



Perbandingan Algoritma C4.5 dan Naive Bayes dalam Klasifikasi Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pembelajaran Daring

Farmawati ^{1*} dan Narti ²

¹ Universitas Nusa Mandiri; fatmawati.fmw@nusamandiri.ac.id

² Universitas Nusa Mandiri; narti.nrx@nusamandiri.ac.id

* Korespondensi: fatmawati.fmw@nusamandiri.ac.id; Tel.: 628568451697

Abstract: Since the spread of Covid-19, online learning is considered the main solution for universities so that the lecture process continues to run well, but in online learning there are many obstacles faced by students and lecturers, as for the obstacle, namely the location of the house is not covered by the internet network, student behavior is difficult to understand. monitored and absorption of material is very lacking and the obstacles faced by campus are the difficulty of knowing how big the level of student satisfaction in online learning is, on this problem, the author wants to evaluate the online learning system by first classifying the level of student satisfaction with online learning using the C4.5 algorithm. , based on the results of data processing that is deemed less convincing, data processing is also carried out using another classification method, namely the Naive Bayes method. Based on the results of the comparison of the two algorithms, the accuracy of the algorithm *Naive Bayes* is better than C4.5 by a difference of 11.77%. That the accuracy rate of the algorithm C4.5 is 58.82% with the validity test using *cross validation* obtained the average value for the value of *Class Precision Dissatisfied* 0%, *Class Precision Satisfied* 66.67%, *Class Precision Unsatisfied* 0%, *Precision Class Very Dissatisfied* 0%. And the value of *Class Recall Dissatisfied* 0%, *Class Recall Satisfied* 90.91%, *Class Recall Unsatisfied* 0%, *Class Recall Very Dissatisfied* 0%. While the level of accuracy using the Algorithm *Naive Bayes* with the results of 70.59% with the validity test using *cross validation* obtained the average value for the value of *Class Precision Dissatisfied* 0%, *Class Precision Satisfied* 76.92%, *Class Precision Unsatisfied* 33.33%, *Class Precision Very Dissatisfied* 100% and *Class values Recall Dissatisfied* 0%, *Class Recall Satisfied* 90.91%, *Class Recall Less Satisfied* 25%, *Class Recall Very Dissatisfied* 100%.

Keywords: Online Learning, C4.5, Naive Bayes, RapidMiner.

Abstrak: Semenjak merebaknya penyebaran covid-19, pembelajaran daring dianggap sebagai solusi utama bagi perguruan tinggi agar proses perkuliahan tetap berjalan dengan baik, namun dalam pembelajaran daring banyak kendala yang dihadapi mahasiswa dan dosen, adapun kendalanya yaitu lokasi rumah tidak terjangkau jaringan internet, perilaku mahasiswa sulit untuk di pantau dan penyerapan materi sangat kurang dan kendala yang dihadapi oleh kampus yaitu sulitnya mengetahui seberapa besar tingkat kepuasan mahasiswa dalam pembelajaran daring, pada permasalahan tersebut maka penulis ingin mengevaluasi sistem pembelajaran daring dengan terlebih dahulu mengklasifikasikan tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pembelajaran daring menggunakan algoritma C4.5, berdasarkan hasil pengolahan data dirasa kurang meyakinkan maka dilakukan juga pengolahan data menggunakan metode klasifikasi lain yaitu metode Naive Bayes. Berdasarkan hasil perbandingan kedua algoritma bahwa tingkat akurasi dari algoritma *Naive Bayes* lebih baik dibandingkan dengan C4.5 dengan selisih 11.77%.

Sitasi: Farmawati; Narti. (2022). Perbandingan Algoritma C4.5 dan Naive Bayes dalam Klasifikasi Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pembelajaran Daring. JTIM: Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia, 4(1), 1-12. <https://doi.org/10.35746/jtim.v4i1.196>



Copyright: © 2022 oleh para penulis. Karya ini dilisensikan di bawah Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License. (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>).

Bahwa tingkat akurasi algoritma C4.5 adalah 58.82% dengan uji validitas menggunakan *cross validation* didapatkan nilai rata-rata untuk nilai *Class Precision* Tidak Puas 0%, *Class Precision* Puas 66.67%, *Class Precision* Kurang Puas 0%, *Class Precision* Sangat Tidak Puas 0%. Dan nilai *Class Recall* Tidak Puas 0%, *Class Recall* Puas 90.91%, *Class Recall* Kurang Puas 0%, *Class recall* Sangat Tidak Puas 0%. Sedangkan tingkat akurasi menggunakan Algoritma *Naïve Bayes* yaitu dengan hasil 70.59% dengan uji validitas menggunakan *cross validation* didapatkan nilai rata-rata untuk nilai *Class Precision* Tidak Puas 0%, *Class Precision* Puas 76.92%, *Class Precision* Kurang Puas 33.33%, *Class Precision* Sangat Tidak Puas 100% dan nilai *Class Recall* Tidak Puas 0%, *Class Recall* Puas 90.91%, *Class Recall* Kurang Puas 25%, *Class recall* Sangat Tidak Puas 100%.

Kata kunci: Pembelajaran Daring, C4.5, *Naïve Bayes*, *RapidMiner*.

1. Pendahuluan

Semenjak merebaknya penyebaran covid-19 di Indonesia, pada awal maret 2022 menyebabkan aktivitas lembaga pendidikan terganggu[1] dan juga membawa pengaruh yang besar terhadap dunia pendidikan. Penyebaran covid-19 ini memberikan dampak bagi kehidupan manusia salah satunya di bidang pendidikan, sehingga pemerintah harus membuat dan mengambil keputusan pembatasan sosial berskala besar (PSBB)[2]. Dimana kebijakan PSBB ini terlampir dalam peraturan pemerintah No.21 tahun 2020 tentang Pembatasan *social* Berskala Besar (PP PSBB) dalam rangka akselerasi penanganan Covid-19 di Indonesia (BPK RI, 2020). Salah satu dampak diberlakukannya PSBB yaitu pembatasan aktivitas pembelajaran untuk memutus rantai penyebaran covid-19.

Selama penyebaran covid-19 ini pemerintah memutuskan harus melakukan pembelajaran dari rumah (daring), pembelajaran ini memaksa berbagai pihak untuk mengikuti peraturan yang sudah ditetapkan, agar pembelajaran tetap berlangsung maka dengan memanfaatkan teknologi sebagai media pembelajaran namun ada beberapa hal yang harus dipertimbangkan dalam pembelajaran ini

Sebagai usaha untuk mengurangi penyebaran Covid-19 di lingkungan Kampus, Perguruan Tinggi Universitas Nusa Mandiri menetapkan untuk pembelajaran dilakukan secara daring agar pembelajaran tetap berjalan dengan baik. Pembelajaran daring ini merupakan bentuk pemanfaatan teknologi dalam mendukung proses belajar mengajar jarak jauh karena perkembangan teknologi semakin canggih maka media internet memiliki peranan penting untuk pembelajaran daring[3], contohnya dengan memanfaatkan aplikasi zoom, google meet, whatsapp dan aplikasi lainnya. Dengan diadakannya pembelajaran daring ini beberapa mahasiswa kesulitan baik dalam memahami materi yang diberikan ataupun kondisi lingkungan yang tidak mendukung akses internet, salah satunya yaitu untuk matakuliah praktikum (pemrograman), sehingga faktor tersebut mempengaruhi tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pembelajaran daring.

Saat ini kendala yang dihadapi oleh pihak kampus yaitu sulitnya mengetahui seberapa besar tingkat kepuasan mahasiswa dalam pembelajaran daring, berdasarkan permasalahan tersebut peneliti ingin mengevaluasi sistem pembelajaran daring dengan melakukan perbandingan terhadap klasifikasi kepuasan mahasiswa dalam pembelajaran daring yaitu dengan menggunakan algoritma C4.5 dan Naive Bayes, perbandingan ini dilakukan untuk mengetahui tingkat keakuratan dari kedua algoritma tersebut yang lebih baik. Algoritma C4.5 merupakan algoritma yang digunakan untuk membentuk pohon keputusan dan algoritma Naive Bayes adalah metode klasifikasi yang menggunakan teorema Bayes dengan menghitung sekumpulan probabilitas. Kedua Algoritma ini memiliki kinerja yang baik yaitu dengan tujuan untuk membandingkan dan pada penelitian ini penulis menggunakan data kepuasan mahasiswa dalam

pembelajaran daring dengan kategori keaktifan dosen, media pembelajaran, jaringan internet, waktu belajar, dan metode pembelajaran.

2. Bahan dan Metode

2.1. Kajian Literatur

Berikut teori-teori yang digunakan dalam penelitian ini:

1. Data Mining

Data mining merupakan teknologi baru yang sangat berguna untuk membantu perusahaan-perusahaan menemukan informasi yang sangat penting dari gudang data mereka. Beberapa aplikasi data mining fokus pada prediksi, mereka meramalkan apa yang akan terjadi dalam situasi baru dari data yang menggambarkan apa yang terjadi di masa lalu[4].

2. *Decision Tree* (Pohon keputusan)

Decision Tree merupakan salah satu metode klasifikasi yang kuat dan terkenal. Metode C4.5 mengubah fakta besar menjadi pohon keputusan yang mewakili aturan, sehingga aturan tersebut dapat dengan mudah dipahami oleh manusia. C4.5 dikembangkan untuk membantu pengambilan keputusan membuat serangkaian keputusan yang melibatkan peristiwa ketidakpastian[5].

3. Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 digunakan untuk pohon keputusan, algoritma ini merupakan salah satu algoritma yang digunakan untuk melakukan klasifikasi atau segmentasi yang bersifat prediktif [6], dimana dalam klasifikasi pohon keputusan terdiri dari sebuah node yang membentuk akar, node akar tidak memiliki inputan. Node lain yang bukan sebagai akar tetapi memiliki tepat satu inputan disebut node internal atau test node, sedangkan node lainnya dinamakan daun. Daun mewakili nilai target yang paling tepat dari salah satu class. Langkah-langkah membangun pohon keputusan menggunakan algoritma C4.5 adalah sebagai berikut [4]:

- 1) Pilih atribut sebagai akar. Pemilihan atribut sebagai akar berdasarkan pada nilai gain tertinggi dari atribut-atribut yang ada. Untuk menghitung nilai gain tertinggi digunakan persamaan berikut:

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

Keterangan:

S : himpunan kasus

A : atribut

N : jumlah partisi atribut A

$|S_i|$: jumlah kasus pada partisi ke- i

$|S|$: jumlah kasus dalam S

Nilai entropi dapat dihitung dengan cara berikut:

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

Dimana:

S : himpunan kasus

n : jumlah partisi S

p_i : proporsi dari S_i terhadap S

- 2) Buat cabang untuk tiap-tiap nilai.

- 3) Bagi kasus dalam cabang.

- 4) Ulangi proses untuk setiap cabang sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama.

4. Naive Bayes

Naive Bayes merupakan algoritma klasifikasi bayesian sederhana menggunakan teorema Bayes dengan menghitung sekumpulan probabilitas. Metode ini sudah biasa diterapkan untuk metode pengklasifikasian data. Di bawah ini merupakan rumus persamaan perhitungan Teorema Bayes [7]:

$$P(P|H) = \frac{P(H) \times P(Y|H)}{P(Y)}$$

Keterangan:

- H : Hipotesis Y dari kelas spesifik
- Y : Data dengan kelas yang belum diketahui
- $P(H|Y)$: probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi y (probabilitas posterior)
- $P(H)$: probabilitas hipotesis H (probabilitas prior)
- $P(Y|H)$: probabilitas hipotesis Y berdasarkan kondisi pada hipotesis H
- $P(Y)$: probabilitas Y

Keterangan :

Probabilitas posterior : peluang munculnya kelas H Probabilitas prior : peluang sampel awal kelas Y .

3. Evaluasi dan Validasi

Validasi merupakan proses untuk mengevaluasi akurasi prediksi dari sebuah model, validasi mengacu untuk mendapatkan prediksi dengan menggunakan model yang ada kemudian membandingkan hasil yang diperoleh dengan hasil yang diketahui [4].

Untuk mengevaluasi model digunakan metode *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan sebuah rangkuman hasil prediksi dari masalah klasifikasi. *Confusion Matrix* diterapkan dengan tujuan untuk melakukan Analisa tentang sebaik apa model klasifikasi yang digunakan dalam mengetahui data yang berbeda kelas. Tabel I berikut merupakan tabel *confusion matrix* [7]:

Tabel 1. Confusion Matrix

		Prediksi Kelas	
		Yes	No
Kelas Sebenarnya	Yes	TP	FN
	No	FP	TN

Keterangan:

- Kelas sebenarnya (yes) : kelas aktual yang bernilai yes.
- Kelas sebenarnya (no) : kelas aktual yang bernilai no.
- Prediksi kelas (yes) : kelas prediksi yang bernilai yes.
- Prediksi kelas (no) : kelas prediksi yang bernilai no.
- TP (True Positive) : prediksi positif dan kelas sebenarnya positif
- TN (True Negative) : prediksi negatif dan kelas sebenarnya negative
- FP (False Positive) : prediksi positif kelas sebenarnya positif
- FN (False Negative) : prediksi negatif dan kelas sebenarnya positif

True Positif dan True Negatif menunjukkan bahwa model klasifikasi mengkategorikan dengan benar, False Positif dan False Negatif menunjukkan bahwa model klasifikasi mengkategorikan dengan salah. Berdasarkan empat kriteria pada Tabel I, proses evaluasi metode dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut [7]:

- 1) Akurasi yang merupakan sebuah perhitungan untuk memperoleh hasil dari jumlah prediksi yang benar. Nilai akurasi dapat dihitung dengan rumus.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP}$$

- 2) Precision merupakan tingkat ketepatan antara informasi yang diharapkan pengguna dengan hasil prediksi sistem. Dengan kata lain merupakan persentase dari hasil prediksi yang benar. Precision dapat didapatkan dari rumus.

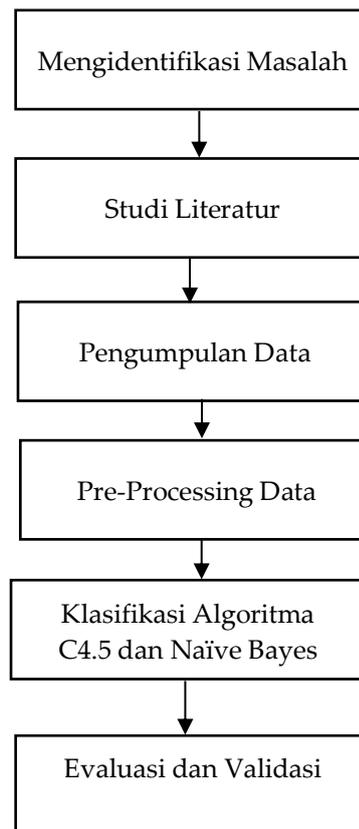
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- 3) Recall merupakan tingkat keberhasilan sistem dalam mencari hasil kasus positif yang diklasifikasikan dengan benar. Recall dapat dihitung dengan rumus.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

2.2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan model penelitian deskriptif. Dimana penelitian ini bertujuan untuk melakukan perbandingan, evaluasi serta memvalidasi pada algoritma klasifikasi yang digunakan. Berikut kerangka penelitian:



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

1. Mengidentifikasi Masalah
Pada tahap ini, penulis akan menganalisis dan mengidentifikasi permasalahan yang akan diteliti, hal ini bertujuan untuk memahami permasalahan dengan jelas serta dapat mengatasi masalah tersebut dengan baik dan benar.
2. Studi Literatur
Pada tahap ini dilakukan untuk memahami penelitian yang serupa yang pernah dilakukan sebelumnya yaitu mengenai teori-teori yang mendukung penelitian ini. Literatur yang dipelajari yaitu mengenai klasifikasi terhadap kepuasan pembelajaran daring dan algoritma C4.5 dan *Naïve Bayes*.
3. Pengumpulan Data
Teknik pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu dengan menggunakan *google form* untuk membuat pertanyaan-pertanyaan tentang pembelajaran daring yang kemudian di share ke 90 mahasiswa Universitas Nusa Mandiri melalui *Group Whatsapp* dan data tersebut dianalisa dan diolah baik dengan

cara manual maupun menggunakan *software Microsoft Excel* dengan menggunakan perhitungan algoritma C4.5 dan *Naïve Bayes*.

4. Pre-Processing Data

Tahap ini dilakukan untuk menghindari data yang belum terstruktur dan untuk menghasilkan data yang terstruktur untuk memudahkan dalam proses klasifikasi dan memberikan hasil yang lebih akurat[4]. Adapun tahap *preprocessing* meliputi tahap *cleaning* dimana tahap ini dilakukan untuk membersihkan suatu noise pada data.

5. Klasifikasi Algoritma C4.5 dan *Naïve Bayes*

Setelah tahap *preprocessing* data selesai selanjutnya klasifikasi algoritma untuk mengetahui faktor kepuasan mahasiswa terhadap pembelajaran daring pada masa pandemi.

6. Evaluasi dan Validasi

Pada tahap terakhir yaitu dilakukan evaluasi dan validasi untuk mengetahui tingkat keakuratan di antara kedua algoritma yang digunakan dalam proses penelitian. Pada proses evaluasi ini menggunakan tabel *confusion matrix* untuk mengetahui akurasi, nilai *precision* dan *recall*.

3. Hasil

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data dari hasil kuesioner yang diberikan kepada 90 mahasiswa terdiri dari semester 2(dua), semester 6(enam) dan semester 8(delapan), kuesioner ini digunakan untuk mengetahui kepuasan mahasiswa terhadap pembelajaran daring, berikut adalah data responden:

Tabel 2. Data Responden

No	NIM	Nama	Dosen	Media Pembelajaran	Kecepatan Jaringan	Waktu Belajar	Metode Pembelajaran	Kepuasan
1	11210798	SUTEJO	Selalu Menanggapi	Zoom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Tidak Puas
2	11211594	MAMILITINA ZALUKHU	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Kadang Baik-Kadang Jelek	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
3	11211656	ZAHROTUN ANNISA SHOLIHAH	Tidak menanggapi	Google Classroom	Stabil	Terlalu Cepat	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
4	11211693	PUTRI PRATIWI JANUARI	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Kadang Baik-Kadang Jelek	Terlalu Cepat	Diberikan Tugas	Puas
5	11211763	PRASETYA RINALDI	Kadang-Kadang	Zoom	Kadang Baik-Kadang Jelek	Terlalu Cepat	Dijelaskan Panjang Lebar	Kurang Puas
6	11211776	DINDA GUSTARI	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Terlalu Cepat	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
7	11211781	ROSMINA	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Tidak Puas
8	11211822	ASEP WAHYU SETIAWAN	Tidak menanggapi	Zoom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Puas
9	11211850	ERNESTA YASINTA SERE	Selalu Menanggapi	Zoom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Tidak Puas
10	11211859	HARY RAHMADI	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Kurang Puas

No	NIM	Nama	Dosen	Media Pembelajaran	Kecepatan Jaringan	Waktu Belajar	Metode Pembelajaran	Kepuasan
11	11211870	INDRIANA ULFIAWATI	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Terlalu Cepat	Dijelaskan Intinya	Puas
12	11212107	MEGA FATIHAH BELLA	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Puas
13	11212120	M. ARIS MUNANDAR	Tidak menanggapi	Whatsapp Group	Kadang Baik-Kadang Jelek	Terlalu Cepat	Diberikan Tugas	Kurang Puas
14	11212184	NELLY ELISABETH SINAGA	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
15	11212251	GRADELIA BELE GABRIEL	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
16	11212252	SYIFA UNTHI HASPAMI	Tidak menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
17	11212275	FITRAH QARNUL MANAZIL ALBAAR	Tidak menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
18	11212333	YIEK ALFIAN RIFKI ANANDA	Tidak menanggapi	Google Classroom	Kadang Baik-Kadang Jelek	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Kurang Puas
19	11212519	NAUFAL AMMAR HADI	Tidak menanggapi	Google Classroom	Kadang Baik-Kadang Jelek	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Sangat Tidak Puas
20	11212591	BENEDICTA SIMA YUNITA	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
21	11212628	WINDI FIKRIYANSYAH	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Diberikan Tugas	Kurang Puas
22	11212634	DWI WINDARWATI	Selalu Menanggapi	Lainnya	Stabil	Terlalu Cepat	Diberikan Tugas	Kurang Puas
23	11212753	PRATIWI FATMAWATI	Kadang-Kadang	Zoom	Stabil	Terlalu Cepat	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
24	11212812	ABDUL ROHIM	Selalu Menanggapi	Zoom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Kurang Puas
25	11212850	RIZKA WIDYA MANDASARI	Kadang-Kadang	Zoom	Kadang Baik-Kadang Jelek	Terlalu Cepat	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
...
90	12190395	ILMAN MAROGI	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Puas

Pada tahap ini menentukan data yang akan di proses. Berikut adalah data hasil pengolahan kuesioner yang sudah melalui tahap seleksi.

Tabel 3. Hasil Pengolahan Data Kuesioner

No	Dosen	Media Pembelajaran	Kecepatan Jaringan	Waktu Belajar	Metode Pembelajaran	Kepuasan
1	Selalu Menanggapi	Zoom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Tidak Puas

No	Dosen	Media Pembelajaran	Kecepatan Jaringan	Waktu Belajar	Metode Pembelajaran	Kepuasan
2	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Kadang Baik-Kadang Jelek	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
3	Tidak menanggapi	Google Classroom	Stabil	Terlalu Cepat	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
4	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Kadang Baik-Kadang Jelek	Terlalu Cepat	Diberikan Tugas	Puas
5	Kadang-Kadang	Zoom	Kadang Baik-Kadang Jelek	Terlalu Cepat	Dijelaskan Panjang Lebar	Kurang Puas
6	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Terlalu Cepat	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
7	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Tidak Puas
8	Tidak menanggapi	Zoom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Puas
9	Selalu Menanggapi	Zoom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Tidak Puas
10	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Kurang Puas
11	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Terlalu Cepat	Dijelaskan Intinya	Puas
12	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Puas
13	Tidak menanggapi	Whatsapp Group	Kadang Baik-Kadang Jelek	Terlalu Cepat	Diberikan Tugas	Kurang Puas
14	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
15	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
16	Tidak menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
17	Tidak menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Puas
18	Tidak menanggapi	Google Classroom	Kadang Baik-Kadang Jelek	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Kurang Puas
19	Tidak menanggapi	Google Classroom	Kadang Baik-Kadang Jelek	Tepat Waktu	Dijelaskan Panjang Lebar	Sangat Tidak Puas
...
87	Selalu Menanggapi	Google Classroom	Stabil	Tepat Waktu	Dijelaskan Intinya	Puas

4. Pembahasan

4.1. Implementasi Algoritma C4.5 dengan *Tools RapidMiner*

Pada tahap ini penulis menggunakan dua operator yaitu *Retrieve Data* yang digunakan untuk memasukan data yang telah di import dari excel dan C4.5 yang

digunakan untuk mengolah data menjadi informasi.



Gambar 2. Klasifikasi Algoritma C4.5

Pada gambar diatas merupakan bentuk desain model dari dataset kepuasan pembelajaran daring yang direlasikan dengan Algoritma C4.5 menghasilkan sebuah pohon keputusan sebagai berikut:



Gambar 2. Hasil Pohon Keputusan Kepuasan Belajar

Pada gambar diatas bahwa node tertinggi dari pohon keputusan adalah Metode Pembelajaran dengan kategori diberikan tugas, dijelaskan intinya dan dijelaskan panjang lebar.

4.2. Implementasi algoritma Naïve Bayes dengan Tools RapidMiner

Desain model algoritma *Naïve Bayes* menggunakan *Tools RapidMiner*:



Gambar 3. Klasifikasi Naïve Bayes

Pada gambar diatas merupakan bentuk desain model dari dataset kepuasan pembelajaran daring yang direlasikan dengan Algoritma *Naïve Bayes* sehingga menghasilkan model aturan sebagai berikut:

SimpleDistribution

Distribution model for label attribute Kepuasan

Class Tidak Puas (0.069)
5 distributions

Class Puas (0.644)
5 distributions

Class Kurang Puas (0.241)
5 distributions

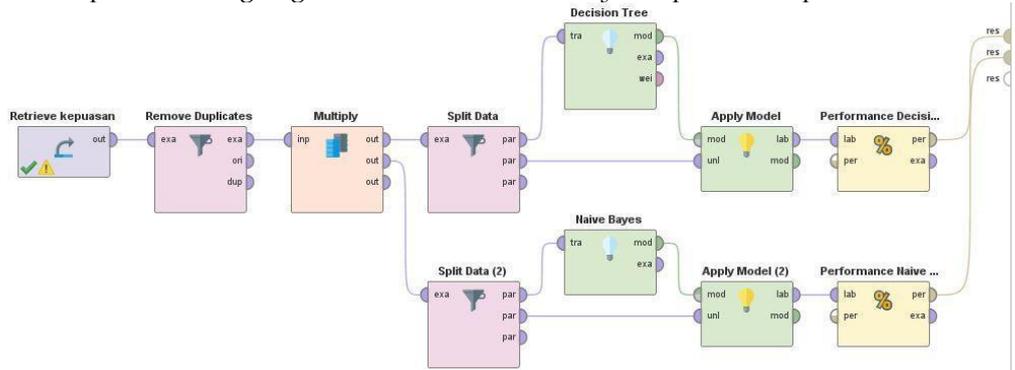
Class Sangat Tidak Puas (0.046)
5 distributions

Gambar 4. Hasil Algoritma Naïve Bayes

Pada gambar diatas dapat dilihat bahwa hasil dari Algoritma Naïve Bayes diperoleh class tidak puas dengan nilai 0.069, class puas dengan nilai 0.644, class kurang puas dengan nilai 0,241 dan class sangat tidak puas dengan nilai 0.046. maka dapat disimpulkan bahwa class puas merupakan class yang tertinggi pada kepuasan mahasiswa dalam pembelajaran daring di masa pandemi.

4.3. Evaluasi dan Validasi

Penerapan modeling Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Model Klasifikasi Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes

Pada Gambar 5 tahapan pertama dalam membangun model Algoritma yaitu pemanggilan dataset dengan menggunakan *retrieve* pada *RapidMiner*, dan gambar diatas menjelaskan model *training* yang digunakan sebagai operator algoritma C4.5 dan *Naïve Bayes* serta testing validasi. Berikut hasil akurasi kedua algoritma:

	true Tidak Puas	true Puas	true Kurang Puas	true Sangat Tidak Puas	class precision
pred. Tidak Puas	0	1	1	0	0.00%
pred. Puas	1	10	3	1	66.67%
pred. Kurang Puas	0	0	0	0	0.00%
pred. Sangat Tidak Puas	0	0	0	0	0.00%
class recall	0.00%	90.91%	0.00%	0.00%	

Gambar 6. Hasil Akurasi Algoritma C4.5

	true Tidak Puas	true Puas	true Kurang Puas	true Sangat Tidak Puas	class precision
pred. Tidak Puas	0	0	0	0	0.00%
pred. Puas	0	10	3	0	76.92%
pred. Kurang Puas	1	1	1	0	33.33%
pred. Sangat Tidak Puas	0	0	0	1	100.00%
class recall	0.00%	90.91%	25.00%	100.00%	

Gambar 7. Hasil Akurasi Algoritma Naïve Bayes

Berdasarkan pada Gambar 6 diatas bahwa tingkat akurasi menggunakan Algoritma C4.5 adalah 58.82% sedangkan pada Gambar 7 bahwa tingkat akurasi menggunakan Algoritma *Naïve Bayes* adalah 70.59% maka tingkat akurasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes* lebih tinggi dibandingkan dengan C4.5 dengan selisih 11.77%.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang diperoleh dari perbandingan algoritma C4.5 dan naive Bayes terhadap pembelajaran daring bahwa hasil pengujian dari kedua algoritma tersebut dengan menggunakan *software RapidMiner* dapat disimpulkan bahwa kinerja dari algoritma *Naïve Bayes* lebih baik dibandingkan dengan C4.5, hal ini dapat dilihat dari nilai akurasi Algoritma *Naïve Bayes* dengan nilai 70.59% sedangkan algoritma C4.5 adalah 58.82% dengan selisih 11.77%. Dengan uji validasi Algoritma *Naïve Bayes* menggunakan *Cross Validation* didapatkan nilai rata-rata untuk nilai *Class Precision* Tidak Puas 0%, *Class Precision* Puas 76.92%, *Class Precision* Kurang Puas 33.33%, *Class Precision* Sangat Tidak Puas 100% dan nilai *Class Recall* Tidak Puas 0%, *Class Recall* Puas 90.91%, *Class Recall* Kurang Puas 25%, *Class Recall* Sangat Tidak Puas 100%. Sedangkan Algoritma C4.5 menggunakan *Cross Validation* didapatkan nilai rata-rata untuk nilai *Class Precision* Tidak Puas 0%, *Class Precision* Puas 66.67%, *Class Precision* Kurang Puas 0%, *Class Precision* Sangat Tidak Puas 0% dan nilai *Class Recall* Tidak Puas 0%, *Class Recall* Puas 90.91%, *Class Recall* Kurang Puas 0%, *Class Recall* Sangat Tidak Puas 0%.

Ucapan Terima Kasih: Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan segala rahmat dan hidayahnya, sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik serta peneliti mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang membantu dalam penelitian ini.

Referensi

- [1] J. Dermawan and S. Hartini, "IMPLEMENTASI MODEL WATERFALL PADA PENGEMBANGAN SISTEM INFORMASI PERHITUNGAN NILAI MATA PELAJARAN BERBASIS WEB PADA SEKOLAH DASAR AL-AZHAR SYIFA BUDI JATIBENING," *Notes Queries*, vol. s5-VII, no. 159, p. 37, 1877, doi: 10.1093/nq/s5-VII.159.37-a.
- [2] E. Miana, A. Ernania, A. Herliana, A. R. Sanjaya, and A. R. Sanjaya, "ANALISIS SENTIMEN KULIAH DARING DENGAN ALGORITMA NAÏVE BAYES, K-NN DAN," vol. 4, no. 1, pp. 70–80, 2022.
- [3] I. A. Sihombing, D. Hartama, I. Parlina, I. Gunawan, and I. O. Kirana, "Analisis Keberhasilan Pembelajaran Daring pada Masa Pandemi Covid-19 menggunakan Algoritma C4.5 dan Naive Bayes," *JUKI J. Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 89–96, 2021, doi: 10.53842/juki.v3i2.68.
- [4] F. Sistem Informasi STMIK Nusa Mandiri Jakarta Jl Damai No, W. Jati Barat, and J. Selatan, "Perbandingan Algoritma Klasifikasi Data Mining Model C4.5 Dan Naive Bayes Untuk Prediksi Penyakit Diabetes," *J. Techno Nusa Mandiri*, vol. XIII, no. 1, p. 50, 2016.
- [5] K. Aidi Saputra, J. Tata Hardinata, M. Ridwan Lubis, S. Retno Andani, and I. Syahputra Saragih, "Klasifikasi Algoritma C4.5 Dalam Penerapan Tingkat Kepuasan Siswa Terhadap Media Pembelajaran Online," *Media Online*, vol. 1, no. 3, pp. 113–118, 2020, [Online]. Available: <https://djournals.com/klik>.
- [6] D. R. S. P, A. P. Windarto, D. Hartama, and I. S. Damanik, "Penerapan Klasifikasi C4.5 Dalam Meningkatkan Sistem Pembelajaran Mahasiswa," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, pp. 593–597, 2019, doi:

10.30865/komik.v3i1.1665.

- [7] I. Amillina and A. Qoiriah, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes dalam Klasifikasi Tingkat Kepuasan Siswa terhadap Pembelajaran Daring," *J. Ilm. Teknol. Inf. dan Robot.*, vol. 3, pp. 16–23, 2021.