

Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan Algoritma K-Nearst Neighbor terhadap Evaluasi Pembelajaran Daring

Comparison of Naïve Bayes Algorithm and K-Nearst Neighbor Algorithm on Evaluation of Online Learning

Odi Nurdiawan^{1*}
Ruli Herdiana²
Saeful Anwar³

¹Manajemen Informatika, STMIK IKMI Cirebon, Indonesia

^{2,3}Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon, Indonesia

¹odinurdiawan2020@gmail.com, ²ruliruli22@gmail.com, ³saefulanwar419@gmail.com

*Penulis Korespondensi:

Odi Nurdiawan
odinurdiawan2020@gmail.com

Riwayat Artikel:

Diterima : 18 September 2021
Direview : 7 Oktober 2021
Disetujui : 19 Nopember 2021
Terbit : 30 Desember 2021

Abstrak

Semenjak merebaknya endemi yang dikarenakan oleh virus Corona di Indonesia, banyak metode yang dicoba salah satunya menyelenggarakan penataran jarak jauh serta menganjurkan mahasiswa buat berlatih dari rumah tiap- tiap. Pemakaian teknologi digital di tengah endemi COVID- 19 mempunyai andil yang besar untuk institusi pembelajaran ialah dengan mempraktikkan pembelajaran *online*. Mahasiswa diharapkan sanggup menerima prosedur yang sudah diimplementasikan oleh negara. Akan tapi, kondisi itu tidak pula menjamin kalau mahasiswa sepakat ataupun menerima dengan adanya tahap itu. Sehingga dari itu, dibutuhkan pengukuran buat memastikan tingkatan kebahagiaan mahasiswa dalam melaksanakan pembelajaran online. Dengan perihal itu penulis melaksanakan percobaan kemampuan algoritma terlebih dulu ialah bentuk pengelompokan dengan Algoritma Naïve Bayes serta Algoritma K- Nearst Neighbor. Informasi yang dipakai informasi pokok maksudnya informasi didapat dari hasil edaran kuisioner pada mahasiswa semester 3, 5 serta 7 sebesar 352 responden. Dalam pengembangan bentuk algoritma menggunakan *tools rapid miner* tipe 9. 3 dengan operator yang dipakai ialah *retrive, multiply, cross validation*, Algoritma Naïve Bayes serta KNN, *apply* bentuk serta *performance*. Hasil ketepatan Algoritma Naïve Bayes dengan angka 91, 45%. Hasil ketepatan Algoritma K- Nearst Neighbor dengan angka 97, 72%. ketepatan Algoritma K- Nearst Neighbor lebih besar dari algoritma naïve bayes, maka bisa disimpulkan Algoritma K- Nearst Neighbor memiliki kemampuan yang bagus dalam pengelompokan.

Kata Kunci : Covid 19, Pembelajaran Jarak Jauh, Algoritma Naive Bayes, Algoritma KNN

Abstract

Since the outbreak of the endemic caused by the Corona virus in Indonesia, many methods have been tried, one of which is conducting remote training and encouraging students to practice from home each time. The use of digital technology in the midst of the COVID-19 endemic has a big contribution to learning institutions by practicing online learning. Students are expected to be able to accept the procedures that have been implemented by the state. However, this condition does not guarantee that students agree or accept this stage. Therefore, measurements are needed to determine the level of student happiness in carrying out online learning. With that in mind, the author conducted an experiment on the ability of the algorithm first, namely the form of grouping with the Naïve Bayes Algorithm and the K-Nearst Neighbor Algorithm. The information used is the basic information, meaning that the information obtained from the results of the questionnaire circulars for students in semester 3, 5 and 7 amounted to 352 respondents. In the development of the form of the algorithm using the type 9.3 rapid miner tools with the operators used are retrive, multiply, cross validation, Naïve Bayes Algorithm and knn, apply form and performance. The results of the accuracy of the Naïve Bayes Algorithm are 91.45%. The results of the accuracy of the K-Nearst Neighbor Algorithm are 97, 72%. The accuracy of the K-Nearst

Neighbor Algorithm is greater than the Nave Bayes algorithm, so it can be concluded that the K-Nearest Neighbor Algorithm has good ability in grouping.

Keywords : Covid 19, Distance Learning, Naive Bayes Algorithm, KNN Algorithm

1. Pendahuluan

Pandemi Covid- 19 di negeri membuat bermacam upaya dicoba buat memutuskan mata kaitan penjangkitan. Covid- 19 memforsir bermacam pandangan kehidupan berganti. Penguasa menyudahi *work from home*. Berlatih juga diwajibkan daring. Perihal ini dicoba buat menghindari penjangkitan yang menyebar dampak interaksi yang padat. Physical distancing jadi salah satu strategi impian buat memutuskan kaitan penjangkitan penyakit ini. Pergantian yang dituntut oleh Covid- 19 ini sedemikian itu kilat. Menimbulkan perencanaan buat mengalami bermacam pergantian jadi tidak maksimum. Bumi upaya misalnya banyak hadapi kemerosotan dampak“ telanjur” membiasakan diri.“ Kehancuran” nampak dari terbentuknya pemutusan ikatan kegiatan yang besar besaran. Perihal ini juga dirasa oleh bumi pendidikan[1]. Kesiapan buat berlatih daring(online) yang diresmikan oleh penguasa nyaris tidak terdapat. Akademi Besar dalam perihal ini dosen dituntut berupaya mengkreasikan penataran supaya senantiasa berjalan walaupun tidak dilakukan dengan cara lihat wajah. Terdapat banyak alat yang dipakai buat berlatih daring. Bermacam program, misalnya Google Clasroom, Rumah Berlatih, Edmodo, Ruang Guru, Zenius, Google Suite for Education, Microsoft Office 365 for Education, Zoom[2]. Akademi besar dalam perihal ini STMIK IKMI Cirebon menggunakan program zoom dalam melaksanakan lihat wajah dengan cara maya serta dikombinasi dengan elearning lewat chamilo indigoes ikmi

Pembelajaran yang dilaksanakan secara online juga memiliki tantangan tersendiri. Lokasi dosen dan mahasiswa yang terpisah saat melaksanakan pembelajaran membuat dosen tidak bisa memantau secara langsung aktivitas mahasiswa selama proses perkuliahan. Tidak ada jaminan bahwa mahasiswa benar-benar memperhatikan penjelasan yang diberikan oleh dosen fasilitas STMIK IKMI Cirebon dalam mempersiapkan pembelajaran daring, memiliki 4 Studio Teleconference, elearning indigoes ikmi, Internet, youtube, zoom, google meet, dan lain lain.

Bagi Ali Sadikin membuktikan mahasiswa mempunyai alat serta infrastruktur buat melakukan penataran daring. Penataran daring efisien buat menanggulangi penataran yang memungkinkan dosen serta mahasiswa berhubungan dalam kategori virtual yang bisa diakses dimana saja serta bila saja. Penataran daring bisa membuat mahasiswa berlatih mandiri serta motivasinya meningkat[3].

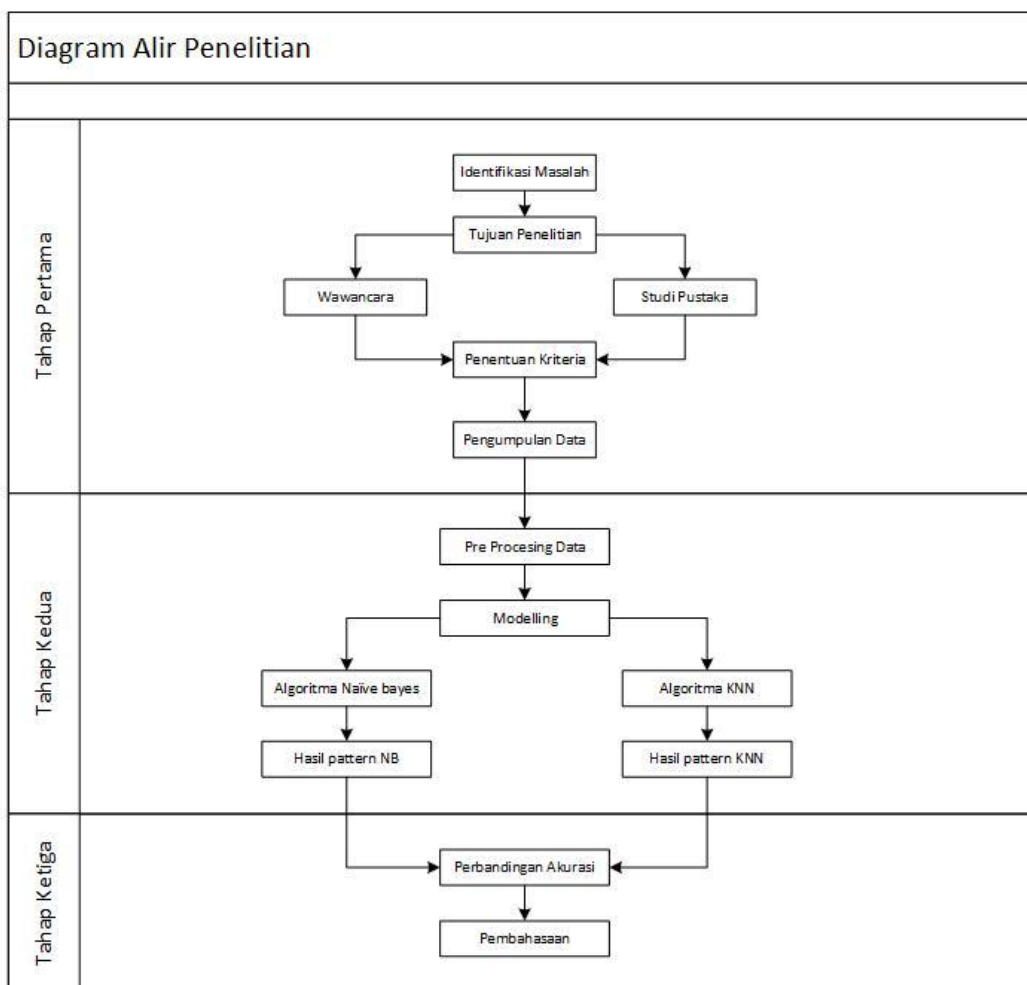
Sebagai usaha untuk mengurangi penyebaran Covid-19 di lingkungan kampus, STMIK IKMI Cirebon membuat kebijakan untuk melaksanakan pembelajaran dari rumah. Pembelajaran ini dilakukan menggunakan internet sehingga memungkinkan dosen dan mahasiswa untuk berada di tempat yang berbeda selama proses pembelajaran. beberapa mahasiswa yang kesulitan dalam memahami materi kuliah yang diberikan secara online. Materi kuliah yang kebanyakan berupa bahan bacaan tidak bisa dipahami secara menyeluruh oleh mahasiswa. Mahasiswa beranggapan bahwa membaca materi dan mengerjakan tugas saja tidak cukup, mereka membutuhkan penjelasan langsung secara verbal dari dosen mengenai beberapa materi yang sifatnya kompleks.

Penelitian ini bertujuan untuk menjaga kualitas mutu pendidikan, hal tersebut membutuhkan evaluasi dalam kegiatan belajar mengajar secara daring. Beberapa masukan dari mahasiswa dan dosen sebagai acuan perbaikan kedepan sehingga pembelajaran memiliki kualitas sangat baik dan sehingga proses pembelajaran dapat berinteraksi dua arah antara dosen dan mahasiswa serta didukung oleh pemerintah dalam penyediaan kuota internet. Dalam mengevaluasi kegiatan belajar mengajar dibutuhkan metode yang relevan, menurut hermanto Hasil evaluasi dan

validasi, diketahui bahwa nilai akurasi untuk menentukan bahwa komplain email mahasiswa tersebut ya komplain email dan tidak komplain email, dapat dibuktikan dengan nilai akurasi dan nilai *auc* dari masing-masing algoritma yaitu untuk svm nilai akurasi = 84,45% dan nilai *auc* = 0,922, sedangkan untuk algoritma *naive bayes* nilai akurasi = 69.75%. Dan nilai *auc* atau luas area di bawah curve ROC dengan nilai =0.679 [4]. Dengan hal tersebut penulis melakukan uji kinerja algoritma terlebih dahulu yaitu model klasifikasi dengan Algoritma Naïve Bayes dan Algoritma K-Nearst Neighbor.

2. Metode Penelitian

Berdasarkan pemaparan permasalahan diatas, maka penulis menyelesaikan dengan 3 (tiga) tahapan, adapun model diagram alir dapat dilihat pada gambar 1 berikut ini



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Berdasarkan gambar 1 tentang diagram alir maka penjelasannya dapat diuraikan sebagai berikut ini. Pada tahap pertama dilakukan identifikasi masalah pada penelitian ini yaitu pengukuran kinerja Algoritma Naïve Bayes dan Algoritma K-Nearst Neighbor dalam mengevaluasi tingkat kepuasan mahasiswa/i dalam kegiatan belajar mengajar secara daring online. Tujuan penelitian dapat menghasilkan kinerja algoritma terbaik sehingga dapat mengukur tingkat kepuasan mahasiswa terhadap kegiatan belajar mengajar di Kampus STMIK IKMI Cirebon. Wawancara pada penelitian ini digunakan untuk dapat mengetahui secara pasti kendala, peneliti mewawancarai Wakil Ketua 1 Bidang Akademik, Kepala Standar Penjaminan Mutu Internal dan Ketua Program Studi. Studi Pustaka digunakan untuk mendukung penelitian ini dengan mengkaji dari beberapa teori tentang Pembelajaran daring, Algoritma Naïve Bayes

dan Algoritma K-Nearest Neighbor. Kemudian ditentukan 30 (Tiga Puluh) Pertanyaan untuk mengukur kinerja algoritma terhadap pembelajaran daring online. Teknik pengumpulan data dengan menggunakan data primer artinya data di ambil dari hasil sebaran kuisioner pada mahasiswa semester 3 (tiga) semester 5 (lima) dan semester 7 (tujuh).

Pada tahap kedua dilakukan *Pre Processing*. Tujuan *pre processing* digunakan untuk membersihkan data dari data yang tidak konsisten, terlihat pada data penelitian ini terdapat data yang *invalid* atau data cenderung asal mengisi. Selanjutnya dilakukan *modelling*. Penerapan model Algoritma Naive Bayes dan Algoritma K-Nearest Neighbor menggunakan tools Rapidminer Versi 9.3. dengan *operator retrieve, cross validation, Algoritma Naive Bayes atau K-Nearest Neighbor, apply model dan performance*. Selanjutnya menerapkan Algoritma Naive Bayes. Naive Bayes merupakan metode klasifikasi yang statistik berdasarkan teorema Bayes. Naive Bayes berpotensi baik untuk mengklasifikasikan data karena kesederhanaannya[5][6][7].

Persamaan yang digunakan pada Naive Bayes

$$P(C_i) = \frac{p_{x c_i} p_{c_i}}{p_x} \quad (1)$$

$P(C_i | X)$, yaitu probabilitas C_i terjadi jika X sudah terjadi.

$P(C_i)$, adalah kemungkinan C_i didata, bersifat independent terhadap X .

X adalah kumpulan Atribut.

$P(X | C_i)$, adalah probabilitas X terjadi jika C_i benar atau sudah terjadi berdasarkan data penelitian.

Selama nilai $P(x)$ konstan, maka dapat disederhanakan menjadi rumus berikut ini :

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i) P(C_i)}{P(X)} \quad (2)$$

Sedangkan Algoritma K-Nearest Neighbor merupakan metode yang cukup populer dan sederhana. K-Nearest Neighbor termasuk metode klasifikasi penambahan data yang didasarkan pada pembelajaran dengan analogi. Sampel data pelatihan memiliki n atribut dimensi numerik. Setiap sampel merupakan titik dalam ruang n -dimensi. Semua sampel pelatihan disimpan di ruang n -dimensi. Ketika pengujian data, akan mencari nilai k terdekat dengan data uji. Kedekatan didefinisikan dalam hal jarak Euclidean antara dua titik $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ dan $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ [8][9][10]. Hasil Pattern Naive Bayes dan Pattern K-Nearest Neighbor membahas hasil pola pengetahuan yang dihasilkan oleh tingkat akurasi dari algoritma masing masing.

Pada tahap ketiga melakukan perbandingan akurasi. Perbandingan akurasi bertujuan untuk menganalisa hasil kinerja dari Algoritma Naive Bayes dan Algoritma K-Nearest Neighbor. Kemudian pada pembahasan melakukan hal-hal yang telah dilakukan dalam diaram alir akan dibahas secara detail sehingga pola dari kinerja algoritma terbaik dalam kasus ini dapat terlihat dari tingkat akurasi.

3. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan tahapan penelitian ini maka dapat dihasilkan sebagai berikut.

Data

Pada tahapan ini data yang digunakan data primer artinya data di ambil dari hasil sebaran kuisioner pada mahasiswa semester 3 (tiga) semester 5 (lima) dan semester 7 (tujuh) sebanyak 352 responden, data tersebut dapat dilihat pada tabel 1 berikut ini

Tabel 1. Data Responden

No	Nama Lengkap	NIM	Program Studi	K1	K2	K3	K4	...	K30
1	Adhytiya	41160133	Teknik	4	3	3	3	...	3

No	Nama Lengkap	NIM	Program Studi	K1	K2	K3	K4	...	K30
2	Syahid Karbala	32200023	Informatika S1 Komputerisasi Akuntansi D3	4	4	4	4	...	4
3	Dede Setiadi	41200483	Teknik	5	5	5	5	...	5
4	Anisa Pujianti	31200050	Informatika S1 Manajemen	3	4	4	4	...	4
5	Indri Setianingsih	32201386	Informatika D3 Komputerisasi Akuntansi D3	4	5	5	5	...	4
6	Intan Kharisma Pertiwi	41200369	Teknik Informatika S1	4	4	4	4	...	4
7	Eri Triawan	41200485	Teknik	4	4	3	5	...	4
8	Karimatul Mamluah	32201387	Informatika S1 Komputerisasi Akuntansi D3	4	3	3	3	...	3
9	Syifa Restillah	31200090	Manajemen Informatika D3	4	1	4	2	...	2
10	Guritna Wijaya	31202053	Manajemen Informatika D3	3	3	3	3	...	4
11	Euis Gunia	41204680	Teknik Informatika S1	2	4	2	1	...	2
12	Selvi Silviana	41200286	Teknik Informatika S1	2	3	2	2	...	3
13	Farah Dewi Ramadani	41200381	Teknik Informatika S1	5	4	4	4	...	4
14	Anggi Febiyanto	41200380	Teknik Informatika S1	3	2	3	2	...	3
15	Dara Azlil Huriah	32200051	Komputerisasi Akuntansi D3	4	4	4	4	...	5
16	Wartumi	41200275	Teknik Informatika S1	4	3	3	3	...	3
17	Dwi Putri Adilah Asih	41200384	Teknik Informatika S1	4	3	3	4	...	3
18	Eksadevi Anggita Pratiwi	41204771	Teknik Informatika S1	4	3	4	2	...	3
19	Aniq Akhsanul Mushlikh	41200386	Teknik Informatika S1	3	3	5	4	...	3
20	Siti Marwah	41200440	Teknik Informatika S1	4	4	3	3	...	3
21	Adi Supriatna	41200195	Teknik Informatika S1	1	1	1	3	...	3
22	Muhammad Aji Pratama	42200015	Rekayasa Perangkat Lunak S1	3	3	3	4	...	3
23	Rez Supriatna	41200463	Teknik Informatika S1	5	5	5	5	...	5
24	Suiroh	41200229	Teknik Informatika S1	5	3	1	3	...	3
25	Arief Setiawan	31200097	Manajemen Informatika D3	4	3	3	4	...	3
26	Agung Prayogo	41200367	Teknik Informatika S1	5	5	4	2	...	4

No	Nama Lengkap	NIM	Program Studi	K1	K2	K3	K4	...	K30
27	Aria Pratama	42200014	Rekayasa Perangkat Lunak S1	4	4	4	4	...	1
28	Rif'Atul Amaliah	41200293	Teknik Informatika S1	4	3	3	2	...	3
29	Taufan Maulana	41200316	Teknik Informatika S1	4	2	3	4	...	2
30	Muhammad Faizal Rizqi	41200394	Teknik Informatika S1	5	4	4	2	...	3
...
352	Ahmad Azzam Arrosyad	41200460	Teknik Informatika S1	5	5	4	3	...	4

Preprocessing

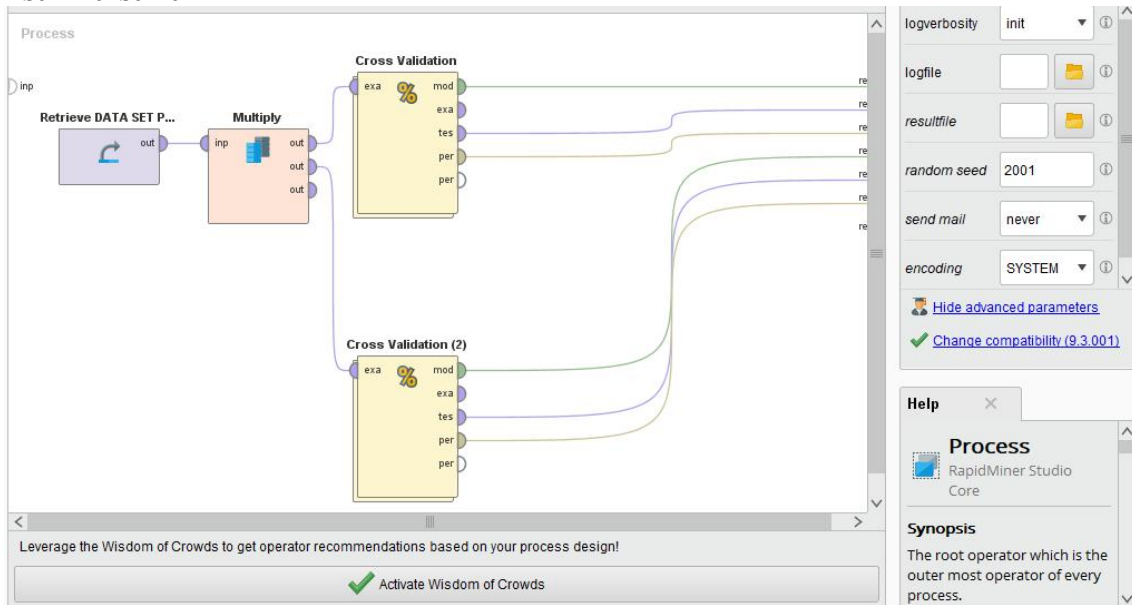
Tujuan *pre processing* digunakan untuk membersihkan data dari data yang tidak konsisten, terlihat pada data penelitian ini terdapat data yang *invalid* atau data cenderung asal mengisi. Data preprocessing dalam penelitian ini terlihat

Tabel 2. Data Preprocessing

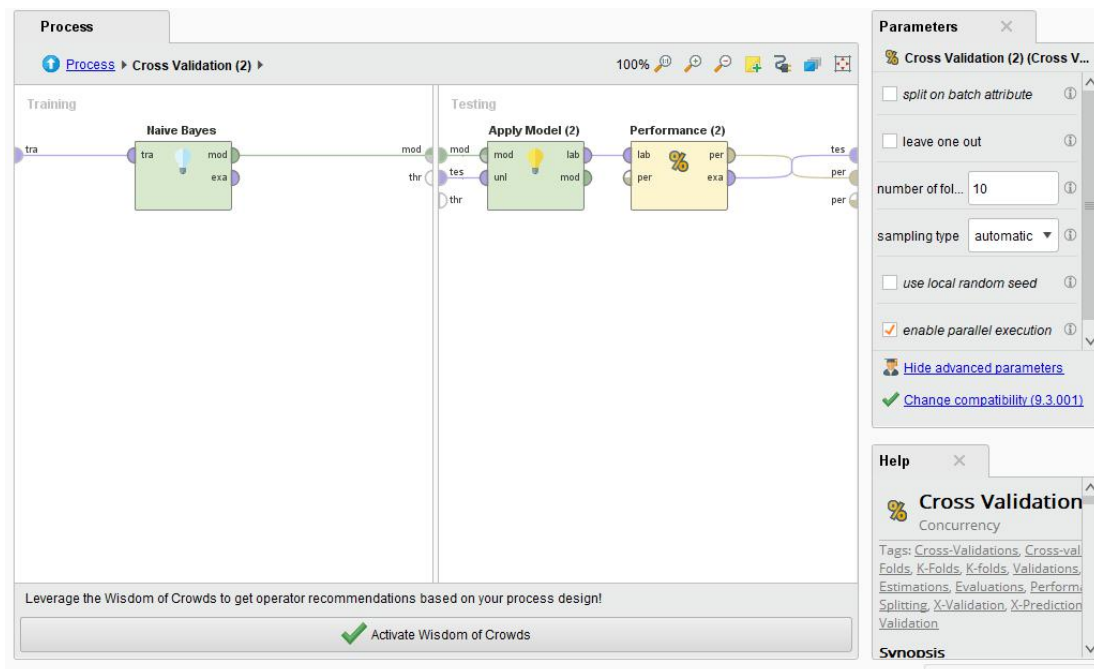
No	NIM	K1	K2	K3	K4	...	K5	Hasil
1	41160133	4	3	3	3	...	4	Tidak Puas
2	32200023	4	4	4	4	...	4	Puas
3	41200483	5	5	5	5	...	5	Puas
4	31200050	3	4	4	4	...	4	Tidak Puas
5	32201386	4	5	5	5	...	4	Puas
6	41200369	4	4	4	4	...	5	Puas
7	41200485	4	4	3	5	...	4	Tidak Puas
8	32201387	4	3	3	3	...	4	Tidak Puas
9	31200090	4	1	4	2	...	5	Tidak Puas
10	31202053	3	3	3	3	...	4	Tidak Puas
11	41204680	2	4	2	1	...	2	Tidak Puas
12	41200286	2	3	2	2	...	3	Tidak Puas
13	41200381	5	4	4	4	...	4	Puas
14	41200380	3	2	3	2	...	4	Tidak Puas
15	32200051	4	4	4	4	...	4	Tidak Puas
16	41200275	4	3	3	3	...	4	Tidak Puas
17	41200384	4	3	3	4	...	4	Tidak Puas
18	41204771	4	3	4	2	...	4	Tidak Puas
19	41200386	3	3	5	4	...	5	Puas
20	41200440	4	4	3	3	...	3	Tidak Puas
21	41200195	1	1	1	3	...	2	Tidak Puas
22	42200015	3	3	3	4	...	3	Tidak Puas
23	41200463	5	5	5	5	...	5	Puas
24	41200229	5	3	1	3	...	3	Tidak Puas
25	31200097	4	3	3	4	...	3	Tidak Puas
26	41200367	5	5	4	2	...	5	Puas
27	42200014	4	4	4	4	...	4	Tidak Puas
28	41200293	4	3	3	2	...	4	Tidak Puas
29	41200316	4	2	3	4	...	4	Tidak Puas
...
352	41200394	5	4	4	2	...	4	Tidak Puas

Modeling

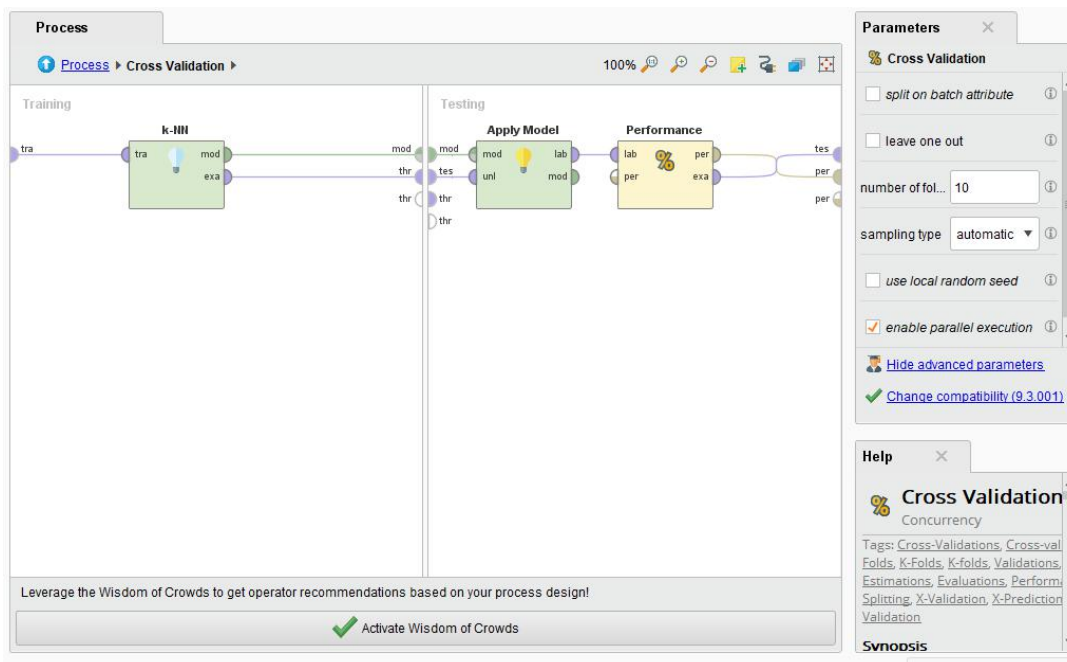
Penerapan modeling Algoritma Naïve Bayes dan algoritma k-nearest neighbor dapat dilihat pada gambar 2 dibawah ini.



Gambar 2. Model Pemanggilan data



Gambar 3. Model Algoritma Naïve Bayes.



Gambar 4. Model Algoritma K-Nearst Naeighbor

Berdasarkan gambar 2 menjelaskan tahapan pertama dalam membangun model algoritma yaitu pemnggilan dataset dengan menggunakan operator retrieve pada rapidminer versi 9.3. kemudian *operator multiply* digunakan sebagai *duplicate* yang akan digunakan untuk du algoritma sedangkan *cross validation* berfungsi untuk sub proses untuk data training dan data testing. Gambar 3 menjelaskan model trainig di gunakan sebagai operator Algoritma Naïve Bayes dan testing untuk *operato apply model* serta performance. Gambar 4 menjelaskan model trainig di gunakan sebagai operator Algoritma K-Nearst Neighbor dan testing untuk *operato apply model* serta performance.

Hasil Akurasi

Hasil akurasi Algoritma Naïve Bayes dapat dilihat pada gambar 5 sebagai berikut :

Table View Plot View

accuracy: 91.45% +/- 4.67% (micro average: 91.45%)

	true Tidak Puas	true Puas	class precision
pred. Tidak Puas	208	2	99.05%
pred. Puas	28	113	80.14%
class recall	88.14%	98.26%	

Gambar 5. Hasil Akurasi Algoritma Naïve Bayes

Berdasarkan hasil akurasi Algoritma Naïve Bayes terlihat akurasi dengan nilai 91,45% dengan rincian sebagai berikut. Hasil Prediksi Tidak Puas dan true Tidak Puas sebanyak 208 data. Hasil

Prediksi Tidak Puas dan true Puas sebanyak 2 data. Hasil Prediksi Puas dan true Tidak Puas sebanyak 28 data. Hasil Prediksi Puas dan true Puas sebanyak 113 data.

Bersumber pada hasil ketepatan Algoritma Naïve Bayes nampak ketepatan dengan angka 91, 45% dengan rincian yaitu Hasil Perkiraan Tidak Puas serta true Tidak Puas sebesar 208 informasi. Hasil Perkiraan Tidak Puas serta true Puas sebesar 2 informasi. Hasil Perkiraan Puas serta true Tidak Puas sebesar 28 informasi. Hasil Perkiraan Puas serta true Puas sebesar 113 informasi.

Table View
 Plot View

accuracy: 97.72% +/- 1.80% (micro average: 97.72%)

	true Tidak Puas	true Puas	class precision
pred. Tidak Puas	229	1	99.57%
pred. Puas	7	114	94.21%
class recall	97.03%	99.13%	

Gambar 6. Hasil Akurasi Algoritma K-Nearst Neighbor

Berdasarkan hasil akurasi Algoritma K-Nearst Neighbor terlihat akurasi dengan nilai 97,72% dengan rincian sebagai berikut. Hasil Prediksi Tidak Puas dan true Tidak Puas sebanyak 229 data. Hasil Prediksi Tidak Puas dan true Puas sebanyak 1 data. Hasil Prediksi Puas dan true Tidak Puas sebanyak 7 data. Hasil Prediksi Puas dan true Puas sebanyak 114 data.

Perbandingan Kinerja

Perbandingan kinerja algoritma dapat dilihat dari hasil akurasi pada tabel 3 sebagai berikut :

Tabel 3. Perbandingan Akurasi

No	Algoritma	Akurasi
1	Algoritma Naïve Bayes	91,45%
2	Algoritma K-Nearst Neighbor	97,72%

Pembahasan

Berdasarkan pemaparan perbandingan kinerja terlihat bahwa hasil akurasi Algoritma Naïve Bayes dengan akurasi sebesar 91, 45% dan Algoritma K-Nearst Neighbor dengan akurasi sebesar 97,72%. Artinya akurasi Algoritma K-Nearst Neighbor lebih besar dari algoritma naïve bayes, sehingga dapat disimpulkan Algoritma K-Nearst Neighbor mempunyai kinerja yang baik dalam klasifikasi.

4. Penutup

Berdasarkan uraian uraian diatas maka peneliti mengambil kesimpulan sebagai berikut. Data yang digunakan data primer artinya data di ambil dari hasil sebaran kuisioner pada mahasiswa semester 3 (tiga) semester 5 (lima) dan semester 7 (tujuh) sebanyak 352 responden. Dalam

pengembangan model algoritma menggunakan tools rapid miner versi 9.3 dengan operator yang digunakan yaitu retrieve, multiply, cross validation, Algoritma Naive Bayes dan KNN, *apply model* dan *performance*. Hasil akurasi Algoritma Naive Bayes dengan nilai 91,45% dengan rincian, Hasil Prediksi Tidak Puas dan true Tidak Puas sebanyak 208 data. Hasil Prediksi Tidak Puas dan true Puas sebanyak 2 data. Hasil Prediksi Puas dan true Tidak Puas sebanyak 28 data. Hasil Prediksi Puas dan true Puas sebanyak 113 data. Hasil akurasi Algoritma K-Nearest Neighbor dengan nilai 97,72% dengan rincian Hasil Prediksi Tidak Puas dan true Tidak Puas sebanyak 229 data. Hasil Prediksi Tidak Puas dan true Puas sebanyak 1 data. Hasil Prediksi Puas dan true Tidak Puas sebanyak 7 data. Hasil Prediksi Puas dan true Puas sebanyak 114 data. Akurasi Algoritma K-Nearest Neighbor lebih besar dari algoritma naive bayes, sehingga dapat disimpulkan Algoritma K-Nearest Neighbor mempunyai kinerja yang baik dalam klasifikasi.

Berdasarkan uraian penelitian ada beberapa saran untuk penelitian selanjutnya yaitu tingkat eror harus dilakukan uji sesuai metode yang relevan dengan harapan tingkat akurasi menjadi lebih baik.

Ucapan Terimakasih setinggi tingginya kepada Kementerian Pendidikan Kebudayaan Riset dan Teknologi atas hibah Penelitian Dosen Pemula, dan STMIK IKMI Cirebon atas dukungan sehingga penelitian ini berjalan dengan baik.

5. Daftar Pustaka

- [1] Pikobar, "Covid 19," 2021. [Online]. Available: <https://pikobar.jabarprov.go.id/>.
- [2] Basori, *Pemanfaatan Social Learning Network "Edmodo" dalam Membantu Perkuliahan Teori Bodi Otomotif di Prodi PTM JPTK FKIP UNS*. 2013.
- [3] A. Sadikin and A. Hamidah, "Pembelajaran Daring di Tengah Wabah Covid-19," *Biodik*, vol. 6, no. 2, pp. 109–119, 2020, doi: 10.22437/bio.v6i2.9759.
- [4] H. Hermanto, A. Mustopa, and A. Y. Kuntoro, "Algoritma Klasifikasi Naive Bayes Dan Support Vector Machine Dalam Layanan Komplain Mahasiswa," *JITK (Jurnal Ilmu Pengetah. dan Teknol. Komputer)*, vol. 5, no. 2, pp. 211–220, 2020, doi: 10.33480/jitk.v5i2.1181.
- [5] J. Han, J. Kamber, M. & Pei, *Data Mining: Concept and Techniques, Second Edition*. Waltham. Morgan Kaufmann Publishers, 2006.
- [6] D. T. Larose, *Discovering Knowledge In Data: An Introduction to Data mining*. JohnWiley& Sons. Inc, 2005.
- [7] M. Hakim and A. Mulyapradana, "Pengaruh Penggunaan Media Daring dan Motivasi Belajar Terhadap Kepuasan Mahasiswa Pada Saat Pandemi Covid-19," *Widya Cipta J. Sekr. dan Manaj.*, vol. 4, no. 2, pp. 154–160, 2020, doi: 10.31294/widyacipta.v4i2.8853.
- [8] K. D. R. Sianipar, S. W. Siahaan, M. Siregar, and P. P. P. A. N. W. F. I. R. H. Zer, "Penerapan Algoritma K-Means Dalam Menentukan Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pembelajaran Online," *Infomatek*, vol. 22, no. 1, pp. 23–30, 2020, doi: 10.23969/infomatek.v22i1.2748.
- [9] Bertalya, *Konsep Data Mining, Klasifikasi: Pohon Keputusan*. Jakarta: Universitas Gunadarma, 2009.
- [10] A. Bode, "K-Nearest Neighbor Dengan Feature Selection Menggunakan Backward Elimination Untuk Prediksi Harga Komoditi Kopi Arabika," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 9, no. 2, pp. 188–195, 2017, doi: 10.33096/ilkom.v9i2.139.188-195.