

Klasifikasi Kinerja Asisten Laboratorium Selama Pandemi Covid-19 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Andhika P. U. Rahmayadi^{1*}, Ultach Enri^{2*}, Purwantoro^{3*}

* Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang

andhika.rahmayadi17052@student.unsika.ac.id¹, ultach@staff.unsika.ac.id², purwantoro.masbro@unsika.ac.id³

Article Info

Article history:

Received 2021-08-13

Revised 2021-10-03

Accepted 2021-10-14

Keyword:

Evaluasi kinerja,
Klasifikasi,
Naïve bayes,
Data mining

ABSTRACT

Asisten laboratorium merupakan mahasiswa berprestasi pilihan yang memiliki tugas untuk mendampingi dosen dalam proses mengajar mata kuliah praktikum. Karena wabah covid-19 di Indonesia sesuai dengan surat edaran yang dikeluarkan oleh menteri pendidikan tentang pelaksanaan belajar secara daring, hal ini menyebabkan proses praktikum beralih menjadi daring. Selama praktikum daring asisten laboratorium kesulitan untuk memonitor mahasiswa dalam proses pengajaran, maka diperlukan sebuah evaluasi apakah metode yang dibawakan oleh asisten laboratorium sudah tepat. Proses evaluasi ini dilakukan dengan menggunakan *data mining* dan algoritma *naïve bayes*. Model yang dihasilkan dapat memprediksi label puas dan tidak puas dengan evaluasi model k-fold cross validasi dan *confusion matrix* yang menghasilkan akurasi sebesar 87%, *recall* sebesar 96%, dan presisi sebesar 88%. Berdasarkan hasil penelitian, kebijakan yang bisa diambil adalah dengan menerapkan sistem pembelajaran yang sama namun dengan peningkatan kualitas dalam pengajarannya.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Asisten laboratorium atau biasa dikenal aslab merupakan mahasiswa terbaik yang dipilih oleh perguruan tinggi sebagai pendamping dari kegiatan mata kuliah praktikum. Asisten laboratorium merupakan seorang yang mempunyai rasa tanggung jawab untuk menjaga dan memastikan fungsi seluruh komputer bekerja dengan baik sehingga proses belajar menjadi kondusif [1]. Peran dari asisten laboratorium sangat penting dalam proses pembelajaran, dikarenakan keterbatasan jangkauan dosen dan masalah masalah teknis seperti *error* atau *bug* dalam mengajar mahasiswa.

Dilansir dari kemendikbud.go.id Menteri Pendidikan dan Kebudayaan Nadiem Makarim menerbitkan sebuah surat edaran nomor 4 tahun 2020 tentang Pelaksanaan Dalam Masa Darurat *Coronavirus Disease* (Covid-19). Pada poin dua dijelaskan bahwa kegiatan belajar selama pandemi dilakukan secara daring atau jarak jauh. Maka dari itu, Universitas Singaperbangsa Karawang menerbitkan

sebuah surat edaran untuk melaksanakan pembelajaran secara daring pada semester ganjil TA 2020/2021.

Praktikum seharusnya dilaksanakan di laboratorium komputer, namun dengan adanya pandemi praktikum dialihkan menjadi praktikum daring. Pelaksanaan praktikum secara daring memiliki keterbatasan baik dari asisten laboratorium maupun mahasiswa. Menurut penelitian yang telah dilakukan oleh Hutaeruk [2] kendala dalam pembelajaran secara daring adalah kendala fundamental seperti koneksi internet, mahal nya biaya internet, serta dalam pelayanan yang diberikan selama pembelajaran. Karena dilaksanakannya praktikum secara daring, asisten laboratorium kesulitan dalam memonitoring mahasiswa selama praktikum berlangsung. Maka diperlukan sebuah evaluasi kinerja asisten laboratorium ketika mengajar secara daring. Salah satu cara untuk mengevaluasi kinerja ini dengan memakai teknik dari *data mining*.

Data mining adalah sebuah cara mengekstrasi dan identifikasi informasi yang bermanfaat dari sebuah basis data dengan menggunakan teknik statistik, matematik, dan kecerdasan buatan [3]. Data mining merupakan proses

penambahan pola dan pengetahuan dari sekumpulan data, dan memecahkan masalah dengan menganalisis dari data yang sudah ada.

Naïve bayes adalah satu algoritma *data mining* untuk melakukan klasifikasi. Klasifikasi menggunakan algoritma ini lebih disukai karena kecepatan dan juga kesederhanaannya, meskipun sederhana tetapi hasil yang didapat selalu mencapai performa yang setara dengan algoritma lain [4]

Penelitian yang dilakukan oleh Nunu Nurdiana, Abijar Algifari [5] menyatakan bahwa hasil yang diperoleh dengan menggunakan algoritma naïve bayes mendapatkan nilai akurasi lebih tinggi 2% dibanding algoritma ID3. Naïve bayes mendapatkan nilai akurasi 76% dan ID3 74%. Sedangkan untuk nilai AUC dari kedua model tidak jauh beda dan termasuk kedalam kategori *Fair Classification*.

Penelitian yang serupa yang dilakukan oleh Supriyatna [3] menjelaskan bahwa performa algoritma *naive bayes* mampu memprediksi semua kelas secara tepat dengan nilai akurasi mencapai 100%, sedangkan SVM mampu memprediksi semua kelas dengan tepat dengan nilai akurasi 80%. Dengan demikian algoritma *naive bayes* lebih unggul daripada algoritma SVM dan ID3.

Penelitian yang dilakukan oleh Bob gary et. al [6] menyatakan bahwa teknik data mining dapat diterapkan untuk mengevaluasi kinerja guru. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah c4.5 yang menghasilkan akurasi sebesar 82% dan dikategorikan sebagai *excellent classification*.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, maka penelitian ini akan menggunakan algoritma naïve bayes untuk klasifikasi kinerja aslab dengan menggunakan rapidminer studio sebagai alat bantu dan k-fold cross validasi dan confusion matrix sebagai teknik evaluasi model.

B. Kajian Pustaka

Untuk mendukung penelitian ini, diperlukan beberapa studi literatur sebagai bahan referensi penelitian ini.

1) Algoritma Naïve Bayes

Algoritma *naive bayes* adalah suatu algoritma dalam teknik klasifikasi yang cukup populer. *Naive bayes* masuk kedalam pembelajaran *supervised*, yang artinya pada tahap awal pelatihan, model diberikan sebuah data awal untuk pengambilan keputusan model tersebut. Pada proses klasifikasi, setiap data dihitung nilai probabilitas pada tiap kelas. *Naive bayes* sendiri adalah sebuah perhitungan dalam teorema bayes, teorema bayes sendiri memiliki persamaan sebagai berikut:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

Dimana:

B = data dari kelas yang tidak diketahui

A = hipotesis dari data yang berupa suatu kelas spesifik

P (A|B) = peluang dari hipotesis A berdasarkan kondisi B

P (A) = peluang dari hipotesis A

P (B|A) = peluang dari B terhadap kondisi hipotesis A

P (B) = peluang dari B

2) Cross validation

Cross validation merupakan sebuah teknik statistika yang biasa di pakai dalam evaluasi kinerja dari sebuah model atau algoritma yang dimana data tersebut akan dipisah kedalam dua bagian yaitu data pembelajaran dan data validasi. Pemilihan jenis dari *cross validation* dapat berdasarkan ukuran *dataset*, pada umumnya menggunakan *k fold cross validation* dipakai karena *k fold cross validation* sendiri dapat mengurangi beban proses komputasi dan tetap menjaga keakuratan estimasi [7].

3) Confusion matrix

Confusion Matrix ialah sebuah teknik yang mempunyai fungsi menganalisa hasil klasifikasi sebuah tuple yang memiliki kelas berbeda dan dapat digunakan juga dalam menemukan nilai akurasi [8]. Akurasi sendiri merupakan sebuah rasio dari prediksi yang benar dengan keseluruhan data.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah *Knowledge Discovery in Databases* (KDD). *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) merupakan sebuah proses menemukan informasi yang berguna dalam database [9]. Alasan penggunaan metodologi ini adalah karena pada metodologi ini memiliki sifat yang interaktif dan iterative, melibatkan pengguna dalam membuat keputusan dan dapat dilakukan pengulangan antara dua langkah [10]. Adapun tahapan dalam *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) sebagai berikut:

- 1) Seleksi Data (Data Selection).
- 2) Pemilihan Data (Preprocessing).
- 3) Transformasi Data (Data Transformation).
- 4) Data Mining.
- 5) Evaluasi/Interpretasi.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari penelitian ini menggunakan dataset yang didapatkan melalui media kuesioner yang dibagikan secara daring dengan kriteria responden mahasiswa aktif fakultas ilmu komputer universitas singaperbangsa karawang tahun angkatan 2018-2020. Kuesioner terlebih dahulu diuji validitas dan reliabilitasnya, setelah dinyatakan valid maka kuesioner disebar kembali guna mendapatkan data yang akan digunakan dalam penelitian ini. Data yang didapat akan diolah sesuai dengan tahapan *Knowledge Discovery in Database* (KDD).

1) Data selection

Pengumpulan dilakukan selama 15 hari dengan data yang terkumpul sebanyak 260 data. Dataset didapatkan melalui penyebaran kuesioner secara daring melalui media

google form dengan kriteria mahasiswa fakultas ilmu komputer universitas singaperbangsa karawang tahun angkatan 2018 – 2020. Dari 260 data yang sudah didapat dilakukan seleksi atribut yang akan digunakan untuk proses pembuatan model.

Setelah data diseleksi, data yang dipakai sebanyak 254. Hal ini berdasarkan dari perhitungan minimum sampel terhadap populasi yang diteliti menggunakan rumus slovin yaitu sebanyak 254 minimal sampel dari 693 populasi mahasiswa fakultas ilmu komputer universitas singaperbangsa karawang dari angkatan 2018-2020. Sampel diambil dengan teknik random sampling.

2) Preprocessing

Setelah melakukan seleksi atribut pada dataset, dilanjutkan dengan *preprocessing* data. *Preprocessing* data yang dilakukan yaitu penghapusan data ganda pada dataset serta menghilangkan beberapa atribut yang tidak dipakai untuk proses pembuatan model. Atribut yang digunakan yaitu atribut P1 – P12 dan atribut label sebagai label dari dataset. Atribut yang dihapus untuk proses modeling yaitu atribut program studi, dan semester. Dataset yang digunakan awalnya berjumlah 260 data, setelah dicek dengan menggunakan fungsi *duplicate* data menggunakan *Microsoft excel* terdapat data ganda sebanyak 4 data. data yang digunakan sebanyak 254 data.

3) Data Transformation

Pada tahap ini data dilakukan proses transformasi, namun karena data yang didapatkan sudah sesuai dan bisa diproses oleh algoritma *naïve bayes* maka proses transformasi tidak dilakukan.

4) Data mining

Pada tahap ini, data yang sudah ditransformasi pada tahap sebelumnya akan dilakukan pengolahan dengan menggunakan algoritma *naïve bayes*. Tabel 1 merupakan data yang akan digunakan untuk pemodelan dengan menggunakan algoritma *naive bayes*.

TABEL I
DATA LATIH

No	P1	P2	P3	P4	P5	P6
1	S	Ya	SS	SS	Ya	SS
2	N	Tidak	S	S	Ya	SS
3	S	Ya	S	S	Ya	S
..
..
252	S	Ya	S	S	Ya	S
253	S	Ya	S	S	Ya	S
254	S	Ya	S	S	Ya	S

TABEL II
DATA LATIH LANJUTAN

P7	P8	P9	P10	P11	P12	Label
S	SS	Tidak	Ya	SS	SS	Puas
SS	N	Tidak	Tidak	N	S	Puas
S	SS	Ya	Ya	S	S	Puas
..
..
SS	SS	Ya	Ya	S	SS	Puas
S	SS	Ya	Ya	S	SS	Puas
S	SS	Ya	Ya	S	S	Puas

Keterangan:

STS = sangat tidak setuju

TS = tidak setuju

N = netral

S = setuju

SS = sangat setuju

TABEL III
ATRIBUT DATASET

Atribut	Pertanyaan
P1	Menurut anda, apakah pembahasan materi praktikum secara daring yang diberikan aslab dapat dipahami dengan baik?
P2	Menurut anda, apakah aslab sudah mengawas dan mengajar praktikum daring sesuai jadwal praktikum dan tepat waktu?
P3	Menurut anda, apakah aslab memberikan contoh yang relevan dengan materi praktikum?
P4	Menurut anda, apakah aslab saat praktikum daring secara live coding dapat menyampaikan materi praktikum dengan baik dan jelas?
P5	Apakah selama praktikum daring anda dapat mengikuti materi yang diberikan?
P6	Apakah setelah praktikum daring anda dapat menguasai materi praktikum yang di berikan oleh aslab?
P7	Menurut anda, apakah aslab responsif dalam menjawab permasalahan yang anda hadapi?
P8	Apakah aslab memberikan akses link pengumpulan tugas secara kolektif menggunakan media penyimpanan gdrive sehingga dapat mempermudah mahasiswa?
P9	Apakah aslab memberikan penilaian secara objektif?
P10	Apakah aslab memberikan transparansi nilai praktikum?
P11	Menurut anda, apakah aslab sudah memberikan solusi dalam melaksanakan praktikum daring menggunakan media yang dipilih?
P12	Menurut anda dengan menggunakan media yang dipilih sangat praktis dalam mengajar dan membahas materi praktikum?

Dari data latih pada tabel I, hal yang pertama dilakukan yaitu mencari probabilitas kelas B1 “puas” dan B0 “tidak puas” terlebih dahulu. Dari data tersebut didapatkan kelas “puas” berjumlah 220, dan kelas “tidak puas” berjumlah 34. Perhitungan probabilitas untuk kelas puas dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut.

$$P(B1) = 220/254 = 0,866$$

Sedangkan perhitungan probabilitas untuk kelas tidak puas dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut.

$$P(B0) = 34/254 = 0,133$$

Setelah didapatkan masing masing probabilitas dari kelas “puas” dan “tidak puas”, selanjutnya dilakukan perhitungan terhadap masing masing atribut yang digunakan dalam proses pemodelan. Perhitungan setiap probabilitas akan dijelaskan sebagai berikut.

Berdasarkan data uji sebanyak 254 data didapatkan kelas puas untuk atribut P1 yang bernilai Sangat Tidak Setuju terdapat sebanyak 0, P1 yang bernilai Tidak Setuju sebanyak 5, P1 yang bernilai Netral sebanyak 46, P1 yang bernilai Setuju sebanyak 115, dan P1 yang bernilai Sangat Setuju sebanyak 54. Sedangkan kelas tidak puas untuk P1 yang bernilai 1 terdapat sebanyak 1, P1 yang bernilai 2 sebanyak 8, P1 yang bernilai 3 sebanyak 14, P1 yang bernilai 4 sebanyak 9, dan P1 yang bernilai 5 sebanyak 2. Probabilitas dari atribut P1 dapat dilihat pada tabel IV sebagai berikut.

TABEL IV
PROBABILITAS P1

P P1 ...	Puas	Tidak Puas
Sangat Tidak Setuju	0	0,03
Tidak Setuju	0,02	0,24
Netral	0,21	0,41
Setuju	0,52	0,26
Sangat Setuju	0,25	0,06
	100%	100%

Untuk perhitungan probabilitas P2 sampai P12 dapat dilihat pada tabel V sebagai berikut.

TABEL V
PROBABILITAS P2-P12

		Puas	Tidak Puas
P P2 ...	Tidak	0,06	0,38
	Ya	0,94	0,62
		100%	100%
P P3 ...	Sangat Tidak Setuju	0	0,09
	Tidak Setuju	0,04	0,24
	Netral	0,17	0,15
	Setuju	0,53	0,44
	Sangat Setuju	0,26	0,09
	100%	100%	
P P4 ...	Sangat Tidak Setuju	0	0,12
	Tidak Setuju	0,04	0,29
	Netral	0,22	0,35
	Setuju	0,47	0,21

	Sangat Setuju	0,27	0,03
		100%	100%
P P5 ...	Tidak	0,05	0,53
	Ya	0,95	0,47
		100%	100%
P P6 ...	Sangat Tidak Setuju	0	0,059
	Tidak Setuju	0,05	0,176
	Netral	0,27	0,618
	Setuju	0,46	0,147
	Sangat Setuju	0,22	0
	100%	100%	
P P7 ...	Sangat Tidak Setuju	0	0,03
	Tidak Setuju	0,01	0,12
	Netral	0,20	0,24
	Setuju	0,41	0,50
	Sangat Setuju	0,37	0,12
	100%	100%	
P P8 ...	Sangat Tidak Setuju	0,08	0,24
	Tidak Setuju	0,03	0,03
	Netral	0,15	0,18
	Setuju	0,30	0,32
	Sangat Setuju	0,45	0,24
	100%	100%	
P P9 ...	Tidak	0,04	0,18
	Ya	0,96	0,82
		100%	100%
P P10 ...	Tidak	0,25	0,59
	Ya	0,75	0,41
		100%	100%
P P11 ...	Sangat Tidak Setuju	0	0,03
	Tidak Setuju	0,01	0,09
	Netral	0,16	0,35
	Setuju	0,53	0,47
	Sangat Setuju	0,30	0,06
	100%	100%	
P P12 ...	Sangat Tidak Setuju	0,00	0,12
	Tidak Setuju	0,01	0,24
	Netral	0,18	0,26
	Setuju	0,46	0,38
	Sangat Setuju	0,34	0
	100%	100%	

Setelah perhitungan dari probabilitas setiap atribut, dapat dilakukan sebuah tes uji model yang dibuat dengan

menggunakan data baru. Data uji dapat dilihat pada tabel VI sebagai berikut.

TABEL VI
DATA UJI

No	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12	L
1	SS	Ya	S	S	Ya	S	S	S	Ya	Ya	S	S	?

Dari data uji pada tabel VI, kita dapat melakukan perhitungan prediksi dari perhitungan probabilitas yang sudah dibuat. Dengan kriteria $A = \{P1 = \text{Sangat Setuju}, P2 = \text{Tidak}, P3 = \text{Setuju}, P5 = \text{Ya}, P6 = \text{Setuju}, P7 = \text{Setuju}, P8 = \text{Setuju}, P9 = \text{Ya}, P10 = \text{Ya}, P11 = \text{Setuju}, P12 = \text{Setuju}\}$ kemudian dihitung nilai setiap masing masing atribut untuk prediksi “tidak puas”, dengan hitungan sebagai berikut.

- $P(A | B0) = P(P1 = SS | B0) \times P(P2 = Ya | B0) \times P(P3 = S | B0) \times P(P5 = Ya | B0) \times P(P6 = S | B0) \times P(P7 = S | B0) \times P(P8 = S | B0) \times P(P9 = Ya | B0) \times P(P10 = Ya | B0) \times P(P11 = S | B0) \times P(P12 = S | B0)$
- $P(A | B0) = 0,06 \times 0,62 \times 0,44 \times 0,21 \times 0,47 \times 0,147 \times 0,50 \times 0,32 \times 0,82 \times 0,41 \times 0,47 \times 0,38 = 0,0000023$

Setelah didapatkan nilai $P(A | B0)$, maka selanjutnya dapat dilakukan perhitungan untuk prediksi “puas” dengan cara yang sama yaitu mengkalikan semua nilai probabilitas setiap atribut pada kelas “puas”, dengan hitungan sebagai berikut.

- $P(A | B1) = P(P1 = SS | B1) \times P(P2 = Ya | B1) \times P(P3 = S | B1) \times P(P5 = Ya | B1) \times P(P6 = S | B1) \times P(P7 = S | B1) \times P(P8 = S | B1) \times P(P9 = Ya | B1) \times P(P10 = Ya | B1) \times P(P11 = S | B1) \times P(P12 = S | B1) = P(A | B1) = 0,00053$

Setelah semua nilai didapatkan, dilanjutkan dengan perhitungan maksimal untuk setiap prediksi kelas dengan cara mengkalikan nilai tersebut dengan nilai probabilitas dari setiap kelasnya. Perhitungannya sebagai berikut.

- $P(B0 | A) = P(A | B0) \times P(B0) = 0,0000023 \times 0,134 = 0,000003082$
- $P(B1 | A) = P(A | B1) \times P(B1) = 0,00053 \times 0,866 = 0,0004589$

Berdasarkan hitungan yang sudah dilakukan diatas didapatkan nilai $P(B0 | A) = 0,000003082$ dan $P(B1 | A) = 0,0004589$, nilai ini kemudian dibandingkan satu sama lain. Berdasarkan nilai tersebut dapat diambil kesimpulan bahwa $P(B1 | A) > P(B0 | A)$ maka data uji pada tabel 4.23 tersebut diprediksi termasuk kedalam kelas “puas” dengan kinerja aslab.

5) Evaluation

Setelah proses pemodelan pada tahap sebelumnya, model diuji dengan menggunakan cross validasi dengan nilai $k = 10$, yang mana data akan dibagi kedalam 10 dengan sama rata dan pada setiap bagian akan ada satu data dimana data tersebut menjadi data uji dari setiap iterasinya. Tabel VII berikut merupakan hasil dari evaluasi model dengan menggunakan cross validasi.

TABEL VII
HASIL EVALUASI MENGGUNAKAN CROSS VALIDASI

	true Puas	true Tidak Puas
pred. Puas	195	8
pred. Tidak Puas	25	26

Berdasarkan dari hasil evaluasi diatas dapat dilihat bahwa dapat dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai akurasi, recall, dan presisi dari model yang sudah dibuat. Berikut perhitungan dari akurasi, recall, dan presisi sebagai berikut.

- Akurasi = $195 + 26 / 195 + 26 + 25 + 8 = 0,87$
- Recall = $195 / 195 + 8 = 0,96$
- Presisi = $195 / 195 + 25 = 0,88$

Dari perhitungan yang sudah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa akurasi dari model yang diuji menggunakan cross validasi mendapatkan hasil sebesar 87%, nilai recall dari model mendapatkan hasil sebesar 96%, dan nilai presisi sebesar 88%. Berdasarkan hasil perhitungan diatas model yang dihasilkan sudah bagus karena mendapatkan akurasi diatas 80%.

Berdasarkan data yang didapatkan sebanyak 87% mahasiswa fakultas ilmu komputer universitas singaperbangsa karawang puas dengan kinerja aslab dalam melaksanakan praktikum secara daring dan 13% tidak puas dengan sebaran data dari mahasiswa semester 6 dengan 90 data didapatkan 87% puas dan 13% lainnya tidak puas, untuk mahasiswa semester 4 dengan 96 data didapatkan 85% puas dan 15% lainnya tidak puas, dan untuk mahasiswa semester 2 dengan 70 data didapatkan 88% puas dan 12% lainnya tidak puas. Hal ini menyatakan mahasiswa semeseter 4 yang memiliki persentase tidak puas dengan kinerja aslab paling tinggi.

IV. KESIMPULAN

Bedasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan dapat ditarik beberapa kesimpulan dari penelitian, evaluasi kinerja aslab dapat dilakuan melalui teknik data mining dengan menggunakan algoritma *naive bayes*.

Penerapan algoritma *naive bayes* untuk klasifikasi kinerja asisten lab bisa diterapkan. Data bersumber dari data penilaian mahasiswa terhadap kinerja asisten lab dengan jumlah data sebanyak 254. Berdasarkan perhitungan algoritma *naive bayes*, diperoleh klasifikasi dengan label puas sebanyak 220 dan label tidak puas sebanyak 34.

Algoritma *naïve bayes* bisa menampilkan dua label dari hasil klasifikasi dengan nilai akurasi sebesar 87%, recall sebesar 96%, dan presisi sebesar 88% dengan pengujian menggunakan cross validasi dan tools rapidminer studio.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. H. Pranatawijaya, W. Widiatry, R. Priskila, and P. B. A. A. Putra, "Penerapan Skala Likert dan Skala Dikotomi Pada Kuesioner Online," *J. Sains dan Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 128–137, 2019, doi: 10.34128/jsi.v5i2.185.
- [2] A. Hutauruk and R. Sidabutar, "Kendala pembelajaran daring selama masa pandemi di kalangan mahasiswa pendidikan matematika: Kajian kualitatif deskriptif," *J. Math. Educ. Appl.*, vol. 02, no. 01, pp. 45–51, 2020.
- [3] A. Supriyatna and W. P. Mustika, "Komparasi Algoritma Naive bayes dan SVM Untuk Memprediksi Keberhasilan Imunoterapi Pada Penyakit Kutil," *J-SAKTI (Jurnal Sains Komput. dan Inform.*, vol. 2, no. 2, p. 152, 2018, doi: 10.30645/j-sakti.v2i2.78.
- [4] Sulistyowati, H. S., Bharata, H. K., & ST, M. (2020). Optimasi Skripsi Mahasiswa Teknik Informatika Menggunakan Klasifikasi Algoritma Naive Bayes Dan Support Vector Machine. *Journal Informatics, Science & Technology*, 10(1).
- [5] N. Nurdiana and A. Algifari, "Naive Bayes Untuk Klasifikasi Penyakit," pp. 18–23, 2015.
- [6] B. G. Gerardo, S. Saifullah, and E. Irawan, "Teknik Data Mining Dalam Penilaian Pengajaran Guru Berdasarkan Indeks Kepuasan Siswa," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, pp. 508–514, 2019, doi: 10.30865/komik.v3i1.1634.
- [7] A. Y. Permana and M. M. Effendi, "Optimasi Stemming Porter KBBI dan Cross Validation Naive Bayes untuk Klasifikasi Topik Soal UN Bahasa Indonesia," *J. Ilm. Komputasi*, vol. 17, no. 4, 2018, doi: 10.32409/jikstik.17.4.2492.
- [8] F. Romadoni, Y. Umaidah, and B. N. Sari, "Text Mining Untuk Analisis Sentimen Pelanggan Terhadap Layanan Uang Elektronik Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 9, no. 2, p. 247, 2020, doi: 10.32736/sisfokom.v9i2.903.
- [9] H. Juliansa, "Data Mining Rough Set Dalam Menganalisa Kinerja Dosen Stmik Bina Nusantara Jaya Lubuklinggau," *JUSIM (Jurnal Sist. Inf. Musirawas)*, vol. 4, no. 1, pp. 11–17, 2019, doi: 10.32767/jusim.v4i1.440.
- [10] J. N. Apriliana, Natalis Ransi, "Implementasi Text Mining Klasifikasi Skripsi Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Semant. Vol.3, No.2, Jul-Des 2017*, vol. 3, no. 2, pp. 187–194, 2017, doi: 10.1007/978-1-4471-7307-6_20.