

Klasifikasi Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pembelajaran Secara Daring Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*

Ami Natuzzuhriyah ^{(1)*}, Nisa Nafisah ⁽²⁾, Rini Mayasari ⁽³⁾

Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Singaperbangsa, Karawang
e-mail : ami.natuzzuhriyah17051@student.unsika.ac.id, nisa.nafisah17162@unsika.ac.id,
rini.mayasari@staff.unsika.ac.id.

* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 25 Maret 2021, direvisi 9 Juni 2021, diterima 9 Juni 2021, dan dipublikasikan 22 September 2021.

Abstract

Since the spread of Covid-19 in Indonesia, in early March 2020, the activities of Educational Institutions have not been disrupted. As conventional learning. Learning at Singaperbangsa University began with regulation from the Ministry of Education and Culture of the Republic of Indonesia, from learning that boldly affects concentration, influences concentration, such as signals, learning atmosphere, and teaching methods, so that factors affect the level of student satisfaction in learning. This study aims to determine the level of student satisfaction with learning who dares to use the Bayes naive algorithm using RapidMiner tools with results obtained with an accuracy rate of 76.92%, class precision of 100.00%, class recall 57.14%, and an AUC value of 0.881 or close to, so the resulting model is good. In other words, the results obtained using the Naïve Bayes algorithm can be used as material for making decisions about the level of online learning satisfaction.

Keywords: Online Learning, CRISP-DM, Naïve Bayes, Classification, Data Mining

Abstrak

Semenjak penyebaran Covid-19 di Indonesia, pada awal Maret 2020 menyebabkan aktivitas lembaga pendidikan terganggu. Sebagai gantinya kegiatan pembelajaran konvensional menjadi daring. Pembelajaran daring di Universitas Singaperbangsa dimulai sejak adanya peraturan dari Kemdikbud RI, dari pembelajaran secara daring tersebut mempengaruhi konsentrasi, kendala seperti signal, suasana pembelajaran dan cara mengajar, sehingga faktor mempengaruhi tingkat kepuasan mahasiswa dalam pembelajaran. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pembelajaran daring menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dengan menggunakan *tools* RapidMiner dengan hasil yang didapatkan yaitu tingkat akurasi sebesar 76,92%, *class precision* 100.00%, *class recall* 57.14% serta nilai AUC 0.881 atau mendekati angka 1, jadi model yang dihasilkan baik. Dengan kata lain, dari hasil yang didapatkan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dapat digunakan sebagai bahan untuk pengambilan keputusan tingkat kepuasan pembelajaran secara daring.

Kata Kunci: Pembelajaran Daring, CRISP-DM, *Naïve Bayes*, Klasifikasi, *Data Mining*

1. PENDAHULUAN

Semenjak adanya *coronavirus (severe acute respiratory syndrome coronavirus 2)* yaitu penyakit karena infeksi *virus* yang biasanya disebut dengan *Covid-19* merupakan virus yang menyerang ke sistem pernapasan manusia dan dapat menular ke siapa saja seperti anak-anak, golongan usia lanjut atau lansia, ibu hamil, ibu menyusui bahkan bayi dengan masing-masing gejala yang didapatkan berbeda seperti gejala ringan, sedang dan pemulihan atau karantina tanpa perlu ke rumah sakit. Definisi lainnya *coronavirus* merupakan penyakit menular yang disebabkan oleh sindrom pernapasan akut *coronavirus 2 (Sars-CoV-2)*. Penyakit ini pertama kali ditemukan pada Desember 2019 di Wuhan, China dan sejak itu menyebar secara global, mengakibatkan pandemi *coronavirus 2019-2020* (Supriatna, 2020).

Pandemi ini memberikan dampak untuk seluruh kehidupan manusia pada aktivitas yang sering dilaksanakan pada masa sebelum wabah ini seperti pendidikan yang awalnya berinteraksi dengan guru dilakukan secara tatap muka sedangkan karena adanya pandemi ini pendidikan



sangat terganggu sehingga pemerintah harus membuat dan mengambil keputusan untuk menutup sekolah untuk sementara dengan pembelajaran dilakukan secara daring. Pembelajaran daring ini merupakan sistem belajar yang terbuka dan tersebar dengan menggunakan perangkat pedagogi (alat bantu pendidikan), yang dimungkinkan melalui internet dan teknologi berbasis jaringan untuk memfasilitasi pembentukan proses belajar dan pengetahuan melalui aksi dan interaksi yang berarti (Pakpahan & Fitriani, 2020). Penutupan sementara lembaga pendidikan untuk mencegah penyebaran virus ini berdampak pada pelajar, di mana proses dalam pembelajaran berlangsung mempengaruhi psikologis anak didik dan menurunnya kualitas keterampilan murid dengan pelaksanaan pembelajaran berlangsung secara *online* atau daring yang skalanya belum pernah terukur dan teruji sebelumnya (Aji, 2020). Sehingga, dampak yang dialami dari tingkat kepuasan maupun pemahaman pada materi yang telah disampaikan yaitu berdampak pada nilai, pengetahuan, kerja sama dan keterampilan yang didapatkan oleh pelajar di lembaga pendidikan. Seperti, perguruan tinggi, SMA/SMK, SMP bahkan sampai dengan sekolah dasar.

Untuk memutus rantai penyebaran *Covid-19* perguruan tinggi negeri di Karawang yaitu Universitas Singaperbangsa Karawang melaksanakan pembelajaran di rumah dengan jarak jauh atau daring dengan berinteraksi antara dosen pengampu dan mahasiswa dilakukan melalui *Google Classroom*, *Whatsapp*, *Zoom*, *Google Meet* dan media lainnya yang mendukung pelajaran. Dalam proses belajar tersebut tingkat kepuasan dan pemahaman mahasiswa terhadap mata kuliah sangat penting untuk menghasilkan mahasiswa yang berkualitas dari materi berkualitas dari materi atau pembelajaran yang disampaikan. Menurut Adijaya (2018) pembelajaran daring merupakan paradigma baru dalam proses pembelajaran yang dapat dilakukan dengan cara yang sangat mudah tanpa harus bertatap muka di suatu ruang kelas dan hanya mengandalkan sebuah aplikasi berbasis koneksi internet maka proses pembelajaran dapat berlangsung. Pembelajaran daring adalah sebuah jenis proses pembelajaran yang mengandalkan koneksi internet untuk mengadakan proses pembelajaran dengan jarak jauh. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan oleh (Siddik et al., 2020) menggunakan algoritma *Naïve Bayes* untuk klasifikasi kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan perguruan tinggi dengan hasil menunjukkan dari 213 mahasiswa hasil dari pengujian klasifikasi menggunakan *naïve bayes* yang dilakukan *accuracy* 96,24%, *precision* 93,14 %, dan *recall* 98,96%. Penelitian lain yang dilakukan oleh (Silvia Siltonga et al., 2019) yaitu prediksi tingkat pemahaman mahasiswa terhadap mata kuliah berdasarkan posisi duduk dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* hasil pengujian menunjukkan akurasi yang didapatkan sebesar 88.24% yaitu dengan 8 responden menyatakan ketidakpahaman sedangkan 60 responden lainnya menyatakan paham terhadap tingkat pemahaman mahasiswa terhadap mata kuliah. Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini menggunakan metode klasifikasi yaitu algoritma *Naïve Bayes* untuk menghasilkan tingkat kepuasan dari mahasiswa terhadap mata kuliah serta tujuan yang diharapkan dari hasil ini dapat memberikan masukan serta perbaikan dalam pembelajaran yang diberikan kepada mahasiswa dalam menerima materi.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Pengumpulan Data

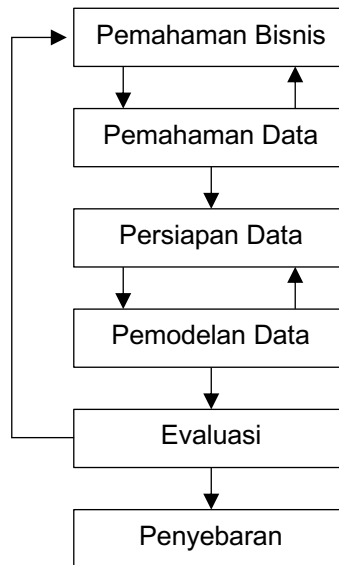
Teknik pengumpulan data yang digunakan pada penelitian ini yaitu kuesioner/angket daring dengan menggunakan Google Form untuk membuat pertanyaan kepada responden kemudian mengisi kuesioner yang telah dibagikan, kemudian menggunakan metode studi pustaka yaitu dengan mengumpulkan referensi dari beberapa literatur yang dibutuhkan atau dapat mendukung penelitian untuk landasan teori dalam pembuatan laporan.

2.2. Analisis Data

Data mining merupakan penambangan data atau upaya untuk menggali informasi yang berharga dan berguna pada *database* yang sangat besar. Dalam *data mining* terdapat beberapa metode yang digunakan untuk proses tahapan *data mining*, salah satu metode yang sering dipakai yaitu CRISP-DM, yaitu proses standar *data mining* dari portal industri yang sudah dikembangkan pada tahun 1996. Proses tersebut dilakukan untuk mendapatkan strategi memecahkan masalah dari



sebuah industri dan juga sebagai wadah pengetahuan bagi para peneliti (Amri, 2020). Menurut Purnama et al. (2012) metode analisis data *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) mempunyai 6 tahapan seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan CRISP-DM

Enam tahapan metode CRISP-DM pada Gambar 1 yaitu:

- 1) Pemahaman bisnis (*bussiness understanding*) yaitu untuk menentukan sasaran maupun tujuan bisnis atau memahami situasi untuk menentukan tujuan *data mining* dan membuat perencanaan serta jadwal penelitian yang dilakukan.
- 2) Pemahaman data (*data understanding*) yaitu pada tahap ini mempelajari data awal yang telah dikumpulkan untuk mengenal data yang akan digunakan atau mengidentifikasi masalah yang berkaitan dengan kualitas dari suatu data untuk membuat hipotesis awal untuk *data understanding*.
- 3) Persiapan data (*data preparation*) yaitu tahap ini dilakukan untuk pemilihan *table* dan *field* untuk bahan *data mining*.
- 4) Pemodelan data (*modeling*) yaitu untuk menentukan *data mining tools*, teknik data mining yang digunakan pada penelitian ini yaitu *Naïve Bayes*.
- 5) Evaluasi (*evaluation*) yaitu untuk interpretasi hasil *data mining* yang telah didapatkan untuk pemodelan dan fase sebelumnya untuk menyesuaikan model agar sesuai dengan tujuan yang ingin dicapai dari awal.
- 6) Penyebaran (*deployment*) yaitu tahap akhir dengan penyusunan laporan atau presentasi dari evaluasi *data mining* yang telah didapatkan pada fase-fase yang telah digunakan sebelumnya.

2.3. Penggunaan Algoritma

Metode klasifikasi yaitu terdapat target variabel kategori. Sebagai contoh, penggolongan pendapatan dapat dipisahkan dalam tiga kategori, yaitu pendapatan tinggi, pendapatan sedang, dan pendapatan rendah (Rezki et al., 2020). Salah satu algoritma yang digunakan untuk metode klasifikasi ini yaitu Algoritma *Naïve Bayes* yaitu metode probabilitas dan statistik, metode ini diperkenalkan pertama kali oleh Thomas Bayes seorang ilmuwan dari Inggris untuk memprediksi peluang yang terjadi di masa depan dengan pengalaman sebelumnya atau dinamakan dengan teorema bayes (Dhany & Izhari, 2019). Tahapan dari proses algoritma *Naïve Bayes* ini menurut Wulandari et al. (2020) yaitu:

- 1) Menghitung jumlah kelas/label
- 2) Menghitung jumlah kasus per kelas
- 3) Kalikan semua variabel kelas
- 4) Bandingkan hasil per kelas



2.4. RapidMiner

RapidMiner adalah RapidMiner merupakan perangkat lunak yang dapat diakses oleh siapa saja dan bersifat terbuka (*open source*). RapidMiner ini dijadikan sebuah solusi untuk menganalisa terhadap *data processing*. Pada RapidMiner ini digunakan berbagai teknik seperti teknik deskriptif dan prediksi. RapidMiner ini menggunakan bahasa pemrograman Java untuk pengoperasiannya (Sari et al., 2020).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Business Understanding

Pada awal tahun 2020 aktivitas lembaga pendidikan diberhentikan sementara untuk mencegah penyebaran virus yang semakin meningkat setiap harinya sehingga pembelajaran dilakukan secara daring. Dari pemahaman tersebut maka tujuan dari penelitian untuk mengetahui dan mengelompokkan tingkat kepuasan pembelajaran secara daring dimasa pandemi ini.

3.2. Data Understanding

Tahapan-tahapan dalam melakukan *data understanding* sebagai berikut:

- 1) Mendeskripsikan data yaitu *dataset* mahasiswa baru yang didapatkan dengan menyebarkan kuesioner dengan menggunakan Google Form. Total responden yang mengisi kuesioner sebanyak 51 mahasiswa dari beberapa pertanyaan yang dibuat dan terdiri dari data nominal.
- 2) Pemilihan atribut yang digunakan yaitu jenis kelamin, penggunaan media belajar daring, mudah berkonsentrasi, kendala (*signal*), suasana pembelajaran, cara mengajar, komunikasi dan penyampaian materi.
- 3) Pertanyaan mengenai kuesioner dengan menggunakan Google Form yaitu:
 - a) Penyampaian Materi, dengan pilihan Puas dan Tidak Puas
 - b) Jenis Kelamin, dengan pilihan L (Laki-laki) dan P (Perempuan)
 - c) Penggunaan Media Daring, dengan pilihan S (Setuju), KS (Kurang Setuju) dan TS (Tidak Setuju).
 - d) Mudah Berkonsentrasi, dengan pilihan S (Setuju), KS (Kurang Setuju) dan TS (Tidak Setuju).
 - e) Kendala, dengan pilihan S (Setuju), KS (Kurang Setuju) dan TS (Tidak Setuju).
 - f) Suasana Pembelajaran, dengan pilihan Membosankan dan mendukung.
 - g) Cara Mengajar, dengan pilihan Serius, Menyenangkan dan Menyenangkan & Serius.
 - h) Komunikasi, dengan pilihan S (Setuju), KS (Kurang Setuju) dan TS (Tidak Setuju).

3.3. Data Preparation

Agar mendapatkan *data modeling* yang akurat, maka pada tahap ini data sebanyak 51 dengan jumlah atribut sebanyak 8 akan dilakukan pemeriksaan data. Hasil yang didapatkan terdapat data yang tidak konsisten pada atribut cara mengajar yaitu *menyenagkan* menjadi *menyenangkan*.

3.4. Modeling

Dari data yang telah didapatkan pada tahap *preparation*, maka pemodelan yang digunakan yaitu metode klasifikasi dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Pada tahapan ini terdapat perhitungan manual *Naïve Bayes* dan menggunakan *tools* sebagai pemodelannya.

3.4.1. Perhitungan Manual

Perhitungan manual yang dilakukan yaitu mencari probabilitas puas dan tidak puas dari atribut yang digunakan dengan menggunakan rumus perhitungan *Naïve Bayes* (Annur, 2018) seperti berikut:



$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Di mana X adalah data dengan *class* yang belum diketahui, H adalah hipotesis data X merupakan suatu *class* spesifik, $P(H|X)$ adalah probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi x (posteriori prob.), $P(H)$ adalah probabilitas hipotesis H (prior prob.), $P(X|H)$ adalah probabilitas X berdasarkan kondisi tersebut, dan $P(X)$ adalah probabilitas dari X .

1) Penyampaian Materi

Tabel 1. Perhitungan Atribut Penyampaian Materi.

	Puas	Tidak Puas	P (Puas)	P (Tidak Puas)
Puas	26	25	26/51	25/51
Tidak Puas	25	26	25/51	26/51
	51	51	100%	100%

2) Jenis Kelamin

Tabel 2. Perhitungan Atribut Jenis Kelamin.

	Puas	Tidak Puas	P (Puas)	P (Tidak Puas)
L	18	19	18/26	19/25
P	8	6	6/26	6/25
	26	25	100%	100%

3) Penggunaan Media Daring

Tabel 3. Perhitungan Atribut Penggunaan Media Daring.

	Puas	Tidak Puas	P (Puas)	P (Tidak Puas)
S	22	20	22/26	20/25
KS	3	4	3/26	4/25
TS	1	1	1/26	1/25
	26	25	100%	100%

4) Mudah Berkonsentrasi

Tabel 4. Perhitungan Atribut Mudah Berkonsentrasi.

	Puas	Tidak Puas	P (Puas)	P (Tidak Puas)
S	5	3	5/26	3/25
KS	16	12	16/26	12/25
TS	5	10	5/26	20/25
	26	25	100%	100%

5) Kendala

Tabel 5. Perhitungan Atribut Kendala.

	Puas	Tidak Puas	P (Puas)	P (Tidak Puas)
S	25	25	25/26	25/25
KS	1	0	1/26	0/0
TS	0	0	0/26	0/25
	26	25	100%	100%



6) Suasana Pembelajaran

Tabel 6. Perhitungan Atribut Suasana Pembelajaran.

	Puas	Tidak Puas	P (Puas)	P (Tidak Puas)
Membosankan	13	13	13/26	13/26
Mendukng	13	12	13/26	12/26
	26	25	100%	100%

7) Cara Mengajar

Tabel 7. Perhitungan Atribut Cara Mengajar.

	Puas	Tidak Puas	P (Puas)	P (Tidak Puas)
Serius	10	9	10/26	9/25
Menyenangkan	3	6	3/26	6/25
Menyenangkan dan Serius	13	10	13/26	10/25
	26	25	100%	100%

8) Komunikasi

Tabel 8. Perhitungan Atribut Komunikasi.

	Puas	Tidak Puas	P (Puas)	P (Tidak Puas)
S	15	14	15/26	14/25
KS	9	7	9/26	7/25
S	2	4	2/26	4/25
	26	25	100%	100%

Jadi, hasil dari hitungan probabilitas *posterior* dari masing-masing tabel atau atribut yang digunakan pada persamaan (1).

⇒ For Class Puas

$$= \left(\frac{18}{26} \times \frac{22}{26} \times \frac{5}{26} \times \frac{25}{26} \times \frac{13}{26} \times \frac{10}{26} \times \frac{15}{26} \right) \left(\frac{26}{51} \right)$$

$$= \left(\frac{928125}{77228944} \right) (0,5098)$$

$$= 0,0120 \times 0,5098$$

$$= 0,0061$$

⇒ For Class Tidak Puas

$$= \left(\frac{19}{25} \times \frac{20}{25} \times \frac{3}{25} \times \frac{25}{25} \times \frac{13}{26} \times \frac{6}{25} \times \frac{14}{25} \right) \left(\frac{25}{51} \right)$$

$$= \left(\frac{9576}{1953125} \right) (0,4901)$$

$$= 0,0049 \times 0,4901$$

$$= 0,0024$$

Jadi, dari hasil yang didapatkan probabilitas Puas > Tidak Puas



3.4.2. Pengujian Menggunakan RapidMiner

Pengujian menggunakan RapidMiner dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* menggunakan *data training* dan *data testing* untuk dilakukan proses klasifikasi.

Row No.	Hasil Pembe...	Jenis Kelamin	Penggunaan...	Mudah Berk...	Kendala (sig...	Suasana Pe...	Cara Mengaj...	Komunikasi
1	Puas	P	S	KS	S	Membosankan	Serius	T
2	Tidak Puas	P	S	KS	S	Mendukung	Menyenangk...	KT
3	Tidak Puas	P	KS	KS	S	Mendukung	Serius dan m...	T
4	Tidak Puas	P	KS	S	S	Membosankan	Serius dan m...	T
5	Puas	P	S	KS	KS	Membosankan	Serius dan m...	T
6	Tidak Puas	P	S	KS	S	Membosankan	Serius dan m...	TT
7	Tidak Puas	P	S	TS	S	Membosankan	Serius	T
8	Tidak Puas	P	S	KS	S	Membosankan	Serius	T
9	Puas	L	S	KS	S	Mendukung	Serius dan m...	T
10	Puas	P	S	KS	S	Mendukung	Serius dan m...	T
11	Puas	P	S	KS	S	Membosankan	Serius dan m...	T
12	Tidak Puas	P	KS	TS	S	Membosankan	Menyenangkan	T
13	Puas	P	S	KS	S	Membosankan	Serius	T
14	Puas	P	S	TS	S	Mendukung	Serius dan m...	TT
15	Puas	L	S	TS	S	Membosankan	Serius	TT
16	Puas	P	S	KS	S	Membosankan	Serius	KT

ExampleSet (51 examples, 1 special attribute, 7 regular attributes)

Gambar 2. Data Training,

Row No.	Hasil Pembe...	Jenis Kelamin	Penggunaan...	Mudah Berk...	Kendala (sig...	Suasana Pe...	Cara Mengaj...	Komunikasi
1	Puas	P	S	KS	S	Membosankan	Serius	T
2	Tidak Puas	P	S	KS	S	Mendukung	Menyenangk...	KT
3	Tidak Puas	P	KS	KS	S	Mendukung	Serius dan m...	T
4	Tidak Puas	P	KS	S	S	Membosankan	Serius dan m...	T
5	Puas	P	S	KS	KS	Membosankan	Serius dan m...	T
6	Tidak Puas	P	S	KS	S	Membosankan	Serius dan m...	TT
7	Tidak Puas	P	S	TS	S	Membosankan	Serius	T
8	Tidak Puas	P	S	KS	S	Membosankan	Serius	T
9	Puas	L	S	KS	S	Mendukung	Serius dan m...	T
10	Puas	P	S	KS	S	Mendukung	Serius dan m...	T
11	Puas	P	S	KS	S	Membosankan	Serius dan m...	T
12	Tidak Puas	P	KS	TS	S	Membosankan	Menyenangk...	T
13	Puas	P	S	KS	S	Membosankan	Serius	T

Gambar 3. Data Testing.

Setelah dilakukan pemodelan, maka hasil pengujian menggunakan RapidMiner dengan mengklasifikasi 2 *class* yaitu Puas dan Tidak Puas, selain *accuracy* ada dua hal yang dihasilkan dalam klasifikasi yaitu *class precision* merupakan perbandingan dokumen dengan hasil yang relevan pada hasil *query* dan *class recall* perbandingan jumlah dokumen relevan terambil terhadap total dokumen relevan. Akurasi yang didapatkan sebesar 76,92%, *class precision* menghasilkan 66.67%, dan *class recall* 100%. Rumus yang digunakan untuk mencari akurasi, *precision*, dan *recall* (Pratama et al., 2020) dijelaskan sebagai berikut.

Tabel 9. Nilai Prediksi.

		Nilai Sebenarnya	
		TRUE	FALSE
Nilai Prediksi	TRUE	TP (True Positive) Correct Result	FP (False Positive) Unexpected Result
	FALSE	FN (False Negative) Missing Result	TN (True Negative)



$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{2}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{3}$$

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{4}$$

Hasil yang didapatkan dari persamaan di atas yaitu:

1) *Precision*

Rumus dari *precision* pada persamaan (2) yaitu:

$$Precision = \frac{6}{6+3} = \frac{6}{9} = 66,67\%$$

2) *Recall*

Rumus dari *precision* pada persamaan (3) yaitu:

$$Recall = \frac{6}{6+0} = \frac{6}{6} = 100\%$$

3) Akurasi

Rumus dari *precision* pada persamaan (4) yaitu:

$$Akurasi = \frac{6+4}{6+4+3+0} = \frac{10}{13} = 76,92\%$$

Akan tetapi dari hasil yang telah didapatkan perlu ditinjau ulang kembali dari jumlah *dataset*.

accuracy: 76.92%

	true Puas	true Tidak Puas	class precision
pred. Puas	6	3	66.67%
pred. Tidak Puas	0	4	100.00%
class recall	100.00%	57.14%	

Gambar 4. Hasil Akurasi.

Dengan hasil *confidence* Puas dan Tidak Puas yaitu dapat dilihat pada Gambar 5.

Row No.	Hasil Pembe...	prediction(H...	confidence(...	confidence(...	Jenis Kelamin	Penggunaan...	Mudah Berk...	Kendala (sig...	Suasana Pe...	Cara Mengaj...	Komunikasi
1	Puas	Puas	0.547	0.453	P	S	KS	S	Membosankan	Serius	T
2	Tidak Puas	Tidak Puas	0.026	0.974	P	S	KS	S	Mendukung	Menyenangk...	KT
3	Tidak Puas	Puas	0.511	0.489	P	KS	KS	S	Mendukung	Serius dan m...	T
4	Tidak Puas	Puas	0.661	0.339	P	KS	S	S	Membosankan	Serius dan m...	T
5	Puas	Puas	0.987	0.013	P	S	KS	KS	Membosankan	Serius dan m...	T
6	Tidak Puas	Tidak Puas	0.398	0.602	P	S	KS	S	Membosankan	Serius dan m...	TT
7	Tidak Puas	Tidak Puas	0.329	0.671	P	S	TS	S	Membosankan	Serius	T
8	Tidak Puas	Puas	0.547	0.453	P	S	KS	S	Membosankan	Serius	T
9	Puas	Puas	0.683	0.317	L	S	KS	S	Mendukung	Serius dan m...	T
10	Puas	Puas	0.605	0.395	P	S	KS	S	Mendukung	Serius dan m...	T
11	Puas	Puas	0.585	0.415	P	S	KS	S	Membosankan	Serius dan m...	T
12	Tidak Puas	Tidak Puas	0.185	0.815	P	KS	TS	S	Membosankan	Menyenagkan	T
13	Puas	Puas	0.547	0.453	P	S	KS	S	Membosankan	Serius	T

Gambar 5. Hasil Confidence.

Model distribusi dengan label Penyampaian Materi yaitu *class* Puas : 7 distribusi dan *class* Tidak Puas : 7 distribusi atau hasil dari klasifikasi dengan 2 kelas yaitu Puas dan Tidak Puas didapatkan untuk *class* Puas (0,510) dan *class* Tidak Puas (0,490).



SimpleDistribution

Distribution model for label attribute Hasil Pembelajaran

Class Puas (0.510)
7 distributions

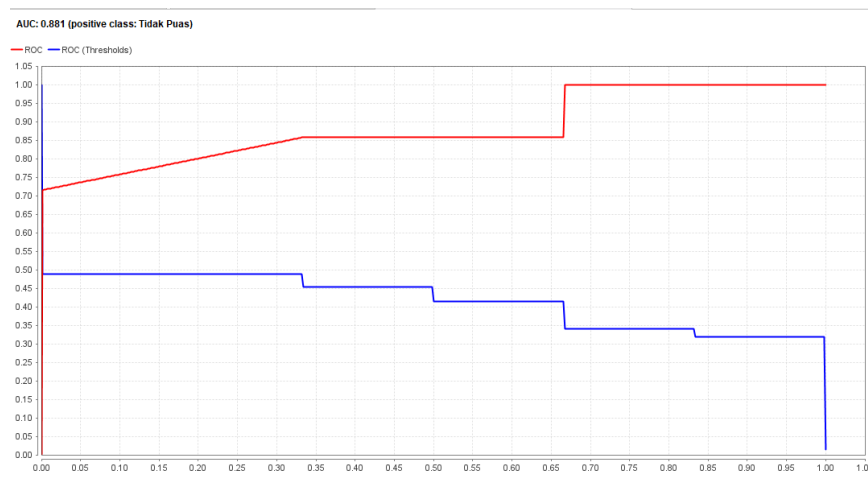
Class Tidak Puas (0.490)
7 distributions

Gambar 6. Hasil SimpleDistribution.

3.5. Data Evaluasi

Pada tahap evaluasi data dengan merepresentasikan grafis yang menentukan klasifikasi mana yang lebih baik, maka digunakan metode yang menghitung luas daerah di bawah kurva ROC yang disebut AUC (*Area Under the ROC Curve*) atau probabilitas. Sedangkan *Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve* untuk evaluasi dari metode klasifikasi yaitu algoritma *Naïve Bayes*. Berikut adalah nilai atau evaluasi dari kurva AUC (Hastuti, 2012):

- 1) Performance Klasifikasi 0,90 –1,00 Paling baik
- 2) Performance Klasifikasi 0,80 –0,90 Baik
- 3) Performance Klasifikasi 0,70 –0,80 Adil atau sama
- 4) Performance Klasifikasi 0,60 –0,70 Rendah
- 5) Performance Klasifikasi 0,50 –0,60 Gagal



Gambar 7. Kurva ROC.

Jadi dari 2 kurva dengan warna biru dan merah didapatkan kinerja dari warna biru lebih bagus atau dari gambar dapat disimpulkan luas area kurva berwarna biru lebih besar dibanding luas area kurva berwarna merah dengan nilai AUC 0.881, mendekati angka 1, maka model yang dihasilkan baik.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan perhitungan *data mining* dengan metode klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes* kesimpulan yang didapatkan dari *dataset* yang diperoleh dengan 2 *class* Puas dan Tidak Puas bahwa hasil pengujian algoritma *Naïve Bayes* ini diperoleh tingkat akurasi sebesar 76,92% dan *class precision* menghasilkan 100.00%, *class recall* 57.14%, dan nilai AUC 0.881, mendekati angka 1, jadi model yang dihasilkan baik. Jadi, dari hasil yang dapatkan tersebut teknik klasifikasi yang diuji coba dapat digunakan sebagai bahan untuk pengambilan keputusan tingkat kepuasan pembelajaran secara daring.



DAFTAR PUSTAKA

- Adijaya, N. (2018). Persepsi Mahasiswa dalam Pembelajaran Online* *Pengembangan teori dari penelitian berjudul "persepsi mahasiswa terhadap materi ajar pada pembelajaran online" yang telah dipublikasi di Jurnal Eduscience Vol. 3/1. *Wanastra: Jurnal Bahasa Dan Sastra*, 10(2), 105–110. <https://doi.org/10.31294/w.v10i2.3931>
- Aji, R. H. S. (2020). Dampak Covid-19 pada Pendidikan di Indonesia: Sekolah, Keterampilan, dan Proses Pembelajaran. *SALAM: Jurnal Sosial Dan Budaya Syar-I*, 7(5), 395–402. <https://doi.org/10.15408/SJSBS.V7I5.15314>
- Amri, S. (2020). Perbandingan Kerangka Model Klasifikasi untuk Pemilihan Metode Kontrasepsi dengan Pendekatan CRIPS-DM. *Information Science and Library*, 1(1), 14–23. <https://doi.org/10.26623/JISL.V1I1.2488>
- Annur, H. (2018). Klasifikasi Masyarakat Miskin Menggunakan Metode Naive Bayes. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 10(2), 160–165. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v10i2.303.160-165>
- Dhany, H. W., & Izhari, F. (2019). ANALISIS ALGORITHMS SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN NAIVE BAYES KERNEL PADA KLASIFIKASI DATA. *Jurnal Teknik Dan Informatika*, 6(2), 30–35.
- Hastuti, K. (2012). Analisis Komparasi Algoritma Klasifikasi Data Mining untuk Prediksi Mahasiswa Non Aktif. *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2012*, 14(1), 241–249.
- Pakpahan, R., & Fitriani, Y. (2020). ANALISA PEMANFAATAN TEKNOLOGI INFORMASI DALAM PEMBELAJARAN JARAK JAUH DI TENGAH PANDEMI VIRUS CORONA COVID-19. *Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research*, 4(2), 30–36.
- Pratama, A., Midyanti, D. M., & Bahri, S. (2020). PENERAPAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER DENGAN ALGORITMA STEMMING NAZIEF DAN ADRIANI UNTUK APLIKASI DETEKSI UJARAN KEBENCIAN BERBASIS WEB. *Coding Jurnal Komputer Dan Aplikasi*, 8(1), 227–236. <https://doi.org/10.26418/CODING.V8I1.39457>
- Purnama, I., Saputra, R., & Wibowo, A. (2012). IMPLEMENTASI DATA MINING MENGGUNAKAN CRISP-DM PADA SISTEM INFORMASI EKSEKUTIF DINAS KELAUTAN DAN PERIKANAN PROVINSI JAWA TENGAH. *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Komputer UNDIP 2012*.
- Rezki, M., Kholifah, D. N., Faisal, M., Priyono, P., & Suryadithia, R. (2020). Analisis Review Pengguna Google Meet dan Zoom Cloud Meeting Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Infortech*, 2(2), 264–270. <https://doi.org/10.31294/infortech.v2i2.9286>
- Sari, Y. R., Sudewa, A., Lestari, D. A., & Jaya, T. I. (2020). Penerapan Algoritma K-Means Untuk Clustering Data Kemiskinan Provinsi Banten Menggunakan Rapidminer. *CESS (Journal of Computer Engineering, System and Science)*, 5(2), 192. <https://doi.org/10.24114/cess.v5i2.18519>
- Siddik, M., Hendri, H., Putri, R. N., Desnelita, Y., & Gustientiedina, G. (2020). Klasifikasi Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Perguruan Tinggi Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, 3(2), 162–166. <https://doi.org/10.31539/INTECOMS.V3I2.1654>
- Silvia Siltonga, D., Saifullah, & Dewi, R. (2019). Analisis Metode Naive Bayes dalam Memprediksi Tingkat Pemahaman Mahasiswa Terhadap Mata Kuliah Berdasarkan Posisi Duduk. *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, 427–436.
- Supriatna, E. (2020). Wabah Corona Virus Disease Covid 19 Dalam Pandangan Islam. *SALAM: Jurnal Sosial Dan Budaya Syar-I*, 7(6), 555–564. <https://doi.org/10.15408/SJSBS.V7I6.15247>
- Wulandari, F., Jusia, P. A., & Jasmir, J. (2020). Klasifikasi Data Mining Untuk Mendiagnosa Penyakit ISPA Menggunakan Metode Naïve Bayes Pada Puskesmas Jambi Selatan. *Jurnal Manajemen Teknologi Dan Sistem Informasi (JMS)*, 2(3), 214–227.

