



Available online at : <http://bit.ly/InfoTekJar>

InfoTekJar : Jurnal Nasional Informatika dan Teknologi Jaringan

ISSN (Print) 2540-7597 | ISSN (Online) 2540-7600



Studi Kasus

Implementasi metode *Naive Bayes Classifier* pada Evaluasi Kepuasan Mahasiswa terhadap Pembelajaran Daring

Bister Purba, Rian Syahputra

Dosen Universitas Budi Darma, Jl. Sisingamangaraja No. 338 Medan 20219 Sumatera Utara

KEYWORDS

Data mining, Naïve Bayes, Evaluasi, Daring, Pembelajaran

CORRESPONDENCE

Phone: +62 821 6767 7915

E-mail: bisterpurba36@gmail.com

A B S T R A C T

Dampak dari *pandemic Coronavirus Disease-2019 (COVID-19)* salah satunya adalah kegiatan proses belajar dan mengajar yang dilakukan dengan secara *Online*. Pembelajaran secara daring bisa dilakukan dengan menggunakan piranti lunak masing masing. *Smartphone*, laptop, dan koneksi internet yang stabil menjadi hal yang sangat genting saat ini. Pembelajaran secara daring juga mengakibatkan proses belajar yang dialami mahasiswa menjadi kurang efektif dan efisien dikarenakan berbagai hal seperti perangkat yang kurang mendukung, koneksi internet yang kurang memadai khususnya di daerah perkampungan serta proses mengajar memaksa dosen dan mahasiswa harus belajar serba terdigitalisasi. Hal ini juga tentu dirasakan mahasiswa pada Universitas Budi Darma. *Naive Bayes* merupakan teknik prediksi berbasis probabilitas sederhana yang berdasar pada aturan bayes dengan asumsi independensi yang kuat. Pengumpulan data yang dilakukan pada penelitian ini adalah studi literatur yaitu mengumpulkan sampel data berupa keluhan atau aduan mahasiswa dalam bentuk kuesioner. Berdasarkan Hasil dari pengujian dengan menggunakan 97 responden *training* serta 12 responden *testing* menampilkan akurasi sebesar 83,33%. prediksi puas dan kenyataannya benar puas adalah 8 responden. Jumlah prediksi Tidak Puas dan kenyataannya benar puas adalah 0 responden. Jumlah prediksi Puas dan kenyataannya benar tidak puas adalah 2 responden. Jumlah prediksi puas dan kenyataannya benar tidak puas adalah 2 responden. Pada prediksi tidak puas *class precision* mempunyai nilai 50% sebaliknya prediksi puas mempunyai 100% serta *class recall* pada *true* tidak puas mempunyai nilai 50% sebaliknya *class recall* pada *true* puas mempunyai 100%.

PENDAHULUAN

Pandemi Coronavirus Disease-2019 (Covid-19) yang telah mewabah di berbagai belahan dunia mengakibatkan kebijakan yang akan ditetapkan oleh pemerintah suatu negara tentu sangat berpengaruh terhadap segala sektor, seperti keuangan dan perekonomian, pariwisata dan infrastruktur. Selain hal tersebut, salah satu sektor yang paling ikut merasakan dampak dari Covid-19 adalah sektor di bidang pendidikan. Pemerintah Indonesia pun mengambil kebijakan yang bertujuan untuk memutus rantai penularan pandemi Covid-19. Salah satunya adalah penerapan kebijakan social distancing, dimana warga harus menjalankan seluruh aktivitas di rumah termasuk proses belajar mengajar. Khususnya pada perguruan tinggi, aktivitas perkuliahan yang dulu hanya sebatas pembelajaran tatap muka dalam kelas, kini bisa dilakukan dimana saja melalui teknologi dalam jaringan (daring). Pembelajaran secara daring bisa dilakukan dengan menggunakan piranti lunak masing masing. *Smartphone*, laptop, dan koneksi internet yang stabil menjadi hal yang sangat mendasari timbulnya berbagai polemik selama

pembelajaran daring. Meskipun sebelumnya beberapa sekolah atau perguruan tinggi telah ada yang menerapkan sistem pembelajaran secara daring, namun dikarenakan pandemi Covid-19 memaksa hampir seluruh aktivitas belajar mengajar dilakukan secara daring seperti pada Universitas Budi Darma. Hal ini tentu menimbulkan pro dan kontra pada sistem pembelajaran yang sebelumnya dilakukan dengan luring atau tatap muka. Selain karna faktor keuangan, berbagai keluhan mulai muncul dari kalangan mahasiswa seperti akses internet yang kurang memadai dikarenakan sebagian besar mahasiswa Universitas Budi Darma berasal dari luar kota Medan. Mahasiswa universitas Budi Darma juga masih banyak berasal dari daerah pelosok yang belum sepenuhnya terjamah akses jaringan internet oleh berbagai macam provider seluler. Hal ini menyebabkan paket data internet menjadi seperti kebutuhan wajib bagi para mahasiswa. Disamping itu, perangkat yang kurang mendukung juga menjadi salah satu penyebab ketidaklancaran proses belajar mengajar dimana belum semua mahasiswa Universitas Budi Darma memiliki perangkat komputer. Hal ini tentu mengakibatkan kurang efisiennya pembelajaran yang dilakukan khususnya apabila pembelajaran

matakuliah praktikum. Faktor lain yaitu aktivitas mengajar oleh dosen juga terpaksa dilakukan dengan serba digital. Digitalisasi materi seperti bentuk modul, slide materi ajar dan video tutorial yang dibuat oleh dosen dirasa kurang efisien mengingat durasi dan proses belajar mengajar secara daring tidak dapat dilakukan sepenuhnya seperti perkuliahan dengan tatap muka. Digitalisasi materi yang dilakukan oleh dosen juga terkadang kurang efisien dikarenakan dosen juga harus mengakselerasi kemampuan untuk mencari dan membuat bahan ajar dalam bentuk digital.

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Gustientiedina et al pada penelitian yang berjudul “Penerapan Naïve Bayes untuk Memprediksi Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Akademis” menyimpulkan bahwa dari data sampel kuesioner dengan atribut atau indikator tangible, reability, responsiveness, assurance dan empathy menggunakan metode naïve bayes didapatkan tingkat akurasi sebesar 96,71% dengan nilai precision sebesar 96,15% dan nilai recallnya sebesar 98,43%. Sehingga, metode naïve bayes bisa direkomendasikan untuk memprediksi tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademis pada perguruan tinggi, karena nilai precision dan recallnya tinggi [1].

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Tri Herdiawan Apandi dan Castaka Agus Sugianto pada artikel “Algoritma Naive Bayes untuk Prediksi Kepuasan Pelayanan Perekaman e-KTP” menyimpulkan bahwa dari keseluruhan pengujian yang dilakukan Algoritma Naïve Bayes lebih akurat untuk data tingkat kepuasan pelayanan e-ktip di Kecamatan Batujajar dengan tingkat akurasi sebesar 91.70% dan nilai pengujian f-measure sebesar 93,92%, sedangkan hasil dari akurasi algoritma decision tree adalah 65.90% dan nilai pengujian f-measure adalah 79,26% dan execution time dari algoritma naïve bayes 0 second dan dari algoritma decision tree 57 second [2].

Penelitian lain yang dilakukan oleh Mhd. Gading Sadewo et al pada artikel “Algoritma Naïve Bayes Dalam Memprediksi Kepuasan Nasabah” menyimpulkan bahwa Penerapan Datamining dengan menggunakan algoritma naïve bayes pada kualitas pelayanan terhadap kepuasan nasabah Bank BTN KC Pematang Siantar dengan data uji sebanyak 25 nasabah dengan menggunakan dua kelas. Dari hasil perhitungan Algoritma Naïve Bayes diperoleh klasifikasi dengan kelas Puas sebanyak 20 nasabah dan kelas Tidak Puas sebanyak 5 nasabah. Pengujian data pada Rapidminer 5.3 menggunakan Naive Bayes dapat menampilkan dua kelas dari hasil klasifikasi dengan tingkat akurasi sebesar 88.00%. dan dapat dikategorikan excellent [3]. Menurut Khurotul Aeni dan M. Faisal Asy’ari dalam penelitian yang berjudul “Prediksi Kepuasan Layanan Akademik Menggunakan Algoritma Naïve Bayes” menyimpulkan bahwa algoritma naïve bayes dapat memprediksi kepuasan layanan akademik di Universitas Peradaban dengan akurasi yang diperoleh adalah sebesar 52% untuk kepuasan penggunaan layanan akademik dengan menggunakan data training 100 data dan 17 data uji [4].

Penelitian lainnya yang dilakukan oleh Abdi Rahim Damanik et al pada artikel “Prediksi Tingkat Kepuasan dalam Pembelajaran Daring Menggunakan Algoritma Naïve Bayes” menyimpulkan bahwa dari hasil pengujian akhir yang dilakukan dari data sampel kuesioner dengan atribut atau indikator komunikasi,

suasana pembelajaran, penilaian mahasiswa dan penyampaian materi menggunakan metode Naïve Bayes didapatkan tingkat akurasi sebesar 100% dengan nilai precision sebesar 100% dan nilai recall sebesar 100% [5].

Penelitian lain yang dilakukan oleh Siti Utami Fhlayli et al penelitian yang berjudul “Prediksi Tingkat Pemahaman Siswa Dalam Materi Pelajaran Bahasa Indonesia Menggunakan Naive Bayes Dengan Seleksi Fitur Information” menyimpulkan bahwa akurasi keseluruhan tertinggi pada sistem ini adalah sebesar 0.9 yaitu dengan fitur yang terpilih adalah fitur yang memiliki nilai Gain lebih dari atau sama dengan 0.2 [6].

Pada penelitian lain yang dilakukan oleh Yusran Timur Samuel dan Kemala Dewi pada penelitian yang berjudul “Penggunaan Metode Naïve Bayes Dalam Mengukur Tingkat Kepuasan Pengguna Terhadap Online System Universitas Advent Indonesia” menyimpulkan bahwa Metode Naïve Bayes berhasil mengklasifikasikan 122 data dengan benar dari 150 data training dan menunjukkan bahwa klasifikasi penentuan kepuasan pengguna menggunakan metode Naïve Bayes mendapatkan nilai akurasi terbesar dengan pengujian data training yaitu dengan persentase 81.3% dibandingkan dengan pengujian yang lain [7]. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Sheryl Febry Irianti Simanjuntak dan Erlin Elisa yang berjudul “Analisa Data Mining Menggunakan Metode Bayes Untuk Mengukur Tingkat Kerusakan Mesin Motor” menyimpulkan bahwa Metode Naïve Bayes termasuk algoritma yang akurat untuk memprediksi karena hasil akurasi data [8].

Pembelajaran secara daring dianggap menjadi solusi terbaik terhadap kegiatan belajar mengajar di tengah pandemi Covid-19. Pembelajaran ini bertujuan untuk meningkatkan akses bagi peserta didik untuk memperoleh pembelajaran yang lebih baik dan bermutu, karena dengan pembelajaran daring, akan memberikan kesempatan peserta didik untuk dapat mengikuti suatu pelajaran atau mata kuliah tertentu [9][10].

Algoritma Naïve Bayes

Naive Bayes merupakan sebuah metode klasifikasi yang berakar pada teorema Bayes. Metode pengklasifikasian dengan menggunakan metode probabilitas dan statistik. Naïve Bayes memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya [11].

Untuk menyelesaikan metode Naïve Bayes dapat dilakukan dengan persamaan-persamaan sebagai berikut[12][13]:

- 1) Membaca data training
- 2) Menghitung Jumlah dan Probabilitas Prior

$$P(C_i) = \frac{S_i}{S}$$

(1)

- 3) Menghitung Probabilitas Training

$$P(K|D) = \frac{P(D|K) * P(K)}{P(D)} \quad (2)$$

Dimana:

- D : Data kelas yang belum diketahui.
- K : Hipotesis suatu class yang spesifik.
- P(K|D) : Probabilitas hipotesis K berdasarkan kondisi D.
- P(K) : Probabilitas sesuai dengan hipotesis D.
- P(D|K) : Probabilitas hipotesis D berdasarkan kondisi K.

$P(D)$: Probabilitas sesuai dengan hipotesis K

4) Hitung Nilai Probabilitas Data Testing

$$P(K|a_1, \dots, a_n) = P(D) * P(a_1, \dots, a_n|D) \quad (3)$$

5) Menghitung Probabilitas Akhir

$$P(K|D) = P(D|K) * P(K|D) \quad (4)$$

6) Menghitung Nilai Akhir

$$C = \arg \max P(D|K) \quad (5)$$

METODE

Penelitian yang dilakukan dengan beberapa tahap untuk evaluasi kepuasan mahasiswa selama pandemi Covid-19 terhadap proses pembelajaran secara daring dengan metode Naive Bayes pada Universitas Budi Darma. Adapun tahapan metode penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1) Identifikasi Masalah

Identifikasi bertujuan untuk mendefinisikan masalah penelitian. Pada tahapan ini dilakukan identifikasi masalah yang sedang terjadi khususnya dampak dari Covid-19 terhadap proses pembelajaran berupa sebuah observasi. Kemudian melakukan identifikasi yang didasarkan pada pengamatan empiris, seperti data dan informasi yang diperoleh dari berbagai sumber.

2) Studi Literatur

Pada tahap ini peneliti mencari sumber atau referensi yang relevan sesuai dengan metode yang ada dalam penelitian baik itu dari artikel, buku, prosiding dan lain sebagainya yang akan dijadikan sebagai referensi penelitian.

3) Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan membuat formulir kuesioner untuk memperoleh data yang dibutuhkan selama penelitian. Kuesioner dibuat dalam bentuk *google form*. Selanjutnya *link google form* diberikan kepada mahasiswa Universitas Budi Darma untuk diisi yang akan dijadikan sampel penelitian.

4) Menganalisa Data

Analisa data ini dilakukan untuk memperoleh informasi baru terkait data yang sudah dikumpulkan sebelumnya. Kemudian hasil analisa data digunakan untuk melihat dan menemukan hasil temuan informasi baru tersebut sebelum dilakukan pengujian.

5) Pengujian

Pengujian dilakukan terhadap data yang sudah dikumpulkan dengan perhitungan manual. Pengujian ini bertujuan untuk memperoleh hasil analisa secara manual yang akan disesuaikan dengan hasil analisa menggunakan aplikasi pengujian.

6) Analisis Hasil Pengujian

Analisa hasil pengujian ini bertujuan untuk melihat kesesuaian antar hasil analisa secara manual sudah sama dengan analisa dengan menggunakan sistem. Hal ini bertujuan untuk mendapatkan hasil yang optimal dari pengujian yang telah dilakukan sehingga keakuratannya lebih terpercaya.

7) Dokumentasi

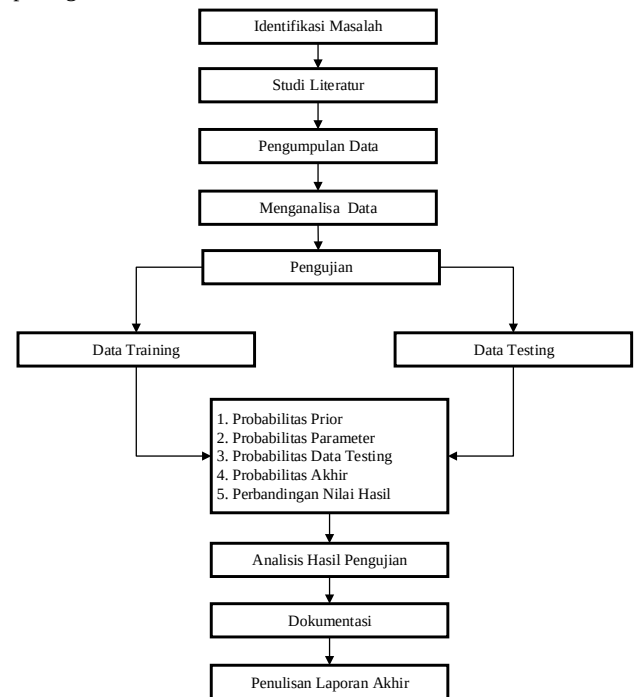
Pada tahap dokumentasi, seluruh tahapan dan pelaksanaan penelitian dibuatkan dalam bentuk dokumentasi. Baik dokumentasi data, dokumentasi pengujian dan dokumentasi

analisa serta hasil. Dokumentasi dilakukan sebagai bukti tahap-tahap penelitian benar dilaksanakan.

8) Penulisan Laporan Akhir

Tahap akhir dari penelitian adalah membuat laporan dari penelitian yang telah dilakukan sesuai dengan hasil evaluasi yang berguna untuk mengetahui tingkat kepuasan mahasiswa terhadap proses pembelajaran secara daring. Penulisan laporan akhir ini bertujuan untuk mempublikasi hasil karya dalam bentuk artikel penelitian.

Adapun tahapan penelitian yang dilakukan dapat dilihat seperti pada gambar berikut ini:



Gambar 1. Rangkaian Tahapan Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisa dengan Naïve Bayes

Proses yang dilakukan dalam analisis data adalah dengan memberikan kategori A1 – A16 pada setiap pertanyaan yang diajukan dalam pengisian kuesioner. Terdapat 4 parameter dan 16 kategori seperti tabel berikut:

Tabel 1. Parameter

Parameter I : Komunikasi	
Kategori	Pertanyaan
A1	Mahasiswa memperoleh kemudahan dalam menghubungi dosen untuk bertanya mengenai perkuliahan daring
A2	Pendekatan dosen dengan mahasiswa serta penegakkan peraturan dalam perkuliahan berjalan dengan baik.
A3	Sikap dosen dalam menerima pendapat, saran dan kritik dari mahasiswa terkait dengan materi dan bahan perkuliahan daring
Parameter II : Suasana Pembelajaran	
A4	Dosen mensosialisasikan tentang pengelolaan agenda perkuliahan, kehadiran, materi tugas, dan penilaian

A5	Kenyamanan ketika mengerjakan evaluasi pembelajaran (tugas, kuis, Ujian Tengah Semester dan Ujian Akhir Semester) melalui kuliah daring
A6	Dosen selalu memberikan mahasiswa sesi tanya jawab setiap selesai proses pembelajaran daring
A7	Kesesuaian pelaksanaan perkuliahan dengan jadwal perkuliahan
A8	Penggunaan media dan alat bantu lain penunjang pengajaran dalam setiap pertemuan
Parameter III : Penilaian Mahasiswa	
A9	Dosen memberikan memberikan penilaian secara objektif pada masa pandemi COVID-19 selama perkuliahan daring
A10	Dosen memberikan nilai yang sesuai dengan kemampuan mahasiswa tersebut
A11	Dosen melaksanakan UTS dan UAS sesuai dengan waktu yang telah ditetapkan
A12	Dosen menerima komplain nilai jika ada mahasiswa yang mengajukan keberatan
A13	Kesesuaian soal ujian dengan waktu ujian
Parameter IV : Penyampaian Materi	
A14	Dosen mengajar sesuai dengan silabus dan rencana pembelajaran yang sudah ditetapkan perguruan tinggi
A15	Dosen memberikan tugas secara terstruktur dan tugas mandiri sesuai dengan bobot SKS dan tujuan perkuliahan
A16	Dosen menguasai dan menyampaikan materi secara jelas dengan menggunakan media daring baik menggunakan Google Meet, Zoom dan aplikasi lainnya.

Setiap parameter terdiri dari beberapa pertanyaan yang diajukan kepada mahasiswa dengan menggunakan skala linker 5 (lima) yang terdiri dari SB (Sangat Baik), B (Baik), CB (Cukup Baik), KB (Kurang Baik) dan TB (Tidak Baik) seperti pada tabel berikut:

Tabel 2. Skala Penilaian

Skala Penilaian (linker)	Nilai
SB	5
B	4
CB	3
KB	2
B	1

Pada data training terdapat data sebanyak 97 data responden dengan nilai Puas sebanyak 83 dan Tidak Puas 14 responden. Pada data testing terdapat 12 data uji yang akan diprediksi seperti pada tabel berikut:

Tabel 3. Data Testing

Responden	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15	A16	Hasil
98	B	B	SB	SB	B	B	SB	B	B	B	SB	B	B	SB	B	SB	?
99	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	?
100	SB	SB	SB	B	B	B	B	SB	B	B	B	B	B	B	B	B	?
101	SB	B	SB	SB	SB	SB	SB	SB	SB	SB	SB	SB	SB	SB	SB	SB	?
102	CB	B	SB	CB	SB	B	B	SB	SB	CB	B	CB	SB	CB	B	SB	?
103	CB	CB	CB	B	B	CB	CB	CB	CB	B	CB	CB	CB	CB	CB	CB	?
104	CB	CB	CB	CB	KB	B	CB	CB	CB	CB	CB	CB	CB	CB	CB	KB	?
105	KB	KB	KB	CB	KB	B	KB	KB	KB	KB	KB	CB	B	CB	CB	CB	?
106	CB	CB	B	B	CB	B	B	B	CB	KB	TB	KB	KB	TB	KB	KB	?
107	CB	B	B	B	CB	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	?
108	KB	CB	CB	B	B	B	B	B	B	SB	B	SB	B	SB	B	SB	?
109	CB	CB	B	B	CB	SB	CB	CB	B	SB	B	B	B	B	B	SB	?

- Menghitung jumlah probabilitas prior
Jumlah data yang digunakan sebanyak 90 data, data Puas sebanyak 83 datadan data Tidak Puas sebanyak 14 data. Sehingga untuk menghitung nilai probabilitas responden adalah sebagai berikut :
 $P(R|P) = 83/97 = 0,856$
 $P(R|TP) = 14/97 = 0,144$
- Menghitung probabilitas pada masing-masing parameter
Perhitungan probabilitas parameter dilakukan dari parameter 1 hingga parameter 4 dengan kategori A1 hingga parameter A16.
 - Parameter I : Komunikasi kategori A1
 $P(SB|P) = 18/83 = 0,2168$
 $P(SB|TP) = 1/14 = 0,0714$
 $P(B|P) = 39/83 = 0,4699$
 $P(B|TP) = 2/14 = 0,1429$
 $P(CB|P) = 21/83 = 0,2530$
 $P(CB|TP) = 7/14 = 0,5000$
 $P(KB|P) = 6/83 = 0,0723$
 $P(KB|TP) = 3/14 = 0,2143$
 $P(TB|P) = 0/83 = 0$
 $P(TB|TP) = 1/14 = 0,0714$

Tabel 4. Probabilitas Parameter I Kategori A1

Kategori A1	P	TP	Prob. P	Prob. TP
SB	17	1	0,2048	0,0714
B	39	2	0,4699	0,1429
CB	21	7	0,2530	0,5000
KB	6	3	0,0723	0,2143
TB	0	1	0	0,0714
Jumlah	83	14	1,0000	1,0000

Demikian selanjutnya dilakukan proses perhitungan parameter setiap parameter dengan kategori masing-masing hingga Parameter IV Katogi A16 seperti tabel berikut ini:

Tabel 5. Probabilitas Parameter IV Kategori A16

Kategori A16	P	TP	Prob. P	Prob. TP
SB	27	3	0,3253	0,2143
B	44	6	0,5301	0,4286
CB	11	4	0,1325	0,2857
KB	1	1	0,0120	0,0714
TB	0	0	0	0
Jumlah	83	14	1,0000	1,0000

- Menghitung probabilitas data testing
Dari responden 98 sampai 109 pada tabel 3 diperoleh total data testing berjumlah 12 responden yang akan dicari Probabilitas data testing responden “Puas (P)” dan “Tidak Puas (TP)”.
- Probabilitas responden data testing “P”
Sesuai dengan persamaan 3, maka dapat dilakukan perhitungan responden data testing “P” sebagai berikut:

$$P(R1|P)=P(A1=B|P)*P(A2=B|P)*P(A3=SB|P)*P(A4=SB|P)*P(A5=B|P)*P(A6=B|P)*P(A7=SB|P)*P(A8=B|P)*P(A9=B|P)*P(A10=B|P)*P(A11=SB|P)*P(A12=B|P)$$

$$P) * P(A13=B|P) * P(A14=SB|P) * P(A15=B|P) * P(A16=SB|P)$$

$$P(R1|P) = 0,4699 * 0,5542 * 0,2048 * 0,2892 * 0,5301 * 0,5663 * 0,2169 * 0,5181 * 0,5181 * 0,5663 * 0,2892 * 0,5663 * 0,5542 * 0,3012 * 0,6867 * 0,3253$$

$$P(R1|P) = 0,0000009323$$

Demikian selanjutnya dilakukan perhitungan yang sama untuk responden 2 hingga responden 12 data testing "P".

b) Probabilitas responden data testing "TP"

Sesuai dengan persamaan 3, maka dapat dilakukan perhitungan responden data testing "P" sebagai berikut:

$$P(R1|TP) = P(A1=B|PS) * P(A2=B|PS) * P(A3=SB|PS) * P(A4=SB|PS) * P(A5=B|PS) * P(A6=B|PS) * P(A7=SB|PS) * P(A8=B|PS) * P(A9=B|PS) * P(A10=B|PS) * P(A11=SB|PS) * P(A12=B|PS) * P(A13=B|PS) * P(A14=SB|PS) * P(A15=B|PS) * P(A16=SB|PS)$$

$$P(R1|TP) = 0,1429 * 0,2143 * 0,0714 * 0,1429 * 0,4286 * 0,3571 * 0,0714 * 0,1429 * 0,2143 * 0,3571 * 0,0714 * 0,1429 * 0,3571 * 0,2143 * 0,4286 * 0,2143$$

$$P(R1|TP) = 0$$

Demikian juga selanjutnya dilakukan perhitungan yang sama untuk responden 2 hingga responden 12 data testing "TP"

4) Menghitung probabilitas akhir responden.

a) Probabilitas "Puas (P)"

$$P(P|R1) = P(R1|P) * P(K|P)$$

$$= P(R1|P) * P(K|P)$$

$$= 0,0000009323 * 0,856$$

$$= 0,0000007980$$

Demikian selanjutnya dilakukan perhitungan probabilitas "P" hingga responden 12 dengan $P(P|R12)$ sehingga diperoleh hasil seperti tabel berikut:

Tabel 6. Probabilitas Puas

R	P(R P)	P(P R)
1	0,000000932299	0,0000007980
2	0,000107157536	0,0000917269
3	0,000001404698	0,0000012024
4	0,000000000024	0
5	0,000000000130	0,0000000001
6	0,000000000063	0,0000000001
7	0	0
8	0	0
9	0	0
10	0,000024912986	0,0000213255
11	0,000000054164	0,0000000464
12	0,000000023004	0,0000000197

b) Probabilitas "Tidak Puas (P)"

$$P(TP|R1) = P(R1|TP) * P(K|TP)$$

$$= P(R1|TP) * P(K|TP) 0,144$$

$$= 0,0000000000 * 0,144 = 0$$

Demikian selanjutnya dilakukan perhitungan probabilitas "TP" hingga responden 12 dengan $P(TP|R12)$ sehingga diperoleh hasil seperti tabel berikut:

Tabel 7. Probabilitas Tidak Puas

R	P(R PS)	P(TP R)
1	0	0

R	P(R PS)	P(TP R)
2	0,0000000007	0,0000000001
3	0	0
4	0	0
5	0	0
6	0,0000003358	0,0000000484
7	0,0000001049	0,0000000151
8	0,0000000029	0,0000000004
9	0	0,0000000001
10	0,0000000008	0,0000000001
11	0	0
12	0,0000000002	0

5) Perbandingan Nilai Puas dan Tidak Puas

Proses perbandingan nilai puas dan tidak puas proses dilakukan sesuai dengan rumus Persamaan 2.

$$R1 = P \geq TP$$

$$= 0,0000007980 \geq 0$$

$$= 0,0000007980 (P)$$

Demikian selanjutnya hasil perbandingan "Puas" dan "Tidak Puas" dapat dilihat pada tabel berikut ini:

Tabel 8. Perbandingan Probabilitas akhir

No	Puas	Tidak Puas	Kelas
1	0,0000007980	0,0000000000	Puas
2	0,0000917269	0,0000000001	Puas
3	0,0000012024	0,0000000000	Puas
4	0,0000000000	0,0000000000	Puas
5	0,0000000001	0,0000000000	Puas
6	0,0000000001	0,0000000484	Tidak Puas
7	0,0000000000	0,0000000151	Tidak Puas
8	0,0000000000	0,0000000004	Tidak Puas
9	0,0000000000	0,0000000001	Tidak Puas
10	0,0000213255	0,0000000001	Puas
11	0,0000000464	0,0000000000	Puas
12	0,0000000197	0,0000000000	Puas

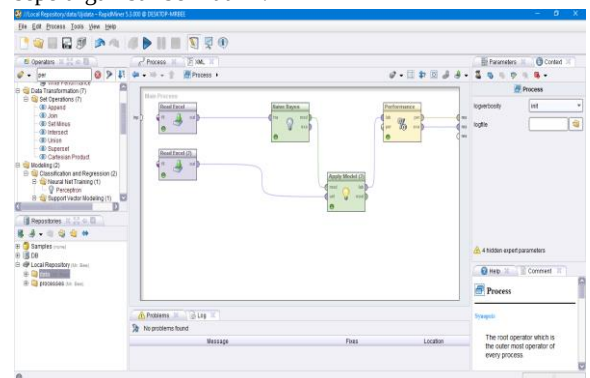
Berdasarkan tabel di atas dapat dilihat bahwa hasil perhitungan manual dari probabilitas akhir untuk seluruh data testing berjumlah 12 diperoleh 8 responden dengan prediksi "Puas" dan 4 responden dengan prediksi "Tidak Puas".

Pengujian Naïve Bayes Pada RapidMiner 5.3

Setelah analisa manual analisa manual dengan metode Naïve Bayes dilakukan, maka selanjutnya adalah pengujian dengan menggunakan tools Rapidminer 5.3 seperti berikut ini:

1) Pemodelan Data Training dan Testing

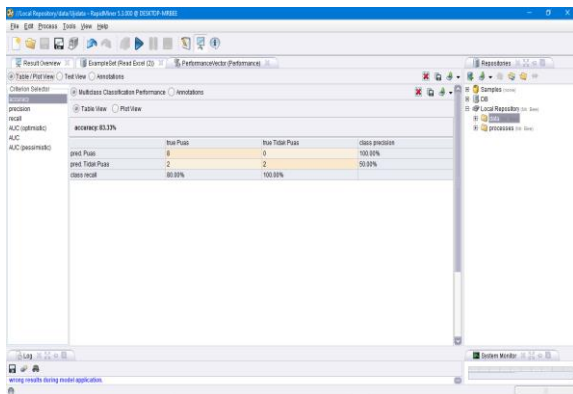
Pemodelan data testing dan data training dapat dilihat seperti gambar berikut ini:



Gambar 2. Pemodelan data Training dan Testing

2) *Accuracy*

Nilai Accuracy dapat dilihat seperti pada gambar berikut ini:

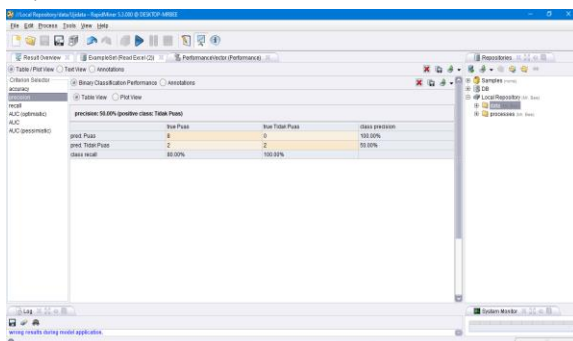


	True Pos	True Neg	Class Precision
pred Pos	8	0	100.00%
pred Neg	2	2	50.00%
class recall	80.00%	100.00%	

Gambar 3. Nilai Accuracy

3) *Precision*

Nilai Precision dapat dilihat seperti pada gambar berikut ini:

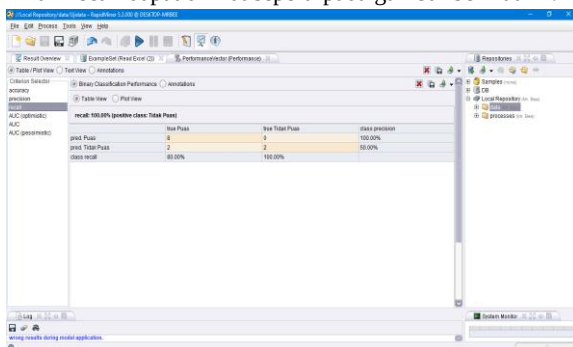


	True Pos	True Neg	Class Precision
pred Pos	8	0	100.00%
pred Neg	2	2	50.00%
class recall	80.00%	100.00%	

Gambar 4. Nilai Precision

4) *Recall*

Nilai Recall dapat dilihat seperti pada gambar berikut ini:

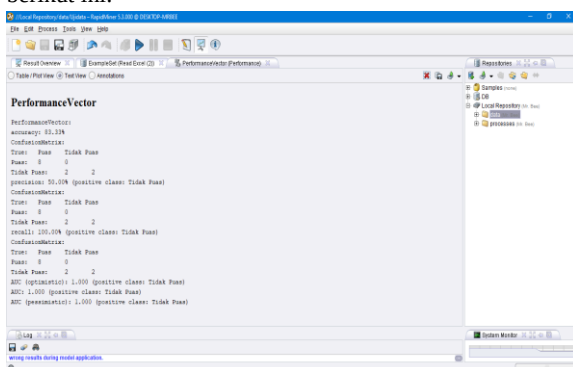


	True Pos	True Neg	Class Precision
pred Pos	8	0	100.00%
pred Neg	2	2	50.00%
class recall	80.00%	100.00%	

Gambar 5. Nilai Recall

5) *Performance Vector*

Nilai Performance Vector dapat dilihat seperti pada gambar berikut ini:



Performance Vector	
Accuracy	83.33%
Confusion Matrix:	
True Pos	8
True Neg	2
Class Precision	80.00% (positive class: True Pos)
Class Recall	100.00% (positive class: True Pos)
Class Precision	50.00% (negative class: True Neg)
Class Recall	100.00% (negative class: True Neg)
Class Precision	100.00% (positive class: True Pos)
Class Recall	100.00% (negative class: True Neg)

Gambar 6. Performance Vector

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada data training sebanyak 97 responden dan data testing sebanyak 12 responden maka diperoleh prediksi puas dan kenyataannya benar puas adalah 8 responden. Jumlah prediksi Tidak Puas dan kenyataannya benar puas adalah 0 responden. Jumlah prediksi Puas dan kenyataannya benar tidak puas adalah 2 responden. Jumlah prediksi puas dan kenyataannya benar tidak puas adalah 2 responden dengan akurasi sebesar 83,33%. Pada prediksi tidak puas class precision mempunyai nilai 50% sebaliknya prediksi puas mempunyai 100% serta class recall pada true tidak puas mempunyai nilai 50% % sebaliknya class recall pada true puas mempunyai 100%. Berdasarkan hasil pengujian tersebut maka Model Algoritma Naïve Bayes bisa direkomendasikan untuk evaluasi kepuasan mahasiswa selama pandemi Covid-19 terhadap proses pembelajaran secara daring dengan metode bayes pada Universitas Budi Darma.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih kepada Kementerian Pendidikan Kebudayaan Riset dan Teknologi yang telah mendanai penelitian ini untuk dapat terciptanya sebuah idea dan gagasan terkait evaluasi kepuasan mahasiswa selama pandemi Covid-19 terhadap proses pembelajaran secara daring dengan metode bayes pada Universitas Budi Darma. Ucapan terimakasih juga kepada Lembaga Jaminan Mutu (LJM) Universitas Budi Darma dan mahasiswa/i selaku responden dalam pengisian kuesioner untuk pengolahan keperluan data pada penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. Gustientiedina, M. Siddik, and Y. Desnelita, "Penerapan Naïve Bayes untuk Memprediksi Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Akademis," *J. Infomedia*, vol. 2, no. 4, pp. 2–6, 2019.
- [2] T. H. Apandi and C. A. Sugianto, "Algoritma Naive Bayes untuk Prediksi Kepuasan Pelayanan Perekaman e-KTP (Naive Bayes Algorithm for Satisfaction Prediction of e-ID Card Recording Service)," *JUITA (Jurnal Inform. UMP)*, vol. 7, no. November, pp. 125–128, 2019.
- [3] M. G. Sadewo, A. P. Windarto, I. S. Damanik, T. H. Apandi, and C. A. Sugianto, "Algoritma Naïve Bayes Dalam Memprediksi Kepuasan Nasabah," *JUITA (Jurnal Inform. UMP)*, vol. 7, no. November, p. 318, 2019, doi: 10.30645/senaris.v1i0.37.
- [4] K. A. Aeni, "Prediksi Kepuasan Layanan Akademik Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 3, pp. 601–609, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i3.603.
- [5] A. R. Damanik, S. Sumijan, and G. W. Nurcahyo, "Prediksi Tingkat Kepuasan dalam Pembelajaran Daring Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Sistim Inf. dan Teknol.*, vol. 3, pp. 88–94, 2021, doi: 10.37034/jsisfotek.v3i3.137.
- [6] S. Utami Fhlayli and B. Darma Setiawan, "Prediksi Tingkat Pemahaman Siswa Dalam Materi Pelajaran Bahasa Indonesia Menggunakan Naive Bayes Dengan Seleksi Fitur Information Gain," vol. 3, no. 3, pp. 2154–2159, 2019, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- [7] Y. T. Samuel and K. Dewi, "Penggunaan Metode Naive Bayes Dalam Mengukur Tingkat Kepuasan Pengguna

- Terhadap Online System Universitas Advent Indonesia,” *TeIka*, vol. 9, no. 02, pp. 147–153, 2019, doi: 10.36342/teika.v9i02.2162.
- [8] S. F. I. Simanjuntak and E. Elisa, “Analisa Data Mining Menggunakan Metode Bayes Untuk Mengukur Tingkat Kerusakan Mesin Motor (Studi Kasus Pada AHASS Astra Motor Kudus),” vol. 1, no. 1, pp. 49–54, 2020.
- [9] I. Carolina, A. Supriyatna, and D. Puspitasari, “Analisa Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Perkuliahan Daring Pada Era Pandemi Covid 19,” *Pros. Semin. Nas. Ris. dan Inf. Sci.*, vol. 2, pp. 342–347, 2020.
- [10] E. Mariati, A. Lestari, and Widiatry, “Model Klasifikasi Kepuasan Mahasiswa Teknik Terhadap Sarana Pembelajaran,” vol. 14, no. 2, pp. 112–118, 2020.
- [11] M. Asfi and N. Fitrianiingsih, “Implementasi Algoritma Naive Bayes Classifier sebagai Sistem Rekomendasi Pembimbing Skripsi,” *InfoTekJar J. Nas. Inform. dan Teknol. Jar.*, vol. 5, no. 1, pp. 44–50, 2020, [Online]. Available: <https://doi.org/10.30743/infotekjar.v5i1.2536>.
- [12] F. Liantoni and H. Nugroho, “Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Knearest Neighbor,” *J. Simantec*, vol. 5, no. 1, pp. 9–16, 2015.
- [13] A. S. Fitriani, “Penerapan Data Mining Menggunakan Metode Klasifikasi Naïve Bayes untuk Memprediksi Partisipasi Pemilihan Gubernur,” *JTAM (Jurnal Teor. dan Apl. Mat.*, vol. 3, no. 2, pp. 98–104, 2019.



AUTHOR(S) BIOGRAPHY

Bister Purba

Merupakan dosen Program Studi Sistem Informasi pada Universitas Budi Darma Medan. Mengampu beberapa mata kuliah diantaranya: Pengolahan Citra, Artificial Neural Network, Statistik dan Probabilitas, Penulisan Ilmiah dan Teknik Presentasi. Menyelesaikan Pendidikan Strata 1 Teknik Informatika dari STMIK Budi Darma pada tahun 2016 dan menyelesaikan Pendidikan Strata 2 Magister Ilmu Komputer dari Universitas Putra Indonesia YPTK Padang. Menjadi narasumber di berbagai seminar, workshop dan Pengabdian Kepada Masyarakat serta menjabat sebagai Sekretaris Lembaga Jaminan Mutu (LJM) Universitas Budi Darma dan sekaligus sebagai Pembina organisasi Budidarma Programming Club (BPC).