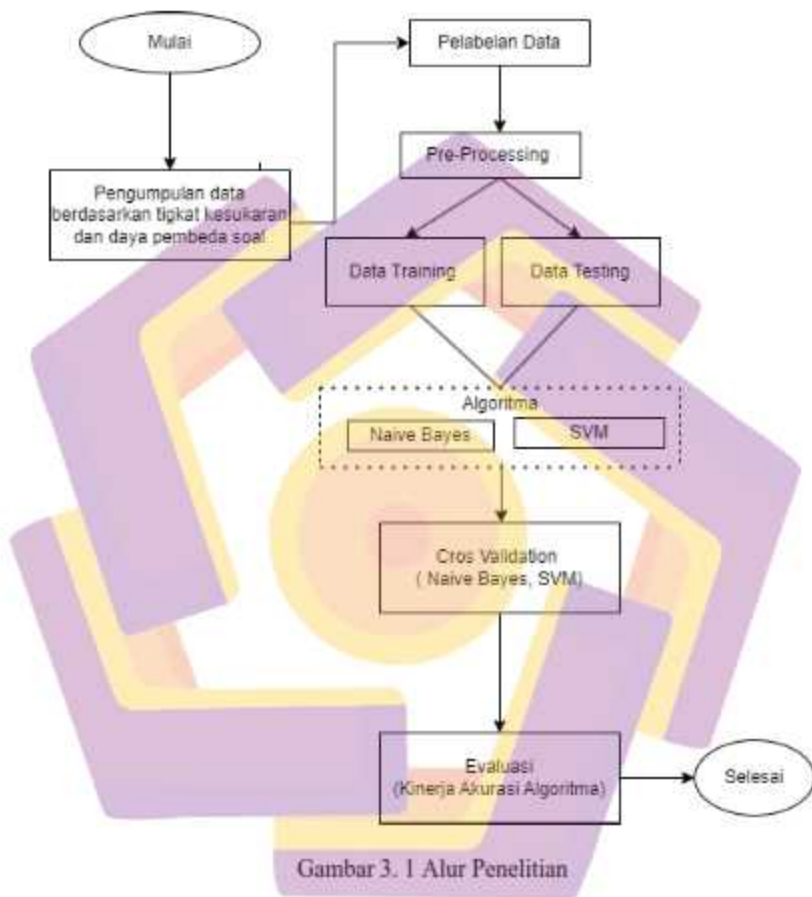
Pada tahap ini data pada variabel atribut yang akan digunakan ada 2 yaitu tingkat kesukaran dan daya pembeda, Seperti yang terlihat pada Tabel 3.2 merupakan keputusan dari kategori tiap variabel yang digunakan dan akan dikategorisasikan menjadi 3 kategori data pada masing-masing variabel. Pada variabel tingkat kesukaran kualitas soal diterima, direvisi, dan ditolak. Pada Kategori "diterima" dengan nilai koefisien 0,30 sampai dengan 0,70, dikategorikan sebagai "direvisi" dengan nilai koefisien 0,10 sampai dengan 0,29 dan nilai 0,10 sampai dengan 0,90, sedangkan yang dikategorikan "ditolak" dengan nilai koefisien $<0,10$ dan $>0,90$. sedangkan pada variabel daya pembeda juga memiliki 3 kategori yang sama. Yang dikategorikan "diterima" memiliki nilai koefisien $>0,30$, sedangkan yang nilai koefisien 0,10 sampai 0,29 dikategorikan "direvisi", dan yang nilainya $<0,10$ dikategorikan "ditolak".

3.4. Alur Penelitian

Pada penelitian ini metode yang dilakukan mengacu pada teknik observasi yang meliputi identifikasi masalah pada objek penelitian yang dilakukan serta dengan mengumpulkan studi pustaka sebagai acuan terhadap penelitian yang dilakukan sebelumnya. Dengan mengumpulkan data, yaitu data dari hasil ulangan siswa kelas IX SMP yang dimana terdiri dari tingkat kesukaran, dan daya pembeda, dari data yang di dapatkan akan diolah dengan algoritma yang dipilih, yaitu algoritma *Naive Bayes* dan algoritma *Support Vector Machine*, sehingga dapat melihat hasil perbandingan kinerja masing- masing algoritma dengan mempertimbangkan akurasi, presisi, dan recall dari setiap pengujian algoritma.

Metode penelitian dimulai dari pengumpulan data penelitian di SMP. *dataset* pengujian pertama (*dataset* hasil ulangan biologi kelas IX) terdiri dari soal-soal biologi yang diberikan oleh guru, yang terdiri dari 30 siswa dan 30 soal yang ujian, dan hasil dari jawaban siswa diolah dengan melihat kinerja dari metode yang digunakan dan bisa melihat dan menghasilkan soal berkualitas, apakah soal tersebut diterima atau ditolak. kemudian membagi data yang akan digunakan sebagai data *training* dan data yang akan digunakan sebagai data *testing* berdasarkan aturan teknik *Cross Validation* dengan jumlah 10 *fold Cross Validation* Selanjutnya dilakukan evaluasi kinerja dengan menggunakan *confusion matrix*. Proses data mining, pengujian, dan evaluasi menggunakan alat bantu yaitu *python*. Setelah mengetahui hasil evaluasi kinerja algoritma, selanjutnya akan dilakukan perbandingan dengan melihat akurasi, presisi, dan recall untuk kemudian diketahui algoritma mana yang lebih unggul kinerjanya dalam kasus penelitian

ini dalam menganalisis kualitas butir soal yang dimana soal tersebut diterima atau ditolak.



Alur penelitian merupakan langkah-langkah yang dilakukan dalam melakukan penelitian. Peneliti melaksanakan kegiatan yang telah dituangkan di dalam penelitian seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.1 yaitu alur model penelitian, yang dimulaidari identifikasi masalah, pengumpulan data berdasarkan

hasil dari ulangan siswa yang telah dianalisis berdasarkan tingkat kesukaran dan daya pembeda soal.

Selanjutnya akan dilakukan pelabelan data, dimana klasifikasi data yaitu diterima, direvisi, dan ditolak, dan melakukan pre processing data terhadap data training dan data testing dari kedua algoritma yang digunakan, yaitu algoritma naïve bayes dan algoritma support vector machine. Pengujian terhadap hasil penerapan masing-masing algoritma dengan menggunakan metode *Cross Validation* dengan $K=10$. Alasan penggunaan $K=10$ yaitu untuk memperbanyak kemungkinan hasil prediksi untuk data baru yang akan muncul pada kasus dengan algoritma yang sama, yang bisa dijadikan acuan pengetahuan untuk penelitian yang menggunakan algoritma yang sama. Hasil tingkat kinerja dengan parameter akurasi, *recall*, dan presisi dari masing-masing algoritma. Langkah selanjutnya melakukan evaluasi dengan membandingkan tingkat kinerja kedua algoritma tersebut untuk mendapatkan hasil dari penelitian ini sehingga hasil dari penelitian ini mengukur kinerja dari algoritma *Naïve Bayes*, dan *Support Vector Machine (SVM)* dalam menganalisis kualitas butir soal dimana soal tersebut diterima, direvisi, atau ditolak.

BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1. Action Planing

Pada tahapan ini yang akan dilakukan yaitu penyusunan rencana tindakan yang tepat untuk menyelesaikan masalah. Pada tahap ini yang dilakukan adalah dengan mencari dan mengumpulkan data yang dibutuhkan, praproses data, dan pembagian data.

4.1.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang digunakan dalam perbandingan kinerja metode *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)* dalam menganalisis kualitas butir soal pada hasil jawaban siswa pada ulangan harian melibatkan serangkaian langkah yang cermat. Pertama-tama, instrumen penilaian harus dirancang dengan teliti. Instrumen ini mencakup kriteria-kriteria seperti tingkat kesulitan, daya pembeda pada butir soal. Kemudian, sampel butir soal harus dipilih dengan baik.

Selanjutnya, proses pengumpulan jawaban siswa dilakukan. Siswa diminta untuk menjawab butir soal yang telah dipilih dari ulangan harian. Setiap jawaban harus dicatat dengan teliti dan terstruktur untuk analisis selanjutnya. Setelah pengumpulan jawaban selesai, penilaian kualitas butir soal dilakukan. Instrumen penilaian yang telah dirancang digunakan untuk menilai masing-masing butir soal berdasarkan kriteria yang telah ditetapkan. Adapun bentuk dari dataset yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat dari tabel 1. Database butir soal.

Tabel 4. 1 Dataset Tingkat Kesukaran

NO	NAMA SISWA	No.soal/Kunci Jawaban/Jawaban Siswa																														JJB	
		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		
1	A	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	6
2	B	1	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	21	
3	C	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0	0	23	
4	D	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	21	
5	E	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	9	
6	F	1	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	0	1	19	
7	G	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1	20	
8	H	1	0	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1	1	1	1	0	1	0	19
9	I	1	0	1	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0	1	1	1	20	
10	J	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1	1	1	1	0	1	0	16	
11	K	1	0	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1	1	19	
12	L	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	20	
13	M	1	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0	0	1	1	21	
14	N	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	1	0	22	
15	O	1	1	1	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	23
16	P	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	1	1	23	
17	Q	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	10	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	31	
18	R	0	0	1	1	1	1	0	1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	11	
19	S	1	0	1	1	0	0	1	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	22	
20	T	1	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	24	
JUMLAH		17	8	13	18	4	16	12	17	10	10	12	11	9	12	15	11	22	17	17	12	11	13	10	17	13	17	11	11	14	10		
		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		

Tabel 4. 2 Dataset Daya Pembeda

NO	NA MA SIS WA	No.soal/Kunci Jawaban/Jawaban Siswa																														JJ B	Sk or tot al
		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		
		C	D	B	C	C	C	C	D	A	A	B	C	D	C	C	C	D	A	A	A	B	B	C	C	C	D	A	A	D	B		
1	A	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	10	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	0	1	0	31	31
2	B	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	25	25
3	C	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	21	21	
4	D	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	25	25
5	E	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	21	21
6	F	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	1	0	23	23	
7	G	1	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	21	21
8	H	1	0	1	1	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	21	21
9	I	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	20	20
10	J	1	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0	0	1	1	20	20	
11	K	1	0	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	1	1	0	0	1	0	1	19	19
12	L	1	0	1	1	0	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	20	20	

KELOMPOK ATAS

KELO

Dari Tabel 4.1 dan Tabel 4.2 diatas data berisi hasil perhitungan tingkat kesukaran dan daya pembeda dan klasifikasi tiap variabel dan klasifikasi terhadap 2 variabel tersebut. Tingkat kesukaran soal adalah peluang untuk menjawab benar suatu soal pada tingkat kemampuan tertentu yang biasanya dinyatakan dalam bentuk indeks. Indeks tingkat kesukaran ini pada umumnya dinyatakan dalam bentuk proporsi yang besarnya berkisar 0,00-1,00, sedangkan daya pembeda adalah suatu tes yang bertujuan untuk mengetahui perbedaan kemampuan peserta didik. Semakin tinggi indeks yang dimiliki oleh butir soal, maka semakin baik butir soal karena memiliki daya untuk membedakan kemampuan peserta tersebut didik yang pandai dan kurang pandai, dimana indeks daya pembeda berkisar dari -1,00 sampai dengan +1. Dalam melakukan analisis butir soal tujuannya adalah dengan melihat kelayakan soal, dimana klasifikasi analisis soal tersebut dikonversikan kedalam format numerik, dimana yang bernilai 0 adalah soal diterima, bernilai 1 adalah soal direvisi, dan bernilai 2 soal ditolak.

4.1.2. Preprocessing

Pada tahap ini dilakukan proses pemilihan variabel atribut yang akan digunakan dalam proses data mining menggunakan algoritma *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Variabel atribut yang digunakan adalah variabel tingkat kesukaran soal dan daya pembeda.

Dalam penelitian ini data yang terkumpul dari hasil jawaban siswa pada ulangan harian perlu disiapkan agar siap untuk analisis. Langkah pertama adalah pengumpulan data, yang melibatkan pencatatan jawaban siswa pada butir soal yang dipilih dari ulangan harian. Data yang telah diproses kemudian dibagi menjadi dataset pelatihan dan dataset pengujian, dan atribut dapat diberikan bobot sesuai

tingkat kepentingannya. Setelah itu dengan membuat data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 80% data *training* dan 20% data *testing*.

a. Pemilihan Variabel

Dalam penelitian ini, pemilihan variabel menjadi aspek penting. Variabel-variabel atribut yang akan digunakan dalam proses data tingkat kesulitan soal, dan daya pembeda. Pemilihan variabel memungkinkan analisis butir soal yang lebih efisien dan akurat. Variabel-variabel atribut ini akan menjadi dasar dalam melakukan klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes dan SVM dalam mengetahui tingkat kinerja yang lebih baik dari kedua algoritma tersebut.

b. Transformasi data

Pada tahap ini data dipastikan menggunakan format file Microsoft excel agar data dapat diproses sesuai dengan algoritma data mining *Naive Bayes* dan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* dengan bantuan bahasa pemrograman *python* dalam proses training data dan juga testing data.

c. Reduksi data

Data yang telah melalui proses seleksi dan transformasi selanjutnya akan melalui proses reduksi data. Pada tahap ini data pada variabel tingkat kesukaran soal dan daya pembeda analisis. Selanjutnya data tersebut akan dikategorisasikan menjadi tiga kategori data pada setiap variabel. Data yang telah dikategorikan dapat dilihat pada tabel 4.3. Kategori nilai data.

Tabel 4. 3 Kategori nilai data (tingkat kesukaran)

Kriteria	Koefisien	Keputusan
Tingkat Kesukaran	0,30 s.d 0,70	Diterima
	0,10 s.d 0,29	Direvisi
	0,71 s.d 0,90	Direvisi
	<0,10 dan >0,90	Ditolak

Tabel 4. 4 Kategori nilai data (daya pembeda)

Kriteria	Nama Mahasiswa	Konsentrasi
Daya Pembeda	>0,30	Diterima
	0,10 s.d 0,29	Direvisi
	<0,10	Ditolak

4.1.3. Pembagian Data

Pada pembagian data ini dilakukan pembagian data diantaranya data latih dan data uji dimana untuk mengoptimalkan analisis butir soal dengan menggunakan algoritma klasifikasi *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* (SVM). Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak tiga puluh (30) record data yaitu soal ulangan harian siswa SMP

Proses latih data dan uji data dilakukan sebanyak tiga puluh kali (10) karena pada tahap pengujian menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* dengan $K = 10$. Alasan penggunaan $K=10$ yaitu untuk memperbanyak kemungkinan hasil prediksi untuk data baru yang akan muncul pada kasus dengan algoritma yang sama, yang bisa dijadikan acuan pengetahuan untuk penelitian yang menggunakan algoritma yang sama. Hasil tingkat kinerja dengan parameter akurasi, recall, dan presisi masing-masing ada 10 hasil, yang kemudian akan didapatkan rata-rata akurasi, *recall*, dan presisi dari masing-masing algoritma. Penelitian ini akan memberikan hasil yang valid dan berharga dalam upaya meningkatkan efisiensi dan akurasi analisis butir soal menggunakan algoritma klasifikasi, yang nantinya akan diimplementasikan melalui pemrograman algoritma *Python*. Proses selanjutnya yang membahas tentang metode pengujian akan dijelaskan pada poin 4.2 *Action Taking*.

4.2. Action Taking

Dalam penelitian ini, pembagian data menjadi aspek kunci dalam rangka mengoptimalkan analisis butir soal dengan penerapan algoritma klasifikasi *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Hasil dari analisis butir soal menggunakan data uji ini seperti penyempurnaan prosedur analisis atau implementasi hasil yang didapatkan dari hasil jawaban siswa dan kemudian melakukan perbandingan kinerja dari kedua algoritma yang digunakan, dan pengujian dengan menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* yang nantinya akan diimplementasikan melalui pemrograman algoritma *Python*.

Dalam penelitian analisis butir soal dengan fokus pada perbandingan kinerja algoritma *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)*, optimasi algoritma menjadi kunci untuk mendapatkan hasil akurasi yang maksimal. Pertama, pada algoritma *Naive Bayes*, langkah pertama optimasi melibatkan pemilihan fitur yang paling relevan dan fine-tuning parameter smoothing, seperti parameter Laplace smoothing. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan keakuratan prediksi model (Guo, Li, & Zhang, 2012). Selanjutnya, pada algoritma *SVM*, optimasi melibatkan penyesuaian parameter, parameter regulasi (C) juga diperlukan untuk menghindari *overfitting* atau *underfitting*. Penggunaan metode validasi silang sangat disarankan untuk menemukan kombinasi parameter yang optimal (Wang, Wen, Zhang, & Wang, 2014).

Selain itu, untuk meningkatkan kehandalan hasil, implementasi validasi data, ini mencakup pemisahan dataset menjadi subset pelatihan, validasi, dan pengujian, memastikan bahwa model memiliki kinerja yang baik pada data. Pemilihan dataset yang tepat juga menjadi fokus, dengan langkah-langkah

eksplorasi awal untuk mengidentifikasi dan menyertakan fitur yang paling relevan. Kemudian, untuk memastikan transparansi dan reproduktibilitas metodologi, langkah dokumentasi cermat dari setiap tahap, termasuk pengolahan data dan pengaturan parameter, diterapkan. Selain itu pemilihan dan konstruksi fitur dapat ditingkatkan, memungkinkan model untuk menangkap pola yang lebih kompleks.

Uji coba iteratif dan pengoptimalan model menjadi langkah terakhir, melibatkan penyesuaian parameter berdasarkan evaluasi model pada dataset pengujian. Proses ini dilakukan secara iteratif untuk mencapai kinerja optimal.

Sehingga penelitian dapat mengoptimalkan kinerja algoritma Naive Bayes dan SVM, memastikan hasil analisis butir soal pilihan ganda mencerminkan dengan akurat karakteristik dan kompleksitas dataset yang digunakan.

4.2.1. Penerapan Algoritma Naïve Bayes

4.2.1.1. Analisis Perhitungan Algoritma Naïve Bayes

Untuk melakukan klasifikasi dibutuhkan dua variabel yaitu kategori tingkat kesukaran dan kategoridaya beda karena variabel tingkat kesukaran dan daya beda digunakan sebagai informasi dalam mengambil sebuah keputusan pemilihan butir soal yang baik.

Metode ini melakukan klasifikasi dengan menghitung nilai dari probabilitas $P(x|y)$ dengan mengetahui probabilitas kelas X . penentuan untuk kelas dalam klasifikasi dilakukan dengan memilih nilai max dari $P(x|y)$ berdasarkan probabilitas. Keuntungan dari klasifikasi adalah membutuhkan sejumlah data pelatihan dengan relatif kecil untuk memperkirakan parameter yang diperlukan untuk klasifikasi. Berdasarkan algoritma Naïve Bayes berikut ini persamaan untuk menghitung nilai $P(x|y)$:

$$P(X|Y) = \frac{1 + P(x|y) \cdot P(x)}{P(y)} \quad (11)$$

dimana :

$P(X|Y)$ = Posterior probability yaitu nilai probabilitas X berdasarkan kondisi Y

$P(Y|X)$ = probabilitas Y yang ditentukan X adalah benar

$P(X)$ = Peluang evidence penyakit $P(Y)$ = Probabilitas dari nilai Y

Analisis metode Naive Bayes menggunakan acuan dalam pemilihan butir soal pilihan ganda menurut aturan Nitko seperti pada tabel 4.5.

Tabel 4.5 Pemilihan soal pilihan ganda berdasarkan aturan nitko

Kriteria	Koefisien	Keputusan
Tingkat kesukaran	0,30 s.d 0,70	Diterima
	0,10 s.d 0,29	Direvisi
	0,71 s.d 0,90	Direvisi
	<0,10 dan > 0,90	Ditolak
Daya pembeda	>0,30	Diterima
	0,10 s.d 0,29	Direvisi
	< 0,10	Ditolak

Sumber: (Surapranata, 2006 :47)

Dari tabel 4.5 kemudian digunakan menjadi data training seperti pada tabel 4.6

Tabel 4.6 Data training klasifikasi butir soal

No.	Kategori kesukaran	kategori daya beda	Hasil
1	Diterima	Diterima	Diterima
2	Diterima	Direvisi	Direvisi
3	Diterima	Ditolak	Ditolak
4	Direvisi	Diterima	Direvisi
5	Direvisi	Direvisi	Direvisi
6	Direvisi	Ditolak	Ditolak
7	Ditolak	Diterima	Ditolak
8	Ditolak	Direvisi	Ditolak
9	Ditolak	Ditolak	Ditolak

Contoh analisis pada butir soal nomor 6

Tingkat kesukaran:

Jumlah benar = 19

Jumlah user = 20

$P(\text{Tingkat kesukaran}) = 19/20 = 0,95$

Menurut kriteria pemilihan butir soal yang baik seperti yang terdapat pada tabel 4.5 soal yang memiliki indeks kesukaran sebesar 0,95 merupakan contoh soal yang kurang baik sehingga perlu direvisi karena termasuk soal yang terlalu mudah.

Daya beda:

$$\begin{aligned} \text{Proporsi kelas sample}(n) &= 50\% \times \sum \text{user} \\ &= \frac{50}{100} \times 20 \\ &= 5,4 \end{aligned}$$

Jumlah sample(n) = 5,4, yaitu diambil 5 orang dari kelompok atas dan 5 orang dari kelompok bawah. Jumlah siswa yang menjawab benar pada kelompok atas = 5 orang dan yang menjawab benar pada kelompok bawah ada 5 orang sehingga daya beda soal (dp) nomor 6 adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} D &= \frac{\sum a - \sum b}{n} \\ &= \frac{7-6}{5} \\ &= 0,2 \end{aligned}$$

Berdasarkan aturan pemilihan butir soal seperti yang terdapat pada tabel 4.5 butir soal yang memiliki indeks daya beda sebesar 0,2 merupakan contoh soal yang kurang baik karena butir soal yang dianalisis harus direvisi.

Bagaimana menentukan apa yang harus dilakukan pada soal yang memiliki kesukaran = direvisi dan daya beda = direvisi? Berdasarkan data training yang terdapat

pada tabel 4.6 maka untuk mengambil keputusan dengan menggunakan metode Naive Bayes Classifier adalah sebagai berikut:

Pertama menentukan besarnya peluang pada masing-masing kelas diterima, revisi, dan ditolak yaitu:

$$P(\text{hasil=diterima}) = \frac{1}{9}, \quad p(\text{hasil=revisi}) = \frac{3}{9}, \quad \text{dan} \quad p(\text{hasil=ditolak}) = \frac{5}{9}$$

$$P(\text{kesukaran=direvisi} \mid \text{hasil=diterima}) = \frac{0}{1}$$

$$P(\text{kesukaran=direvisi} \mid \text{hasil=direvisi}) = \frac{2}{3}$$

$$P(\text{kesukaran=direvisi} \mid \text{hasil=ditolak}) = \frac{1}{5}$$

$$P(\text{kesukaran=direvisi} \mid \text{hasil=diterima}) = \frac{0}{3}$$

$$P(\text{kesukaran=direvisi} \mid \text{hasil=direvisi}) = \frac{2}{3}$$

$$P(\text{kesukaran=direvisi} \mid \text{hasil=ditolak}) = \frac{1}{5}$$

$$P(\text{kesukaran=direvisi} \mid \text{daya pembeda=direvisi} \mid \text{hasil=direvisi}) \\ = \{P(P(\text{kesukaran=direvisi} \mid \text{hasil=direvisi}) \times P(\text{daya beda=direvisi} \mid \text{hasil=direvisi}) \times P(\text{hasil=diterima}))\}$$

$$= \frac{0}{1} \times \frac{0}{3} \times \frac{1}{9}$$

$$= 0 \times 0 \times 0,111$$

$$= 0$$

$$P(\text{kesukaran=direvisi} \mid \text{daya beda=direvisi} \mid \text{hasil=direvisi})$$

$$= \{P(P(\text{kesukaran=direvisi} \mid \text{hasil=direvisi}) \times P(\text{daya beda=direvisi} \mid \text{hasil=direvisi}) \times P(\text{hasil=direvisi}))\}$$

$$= \frac{2}{3} \times \frac{2}{3} \times \frac{3}{9}$$

$$= 0,67 \times 0,67 \times 0,33$$

$$= \mathbf{0,15}$$

$$P(\text{kesukaran=direvisi} \mid \text{daya beda=direvisi} \mid \text{hasil=ditolak})$$

$$= \{P(P(\text{kesukaran=direvisi} \mid \text{hasil=ditolak}) \times P(\text{daya beda=direvisi} \mid \text{hasil=ditolak}) \times P(\text{hasil=ditolak}))\}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{1}{5} \times \frac{1}{5} \times \frac{5}{9} \\
 &= 0,2 \times 0,2 \times 0,55 \\
 &= \mathbf{0,02}
 \end{aligned}$$

Sehingga keputusan dari soal yang memiliki tingkat kesukaran = direvisi dan daya beda=direvisi adalah direvisi dengan nilai peluang yang paling besar yaitu

0,15

Tabel 4. 7 Hasil Confusion Matrix Naïve Bayes

Kelas	Klasifikasi	
	Positif	Negatif
Positif	26	6
Negatif	15	2
Total	27	3

Berdasarkan pada tabel diatas hasil dari perbandingan pada variabel status positif diperoleh dengan nilai klasifikasi 26 kasus, pada kelas yang masuk pada status negatif tetapi pada klasifikasi masuk kedalam status positif sebanyak 6 kasus. Untuk klasifikasi status negatif yang tepat klasifikasi sebanyak 2 kasus namun, terdapat 3 kasus untuk yang salah klasifikasi oleh sistem. Total data untuk kelas pada status positif ada 26, sedangkan pada status negatif ada 2. Jumlah untuk data klasifikasi pada status positif ada 27. Untuk mengetahui tingkat akurasi dan error pada klasifikasi analisis butir soal pada data training dengan algoritma Support Vector Machine sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{\sum \text{klasifikasi tepat}}{\sum \text{klasifikasi training}} = \frac{26 + 2}{27 + 3} = 0,9333 = 93\%$$

$$Error = \frac{\sum \text{klasifikasi salah}}{\sum \text{klasifikasi training}} = \frac{15 + 6}{30} = 0,7 = 7\%$$

4.2.1.2. Analisis Perhitungan Algoritma Support Vector Machine

Menurut penelitian (Sukmawati et al., 2013) Support Vector Machine (SVM) adalah suatu metode atau algoritma untuk melakukan klasifikasi maupun prediksi. Prinsip kerja dari metode ini adalah mencari ruang pemisah yang paling optimal dari suatu dataset dalam kelas yang berbeda. Dalam kehidupan sehari-hari, kita sering diperhadapkan pada persoalan-persoalan yang tidak linear atau data yang tidak dapat benar-benar dipisahkan secara linear yaitu suatu kondisi dimana ada sebuah garis atau bidang yang dapat menjadi pemisah antar beda kelas.

$$f(x_d) = \sum_{i=1}^{ns} \alpha_i y_i \bar{x}_i \bar{x}_d + b$$

Dimana:

ns = Jumlah support vector

α_i = Nilai bobot setiap titik data

y_i = Kelas data

x_i = Variabel support vector

x_d = Data yang akan diklasifikasikan

b = Nilai error atau bias

Tabel 4. 8 Dataset Training SVM

No soal	Tingkat Kesukaran (X_1)	Daya Pembeda (X_2)	Kelas (y)
1.	0,85	0,3	-1
2.	0,4	0,6	1
3.	0,65	0,3	1
4.	0,5	-0,10	2

- Karena ada dua fitur (X_1 dan X_2), maka w juga akan memiliki 2 fitur (w_1 dan w_2)
- Formulasi yang digunakan adalah sebagai berikut :

- Meminimalkan nilai :
 $\frac{1}{2} \|W\|^2 = (W_1^2 + W_2^2)$
- Syarat :

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1,$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, N$$

$$y_i(w_1 \cdot x_i + w_2 \cdot x_2 + b) \geq 1$$

Sehingga didapatkan beberapa persamaan berikut : 1. $(w_1 \cdot -0,85 + w_2 \cdot 0,3 + b) \geq 1$

$$2. (w_1 \cdot 0,4 + w_2 \cdot 0,6 + b) \geq 1$$

$$3. (w_1 \cdot 0,65 + w_2 \cdot 0,3 + b) \geq 1$$

$$4. (w_1 - 0,2 w_2 - 2b) \geq 1$$

Didapatkan beberapa persamaan, maka dilakukan substitusi :

- Menjumlahkan persamaan (1) dan (2) :

$$(-0,85 w_1 - 0,3 w_2 - b) \geq 1$$

$$(0,4 w_1 + 0,6 w_2 + b) \geq 1$$

$$\dots\dots\dots +$$

$$-0,45 w_1 + 0,3 w_2 = 2$$

- Menjumlahkan persamaan (1) dan (3) :

$$(-0,85 w_1 - 0,3 w_2 + b) \geq 1$$

$$(0,65 w_1 + 0,3 w_2 + b) \geq 1$$

$$\dots\dots\dots +$$

$$-0,45 w_1 + 0,3 w_2 = 2$$

$$W_2 = 2 / 0,2 = 10$$

- Menjumlahkan persamaan (1) dan (4)

$$(-0,85 w_1 - 0,3 W_2 - b) \geq 1$$

$$(w_1 - 0,2 w_2 - 2b) \geq 1$$

$$\dots\dots\dots +$$

$$1,85 w_1 - 0,5 w_2 - 3b = 2$$

- Menjumlahkan persamaan (2) dan (3)

$$(0,4 w_1 + 0,6 w_2 + b) \geq 1$$

$$(0,65 w_1 + 0,3 w_2 + b) \geq 1$$

$$\dots\dots\dots +$$

$$0,35 w_1 + 0,1 w_2 + b = 0$$

$$b = 35 w_1 - 0,1 w_2$$

- Menjumlahkan W_1 ke dalam persamaan (1) dan (2)
 $b = -35 w_1 - 0,1 w_2$
 $b = -3555,1$

Sehingga didapatkan persamaan hyperplane :
 $W_1 \cdot X_1 + W_2 \cdot X_2 + b = 0$

$$10 \cdot X_1 + 21,6 X_2 - 355,1 = 0$$

$$10 X_1 + 21,6 X_2 - 355,1 = 0$$

$$X_1 = 2,16 X_2 - 35,51$$

Misalkan diketahui data uji/data testing sebagai berikut :
 Diketahui : $f(x) = -10 X_1 + 21,6 X_2 - 355,1$
 Kelas = $\text{sign}(f(x))$

Tabel 4. 9 Hasil Klasifikasi SVM

X1	X2	Hasil klasifikasi
		$F(x) = -10 x_1 + 21,6 x_2 - 355,1$
0,85	0,1	-1
0,55	-0,1	-1
0,56	0,3	+1
0,7	0,2	-1
0,5	-0,2	-1

Proses tahap analisis klasifikasi untuk algoritma Naïve Bayes dengan hasil Confusionmatrix sebagai berikut:

Tabel 4. 10 Hasil Confusion Matrix SVM

Kelas	Klasifikasi	
	Positif	Negatif
Positif	26	5
Negatif	4	3
Total	27	3

Berdasarkan pada tabel diatas hasil dari perbandingan pada variabel status positif diperoleh dengan nilai klasifikasi 26 kasus, pada kelas yang masuk pada status negatif tetapi pada klasifikasi masuk kedalam status positif sebanyak 6 kasus. Untuk klasifikasi status negatif yang tepat klasifikasi sebanyak 2 kasus namun, terdapat 3 kasus untuk yang salah klasifikasi oleh sistem. Total data untuk kelas pada status positif ada 29, sedangkan pada status negatif ada 1. Jumlah untuk data klasifikasi pada status positif ada 27. Untuk mengetahui tingkat akurasi dan error pada klasifikasi analisis butir soal pada data training dengan algoritma Support Vector Machine sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{\sum \text{klasifikasi tepat}}{\sum \text{klasifikasi training}} = \frac{26 + 3}{27 + 3} = 0,9667 = 96\%$$

$$Error = \frac{\sum \text{klasifikasi salah}}{\sum \text{klasifikasi training}} = \frac{5 + 4}{32} = 0,32 = 32\%$$

4.2.1.3. Skenario pengujian Naïve Bayes

Data yang telah selesai dipersiapkan selanjutnya akan dilakukan proses data mining dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Berikut model source code dari pemrograman python dapat dilihat pada Gambar 4.1

```
df=pd.read_csv(r"/content/data2.csv")
```

```
df.sample(5)
```

	No	Kesukaran	TK	Pembeda	DP	Klasifikasi
	15	0.55	1	0.1	0	0
	28	0.70	1	0.2	0	0
	1	0.40	1	0.6	1	1
	18	0.85	0	0.3	1	0
	27	0.55	1	0.3	1	1

	No	Kesukaran	TK	Pembeda	DP	Klasifikasi
count	30.000000	30.000000	30.000000	30.000000	30.000000	30.000000
mean	15.466667	0.625667	0.766667	0.266667	0.800000	0.700000
std	5.803343	0.176766	0.504007	0.269525	0.664364	0.749713
min	1.000000	0.200000	0.000000	-0.200000	0.000000	0.000000
25%	8.250000	0.512500	0.250000	0.100000	0.000000	0.000000
50%	15.000000	0.600000	1.000000	0.300000	1.000000	1.000000
75%	22.750000	0.737500	1.000000	0.375000	1.000000	1.000000
max	30.000000	1.100000	2.000000	1.000000	2.000000	2.000000

Gambar 4. 1 Dataset

Gambar 4.1 ini menunjukan alur pertama dalam memasukan dataset yang diberinama "data2", dan kemudian ditampilkan sample dalam penggunaan dataset kesukaran soal dan Gambar 4. 1 Source Code Dataset Algoritma *Naive Bayes* sesuai dengan kebutuhan analisis atau pemodelan yang akan dilakukan. Hal ini dapat meliputi transformasidata, seperti normalisasi atau standarisasi, encoding variabel kategorikal menjadi bentuk numerik, atau pengubahanskala data untuk menghindari bias. Selain itu, dalam prosespreprocessing, fitur-fitur yang tidak

relevan atau tidak diperlukan dapat dihapus untuk mengurangi dimensi data dan meningkatkan efisiensi analisis.

Statistik deskriptif tentang data dalam suatu DataFrame (dalam konteks ini, DataFrame dinotasikan sebagai df). Statistik deskriptif ini mencakup berbagai informasi seperti rata-rata, standar deviasi, nilai minimum, kuartil, nilai maksimum, dan lain-lain, tergantung pada jenis data yang ada di DataFrame. Berikut tampilannya Pada Gambar 4.2

```
[12] from sklearn.preprocessing import PowerTransformer
```

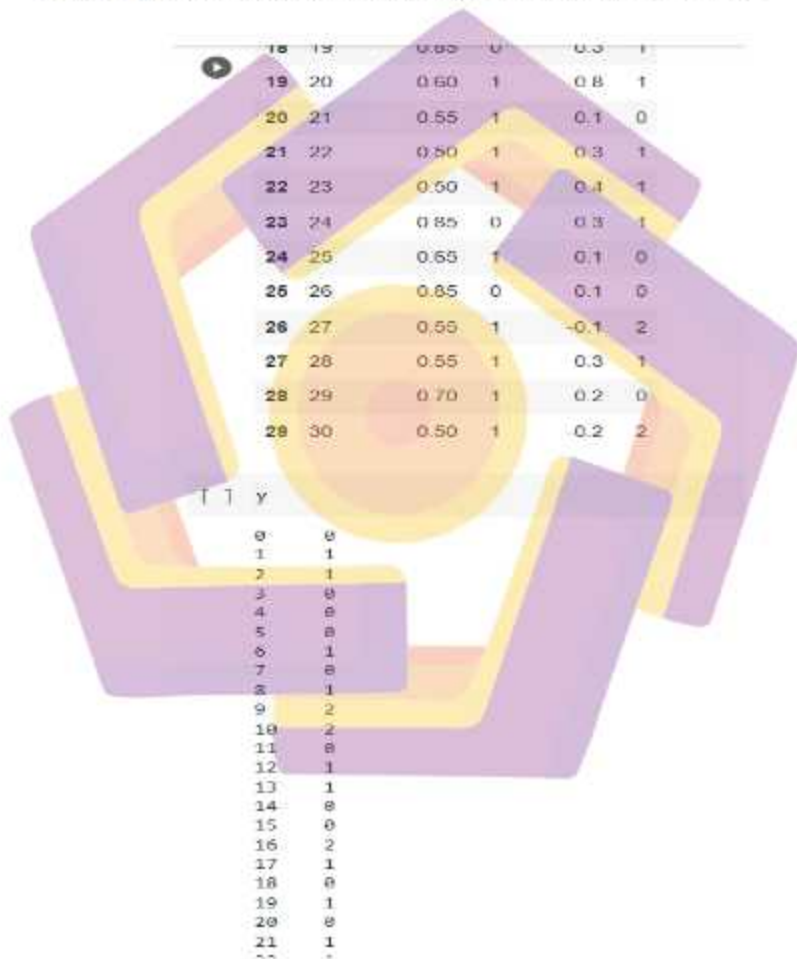
```
X=df.iloc[:, :-1]  
Y=df.iloc[:, -1]
```

```
X:
```

	No	Kesukaran	TK	Pembeda	DP
0	1	0.65	0	0.3	1
1	2	0.40	1	0.6	1
2	3	0.65	1	0.3	1
3	4	0.60	1	0.2	0
4	5	0.20	0	0.5	1
5	6	0.80	0	0.1	0
6	7	0.60	1	0.6	1
7	8	0.85	0	0.1	0
8	9	0.50	1	0.6	1
9	10	0.50	1	-0.1	2
10	11	0.60	1	-0.1	2
11	12	0.55	1	0.1	0
12	13	0.45	1	0.3	1
13	14	0.60	1	0.4	1
14	15	0.75	0	0.1	0
15	16	0.55	1	0.1	0
16	17	1.10	2	1.0	1
17	18	0.57	1	0.3	1
18	19	0.85	0	0.3	1

Gambar 4. 2 Preprocessing Data

Setelah itu dilakukan preprocessing data, dengan melakukan preprocessing data yang tepat, sehingga dapat memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis atau pembelajaran mesin memiliki kualitas yang baik, relevan, dan sesuai dengan kebutuhan model atau algoritma yang akan diterapkan oleh penelitian, yaitu penggunaan algoritma *Support Vector Machine* dan algoritma *Naïve Bayes*.



18	19	0.65	0	0.3	1
19	20	0.60	1	0.8	1
20	21	0.55	1	0.1	0
21	22	0.80	1	0.3	1
22	23	0.50	1	0.4	1
23	24	0.85	0	0.3	1
24	25	0.65	1	0.1	0
25	26	0.85	0	0.1	0
26	27	0.55	1	-0.1	2
27	28	0.55	1	0.3	1
28	29	0.70	1	0.2	0
29	30	0.50	1	0.2	2

x	y
0	0
1	1
2	1
3	0
4	0
5	0
6	1
7	0
8	1
9	2
10	2
11	0
12	1
13	1
14	0
15	0
16	2
17	1
18	0
19	1
20	0
21	1
...	..

Gambar 4. 3 Data Naive

```

> x_train,x_test,y_train,y_test=train_test_split(X,y,test_size=0.2,random_state=1)

] print(x_train.shape)
print(x_test.shape)
print(y_train.shape)
print(y_test.shape)

(24, 5)
(6, 5)
(24,)
(6,)

```

Gambar 4. 4 Training Data

Setelah itu dilakukan training data, dimana dilakukan data training sebanyak 80% dan 20% sebagai data *training* dan data *testing*.

```

import numpy as np
from sklearn.datasets import load_iris
from sklearn.model_selection import cross_val_score
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB

# Load dataset
iris = df
X = x
Y = y

# Create Naive Bayes classifier
classifier = GaussianNB()

# Perform cross validation
scores = cross_val_score(classifier, X, y, cv=10)

# Print cross validation scores
print("Cross Validation Scores:", scores)
print("Average Score:", np.mean(scores))

Cross Validation Scores: [1.  0.6666667 1.  1.  1.  1.
 1.  0.6666667 1.  1.  1. ]
Average Score: 0.9333333333333333

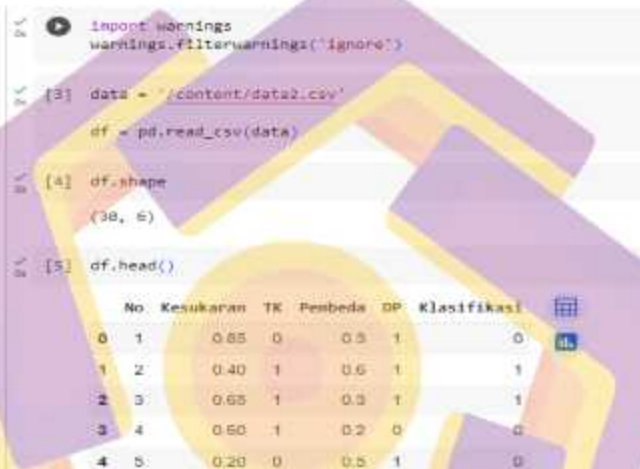
```

Gambar 4. 5 Source Code Hasil Pengujian Cross Validation

Pada Gambar 4.5 menunjukkan Cross Validation Score yang menggunakan K=10 pada algoritma *Naive Bayes*.

4.2.2. Skenario Algoritma *Support Vector Machine*

Algoritma *Support Vector Machine* merupakan algoritma yang dilakukan untuk klasifikasi analisis kualitas butir soal dengan menggunakan dataset yang telah dilakukan *preparation*. Perintah untuk melakukan pembentukan model klasifikasi, dapat dilihat pada Gambar 4.6.



```

In [ ]: warnings.filterwarnings('ignore')

In [3]: data = './content/data2.csv'
df = pd.read_csv(data)

In [4]: df.shape
Out[4]: (30, 6)

In [5]: df.head()

```

	No	Kesukaran	TK	Pembeda	DP	Klasifikasi
0	1	0.85	0	0.5	1	0
1	2	0.40	1	0.6	1	1
2	3	0.65	1	0.3	1	1
3	4	0.50	1	0.2	0	0
4	5	0.20	0	0.5	1	0

Gambar 4. 6 Source Code Dataset

Setelah memasukan *dataset* pada pemograman, selanjutnya adalah melakukan klasifikasi, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.7 dibawah ini.

```

df.columns

Index(['No', 'Kesukaran', 'TK', 'Pembeda', 'DP', 'Klasifikasi'], dtype='object')

X = df.drop(['Klasifikasi'], axis=1)
#X = df.drop(df.columns[0].split(','), axis=1)
#y = df['Class']
y = df['Klasifikasi']

```

Gambar 4. 7 Klasifikasi Kelas

Pada gambar 4.8 ini menghasilkan variabel X, yang berisi data yang akan digunakan sebagai fitur atau atribut dalam analisis atau model. Sedangkan variabel menghasilkan variabel y, yang berisi data target atau label yang akan digunakan dalam analisis atau model. Variabel X akan digunakan untuk mengekstraksi pola atau menghasilkan prediksi, sementara y akan digunakan untuk memvalidasi dan mengukur kinerja model.

Setelah melakukan klasifikasi, maka selanjutnya melakukan tranning dan testing data, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.8

```

from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size = 0.3, random_state = 0)

X_train.shape, X_test.shape
((24, 5), (6, 5))

cols = X_train.columns

from sklearn.preprocessing import StandardScaler
scaler = StandardScaler()
X_train = scaler.fit_transform(X_train)
X_test = scaler.transform(X_test)

X_train = pd.DataFrame(X_train, columns=cols)
X_test = pd.DataFrame(X_test, columns=cols)

X_train.describe()

```

Gambar 4. 8 Source Code Data Training dan Testing SVM

Setelah itu dilakukan *preprocessing* data, dengan melakukan *preprocessing* data yang tepat, sehingga dapat memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis atau pembelajaran mesin memiliki kualitas yang baik, relevan, dan sesuai

dengan kebutuhan model atau algoritma yang akan diterapkan oleh penelitian, yaitu penggunaan algoritma *Support Vector Machine* dan algoritma *Naïve Bayes*.

	No	Kesukaran	TK	Pembeda	DP
count	2.400000e+01	2.400000e+01	2.400000e+01	24.000000	2.400000e+01
mean	7.401487e-17	-8.326673e-17	-5.551115e-17	0.000000	-2.775558e-17
std	1.021508e+00	1.021508e+00	1.021508e+00	1.021508	1.021508e+00
min	-1.662351e+00	-2.208358e+00	-1.515499e+00	-1.846372	-1.260252e+00
25%	-8.487534e-01	-6.525677e-01	-1.315499e+00	-0.738549	-1.260252e+00
50%	2.511105e-02	-3.414096e-01	5.416763e-01	0.000000	4.200840e-01
75%	7.784425e-01	9.680475e-01	5.416763e-01	0.461593	4.200840e-01
max	1.633107e+00	2.459014e+00	2.396852e+00	2.594921	2.100420e+00

Gambar 4. 9 Preprocessing data

Setelah melakukan training data dan testing data maka selanjutnya menghitung $K=10$ pada pemrograman python. Seperti yang hasilnya pada gambar

```

D print('Cross-validation with linear kernel:{}'.format(linear_scores))
E Cross-validation with linear kernel:
[1. 1. 1. 0.6666667 1. 1.
 1. 1. 1. 1. ]
18 print('Average cross-validation with linear kernel:{}'.format(linear_scores.mean()))
Average cross-validation with linear kernel:0.9667

```

Gambar 4. 10 Source Code Hasil Pengujian *Cross Validation*

Pada gambar 4.10 menunjukkan hasil rata-rata dalam perhitungan cross validation.

4.3. Evaluation

Pada tahap ini akan dilakukan penarikan kesimpulan terhadap hasil penerapan algoritma-algoritma dan hasil dari pengujian. Pada tahapan ini terdapat tiga poin yang akan ditampilkan yaitu yang pertama hasil pengujian algoritma *Naive Bayes* terhadap data yang digunakan dengan menggunakan metode *K-Fold Cross*

Validation, hasil pengujian algoritma *Support Vector Machine* (SVM) terhadap data yang digunakan dengan menggunakan metode *K-Fold Cross Validation*, serta melakukan perbandingan tingkat kinerja dari kedua algoritma tersebut. Jumlah *K* pada *K-Fold Cross Validation* yang digunakan adalah *K=10*. Alasan penggunaan *K=10* yaitu untuk memperbanyak kemungkinan hasil prediksi untuk data baru yang akan muncul pada kasus dengan algoritma yang sama, yang bisa dijadikan acuan pengetahuan untuk penelitian yang menggunakan algoritma yang sama. Hasil tingkat kinerja dengan parameter akurasi, *recall*, dan presisi masing-masing akan ada 10 hasil, yang kemudian akan didapatkan rata-rata akurasi, *recall*, dan presisi dari masing-masing algoritma.

4.3.1. Hasil Evaluasi Algoritma *Naïve Bayes*

Pada tahap ini dilakukan evaluasi algoritma *Naïve Bayes* menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui performa tingkat akurasi dari model. Sebelum melakukan evaluasi, pada tahap ini melakukan klasifikasi menggunakan algoritma *Naive Bayes* dengan data *test* yang telah disiapkan. Kemudian, dilanjutkan proses evaluasi menggunakan *confusion matrix* yang menghasilkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1_score*. Berikut perintah data yang digunakan data pada Algoritma *Naïve Bayes* dapat dilihat pada Gambar 4.11.

```
[ ] from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix, classification_report

[ ] print("Accuracy of GaussianNB: ", accuracy_score(y_test, y_pred)*100)

Accuracy of GaussianNB: 100.0

[ ] print("CM of GaussianNB: ", confusion_matrix(y_test, y_pred))

CM of GaussianNB: [[2 0 0]
 [0 2 0]
 [0 0 1]]
```

Gambar 4. 11 Source Code *Confusion Matrix Naive Bayes*

Hasil *klasifikasi* data menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dapat dilihat pada Gambar 4.11. Dalam penelitian pada algoritma *Naïve Bayes* mendapatkan nilai *accuracy* sebesar 100%, *precision* sebesar 100%, *recall* sebesar 100% dan *f1-score* sebesar 100%

4.3.2. Hasil Evaluasi Algoritma *Support Vector Machine (SVM)*

Pada tahap ini akan dilakukan pengujian algoritma *Support Vector Machine (SVM)* pada hasil klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* pada data hasil ulangan siswa. Pengujian pada tahap ini akan dilakukan dengan menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* dengan $K=10$. Data yang digunakan sebanyak 30 data yaitu 30 butir soal hasil jawaban ulangan siswa, yang kemudian dibagi menjadi 80% untuk data training, dan 20% untuk data testing. Proses latihan data dan uji data dilakukan sebanyak sepuluh kali (10) karena pada tahap pengujian menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* dengan $K = 10$. Pengujian menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* dengan $K=10$ menggunakan pemrograman *python*. Parameter nilai tingkat kinerja yang akan diambil yaitu akurasi, *recall*, dan *presisi*.

Hasil pengujian algoritma *Support Vector Machine (SVM)* menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* dapat dilihat pada Gambar 4.12

```
[39] print('Cross-validation with linear kernel:\n\n{}'.format(linear_scores))
Cross-validation with linear kernel:
[1.      1.      1.      0.66666667 1.      1.
 1.      1.      1.      1.      ]

[40] print('Average cross-validation with linear kernel: {:.4f}'.format(linear_scores.mean()))
Average cross-validation with linear kernel: 0.9667
```

Gambar 4. 12 Hasil Cross Validation Naive SVM

4.3.3. Perbandingan Tingkat Kinerja Algoritma

Setelah dilakukan penerapan algoritma klasifikasi *Naive Bayes* dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) pada data hasil ulangan siswa, dan kemudian dilakukan pengujian validasi dengan menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* dengan $K=10$, didapati hasil berupa tingkat kinerja masing-masing algoritma. Tingkat kinerja tersebut kemudian akan dilakukan perbandingan tingkat kinerja. Perbandingan tingkat kinerja algoritma *Naive Bayes* memperoleh rata-rata sebesar 93%, sedangkan rata-rata dari algoritma *Support Vector Machine* (SVM) sebesar 96%. Artinya dari perbandingan kinerja kedua metode ini yang memiliki tingkat kinerja yang lebih baik dalam menganalisis kualitas butir soal adalah algoritma *Support Vector Machine*.



BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dalam melakukan perbandingan tingkat kinerja algoritma *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk analisis butir soal dalam soal pilihan ganda dan didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Tingkat kinerja algoritma *Naïve Bayes* dalam menganalisis kualitas butir soal dengan menggunakan *K-Fold Cross Validation* $K=10$ didapatkan tingkat kinerja sebesar 93%.
2. Tingkat kinerja algoritma *Support Vector Machine* dalam menganalisis kualitas butir soal dengan menggunakan *K-Fold Cross Validation* $K=10$ didapatkan tingkat kinerja sebesar 96%.
3. Hasil analisis menunjukkan bahwa algoritma *Support Vector Machine* memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan Algoritma *Naive Bayes* dikarenakan SVM memiliki kemampuan yang lebih baik untuk menangani data yang kompleks atau non-linier. Dengan menggunakan fungsi kernel, SVM juga dapat mentransformasi data ke dalam dimensi yang lebih tinggi, memungkinkannya menangani hubungan yang lebih kompleks antara fitur. Sebaliknya, *Naive Bayes* berasumsi independensi fitur, yang mungkin tidak selalu terpenuhi dalam situasi di mana data sangat kompleks atau tidak linier.
4. Hasil pengujian yang didapatkan oleh algoritma *Naïve Bayes* dan *Support*

Vector Machine Dari rumus di atas dapat dijelaskan bahwa variable tingkat kesukaran dan daya pembeda mampu yang untuk melakukan proses perhitungan akurasi pada konsep machine learning.

5. Penelitian ini dilakukan dengan tujuan mengidentifikasi perbedaan kinerja antara algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam analisis butir

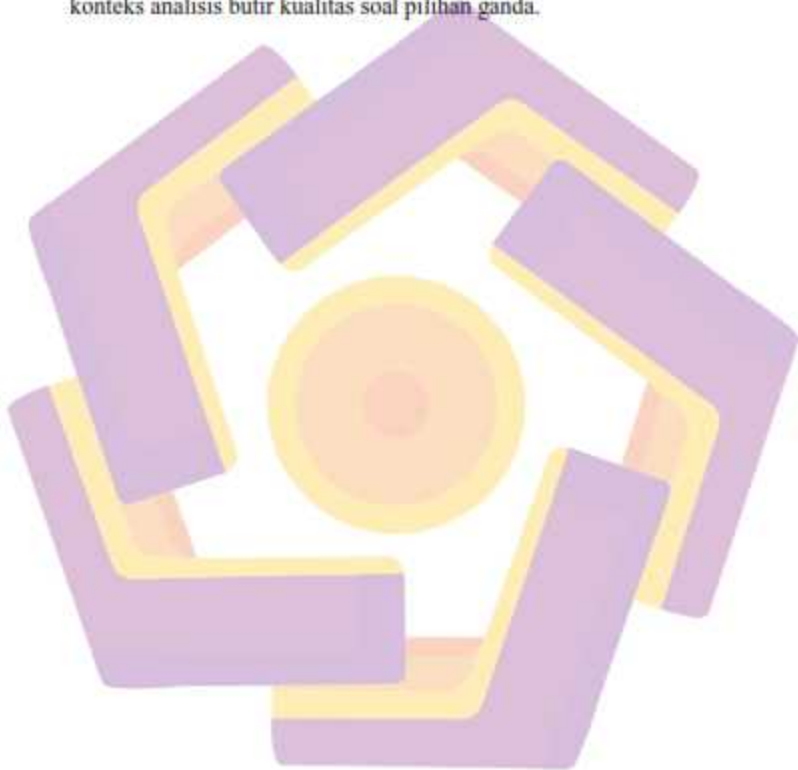
kuualitas soal pilihan ganda. Namun, hasil penelitian ini menunjukkan beberapa kendala yang mempengaruhi kinerja akurasi hasil. Setelah mengidentifikasi dan mengakui kesalahan pada tahap awal penelitian terkait dengan pemilihan dataset, penelitian ini telah menjalani serangkaian perbaikan yang signifikan. Melalui dedikasi dan ketelitian yang lebih tinggi, kesalahan tersebut telah berhasil diperbaiki, dan hasil penelitian yang lebih akurat berhasil diperoleh.

5.2. Saran

1. Penelitian ini masih memiliki beberapa kekurangan, maka dari itu terdapat beberapa saran dalam penelitian ini yang bisa dijadikan ide pengembangan penelitian ini yaitu menambahkan algoritma *Data Mining* yang lain selain algoritma yang digunakan pada penelitian ini agar hasil perbandingan serta pengetahuan yang didapatkan lebih banyak. Selain itu dapat menambahkan atau mengubah variasi perbandingan jumlah 'K' pada metode pengujian *K-Fold Cross Validation*.
2. Dalam penelitian ini, pengalaman kesalahan dataset menunjukkan betapa krusialnya pemilihan dataset yang sesuai dengan tujuan penelitian. Menganalisis kembali dataset dan memastikan kesesuaian dengan fokus

penelitian akan memberikan fondasi yang lebih kuat untuk mendukung analisis butir kualitas soal pilihan ganda.

3. Diharapkan penelitian selanjutnya dapat memberikan kontribusi yang lebih signifikan dan menghasilkan temuan yang lebih dapat diandalkan dalam konteks analisis butir kualitas soal pilihan ganda.



DAFTAR PUSTAKA

PUSTAKA BUKU

- Bramer, M., 2007, Principles of data mining, Springer-Verlag, London.
- Gorunescu, F., 2011, Data Mining Concepts, Models and Techniques, Spinger, Verlag-Berlin.
- Kusrini, dan Lutfi, E., T., 2009, Algoritma data mining, ANDI, Yogyakarta.
- Murniasih, E., 2009, Buku Pintar Beasiswa, Gagas Media, Jakarta.
- Nofriansyah, D., dan Nurcahyo, G., W., 2015, Algoritma data mining dan pengujian, Deepublish, Yogyakarta.
- Santoso, S., 2007, Statistik Deskriptif: Konsep dan Aplikasi dengan Microsoft Exel dan SPSS, ANDI : Yogyakarta.
- Suyatno, 2017, Data Mining untuk klasifikasi dan klusterisasi data, Informatika, Bandung.

PUSTAKA MAJALAH, JURNAL ILMIAH ATAU PROSIDING

- Agung Purwanto, Handayono, Widi Nugraha. "Analisa Perbandingan Kinerja Algoritma C4.5 dan Algoritma K-Nearest Neighbour untuk klasifikasi Penerima Beasiswa." Jurnal Teknoinfo (2023).
- Aiken, L. R. . "Psychological Testing and Assessment. Boston: Allyn and Bacon. Aiken, L. R. (1994). Psychological Testing and Assessment." (1994).
- Anastasi, A., & Urbina, S. "Psychological Testing. New Jersey: PrenticeHall, Inc." (1997).
- Chandra, Mayank Arya, and S. S. Bedi. "Survey on SVM and their application in image classification." International Journal of Information Technology 13 (2021): 1-11.
- Dewi, S. N. R., Sugiarti, L., & Saputri, D. D. (2023). PENINGKATAN PEMAHAMAN DAN REDUKSI MISKONSEPSI DENGAN MODEL PROBLEM BASED LEARNING BERBANTU NEARPOD DAN LIVE WORKSHEET. Jurnal Bionatural, 10(2).

- Eva Rahma Indriyani, Paradise, Merlinda Wibowo. "Perbandingan Metode Naive Bayes dan Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Terhadap Vaksin Astrazeneca di Twitter." *Jurnal Media Informatika Budidarma* (2022).
- Firman Tempola, Miftah Muhammad, Amal Khairan. "Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation." *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer* (2019).
- Lutfi Budi Ilmawan, Muhammad Aliyazid Mude. "Perbandingan Metode Klasifikasi Support Vector Machine dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Tekstual di." *ILKOM Jurnal Ilmiah* (2020).
- Muhammad Firdaus, Rahmaddeni, Yutis Maruhawa. "Comparison of Data Mining Methods for Prediction of Rainfall with C4.5, Naive Bayes, and KNN Algorithm." *Institut Riset dan Publikasi Indonesia* (2022).
- Mujaddid Izzul Fikri, Trifebi Shina Sabrila, Yufis Azhar. "Perbandingan Metode Naive Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter." (2020).
- Nikem Larasati Octavian, EKkon Hari Rachmwanto, dan Chrsty Atika Sari. "Comparison of Multinomial Naive Bayes Classifier, Support Vector Machine, and Recurrent Neural Network to Classify Email Spams." *IEEE Xplorer* (2020).
- Nitko, A. J. "Educational Assessment of Students. Ohio: Merrill an imprint." 1996 (n.d.).
- Selvy Megira, Kusriani, dan Emha Taufiq Luthfi. "Perbandingan Kinerja Naive Bayes dan Support Vector Machine untuk Prediksi Herregistrasi." *Jurnal Siskomti* (2020).
- Shameen Fathima. "perbandingan teknik klasifikasi SVM dan Naive Bayes untuk prediksi penyakit arboviral denue." (2011).
- Sri Widianingsih. "Perbandingan Metode Data Mining untuk Prediksi Nilai dan Waktu Kelulusan Mahasiswa Prodi Teknik Informatika dengan Algoritma C4.5, Naive Bayes, KNN, dan SVM." *Jurnal Tekno Insentif* (2020).
- Sukarjo. "2008." *Modul Perkuliahan Evaluasi Pembelajaran Sains Pascasarjana* (n.d.).
- Sulaeman, Nana Suama, Agus Bahtiar. "Perbandingan Kinerja Algoritma Naive Bayes dan C4.5 dalam Kalsifikasi Spam Email." *Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika dan Komouter* (2022).

Susi Marianiningsih, Fitri Utamingrum. "Comparison of Support Vector Machine Classifier and Naive Bayes Classifier on Road Surface Type Classification." (2022).

Tarrant . "Frekuensi kesalahan penulisan item dalam pertanyaan pilihan ganda yang digunakan dalam penilaian keperawatan taruhan itnggi." Pendidikan Perawat dalam Praktek (2006): 6,354-363.

Agita Rindi, dan Agus Fitriyani. "Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma Multilayer Perceptron dan K-Nearest Neighbor pada Kalsifikasi Tipe Migrain." Jurnal Teknologi Informasi (2023).

