



ANALISIS TINGKAT KEPUASAN PENGGUNA GOOGLE CLASSROOM DALAM PEMBELAJARAN ONLINE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES

Fildzah Nadya Arieni ^a, Eka Irawan ^b, Dedi Suhendro ^c

^a Program Studi Sistem Informasi, fildzah.nadya17@gmail.com, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

^b Program Studi Sistem Informasi, eka.irawan@amiktunasbangsa.ac.id, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar

^c Program Studi Komputerisasi Akuntansi, dedi.su@amiktunasbangsa.ac.id, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar

ABSTRACT

SMK Negeri 3 Pematangsiantar is one of the schools affected by the COVID-19 pandemic, which at that time the whole world was facing an outbreak of this infectious disease. The Covid-19 pandemic that was hitting the whole world at that time, required all students and students to carry out the online learning process in order to prevent the spread of the Covid-19 virus. This study aims to classify the level of satisfaction of Google classroom users using nave Bayes data mining techniques. Sources of data obtained from questionnaires given to students randomly as many as 100 students. The criteria used as Google Classroom user satisfaction include: system quality, service, information, usage, user satisfaction. The model generated by researchers and Rapid Miner Software with training data as much as 75 data. There are 25 test data that are processed in Rapid Miner 5.3. get test results with an accuracy of 96.00%, namely 15 satisfied users and 10 dissatisfied users.

Keywords: *Google Classroom, Satisfaction, Naïve Bayes, Online, Learning.*

ABSTRAK

SMK Negeri 3 Pematangsiantar merupakan salah satu sekolah yang berdampak dengan adanya pandemic covid-19 yang pada saat itu seluruh dunia sedang menghadapi wabah penyakit menular ini. Adanya pandemic covid-19 yang sedang menerpa seluruh dunia saat itu, mengharuskan seluruh mahasiswa dan pelajar untuk melakukan proses belajar melalui daring demi mencegah penyebaran virus covid-19. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi dalam tingkat kepuasan pengguna Google classroom dengan menggunakan teknik data mining Naïve Bayes. Sumber data diperoleh dari kuesioner yang diberikan kepada siswa secara random sebanyak 100 siswa. Kriteria yang digunakan sebagai kepuasan pengguna Google classroom antara lain adalah : kualitas sistem, layanan, informasi, penggunaan, kepuasan pengguna. Model yang dihasilkan oleh peneliti dan Software Rapid Miner dengan data training sebanyak 75 data. Data pengujian sebanyak 25 data testing yang diolah di dalam Rapid Miner 5.3. mendapatkan hasil pengujian dengan akurasi sebesar 96.00% yaitu 15 pengguna Puas dan sebanyak 10 pengguna Tidak Puas.

Kata Kunci: *Google Classroom, Kepuasan, Naïve Bayes, Online, Pembelajaran.*

1. PENDAHULUAN

Adanya pandemic covid-19 yang sedang menerpa seluruh dunia saat ini, mengharuskan seluruh mahasiswa dan pelajar untuk melakukan proses belajar melalui daring demi mencegah penyebaran virus covid-19. Hal ini menjadikan semakin pesatnya penggunaan media pembelajaran secara daring, yang memberikan kemudahan, keleluasaan, kebebasan dalam proses menggali ilmu pengetahuan karena dapat dilakukan dimana saja dan kapan saja [1]. Salah satu sekolah yang terkena dampak dari covid-19 ini yaitu Sekolah Menengah Kejuruan (SMK) Negeri 3 Pematangsiantar yang terletak di Jl. Raya-Medan Km. 10,5 Pematang Siantar.

Kepuasan pengguna merupakan perasaan senang atau kecewa seseorang yang muncul setelah membandingkan kinerja atau hasil dari sebuah produk yang di pikirkan terhadap kinerja atau hasil yang diharapkan. Media pembelajaran secara daring sangat banyak pilihannya yaitu *Google Classroom*. *Google classroom* ini diperuntukkan untuk membantu semua ruang lingkup pendidikan yang membantu siswa untuk menemukan atau mengatasi kesulitan pembelajaran, membagikan pembelajaran dan membuat tugas tanpa harus hadir ke kelas. Akan tetapi hal tersebut tidak dapat dijadikan tolak ukur kepuasan karena masih terdapat beberapa kekurangan dari aplikasi *Google Classroom* seperti tampilan kurang menarik bagi siswa, adanya peluang kecurangan siswa, notifikasi info tugas sering telat masuk, file

yang gagal dikirim saat *Google drive* penuh, tidak adanya pemberitahuan materi yang disampaikan telah dibaca sepenuhnya oleh peserta didik dan hanya dapat diakses oleh akun *Google* [2].

Dengan banyaknya pengguna aplikasi *Google classroom*, tentunya tidak semua pengguna merasa puas dengan layanan aplikasi tersebut. Banyak riset-riset terkait yang dapat menyelesaikan masalah komputasi yang sifatnya kompleks, seperti Jaringan Saraf Tiruan [3]–[10], dan Data Mining [11]–[20]. Berdasarkan hal itu maka penelitian ini menggunakan metode Data Mining karena sesuai dengan masalah yang dihadapi. Data mining diperlukan untuk analisis data yang melibatkan pernyataan menurut persepsi siswa. *Data mining* merupakan suatu metode untuk menemukan pengetahuan dalam suatu tumpukan data yang cukup besar. *Data mining* adalah proses menggali dan menganalisa sejumlah data yang sangat besar untuk memperoleh sesuatu yang benar, baru dan bermanfaat dan akhirnya dapat ditemukan suatu corak atau pola dalam data tersebut. *Data mining* dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugas yang dapat dilakukan yaitu : Deskripsi, Estimasi, Prediksi, Klasifikasi, *Clustering*, dan Asosiasi [21]. Ada beberapa metode klasifikasi yang terdapat dalam data mining salah satu metode yang dapat dijadikan solusi dalam mengolah data kepuasan pengguna ini adalah algoritma *Naïve Bayes*. *Naïve Bayes* merupakan proses pengkategorian probabilistic sederhana untuk menghitung peluang dengan cara menjumlahkan kombinasi nilai dan frekuensi dari dataset yang ada. Algoritma ini menerapkan *teorema Bayes* yang diasumsikan semua indikator tidak saling bergantung atau independen yang diberikan nilai pada variabel kelas [22].

Penelitian sebelumnya yang menjadi rujukan penelitian ini diantaranya : Penelitian untuk menentukan persentase tingkat pengunjung taman hewan yang paling dominan berdasarkan kategori usia menggunakan algoritma Naive Bayes. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan jumlah nilai pengunjung terbanyak berdasarkan kategori usia. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa data pengunjung yang paling dominan berkunjung menurut kategori umur adalah anak-anak yang memiliki akurasi 77%. Nilai akurasi ini merupakan usia yang paling sering mengunjungi taman hewan [23]. Selanjutnya Penelitian yang dilakukan untuk membahas tentang Klasifikasi Algoritma C4.5 Dalam Penerapan Tingkat Kepuasan Siswa Terhadap Media Pembelajaran Online. Dari hasil perhitungan dengan algoritma C4.5 Menghasilkan 20 (dua puluh) *rules* dan Tingkat akurasi yang dihasilkan oleh metode tersebut adalah 86.67%. Dari penelitian ini sama-sama menggunakan topik yang sama yaitu membahas tentang klasifikasi tingkat kepuasan. Akan tetapi, perbedaan dari penelitian sebelumnya adalah menggunakan 4 variabel yaitu minat belajar, cara belajar, sajian pembelajaran, media pembelajaran. Selain itu perbedaannya adalah metode yang digunakan. Dari perhitungan menggunakan algoritma C4.5 maka didapatkan faktor paling dominan adalah sajian pembelajaran (C3) dengan nilai gain sebesar 0,353960518 [24]. Berdasarkan permasalahan dan uraian tersebut, maka dilakukan lah penelitian ini dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* untuk melihat tingkat kepuasan pengguna *Google classroom* selama dilakukannya pembelajaran online yang bertujuan untuk melihat variabel yang paling berpengaruh pada kepuasan pengguna.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Lokasi dan Waktu Penelitian

Lokasi dari penelitian ini dilakukan di SMK Negeri 3 Pematang Siantar di Jl. Raya Medan Km. 10,5 Pematang Siantar. Populasi dari penelitian ini adalah siswa SMK Negeri 3 Pematang Siantar, yang berjumlah 525 siswa. Pada penelitian ini 100 sampel diambil dari populasi siswa SMK Negeri 3 Pematang Siantar. Waktu pengumpulan data dilakukan pada tanggal 30 Mei 2022 sampai 05 Juni 2022, dengan memberikan pertanyaan atau pernyataan melalui kuesioner kepada siswa SMK Negeri 3 Pematang Siantar. Data set penelitian dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Dataset Penelitian

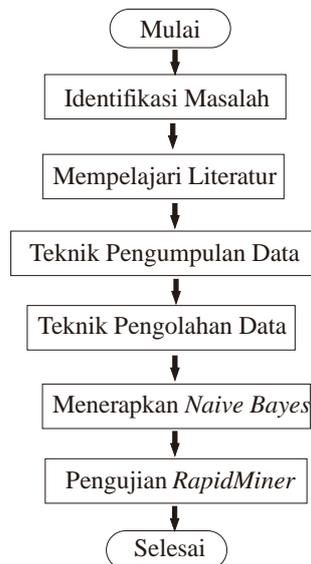
| Responden | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | Hasil |
|-----------|------|------|------|------|------|------------|
| Siswa 1 | SS | SS | SS | S | SS | Puas |
| Siswa 2 | SS | SS | SS | SS | SS | Puas |
| Siswa 3 | S | S | S | S | SS | Tidak Puas |
| Siswa 4 | SS | SS | SS | SS | SS | Puas |
| Siswa 5 | S | S | S | TS | S | Tidak Puas |
| Siswa 6 | S | S | S | S | S | Tidak Puas |
| Siswa 7 | SS | SS | SS | S | SS | Puas |
| Siswa 8 | SS | SS | SS | SS | SS | Puas |
| Siswa 9 | SS | SS | SS | SS | SS | Puas |
| Siswa 10 | S | S | S | S | S | Tidak Puas |
| | | | | | | |
| Siswa 100 | S | SS | S | SS | SS | Puas |

Keterangan :

- C1 = Kualitas Sistem
- C2 = Layanan
- C3 = Informasi
- C4 = Penggunaan
- C5 = Kepuasan Pengguna
- S = Setuju
- SS = Sangat Setuju
- TS = Tidak Setuju
- STS = Sangat Tidak Setuju

2.2. Rancangan Penelitian

Rancangan penelitian ini dilakukan dengan pengamatan pada klasifikasi data siswa kedalam *Microsoft Excel*, kemudian data tersebut dilakukan suatu percobaan dengan menggunakan software Rapid Miner dengan metode *Naïve Bayes* untuk membuat model aturan data yang diperoleh dari Sekolah. Kemudian diharapkan dapat memprediksi penerimaan siswa baru pada sekolah menggunakan metode *Naïve Bayes*. Bagan alir (*flowchart*) merupakan teknik analisis yang digunakan untuk menjelaskan aspek-aspek sistem informasi secara jelas, tepat dan logis [25]. Diagram alir model penelitian disajikan dalam rancangan pada gambar 1.



Gambar 1. Rancangan Penelitian

Adapun keterangan dari rancangan penelitian diatas adalah :

1. Identifikasi Masalah
Mengidentifikasi masalah yang menjadi penyebab naik atau menurunnya jumlah penerimaan siswa baru di Sekolah
2. Mempelajari Literatur
Pada penelitian ini, penulis harus didasari oleh rujukan yang digunakan untuk mendapatkan informasi terkait dan teori yang mendukung dalam penelitian.
3. Teknik Pengumpulan Data.
Teknik pengumpulan data merupakan teknik yang digunakan dalam mengumpulkan suatu informasi terkait yang dibutuhkan dalam melakukan penelitian. Adapun teknik pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu:
 - a. Studi dokumentasi
Sumber informasi yang diperoleh melalui studi dokumentasi, dengan mencari data yang berasal dari dokumen, buku, maupun jurnal.
 - b. Observasi

Observasi merupakan proses pencarian data yang dilakukan secara terbuka maupun tertutup pada pengambilan informasi pertama dengan mengamati objek yang diteliti [26].

- c. Wawancara
Wawancara merupakan teknik pengambilan data dengan melakukan tanya jawab antara pengumpul data dengan narasumber [27].
- 4. Teknik Pengolahan Data
Penelitian ini melakukan pengolahan data dengan memilah data yang sesuai pada pokok permasalahan kemudian dimasukkan kedalam *Microsoft Excel 2010*.
- 5. Menerapkan Metode
Naïve Bayes merupakan solusi yang digunakan pada penelitian ini dalam memprediksi jumlah penerimaan siswa baru di Sekolah
- 6. Pengujian Aplikasi
Pada tahap ini, data yang telah di kelola sebelumnya akan di implementasi kedalam *Software Rapid Miner*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengolahan Data

Kriteria yang akan digunakan dalam klasifikasi tingkat kepuasan pengguna *Google classroom* dalam pembelajaran online yaitu :

- 1. Kualitas Sistem
Variabel ini akan dikelompokkan menjadi 4 kategori yaitu : Sangat Setuju, Setuju, Tidak Setuju, Sangat Tidak Setuju, dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Kriteria Kualitas Sistem

| Variabel | Kategori | Keterangan |
|-----------------|----------|---------------------|
| Kualitas Sistem | SS | Sangat Setuju |
| | S | Setuju |
| | TS | Tidak Setuju |
| | STS | Sangat Tidak Setuju |

- 2. Layanan
Variabel ini akan dikelompokkan menjadi 4 kategori yaitu : Sangat Setuju, Setuju, Tidak Setuju, Sangat Tidak Setuju, dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Kriteria Layanan

| Variabel | Kategori | Keterangan |
|----------|----------|---------------------|
| Layanan | SS | Sangat Setuju |
| | S | Setuju |
| | TS | Tidak Setuju |
| | STS | Sangat Tidak Setuju |

- 3. Informasi
Variabel ini akan dikelompokkan menjadi 4 kategori yaitu : Sangat Setuju, Setuju, Tidak Setuju, Sangat Tidak Setuju, dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Kriteria Informasi

| Variabel | Kategori | Keterangan |
|-----------|----------|---------------------|
| Informasi | SS | Sangat Setuju |
| | S | Setuju |
| | TS | Tidak Setuju |
| | STS | Sangat Tidak Setuju |

- 4. Penggunaan
Variabel ini akan dikelompokkan menjadi 4 kategori yaitu : Sangat Setuju, Setuju, Tidak Setuju, Sangat Tidak Setuju, dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 5. Kriteria Penggunaan

| Variabel | Kategori | Keterangan |
|------------|----------|---------------------|
| Penggunaan | SS | Sangat Setuju |
| | S | Setuju |
| | TS | Tidak Setuju |
| | STS | Sangat Tidak Setuju |

5. Kepuasan Pengguna

Variabel ini akan dikelompokkan menjadi 4 kategori yaitu : Sangat Setuju, Setuju, Tidak Setuju, Sangat Tidak Setuju, dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6. Kriteria Kepuasan Pengguna

| Variabel | Kategori | Keterangan |
|-------------------|----------|---------------------|
| Kepuasan Pengguna | SS | Sangat Setuju |
| | S | Setuju |
| | TS | Tidak Setuju |
| | STS | Sangat Tidak Setuju |

Setelah ditentukan, langkah selanjutnya penulis menghitung jumlah Puas dan Tidak Puas berdasarkan tabel 4.6. dari 75 data latih yang digunakan, diketahui kelas Puas sebanyak 47 data, dan kelas Tidak Puas 28 data. Perhitungan probabilitas prior kemungkinan Puas dalam menentukan tingkat kepuasan pengguna *Google classroom* dalam pembelajaran *online*, dapat dilakukan dengan persamaan yaitu:

$$P(\text{Puas}) = \frac{47}{75} = 0,627$$

Sedangkan perhitungan probabilitas tidak puas yaitu : $P(\text{Tidak Puas}) = \frac{28}{75} = 0,373$

Setelah probabilitas dari masing-masing prior telah diketahui, selanjutnya menghitung masing-masing probabilitas dari setiap kriteria yang digunakan. Dalam setiap kriteria menggunakan skala *linkert* 4 yaitu SS, S, TS, dan STS. Sehingga perhitungan probabilitas setiap kriteria dapat dilihat pada beberapa tabel berikut. Untuk menghitung probabilitas kemungkinan dari kriteria Kualitas Sistem, dapat dilihat dari tabel 7.

Tabel 7. Hasil dari Kriteria Kualitas Sistem

| Kualitas Sistem | Jumlah Kejadian | | Probabilitas | |
|-----------------|-----------------|------------|--------------|------------|
| | Puas | Tidak Puas | Puas | Tidak Puas |
| SS | 45 | 1 | 0,9574 | 0,0358 |
| S | 2 | 27 | 0,0426 | 0,9642 |
| TS | 0 | 0 | 0 | 0 |
| STS | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Jumlah | 47 | 28 | 1 | 1 |

Probabilitas pada kriteria kualitas sistem yaitu pada kategori Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,9574, S memiliki probabilitas 0,0426, serta TS dan STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Puas yaitu 1. Sedangkan pada kategori Tidak Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,0358, S memiliki probabilitas 0,9642, serta TS dan STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Tidak Puas yaitu 1. Untuk menghitung probabilitas kemungkinan dari kriteria layanan, bisa dilihat dari tabel 8.

Tabel 8. Hasil dari Kriteria Layanan

| Layanan | Jumlah Kejadian | | Probabilitas | |
|---------------|-----------------|------------|--------------|------------|
| | Puas | Tidak Puas | Puas | Tidak Puas |
| SS | 38 | 0 | 0,8085 | 0 |
| S | 9 | 27 | 0,1915 | 0,9643 |
| TS | 0 | 1 | 0 | 0,0357 |
| STS | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Jumlah | 47 | 28 | 1 | 1 |

Probabilitas pada kriteria layanan yaitu pada kategori Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,8085, S memiliki probabilitas 0,1915, serta TS dan STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Puas yaitu 1. Sedangkan pada kategori Tidak Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0, S memiliki

probabilitas 0,9643, TS memiliki probabilitas 0,0357, serta STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Tidak Puas yaitu 1. Untuk menghitung probabilitas kemungkinan dari kriteria informasi, bisa dilihat dari tabel 9.

Tabel 9. Hasil dari Kriteria Informasi

| Informasi | Jumlah Kejadian | | Probabilitas | |
|---------------|-----------------|------------|--------------|------------|
| | Puas | Tidak Puas | Puas | Tidak Puas |
| SS | 35 | 0 | 0,7447 | 0 |
| S | 12 | 28 | 0,2553 | 1 |
| TS | 0 | 0 | 0 | 0 |
| STS | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Jumlah | 47 | 28 | 1 | 1 |

Probabilitas pada kriteria informasi yaitu pada kategori Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,7447, S memiliki probabilitas 0,2553, serta TS dan STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Puas yaitu 1. Sedangkan pada kategori Tidak Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0, S memiliki probabilitas 1, serta TS dan STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Tidak Puas yaitu 1. Untuk menghitung probabilitas kemungkinan dari kriteria penggunaan, bisa dilihat dari tabel 10.

Tabel 10. Hasil dari Kriteria Penggunaan

| Penggunaan | Jumlah Kejadian | | Probabilitas | |
|---------------|-----------------|------------|--------------|------------|
| | Puas | Tidak Puas | Puas | Tidak Puas |
| SS | 35 | 0 | 0,7447 | 0 |
| S | 12 | 26 | 0,2553 | 0,9286 |
| TS | 0 | 2 | 0 | 0,0714 |
| STS | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Jumlah | 47 | 28 | 1 | 1 |

Probabilitas pada kriteria penggunaan yaitu pada kategori Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,7447, S memiliki probabilitas 0,2553, serta TS dan STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Puas yaitu 1. Sedangkan pada kategori Tidak Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0, S memiliki probabilitas 0,9286, TS memiliki probabilitas 0,0714, serta STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Tidak Puas yaitu 1. Untuk menghitung probabilitas kemungkinan dari kriteria kepuasan pengguna, bisa dilihat dari tabel 11.

Tabel 11. Hasil dari Kriteria Kepuasan Pengguna

| Kepuasan Pengguna | Jumlah Kejadian | | Probabilitas | |
|-------------------|-----------------|------------|--------------|------------|
| | Puas | Tidak Puas | Puas | Tidak Puas |
| SS | 37 | 1 | 0,7872 | 0,0357 |
| S | 10 | 27 | 0,2128 | 0,9643 |
| TS | 0 | 0 | 0 | 0 |
| STS | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Jumlah | 47 | 43 | 1 | 1 |

Probabilitas pada kriteria kepuasan pengguna yaitu pada kategori Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,7872, S memiliki probabilitas 0,2128, serta TS dan STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Puas yaitu 1. Sedangkan pada kategori Tidak Puas dengan skala SS memiliki probabilitas 0,0357, S memiliki probabilitas 0,9643, serta TS dan STS memiliki probabilitas 0. Sehingga jumlah probabilitas Tidak Puas yaitu 1.

Setelah masing-masing probabilitas kriteria telah diketahui, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai dari salah satu nilai yang telah diberikan responden untuk menentukan klasifikasi. Berdasarkan data *training* pada tabel 4.6. pada data responden 76 sampai 100 dilakukan klasifikasi ke dalam kelas Puas. Rumus yang digunakan dalam menentukan kelas Puas dapat dilihat pada persamaan. Sehingga untuk menghitung nilai puas pada data responden adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 P(76 \mid \text{Puas}) &= P(\text{Kualitas Sistem} = S \mid \text{Puas}) \times P(\text{Layanan}) \\
 &= SS \mid \text{Puas} \times P(\text{Informasi} = S \mid \text{Puas}) \times P(\text{Penggunaan}) \\
 &= SS \mid \text{Puas} \times P(\text{Kepuasan Pengguna} = S \mid \text{Puas})
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= 0,0426 \times 0,8085 \times 0,2553 \times 0,7447 \times 0,2128 \\
&= 0,0018 \\
P(77 \mid \text{Puas}) &= P(\text{Kualitas Sistem} = \text{SS} \mid \text{Puas}) \times P(\text{Layanan} \\
&= \text{S} \mid \text{Puas}) \times P(\text{Informasi} = \text{SS} \mid \text{Puas}) \times P(\text{Penggunaan} \\
&= \text{SS} \mid \text{Puas}) \times P(\text{Kepuasan Pengguna} = \text{SS} \mid \text{Puas}) \\
&= 0,9574 \times 0,1915 \times 0,7447 \times 0,7447 \times 0,7872 \\
&= 0,0800 \\
P(78 \mid \text{Puas}) &= P(\text{Kualitas Sistem} = \text{S} \mid \text{Puas}) \times P(\text{Layanan} \\
&= \text{TS} \mid \text{Puas}) \times P(\text{Informasi} = \text{S} \mid \text{Puas}) \times P(\text{Penggunaan} \\
&= \text{S} \mid \text{Puas}) \times P(\text{Kepuasan Pengguna} = \text{S} \mid \text{Puas}) \\
&= 0,0426 \times 0 \times 0,2553 \times 0,2553 \times 0,2128 \\
&= 0 \\
&\text{Begitu seterusnya hingga } P(100 \mid \text{Puas})
\end{aligned}$$

Sedangkan untuk menghitung nilai Tidak Puas pada data responden dari 76 sampai 100 rumus yang digunakan sama dengan rumus untuk menentukan nilai Puas. Sehingga untuk mendapatkan nilai dilakukan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
P(76 \mid \text{Tidak Puas}) &= P(\text{Kualitas Sistem} = \text{S} \mid \text{Tidak Puas}) \times P(\text{Layanan} \\
&= \text{SS} \mid \text{Tidak Puas}) \times P(\text{Informasi} = \text{S} \mid \text{Tidak Puas}) \times \\
&= P(\text{Penggunaan} = \text{SS} \mid \text{Tidak Puas}) \times P(\text{Kepuasan Pengguna} \\
&= \text{S} \mid \text{Tidak Puas}) \\
&= 0,9642 \times 0 \times 1 \times 0 \times 0,9643 \\
&= 0 \\
P(77 \mid \text{Tidak Puas}) &= P(\text{Kualitas Sistem} = \text{SS} \mid \text{Tidak Puas}) \times P(\text{Layanan} \\
&= \text{S} \mid \text{Tidak Puas}) \times P(\text{Informasi} = \text{SS} \mid \text{Tidak Puas}) \times \\
&= P(\text{Penggunaan} = \text{SS} \mid \text{Tidak Puas}) \times P(\text{Kepuasan} \\
&\quad \text{Pengguna} = \text{SS} \mid \text{Tidak Puas}) \\
&= 0,0358 \times 0,9643 \times 0 \times 0 \times 0,0357 \\
&= 0 \\
P(78 \mid \text{Tidak Puas}) &= P(\text{Kualitas Sistem} = \text{S} \mid \text{Tidak Puas}) \times P(\text{Layanan} \\
&= \text{TS} \mid \text{Tidak Puas}) \times P(\text{Informasi} = \text{S} \mid \text{Tidak Puas}) \times \\
&= P(\text{Penggunaan} = \text{S} \mid \text{Tidak Puas}) \times P(\text{Kepuasan} \\
&\quad \text{Pengguna} = \text{S} \mid \text{Tidak Puas}) \\
&= 0,9642 \times 0,0357 \times 1 \times 0,9286 \times 0,9643 \\
&= 0,0308 \\
&\text{Begitu seterusnya hingga } P(100 \mid \text{Tidak Puas})
\end{aligned}$$

Setelah nilai Puas dan Tidak Puas pada data 76 sampai 100 diketahui. Selanjutnya penulis melakukan perhitungan maksimal masing-masing klasifikasi. Perhitungan data responden 76 sampai 100 untuk menghitung pemaksimalan nilai Puas yaitu.

$$\begin{aligned}
P(\text{Puas} \mid C) &= P(\text{Rn} \mid C) * P(\text{Puas}) \\
&= P(76C) * P(\text{Puas}) \\
&= 0,0018 \times 0,627 = 0,0011 \\
P(\text{Puas} \mid C) &= P(\text{Rn} \mid C) * P(\text{Puas}) \\
&= P(77C) * P(\text{Puas}) \\
&= 0,0800 \times 0,627 = 0,0502 \\
P(\text{Puas} \mid C) &= P(\text{Rn} \mid C) * P(\text{Puas}) \\
&= P(78C) * P(\text{Puas}) \\
&= 0 \times 0,627 = 0 \\
&\text{Begitu seterusnya hingga } P(100C)
\end{aligned}$$

Sedangkan perhitungan maksimal nilai Tidak Puas pada data responden 76 sampai 100 yaitu:

$$\begin{aligned}
P(\text{Tidak Puas} \mid C) &= P(\text{Rn} \mid C) * P(\text{Tidak Puas}) \\
&= P(76C) * P(\text{Tidak Puas}) \\
&= 0 \times 0,373 = 0 \\
P(\text{Tidak Puas} \mid C) &= P(\text{Rn} \mid C) * P(\text{Tidak Puas}) \\
&= P(77C) * P(\text{Tidak Puas}) \\
&= 0 \times 0,373 = 0
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P(\text{Tidak Puas}|C) &= P(R_n|C) * P(\text{Tidak Puas}) \\ &= P(78C) * P(\text{Tidak Puas}) \\ &= 0,0308 * 0,373 = 0,0115 \end{aligned}$$

Begitu seterusnya hingga $P(100C)$

Setelah menghitung pemaksimalan dari nilai Puas dan Tidak puas, selanjutnya penulis membandingkan nilai Puas dan Tidak puas. Sehingga dapat diketahui pengguna tersebut termasuk kedalam kategori Puas atau Tidak Puas.

Pada data responden 76 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0011 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,0011 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 76 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 77 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0501 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,0501 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 77 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 78 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0 kelas Tidak Puas = 0,0115 sehingga $0,0115 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 78 merupakan pengguna *Google classroom* yang Tidak Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 79 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0 kelas Tidak Puas = 0,0238 sehingga $0,0238 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 79 merupakan pengguna *Google classroom* yang Tidak Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 80 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0 kelas Tidak Puas = 0,0115 sehingga $0,0115 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 80 merupakan pengguna *Google classroom* yang Tidak Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 81 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0007 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,0007 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 81 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 82 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0025 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,0025 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 82 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 83 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0 kelas Tidak Puas = 0,0238 sehingga $0,0238 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 83 merupakan pengguna *Google classroom* yang Tidak Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 84 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,2118 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,2118 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 84 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 85 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0046 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,0046 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 85 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 86 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,2118 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,2118 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 86 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 87 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0 kelas Tidak Puas = 0,0115 sehingga $0,0115 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 87 merupakan pengguna *Google classroom* yang Tidak Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 88 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,2118 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,2118 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 88 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 89 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 89 merupakan pengguna *Google classroom* yang Tidak Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 90 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0 kelas Tidak Puas = 0,0238 sehingga $0,0238 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 90 merupakan pengguna *Google classroom* yang Tidak Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 91 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0 kelas Tidak Puas = 0,0115 sehingga $0,115 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 91 merupakan pengguna *Google classroom* yang Tidak Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 92 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 92 merupakan pengguna *Google classroom* yang Tidak Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 93 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0572 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,0572 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 93 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 94 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0058 kelas Tidak Puas = 0,0004 sehingga $0,0058 > 0,0004$ sehingga dapat dikatakan data responden 94 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 95 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0572 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,0572 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 95 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 96 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0 kelas Tidak Puas = 0,0115 sehingga $0,0115 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 96 merupakan pengguna *Google classroom* yang Tidak Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 97 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0002 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,0002 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 97 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 98 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0011 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,0011 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 98 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

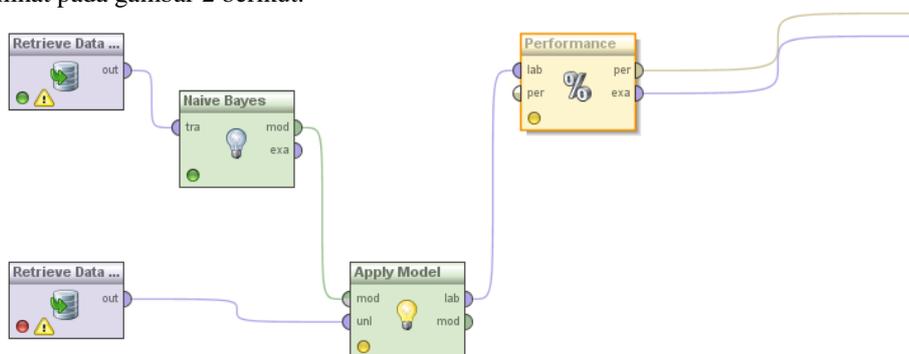
Pada data responden 99 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,0058 kelas Tidak Puas = 0,0004 sehingga $0,0058 > 0,0004$ sehingga dapat dikatakan data responden 99 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

Pada data responden 100 diketahui perhitungan maksimal kelas Puas = 0,2118 kelas Tidak Puas = 0 sehingga $0,2118 > 0$ sehingga dapat dikatakan data responden 100 merupakan pengguna *Google classroom* yang Puas dalam pembelajaran *online*.

3.2. Pengujian dengan Rapid Miner

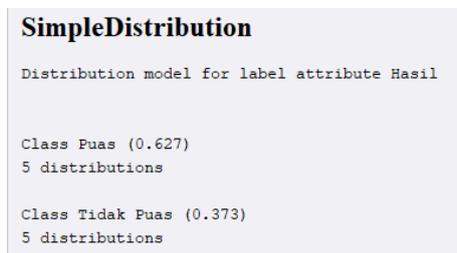
Hasil dari pengujian data yang berjumlah 100 responden menggunakan software *Rapid miner* yaitu sebagai berikut:

Tahapan validasi data untuk menampilkan hasil tingkat akurasi dan proses prediksi pada *tools Rapid Miner* 5.3 dapat dilihat pada gambar 2 berikut.



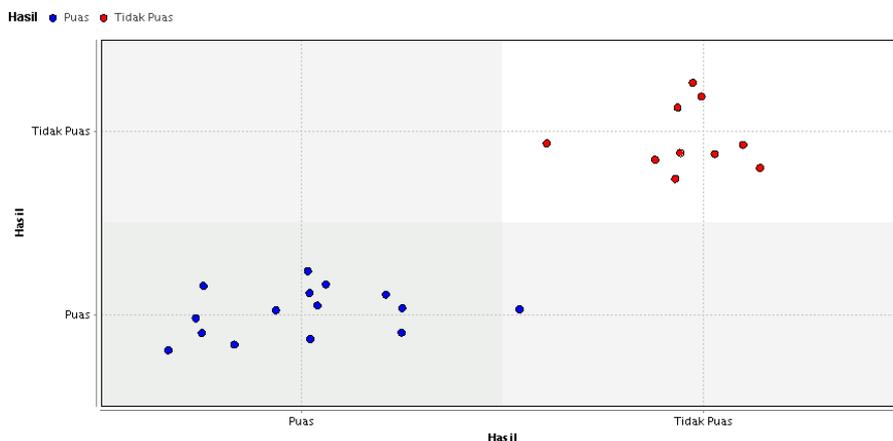
Gambar 2. Process Validation dengan Metode Naïve Bayes

Pada saat *tool run* di klik akan muncul hasil klasifikasi yang akan di tampilkan adalah berupa *Simple Distribution* yaitu menentukan banyak nilai dari data kelas puas dan tidak puas. Dapat dilihat pada gambar 3 berikut.



Gambar 3. Data Hasil Klasifikasi

Gambar 3 menjelaskan bahwa kelas Puas memiliki nilai klasifikasi / probabilitas 0,627 sedangkan kelas Tidak Puas mendapatkan nilai klasifikasi / probabilitas 0,373.



Gambar 4. Grafik Klasifikasi Data Testing Dengan Node

Berdasarkan pada gambar 4 dapat diketahui bahwa pada titik berwarna biru (puas) memiliki node sebanyak 15, sedangkan pada titik berwarna merah (tidak puas) memiliki node sebanyak 10. Hasil pengujian model Algoritma *Naive Bayes Classifier* ditunjukkan pada gambar 5 berikut.

| accuracy: 96.00% | | | |
|------------------|-----------|-----------------|-----------------|
| | true Puas | true Tidak Puas | class precision |
| pred. Puas | 14 | 0 | 100.00% |
| pred. Tidak Puas | 1 | 10 | 90.91% |
| class recall | 93.33% | 100.00% | |

Gambar 5. Nilai Accuracy Performance

Berdasarkan gambar 4.10 dapat dilihat bahwa jumlah prediksi Puas dan kenyataannya benar Puas adalah 14 *record*. Jumlah prediksi Puas dan kenyataannya benar Tidak Puas adalah 0 *record*. Jumlah prediksi Tidak Puas dan kenyataannya benar Puas adalah 1 *record*. Jumlah prediksi Tidak Puas dan kenyataannya benar Tidak Puas adalah 10 *record*. Sehingga total Accuracy yang diperoleh sebesar 96%.

Hasil yang dilakukan peneliti dalam perhitungan *Naive Bayes* dalam tingkat kepuasan pengguna *Google classroom* dalam pembelajaran *online* di SMK Negeri 3 Pematang Siantar diperoleh nilai probabilitas dari kelas Puas memiliki nilai 0,627 dan kelas Tidak Puas memiliki nilai 0,373.

Model yang dihasilkan oleh peneliti dan *Software Rapid Miner* dengan data training sebanyak 75 data. Pada hasil prediksi dari data *testing* sebanyak 25 data yang telah diuji keakuratannya dan proses prediksi baik menggunakan tools *Rapid Miner 5.3* dan proses perhitungan manual menggunakan *Excel 2010*. Dengan akurasi 96.00 % yang telah di dapatkan diharapkan pengujian dengan tools *Rapid Miner* dapat digunakan dan dikembangkan kembali pada penelitian selanjutnya dengan variabel yang berbeda.

Artinya hasil proses yang dilakukan peneliti pada perhitungan *Naïve Bayes* dan *Rapid Miner* diperoleh hasil yang sama dan sesuai. Sehingga pengujian dengan *Rapid Miner* dapat dikatakan berhasil.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang dapat diperoleh dari penelitian yang telah dilakukan antara lain: Setelah dilaksanakan proses perhitungan dan pengujian menggunakan Algoritma Naive Bayes dengan data sebanyak 100. Mendapatkan hasil yang sesuai dengan baik. Data pengujian sebanyak 25 data testing yang diolah di dalam Rapid Miner 5.3. mendapatkan hasil pengujian dengan akurasi sebesar 96.00% yaitu 15 pengguna puas dan sebanyak 10 pengguna tidak puas. Sehingga proses dalam melakukan prediksi lebih cepat dan akurat serta dapat menghasilkan tingkat akurasi dengan nilai yang didapatkan.

Agar penelitian ini terus berkembang, saran yang diusulkan antara lain: Penelitian ini dapat dikembangkan lagi dengan metode dan algoritma lainnya serta variabel lainnya agar mendapatkan perbandingan hasil. Jumlah data yang digunakan diharapkan dapat ditambah dengan data yang lebih banyak lagi, dikarenakan metode *Naïve Bayes* semakin banyak data yang digunakan maka semakin baik hasil yang diberikan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Jaringan, Y. R. Sari, and E. Nurmiati, "InfoTekJar : Jurnal Nasional Informatika dan Analisis Kepuasan Pengguna Google Classroom Menggunakan PIECES Framework (Studi Kasus : Prodi Sistem Informasi UIN Jakarta)," vol. 2, 2021.
- [2] S. Wijaya, K. Dewi, and B. O. Utami, "PENGGUNA E-COMMERCE SHOPEE PADA FITUR COD (CASH ON DELIVERY)," vol. 3, no. 2, pp. 55–63, 2019.
- [3] Nurhayati, M. B. Sibuea, D. Kusbiantoro, M. Silaban, and A. Wanto, "Implementasi Algoritma Resilient untuk Prediksi Potensi Produksi Bawang Merah di Indonesia," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 2, pp. 1051–1060, 2022.
- [4] I. M. Muhamad, S. A. Wardana, A. Wanto, and A. P. Windarto, "Algoritma Machine Learning untuk penentuan Model Prediksi Produksi Telur Ayam Petelur di Sumatera," *Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering*, vol. 1, no. 4, pp. 126–134, 2022.
- [5] M. Mahendra, R. C. Telaumbanua, A. Wanto, and A. P. Windarto, "Akurasi Prediksi Ekspor Tanaman Obat , Aromatik dan Rempah-Rempah Menggunakan Machine Learning," *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 2, no. 6, pp. 207–215, 2022.
- [6] R. Puspadini, A. Wanto, and N. Arminarahmah, "Penerapan ML dengan Teknik Bayesian Regulation untuk Peramalan," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 3, no. 3, pp. 147–155, 2022.
- [7] N. L. W. S. R. Ginantra, A. D. GS, S. Andini, and A. Wanto, "Pemanfaatan Algoritma Fletcher-Reeves untuk Penentuan Model Prediksi Harga Nilai Ekspor Menurut Golongan SITC," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 3, no. 4, pp. 679–685, 2022.
- [8] N. Arminarahmah, S. D. Rizki, O. A. Putra, and A. Wanto, "Performance Analysis and Model Determination for Forecasting Aluminum Imports Using the Powell-Beale Algorithm," *IJISTECH (International Journal of Information System & Technology)*, vol. 5, no. 5, pp. 624–632, 2022.
- [9] A. Wanto, S. Defit, and A. P. Windarto, "Algoritma Fungsi Pelatihan pada Machine Learning berbasis ANN untuk Peramalan Fenomena Bencana," *RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 254–264, 2021.
- [10] R. Sinaga, M. M. Sitomorang, D. Setiawan, A. Wanto, and A. P. Windarto, "Akurasi Algoritma Fletcher-Reeves untuk Prediksi Ekspor Karet Remah Berdasarkan Negara Tujuan Utama," *Journal of Informatics Management and Information Technology*, vol. 2, no. 3, pp. 91–99, 2022.
- [11] N. Arminarahmah, A. D. GS, G. W. Bhawika, M. P. Dewi, and A. Wanto, "Mapping the Spread of Covid-19 in Asia Using Data Mining X-Means Algorithms," *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*, vol. 1071, no. 1, p. 012018, 2021.
- [12] A. Pradipta, D. Hartama, A. Wanto, S. Saifullah, and J. Jalaluddin, "The Application of Data Mining in Determining Timely Graduation Using the C45 Algorithm," *IJISTECH (International Journal of Information System & Technology)*, vol. 3, no. 1, pp. 31–36, 2019.
- [13] T. H. Sinaga, A. Wanto, I. Gunawan, S. Sumarno, and Z. M. Nasution, "Implementation of Data Mining Using C4.5 Algorithm on Customer Satisfaction in Tirta Lihou PDAM," *Journal of Computer Networks, Architecture, and High-Performance Computing*, vol. 3, no. 1, pp. 9–20, 2021.
- [14] N. A. Febriyati, A. D. GS, and A. Wanto, "GRDP Growth Rate Clustering in Surabaya City uses the K- Means Algorithm," *International Journal of Information System & Technology*, vol. 3, no. 2, pp.

- 276–283, 2020.
- [15] J. Hutagalung, N. L. W. S. R. Ginantra, G. W. Bhawika, W. G. S. Parwita, A. Wanto, and P. D. Panjaitan, “COVID-19 Cases and Deaths in Southeast Asia Clustering using K-Means Algorithm,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1783, no. 1, p. 012027, 2021.
- [16] I. Parlina *et al.*, “Naive Bayes Algorithm Analysis to Determine the Percentage Level of visitors the Most Dominant Zoo Visit by Age Category,” in *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, vol. 1255, no. 1, p. 012031.
- [17] M. A. Hanafiah and A. Wanto, “Implementation of Data Mining Algorithms for Grouping Poverty Lines by District/City in North Sumatra,” *International Journal of Information System & Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 315–322, 2020.
- [18] I. S. Damanik, A. P. Windarto, A. Wanto, Poningsih, S. R. Andani, and W. Saputra, “Decision Tree Optimization in C4.5 Algorithm Using Genetic Algorithm,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–7, 2019.
- [19] A. Wanto *et al.*, *Data Mining : Algoritma dan Implementasi*. Yayasan Kita Menulis, 2020.
- [20] D. Hartama, A. Perdana Windarto, and A. Wanto, “The Application of Data Mining in Determining Patterns of Interest of High School Graduates,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1339, no. 1, p. 012042, Dec. 2019.
- [21] M. Siddik and Y. Desnelita, “Penerapan Naïve Bayes untuk Memprediksi Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Akademis,” vol. 2, no. 4, pp. 2–6, 2019.
- [22] I. Amillina and A. Qoiriah, “Penerapan Algoritma Naïve Bayes dalam Klasifikasi Tingkat Kepuasan Siswa terhadap Pembelajaran Daring,” vol. 3, pp. 16–23, 2021.
- [23] I. Parlina *et al.*, “Naive Bayes Algorithm Analysis to Determine the Percentage Level of visitors the Most Dominant Zoo Visit by Age Category,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–5, 2019.
- [24] K. A. Saputra, J. T. Hardinata, M. R. Lubis, S. R. Andani, and I. S. Saragih, “Klasifikasi Algoritma C4.5 dalam penerapan tingkat kepuasan Siswa terhadap media pembelajaran online,” *Media Online*, vol. 1, no. 3, pp. 113–118, 2020.
- [25] K. E. Setyaputri, Megawati, M. W. Fadholi, and F. C. Mukti, “Rancang Bangun Sistem Pelaporan al Berbasis Web Di Badan Pengawas Pemilu Kabupaten Brebes,” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi (JURTISI)*, vol. 1, no. 1, pp. 1–7, 2021.
- [26] A. Senika, R. Rasiban, and D. Iskandar, “Implementasi Metode Naïve Bayes Dalam Penilaian Kinerja Sales Marketing Pada PT. Pachira Distrinusa,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 6, no. 1, p. 701, 2022.
- [27] A. G. P. Alistiani, Robby Rizky, Lili Sujai, “Implementasi Metode Naive Bayes Dan Klasifikasi Pegawai Terbaik Menggunakan Metode Naive Bayes,” *Situstika Fikunma*, vol. 8, no. 1, pp. 1–7, 2019.
- [28] N. L. W. S. R. Ginantra *et al.*, “Performance One-step secant Training Method for Forecasting Cases,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1933, no. 1, pp. 1–8, 2021.
- [29] G. W. Bhawika *et al.*, “Implementation of ANN for Predicting the Percentage of Illiteracy in Indonesia by Age Group,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [30] A. Wanto *et al.*, “Analysis of the Backpropagation Algorithm in Viewing Import Value Development Levels Based on Main Country of Origin,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [31] E. Siregar, H. Mawengkang, E. B. Nababan, and A. Wanto, “Analysis of Backpropagation Method with Sigmoid Bipolar and Linear Function in Prediction of Population Growth,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [32] M. K. Z. Sormin, P. Sihombing, A. Amalia, A. Wanto, D. Hartama, and D. M. Chan, “Predictions of World Population Life Expectancy Using Cyclical Order Weight / Bias,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [33] A. Wanto *et al.*, “Analysis of the Accuracy Batch Training Method in Viewing Indonesian Fisheries Cultivation Company Development,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [34] Y. Andriani, H. Silitonga, and A. Wanto, “Analisis Jaringan Syaraf Tiruan untuk prediksi volume ekspor dan impor migas di Indonesia,” *Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 30–40, 2018.
- [35] W. Saputra, J. T. Hardinata, and A. Wanto, “Implementation of Resilient Methods to Predict Open Unemployment in Indonesia According to Higher Education Completed,” *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)*, vol. 3, no. 1, pp. 163–174, 2019.