

**KOMPARASI ALGORITMA NAÏVE BAYES DAN *DECISION TREE* UNTUK KLASIFIKASI TINGKAT KECANDUAN PENGGUNAAN MEDIA SOSIAL PADA MAHASISWA JURUSAN MATEMATIKA UIN WALISONGO**

SKRIPSI

Diajukan untuk Memenuhi Sebagian Syarat Guna Memperoleh  
Gelar Sarjana Matematika  
dalam Ilmu Matematika



Oleh **FITHRA KAMILIA**  
**NIM 2008046004**

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO  
SEMARANG  
**2024**

## PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Fithra Kamilia  
NIM : 2008046004  
Jurusan/Program Studi : Matematika/Matematika

menyatakan bahwa skripsi yang berjudul :

**Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* untuk  
Klasifikasi Tingkat Kecanduan Penggunaan Media Sosial  
pada Mahasiswa Jurusan Matematika UIN Walisongo**

secara keseluruhan adalah hasil penelitian/karya saya sendiri,  
kecuali bagian tertentu yang dirujuk sumbernya.

Semarang, 22 Mei 2024  
Pembuat pernyataan,



Fithra Kamilia  
NIM 2008046004



KEMENTERIAN AGAMA R.I.  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI WALISONGO  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
Jl. Prof. Dr. Hamka (Kampus II) Ngaliyan Semarang  
Telp. 024-7601295 Fax. 7615387

### PENGESAHAN

Naskah skripsi berikut ini :

Judul : **Komparasi Algoritma Naive Bayes dan *Decision Tree* untuk Klasifikasi Tingkat Kecanduan Penggunaan Media Sosial pada Mahasiswa Jurusan Matematika UIN Walisongo**

Penulis : Fithra Kamilia

NIM : 2008046004

Jurusan : Matematika

Telah diujikan dalam sidang *tugas akhir* oleh Dewan Penguji Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo dan dapat diterima sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana dalam Ilmu Matematika.

Semarang, 22 Mei 2024

### DEWAN PENGUJI

Penguji I,

Penguji II,

**Yolanda Morasia, M.Si**, NIP 199409232019032000  
**Ariska Kurnia Rachmawati, M.Sc.**, NIP 198908112019032019

Penguji III,

Penguji IV,

**Zulaikha, M.Si**, NIP 199204092019082000  
**Seti Isnani Setiyaningsih, M.Hum.**, NIP 197703302005012001

Pembimbing,

**Ariska Kurnia Rachmawati, M.Sc.**  
NIP 198908112019032019

## NOTA DINAS

Semarang, 3 April 2024

Yth. Ketua Program Studi Matematika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
UIN Walisongo Semarang

*Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh*

Dengan ini diberitahukan bahwa saya telah melakukan bimbingan, arahan dan koreksi naskah skripsi dengan:

Judul : KOMPARASI ALGORITMA NAÏVE BAYES DAN  
DECISION TREE UNTUK KLASIFIKASI TINGKAT  
KECANDUAN PENGGUNAAN MEDIA SOSIAL  
PADA MAHASISWA JURUSAN MATEMATIKA UIN  
WALISONGO  
Nama : Fithra Kamalia  
NIM : 2008046004  
Jurusan : Matematika

Saya memandang bahwa naskah skripsi tersebut sudah dapat diajukan kepada Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo untuk diujikan dalam Sidang Munaqasyah.

*Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh*

Pembimbing,



**Ariska Kurnia Rachmawati, M.Sc.**  
NIP : 198908112019032019

## ABSTRAK

Penggunaan media sosial memudahkan mahasiswa untuk berinteraksi satu sama lain. Namun, penggunaannya yang berlebihan dan tidak menghiraukan waktu akan menimbulkan masalah kecanduan bagi mahasiswa. Maka dari itu, diperlukan aturan atau pola untuk memprediksi tingkat kecanduan penggunaan media sosial pada mahasiswa menggunakan teknik klasifikasi data mining. Dalam klasifikasi data mining, algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* memperoleh nilai akurasi yang paling tinggi dibandingkan algoritma klasifikasi lain. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan komparasi pada algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree*. Data yang digunakan sebanyak 121 data dengan menu *split data* yaitu 80% sebanyak 97 sebagai data *training* dan 20% sebanyak 24 sebagai data *testing*. Penelitian ini menggunakan teknik analisis data dengan mengkomparasikan algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree*. Hasil dari penelitian ini yaitu dalam memprediksi tingkat kecanduan pada mahasiswa, algoritma Naïve Bayes menggunakan nilai probabilitas  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$ , sedangkan algoritma *Decision Tree* menggunakan aturan yang dihasilkan oleh pohon keputusan. Berdasarkan hasil pengujian, algoritma Naïve Bayes memperoleh nilai akurasi yang lebih tinggi sebesar 87,50%, sedangkan nilai akurasi yang diperoleh algoritma *Decision Tree* sebesar 83,33%.

**Kata kunci** : Komparasi, Algoritma Naïve Bayes, Algoritma *Decision Tree*, Tingkat Kecanduan

## KATA PENGANTAR

Puji syukur *Alhamdulillah* peneliti lantunkan kehadiran Allah SWT. atas rahmat, hidayah dan karunia-Nya. Shalawat dan salam peneliti haturkan kepada Nabiyullah Muhammad SAW. beserta keluarga dan para sahabat-Nya, sehingga penyusunan skripsi dengan judul “Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* untuk Klasifikasi Tingkat Kecanduan Penggunaan Media Sosial pada Mahasiswa Jurusan Matematika UIN Walisongo” dapat terselesaikan dengan baik tanpa adanya kendala.

Peneliti menyadari bahwa terselesaikannya skripsi ini bukanlah hasil usaha peneliti sendiri, namun semua itu tak lepas dari usaha, dukungan dan doa berbagai pihak yang telah membantu peneliti dalam menyelesaikan skripsi ini. Oleh karena itu, sudah selayaknya peneliti mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. H. Musahadi, M.Ag. selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.
2. Any Muanalifah, Ph.D. selaku Ketua Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.
3. Ariska Kurnia Rachmawati, M.Sc. selaku Pembimbing atas bimbingan dan pengarahan yang diberikan kepada peneliti sampai terselesaikannya skripsi ini.
4. Agus Wayan Yulianto, M.Sc. selaku Wali Dosen atas pengarahan yang diberikan kepada peneliti selama perkuliahan.

5. Kedua orang tua dan kakak peneliti, Bapak Makinnudin, Ibu Marfu'ah dan Mas Dimas Alfin Nur Faizin atas seluruh doa, perhatian dan kasih sayangnya yang tidak dapat peneliti ungkapkan dalam kata-kata.
6. Semua sahabat dan teman peneliti yang selalu memberi semangat agar peneliti segera menyelesaikan skripsi ini.
7. Semua pihak yang tidak dapat peneliti sebutkan satu persatu, yang telah berkontribusi sampai terselesaikannya skripsi ini.
8. Terakhir, terimakasih kepada diri sendiri yang telah berusaha semaksimal mungkin sampai terselesaikannya skripsi ini.

Atas segala kekurangan dalam skripsi ini, peneliti memohon maaf dan mengharapkan adanya kritik dan saran yang membangun dari pembaca. Semoga karya tulis sederhana ini bisa menjadi bacaan yang bermanfaat dan bisa dilanjutkan oleh peneliti-peneliti selanjutnya.

# DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	<b>i</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN</b> .....	<b>ii</b>
<b>PENGESAHAN</b> .....	<b>iv</b>
<b>NOTA PEMBIMBING I</b> .....	<b>iv</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>vii</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>viii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>x</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>xii</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	<b>xiv</b>
<b>BAB 1 PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang Masalah .....	1
1.2. Rumusan Masalah .....	6
1.3. Tujuan Penelitian .....	6
1.4. Manfaat Penelitian .....	7
1.5. Batasan Masalah Penelitian .....	7
<b>BAB 2 LANDASAN PUSTAKA</b> .....	<b>8</b>
2.1. Data .....	8
2.1.1. Jenis-Jenis Data .....	9
2.2. Atribut .....	10
2.3. Data Mining .....	12
2.3.1. Pengertian Data Mining .....	12
2.3.2. Teknik Data Mining .....	13
2.3.3. Peran Utama Data Mining .....	14
2.4. Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i> .....	16
2.5. Klasifikasi .....	17
2.5.1. Naïve Bayes .....	18
2.5.2. <i>Decision Tree</i> .....	22
2.6. Pengukuran Tingkat Akurasi .....	25
2.7. Kecanduan Media Sosial .....	28
2.7.1. Pengertian Kecanduan Media Sosial .....	28
2.7.2. Tingkat Kecanduan .....	29

2.7.3. Jenis-Jenis Media Sosial . . . . .	30
2.7.4. Faktor Penyebab Kecanduan Media Sosial . .	32
2.8. Penelitian Terdahulu . . . . .	33
<b>BAB 3 Metode Penelitian . . . . .</b>	<b>40</b>
3.1. Data . . . . .	40
3.1.1. Sumber Data . . . . .	40
3.1.2. Populasi dan Sampel Penelitian . . . . .	40
3.1.3. Objek dan Lokasi . . . . .	40
3.1.4. Teknik Pengumpulan Data . . . . .	41
3.1.5. Atribut Penelitian . . . . .	41
3.2. Teknik Analisis Data . . . . .	42
3.2.1. Tahapan Analisis Data . . . . .	42
<b>BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN . . . . .</b>	<b>49</b>
4.1. Pengumpulan Data . . . . .	49
4.2. Pembersihan Data . . . . .	49
4.3. Seleksi Data . . . . .	52
4.4. Transformasi Data . . . . .	59
4.5. Proses Data Mining . . . . .	63
4.5.1. Implementasi Algoritma Naïve Bayes . . . .	64
4.5.2. Implementasi Algoritma <i>Decision Tree</i> C4.5 .	72
4.6. Pengukuran Tingkat Akurasi . . . . .	83
<b>BAB 5 PENUTUP . . . . .</b>	<b>87</b>
5.1. Kesimpulan . . . . .	87
5.2. Saran . . . . .	89
<b>DAFTAR PUSTAKA . . . . .</b>	<b>90</b>
<b>Lampiran-lampiran . . . . .</b>	<b>96</b>

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel</b>	<b>Judul</b>	<b>Halaman</b>
Tabel 2.1	Tabel <i>Confusion Matrix</i>	26
Tabel 2.2	Tabel Nilai AUC dan Keterangan	28
Tabel 3.1	Tabel Atribut yang Digunakan	43
Tabel 4.1	Tabel Rincian Data Responden	49
Tabel 4.2	Tabel Pemberian Skor Jawaban Kuesioner	52
Tabel 4.3	Tabel Daftar Pernyataan pada Kuesioner	53
Tabel 4.4	Tabel untuk Atribut Tingkat Kecanduan	59
Tabel 4.5	Tabel Kategori Atribut Usia	60
Tabel 4.6	Tabel Silang Atribut Usia terhadap Tingkat Kecanduan	60
Tabel 4.7	Tabel Silang Atribut Jenis Kelamin terhadap Tingkat Kecanduan	61
Tabel 4.8	Tabel Silang Atribut Durasi Penggunaan terhadap Tingkat Kecanduan	62
Tabel 4.9	Tabel Silang Atribut Jenis Media Sosial terhadap Tingkat Kecanduan	63
Tabel 4.10	Tabel Jumlah Kejadian Setiap Atribut	73
Tabel 4.11	Tabel Perhitungan <i>Entropy</i> Seluruh Atribut	74
Tabel 4.12	Tabel Perhitungan <i>Gain Ratio</i> Setiap Atribut	75
Tabel 4.13	Tabel Jumlah Kejadian Setiap Atribut	77
Tabel 4.14	Tabel Perhitungan <i>Entropy</i> Seluruh Atribut	78
Tabel 4.15	Tabel Perhitungan <i>Gain Ratio</i> Setiap Atribut	79

Tabel 4.16	Tabel Perhitungan <i>Confusion Matrix</i> Algoritma Naïve Bayes	84
Tabel 4.17	Tabel Perhitungan <i>Confusion Matrix</i> Algoritma <i>Decision Tree</i> C4.5	84
Tabel 4.18	Tabel Perbandingan Kedua Algoritma	85

## DAFTAR GAMBAR

Gambar	Judul	Halaman
Gambar 3.1	Tahapan Analisis Data	46
Gambar 3.2	Algoritma Naïve Bayes	47
Gambar 3.3	Algoritma <i>Decision Tree</i>	48
Gambar 4.1	Proses Pembersihan Data Menggunakan <i>Rapid Miner</i>	50
Gambar 4.2	Hasil dari Proses Pembersihan Data	51
Gambar 4.3	Data Awal	56
Gambar 4.4	Data yang Digunakan	57
Gambar 4.5	Data <i>Training</i>	58
Gambar 4.6	Data <i>Testing</i>	59
Gambar 4.7	Pengolahan Data Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dengan <i>Rapid Miner</i>	71
Gambar 4.8	Hasil Pengolahan Data Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dengan <i>Rapid Miner</i>	72
Gambar 4.9	<i>Node Akar (Root)</i> ke-1	76
Gambar 4.10	<i>Node Akar (Root)</i> ke-2	80
Gambar 4.11	Pengolahan Data Menggunakan Algoritma <i>Decision Tree</i> C4.5 dengan <i>Rapid Miner</i>	81
Gambar 4.12	Model Pohon Keputusan <i>Decision Tree</i> C4.5 dengan <i>Rapid Miner</i>	81
Gambar 4.13	Hasil <i>Performance</i> Algoritma Naïve Bayes oleh <i>Rapid Miner</i>	86

Gambar 4.14	Hasil <i>Performance</i> Algoritma <i>Decision Tree</i> C4.5 oleh <i>Rapid Miner</i>	86
Gambar 5.1	<i>List Aturan</i> Algoritma <i>Decision Tree</i> C4.5 yang Dihasilkan oleh <i>Rapid Miner</i>	88

## DAFTAR LAMPIRAN

	<b>Halaman</b>
Lampiran 1 <i>Google Formulir</i>	96
Lampiran 2 Data Awal	100
Lampiran 3 Data yang Digunakan	108

# BAB 1

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang Masalah

Perkembangan teknologi dan sistem informasi telah membawa banyak perubahan di berbagai bidang termasuk ekonomi, politik, sosial dan budaya. Saat ini, teknologi dan sistem informasi yang sedang berkembang pesat adalah internet (Wibawa, 2020). Asosiasi Penyelenggara Jaringan Internet Indonesia (APJII) melaporkan bahwa pengguna internet di Indonesia tahun 2022 mencapai 210,03 juta atau 77,02% dari total populasi 272,68 juta penduduk Indonesia (APJII, 2022). Selanjutnya pada tahun 2023, pengguna internet di Indonesia mencapai 215,63 juta atau 78,19% dari total populasi 275,77 juta penduduk Indonesia, dengan tingkat penetrasi pengguna terbesar adalah pelajar dan mahasiswa yaitu 98,88% (APJII, 2023).

Internet dapat membawa banyak manfaat bagi penggunanya mulai dari bidang pendidikan hingga hiburan. Bahkan, pengguna bisa menjelajah dunia melalui internet cukup dengan bantuan komputer, laptop atau *smartphone* (Zaenudin, 2014). Di kalangan mahasiswa, saat ini internet telah menjadi media yang populer. Internet dilengkapi dengan berbagai media sosial yang memudahkan para mahasiswa untuk berinteraksi satu sama lain. Beberapa media sosial muncul seiring dengan pesatnya perkembangan internet seperti *WhatsApp*, *Instagram* dan *Facebook*. Media sosial adalah seperangkat aplikasi berbasis internet yang dibentuk berdasarkan ideologi dan teknologi web 2.0 yang membuat para penggunanya dapat bertukar informasi

(Kaplan dan Haenlein, 2010).

Media sosial menawarkan banyak kemudahan bagi mahasiswa, seperti pengumpulan data untuk penelitian, juga keefektifan komunikasi dengan dosen (Setiadi, 2016). Media sosial mendukung pembelajaran kolaboratif dan membuatnya lebih efektif karena dapat berdiskusi jarak jauh tanpa harus berada di satu tempat. Namun, penggunaan media sosial yang seharusnya berdampak positif akan berubah menjadi negatif jika penggunaannya berlebihan. Salah satu dampak yang ditimbulkan adalah masalah kecanduan. Kecanduan media sosial adalah pemakaian media sosial secara berlebihan yang ditandai dengan ketertarikan pada objek candu, penggunaan yang lebih sering pada objek candu dan tidak peduli pada dampak pemakaian objek candu (Hamzah, 2015).

Dampak negatif dari kecanduan media sosial akan mempengaruhi pendidikan, pekerjaan, interaksi sosial, waktu tidur, kebiasaan bahkan keluarga. Seseorang akan mulai kehilangan waktu penting di sekolah atau tempat kerja, berkurangnya waktu bersama keluarga, cenderung menarik diri dari kegiatan sehari-hari dan mengurangi interaksi sosial dengan teman atau kolega yang kemudian hidupnya akan lepas kendali karena media sosial. Kecanduan juga akan mempengaruhi kesehatan mental dan akademik mahasiswa. Apabila mahasiswa sudah memiliki kecenderungan untuk selalu menggunakan media sosial dengan berlebihan dan tidak menghiraukan waktu, maka jelas ini akan mengganggu produktivitas serta waktu mahasiswa. Oleh karena itu, penggunaan media sosial harus dikendalikan (Goswami dan Divya, 2016).

Analisis terhadap data kecanduan media sosial perlu dilakukan untuk meminimalisir masalah tersebut. Perkembangan teknologi informasi berdampak pada besarnya kapasitas media penyimpanan data sehingga memudahkan manusia untuk mengumpulkan dan menyimpan data dari berbagai sumber dengan jangkauan yang sangat luas. Meskipun teknologi basis data modern telah menghasilkan media penyimpanan yang besar, teknologi untuk membantu memahami, menganalisis atau bahkan menggambarkan data belum banyak tersedia. Hal inilah yang melatarbelakangi berkembangnya konsep data mining (Mustafa, 2014). Data mining adalah proses menambang (mining) pengetahuan atau informasi penting dalam data yang jumlahnya besar (Han dan Kamber, 2006).

Data mining mempunyai lima peran utama yaitu estimasi, prediksi, *clustering*, asosiasi dan klasifikasi (Larose, 2005). Klasifikasi adalah proses menilai objek untuk memasukkannya ke salah satu kelompok dari beberapa kelompok yang ada (Prasetyo, 2014). Dalam klasifikasi data mining, terdapat beberapa algoritma yang bisa digunakan, antara lain *Decision Tree*, Naïve Bayes, *Artificial Neural Network* (ANN), *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian terdahulu oleh Sri Widaningsih (2019) tentang “Perbandingan Metode Data Mining untuk Prediksi Nilai dan Waktu Kelulusan Mahasiswa Prodi Teknik Informatika dengan Algoritma C4.5, Naïve Bayes, KNN dan SVM”. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa nilai akurasi tertinggi diperoleh algoritma Naïve Bayes dengan nilai 76,79%, *error* 23,17% dan AUC 0,850.

Penelitian lain oleh Fattya Ariani dan Andi Taufik (2020) tentang “Perbandingan Metode Klasifikasi Data Mining untuk

Prediksi Tingkat Kepuasan Pelanggan Telkomsel Prabayar”. Algoritma yang digunakan adalah *Support Vector Machine*, *Decision Tree*, Naïve Bayes dan *Particle Swarm Optimization* (PSO) . Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa nilai akurasi tertinggi diperoleh algoritma C4.5 dengan nilai 96,50%, sedangkan algoritma *Support Vector Machine*, Naïve Bayes dan Optimasi Naïve Bayes dengan pemilihan fitur *Particle Swarm Optimization* (PSO) memiliki akurasi lebih rendah yaitu 89,66%, 89,88% dan 95,85%. Penelitian selanjutnya oleh Budiman dan Zatin Niqotaini (2021) tentang “Perbandingan Algoritma Klasifikasi Data Mining untuk Penelusuran Minat Calon Mahasiswa Baru”. Algoritma yang digunakan adalah Naïve Bayes, *Decision Tree* dan *K-Nearest Neighbor*. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa nilai akurasi tertinggi diperoleh algoritma *Decision Tree* dengan nilai 90,30%, sedangkan algoritma *K-Nearest Neighbor* dan Naïve Bayes memiliki akurasi lebih rendah yaitu 87,52% dan 87,24%.

Berdasarkan penelitian-penelitian terdahulu yang telah dibahas, diperoleh kesimpulan bahwa algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* memperoleh nilai akurasi yang paling tinggi. Selain itu, algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* memiliki kelebihan yaitu sama-sama dapat digunakan pada data yang bernilai kategorik maupun non kategorik (numerik) (Suyanto, 2018). Oleh karena itu, pada penelitian ini menggunakan algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree*. Naïve Bayes adalah algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang didasarkan pada Teorema Bayes dan asumsi independensi yang kuat (naïve). Ketika dipakai pada *database* yang jumlahnya besar, algoritma Naïve Bayes telah terbukti akurat dan cepat (Han dan Kamber, 2006). *Decision Tree* adalah algoritma klasifikasi yang memakai representasi struktur

pohon (*tree*) dengan setiap *node* mewakili atribut, setiap cabang mewakili nilai dari atribut dan daun mewakili kelas (Han dan Kamber, 2006).

Penelitian oleh Timbung (2018) telah mengkaji tentang fenomena penggunaan media sosial yang berlebihan atau kecanduan media sosial pada mahasiswa Fakultas Psikologi Universitas Kristen Satya Wacana (UKSW). Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa intensitas penggunaan media sosial *Instagram* pada mahasiswa Fakultas Psikologi Universitas Kristen Satya Wacana (UKSW) mencapai 61% dan termasuk dalam kategori tinggi. Selanjutnya, berdasarkan observasi awal yang dilakukan oleh peneliti pada beberapa mahasiswa Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang menunjukkan kondisi 55% mahasiswa menggunakan media sosial lebih dari 6 jam setiap harinya.

Berdasarkan permasalahan dan penelitian terdahulu yang telah dibahas, diperlukan aturan atau pola untuk memprediksi tingkat kecanduan penggunaan media sosial pada mahasiswa melalui atribut yang berpengaruh. Peneliti tertarik melakukan penelitian data mining menggunakan algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree*. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan komparasi pada algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* dalam klasifikasi tingkat kecanduan penggunaan media sosial pada mahasiswa Jurusan Matematika UIN Walisongo, sehingga dapat diketahui algoritma yang paling akurat yaitu algoritma yang memiliki nilai akurasi paling tinggi. Penelitian ini menggunakan data dari mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020. Hal tersebut dikarenakan keterbatasan waktu dalam pengumpulan data penelitian.

## 1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah, rumusan masalah dari penelitian ini yaitu:

1. Bagaimana kinerja algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* dalam mengklasifikasikan tingkat kecanduan penggunaan media sosial pada mahasiswa Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang?
2. Bagaimana perbandingan kinerja algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* dalam mengklasifikasikan tingkat kecanduan penggunaan media sosial pada mahasiswa Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang?

## 1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, tujuan dari penelitian ini yaitu:

1. Untuk menganalisis kinerja algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* dalam mengklasifikasikan tingkat kecanduan penggunaan media sosial pada mahasiswa Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.
2. Untuk membandingkan kinerja algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* dalam mengklasifikasikan tingkat kecanduan penggunaan media sosial pada mahasiswa Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.

#### 1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini yaitu:

1. Menunjukkan kinerja algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* dalam mengklasifikasikan tingkat kecanduan penggunaan media sosial pada mahasiswa Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.
2. Memberikan pemahaman tentang perbandingan kinerja algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* dalam mengklasifikasikan tingkat kecanduan penggunaan media sosial pada mahasiswa Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.

#### 1.5. Batasan Masalah Penelitian

Batasan masalah dari penelitian ini yaitu:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari responden mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang, yang sampelnya diambil menggunakan teknik *purposive sampling*.
2. Algoritma *Decision Tree* yang digunakan dalam penelitian ini adalah C4.5.
3. Perhitungan dalam penelitian ini berbantuan *software Rapid Miner* dan *Microsoft Excel*.

## BAB 2

### LANDASAN PUSTAKA

#### 2.1. Data

Menurut Chamidi (2004), data adalah segala sesuatu yang berasal dari pengamatan peristiwa alam. Data hasil pengamatan langsung terhadap peristiwa atau kebenaran fenomena alam dapat direpresentasikan dalam bentuk teks atau gambar dengan nilai tertentu yang mengikutinya. Misalnya, daftar hadir mahasiswa semester 1 Ilmu Perpustakaan dan Kearsipan adalah data. Daftar tersebut masih merupakan bentuk mentah karena belum memberikan informasi apa-apa. Menurut Muhammad Idrus (2009), segala informasi yang relevan dengan tujuan penelitian dianggap sebagai data. Data penelitian tidak mencakup seluruh informasi, hanya item yang berkaitan dengan penelitian yang merupakan data. Sebagian orang sering memiliki pengertian yang rancu terhadap data dan informasi, pengertian data digunakan untuk menyebut informasi demikian pula sebaliknya.

Menurut Adyanata (2016), data adalah fakta-fakta yang menggambarkan suatu kejadian yang sebenarnya pada waktu tertentu. Jadi, data didapat dari suatu kejadian yang benar-benar terjadi. Data yang digunakan dalam sebuah basis data, harus mempunyai ciri sebagai berikut :

1. Data disimpan secara terintegrasi (*intergrated*), yaitu *database* merupakan kumpulan dari berbagai macam file dari aplikasi berbeda yang disusun dengan cara menghilangkan bagian-bagian yang rangkap.

2. Data dapat dipakai secara bersama-sama (*shared*), yaitu masing-masing bagian dari *database* dapat diakses oleh pengguna dalam waktu yang bersamaan untuk aplikasi yang berbeda.

### 2.1.1. Jenis-Jenis Data

Menurut Ardiansyahroni (2023), terdapat dua jenis data yaitu data kategorik dan data non kategorik (numerik).

#### 1. Data Kategorik

Data kategorik adalah data yang terdiri dari sekumpulan kategori tertentu. Data kategorik dibagi menjadi dua, yaitu data nominal dan ordinal.

##### (a) Data Nominal

Data nominal adalah data yang tidak memiliki sebuah tingkatan tertentu. Misalnya angka 0 untuk laki-laki dan angka 1 untuk perempuan. Angka 0 dan 1 hanya melambangkan jenis kelamin saja, bukan sebuah tingkatan atau urutan jadi labelnya dapat diubah, angka 1 untuk laki-laki dan angka 0 untuk perempuan.

##### (b) Data Ordinal

Data ordinal adalah data yang memiliki sebuah tingkatan tertentu. Tingkatan yang ada pada data ordinal biasanya berurutan dari yang terendah hingga tertinggi ataupun sebaliknya. Misalnya penghitungan suara pada pemilu, total suara partai A: 60%, partai B: 30% dan partai C: 20%, maka suara tertinggi di pegang oleh partai A sebagai peringkat pertama, sehingga menjadi pemenang dalam pemilu.

## 2. Data Non Kategorik (Numerik)

Data numerik adalah data yang berbentuk bilangan. Data numerik dibagi menjadi dua, yaitu data interval dan rasio.

### (a) Data Interval

Data interval adalah data berurutan yang memiliki selisih yang sama. Misalnya suhu musim dingin selama 5 jam berturut-turut. Satu jam pertama adalah -10 derajat celcius, satu jam kedua yaitu -5 derajat celcius, satu jam ketiga adalah 0 derajat celcius, satu jam keempat adalah 5 derajat celcius dan satu jam kelima adalah 10 derajat celcius, sehingga dapat diketahui bahwa selisih suhu per jam adalah 5. Data interval tidak memiliki nilai nol yang sebenarnya, jadi data ini tidak bisa digunakan untuk menghitung statistik deskriptif dan statistik inferensial.

### (b) Data Rasio

Data rasio sama dengan data interval, yang membedakan adalah data rasio memiliki nilai nol yang sebenarnya. Misalnya tinggi pohon, berat badan, dan panjang sebuah galah.

## 2.2. Atribut

Atribut adalah suatu simbol yang menggambarkan karakteristik atau identitas objek. Sebagai contoh atribut yang menggambarkan objek pasien rumah sakit adalah nama, umur, golongan darah dan tekanan darah. Atribut terbagi menjadi empat macam yaitu atribut nominal, atribut ordinal, atribut interval dan

atribut rasio. Berikut adalah penjelasan dari empat macam atribut beserta contohnya (Muslim dkk., 2019) :

### 1. Atribut Nominal

Atribut nominal adalah nilai atribut yang diperoleh dengan cara kategorisasi karena nilainya menggambarkan kategori, kode atau status yang tidak memiliki urutan. Misalnya, atribut golongan darah yang mempunyai empat kemungkinan nilai yaitu A, B, AB dan O. Contoh lainnya seperti atribut jenis kelamin yang bernilai laki-laki dan perempuan.

### 2. Atribut Ordinal

Atribut ordinal adalah atribut yang memiliki nilai dengan menggambarkan urutan atau peringkat. Namun, ukuran perbedaan antara dua nilai yang berurutan tidak diketahui. Atribut ordinal sangat berguna dalam survei, yaitu untuk penilaian subjektif (kualitatif) yang tidak dapat diukur secara objektif. Misalnya, kepuasan pelanggan yang menghasilkan atribut bernilai ordinal, yaitu 0: Tidak Puas, 1: Cukup Puas, 2: Puas dan 3: Sangat Puas.

### 3. Atribut Interval

Atribut interval adalah atribut numerik yang diperoleh dengan melakukan pengukuran, di mana jarak dua titik pada skala sudah diketahui dan tidak memiliki nilai nol yang sebenarnya. Misalnya, suhu 0 derajat celsius sampai 100 derajat celsius atau tanggal 1 sampai tanggal 31.

#### 4. Atribut Rasio

Atribut rasio adalah atribut numerik dengan nilai nol yang sebenarnya. Artinya, jika sistem pengukuran menggunakan rasio, dapat dihitung perkalian atau perbandingan antara suatu nilai dengan nilai yang lain. Misalnya, berat badan Doni 20 kg, berat badan Amanah 40 kg, berat badan Faiz 60 kg dan berat badan Udin 80 kg. Jika diukur dengan skala rasio maka berat badan Udin dua kali berat badan Amanah.

### 2.3. Data Mining

#### 2.3.1. Pengertian Data Mining

Kumpulan data berskala besar telah digunakan secara luas dalam beberapa tahun terakhir. Karena begitu banyak data yang perlu diubah dengan cepat agar menjadi informasi yang berguna, data mining telah menarik minat dunia sistem informasi serta masyarakat umum. Data mining adalah proses menambang (mining) pengetahuan atau informasi penting dalam data yang jumlahnya besar. *Knowledge Discovery in Database* (KDD) adalah istilah lain dari data mining. Berikut merupakan langkah-langkah dalam proses KDD (Han dan Kamber, 2006) :

##### 1. Integrasi Data (Pengumpulan Data)

Proses penggabungan informasi dari beberapa sumber. Proses ini akan menurunkan jumlah data yang tidak konsisten dan terduplikat akibat pengumpulan informasi dari beberapa sumber.

## 2. Pembersihan Data

Proses pembersihan data dari *noise* berupa berupa nilai yang hilang (*missing value*), data yang tidak konsisten (*inkonsisten data*) dan data yang terduplikat (*redundant data*).

## 3. Seleksi Data

Proses pemilihan data yang memenuhi tujuan analisis dari suatu kumpulan data dengan tetap merepresentasikan data aslinya. Mengingat kesimpulan analitik yang dicapai sama (atau hampir sama), akan lebih efektif jika menggunakan lebih sedikit data dalam proses penambangan.

## 4. Transformasi Data

Proses pengubahan data ke dalam format yang sesuai untuk proses penambangan.

## 5. Data Mining

Proses penerapan algoritma tertentu dengan tujuan mendapatkan pola dari suatu data.

### **2.3.2. Teknik Data Mining**

Menurut Suyanto (2018), data mining terbagi menjadi tiga metode *learning* (pembelajaran) :

#### 1. *Supervised Learning*

Algoritma ini dihasilkan oleh suatu fungsi yang mengubah masukan menjadi keluaran yang diinginkan. Kesesuaian masukan dan keluaran yang diberikan sangat menentukan kualitas hasil pembelajaran. Akibatnya, tugas pengguna

sangat penting untuk validasi masukan dan keluaran. Algoritma semacam ini dikenal dengan istilah pembelajaran yang diawasi (*supervised learning*). Biasanya, algoritma ini diterapkan untuk menyelesaikan masalah regresi dan klasifikasi.

## 2. *Unsupervised Learning*

Algoritma ini secara otomatis memodelkan sekumpulan masukan tanpa adanya pedoman apapun (dalam bentuk keluaran yang diinginkan). Dengan kata lain, data yang diperiksa hanya masukan yang tidak mempunyai label kelas. Biasanya, algoritma ini diterapkan pada masalah *clustering*. Algoritma ini dapat secara otomatis memisahkan sekumpulan data masukan ke dalam beberapa *cluster*, misalnya berdasarkan tingkat kesamaan suatu kelas.

## 3. *Semi-supervised Learning*

Algoritma ini adalah gabungan dari algoritma pembelajaran yang diawasi dan tidak diawasi, di mana sampel masukan yang disediakan berlabel dan tidak berlabel. Dengan menggunakan semua sampel masukan yang disediakan, algoritma ini membuat fungsi atau pengklasifikasian yang sesuai.

### **2.3.3. Peran Utama Data Mining**

Menurut Larose (2005), data mining mempunyai lima peran utama :

### 1. Estimasi (*estimation*)

Estimasi adalah memperkirakan sesuatu berdasarkan data yang tersedia. Terdapat dua cara dalam melakukan estimasi yaitu estimasi selang kepercayaan dan estimasi titik.

### 2. Prediksi (*forecasting*)

Prediksi adalah memperkirakan sesuatu di masa mendatang dari hal yang sebelumnya tidak diketahui. Prediksi dan estimasi hampir sama, hanya saja nilai estimasi ada di masa sekarang sedangkan prediksi ada di masa mendatang. Cara untuk melakukan prediksi yaitu dengan regresi linier.

### 3. Pengelompokan (*clustering*)

*Clustering* adalah pengelompokan pada data yang memiliki kemiripan karakteristik tertentu. Algoritma yang digunakan dalam *clustering* antara lain *K-Means*, *Partitional Clustering*, *Hierarchical Clustering*, *Average Linkage*, *Single Linkage*, *Complete Linkage*.

### 4. Asosiasi (*association*)

*Association* digunakan untuk menentukan aturan asosiasi (*association rule*) guna mengetahui unit-unit yang menjadi objek. Algoritma yang digunakan dalam *association* antara lain *Quantitative Association Rule*, *Generalized Association Rule*, *Asynchronous Parallel Mining*.

### 5. Klasifikasi (*classification*)

Klasifikasi adalah mengelompokkan data ke dalam kelas tertentu. Algoritma yang digunakan dalam klasifikasi antara

lain Naïve Bayes, *Decision Tree*, *K-nearset Neighbor*, *Mean Vector*.

## **2.4. Data Training dan Testing**

Data *training* merupakan data yang dipakai untuk membangun model dari klasifikasi dan sebelumnya telah diketahui label kelompoknya. Data *testing* merupakan data yang label kelompoknya belum diketahui dan akan dibangun dengan model klasifikasi dari data *training* (Prasetyo, 2014). Data *training* digunakan untuk membangun model yang akan memprediksi label kelompok dari data baru, kemudian kinerjanya diukur menggunakan data *testing*. Umumnya, semakin besar data *training* akan semakin baik pengklasifikasiannya, sedangkan semakin besar data *testing* maka semakin akurat perkiraan kesalahannya.

Pembagian data *training* dan *testing* biasanya ditentukan oleh peneliti, misalnya 80%:20% (80% data *training* dan 20% data *testing*) atau 50%:50% (50% data *training* dan 50% data *testing*). Metode pembagian data seperti ini disebut dengan metode proporsional. Metode proporsional adalah metode paling mudah untuk membagi data *training* dan *testing*, tetapi metode ini memiliki beberapa keterbatasan. Jumlah data *training* untuk pelatihan akan berkurang karena sebagian digunakan untuk data *testing*. Akibatnya, model yang didapat kemungkinan tidak sebaik jika semua data *training* digunakan (Prasetyo, 2014).

## 2.5. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses menilai objek untuk memasukkannya ke salah satu kelompok dari beberapa kelompok yang ada (Prasetyo, 2014). Menurut Han dan Kamber (2006), klasifikasi adalah pencarian sekumpulan model yang mencirikan dan membedakan kelas data untuk meramalkan objek yang kelasnya belum diketahui. Dalam kehidupan sehari-hari, klasifikasi sudah banyak digunakan, misalnya pedagang yang mengelompokkan barang dagangan sesuai jenis dalam satu kelompok yang sama.

Berdasarkan metode pelatihannya, algoritma klasifikasi dibagi menjadi dua yaitu *eager learner* dan *lazy learner*. Algoritma yang masuk dalam *eager learner* dibuat untuk membaca, melatih dan mempelajari data *training* sehingga setiap sampel masukan dapat memetakan dengan benar ke label kelas keluarannya. Proses prediksi menggunakan model yang disimpan dalam memori, prediksi akan berjalan dengan cepat walaupun proses *trainingnya* lambat. Algoritma yang termasuk dalam *eager learner* yaitu Naïve Bayes, *Decision Tree*, *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Support Vector Machine* (SVM) (Prasetyo, 2014)

Algoritma yang masuk dalam *lazy learner* dibuat untuk tujuan pelatihan atau bahkan tidak sama sekali. Seluruh atau sebagian data *training* yang selanjutnya digunakan dalam proses prediksi disimpan oleh algoritma ini. Proses prediksi membutuhkan waktu yang panjang sebab model perlu membaca seluruh data *training* supaya menghasilkan label kelas keluaran dalam data *testing* dengan benar. Keuntungan dari algoritma ini adalah proses *trainingnya* terjadi dengan cepat. Algoritma yang termasuk dalam *lazy learner* yaitu *K-Nearest Neighbor* (K-NN), *rote classifier*, *Fuzzy*

*K-Nearest Neighbor* (FK-NN) dan regresi linier (Prasetyo, 2014).

### 2.5.1. Naïve Bayes

Naïve Bayes adalah metode klasifikasi berbasis probabilitas yang didasarkan pada Teorema Bayes dan asumsi independensi yang kuat (naïve) (Han dan Kamber, 2006). Probabilitas suatu kejadian dinyatakan sebagai jumlah kasus memenuhi syarat yang dilambangkan  $A$ , dengan jumlah total semua kasus yang dilambangkan  $S$ , maka jumlah kasus memenuhi syarat  $A$  yang dilambangkan  $P(A)$  adalah (Toruan, 2022) :

$$P(A) = \frac{n(A)}{n(S)} \quad (2.1)$$

dengan:

$n(A)$  : Jumlah kasus memenuhi syarat

$n(S)$  : Jumlah total semua kasus

Menurut Syarli (2016), kelebihan Naïve Bayes adalah mudah digunakan dan hasilnya baik, namun juga memiliki kekurangan pada fitur-fiturnya yang tidak berhubungan atau berdiri sendiri, padahal dalam praktiknya harus memiliki keterkaitan. Metode Naïve Bayes memakai Teorema Bayes, yaitu teorema kuno yang ditemukan oleh Thomas Bayes pada abad ke-18. Pada Teorema Bayes, sebuah probabilitas bersyarat dinyatakan sebagai (Suyanto, 2018):

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \cdot P(H)}{P(X)} \quad (2.2)$$

dengan:

$H$  : Hipotesis

$X$  : Bukti

$P(H)$  : Probabilitas terjadinya  $H$  (*prior probability*)

$P(X)$  : Probabilitas terjadinya  $X$  (*prior probability*)

$P(H|X)$  : Probabilitas terjadinya  $H$  dengan syarat  $X$  telah terjadi (*posterior probability*)

$P(X|H)$  : Probabilitas terjadinya  $X$  dengan syarat  $H$  telah terjadi (*posterior probability*)

Dalam *machine learning*,  $X$  merupakan suatu objek data dan  $H$  merupakan hipotesis objek data  $X$  adalah kelas  $C$ . Lebih spesifik,  $P(H|X)$  dapat dinyatakan sebagai probabilitas hipotesis  $H$  adalah benar untuk objek data  $X$ , dengan kata lain  $P(H|X)$  merupakan probabilitas objek data  $X$  masuk dalam kelas  $C$ . Selanjutnya,  $P(H)$  merupakan probabilitas *prior* bahwa hipotesis  $H$  benar untuk setiap objek data  $X$  dan  $P(X)$  merupakan probabilitas *prior* objek data  $X$ . Probabilitas *prior* dapat dihitung dengan (Suyanto, 2018):

$$P(C_i) = \frac{nC_i}{N} \quad (2.3)$$

dengan:

$P(C_i)$  : probabilitas munculnya kelas  $C$  ke- $i$ ,  $i = 1, 2, \dots$

$nC_i$  : jumlah data di kelas  $C_i$

$N$  : jumlah keseluruhan data

Algoritma Naïve Bayes bekerja dengan langkah-langkah sebagai berikut (Suyanto, 2018):

1. Misal  $D$  merupakan kumpulan data *training* yang mencakup beberapa objek data dan label kelasnya. Setiap objek data mempunyai  $n$  dimensi dan direpresentasikan dengan  $X =$

$(x_1, x_2, \dots, x_n)$  yang berasal dari  $n$  atribut  $A_1, A_2, \dots, A_n$ .

2. Misal ada  $m$  kelas :  $C_1, C_2, \dots, C_m$ . Pada suatu objek data  $X$ , Naïve Bayes memprediksi bahwa objek data  $X$  masuk ke dalam kelas  $C_i$  jika dan hanya jika,

$$P(C_i|X) > P(C_j|X) \text{ untuk } 1 \leq j \leq m, j \neq i$$

Artinya, Naïve Bayes bekerja dengan memaksimalkan  $P(C_i|X)$ . Kelas  $C_i$  yang membuat  $P(C_i|X)$  mempunyai nilai maksimum dinamakan *maximum posteriori hypothesis*. Berdasarkan Teorema Bayes, estimasi  $P(C_i|X)$  adalah sebagai berikut:

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i) \cdot P(C_i)}{P(X)} \quad (2.4)$$

3. Probabilitas  $P(X)$  mempunyai nilai yang sama untuk seluruh kelas yaitu objek data  $X$  memiliki peluang yang sama untuk masuk ke kelas manapun, jadi yang perlu dimaksimalkan hanya  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$ . Jika probabilitas *prior* untuk setiap kelas tidak diketahui, maka probabilitas setiap kelas di asumsikan sama,  $P(C_1) = P(C_2) = \dots = P(C_m)$ . Jadi Naïve Bayes hanya memaksimalkan  $P(X|C_i)$ . Tapi jika probabilitas *prior* setiap kelas berbeda, Naïve Bayes akan memaksimalkan  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$ .
4. Selanjutnya, apabila kumpulan data *training* mempunyai atribut yang terlalu banyak, perhitungan  $P(X|C_i)$  yang kompleks dapat direduksi dengan asumsi naïve yaitu setiap atribut saling independen (bebas). Sehingga, Naïve Bayes

memaksimumkan,

$$\begin{aligned} P(C_i|X) &= \prod_{k=1}^n P(x_k|C_i) \\ &= P(x_1|C_i) \times P(x_2|C_i) \times \dots \times P(x_n|C_i) \end{aligned} \quad (2.5)$$

Berdasarkan objek-objek pada kumpulan data *training*, nilai  $P(x_1|C_i), P(x_2|C_i), \dots, P(x_n|C_i)$  dapat diestimasi sesuai tipe atributnya, yaitu:

(a) Atribut kategorik

$P(x_k|C_i)$  dinyatakan dengan jumlah objek data di kelas  $C_i$  pada kumpulan data *training*  $D$  yang bernilai  $x_k$  pada atribut  $A_k$  dibagi total objek data di kelas  $C_i$  pada data *training*  $D$  yang dinotasikan sebagai  $|C_{i,D}|$ .

(b) Atribut non kategorik (numerik)

Menggunakan perhitungan distribusi *Gaussian*,

$$P(x_k|C_i) = \frac{1}{\sigma_{ik} \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x_k - \mu_{ik})^2}{2\sigma_{ik}^2}} \quad (2.6)$$

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2.7)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n - 1}} \quad (2.8)$$

$\mu_{ik}$  dan  $\sigma_{ik}$  merupakan mean dan standar deviasi dari nilai-nilai pada atribut  $A_k$  untuk kelas  $C_i$ .

5. Terakhir, menentukan label kelas objek data  $X$  dengan menghitung probabilitas  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$  di setiap kelas  $C_i$  kemudian dimaksimumkan dengan mencari kelas  $C_i$  yang memberikan probabilitas  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$  maksimum sebagai kelas keputusan. Secara matematik, objek data  $X$  mempunyai label kelas  $C_i$  jika dan hanya jika,

$$P(X|C_i) \cdot P(C_i) > P(X|C_j) \cdot P(C_j) \text{ untuk } 1 \leq j \leq m, j \neq i$$

### 2.5.2. *Decision Tree*

*Decision Tree* merupakan suatu algoritma klasifikasi yang memakai representasi struktur pohon (*tree*) dengan setiap *node* (simpul) mewakili atribut, setiap cabang mewakili nilai dari atribut dan daun mewakili kelas (Han dan Kamber, 2006). Menurut Rokach dan Maimon (2010), *Decision Tree* merupakan algoritma klasifikasi yang berisi *node-node* yang membentuk pohon berakar. *Node* akar merupakan tingkat teratas dari *node*, yaitu atribut yang paling berpengaruh dalam kelas.

Menurut Pandya (2015), *Decision Tree* memiliki kelebihan yaitu data yang dihasilkan lebih akurat, dapat mencegah hilangnya atribut non kategorik (numerik) dan dapat meningkatkan efisiensi komputasi. *Decision Tree* juga memiliki kekurangan yaitu cabang yang dihasilkan bisa saja kosong dan tidak signifikan (Singh, 2014). Secara umum, *Decision Tree* menggunakan pendekatan secara *top-down* untuk pencarian solusi, yaitu dengan mengikuti jalur dari simpul akar ke simpul daun kemudian memprediksi kelasnya. *Decision Tree* memiliki tiga tipe *node*, yaitu (Frastian dkk., 2018):

1. *Node* akar, yaitu *node* teratas. *Node* ini dapat memiliki satu atau lebih keluaran tetapi tidak memiliki masukan.

2. *Node* internal, yaitu *node* percabangan dengan setidaknya dua keluaran dan satu masukan.
3. *Node* daun, yaitu *node* akhir. *Node* ini tidak memiliki keluaran dan hanya memiliki satu masukan.

Beberapa algoritma dalam *Decision Tree* yaitu *Classification and Regression Trees* (CART), *Iterative Dichotomizer Version 3* (ID3), C4.5, C5.0, Cubist, ASSISTANT, ASSISTANT-R (Suyanto, 2018). John Ross Quinlan menciptakan algoritma C4.5 sebagai perpanjangan dari algoritma ID3. Algoritma C4.5 memakai *gain ratio* dalam menentukan atribut pemilah terbaik (*the best split attribute*) agar tidak bias, sedangkan ID3 masih memakai *information gain*. Data dengan nilai kategorik atau non kategorik (numerik) dapat ditangani oleh algoritma ini. Algoritma C4.5 membuat nilai batas pada data numerik kemudian membagi data menjadi interval untuk menghasilkan nilai kategorik (Suyanto, 2018). Algoritma C4.5 dapat digunakan untuk membuat pohon keputusan dengan langkah-langkah sebagai berikut (Goruneschu, 2011) :

1. Mempersiapkan data *training*

Data *training* dapat berasal dari data sebelumnya yang sudah terjadi dan dikategorikan ke dalam kelas tertentu.

2. Menentukan *node* akar (*root*) dari pohon

Atribut dengan nilai *gain* tertinggi atau nilai *entropy* terendah akan dipilih sebagai akar pohon. *Entropy* adalah parameter untuk mengukur heterogenitas pada kumpulan data, sedangkan *gain* adalah ukuran efektivitas pada klasifikasi data atau tingkat pengaruh atribut pada

keputusan (Lakshmi dkk., 2016). Pertama menghitung nilai *entropy* terlebih dahulu dengan rumus (Suyanto, 2018):

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^c -p_i \log_2 p_i \quad (2.9)$$

dengan:

$S$  : himpunan sampel data

$c$  : jumlah kelas

$p_i$  : proporsi jumlah sampel di kelas  $i$  terhadap jumlah seluruh sampel pada himpunan data

### 3. Menghitung nilai *gain*

Nilai *gain* dapat dihitung menggunakan rumus (Suyanto, 2018):

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v) \quad (2.10)$$

dengan:

$S$  : himpunan sampel data

$A$  : atribut

$v$  : nilai dari atribut  $A$

$Values(A)$  : himpunan nilai-nilai dari atribut  $A$

$|S_v|$  : jumlah sampel untuk nilai dari atribut  $A$

$|S|$  : jumlah seluruh sampel data

$Entropy(S_v)$  : *entropy* untuk masing-masing nilai dari atribut  $A$

Sebelum menghitung *gain ratio*, *split information* dihitung terlebih dahulu dengan rumus (Mitchell, 1997):

$$SplitInformation(S, A) = \sum_{i=1}^c - \frac{|S_i|}{|S|} \log_2 \frac{|S_i|}{|S|} \quad (2.11)$$

dengan:

- $S$  : himpunan sampel data
- $S_i - S_c$  : himpunan sampel data yang terbagi berdasarkan jumlah nilai dari atribut A
- $|S_i|$  : jumlah sampel untuk nilai dari atribut A
- $|S|$  : jumlah seluruh sampel data

Terakhir adalah menghitung nilai *gain ratio* menggunakan rumus (Mitchell, 1997):

$$GainRatio(S, A) = \frac{Gain(S, A)}{SplitInformation(S, A)} \quad (2.12)$$

#### 4. Mengulangi langkah kedua

Sampai setiap kelas pada cabang memiliki kelasnya sendiri, proses ini akan diulangi untuk setiap cabang.

### 2.6. Pengukuran Tingkat Akurasi

Meskipun metode klasifikasi diharapkan mampu mengklasifikasikan seluruh data secara akurat, kinerja metode klasifikasi tidak selalu 100% benar. Oleh karena itu, perlu untuk mengukur tingkat akurasi suatu metode klasifikasi (Laroussi, 2015). *Confusion matrix* merupakan tabel untuk menganalisis sebaik apa kualitas metode klasifikasi dalam mengklasifikasikan berbagai kategori data (Han dkk., 2012). *Confusion matrix*

berisi informasi aktual dan prediksi yaitu informasi yang membandingkan hasil dari sistem dengan hasil sebenarnya (Rosely, 2015). Di bawah ini merupakan tabel dari *confusion matrix* (Suyanto, 2018),

Tabel 2.1. Tabel *Confusion Matrix*

		Kelas Prediksi		
		Ya	Tidak	Jumlah
Kelas Aktual	Ya	TP	FN	P
	Tidak	FP	TN	N
	Jumlah	P'	N'	P + N

Dengan:

1. TP (*True Positive*), yaitu jumlah *tuple* (objek data) positif yang dilabeli dengan benar oleh model klasifikasi. *Tuple* positif merupakan *tuple* aktual yang berlabel positif.
2. TN (*True Negative*), yaitu jumlah *tuple* negatif yang dilabeli dengan benar oleh model klasifikasi. *Tuple* negatif adalah *tuple* aktual yang berlabel negatif.
3. FP (*False Positive*), yaitu jumlah *tuple* negatif yang salah dilabeli oleh model klasifikasi.
4. FN (*False Negative*), yaitu jumlah *tuple* positif yang salah dilabeli oleh model klasifikasi.

Menurut Suyanto (2018), berikut adalah pengukuran pada *confusion matrix*:

#### 1. *Accuracy*

*Accuracy* merupakan tingkat kemiripan antara nilai aktual dan prediksi. *Accuracy* menyatakan berapa presentase

jumlah *tuple* yang diklasifikasikan dengan benar oleh model klasifikasi. Nilai *accuracy* bisa dihitung menggunakan persamaan:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{P + N} \times 100\% \quad (2.13)$$

dengan:

$$P : TP + FN$$

$$N : FP + TN$$

## 2. Precision

*Precision* merupakan ukuran kepastian, yaitu berapa presentase *tuple* yang dilabeli positif adalah benar pada kenyataannya. Nilai *precision* bisa dihitung menggunakan persamaan:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2.14)$$

## 3. Recall

*Recall* merupakan ukuran kelengkapan, yaitu berapa presentase *tuple* positif yang diberi label positif. Nilai *recall* bisa dihitung menggunakan persamaan:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (2.15)$$

Untuk mengukur hasil akurasi dari performa model klasifikasi, dilakukan tahapan evaluasi menggunakan *Area Under Curve* (AUC). Hasil akurasi dilihat menggunakan kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) dan hasil *Confusion Matrix*. Kurva ROC menghasilkan dua garis dengan bentuk *True Positive* (TP) sebagai

garis vertikal dan *False Positive* (FP) sebagai garis horizontal. Dalam pengklasifikasian data menggunakan AUC penjelasannya sebagai berikut (Annisa, 2019) :

Tabel 2.2. Tabel Nilai AUC dan Keterangan

Nilai AUC	Klasifikasi
0.90 - 1.00	<i>Excellent Classification</i>
0.80 - 0.90	<i>Good Classification</i>
0.70 - 0.80	<i>Fair Classification</i>
0.60 - 0.70	<i>Poor Classification</i>
0.50 - 0.60	<i>Failure</i>

## 2.7. Kecanduan Media Sosial

### 2.7.1. Pengertian Kecanduan Media Sosial

Para peneliti baru-baru ini tertarik pada masalah kecanduan media sosial, yang mengarah pada perkembangan beberapa istilah lain seperti gangguan media sosial, penggunaan media sosial yang kompulsif, penggunaan media sosial yang bermasalah dan penggunaan media sosial yang berlebihan (Savci dkk., 2018). Kecanduan media sosial ditandai dengan fokus yang berlebihan pada aktifitas *online*, dorongan tak terkendali dalam menggunakan media sosial dan penggunaan berlebihan yang mengganggu serta merugikan aktivitas lain (Andreassen, 2015).

Menurut Savci dkk. (2018), kecanduan media sosial didefinisikan sebagai penggunaan media sosial secara berlebihan, rasa ketidakpuasan yang berlebihan, pengabaian tanggung jawab di rumah, sekolah dan tempat lain, mengalami masalah fisik dan emosional setelah penghentian penggunaan, penggunaan

media sosial yang menyebabkan lemahnya hubungan sosial dan penggunaan media sosial sebagai sarana untuk melepaskan diri dari emosi yang tidak menyenangkan. Kecanduan media sosial menurut Eijnden dkk. (2016), adalah gangguan pada perilaku yang ditandai dengan penggunaan media sosial yang berlebihan dan cenderung untuk terus-menerus mengakses media sosial.

Dilihat dari definisinya, jelas bahwa penggunaan media sosial yang berlebihan dapat berdampak buruk pada fisik, mental dan sosial seseorang. Perilaku ini dikenal sebagai kecanduan media sosial. Tiga teknik yang mudah dan bijak dalam menggunakan media sosial menurut Rudiantara dan Rusli (2017), adalah sebagai berikut: batasi penggunaan media sosial supaya tidak ketagihan, gunakan media sosial sesuai dengan kebutuhan dan minat, dan usahakan untuk menjadwalkan kapan waktu mengakses media sosial. Teknik ini digunakan sebagai langkah preventif dalam mencegah kecanduan media sosial.

### **2.7.2. Tingkat Kecanduan**

Tingkat kecanduan penggunaan media sosial dibagi menjadi 3 yaitu (Affandi dkk., 2020):

1. Ringan

Tingkat kecanduan ringan berada di skala nilai 0-33,33.

2. Sedang

Tingkat kecanduan sedang berada di skala nilai 34-66,33.

3. Berat

Tingkat kecanduan berat berada di skala nilai 67-100.

### 2.7.3. Jenis-Jenis Media Sosial

Dalam survei penetrasi dan perilaku internet 2023 oleh Asosiasi Penyelenggara Jaringan Internet Indonesia (APJII), lima teratas jenis media sosial yang paling sering dipakai oleh pengguna internet Indonesia adalah (APJII, 2023):

#### 1. *YouTube*

*YouTube* adalah situs jejaring sosial yang menawarkan berbagai macam video di situs webnya, termasuk film, video klip dan konten buatan pengguna. Saat ini, banyak anak-anak muda yang memanfaatkan *YouTube* sebagai tempat untuk menghasilkan karya. Jika video yang diunggah memiliki banyak *viewers*, pengupload akan menerima royalti dari *YouTube*, hal tersebut menjadikan *YouTube* sebagai sarana untuk berprestasi. Oleh karena itu, *YouTube* sangat disukai oleh banyak orang. Menurut survei, presentase pengguna *YouTube* di Indonesia mencapai 65,41%.

#### 2. *Facebook*

*Facebook* adalah situs jejaring sosial terbesar secara global. *Facebook* memungkinkan pengguna untuk mengikuti halaman perusahaan dan tokoh terkemuka, terhubung dengan teman dan keluarga, serta membangun profil pribadi. *Facebook* juga memiliki alat untuk berbagi artikel, video dan jenis informasi lainnya. Aplikasi media sosial ini sangat bermanfaat untuk tetap berhubungan dengan kenalan jauh, mengiklankan usaha atau barang dan mendapatkan berita terkini. Menurut survei, presentase pengguna *Facebook* di Indonesia mencapai 60,24%.

### 3. *Instagram*

*Instagram* adalah *platform* media sosial populer untuk berbagi gambar dan video. Selain membagikan momen diri sendiri dengan orang lain, pengguna *Instagram* juga bisa mengikuti akun orang lain dan melihat apa yang orang lain bagikan. Aplikasi ini juga memiliki fitur *stories* yang memungkinkan pengguna berbagi momen sehari-hari penuh melalui gambar atau video. *Instagram* adalah perangkat lunak yang sangat berguna untuk berbagi pengalaman hidup, mengikuti tren saat ini, dan mengiklankan usaha atau barang. Menurut survei, presentase pengguna *Instagram* di Indonesia mencapai 30,51%.

### 4. *TikTok*

*TikTok* adalah *platform* media sosial yang banyak digunakan untuk berbagi video, walaupun tergolong baru. *TikTok* memungkinkan pengguna untuk membuat video pendek yang menampilkan musik dan suara populer, dilengkapi dengan filter dan efek khusus. Aplikasi *TikTok* sangat bagus untuk mengiklankan usaha atau barang, mengikuti tren dan bertukar ide kreatif. Menurut survei, presentase pengguna *TikTok* di Indonesia mencapai 26,80%.

### 5. *WhatsApp*

*WhatsApp* adalah aplikasi perpesanan instan yang paling banyak digunakan. Pengguna *WhatsApp* dapat melakukan panggilan audio dan video selain mengirim pesan teks, suara dan gambar. Selain itu, *WhatsApp* juga mempunyai fitur grup yang memungkinkan pengguna membentuk grup untuk berbicara dengan teman atau keluarga. *WhatsApp* sangat

bermanfaat untuk berkomunikasi dengan orang yang jauh atau untuk berbagi informasi dengan cepat dan mudah. *WhatsApp* menduduki peringkat kelima untuk kategori media sosial yang sering digunakan dengan presentase 1,57%. Namun, untuk kategori media chat yang sering digunakan, *WhatsApp* menduduki peringkat pertama dengan presentase mencapai 98,63%.

#### **2.7.4. Faktor Penyebab Kecanduan Media Sosial**

Faktor-faktor penyebab terjadinya kecanduan media sosial antara lain (Young, 2010):

1. Koneksi internet gratis dan tidak terbatas

Seorang siswa dapat mengakses internet tanpa batas dan gratis ketika berada di area hotspot sekolah. Aktivitas *online* siswa dapat meningkat akibat keadaan ini.

2. Banyak waktu senggang

Mayoritas siswa menghabiskan 12–16 jam di kelas. Di waktu senggang, mereka bisa membaca, belajar atau bermain bersama teman. Namun, saat ini semakin banyak siswa yang mengabaikan hal-hal tersebut dan memilih melakukan aktivitas *online*.

3. Tidak adanya pengawasan orang tua

Siswa dapat mengobrol dan menghabiskan sepanjang malam di *room chat* bersama teman-temannya tanpa khawatir orang tuanya akan marah karena tidak ada pengawasan orang tua.

#### 4. Tidak adanya *monitoring* pada aktivitas *online* siswa

Saat siswa di sekolah, ada guru yang bertugas untuk mengawasi kegiatan mereka. Namun ketika siswa melakukan kegiatan *online*, kegiatan tersebut akan berada diluar kendali guru.

#### 5. Pengasingan diri/intimidasi sosial

Beberapa siswa percaya bahwa mereka tidak bisa berpartisipasi dalam grup persahabatan sekolah. Namun, mereka mempunyai kesempatan untuk bertemu banyak orang baru di dunia maya, khususnya melalui situs pertemanan. Situs ini sebagai pengentasan dari rasa tidak nyaman seperti kemarahan, kecemasan dan depresi karena berbagai masalah mereka.

### **2.8. Penelitian Terdahulu**

Pada penelitian ini, peneliti telah mengkaji jurnal, skripsi serta karya ilmiah terdahulu guna membantu penelitian ini. Karya ilmiah terdahulu akan memberikan gambaran mengenai teori dan objek yang peneliti gunakan dalam penelitian ini. Tujuan pengkajian ini guna menghindari kesamaan dengan karya ilmiah terdahulu. Beberapa penelitian terdahulu yang digunakan oleh peneliti adalah sebagai berikut:

1. Jurnal yang ditulis oleh Utomo Pujianto, Asa Luki Setiawan, Harits Ar Rosyid dan Ali M. Mohammad Salah pada tahun 2019 dengan judul "*Comparison of Naïve Bayes Algorithm and Decision Tree C4.5 for Hospital Readmission Diabetes Patients using HbA1c Measurement*". Tujuan dari penelitian

ini adalah untuk membandingkan kinerja dari algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* C4.5 dalam memprediksi penerimaan kembali pasien diabetes, terutama pasien yang telah menjalani pemeriksaan HbA1c. Penelitian ini juga membandingkan kinerja model klasifikasi yang dikombinasi dari metode *preprocessing* yaitu *Synthetic Minority Over-Sampling Technique* (SMOTE) dan fitur seleksi *Wrapper*. Metode C4.5 dikombinasikan dengan metode SMOTE dan *Wrapper* menghasilkan kinerja terbaik dalam mengklasifikasikan penerimaan kembali pasien diabetes dengan nilai akurasi 82,74 %, nilai presisi 87,1 % dan nilai *recall* 82,7 %. Persamaan dengan penelitian ini terletak pada algoritma yang digunakan yaitu Naïve Bayes dan *Decision Tree* C4.5, sedangkan perbedaannya terletak pada objek yang diteliti.

2. Jurnal yang ditulis oleh Siti Hartinah, Aat Sriati dan Cecep Eli Kosasih pada tahun 2019 dengan judul "Gambaran Tingkat Gejala Kecanduan Media Sosial pada Mahasiswa Keperawatan Universitas Padjadjaran". Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat gejala kecanduan media sosial pada mahasiswa Keperawatan. Jenis penelitian ini adalah penelitian deskriptif kuantitatif dengan jumlah sampel sebanyak 240 mahasiswa serta menggunakan metode *propotionate stratified random sampling*. Penelitian ini menggunakan kuesioner Intensitas Kecanduan Penggunaan Media Sosial yang dibuat oleh Pratiwi (2017) dan dianalisis dengan metode statistik deskriptif. Pada penelitian ini diperoleh hasil bahwa sebagian besar mahasiswa (72,1%) mengalami gejala kecanduan media

sosial sedang, sebagian kecil mahasiswa (16,2%) mengalami gejala kecanduan media sosial tinggi dan sebagian kecil mahasiswa (11,7%) mengalami gejala kecanduan media sosial rendah. Persamaan dengan penelitian ini adalah pada objek yang diteliti yaitu tingkat kecanduan media sosial pada mahasiswa, sedangkan perbedaannya terletak pada metode yang digunakan.

3. Jurnal yang ditulis oleh Sri Widaningsih pada tahun 2019 dengan judul “Perbandingan Metode Data Mining untuk Prediksi Nilai dan Waktu Kelulusan Mahasiswa Prodi Teknik Informatika dengan Algoritma C4.5, Naïve Bayes, KNN dan SVM”. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi tingkat kelulusan dan IPK standar menggunakan metode klasifikasi data mining. Metodologi penerapan data mining dalam penelitian ini menggunakan tahapan *Discovery Knowledge of Databases* (KDD) yang dimulai dari tahap *selecting*, *preprocessing*, *transformation*, data mining dan *evaluation/interpretation*. Variabel-variabel prediktor yang digunakan adalah jenis kelamin dan indeks prestasi dari semester 3-6. Perangkat lunak yang digunakan untuk mengolah data yaitu *software Rapid Miner*. Berdasarkan hasil penelitian, algoritma Naïve Bayes memperoleh nilai akurasi paling tinggi dalam memprediksi kelulusan mahasiswa yang tepat waktu dan  $IPK \geq 3$  dengan nilai akurasi (76,79%), *error* (23,17%) dan AUC (0,850). Persamaan dengan penelitian ini adalah sama-sama membandingkan algoritma data mining yaitu Naïve Bayes dan Decision Tree C4.5, sedangkan perbedaannya terletak pada objek yang diteliti.

4. Jurnal yang ditulis oleh Fattya Ariani dan Andi Taufik pada tahun 2020 dengan judul “Perbandingan Metode Klasifikasi Data Mining untuk Prediksi Tingkat Kepuasan Pelanggan Telkomsel Prabayar”. Algoritma data mining yang digunakan adalah *Support Vector Machine*, *Decision Tree*, Naïve Bayes dan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat akurasi tertinggi diantara beberapa metode tersebut. Penelitian dilakukan dengan menyebarkan kuesioner yang berjumlah 500 responden serta terdapat empat variabel yang dinilai yaitu harga, promosi, kualitas produk dan kualitas layanan. Berdasarkan hasil pengujian, nilai akurasi tertinggi diperoleh algoritma C4.5 dengan nilai 96,50%, sedangkan algoritma *Support Vector Machine*, Naïve Bayes dan Optimasi Naïve Bayes dengan pemilihan fitur *Particle Swarm Optimization* (PSO) memiliki akurasi lebih rendah yaitu 89,66%, 89,88% dan 95,85%. Persamaan dengan penelitian ini adalah sama-sama membandingkan algoritma klasifikasi data mining yaitu Naïve Bayes dan *Decision Tree* C4.5, sedangkan perbedaannya terletak pada objek yang diteliti.
5. Jurnal yang ditulis oleh Luqman Affandi, Agung Nugroho Pramudhita dan Mardiana Putri Sasmita pada tahun 2020 dengan judul "Sistem Pakar Klasifikasi Kecanduan *Gadget* Menggunakan Teori Arthurt T. Hovart dengan Metode *Naïve Bayes Classifier* untuk Anak Sekolah Dasar". Tujuan penelitian ini adalah untuk membantu mencegah tingkat kecanduan *gadget* terhadap anak secara dini, sehingga orang tua dapat mengontrol tingkat penggunaan *gadget* pada anak. Data yang digunakan dalam penelitian ini

adalah data kuesioner yang diperoleh dari 2 Sekolah Dasar di kota Malang yang telah dibagi menjadi data *training* dan *testing* untuk proses klasifikasi kecanduan. Algoritma yang digunakan adalah Naïve Bayes dan berhasil melakukan klasifikasi dengan akurasi kebenaran sebesar 86,67%. Persamaan dengan penelitian ini adalah pada algoritma yang digunakan yaitu algoritma Naïve Bayes, sedangkan perbedaannya terletak pada objek yang diteliti.

6. Jurnal yang ditulis oleh Budiman dan Zatin Niqotaini pada tahun 2021 dengan judul “Perbandingan Algoritma Klasifikasi Data Mining untuk Penelusuran Minat Calon Mahasiswa Baru”. Algoritma klasifikasi data mining yang digunakan adalah Naïve Bayes, *Decision Tree* dan *K-Nearest Neighbor*. Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis perbandingan terhadap algoritma klasifikasi data mining menggunakan *tools* WEKA. Penelitian ini menggunakan metode CRISP-DM. Data set yang digunakan sebanyak 5934 *record* dengan mode *test percentage split* yaitu 70% sebanyak 4154 sebagai data *training* dan 30% sebanyak 1780 sebagai data *testing*. Berdasarkan hasil pengujian, nilai akurasi tertinggi diperoleh algoritma *Decision Tree* dengan nilai 90,3%, sedangkan algoritma *K-Nearest Neighbor* dan Naïve Bayes memiliki akurasi lebih rendah yaitu 87,52% dan 87,24%. Perbandingan hasil pengujian AUROC *Decision Tree* memiliki nilai tertinggi 0,9654 sedangkan Naïve Bayes dan *K-Nearest Neighbor* sebesar 0,9461 dan 0,9343. Ketiga klasifikasi memiliki nilai AUC diatas 0,90 sehingga masuk ke dalam kategori *Excellent Classification*. Persamaan dengan penelitian ini adalah sama-sama membandingkan algoritma

klasifikasi data mining yaitu Naïve Bayes dan *Decision Tree*, sedangkan perbedaannya terletak pada objek yang diteliti.

7. Jurnal yang ditulis oleh Fabiano Milan Almufqi dan Apriade Voutama pada tahun 2023 dengan judul “Perbandingan Metode Data Mining untuk Memprediksi Prestasi Akademik Siswa”. Algoritma data mining yang digunakan adalah Naïve Bayes, *Decision Tree* dan *Random Forest*. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat akurasi tertinggi diantara algoritma tersebut. Metode pengumpulan data yang digunakan adalah kuesioner dan studi pustaka. Berdasarkan pengumpulan data diperoleh 102 *record* siswa yang mengisi kuesioner, isi dari kuesioner adalah dukungan orang tua, jarak rumah dari sekolah dan nilai ulangan. Pengujian pertama menggunakan algoritma Naïve Bayes memperoleh nilai akurasi 58.62%. Kedua menggunakan algoritma *Decision Tree* memperoleh nilai akurasi 65.52%. Ketiga menggunakan algoritma *Random Forest* memperoleh nilai akurasi 51.72%. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan aplikasi *Rapid Miner*, algoritma *Decision Tree* memperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 65.52%. Persamaan dengan penelitian ini adalah sama-sama membandingkan algoritma data mining yaitu Naïve Bayes dan *Decision Tree*, sedangkan perbedaannya terletak pada objek yang diteliti.
8. Jurnal yang ditulis oleh Sadimin dan Handoyo Widi Nugroho pada tahun 2023 dengan judul “Perbandingan Kinerja Algoritma Data Mining untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa”. Algoritma data mining yang digunakan adalah Naïve Bayes

dan *Decision Tree* C4.5. Tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan perbandingan terhadap algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* C4.5. Berdasarkan hasil pengujian, algoritma C4.5 mendapatkan nilai *accuracy* lebih tinggi dari Naïve Bayes. Kelayakan model yang didapatkan didukung oleh nilai *accuracy*, *precision*, *recall* serta AUC yang diperoleh kedua algoritma. Algoritma C4.5 memperoleh nilai *accuracy* 79,91%, *precision* 89,06% dan *recall* 81.38% serta nilai AUC 0.823, sedangkan algoritma Naïve Bayes memperoleh nilai *accuracy* 76,95%, *precision* 75.95% dan *recall* 98.38% serta nilai AUC 0.838. Persamaan dengan penelitian ini adalah sama-sama membandingkan algoritma data mining yaitu Naïve Bayes dan *Decision Tree* C4.5, sedangkan perbedaannya terletak pada objek yang diteliti.

## **BAB 3**

### **Metode Penelitian**

#### **3.1. Data**

##### **3.1.1. Sumber Data**

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data primer. Data primer adalah sumber data yang langsung memberikan data ke peneliti (Sugiyono, 2019). Peneliti mengumpulkan data primer langsung dari sumber pertama yaitu dari mahasiswa Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.

##### **3.1.2. Populasi dan Sampel Penelitian**

Populasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah mahasiswa Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang dan untuk sampelnya adalah mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020 sebanyak 121 data. Pengambilan sampel menggunakan teknik *purposive sampling* yaitu salah satu teknik pengambilan sampel dari populasi sesuai dengan kriteria sampel yang dibutuhkan. Pengambilan sampel dilakukan dengan memilih sampel yang memenuhi kriteria sebagai mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020.

##### **3.1.3. Objek dan Lokasi**

Objek yang digunakan dalam penelitian ini adalah klasifikasi tingkat kecanduan penggunaan media sosial pada mahasiswa

yang lokasinya berada di Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.

### **3.1.4. Teknik Pengumpulan Data**

Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini menggunakan kuesioner, dengan referensi kuesioner dari jurnal "Sistem Pakar Klasifikasi Kecanduan *Gadget* Menggunakan Teori Arthurt T. Hovart dengan Metode *Naïve Bayes Classifier* untuk Anak Sekolah Dasar" yang dibuat oleh Affandi dkk., (2020).

### **3.1.5. Atribut Penelitian**

Atribut yang digunakan dalam penelitian ini adalah tingkat kecanduan, usia, jenis kelamin, durasi penggunaan dan jenis media sosial. Atribut dalam penelitian ini menggunakan referensi dari jurnal Hartinah dkk., (2019).

1. Tingkat Kecanduan ( $Y$ ): Atribut ini menyatakan tingkat kecanduan mahasiswa yang dikategorikan menjadi ringan, sedang dan berat.
2. Usia ( $X_1$ ): Usia mahasiswa.
3. Jenis Kelamin ( $X_2$ ): Jenis kelamin mahasiswa.
4. Durasi Penggunaan ( $X_3$ ): Atribut ini menyatakan berapa lama waktu yang dihabiskan oleh mahasiswa dalam menggunakan media sosial setiap harinya.
5. Jenis Media Sosial ( $X_4$ ): Atribut ini menyatakan jenis media sosial apa yang paling sering digunakan oleh mahasiswa dengan durasi waktu paling banyak.

## 3.2. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* C4.5 berbantuan *software Rapid Miner* dan *Microsoft Excel*.

### 3.2.1. Tahapan Analisis Data

Tahapan-tahapan analisis data yang dilakukan oleh peneliti yaitu:

#### 1. Pengumpulan data

Proses pengumpulan data dari kuesioner yang dibagikan kepada mahasiswa Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang tahun angkatan 2020, 2021 dan 2022.

#### 2. Pembersihan data

Proses pembersihan data dari *noise* yang ditemukan berupa *missing value*, *inkonsisten* data dan *redundant* data. Pada penelitian ini, data dari mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020 akan dibersihkan dari *noise* yang ditemukan menggunakan *software Rapid Miner*.

#### 3. Seleksi data

Seleksi data adalah proses pemilihan atribut yang digunakan dan menghilangkan atribut yang tidak digunakan dalam penelitian. Setelah pengumpulan data dari kuesioner, diperoleh beberapa atribut. Pada penelitian ini memilih atribut usia, jenis kelamin, durasi penggunaan dan jenis media sosial untuk digunakan dalam penelitian.

#### 4. Transformasi data

Transformasi data adalah proses perubahan data ke format data yang siap untuk digunakan. Pada penelitian ini, data dari mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020 akan diidentifikasi tipe datanya, jika terdapat data yang berbentuk non kategorik (numerik) akan dirubah ke bentuk kategorik.

Tabel 3.1. Tabel Atribut yang Digunakan

No	Atribut	Tipe Data	Kategori
1.	Tingkat Kecanduan	Kategorik	Ringan Sedang Berat
2.	Usia	Numerik	$\leq 21$ $> 21$
3.	Jenis Kelamin	Kategorik	Laki-Laki Perempuan
4.	Durasi Penggunaan	Kategorik	Kurang dari 3 jam 3 jam s.d. 6 jam Lebih dari 6 jam
5.	Jenis Media Sosial	Kategorik	<i>WhatsApp</i> <i>YouTube</i> <i>Facebook</i> <i>Instagram</i> <i>TikTok</i>

#### 5. Proses data mining (Implementasi Algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* C4.5)

Sebelum proses data mining, data *training* dan *testing* ditentukan terlebih dahulu. Pembagian data *training* dan *testing* pada penelitian ini menggunakan menu *split data*

pada *software Rapid Miner* dengan perbandingan 80% : 20%.

(a) Implementasi Algoritma Naïve Bayes

Langkah-langkah implementasi algoritma Naïve Bayes adalah sebagai berikut :

- i. Menyiapkan data *training*.
- ii. Menghitung probabilitas *prior*  $P(C_i)$  masing-masing kelas menggunakan persamaan (2.3), dimana  $P(C_i)$  = jumlah data di kelas  $C_i$  dibagi jumlah keseluruhan data.
- iii. Menghitung probabilitas posterior  $P(X|C_i)$  dari masing-masing atribut dan kelasnya.
- iv. Menentukan kelas pada data *testing*. Probabilitas bahwa *tuple*  $X$  berada di kelas  $C_i$  yaitu dengan memaksimalkan  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$ . Menghitung probabilitas  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$  untuk setiap kelas  $C_i$ ,

$$\begin{aligned}
 P(X|C_i) \cdot P(C_i) &= \left[ \prod_{k=1}^n P(x_k|C_i) \right] \times P(C_i) \\
 &= [P(x_1|C_i) \times \dots \times P(x_n|C_i)] \times P(C_i)
 \end{aligned}
 \tag{3.1}$$

$$P(X|C_i)P(C_i) > P(X|C_j)P(C_j) \text{ untuk } 1 \leq j \leq m, j \neq i$$

(b) Implementasi Algoritma *Decision Tree* C4.5

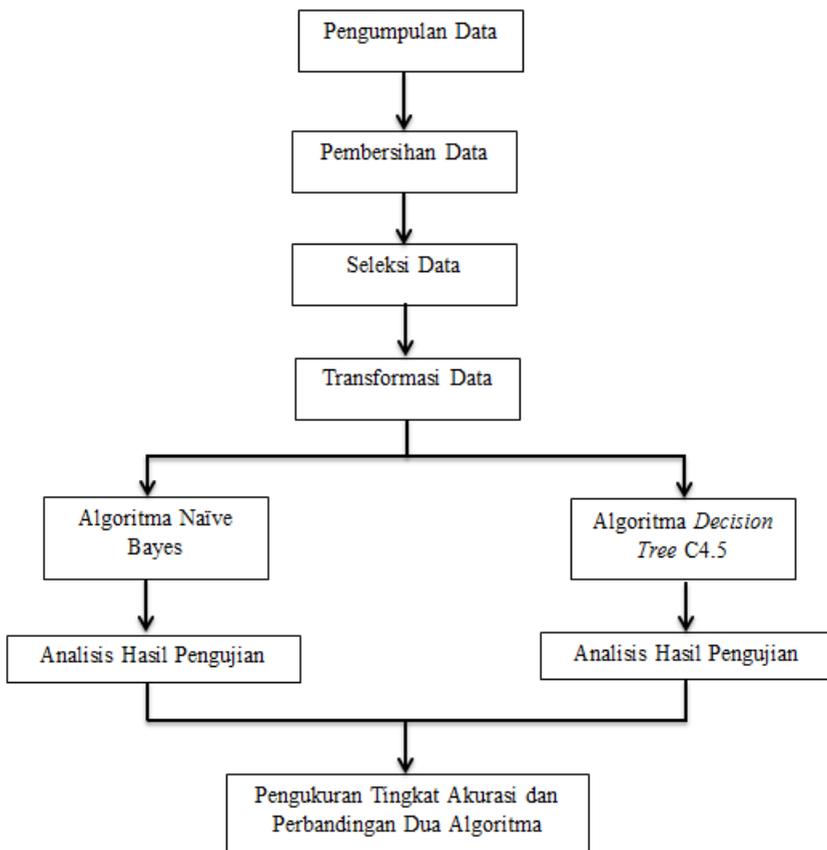
Langkah-langkah implementasi algoritma *Decision Tree* C4.5 adalah sebagai berikut :

- i. Menyiapkan data *training*.
- ii. Menentukan node akar (*root*) dari pohon. Pertama menghitung nilai *entropy* total seluruh data berdasarkan kelasnya menggunakan persamaan (2.9).
- iii. Menghitung nilai *entropy* dari masing-masing atribut dan kelasnya menggunakan persamaan (2.9).
- iv. Menghitung nilai *gain* dari masing-masing atribut menggunakan persamaan (2.12). Atribut dengan nilai *gain* tertinggi akan menjadi node akar (*root*) ke-1.
- v. Mengulangi langkah kedua untuk masing-masing cabang sampai setiap kelas pada cabang memiliki kelasnya sendiri.
- vi. Setelah pohon keputusan terbentuk, aturan yang berlaku di data *training* diujikan ke data *testing*.

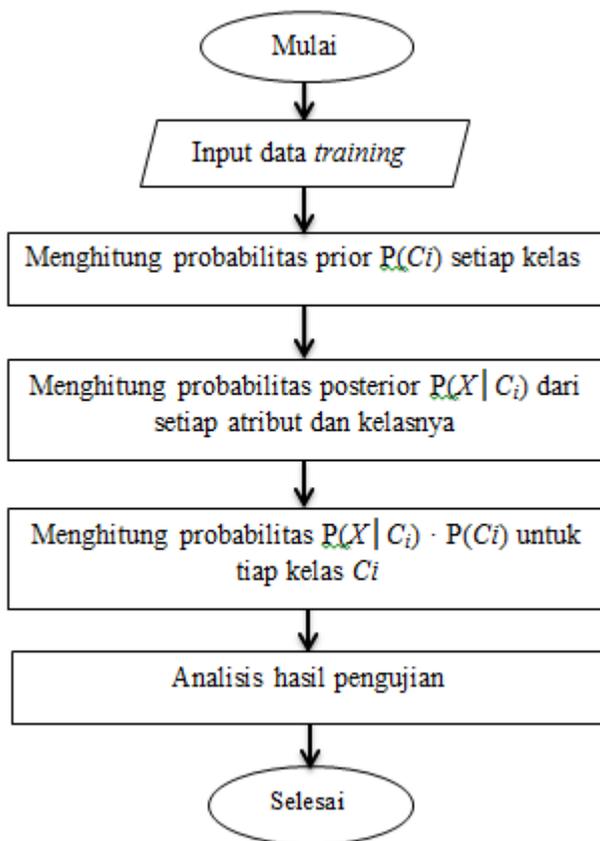
## 6. Pengukuran tingkat akurasi

Setelah dilakukan analisis data menggunakan algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* C4.5 berbantuan *software Rapid Miner*, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi perbandingan antara dua algoritma tersebut menggunakan data *testing* dengan *Confusion Matrix*, yaitu menggunakan rumus *accuracy*, *precision* dan *recall* pada Persamaan (2.13), (2.14) dan (2.15).

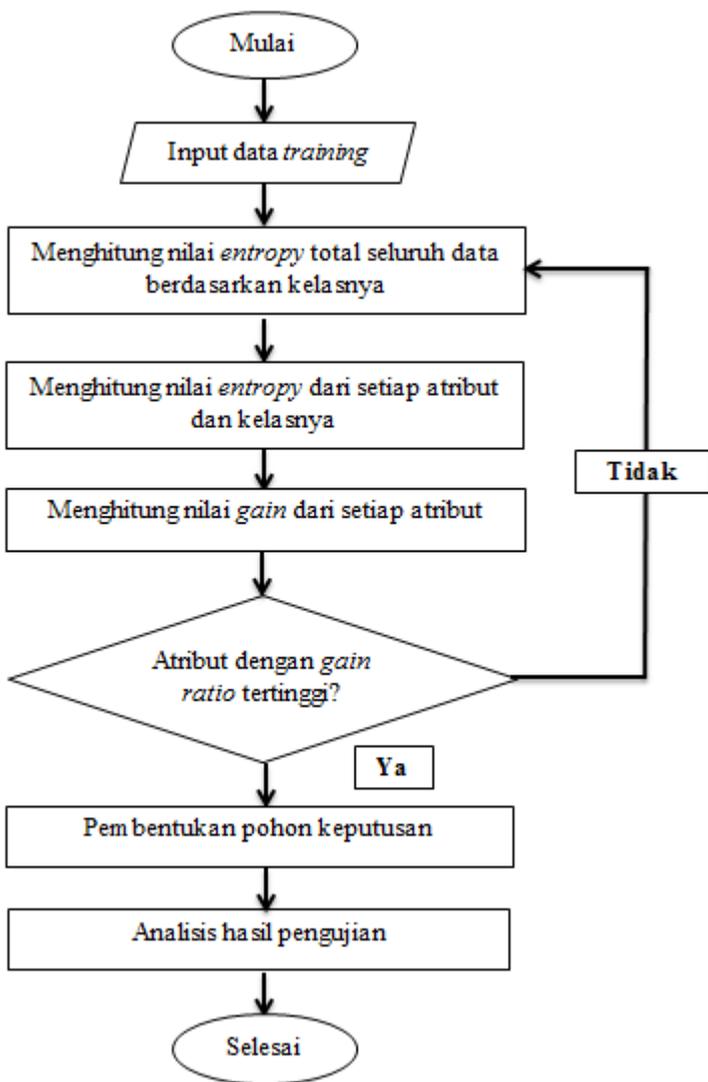
Tahapan analisis data menggunakan algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* C4.5 ditunjukkan oleh *flowchart* dibawah ini:



Gambar 3.1. Tahapan Analisis Data



Gambar 3.2. Algoritma Naïve Bayes

Gambar 3.3. Algoritma *Decision Tree*

## BAB 4

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1. Pengumpulan Data

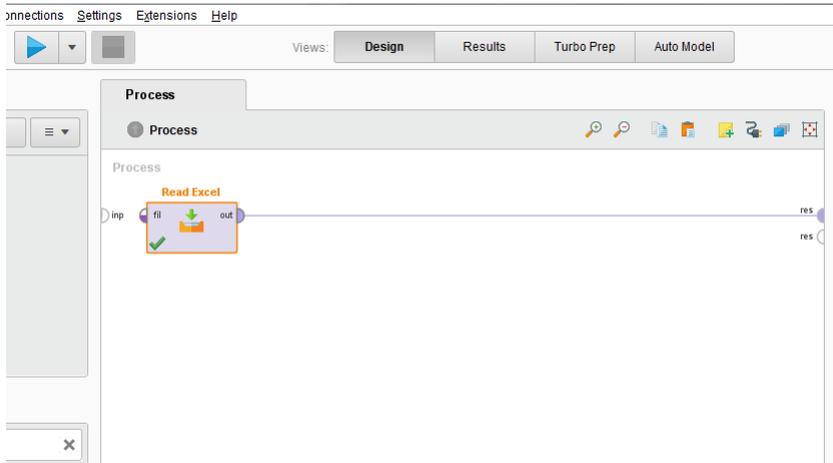
Data dikumpulkan dari kuesioner yang dibagikan kepada mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020, 2021 dan 2022. Dikarenakan keterbatasan waktu dalam pengumpulan data penelitian dan juga keterbatasan responden dari angkatan 2021 dan 2022, sehingga data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data dari mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020 sebanyak 121 data, dengan rincian sebagai berikut

Tabel 4.1. Tabel Rincian Data Responden

Angkatan	Program Studi	Jumlah
2020	Matematika	49
	Pendidikan Matematika	72
Jumlah		121

#### 4.2. Pembersihan Data

Pembersihan data adalah proses membersihkan data dari *noise* yang ditemukan berupa nilai yang hilang (*missing value*), data yang tidak konsisten (*inkonsisten data*) dan data yang terduplikat (*redundant data*). Proses pembersihan data dalam penelitian ini menggunakan *software Rapid Miner*, dengan jumlah data sebanyak 121 data.



Gambar 4.1. Proses Pembersihan Data Menggunakan Rapid Miner

Open in Turbo Prep Auto Model Filter (121 / 121 examples): all

Row No.	NAMA	TINGKAT KECANDUAN	USIA	JENIS KELAMIN	DURASI PENGGUNAAN	JENIS MEDSOS
1	Izzatul Yazidah	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
2	Fara Khususna Sifati	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
3	Emawati	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
4	Fitra Kamilia	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
5	LINDA EKA YULIA...	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
6	Baskoro Cahyani...	Sedang	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
7	Sari Maharani	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
8	Nugroho Dwi Sap...	Sedang	≤21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	YouTube
9	Della Agustina	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
10	AZZAH FAIRUZIA	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
11	JIHANI NABILA WA...	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Instagram
12	CHICHA AMALIA...	Sedang	≤21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	WhatsApp
13	AS SYAVIRA NOO...	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
14	RINDI SAPUTRI	Sedang	>21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	Instagram
15	LAELA ZAKYYATU...	Sedang	>21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	WhatsApp

ExampleSet (121 examples, 2 special attributes, 4 regular attributes)

Open in  Turbo Prep  Auto Model Filter (121 / 121 examples):

Row No.	NAMA	TINGKAT KECANDUAN	USIA	JENIS KELAMIN	DURASI PENGGUNAAN	JENIS MEDSOS
107	IKHSAN AGUNG ...	Berat	≤21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	YouTube
108	INAYATUL MAULI...	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
109	KHOIRUN NISA A...	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
110	KURNIA ANANTA ...	Sedang	>21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	Instagram
111	M. ARYA SAHULA	Sedang	≤21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	TikTok
112	MAHYA ALIYA	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
113	Nur Lailatus Solm...	Sedang	>21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
114	PUTRI SYIFANI	Sedang	>21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
115	RAHMA AMALIA	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
116	RISA USWAH ISTI...	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
117	RIZQITA PRAMA A...	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
118	ZULFA ANGGRAE...	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
119	FADLILATUL MAR...	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
120	MUCHAMAD ARS...	Berat	≤21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	YouTube
121	ZAHRA DWITA AR...	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok

ExampleSet (121 examples, 2 special attributes, 4 regular attributes)

Gambar 4.2. Hasil dari Proses Pembersihan Data

Setelah dilakukan proses pembersihan data menggunakan *software Rapid Miner* seperti pada Gambar (4.1), tidak ditemukan adanya *noise* berupa *missing value*, *inkonsisten* data dan *redundant* data. Terlihat pada Gambar (4.2), tidak ditemukan data yang kosong, jadi dapat disimpulkan tidak terdapat *missing value*. Selanjutnya, kata yang digunakan pada seluruh data sudah konsisten, sebagai contoh kata *YouTube* pada atribut Jenis Media Sosial konsisten menggunakan kata *YouTube*, tidak ada yang menggunakan kata *Yt* atau *Yutub*, jadi dapat disimpulkan tidak terdapat *inkonsisten* data. Terakhir, tidak ditemukan data yang terduplikat, jadi dapat disimpulkan tidak terdapat *redundant* data.

### 4.3. Seleksi Data

Seleksi data adalah proses memilih atribut yang digunakan dalam penelitian dan menghilangkan atribut yang tidak digunakan dalam penelitian. Atribut tingkat kecanduan ditentukan dari pernyataan-pernyataan pada kuesioner seperti yang tersaji pada Tabel (4.3), kemudian diukur menggunakan skala likert. Skala likert adalah alat untuk mengukur sikap, keyakinan dan persepsi individu atau kelompok terhadap fenomena sosial (Sugiyono, 2019). Di bawah ini merupakan tabel pemberian skor untuk jawaban kuesioner,

Tabel 4.2. Tabel Pemberian Skor Jawaban Kuesioner

No	Jawaban	Kode	Skor
1.	Sangat Setuju	SS	4
2.	Setuju	S	3
3.	Tidak Setuju	TS	2
4.	Sangat Tidak Setuju	STS	1

Tabel 4.3. Tabel Daftar Pernyataan pada Kuesioner

No	Pernyataan
1.	Anda menggunakan media sosial seperlunya.
2.	Anda mampu mengontrol penggunaan media sosial.
3.	Anda tidak mampu mengontrol penggunaan media sosial.
4.	Anda berusaha mengurangi penggunaan media sosial tetapi tidak bisa.
5.	Anda merasa tenang jika tidak menggunakan media sosial.
6.	Anda merasa tidak tenang jika tidak menggunakan media sosial.
7.	Anda merasa bosan ketika tidak menggunakan media sosial.
8.	Anda menghabiskan banyak waktu ketika menggunakan media sosial.
9.	Anda tahu bahwa menggunakan media sosial terlalu lama tidak baik, tetapi tetap dilakukan.
10.	Anda menjadi lupa waktu ketika keasyikan menggunakan media sosial.
11.	Anda sering melupakan seseorang yang ada di dekat Anda saat sedang menggunakan media sosial.
12.	Anda lebih memilih kesenangan yang didapat dari menggunakan media sosial daripada berelasi dengan keluarga.
13.	Anda sering merasa kesal jika ada seseorang yang mengganggu Anda saat sedang menggunakan media sosial.
14.	Anda lebih memilih menjalin komunikasi dengan orang di sekitar Anda daripada menggunakan media sosial.
15.	Anda tidak peduli dengan lingkungan sekitar ketika sedang menggunakan media sosial.

No	Pernyataan
16.	Anda tidak merespon orang lain ketika sedang menggunakan media sosial.
17.	Anda menjadi susah diajak berkomunikasi ketika sedang asyik menggunakan media sosial.
18.	Anda menjadi susah makan atau malas makan ketika sedang asyik menggunakan media sosial.
19.	Anda sering melewatkan tidur untuk menggunakan media sosial.
20.	Anda sering menggunakan media sosial secara sembunyi-sembunyi saat perkuliahan.
21.	Anda mengabaikan pekerjaan atau tugas Anda karena lebih memilih menggunakan media sosial.
22.	Anda selalu mengutamakan pekerjaan atau tugas Anda daripada menggunakan media sosial.
23.	Nilai tugas dan akademik Anda mengalami penurunan akibat menggunakan media sosial secara berlebihan.
24.	Anda menggunakan media sosial untuk memperoleh kesenangan.
25.	Anda merasa puas ketika dapat menyampaikan perasaan yang sedang Anda rasakan di media sosial.
26.	Anda tidak suka mengungkapkan perasaan yang sedang Anda rasakan di media sosial.
27.	Ketika ada masalah, Anda menggunakan media sosial untuk melupakan masalah Anda.
28.	Anda akan bercerita ke teman atau keluarga ketika ada masalah daripada bercerita di media sosial.
29.	Anda tidak dapat fokus ketika mendapatkan notifikasi dari media sosial.
30.	Anda sering berkata kasar ketika berinteraksi di media sosial.

Gambar (4.3) di bawah ini merupakan data awal yang diperoleh, yaitu data yang berasal dari jawaban *Google Formulir* yang telah dibagikan kepada mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020, 2021 dan 2022. Berdasarkan Gambar (4.3), diperoleh informasi bahwa dari 6 atribut terdapat 4 atribut yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu usia, jenis kelamin, durasi penggunaan dan jenis media sosial. Untuk hasil dari keseluruhan jawaban akan terlampir di lampiran.

Selanjutnya, Gambar (4.4) di bawah ini merupakan data yang digunakan, yaitu 121 data yang berasal dari mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020. Berdasarkan Gambar (4.4), diperoleh informasi bahwa terdapat 5 atribut yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu tingkat kecanduan, usia, jenis kelamin, durasi penggunaan dan jenis media sosial. Untuk keseluruhan data yang digunakan akan terlampir di lampiran.

No	Timestamp	Email Address	Nama Lengkap	Usia	Jenis Kelamin	Program Studi	Angkatan	Berapa lama waktu	Jenis media	1. Anda m
1	15/01/2024 12:10:01	fihrahkamilia@gmail.com	Fihra Kamilla	22	Perempuan	Matematika	2020	lebih dari 6 jam	TikTok	TS
2	15/01/2024 12:28:34	lindaekak3558@gmail.com	Linda Eka Yuliana	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S
3	15/01/2024 11:38:03	sekaar2@gmail.com	ajeng sekar	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	S
4	15/01/2024 12:39:57	zulfauilist@gmail.com	Zulfa Aulia	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	S
5	15/01/2024 12:44:01	zulfahidayatun@gmail.com	Zulfa Hidayatun Ni'mah	20	Perempuan	Matematika	2020	lebih dari 6 jam	TikTok	TS
6	15/01/2024 11:51:20	maulianaprasetya41533@gmail.com	Mauliana Prasetya	23	Laki-Laki	Matematika	2020	lebih dari 6 jam	WhatsApp	SS
7	15/01/2024 12:52:07	atikadewiardiyaniti@gmail.com	Atika Dewi Ardiyanti	22	Perempuan	Matematika	2020	lebih dari 6 jam	WhatsApp	S
8	15/01/2024 13:02:06	baskoro_cahyaningrat_2@gmail.com	Baskoro Cahyaningrat	22	Laki-Laki	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S
9	15/01/2024 13:17:10	ew310302@gmail.com	Ernawati	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S
10	15/01/2024 13:18:51	abidinmuhammad487@gmail.com	Muhammad Zainal Abidin	22	Laki-Laki	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	TS
11	15/01/2024 13:19:25	lalafadhil20@gmail.com	Laela Zakyyatul Fadhliah	23	Perempuan	Matematika	2020	Kurang dari 3 jam	WhatsApp	S
12	15/01/2024 13:47:45	marcela_andarista_maharcela@gmail.com	marcela	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	SS
13	15/01/2024 15:01:44	rindisaputri5@gmail.com	Rindi Saputri	23	Perempuan	Matematika	2020	Kurang dari 3 jam	Instagram	SS
14	15/01/2024 16:50:59	muhammadcahyo31@gmail.com	Muhammad Cahyo Nugroho	22	Laki-Laki	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	SS
15	15/01/2024 18:14:23	ilhanabliawafa@gmail.com	ilhan nablia	22	Perempuan	Matematika	2020	lebih dari 6 jam	Instagram	TS
16	15/01/2024 20:38:49	bhatallia178@gmail.com	Sari Maharani	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S
17	16/01/2024 9:00:23	sucindinda74@gmail.com	Dinda Suci	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S
18	16/01/2024 9:36:27	silviana.isdiantiti@gmail.com	Silvi	21	Perempuan	Matematika	2020	Kurang dari 3 jam	WhatsApp	SS
19	16/01/2024 9:49:33	izzatuly998@gmail.com	Izzatuli Yazidah	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	S
20	16/01/2024 9:56:39	mhasna177@gmail.com	Naura Hasna	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	SS
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
152	26/01/2024 19:46:25	lathifatus_syifa_20080056@gmail.com	Lathifatus Syifa'	21	Perempuan	Pendidikan MIPA	2020	lebih dari 6 jam	TikTok	TS
153	26/01/2024 20:07:01	vina_ramandhani_200801@gmail.com	Vina Ramandhani	21	Perempuan	Pendidikan Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	TS
154	26/01/2024 20:10:26	nugroho_dwi_saputro_2@gmail.com	Nugroho Dwi Saputro	21	Laki-Laki	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	YouTube	TS

Gambar 4.3. Data Awal

NO	NAMA	TINGKAT KECANDUAN	USIA	JENIS KELAMIN	DURASI PENGGUNAAN	JENIS MEDSOS
1	Izzatul Yazidah	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
2	Fara Khusna Sifati	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
3	Enawati	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
4	Fithra Kamilla	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TIKTok
5	LINDA EKA YULIANA	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TIKTok
6	Baskoro Cahyaningrat	Sedang	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
7	Sari Maharani	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TIKTok
8	Nugroho Dwi Saputro	Sedang	≤21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	Youtube
9	Della Agustina	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TIKTok
10	AZZAH FARUZIA	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
11	JIHAN NABILA WAFAT`	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Instagram
12	CHICHA AMALIA PUTRI	Sedang	≤21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	WhatsApp
13	AS SYAVIRA NOOR RAHMA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TIKTok
14	RINDI SAPUTRI	Sedang	>21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	Instagram
15	LAELIA ZAKYYATUL FADHILAH	Sedang	>21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	WhatsApp
16	MAULUDA LUTEYANTI	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TIKTok
17	RIZANATUL MUKHAROMAH	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TIKTok
18	FINDA NURIYATUL HUSNA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TIKTok
19	MUHAMMAD CAHYO NUGROHO	Sedang	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
20	SHONIA ADI NUGRAHA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TIKTok
...	...	...	...	...	...	...
119	FADLIATUL MAR ATUS SHOIHAN	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
120	MUGHAMMAD ARSAD SIDDIQ	Berat	≤21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	Youtube
121	ZAHRA DWITA ARIELLA MAHARANI	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TIKTok

Gambar 4.4. Data yang Digunakan

Langkah selanjutnya adalah membagi 121 data yang digunakan ke dalam data *training* dan *testing*. Pembagian data *training* dan *testing* dalam penelitian ini menggunakan menu *split data* pada *software Rapid Miner* dengan perbandingan 80% : 20%, yaitu 80% sebanyak 97 sebagai data *training* dan 20% sebanyak 24 sebagai data *testing*. Gambar (4.5) dan (4.6) di bawah ini adalah pembagian data *training* dan *testing*.

NO	NAMA	TINGKAT KECANDUAN	USIA	JENIS KELAMIN	DURASI PENGGUNAAN	JENIS MEDSOS
1	Izzatul Yazidah	Sedang	≤ 21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
2	Fara Khusna Sifati	Sedang	≤ 21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
3	Ernawati	Sedang	≤ 21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
4	Fitra Kamilia	Berat	> 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
5	LINDA EKA YULIANA	Sedang	≤ 21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
6	Baskoro Cahyaningrat	Sedang	> 21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
7	Sari Maharani	Sedang	≤ 21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
8	Della Agustina	Berat	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
9	AZZAH FAIRUZIA	Sedang	≤ 21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
10	JIHAN NABILA WAFA`	Berat	> 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Instagram
11	CHICHA AMALIA PUTRI	Sedang	≤ 21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	WhatsApp
12	AS SYAVIRA NOOR RAHMA	Berat	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
13	RINDI SAPUTRI	Sedang	> 21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	Instagram
14	LAELA ZAKYYATUL FADHILAH	Sedang	> 21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	WhatsApp
15	MAULIDA LUTFIYANTI	Berat	> 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
16	RIZANATUL MUKHAROMAH	Berat	> 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
17	FIRDA NURIYATUL HUSNA	Berat	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
18	MUHAMAD CAHYO NUGROHO	Sedang	> 21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
19	SHONIA ADI NUGRAHA	Berat	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
20	MUHAMMAD ZAINAL ABIDIN	Sedang	> 21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
...	...	...	...	...	...	...
95	FADLILATUL MAR'ATUS SHOLIHAH	Sedang	≤ 21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
96	MUCHAMAD ARSAD SIDDIQ	Berat	≤ 21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	YouTube
97	ZAHRA DWITA ARIELLA MAHARANI	Berat	> 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok

Gambar 4.5. Data Training

NO	NAMA	TINGKAT KECANDUAN	USIA	JENIS KELAMIN	DURASI PENGGUNAAN	JENIS MEDSOS
1	Nugroho Dwi Saputro	Sedang	≤ 21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	YouTube
2	AJENG OXA NISA	Berat	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
3	RAHMAT BAGUS PANGESTU	Berat	> 21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	YouTube
4	SARI PUJI PRIHATINI	Sedang	> 21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
5	SILVIANA LISDIYANTI	Sedang	≤ 21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	WhatsApp
6	SINTIA AYU LESTARI	Berat	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
7	TRI ARUMI NINGTYAS	Berat	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
8	ZULFA HIDAYATUN NI'MAH	Berat	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
9	NUR FU'ADAH	Sedang	≤ 21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
10	Said Ahmad Ifan Fanani	Berat	> 21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	YouTube
11	Mya Putri Wulandari	Berat	> 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
12	Noviatul Fahiroh	Sedang	> 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Facebook
13	Fajriana Faifa Sufa	Berat	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
14	NUR AZIZAH ARIF	Berat	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
15	NUR LAILATUS SA'ADAH	Berat	> 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Instagram
16	NAILI SYIFA 'UL AF'IDAH	Sedang	≤ 21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
17	M HISYAM NAWAWI	Sedang	> 21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	YouTube
18	INDIRA PUSPARANI HARDIANTI	Berat	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
19	NADILA NUR ANISA	Sedang	≤ 21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
20	ALABRETTA ZILEIHA EVELYNA ARDYANI	Berat	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
21	AHMAD SALIM	Sedang	> 21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
22	ARFIDA NIKMATUNNISA	Sedang	≤ 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
23	PUTRI SYIFANI	Sedang	> 21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
24	RAHMA AMALIA	Berat	> 21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp

Gambar 4.6. Data *Testing*

#### 4.4. Transformasi Data

Transformasi data adalah proses merubah data ke format data yang siap untuk digunakan. Data yang diperoleh kemudian diidentifikasi jenis atribut dan rentang nilainya agar memudahkan proses mining selanjutnya.

##### 1. Atribut Tingkat Kecanduan

Interpretasi atribut tingkat kecanduan dari data *training* tersaji pada tabel di bawah ini.

Tabel 4.4. Tabel untuk Atribut Tingkat Kecanduan

1.	Ringan	0
2.	Sedang	45
3.	Berat	52
Jumlah		97

Berdasarkan Tabel (4.4), diperoleh informasi bahwa 0 mahasiswa dalam tingkat kecanduan ringan, 45 mahasiswa dalam tingkat kecanduan sedang dan 52 mahasiswa dalam tingkat kecanduan berat.

## 2. Atribut Usia

Pada atribut usia data berbentuk non kategorik (numerik), maka akan dirubah ke dalam bentuk kategorik.

Tabel 4.5. Tabel Kategori Atribut Usia

Usia	Kategori
$\leq 21$ tahun	1
$> 21$ tahun	2

Hasil analisis deskriptif atribut usia dengan *Cross Tabulation* adalah sebagai berikut:

Tabel 4.6. Tabel Silang Atribut Usia terhadap Tingkat Kecanduan

Tingkat Kecanduan	Usia		Jumlah
	1	2	
Ringan	0	0	0
Sedang	27	18	45
Berat	30	22	52
Jumlah	57	40	97

Berdasarkan Tabel (4.6), diperoleh informasi bahwa 27 mahasiswa berusia  $\leq 21$  tahun dalam tingkat kecanduan sedang, 18 mahasiswa berusia  $> 21$  tahun dalam tingkat kecanduan sedang, 30 mahasiswa berusia  $\leq 21$  tahun dalam tingkat kecanduan berat dan 22 mahasiswa berusia  $> 21$  tahun dalam tingkat kecanduan berat.

### 3. Atribut Jenis Kelamin

Hasil analisis deskriptif atribut jenis kelamin dengan *Cross Tabulation* adalah sebagai berikut:

Tabel 4.7. Tabel Silang Atribut Jenis Kelamin terhadap Tingkat Kecanduan

Tingkat Kecanduan	Jenis Kelamin		Jumlah
	Laki-Laki	Perempuan	
Ringan	0	0	0
Sedang	11	34	45
Berat	7	45	52
Jumlah	18	79	97

Berdasarkan Tabel (4.7), diperoleh informasi bahwa 11 mahasiswa berjenis kelamin laki-laki dalam tingkat kecanduan sedang, 34 mahasiswa berjenis kelamin perempuan dalam tingkat kecanduan sedang, 7 mahasiswa berjenis kelamin laki-laki dalam tingkat kecanduan berat dan 45 mahasiswa berjenis kelamin perempuan dalam tingkat kecanduan berat.

### 4. Atribut Durasi Penggunaan

Hasil analisis deskriptif atribut durasi penggunaan dengan *Cross Tabulation* adalah sebagai berikut:

Tabel 4.8. Tabel Silang Atribut Durasi Penggunaan terhadap Tingkat Kecanduan

Tingkat Kecanduan	Durasi Penggunaan			Jumlah
	< 3 jam	3-6 jam	> 6 jam	
Ringan	0	0	0	0
Sedang	4	31	10	45
Berat	0	4	48	52
Jumlah	4	35	58	97

Berdasarkan Tabel (4.8), diperoleh informasi bahwa 4 mahasiswa menggunakan media sosial kurang dari 3 jam per hari dalam tingkat kecanduan sedang, 31 mahasiswa menggunakan media sosial 3 jam s.d. 6 jam per hari dalam tingkat kecanduan sedang, 10 mahasiswa menggunakan media sosial lebih dari 6 jam per hari dalam tingkat kecanduan sedang, 0 mahasiswa menggunakan media sosial kurang dari 3 jam per hari dalam tingkat kecanduan berat, 4 mahasiswa menggunakan media sosial 3 jam s.d. 6 jam per hari dalam tingkat kecanduan berat dan 48 mahasiswa menggunakan media sosial lebih dari 6 jam per hari dalam tingkat kecanduan berat.

##### 5. Atribut Jenis Media Sosial

Hasil analisis deskriptif atribut jenis media sosial dengan *Cross Tabulation* adalah sebagai berikut:

Tabel 4.9. Tabel Silang Atribut Jenis Media Sosial terhadap Tingkat Kecanduan

Tingkat Kecanduan	Jenis Media Sosial					Jumlah
	WA	Yt	Fb	Ig	TT	
Ringan	0	0	0	0	0	0
Sedang	16	3	1	16	9	45
Berat	7	6	0	3	36	52
Jumlah	23	9	1	19	45	97

Berdasarkan Tabel (4.9), diperoleh informasi bahwa 16 mahasiswa menggunakan media sosial *WhatsApp* dalam tingkat kecanduan sedang, 3 mahasiswa menggunakan media sosial *YouTube* dalam tingkat kecanduan sedang, 1 mahasiswa menggunakan media sosial *Facebook* dalam tingkat kecanduan sedang, 16 mahasiswa menggunakan media sosial *Instagram* dalam tingkat kecanduan sedang, 9 mahasiswa menggunakan media sosial *TikTok* dalam tingkat kecanduan sedang, 7 mahasiswa menggunakan media sosial *WhatsApp* dalam tingkat kecanduan berat, 6 mahasiswa menggunakan media sosial *YouTube* dalam tingkat kecanduan berat, 0 mahasiswa menggunakan media sosial *Facebook* dalam tingkat kecanduan berat, 3 mahasiswa menggunakan media sosial *Instagram* dalam tingkat kecanduan berat dan 36 mahasiswa menggunakan media sosial *TikTok* dalam tingkat kecanduan berat.

#### 4.5. Proses Data Mining

Sebelum proses data mining, data *training* dan *testing* ditentukan terlebih dahulu. Pembagian data *training* dan *testing*

dapat dilihat pada Gambar (4.5) dan (4.6).

#### 4.5.1. Implementasi Algoritma Naïve Bayes

Langkah-langkah perhitungan implementasi Algoritma Naïve Bayes adalah sebagai berikut:

1. Menyiapkan data *training*.

Data *training* yang digunakan seperti yang tersaji pada Gambar (4.5).

2. Menghitung probabilitas prior  $P(C_i)$  masing-masing kelas.

Probabilitas prior diperoleh dari hasil pembagian jumlah data setiap kelas dengan jumlah keseluruhan data. Prediksi pola tingkat kecanduan mahasiswa dikategorikan menjadi tiga yaitu "Ringan", "Sedang" dan "Berat". Berdasarkan Tabel (4.4), nilai probabilitas dari masing-masing kelas adalah

$$P(\text{Ringan}) = \frac{0}{97} = 0$$

$$P(\text{Sedang}) = \frac{45}{97} = 0,46391752577$$

$$P(\text{Berat}) = \frac{52}{97} = 0,53608247423$$

3. Menghitung probabilitas posterior  $P(X|C_i)$  dari masing-masing atribut dan kelasnya.

- (a) Atribut Usia

Berdasarkan Tabel (4.6), nilai probabilitas posterior dari masing-masing kelas berdasarkan atribut usia adalah

$$P(U=1|class=\text{Ringan}) = 0$$

$$P(U=2|class=\text{Ringan}) = 0$$

$$P(U=1|class=Sedang) = \frac{27}{45} = 0,6$$

$$P(U=2|class=Sedang) = \frac{18}{45} = 0,4$$

$$P(U=1|class=Berat) = \frac{30}{52} = 0,57692307692$$

$$P(U=2|class=Berat) = \frac{22}{52} = 0,42307692308$$

(b) Atribut Jenis Kelamin

Berdasarkan Tabel (4.7), nilai probabilitas posterior dari masing-masing kelas berdasarkan atribut jenis kelamin adalah

$$P(JK=L|class=Ringan) = 0$$

$$P(JK=P|class=Ringan) = 0$$

$$P(JK=L|class=Sedang) = \frac{11}{45} = 0,24444444444$$

$$P(JK=P|class=Sedang) = \frac{34}{45} = 0,75555555555$$

$$P(JK=L|class=Berat) = \frac{7}{52} = 0,13461538462$$

$$P(JK=P|class=Berat) = \frac{45}{52} = 0,86538461538$$

(c) Atribut Durasi Penggunaan

Berdasarkan Tabel (4.8), nilai probabilitas posterior dari masing-masing kelas berdasarkan atribut durasi penggunaan adalah

$$P(DP=<3 \text{ jam}|class=Ringan) = 0$$

$$P(DP=3-6 \text{ jam}|class=Ringan) = 0$$

$$P(DP=>6 \text{ jam}|class=Ringan) = 0$$

$$P(DP=<3 \text{ jam}|class=Sedang) = \frac{4}{45} = 0,08888888889$$

$$P(DP=3-6 \text{ jam}|class=Sedang) = \frac{31}{45} = 0,68888888889$$

$$P(DP=>6 \text{ jam}|class=Sedang) = \frac{10}{45} = 0,22222222222$$

$$P(DP=<3 \text{ jam}|class=Berat) = \frac{0}{52} = 0$$

$$P(DP=3-6 \text{ jam}|class=Berat) = \frac{4}{52} = 0,07692307692$$

$$P(DP=>6 \text{ jam}|class=Berat) = \frac{48}{52} = 0,92307692308$$

## (d) Atribut Jenis Media Sosial

Berdasarkan Tabel (4.9), nilai probabilitas posterior dari masing-masing kelas berdasarkan atribut jenis media sosial adalah

$$\begin{aligned}
 P(JM=WA|class=Ringan) &= 0 \\
 P(JM=Yt|class=Ringan) &= 0 \\
 P(JM=Fb|class=Ringan) &= 0 \\
 P(JM=Ig|class=Ringan) &= 0 \\
 P(JM=TT|class=Ringan) &= 0 \\
 P(JM=WA|class=Sedang) &= \frac{16}{45} = 0,355555555556 \\
 P(JM=Yt|class=Sedang) &= \frac{3}{45} = 0,066666666667 \\
 P(JM=Fb|class=Sedang) &= \frac{1}{45} = 0,022222222222 \\
 P(JM=Ig|class=Sedang) &= \frac{16}{45} = 0,355555555556 \\
 P(JM=TT|class=Sedang) &= \frac{9}{45} = 0,2 \\
 P(JM=WA|class=Berat) &= \frac{7}{52} = 0,13461538462 \\
 P(JM=Yt|class=Berat) &= \frac{6}{52} = 0,11538461538 \\
 P(JM=Fb|class=Berat) &= \frac{0}{52} = 0 \\
 P(JM=Ig|class=Berat) &= \frac{3}{52} = 0,05769230769 \\
 P(JM=TT|class=Berat) &= \frac{36}{52} = 0,69230769231
 \end{aligned}$$

#### 4. Menghitung probabilitas untuk menentukan kelas pada data *testing*.

Pengujian data *testing* seperti yang tersaji pada Gambar (4.6) menggunakan Algoritma Naïve Bayes adalah sebagai berikut,

(a) Pengujian data *testing* mahasiswa ke-1:

$$\begin{aligned}
 P(U=1|class=Ringan) &= 0 \\
 P(U=1|class=Sedang) &= \frac{27}{45} = 0,6 \\
 P(U=1|class=Berat) &= \frac{30}{52} = 0,57692307692
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
P(\text{JK}=\text{L}|\text{class}=\text{Ringan}) &= 0 \\
P(\text{JK}=\text{L}|\text{class}=\text{Sedang}) &= \frac{11}{45} = 0,24444444444 \\
P(\text{JK}=\text{L}|\text{class}=\text{Berat}) &= \frac{7}{52} = 0,13461538462 \\
P(\text{DP}=3-6 \text{ jam}|\text{class}=\text{Ringan}) &= 0 \\
P(\text{DP}=3-6 \text{ jam}|\text{class}=\text{Sedang}) &= \frac{31}{45} = 0,68888888889 \\
P(\text{DP}=3-6 \text{ jam}|\text{class}=\text{Berat}) &= \frac{4}{52} = 0,07692307692 \\
P(\text{JM}=\text{Yt}|\text{class}=\text{Ringan}) &= 0 \\
P(\text{JM}=\text{Yt}|\text{class}=\text{Sedang}) &= \frac{3}{45} = 0,06666666667 \\
P(\text{JM}=\text{Yt}|\text{class}=\text{Berat}) &= \frac{6}{52} = 0,11538461538
\end{aligned}$$

Selanjutnya adalah menghitung probabilitas  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$  untuk masing-masing klasifikasi (Ringan/Sedang/Berat) :

i. Probabilitas Klasifikasi Tingkat Kecanduan Ringan

$$P(\text{Ringan}) = 0$$

ii. Probabilitas Klasifikasi Tingkat Kecanduan Sedang

$$\begin{aligned}
&= P(\text{U}=1|\text{class}=\text{Sedang}) \times P(\text{JK}=\text{L}|\text{class}=\text{Sedang}) \times \\
&\quad P(\text{DP}=3-6 \text{ jam}|\text{class}=\text{Sedang}) \times \\
&\quad P(\text{JM}=\text{Yt}|\text{class}=\text{Sedang}) \times P(\text{Sedang}) \\
&= 0,6 \times 0,24444444444 \times 0,68888888889 \times \\
&\quad 0,06666666667 \times 0,46391752577 \\
&= 0,00312485682
\end{aligned}$$

iii. Probabilitas Klasifikasi Tingkat Kecanduan Berat

$$\begin{aligned}
&= P(\text{U}=1|\text{class}=\text{Berat}) \times P(\text{JK}=\text{L}|\text{class}=\text{Berat}) \times \\
&\quad P(\text{DP}=3-6 \text{ jam}|\text{class}=\text{Berat}) \times \\
&\quad P(\text{JM}=\text{Yt}|\text{class}=\text{Berat}) \times P(\text{Berat}) \\
&= 0,57692307692 \times 0,13461538462 \times \\
&\quad 0,07692307692 \times 0,11538461538 \times \\
&\quad 0,53608247423 \\
&= 0,00036952921
\end{aligned}$$

Karena nilai probabilitas klasifikasi sedang lebih besar dibandingkan nilai probabilitas klasifikasi berat maka dapat disimpulkan bahwa hasil pengujian pola tingkat kecanduan mahasiswa ke-1 adalah sedang.

(b) Pengujian data *testing* mahasiswa ke-2:

$$\begin{aligned}
 P(U=1|class=Ringan) &= 0 \\
 P(U=1|class=Sedang) &= \frac{27}{45} = 0,6 \\
 P(U=1|class=Berat) &= \frac{30}{52} = 0,57692307692 \\
 P(JK=P|class=Ringan) &= 0 \\
 P(JK=P|class=Sedang) &= \frac{34}{45} = 0,755555555556 \\
 P(JK=P|class=Berat) &= \frac{45}{52} = 0,86538461538 \\
 P(DP=>6 \text{ jam}|class=Ringan) &= 0 \\
 P(DP=>6 \text{ jam}|class=Sedang) &= \frac{10}{45} = 0,22222222222 \\
 P(DP=>6 \text{ jam}|class=Berat) &= \frac{48}{52} = 0,92307692308 \\
 P(JM=TT|class=Ringan) &= 0 \\
 P(JM=TT|class=Sedang) &= \frac{9}{45} = 0,2 \\
 P(JM=TT|class=Berat) &= \frac{36}{52} = 0,69230769231
 \end{aligned}$$

Selanjutnya adalah menghitung probabilitas  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$  untuk masing-masing klasifikasi (Ringan/Sedang/Berat) :

i. Probabilitas Klasifikasi Tingkat Kecanduan Ringan

$$P(\text{Ringan}) = 0$$

ii. Probabilitas Klasifikasi Tingkat Kecanduan Sedang

$$\begin{aligned}
 &= P(U=1|class=Sedang) \times P(JK=P|class=Sedang) \times \\
 &\quad P(DP=>6 \text{ jam}|class=Sedang) \times \\
 &\quad P(JM=TT|class=Sedang) \times P(\text{Sedang}) \\
 &= 0,6 \times 0,755555555556 \times 0,22222222222 \times \\
 &\quad 0,2 \times 0,46391752577 \\
 &= 0,00934707904
 \end{aligned}$$

iii. Probabilitas Klasifikasi Tingkat Kecanduan Berat

$$\begin{aligned}
 &= P(U=1|class=Berat) \times P(JK=P|class=Berat) \times \\
 &\quad P(DP=>6 \text{ jam}|class=Berat) \times \\
 &\quad P(JM=TT|class=Berat) \times P(Berat) \\
 &= 0,57692307692 \times 0,86538461538 \times \\
 &\quad 0,92307692308 \times 0,69230769231 \times \\
 &\quad 0,53608247423 \\
 &= 0,17103923344
 \end{aligned}$$

Karena nilai probabilitas klasifikasi berat lebih besar dibandingkan nilai probabilitas klasifikasi sedang maka dapat disimpulkan bahwa hasil pengujian pola tingkat kecanduan mahasiswa ke-2 adalah berat.

(c) Pengujian data *testing* mahasiswa ke-3:

$$\begin{aligned}
 P(U=2|class=Ringan) &= 0 \\
 P(U=2|class=Sedang) &= \frac{18}{45} = 0,4 \\
 P(U=2|class=Berat) &= \frac{22}{52} = 0,42307692308 \\
 P(JK=L|class=Ringan) &= 0 \\
 P(JK=L|class=Sedang) &= \frac{11}{45} = 0,24444444444 \\
 P(JK=L|class=Berat) &= \frac{7}{52} = 0,13461538462 \\
 P(DP=3-6 \text{ jam}|class=Ringan) &= 0 \\
 P(DP=3-6 \text{ jam}|class=Sedang) &= \frac{31}{45} = 0,68888888889 \\
 P(DP=3-6 \text{ jam}|class=Berat) &= \frac{4}{52} = 0,07692307692 \\
 P(JM=Yt|class=Ringan) &= 0 \\
 P(JM=Yt|class=Sedang) &= \frac{3}{45} = 0,06666666667 \\
 P(JM=Yt|class=Berat) &= \frac{6}{52} = 0,11538461538
 \end{aligned}$$

Selanjutnya adalah menghitung probabilitas  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$  untuk masing-masing klasifikasi (Ringan/Sedang/Berat) :

i. Probabilitas Klasifikasi Tingkat Kecanduan Ringan

$$P(\text{Ringan}) = 0$$

ii. Probabilitas Klasifikasi Tingkat Kecanduan Sedang

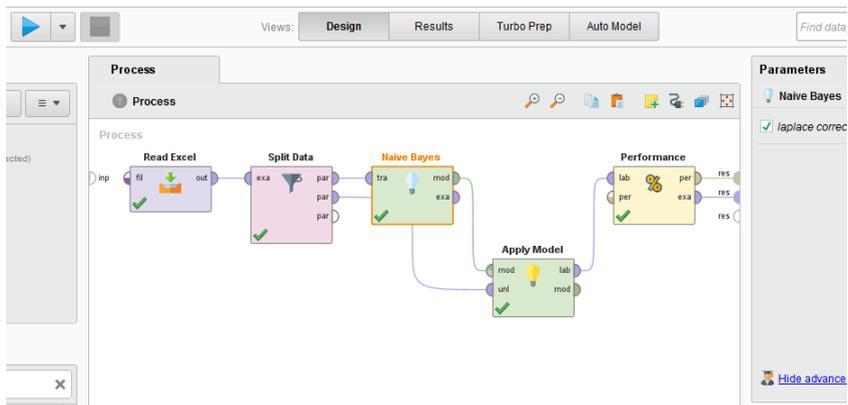
$$\begin{aligned} &= P(U=2|\text{class}=\text{Sedang}) \times P(\text{JK}=\text{L}|\text{class}=\text{Sedang}) \times \\ &P(\text{DP}=3-6 \text{ jam}|\text{class}=\text{Sedang}) \times \\ &P(\text{JM}=\text{Yt}|\text{class}=\text{Sedang}) \times P(\text{Sedang}) \\ &= 0,4 \times 0,24444444444 \times 0,68888888889 \times \\ &0,06666666667 \times 0,46391752577 \\ &= 0,00208323788 \end{aligned}$$

iii. Probabilitas Klasifikasi Tingkat Kecanduan Berat

$$\begin{aligned} &= P(U=2|\text{class}=\text{Berat}) \times P(\text{JK}=\text{L}|\text{class}=\text{Berat}) \times \\ &P(\text{DP}=3-6 \text{ jam}|\text{class}=\text{Berat}) \times \\ &P(\text{JM}=\text{Yt}|\text{class}=\text{Berat}) \times P(\text{Berat}) \\ &= 0,42307692308 \times 0,13461538462 \times \\ &0,07692307692 \times 0,11538461538 \times \\ &0,53608247423 \\ &= 0,00027098809 \end{aligned}$$

Karena nilai probabilitas klasifikasi sedang lebih besar dibandingkan nilai probabilitas klasifikasi berat maka dapat disimpulkan bahwa hasil pengujian pola tingkat kecanduan mahasiswa ke-3 adalah sedang.

Untuk perhitungan data *testing* selanjutnya menggunakan bantuan *software rapid miner*. Pengolahan data *testing* menggunakan algoritma Naïve Bayes berbantuan *software rapid miner* dapat dilihat pada Gambar (4.7) dan (4.8) di bawah ini.



Gambar 4.7. Pengolahan Data Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dengan *Rapid Miner*

Open in Turbo Prep Auto Model Filter (24 / 24 examples): all

Row No.	NAMA	TINGKAT KE...	prediction(TL...	confidence(...	confidence(...	USIA	JENIS KELA...	DURASI PEN...	JENIS MEDS...
1	Nugroho Dwi Saputro	Sedang	Sedang	0.894	0.106	≤21	Laki-Laki	3 jam s.d 6 j...	YouTube
2	AJENG OXA NISA	Berat	Berat	0.052	0.948	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	TikTok
3	RAHMAT BAGUS PA...	Berat	Sedang	0.885	0.115	>21	Laki-Laki	3 jam s.d 6 j...	YouTube
4	SARI PUJI PRIHATINI	Sedang	Sedang	0.975	0.025	>21	Perempuan	3 jam s.d 6 j...	Instagram
5	SILVIANA LISDIYANTI	Sedang	Sedang	0.999	0.001	≤21	Perempuan	Kurang dari 3...	WhatsApp
6	SINTIA AYU LESTARI	Berat	Berat	0.052	0.948	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	TikTok
7	TRI ARUMI NINGTYAS	Berat	Berat	0.052	0.948	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	TikTok
8	ZULFA HIDAYATUN ...	Berat	Berat	0.052	0.948	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	TikTok
9	NUR FU'ADAH	Sedang	Sedang	0.670	0.330	≤21	Perempuan	3 jam s.d 6 j...	TikTok
10	Said Ahmad Ifan Fan...	Berat	Berat	0.171	0.829	>21	Laki-Laki	Lebih dari 6 j...	YouTube
11	Mya Putri Wulandari	Berat	Berat	0.312	0.688	>21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	WhatsApp
12	Noviatul Fahiroh	Sedang	Sedang	0.951	0.049	>21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	Facebook
13	Fajriana Falia Sufa	Berat	Berat	0.333	0.667	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	WhatsApp
14	NUR AZIZAH ARIF	Berat	Berat	0.052	0.948	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	TikTok
15	NUR LAILATUS SA' A...	Berat	Sedang	0.514	0.486	>21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	Instagram

ExampleSet (24 examples, 5 special attributes, 4 regular attributes)

Open in Turbo Prep Auto Model Filter (24 / 24 examples): all

Row No.	NAMA	TINGKAT KE...	prediction(TL...	confidence(...	confidence(...	USIA	JENIS KELA...	DURASI PEN...	JENIS MEDS...
10	Said Ahmad Ifan Fan...	Berat	Berat	0.171	0.829	>21	Laki-Laki	Lebih dari 6 j...	YouTube
11	Mya Putri Wulandari	Berat	Berat	0.312	0.688	>21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	WhatsApp
12	Noviatul Fahiroh	Sedang	Sedang	0.951	0.049	>21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	Facebook
13	Fajriana Failla Sufa	Berat	Berat	0.333	0.667	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	WhatsApp
14	NUR AZIZAH ARIF	Berat	Berat	0.052	0.948	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	TikTok
15	NUR LAILATUS SA'A...	Berat	Sedang	0.514	0.486	>21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	Instagram
16	NAILI SYIFA'UL AF'I...	Sedang	Sedang	0.670	0.330	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 j...	TikTok
17	M HISYAM NAWAWI ...	Sedang	Sedang	0.885	0.115	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 j...	YouTube
18	INDIRA PUSPARANI ...	Berat	Berat	0.052	0.948	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	TikTok
19	NADILA NUR ANISA	Sedang	Sedang	0.670	0.330	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 j...	TikTok
20	ALABRETTA ZILEIHA...	Berat	Berat	0.052	0.948	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	TikTok
21	AHMAD SALIM	Sedang	Sedang	0.972	0.028	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 j...	WhatsApp
22	ARFIDA NIKMATUN...	Sedang	Berat	0.333	0.667	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	WhatsApp
23	PUTRI SYIFANI	Sedang	Sedang	0.649	0.351	>21	Perempuan	3 jam s.d. 6 j...	TikTok
24	RAHMA AMALIA	Berat	Berat	0.312	0.688	>21	Perempuan	Lebih dari 6 j...	WhatsApp

ExampleSet (24 examples, 5 special attributes, 4 regular attributes)

Gambar 4.8. Hasil Pengolahan Data Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dengan *Rapid Miner*

#### 4.5.2. Implementasi Algoritma *Decision Tree* C4.5

Langkah-langkah perhitungan implementasi Algoritma *Decision Tree* C4.5 adalah sebagai berikut:

1. Menyiapkan data *training*.

Data *training* yang digunakan seperti yang tersaji pada Gambar (4.5).

2. Menentukan *node* akar (*root*) dari pohon.

Pertama menentukan nilai *entropy* total seluruh data berdasarkan kelas. Sebelum menentukan nilai *entropy*, jumlah kejadian setiap atribut dihitung terlebih dahulu. Jumlah kejadian setiap atribut dikelompokkan dengan *Cross Tabulation* yang dijabarkan pada Tabel (4.10) berikut,

Tabel 4.10. Tabel Jumlah Kejadian Setiap Atribut

Atribut	Kategori	Jumlah	Ringan	Sedang	Berat
U	1	57	0	27	30
	2	40	0	18	22
JK	L	18	0	11	7
	P	79	0	34	45
DP	< 3 jam	4	0	4	0
	3-6 jam	35	0	31	4
	> 6 jam	58	0	10	48
JM	WA	23	0	16	7
	Yt	9	0	3	6
	Fb	1	0	1	0
	Ig	19	0	16	3
	TT	45	0	9	36

Selanjutnya adalah menentukan nilai *entropy* total seluruh data menggunakan persamaan (2.9),

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^c -p_i \log_2 p_i$$

$$Entropy(\text{Total}) = -\left[\frac{45}{97} \log_2 \frac{45}{97} + \frac{52}{97} \log_2 \frac{52}{97}\right]$$

$$Entropy(\text{Total}) = 0,996240114$$

3. Menghitung nilai *entropy* dari masing-masing atribut dan kelasnya.

Perhitungan nilai *entropy* dari masing-masing atribut dan kelasnya tersaji pada Tabel (4.11) berikut,

Tabel 4.11. Tabel Perhitungan *Entropy* Seluruh Atribut

Atribut	Kategori	Jumlah	Ringan	Sedang	Berat	<i>Entropy</i>
U	1	57	0	27	30	0,998000884
	2	40	0	18	22	0,992774454
JK	L	18	0	11	7	0,964078765
	P	79	0	34	45	0,985969027
DP	< 3 jam	4	0	4	0	0
	3-6 jam	35	0	31	4	0,512709142
	> 6 jam	58	0	10	48	0,66319684
JM	WA	23	0	16	7	0,886540893
	Yt	9	0	3	6	0,918295834
	Fb	1	0	1	0	0
	Ig	19	0	16	3	0,629249224
	TT	45	0	9	36	0,721928095

#### 4. Menghitung nilai *gain*.

Setelah menghitung nilai *entropy*, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai *Information Gain* setiap atribut menggunakan persamaan (2.10). Sebagai contoh pada atribut usia, persamaan (2.10) dijabarkan sebagai berikut:

$$Gain(S,A) = Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v)$$

$$Gain(S,A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|U_{sia_i}|}{|Total|} Entropy(U_{sia_i})$$

$$Gain(S,A) = 0,996240114 - \left[ \left( \frac{57}{97} \times 0,998000884 \right) + \left( \frac{40}{97} \times 0,992774454 \right) \right]$$

$$Gain(S,A) = 0,000394458$$

Selanjutnya, menghitung nilai *Split Information* menggunakan persamaan (2.11),

$$\begin{aligned}
 \textit{Split Information}(S,A) &= \sum_{i=1}^c -\frac{|S_i|}{|S|} \log_2 \frac{|S_i|}{|S|} \\
 \textit{Split Information}(\text{Total,Usia}) &= -\left[\frac{57}{97} \log_2 \frac{57}{97} + \frac{40}{97} \log_2 \frac{40}{97}\right] \\
 \textit{Split Information}(\text{Total,Usia}) &= 0,977728774
 \end{aligned}$$

Terakhir, menghitung nilai *Gain Ratio* menggunakan persamaan (2.12),

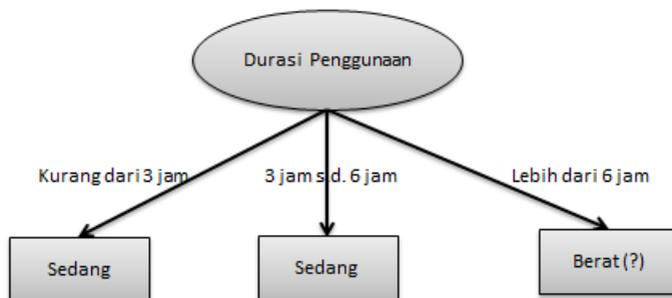
$$\begin{aligned}
 \textit{Gain Ratio}(S,A) &= \frac{\textit{Gain}(S,A)}{\textit{SplitInformation}(S,A)} \\
 \textit{Gain Ratio}(\text{Total,Usia}) &= \frac{0,000394458}{0,977728774} \\
 \textit{Gain Ratio}(\text{Total,Usia}) &= 0,000403444
 \end{aligned}$$

Perhitungan *Gain Ratio* digunakan untuk menentukan *node* akar (*root*), atribut dengan nilai *Gain Ratio* paling tinggi akan dipilih menjadi *node* akar (*root*) ke-1 pada algoritma *Decision Tree* C4.5. Perhitungan nilai *Gain Ratio* setiap atribut dapat dilihat pada Tabel (4.12) berikut,

Tabel 4.12. Tabel Perhitungan *Gain Ratio* Setiap Atribut

Atribut	Kategori	<i>Entropy</i>	<i>Gain</i>	<i>Gain Ratio</i>
U	1	0,998000884	0,000394458	0,000403444
	2	0,992774454		
JK	L	0,964078765	0,014333197	0,02070956
	P	0,985969027		
DP	< 3 jam	0	0,414691282	0,356277422
	3-6 jam	0,512709142		
	> 6 jam	0,66319684		
JM	WA	0,886540893	0,242656582	0,130927662
	Yt	0,918295834		
	Fb	0		
	Ig	0,629249224		
	TT	0,721928095		

Berdasarkan Tabel (4.12) dapat dilihat bahwa nilai *Gain Ratio* tertinggi diperoleh atribut DP (Durasi Penggunaan) sebesar 0,356277422. Berikut adalah gambar *node* akar ke-1 yang dihasilkan oleh algoritma *Decision Tree* C4.5.



Gambar 4.9. *Node* Akar (*Root*) ke-1

Pengambilan keputusan pada Gambar (4.9) yaitu jika terdapat cabang yang memiliki dua kelas maka yang dipilih adalah kelas terbanyak. Pada kategori Durasi Penggunaan Kurang dari 3 jam memiliki dua kelas, dengan salah satu kelas bernilai 0, jadi dalam pengambilan keputusan akan dipilih kelas terbanyak. Kategori Durasi Penggunaan 3 jam s.d. 6 jam juga memiliki dua kelas jadi akan dipilih kelas terbanyak, sedangkan untuk kategori Durasi Penggunaan Lebih dari 6 jam akan dilanjutkan perhitungan *node* akar. Pengambilan keputusan pada Gambar (4.9) telah dilakukan Teknik *Prunning*. Teknik *Prunning* adalah teknik untuk menyederhanakan struktur pohon yang telah dibangun oleh algoritma *Decision Tree* C4.5. Teknik ini digunakan untuk mengantisipasi banyaknya level struktur pohon.

## 5. Mengulangi langkah kedua.

Proses diulang untuk masing-masing cabang sampai setiap kelas pada cabang memiliki kelasnya sendiri.

### (a) Menentukan *node* akar (*root*) dari pohon.

Pertama menentukan nilai *entropy* total seluruh data berdasarkan kelas. Sebelum menentukan nilai *entropy*, jumlah kejadian setiap atribut dihitung terlebih dahulu. Jumlah kejadian setiap atribut dikelompokkan dengan *Cross Tabulation* yang dijabarkan pada Tabel (4.13) berikut,

Tabel 4.13. Tabel Jumlah Kejadian Setiap Atribut

Atribut	Kategori	Jumlah	Ringan	Sedang	Berat
U	1	33	0	5	28
	2	25	0	5	20
JK	L	9	0	4	5
	P	49	0	6	43
DP	< 3 jam	0	0	0	0
	3-6 jam	0	0	0	0
	> 6 jam	58	0	10	48
JM	WA	7	0	1	6
	Yt	5	0	1	4
	Fb	0	0	0	0
	Ig	9	0	6	3
	TT	37	0	2	35

Selanjutnya adalah menentukan nilai *entropy* total seluruh data menggunakan persamaan (2.9),

$$\begin{aligned}
 Entropy(S) &= \sum_{i=1}^c -p_i \log_2 p_i \\
 Entropy(\text{Total}) &= -\left[\frac{10}{58} \log_2 \frac{10}{58} + \frac{48}{58} \log_2 \frac{48}{58}\right] \\
 Entropy(\text{Total}) &= 0,66319684
 \end{aligned}$$

- (b) Menghitung nilai *entropy* dari masing-masing atribut dan kelasnya.

Perhitungan nilai *entropy* dari masing-masing atribut dan kelasnya tersaji pada Tabel (4.14) berikut,

Tabel 4.14. Tabel Perhitungan *Entropy* Seluruh Atribut

Atribut	Kategori	Jumlah	Ringan	Sedang	Berat	<i>Entropy</i>
U	1	33	0	5	28	0,61361902
	2	25	0	5	20	0,721928095
JK	L	9	0	4	5	0,99107606
	P	49	0	6	43	0,536359651
DP	< 3 jam	0	0	0	0	0
	3-6 jam	0	0	0	0	0
	> 6 jam	58	0	10	48	0,66319684
JM	WA	7	0	1	6	0,591672779
	Yt	5	0	1	4	0,721928095
	Fb	0	0	0	0	0
	Ig	9	0	6	3	0,918295834
	TT	37	0	2	35	0,303374836

- (c) Menghitung nilai *gain*.

Setelah menghitung nilai *entropy*, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai *Information Gain* setiap atribut menggunakan persamaan (2.10). Sebagai contoh pada atribut usia, persamaan (2.10) dijabarkan sebagai berikut:

$$Gain(S,A) = Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v)$$

$$Gain(S,A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|Usia_i|}{|Total|} Entropy(Usia_i)$$

$$Gain(S,A) = 0,66319684 - \left[ \left( \frac{33}{58} \times 0,61361902 \right) + \left( \frac{25}{58} \times 0,721928095 \right) \right]$$

$$Gain(S,A) = 0,002892874$$

Selanjutnya, menghitung nilai *Split Information* menggunakan persamaan (2.11),

$$\begin{aligned} \text{Split Information}(S,A) &= \sum_{i=1}^c -\frac{|S_i|}{|S|} \log_2 \frac{|S_i|}{|S|} \\ \text{Split Information}(\text{Total,Usia}) &= -\left[\frac{33}{58} \log_2 \frac{33}{58} + \frac{25}{58} \log_2 \frac{25}{58}\right] \\ \text{Split Information}(\text{Total,Usia}) &= 0,986232535 \end{aligned}$$

Terakhir, menghitung nilai *Gain Ratio* menggunakan persamaan (2.12),

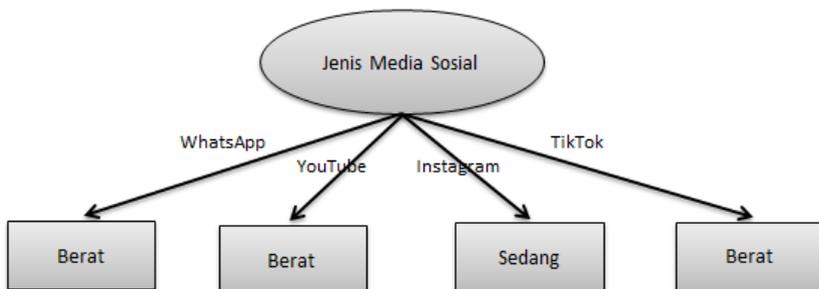
$$\begin{aligned} \text{Gain Ratio}(S,A) &= \frac{\text{Gain}(S,A)}{\text{SplitInformation}(S,A)} \\ \text{Gain Ratio}(\text{Total,Usia}) &= \frac{0,002892874}{0,986232535} \\ \text{Gain Ratio}(\text{Total,Usia}) &= 0,002933258 \end{aligned}$$

Atribut dengan nilai *Gain Ratio* paling tinggi akan dipilih menjadi *node* akar (*root*) ke-2 pada algoritma *Decision Tree* C4.5. Perhitungan nilai *Gain Ratio* setiap atribut dapat dilihat pada Tabel (4.15) berikut,

Tabel 4.15. Tabel Perhitungan *Gain Ratio* Setiap Atribut

Atribut	Kategori	<i>Entropy</i>	<i>Gain</i>	<i>Gain Ratio</i>
U	1	0,61361902	0,002892874	0,002933258
	2	0,721928095		
JK	L	0,99107606	0,056277746	0,090386516
	P	0,536359651		
DP	< 3 jam	0	0	0
	3-6 jam	0		
	> 6 jam	0,66319684		
JM	WA	0,591672779	0,193526472	0,128688275
	Yt	0,721928095		
	Fb	0		
	Ig	0,918295834		
	TT	0,303374836		

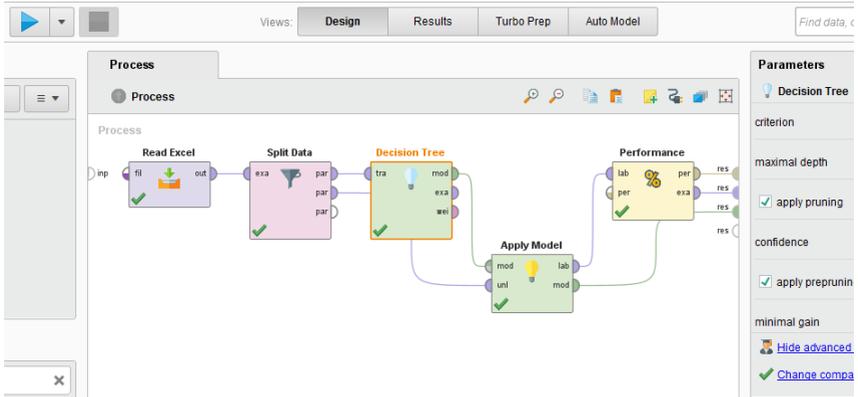
Berdasarkan Tabel (4.15) dapat dilihat bahwa nilai *Gain Ratio* tertinggi diperoleh atribut JM (Jenis Media Sosial) sebesar 0,128688275. Berikut adalah gambar *node* akar ke-2 yang dihasilkan oleh algoritma *Decision Tree* C4.5.



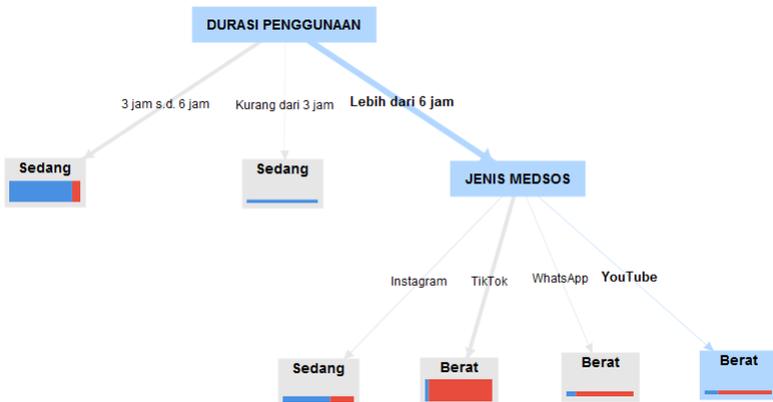
Gambar 4.10. *Node* Akar (*Root*) ke-2

Pengambilan keputusan pada Gambar (4.10) yaitu jika terdapat cabang yang memiliki dua kelas maka yang dipilih adalah kelas terbanyak. Pada kategori Jenis Media Sosial *WhatsApp* memiliki dua kelas, jadi dalam pengambilan keputusan akan dipilih kelas terbanyak. Sama halnya untuk kategori Jenis Media Sosial *YouTube*, *Instagram* dan *TikTok*. Pengambilan keputusan pada Gambar (4.10) telah dilakukan Teknik *Prunning*.

Dengan bantuan *software Rapid Miner*, diperoleh model pohon keputusan dari algoritma *Decision Tree C4.5* pada Gambar (4.12) berikut,



Gambar 4.11. Pengolahan Data Menggunakan Algoritma *Decision Tree C4.5* dengan *Rapid Miner*



Gambar 4.12. Model Pohon Keputusan *Decision Tree C4.5* dengan *Rapid Miner*

Berdasarkan Gambar (4.12) didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Pohon keputusan yang terbentuk terdiri atas 2 atribut yang paling berpengaruh yaitu Durasi Penggunaan dan Jenis Media Sosial. *Node* akar (*root*) dari pohon keputusan adalah Durasi Penggunaan karena memperoleh nilai *Gain Ratio* paling tinggi, *node* internal dari pohon keputusan adalah Jenis Media Sosial dan *node* daun dari pohon keputusan adalah kelas keputusannya yaitu "Sedang" dan "Berat".
2. Jika mahasiswa menggunakan media sosial lebih dari 6 jam dengan jenis media sosial *Instagram* maka diprediksi mahasiswa tersebut memiliki klasifikasi tingkat kecanduan sedang.
3. Jika mahasiswa menggunakan media sosial lebih dari 6 jam dengan jenis media sosial *TikTok* maka diprediksi mahasiswa tersebut memiliki klasifikasi tingkat kecanduan berat.
4. Jika mahasiswa menggunakan media sosial lebih dari 6 jam dengan jenis media sosial *WhatsApp* maka diprediksi mahasiswa tersebut memiliki klasifikasi tingkat kecanduan berat.
5. Jika mahasiswa menggunakan media sosial lebih dari 6 jam dengan jenis media sosial *YouTube* maka diprediksi mahasiswa tersebut memiliki klasifikasi tingkat kecanduan berat.

Setelah terbentuk pohon keputusan, aturan yang berlaku pada data *training* direpresentasikan dalam bentuk *list*. *List* aturan tersebut diperoleh dari lintasan pohon setiap cabang terakhir. Selanjutnya, aturan yang berlaku pada data *training* diujikan ke data *testing* untuk mencocokkan data *testing* dengan pola tingkat kecanduan mahasiswa yang terbentuk menggunakan struktur *decision* "If ... Then". *List* aturan yang terbentuk dari pohon keputusan adalah sebagai berikut:

DURASI PENGGUNAAN = 3 jam s.d. 6 jam: Sedang (Sedang=31, Berat=4)  
 DURASI PENGGUNAAN = Kurang dari 3 jam: Sedang (Sedang=4, Berat=0)  
 DURASI PENGGUNAAN = Lebih dari 6 jam  
 |      JENIS MEDSOS      = Instagram: Sedang (Sedang=6, Berat=3)  
 |      JENIS MEDSOS      = TikTok: Berat (Sedang=2, Berat=35)  
 |      JENIS MEDSOS      = WhatsApp: Berat (Sedang=1, Berat=6)  
 |      JENIS MEDSOS      = YouTube: Berat (Sedang=1, Berat=4)

#### 4.6. Pengukuran Tingkat Akurasi

Setelah dilakukan analisis klasifikasi algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* C4.5 berbantuan *software rapid miner*, akan dilakukan evaluasi perbandingan antara dua algoritma menggunakan data *testing* 24 mahasiswa seperti yang tersaji pada Gambar (4.6) dengan *Confusion Matrix*. Hasil perhitungan *Confusion Matrix* dapat dilihat pada Tabel (4.16) dan (4.17) di bawah,

Tabel 4.16. Tabel Perhitungan *Confusion Matrix* Algoritma Naïve Bayes

	true Sedang	true Berat
pred. Sedang	10	2
pred. Berat	1	11

Berdasarkan Tabel (4.16) dapat diperoleh nilai *accuracy*, *precision* dan *recall* ketepatan klasifikasi untuk Algoritma Naïve Bayes sebesar :

$$\begin{aligned}
 \textit{Accuracy} &= \frac{TP+TN}{P+N} \times 100\% \\
 &= \frac{10+11}{10+2+1+11} \times 100\% \\
 &= 87,50\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \textit{Precision} &= \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \\
 &= \frac{10}{10+1} \times 100\% \\
 &= 90,91\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \textit{Recall} &= \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \\
 &= \frac{10}{10+2} \times 100\% \\
 &= 83,33\%
 \end{aligned}$$

Tabel 4.17. Tabel Perhitungan *Confusion Matrix* Algoritma *Decision Tree* C4.5

	true Sedang	true Berat
pred. Sedang	9	2
pred. Berat	2	11

Berdasarkan Tabel (4.17) dapat diperoleh nilai *accuracy*, *precision* dan *recall* ketepatan klasifikasi untuk Algoritma *Decision Tree* C4.5 sebesar :

$$\begin{aligned}
 \text{Accuracy} &= \frac{TP+TN}{P+N} \times 100\% \\
 &= \frac{9+11}{9+2+2+11} \times 100\% \\
 &= 83,33\% \\
 \text{Precision} &= \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \\
 &= \frac{9}{9+2} \times 100\% \\
 &= 81,82\% \\
 \text{Recall} &= \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \\
 &= \frac{9}{9+2} \times 100\% \\
 &= 81,82\%
 \end{aligned}$$

Tabel 4.18. Tabel Perbandingan Kedua Algoritma

	Algoritma Naïve Bayes	Algoritma <i>Decision Tree</i> C4.5
Nilai <i>Accuracy</i>	87,50%	83,33%
Nilai <i>Precision</i>	90,91%	81,82%
Nilai <i>Recall</i>	83,33%	81,82%

Tabel (4.18) adalah tabel perbandingan antara algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* C4.5. Berdasarkan tabel, algoritma Naïve Bayes memperoleh nilai akurasi lebih tinggi dibandingkan algoritma *Decision Tree* C4.5. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa kinerja algoritma Naïve Bayes memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan algoritma *Decision Tree* C4.5. Gambar (4.13) dan (4.14) di bawah adalah *Performance* kedua algoritma yang dihasilkan oleh *software Rapid Miner*.

The screenshot shows the Performance Vector window for the Naïve Bayes algorithm. The accuracy is 87.50%. The table below displays the performance metrics for the 'Sedang' and 'Berat' classes.

	true Sedang	true Berat	class precision
pred. Sedang	10	2	83.33%
pred. Berat	1	11	91.67%
class recall	90.91%	84.62%	

Gambar 4.13. Hasil *Performance* Algoritma Naïve Bayes oleh *Rapid Miner*

The screenshot shows the Performance Vector window for the Decision Tree C4.5 algorithm. The accuracy is 83.33%. The table below displays the performance metrics for the 'Sedang' and 'Berat' classes.

	true Sedang	true Berat	class precision
pred. Sedang	9	2	81.82%
pred. Berat	2	11	84.62%
class recall	81.82%	84.62%	

Gambar 4.14. Hasil *Performance* Algoritma *Decision Tree C4.5* oleh *Rapid Miner*

## BAB 5

### PENUTUP

#### 5.1. Kesimpulan

Beberapa kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini adalah:

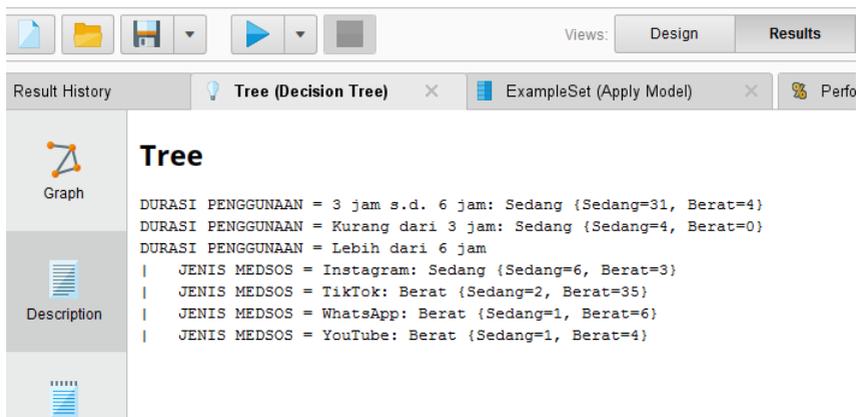
1. (a) Model algoritma Naïve Bayes memprediksi tingkat kecanduan pada mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang menggunakan nilai probabilitas  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$  yang dijabarkan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} P(X|C_i) \cdot P(C_i) &= \left[ \prod_{k=1}^n P(x_k|C_i) \right] \times P(C_i) \\ &= [P(x_1|C_i) \times \dots \times P(x_n|C_i)] \times P(C_i) \end{aligned} \tag{5.1}$$

Algoritma Naïve Bayes memprediksi tingkat kecanduan pada mahasiswa dengan memaksimalkan probabilitas  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$  untuk setiap kelas "Ringan", "Sedang" dan "Berat" pada atribut Tingkat Kecanduan. Kelas dengan nilai probabilitas  $P(X|C_i) \cdot P(C_i)$  maksimum akan dijadikan sebagai kelas keputusan.

- (b) Model algoritma *Decision Tree* C4.5 memprediksi tingkat kecanduan pada mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang dengan membentuk pohon keputusan. Berdasarkan pohon keputusan yang telah dihasilkan oleh algoritma

*Decision Tree* C4.5, atribut yang paling berpengaruh adalah durasi penggunaan dan jenis media sosial. Gambar (5.1) di bawah adalah *list* aturan yang dihasilkan oleh pohon keputusan. *List* aturan ini yang selanjutnya digunakan untuk memprediksi tingkat kecanduan pada mahasiswa.



Gambar 5.1. *List* Aturan Algoritma *Decision Tree* C4.5 yang Dihasilkan oleh *Rapid Miner*

- Penelitian ini menghasilkan pola tingkat kecanduan pada mahasiswa yang diprediksi menggunakan algoritma Naïve Bayes dan *Decision Tree* C4.5 berbantuan *software Rapid Miner*. Berdasarkan hasil pengujian, kinerja algoritma Naïve Bayes memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan algoritma *Decision Tree* C4.5. Hal ini ditunjukkan oleh nilai akurasi yang diperoleh algoritma Naïve Bayes lebih tinggi yaitu sebesar 87,50%, sedangkan nilai akurasi yang diperoleh algoritma *Decision Tree* C4.5 sebesar 83,33%.

## 5.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian, peneliti memberi saran sebagai berikut:

1. Penelitian ini masih bisa dilanjutkan dengan menggunakan metode klasifikasi lain untuk memperoleh metode klasifikasi terbaik dalam memprediksi tingkat kecanduan pada mahasiswa.
2. Penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada data dan atribut yang digunakan, sehingga bisa dilanjutkan dengan menambah lebih banyak data dan atribut agar hasil prediksi semakin mendekati hasil yang sebenarnya.

## DAFTAR PUSTAKA

- Affandi, L., dkk. 2020. Sistem Pakar Klasifikasi Kecanduan Gadget Menggunakan Teori Arthurt T. Hovart dengan Metode Naïve Bayes Classifier untuk Anak Sekolah Dasar. *Seminar Informatika Aplikatif Polinema (SIAP)*. 102-106.
- Almufqi, Fabiano. M. dan Apriade, V. 2023. Perbandingan Metode Data Mining untuk Memprediksi Prestasi Akademik Siswa. *Jurnal Teknik (Jurnal Fakultas Teknik Universitas Islam Lamongan)*. 15(1).
- Andreassen, Cecilie Schou. 2015. Online Sosial Network Site Addiction: A Comprehensive Review. *Curr Addict Rep.* 2: 175-184.
- Annisa, Riski. 2019. Analisis Komparasi Algoritma Klasifikasi Data Mining untuk Prediksi Penderita Penyakit Jantung. *Jurnal Teknik Informatika Kaputama (JTIK)*. 3(1).
- APJII. 2022. *Survei Internet APJII 2022*. Diunduh di <https://survei.apjii.or.id/> tanggal 30 Desember 2023.
- APJII. 2023. *Survei Internet APJII 2023*. Diunduh di <https://survei.apjii.or.id/> tanggal 30 Desember 2023.
- Ardiansyahroni, dkk. 2023. Data Kategorik dalam Penelitian: Review Bibliometrik. *Jurnal Ilmiah Mandala Education (JIME)*. 9(1): 797.
- Ariani, F. dan Andi, T. 2020. Perbandingan Metode Klasifikasi Data Mining untuk Prediksi Tingkat Kepuasan Pelanggan

- Telkomsel Prabayar. *SATIN – Sains dan Teknologi Informasi*. 6(2): 46-55.
- Budiman dan Zatin, N. 2021. Perbandingan Algoritma Klasifikasi Data Mining untuk Penelusuran Minat Calon Mahasiswa Baru. *Jurnal Nuansa Informatika*. 15(2).
- Chamidi, Safrudin. 2004. Kaitan antara Data dan Informasi Pendidikan dengan Perencanaan Pendidikan. *Jurnal Pendidikan dan Kebudayaan* . 10(48): 311-328.
- Goruneschu, Florin. 2011. *Data Mining: Concepts, Models, and Techniques*. Verlag Berlin Heidelberg: Springer.
- Goswami, V. dan Divya, R. S. 2016. Internet Addiction Among Adolescents: A Review of The Research. *Journal Of Indian Pshychology*. 3(11).
- Hamzah, R. E. 2015. Penggunaan Media Sosial di Kampus dalam Mendukung Pembelajaran Pendidikan. *Wacana Jurnal Ilmiah Ilmu Komunikasi*. 14(1).
- Hartinah, S., dkk. 2019. Gambaran Tingkat Gejala Kecanduan Media Sosial pada Mahasiswa Keperawatan Universitas Padjadjaran. *Jurnal Keperawatan BSI*. 7(1).
- Han, J. dan Kamber, M. 2006. *Data Mining: Concepts and Techniques, Second Edition*. Burlington: Morgan Kaufmann Publishers.
- Han, J., Kamber, M., dan Pei, J. 2012. *Data Mining: Concepts and Techniques, Third Edition*. San Fransisco: Morgan Kaufmann Publishers.

- Idrus, Muhammad. 2012. *Metode Penelitian Ilmu Sosial Pendekatan Kualitatif dan Kuantitatif*. Jakarta: Erlangga.
- Kaplan, A. M. dan Haenlein, M. 2010. Users of the world, unite! The challenges and opportunities of Social Media. *Business Horizons*. 53: 59-68.
- Kasiram, Moh. 2009. *Metodologi Penelitian Kualitatif Kuantitatif, Cet.II*. Malang: UIN Maliki Press.
- Lakshmi, B. N., Indumathi, T. S., dan Ravi, N. 2016. A Study on C.5 Decision Tree Classification Algorithm for Risk Predictions During Pregnancy. *Procedia Technology* 24: 1542–1549.
- Larose, D. T. 2005. *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*. New Jersey: John Wiley & Sons Inc.
- Laroussi, H. M. 2015. *Implementasi Algoritma Naïve Bayes sebagai Proses Seleksi Penerima Beasiswa Libyan Embassy Berbasis Web*. Malang: Skripsi UIN Maulana Malik Ibrahim.
- Lubis, Adyanata. 2016. *Basis Data Dasar*. Yogyakarta: Deepublish Publisher.
- Mitchell, T. 1997. *Machine Learning*, McGraw Hill.
- Muslim, M. A., dkk. 2019. *Data Mining Algoritma C4.5 (Cet 1)*. Semarang: ILKOM UNNES.
- Mustafa, Muhammad. Syukri. dan I, Wayan. S. 2014. Perancangan Aplikasi Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Bagi Mahasiswa Baru Dengan Teknik Data Mining (Studi Kasus: Data Akademik Mahasiswa STMIK Dipanegara Makassar). *Citec Journal*. 1(4): 270.

- N. Frastian., dkk. 2018. Komparasi Algoritma Klasifikasi Menentukan Kelulusan Mata Kuliah Pada Universitas. *Faktor Exacta*. 11(1): 65-74.
- Novianti, D. 2019. Implementasi Algoritma Naïve Bayes Pada Data Set Hepatitis Menggunakan Rapid Miner. (S. Dalis, Ed.) *Paradigma - Jurnal Komputer dan Informatika*. 21(1): 53.
- Pendit, P. L. 2014. *Data Mining: Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Pujianto, U., dkk. 2019. Comparison of Naïve Bayes Algorithm and Decision Tree C4.5 for Hospital Readmission Diabetes Patients using HbA1c Measurement. *Knowledge Engineering and Data Science (KEDS)*. 2(2): 58-71.
- Putra, S. M., dkk. 2023. Penerapan Algoritma Menggunakan Rapidminer untuk Kategorisasi Kompetensi Dasar CPNS. *JATI - Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*. 7(5): 3326.
- R. Pandya dan J. Pandya. 2015. C5.0 Algorithm to Improved Decision Tree with Feature Selection and Reduced Error Pruning. *Int. J. Comput. Appl.* 117(16): 18-21.
- Rokach, L. dan Maimoon, O. 2010. Classification Trees. *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. 149–174.
- Rosely, E. 2015. *Prediksi Nilai Proyek Akhir Mahasiswa menggunakan Algoritma Klasifikasi Datamining*. Surabaya: SESINDO.
- Rudiantara, dan Rusli, A. 2017. Social Media Indonesia. *EBOOK LITERASI DIGITAL*.

- Sadimin dan Handoyo, W. N. 2023. Perbandingan Kinerja Algoritma Data Mining untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa. *JURNAL TEKNOINFO*. 17(2).
- Savci, Mustafa., dkk. 2018. Turkish Adaptation of the Social Media Disorder Scale in Adolescents. *Arch Neuropsychiatry*. 55.
- Setiadi, A. 2016. Pemanfaatan Media Sosial untuk Efektifitas Komunikasi. *Cakrawala Jurnal Humainora*..
- S. Singh dan P. Gupta. 2014. Comparative Study ID3, CART and C4.5 Decision Tree Algorithm: A Survey. *Int. J. Adv. Inf. Sci. Technol*. 27(27): 97-103.
- Sugiyono. 2019. *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif dan R&D*. Bandung: Alfabeta.
- Suyanto. 2018. *Machine Learning Tingkat Dasar Dan Lanjut*. Bandung: Informatika.
- Timbung, A. A. P. 2018. *Hubungan Antara Fear of Missing Out dengan Intensitas Penggunaan Media Sosial Instagram pada Mahasiswa di Universitas Kristen Satya Wacana*. Skripsi. Salatiga: Fakultas Psikologi Universitas Kristen Satya Wacana.
- Toruan, J. H. L. 2022. *Konsep Dasar Teori Peluang*. Jakarta: Penerbit Perkumpulan Rumah Cemerlang Indonesia (PRCI).
- Wibawa, I. S. 2020. *Dampak E-Service Quality terhadap Kepuasan Pelanggan pada E-Commerce Bukalapak*. Bandung: Skripsi Universitas Pendidikan Indonesia.

Widaningsih, S. 2019. Perbandingan Metode Data Mining untuk Prediksi Nilai dan Waktu Kelulusan Mahasiswa Prodi Teknik Informatika dengan Algoritma C4.5, Naïve Bayes, KNN dan SVM. *Jurnal Tekno Insentif*. 13(1): 16-25.

Young, dan Abreu, C. A. 2010. *Internet Addiction: A Handbook and Guide to Evaluation and Treatment*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.

## **Lampiran 1. *Google Formulir***

*Google Formulir* yang telah dibagikan kepada mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020, 2021 dan 2022, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.



# KUESIONER PENELITIAN SKRIPSI

Assalamu'alaikum Wr. Wb.

Perkenalkan saya Fithra Kamilia, mahasiswa tingkat akhir Program Studi S1 Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi di UIN Walisongo Semarang. Saat ini saya sedang dalam proses pengerjaan tugas akhir, sehingga saya sangat membutuhkan bantuan dari Anda untuk menjadi responden pada penelitian ini. Saya benar-benar mengharapkan dukungan dan bantuan dari Anda untuk meluangkan sedikit waktu guna mengisi kuesioner penelitian ini.

Kriteria responden dalam penelitian ini antara lain :

1. Mahasiswa Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.
2. Angkatan 2020, 2021, 2022.



Nama Lengkap \*

Jawaban Anda

Usia \*

Jawaban Anda

Jenis Kelamin \*

- Laki-Laki
- Perempuan

Program Studi \*

- Matematika
- Pendidikan Matematika



Angkatan \*

## PETUNJUK MENERJAKAN

1. Bacalah pernyataan-pernyataan dibawah ini dengan seksama.
2. Pilihlah salah satu jawaban yang tersedia dan paling sesuai dengan diri Anda sendiri.  
**SS** = Sangat Setuju  
**S** = Setuju  
**TS** = Tidak Setuju  
**STS** = Sangat Tidak Setuju
3. Jawablah secara jujur dan serius, tidak ada jawaban yang salah, semua jawaban adalah benar jika sesuai dengan diri Anda.
4. Jika sudah selesai periksa kembali jawaban Anda, jangan sampai ada pernyataan yang terlewatkan.

1. Anda menggunakan media sosial \*  
seperlunya

SS

S

TS

STS



## **Lampiran 2. Data Awal**

Data awal yang diperoleh, yaitu data yang berasal dari jawaban *Google Formulir* yang telah dibagikan kepada mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020, 2021 dan 2022, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.

No	Timestamp	Email Address	Nama Lengkap	Usia	Jenis Kelamin	Program Studi	Angkatan	Berapa lama waktu jenis media	1.	Anda m.2.	Anda m.3.	Anda tika	Anda bs.5.	Anda m.6.	Anda
1	15/01/2024 12:10:01	fitriakamilia@gmail.com	Fitra Kamilia	22	Perempuan	Matematika	2020	Lebih dari 6 jam	TIKTOK	TS	S	S	TS	S	
2	15/01/2024 12:28:34	lindaeka358@gmail.com	Linda Eka Yuliana	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	TIKTOK	S	S	STS	SS	TS	
3	15/01/2024 12:38:03	sekaaz2@gmail.com	ajeng sekar	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	S	S	TS	S	TS	
4	15/01/2024 12:39:57	zulfauliat@gmail.com	Zulfa Adlia	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	S	S	TS	TS	S	
5	15/01/2024 12:44:01	zulfahidayatun@gmail.com	Zulfa Hidayatun Nirmah	20	Perempuan	Matematika	2020	Lebih dari 6 jam	TIKTOK	TS	TS	SS	TS	SS	
6	15/01/2024 12:51:20	maulianapresetya41533@gmail.com	Maulana Presetya	23	Laki-Laki	Matematika	2020	Lebih dari 6 jam	WhatsApp	SS	STS	TS	SS	TS	
7	15/01/2024 12:52:07	atiadewiariyanti@gmail.com	Ati Adhika Dewi Ariyanti	22	Perempuan	Matematika	2020	Lebih dari 6 jam	WhatsApp	S	S	S	S	S	
8	15/01/2024 13:02:06	baskoro_cahyaningrat_4@baskoro.cahyaningrat.com	Baskoro Cahyaningrat	22	Laki-Laki	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	S	STS	STS	S	STS
9	15/01/2024 13:17:10	ew310302@gmail.com	Ernawati	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	S	STS	TS	S	TS
10	15/01/2024 13:18:51	abdimmuhammadd487@gmail.com	Muhammad Zainal Abidin	22	Laki-Laki	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	TS	S	S	TS	S	
11	15/01/2024 13:19:25	jalalrhdhila20@gmail.com	Jalaila Zakhyatul Fadhliah	23	Perempuan	Matematika	2020	Kurang dari 3 jam	WhatsApp	S	SS	TS	STS	SS	STS
12	15/01/2024 13:47:45	marcela_andarista_mahkamarcela	Marcela Andarista Mahkamarcela	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	SS	SS	TS	TS	S	TS
13	15/01/2024 15:01:44	frindsaputri5@gmail.com	Frindi Saputri	23	Perempuan	Matematika	2020	Kurang dari 3 jam	Instagram	SS	S	STS	S	TS	
14	15/01/2024 16:50:59	muhamedcahyo31@gmail.com	Muhammad Cahyo Nugroho	22	Laki-Laki	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	SS	TS	TS	S	TS	
15	15/01/2024 18:14:23	ibhannahlawafa@gmail.com	Ibhan Nabila	22	Perempuan	Matematika	2020	Lebih dari 6 jam	Instagram	TS	S	S	S	TS	
16	15/01/2024 20:38:49	buchataia17@gmail.com	Sari Maharani	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	TIKTOK	S	TS	S	S	TS	
17	16/01/2024 9:00:23	sucidinda24@gmail.com	Dinda Suci	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	TIKTOK	S	S	TS	TS	S	
18	16/01/2024 9:36:27	silvanaisdiant@gmail.com	Silvani	21	Perempuan	Matematika	2020	Kurang dari 3 jam	WhatsApp	SS	S	TS	S	TS	
19	16/01/2024 9:49:33	izzatul998@gmail.com	Izzatul Yazidah	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	S	S	TS	S	TS	
20	16/01/2024 9:56:39	hessna177@gmail.com	Naura Hesnra	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	SS	SS	TS	SS	TS	
21	16/01/2024 11:06:54	azzahfanzu@gmail.com	Azzah Fanzuzia	20	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	SS	SS	TS	TS	SS	
22	16/01/2024 11:10:42	salmajepara58@gmail.com	Salma Nailu R	19	Perempuan	Matematika	2022	Lebih dari 6 jam	Instagram	S	TS	SS	S	S	
23	16/01/2024 11:12:29	saaskinda2811@gmail.com	Saaskinda	20	Perempuan	Matematika	2022	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	S	S	TS	SS	S	TS
24	16/01/2024 11:12:36	hamlirasati59@gmail.com	Ham Lirasati	21	Perempuan	Pendidikan Matematika	2021	3 jam s.d. 6 jam	TIKTOK	SS	S	TS	TS	S	STS

25	16/01/2024	11:13:37	2208046045@student.wal	Soft Ayu Wulandari	20	Perempuan	Matematika	2022	leleh dan 6 jam	Instagram	TS	SS	TS	TS	S	TS
26	16/01/2024	11:13:47	cthdadella39@gmail.com	Citra Della	20	Perempuan	Pendidikan Mat	2021	Leleh dan 6 jam	TikTok	TS	S	TS	S	TS	S
27	16/01/2024	11:14:03	hejvsaadiah1808@gmail.com	Nelis Saadah	21	Perempuan	Matematika	2021	Leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	STS	SS
28	16/01/2024	11:14:42	elychabibahbin@gmail.com	Elyv Chabibah	21	Perempuan	Matematika	2021	Leleh dan 6 jam	TikTok	SS	S	TS	S	TS	S
29	16/01/2024	11:15:43	ghessakarainawati@gmail.com	Dhea Siska Rahmawati	19	Perempuan	Matematika	2022	3 jam s.d 6 jam	WhatsApp	TS	S	TS	S	TS	S
30	16/01/2024	11:16:39	kasimnur73@gmail.com	Nur	20	Perempuan	Matematika	2021	3 jam s.d 6 jam	Instagram	S	S	TS	S	SS	TS
31	16/01/2024	11:18:59	Yasaj37@gmail.com	Lya Tamyatul Khishol	20	Perempuan	Matematika	2021	3 jam s.d 6 jam	YouTube	S	S	TS	TS	SS	TS
32	16/01/2024	11:19:40	harnazharham@gmail.com	Harhama Zharfa M.	20	Perempuan	Matematika	2021	Leleh dan 6 jam	TikTok	TS	S	TS	S	TS	S
33	16/01/2024	11:25:03	hnikawahyun58@gmail.com	Rini Eka Wahyuni	19	Perempuan	Pendidikan Mat	2022	3 jam s.d 6 jam	Instagram	TS	S	TS	S	TS	TS
34	16/01/2024	11:25:34	indessalwadzary@gmail.com	dinda salwa	20	Perempuan	Matematika	2022	3 jam s.d 6 jam	YouTube	SS	S	TS	S	STS	TS
35	16/01/2024	11:27:18	hichsainalapr@gmail.com	Chicha Amalia Putri	21	Perempuan	Matematika	2020	Kurang dari 3 jam	WhatsApp	S	S	TS	S	TS	S
36	16/01/2024	11:41:55	indafisajati12@gmail.com	Indahyudya Lesati	19	Perempuan	Pendidikan Mat	2022	3 jam s.d 6 jam	Instagram	S	SS	SS	SS	TS	TS
37	16/01/2024	11:53:23	gyemaulodya162@gmail.com	Ayu Maulodyah	19	Perempuan	Matematika	2022	3 jam s.d 6 jam	WhatsApp	S	S	S	S	S	S
38	16/01/2024	11:55:46	makhtaryasar2003@gmail.com	Martha tyra sari	20	Perempuan	Matematika	2022	Leleh dan 6 jam	WhatsApp	SS	SS	STS	STS	SS	STS
39	16/01/2024	11:57:27	berlana.asihia.zahra@gmail.com	Berlana asihia zahra	20	Perempuan	Matematika	2021	3 jam s.d 6 jam	TikTok	S	S	TS	S	S	TS
40	16/01/2024	12:17:14	pridaanm@gmail.com	Prida Anni	21	Perempuan	Matematika	2020	Leleh dan 6 jam	YouTube	TS	S	TS	TS	TS	S
41	16/01/2024	12:19:40	2208046020@student.wal	Indrawan Saputra	20	Laki-Laki	Matematika	2022	3 jam s.d 6 jam	Instagram	SS	S	TS	S	S	S
42	16/01/2024	13:07:25	putriamryati104@gmail.com	Frizky Anyra Amndia Putri	20	Perempuan	Pendidikan Mat	2021	3 jam s.d 6 jam	TikTok	S	S	TS	TS	S	S
43	16/01/2024	13:08:09	hantafusadityah12@gmail.com	Hantafus Sadityah	19	Perempuan	Pendidikan Mat	2022	3 jam s.d 6 jam	TikTok	S	SS	STS	TS	S	STS
44	16/01/2024	14:50:38	ham.pujihahni_200804SARI.PUJI.PRRHATINI	Ham Gissa Rizkyanti	22	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d 6 jam	Instagram	TS	S	TS	S	S	TS
45	16/01/2024	16:23:52	gsisariyanti@gmail.com	Maulin Gissa Rizkyanti	18	Perempuan	Matematika	2022	3 jam s.d 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	S	S	TS
46	16/01/2024	16:26:27	widyars2812@gmail.com	Widya Aisyi	22	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d 6 jam	TikTok	S	S	S	S	TS	S
47	16/01/2024	16:42:58	pinul_rachmawati_200804Nurul.Rachmawati	Nurul Rachmawati	22	Perempuan	Matematika	2020	Leleh dan 6 jam	Instagram	S	TS	S	TS	S	TS
48	16/01/2024	17:25:42	khonidil120702@gmail.com	Khonidil anwar	21	Laki-Laki	Matematika	2020	Leleh dan 6 jam	Instagram	S	S	TS	TS	TS	S
49	16/01/2024	17:53:18	muhammad_zamroni_2004Muhammad.Zamroni	Muhammad Zamroni	21	Laki-Laki	Matematika	2020	3 jam s.d 6 jam	Facebook	S	TS	S	TS	TS	S

50	18/01/2024	18.47.20	alyusfatudin63@gmail.com	aly. syarifudin	22	Laki-Laki	Matematika	2020	lebih dari 6 jam	TikTok	SS	SS	TS	S	TS	TS
51	16/01/2024	20.09.07	halilajiyana@gmail.com	Fajriana Fatia Sula	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dari 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	S	TS	S
52	17/01/2024	10.07.24	hurlialia.12120@gmail.com	Nur Lalatus Somah	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	TS	TS	S	S	TS	S
53	17/01/2024	10.13.59	dehryana307@gmail.com	Dehryana	23	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	S	TS	TS	TS	S
54	17/01/2024	10.15.27	arifdianikurniasa@gmail.com	Arifanda Nikmatunisa	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dari 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	S	STS	S
55	17/01/2024	10.18.12	sofyayu116@gmail.com	Sofy Diah Ayu	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	S	TS	TS	TS	S
56	17/01/2024	10.44.16	ayya.sahula@gmail.com	M. Ayya Sahula	21	Laki-Laki	Pendidikan Mat	2020	lebih dari 6 jam	TikTok	TS	TS	S	S	TS	S
57	17/01/2024	11.13.10	mahyauliy60@gmail.com	Mahyau Alya	20	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	S	STS	TS	TS	S
58	17/01/2024	11.38.03	sepedarosok123@gmail.com	Al M Hsiyarn Nawani	22	Laki-Laki	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	YouTube	SS	S	TS	SS	STS	SS
59	17/01/2024	11.40.07	2108046099@student.wa	Siti Rianita Okraminda	21	Perempuan	Matematika	2021	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S	S	TS	TS	S	TS
60	17/01/2024	15.09.30	kobachn271@gmail.com	Kurnia Ananta	22	Laki-Laki	Pendidikan Mat	2020	lebih dari 6 jam	Instagram	S	S	S	TS	TS	S
61	17/01/2024	15.20.57	zahraviviana@gmail.com	Zahra Dvira Ariella Maharan	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dari 6 jam	TikTok	S	S	TS	S	TS	S
62	17/01/2024	17.41.44	anisa260617@gmail.com	Anisa Nur	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	S	TS	S	TS	S
63	18/01/2024	11.07.30	nalisyifa@gmail.com	Naili Syifa	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S	S	TS	S	TS	S
64	18/01/2024	11.52.54	fityanisaadatur@gmail.com	Fityriyani saadatur zakryah	20	Perempuan	Pendidikan Mat	2022	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	TS	S	SS	TS	S	S
65	18/01/2024	13.24.13	hurlialia750@gmail.com	Nur Fuadiah	20	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S	S	TS	TS	TS	TS
66	18/01/2024	13.30.05	franth69@gmail.com	Dhan Handayani	19	Perempuan	Pendidikan Mat	2022	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	TS	SS	STS	TS	SS	STS
67	18/01/2024	13.45.40	farakhusna40@gmail.com	Fara Khusna	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	S	S	TS	TS	S	TS
68	18/01/2024	15.45.46	janmarosyadada94@gmail.com	Janma Rosyada	20	Perempuan	Pendidikan Mat	2021	lebih dari 6 jam	Instagram	S	S	S	SS	S	SS
69	18/01/2024	15.28.50	nonatulu_fahroh.20080560	Nonatulu Fahroh	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	Facebook	TS	STS	SS	SS	SS	TS
70	18/01/2024	17.35.31	ahlysoyih19@gmail.com	Halimatul sidiqyah	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dari 6 jam	Instagram	S	S	TS	S	TS	S
71	18/01/2024	20.06.37	devaliyaaalya@gmail.com	Dewi alyia Khairunisa	19	Perempuan	Pendidikan Mat	2021	lebih dari 6 jam	TikTok	S	TS	S	SS	SS	STS
72	18/01/2024	20.07.48	ahhsaisaiz56@gmail.com	Salsabila R	19	Perempuan	Pendidikan Mat	2021	lebih dari 6 jam	TikTok	S	S	TS	SS	SS	STS
73	18/01/2024	20.22.12	ezma2004@gmail.com	Ezma Andriani	20	Perempuan	Pendidikan Mat	2021	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	S	TS	S
74	19/01/2024	6.07.44	zulaehadans61@gmail.com	Siti Zulaedah	20	Perempuan	Pendidikan Mat	2021	lebih dari 6 jam	TikTok	S	S	TS	S	TS	S

75	19/01/2024	11.05-13	hidranur@gmail.com	Frida Nuryati Husna	21	Perempuan	Matematika	2020	lebih dari 6 jam	TikTok	S	S	S	S	S	S	S	S	S
76	19/01/2024	13.30-39	muchamad_arsad_siddiq	Muchamad Arсад Siddiq	21	Laki-Laki	Pendidikan Mat	2020	Lebih dari 6 jam	YouTube	TS	STS	S	SS	S	STS	SS	S	SS
77	19/01/2024	13.38-44	mayauli_maulina_20080560	Mayauli Maulina	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	Leih dari 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	TS	S	S	S	S
78	19/01/2024	13.45-33	ahmad_salim_20080560	Ahmad Salim	23	Laki-Laki	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	S	S	S	TS	S	TS
79	19/01/2024	14.09-33	rahma_arnalia_20080560	Rahma Aarnalia	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	Leih dari 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	S	S	TS	S	S	S
80	19/01/2024	14.42-43	hina_huri_aini_20080560	Hina Huri Aini	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	Leih dari 6 jam	TikTok	TS	TS	S	S	S	S	S	S	S
81	19/01/2024	14.53-36	indra_pusparani_hardianti	Indira Pusparani H	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	Leih dari 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	S	STS	S	S	S
82	19/01/2024	15.07-28	farida_ulyyati_azzeah_20	Farida Ulyyati Azzeah	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leih dari 6 jam	TikTok	S	TS	S	SS	TS	SS	TS	SS	SS
83	19/01/2024	15.30-07	fatma_nurul_aini_20080560	Fatma Nurul Aini	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leih dari 6 jam	TikTok	TS	STS	S	SS	TS	SS	TS	SS	SS
84	19/01/2024	17.29-21	ikhisan_agung_nugroho_zilikhshan	AGUNG NUGROH ZILIKHSAN	21	Laki-Laki	Pendidikan Mat	2020	leih dari 6 jam	YouTube	TS	TS	S	S	TS	S	S	TS	S
85	19/01/2024	19.21-46	mur_fikri_safiqurrahmani	Mur Fikri Safiqurrahman	21	Laki-Laki	Pendidikan Mat	2020	Leih dari 6 jam	YouTube	S	STS	S	S	S	S	S	S	S
86	19/01/2024	20.16-28	fatmajo941@gmail.com	Ahmad sufejo bakri	20	Laki-Laki	Matematika	2021	Leih dari 6 jam	Instagram	STS	SS	SS	SS	SS	SS	SS	SS	STS
87	19/01/2024	20.19-32	rauhansar005@gmail.com	cajuza hasna	20	Perempuan	Pendidikan Mat	2022	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S	SS	SS	S	S	SS	S	TS	TS
88	19/01/2024	20.28-34	infazakia26@gmail.com	Frida Lufia Zaki	19	Perempuan	Pendidikan Mat	2022	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	S	TS	S	TS	TS	TS
89	20/01/2024	12.26-44	himmqad@gmail.com	Ulin Nikmah	22	Perempuan	Matematika	2020	Leih dari 6 jam	TikTok	TS	S	S	S	TS	SS	S	SS	SS
90	20/01/2024	12.54-56	fenonadindugata75@gmail.com	Shonia Adi Nugraha	21	Perempuan	Matematika	2020	leih dari 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	S	TS	S	TS	S
91	20/01/2024	13.14-34	agustinadiaz68@gmail.com	Delia Agustina	21	Perempuan	Matematika	2020	Leih dari 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	S	TS	S	TS	S
92	20/01/2024	13.31-34	syevanz@gmail.com	AS SYA'IRA NOOR RAHM	20	Perempuan	Matematika	2020	Leih dari 6 jam	TikTok	S	TS	S	SS	TS	S	TS	S	S
93	20/01/2024	14.05-37	mya_putri_wulandari_2008	Mya Putri Wulandari	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	Leih dari 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	S	TS	S	TS	S	S
94	20/01/2024	14.14-26	salis_nurul_hikmah_2008	Salis Nurul Hikmah	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	TS	S	TS	S	S
95	20/01/2024	14.18-29	sepphah_2008056012@gmail.com	sepphah	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	Leih dari 6 jam	Instagram	S	TS	S	SS	TS	S	TS	S	S
96	20/01/2024	14.25-18	manulida_lufiyanti_200804	Manulida Lufiyanti	22	Perempuan	Matematika	2020	Leih dari 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	TS	S	TS	S	S
97	20/01/2024	14.48-05	afianrizkyceili23@gmail.com	Dhian Rizky Fajar Anggara	22	Laki-Laki	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	S	TS	S	TS	S	S
98	20/01/2024	14.55-14	rizkayuly12@gmail.com	Rizka Zuliyanti	21	Perempuan	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	YouTube	TS	TS	S	SS	TS	TS	S	TS	S
99	20/01/2024	15.02-07	regina_putri_rahmawati_24	Regina Putri Rahmawati	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	Leih dari 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	TS	TS	S	TS	SS

100	20/01/2024	15:09:05	Muhammad dicky nur fidh	Muhammad Dicky Nur Fudh	21	Laki-Laki	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	YouTube	S	TS	S	S	TS	S
101	20/01/2024	15:31:44	hadia nur anisa	20060564Hadia Nur Anisa	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	TS	S
102	20/01/2024	15:37:26	faeratul mustafya	20080564faeratul mustafya	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	TS	S	TS
103	20/01/2024	20:29:56	amelia yasinia	nurhidayyahamelia Yasinia Nurhidayah	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	Instagram	TS	TS	S	S	TS	TS
104	20/01/2024	20:55:38	Cherouf aini	mustaghfiroh Cherouf Aini Mustaghfiroh	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	SS	TS	S
105	20/01/2024	21:08:56	farma salma aulia	200801Farma Salma Aulia	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	SS	TS	S
106	20/01/2024	21:13:48	rahmah bagus pangestu	Fahmah Bagus Pangestu	23	Laki-Laki	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	YouTube	S	TS	S	TS	S	SS
107	20/01/2024	21:24:19	karna rizky alkann	200808Karna Rizky Alkann	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	WhatsApp	S	S	S	S	TS	SS
108	20/01/2024	21:59:01	luluk qurrotul ain	200809LUK QURROTUL AINI	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	S
109	20/01/2024	22:29:28	mila roslia dewi	20080564Mila Roslita Dewi	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	SS	STS	S
110	21/01/2024	8:15:49	zahrotan nafsa	20080564Zahrotan Nafsa	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	WhatsApp	TS	TS	S	SS	TS	SS
111	21/01/2024	8:36:09	asuti wahyu nungum	20Asuti Wahyu N	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	TS	S
112	21/01/2024	9:00:49	nur lahatus saadah	2008Nur Lahatus Saadah	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	Instagram	S	TS	S	SS	TS	S
113	21/01/2024	9:21:54	luluk asakhatul hizah	20Luluk Asakhatul Hizah	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	WhatsApp	TS	TS	S	S	TS	TS
114	21/01/2024	9:26:19	fanda rohmah	200801Fanda Rohmah	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	TS	TS	SS	SS	STS	SS
115	21/01/2024	9:33:38	intan asyifa maula	200801Intan Asyifa Maula	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	SS	TS	S
116	21/01/2024	9:50:02	putri ahani	2008056054PUTRI ALVANI	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	TS	S
117	21/01/2024	9:55:21	siti nur azizah	20080560Siti Nur Azizah	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	S	TS	S	TS	TS
118	21/01/2024	10:03:23	fitri alhina habshan	20080564Fitri alhina habshan	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	SS	SS	TS	SS
119	21/01/2024	10:27:42	handani mingsh	20080564Handani Mingsh	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	SS
120	21/01/2024	10:43:34	hijryatul ainna nisa	2008Hijryatul Ainna Nisa	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	SS	SS	TS	SS
121	21/01/2024	11:11:06	eka septiyanda mulyani	Eka Septiyanda M	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	SS	TS	SS
122	21/01/2024	12:03:06	alabretta zlelha evelyna	Alabretta Zlelha Evelyna Ar	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	SS	TS	SS
123	21/01/2024	13:06:27	muchamal yahya	20080560Muchamal Yahya	21	Laki-Laki	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	YouTube	S	S	S	SS	TS	S
124	21/01/2024	14:06:46	haelis saadeh	20080560Haelis Saadeh	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	TS	S

125	21/01/2024	16.09.10	Said Ahmad Irian Farani	22	Laki-Laki	Pendidikan Mat	2020	lebih dan 6 jam	YouTube	TS	TS	S	SS	TS	SS
126	22/01/2024	9.24.57	Nur azizah ari 20080560	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	S	S
127	22/01/2024	10.29.36	huzzaifah 20080	21	Laki-Laki	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	YouTube	S	TS	S	S	TS	S
128	22/01/2024	10.46.10	hokium nisa alkarna 20080	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dan 6 jam	TikTok	S	TS	SS	SS	TS	S
129	22/01/2024	12.02.20	meadeth adawyah 2008	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S	TS	S	TS	S	S
130	22/01/2024	12.11.42	rizqila prana ari 2008056	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	SS
131	22/01/2024	13.24.43	zulfia angraeni saputi 20080	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	TS	S	S
132	22/01/2024	14.30.03	fadialul maratus sholihafadialul maratus sholihah	20	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	SS	TS	TS	TS	SS	TS
133	22/01/2024	16.32.55	erindadiah10@gmail.com	21	Perempuan	Matematika	2021	lebih dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	TS	S	S
134	22/01/2024	21.06.23	luthfiana hasna lsharani Luthfiana Hasna lsharani	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	TS	S	S
135	22/01/2024	21.31.39	nur alfin mauf 20080460	22	Laki-Laki	Matematika	2020	Kurang dari 3 jam	WhatsApp	S	S	TS	STS	S	STS
136	22/01/2024	22.26.27	nahmudhahsan123@gmail.com	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dan 6 jam	Instagram	S	TS	S	S	S	S
137	26/01/2024	13.45.16	adira tarini firani 200804	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dan 6 jam	Instagram	S	TS	S	S	STS	S
138	26/01/2024	14.08.38	aulia sasablia 20080560	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	S	S	TS	TS	S	S
139	26/01/2024	14.41.28	devi linasri 20080560	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S	TS	S	S	S	S
140	26/01/2024	14.47.36	putri syfani 20080560	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S	TS	S	TS	S	S
141	26/01/2024	15.03.10	fisa uswah istiqomah 20	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	S	TS	S	TS	S	S
142	26/01/2024	15.19.22	agung purnomo 20080560	23	Laki-Laki	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	YouTube	S	S	S	TS	S	S
143	26/01/2024	16.07.31	fenyafatunisa@gmail.com	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	SS	TS	SS
144	26/01/2024	17.09.02	liza lbanul@gmail.com	22	Perempuan	Matematika	2020	lebih dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	S
145	26/01/2024	17.11.33	sodifatun@gmail.com	22	Perempuan	Matematika	2020	lebih dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	S	TS	S
146	26/01/2024	17.20.58	maunah80@gmail.com	22	Perempuan	Matematika	2020	lebih dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	S
147	26/01/2024	17.27.27	astafania 2008056002	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	STS	SS
148	26/01/2024	17.40.01	in3gaany@gmail.com	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	lebih dan 6 jam	TikTok	S	S	TS	SS	S	TS
149	26/01/2024	18.27.29	gelangin80352@gmail.com	21	Perempuan	Matematika	2020	lebih dan 6 jam	TikTok	STS	TS	S	S	TS	SS

130	22/01/2024	12.11.42	rizka_parna_ari_200806	Rizka Parna Ari	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	SS
131	22/01/2024	13.24.33	zulia_anggraeni_saputri_2	Zulia Anggraeni Saputri	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	SS
132	22/01/2024	14.30.03	fadialul_maratul_sholihahFadialul Maratus Sholihah	Fadialul Maratus Sholihah	20	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp	SS	TS	SS	TS	SS	TS
133	22/01/2024	16.32.55	erlindaDiahPratiwi10@gmail.com	Erlinda Diah Pratiwi	21	Perempuan	Matematika	2021	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	SS	TS	S	S
134	22/01/2024	21.06.23	luthfana_hastra_lishtarani	Luthfana Hastra Lishtarani	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	S
135	22/01/2024	21.31.39	nur_alim_mauli_20080601	Nur Alim Mauli	22	Laki-laki	Matematika	2020	Kurang dari 3 jam	WhatsApp	S	TS	S	SS	S	S
136	22/01/2024	22.26.27	mahmudhahsan123@gmail.com	Mahmudhah Hasan Saputri	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	Instagram	S	TS	S	SS	S	S
137	26/01/2024	13.45.18	adria_tarini_firani_200806	Adria Tarini Firani	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	Instagram	S	TS	S	SS	S	S
138	26/01/2024	14.09.38	aulia_salsabha_200805604	Aulia Salsabha	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	S	TS	S	SS	TS	S
139	26/01/2024	14.41.28	dewi_linassari_2008050606	Dewi Linassari	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	S	S
140	26/01/2024	17.09.02	rizka16nalu@gmail.com	Rizka Nalu Mukhtaromah	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	TikTok	S	TS	S	SS	TS	S
141	26/01/2024	15.03.10	risa_uswah_sisqonah_20	Risa Uswah Sisqonah	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	S	S	TS	SS	TS	S
142	26/01/2024	15.19.22	agung_purnomo_20080564	Agung Purnomo	23	Laki-laki	Pendidikan Mat	2020	3 jam s.d. 6 jam	Youtube	S	S	S	SS	TS	S
143	26/01/2024	16.07.31	henyafatunisa@gmail.com	Feny Fatunisa	21	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	WhatsApp	S	TS	S	SS	TS	SS
144	26/01/2024	17.09.02	rizka16nalu@gmail.com	Rizka Nalu Mukhtaromah	22	Perempuan	Matematika	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	S
145	26/01/2024	17.11.33	sodifatun@gmail.com	Shodifatun Umarah	22	Perempuan	Matematika	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	S
146	26/01/2024	17.20.58	maunah16@gmail.com	Siti Maunatul Khasanah	22	Perempuan	Matematika	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	TS	TS	SS	SS	TS	SS
147	26/01/2024	17.27.27	astatama_2008056002	Astiatama	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	S
148	26/01/2024	17.40.01	megaayu@gmail.com	Mega Ayu Lesiani	22	Perempuan	Pendidikan Mat	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	SS	S	SS
149	26/01/2024	18.27.29	jelegnisu0352@gmail.com	Ajeng Oxansa	21	Perempuan	Matematika	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	STS	TS	S	SS	TS	SS
150	26/01/2024	19.02.37	siniaayu1404@gmail.com	Sinia Ayu Lesiani	21	Perempuan	Matematika	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	S
151	26/01/2024	19.06.32	in_aumi_ningyias_200804	In Aumi Ningyias	21	Perempuan	Matematika	2020	leleh dan 6 jam	TikTok	S	TS	S	SS	TS	S
152	26/01/2024	19.46.25	latifatus_syifa_20080561	Latifatus Syifa	21	Perempuan	Pendidikan Md	2020	leleh dari 6 jam	TikTok	TS	TS	S	SS	TS	S
153	26/01/2024	20.07.01	virna_lemariandiani_20080	Virna Remandiani	21	Perempuan	Pendidikan Md	2020	3 jam s.d. 6 jam	Instagram	TS	TS	S	SS	TS	S
154	26/01/2024	20.10.26	nguhroho_dwi_saputro_21	Nguhroho Dwi Saputro	21	Laki-laki	Matematika	2020	3 jam s.d. 6 jam	Youtube	TS	TS	S	SS	TS	S

### Lampiran 3. Data yang Digunakan

Data yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu 121 data yang berasal dari mahasiswa Jurusan Matematika tahun angkatan 2020, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Walisongo Semarang.

NO	NAMA	TINGKAT KECANDUAN	USIA	JENIS KELAMIN	DURASI PENGGUNAAN	JENIS MEDSOS
1	Izzatul Yazidah	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
2	Fara Khusna Sifati	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
3	Ernawati	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
4	Fithra Kamilia	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
5	LINDA EKA YULIANA	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
6	Baskoro Cahyaningrat	Sedang	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
7	Sari Maharani	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
8	Nugroho Dwi Saputro	Sedang	≤21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	YouTube
9	Della Agustina	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
10	AZZAH FAIRUZIA	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
11	JIHAN NABILA WAFA`	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Instagram
12	CHICHA AMALIA PUTRI	Sedang	≤21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	WhatsApp
13	AS SYAVIRA NOOR RAHMA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
14	RINDI SAPUTRI	Sedang	>21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	Instagram
15	LAELA ZAKYATUL FADHILAH	Sedang	>21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	WhatsApp
16	MAULIDA LUTFIYANTI	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
17	RIZANATUL MUKHAROMAH	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
18	FIRDA NURIYATUL HUSNA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
19	MUHAMAD CAHYO NUGROHO	Sedang	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
20	SHONIA ADI NUGRAHA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
21	MUHAMMAD ZAINAL ABIDIN	Sedang	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
22	ULIN NIKMAH	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
23	ZULFA AULIA FADILLA	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
24	NUR ALFIN MA`RUF	Sedang	>21	Laki-Laki	Kurang dari 3 jam	WhatsApp

25	AJENG OXA NISA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
26	AJENG SEKAR PROBOWATI	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
27	ALVIAN RIZKY FAJAR ANGGARA	Berat	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
28	ALY SYAFRUDIN	Sedang	>21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	TikTok
29	ATIKA DEWI ARDIYANTI	Sedang	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
30	DINDA SUCI ANGGRAENI	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
31	KHOIRUL ANWAR	Sedang	≤21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	Instagram
32	MARCELA ANDARISTA MAHAR	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
33	MAULANA PRASETYA	Berat	>21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
34	MUHAMMAD ZAMRONI	Sedang	≤21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	Facebook
35	NURUL RACHMAWATI	Sedang	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Instagram
36	PRITA ARNI OKTAVIANI	Sedang	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	YouTube
37	RAHMAT BAGUS PANGESTU	Berat	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	YouTube
38	RIZKA ZULIYANTI	Berat	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	YouTube
39	SARI PUJI PRIHATINI	Sedang	>21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
40	SHOLIFAHTUN UMAYAH	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
41	SILVIANA LISDIYANTI	Sedang	≤21	Perempuan	Kurang dari 3 jam	WhatsApp
42	SINTIA AYU LESTARI	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
43	SITI MAUNATUL KHASANAH	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
44	TRI ARUMI NINGTYAS	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
45	WIDYA ARSYI MUSTIKA NINGR	Sedang	>21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
46	ZULFA HIDAYATUN NI' MAH	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
47	NAURA HASNA	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
48	NUR FU' ADAH	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
49	M. Nur Fikri Safiqurrahman	Berat	≤21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	YouTube

50	Aistafania	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
51	Karina Rizky Alkarim	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
52	Said Ahmad Ifan Fanani	Berat	>21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	YouTube
53	Mya Putri Wulandari	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
54	Mahmudah Ihsan Saputri	Sedang	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Instagram
55	Vina Ramadhani	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
56	Halimatus Sa'diyah	Sedang	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Instagram
57	Choirul Aini Mustaghfiroh	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
58	Noviatul Fahroh	Sedang	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Facebook
59	Fajriana Faila Sufa	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
60	Septianah	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Instagram
61	NAELIS SA' ADAH	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
62	LULUK QURROTUL AINI	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
63	NUR AZIZAH ARIF	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
64	ACHMAD HUDZAIFAH	Sedang	≤21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	YouTube
65	MUCHAMAT YAHYA	Berat	≤21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	YouTube
66	FATMA SALMA AULIA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
67	AMALIA YASINTA NUR HIDAYA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Instagram
68	LAELATUL MUSTAFIYA	Sedang	>21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
69	ZAHROTAN NAFISA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
70	NUR LAILATUS SA' ADAH	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Instagram
71	SALIS NURUL HIKMAH	Berat	>21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
72	NAILI SYIFA 'UL AF' IDAH	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
73	MEGA AYU LESTARI	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
74	REGINA PUTRI RAHMAWATI	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok

75	LULUK ASEKHATUL HIZAH	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
76	MILA ROSITA DEWI	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
77	M HISYAM NAWAWI	Sedang	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	YouTube
78	LATIFA NURUL AINI	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
79	INDIRA PUSPARANI HARDIANI	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
80	LATHIFATUS SYIFA`	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
81	HARDIANI NINGSIH	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
82	NILA FARIDA ROHMAH	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
83	MA`ADZAH` ADAWIYAH	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
84	NADILA NUR ANISA	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
85	ALABRETTA ZILEIHA EVELYNA A	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
86	HILMA HURIL AINI	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
87	HURIYATUL AINNA NISA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
88	FARIDA ULVIYATUL AZIZAH	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
89	ASTUTI WAHYU NINGRUM	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
90	ANISA NUR FAEDHAH	Sedang	>21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
91	SITI NUR AZIZAH	Sedang	>21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
92	MUHAMMAD DICKY NUR FUAD	Berat	≤21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	YouTube
93	FITRI ALFINA HABSARI	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
94	INTAN ASYIFA MAULA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
95	PUTRI ALVIANI	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
96	LUTHFIANA HASNA ISHARANI	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
97	EKA SEPTIYANDA MULYANINGR	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
98	SOFY DIAH AYU PURBARINI	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
99	ADIRA TANTRI FITRIANI	Sedang	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	Instagram

100	AGUNG PURNOMO	Sedang	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	YouTube
101	AHMAD SALIM	Sedang	>21	Laki-Laki	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
102	ARFIDA NIKMATUNNISA	Sedang	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
103	AULIA SALSABILA	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
104	DEFRIYANA TRI SHOLIKHATUL	Sedang	>21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
105	DEWI LINASARI	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
106	FENY LATIFATUNISA	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
107	IKHSAN AGUNG NUGROHO	Berat	≤21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	YouTube
108	INAYATUL MAULINA	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
109	KHOIRUN NISA ALKARIMA	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
110	KURNIA ANANTA CHOIRUL IMA	Sedang	>21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	Instagram
111	M. ARYA SAHULA	Sedang	≤21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	TikTok
112	MAHYA ALIYA	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
113	Nur Lailatus Soimah	Sedang	>21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
114	PUTRI SYIFANI	Sedang	>21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	TikTok
115	RAHMA AMALIA	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	WhatsApp
116	RISA USWAH ISTIQOMAH	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	Instagram
117	RIZQITA PRAMA ARTI	Berat	≤21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
118	ZULFA ANGGRAENI SAPUTRI	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok
119	FADLILATUL MAR`ATUS SHOLIH	Sedang	≤21	Perempuan	3 jam s.d. 6 jam	WhatsApp
120	MUCHAMAD ARSAD SIDDIQ	Berat	≤21	Laki-Laki	Lebih dari 6 jam	YouTube
121	ZAHRA DWITA ARIELLA MAHAR	Berat	>21	Perempuan	Lebih dari 6 jam	TikTok

## DAFTAR RIWAYAT HIDUP

### 1. Identitas Diri

- (a) Nama Lengkap : Fithra Kamilia
- (b) TTL : Rembang, 14 Januari 2002
- (c) Alamat Rumah : Desa Mrayun, RT/RW. 004/003,  
Kecamatan Sale, Kabupaten  
Rembang
- (d) No. Hp : 081226160082
- (e) E-mail : fithrakamilia@gmail.com

### 2. Riwayat Pendidikan

- (a) RA BINA PUTRA
- (b) MI DA'WATUL KHOIRIYAH
- (c) MTs NEGERI 5 REMBANG
- (d) MA NEGERI 2 REMBANG

Semarang, 3 April 2024

Peneliti,



Fithra Kamilia

NIM : 2008046004