

Analisis Sentimen Mahasiswa Terkait Pembelajaran Tatap Muka Menggunakan Metode *Naïve Bayes Classifier*

Student Sentiment Analysis about Face-To-Face Learning using Naïve Bayes Classifier

Heri Santoso¹, Armansyah², Dita Desliani³

^{1,2,3}Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi,
Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

E-mail: ¹herisantoso@uinsu.ac.id, ²armansyah@uinsu.ac.id, ³dita.desliani@uinsu.ac.id

Abstrak

Pemerintah Indonesia melalui 4 kementerian yang terdiri dari Menteri Pendidikan dan Kebudayaan, Menteri Agama, Menteri Kesehatan, dan Menteri Dalam Negeri, mengeluarkan keputusan bersama mengenai Panduan Penyelenggaraan Pembelajaran Di Masa Pandemi *Coronavirus Disease 2019*. Berdasarkan SKB, pemerintah menyediakan pembelajaran tatap muka terbatas dan pembelajaran jarak jauh disemua tingkatan pendidikan. Keputusan pemerintah tersebut ditanggapi beragam oleh masyarakat, termasuk mahasiswa. Banyak mahasiswa yang menyampaikan pendapat terkait kebijakan ini, baik pendapat positif ataupun negatif. Pada penelitian ini, dilakukan analisis sentimen yang bertujuan untuk mengetahui sentimen yang diberikan mahasiswa terkait penerapan pembelajaran tatap muka tahun ajaran 2021/2022 diperoleh melalui kuisioner (angket) serta menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*. Dengan dataset yang digunakan sebanyak 5350 opini yang berasal dari 1070 responden. Berdasarkan proses analisis sentimen yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa mahasiswa/i dari Universitas Islam Negeri Sumatera Utara Medan mendukung penerapan pembelajaran tatap muka (PTM) pada tahun ajaran 2021/2022. Akurasi yang dihasilkan oleh metode *Naïve Bayes Classifier* dalam melakukan klasifikasi sentimen (opini) dengan menerapkan *splitting* dataset 80% : 20% dapat dikatakan baik, yaitu sebesar 84%. Setelah melakukan proses validasi sistem menggunakan *K-Fold Cross Validation*, nilai K=10 ternyata metode *Naïve Bayes Classifier* dapat menghasilkan nilai akurasi yang baik, dengan rata – rata akurasinya sebesar 83%.

Kata kunci: analisis sentimen, *naïve bayes classifier*, *k-fold cross validation*, pembelajaran tatap muka

Abstract

The Indonesian government, through 4 ministries, namely the Minister of Health, the Minister of Home Affairs, the Minister of Religion and the Minister of Education and Culture, issued a joint decree regarding the Guidelines for the Implementation of Learning During the 2019 *Coronavirus Disease Pandemic*. Based on the SKB, the government facilitates the implementation of distance learning and limited face-to-face learning, at all levels of education. The government's decision has various responses from the community, including students who are directly involved in implementing this policy. Many students expressed opinions regarding this policy, both positive and negative opinions. In this study, a sentiment analysis was conducted which aims to determine the sentiments given by students regarding the application of face-to-face learning for the 2021/2022 academic year obtained through a questionnaire and applying the *Naïve Bayes Classifier* method. Using a dataset of 5350 opinions from 1070 respondents. Based on the sentiment analysis process carried out, it can be concluded that students from the State Islamic University of North Sumatra Medan support the implementation of face-to-face learning (PTM) within the UIN-SU Medan in the even semester of the 2021 /2022 academic year. The accuracy produced by the *Naïve Bayes Classifier* method when classifying sentiment (opinion) can be said to be good, which is 84%. After carrying out the system validation process

by applying K-Fold Cross Validation, the value of K=10 turned out to be the Nai ve Bayes Classifier method succeeded in obtaining good accuracy, with an average accuracy of 83%.

Keywords: sentiment analysis, naive bayes classifier, k-fold cross validation, face-to-face learning

1. PENDAHULUAN

Metode pembelajaran yang diterapkan di Indonesia sejak sebelum pandemi melanda merupakan metode pembelajaran tatap muka (luring). Dalam melakukan pembelajaran luring dikelas sangat bergantung pada kehadiran tenaga pengajar dan peserta didik, sehingga dalam penerapan metode ini peserta didik akan terlibat langsung dalam komunikasi verbal yang berlangsung di lingkungan permanen. Metode luring memiliki keuntungan setiap dilakukannya pembelajaran akan memberikan pengaruh pada psikologis, emosi dalam memahami materi dan dapat mengasah kemampuan mencari solusi yang tepat dari masalah yang ditemukan pada saat pembelajaran [1]. Metode pembelajaran tatap muka juga dapat meningkatkan kemampuan peserta didik melalui proses sensoris [2].

Tetapi sejak tanggal 24 Maret 2022, metode pembelajaran di Indonesia beralih menggunakan metode daring (dalam jaringan) hal ini dikarenakan kondisi di Indonesia dan sebagian besar negara di dunia yang sedang menghadapi pandemi Covid-19. Penerapan metode daring memberikan kesan tersendiri untuk peserta didik ataupun tenaga pengajar, dimana dalam pelaksanaannya semua yang terlibat harus paham dengan penggunaan teknologi [3]. Tetapi dalam pelaksanaannya masih banyak yang belum bisa beradaptasi dengan metode daring, hal ini dikarenakan masih kurangnya pengetahuan terkait penggunaan teknologi di lingkungan masyarakat, tidak meratanya ketersediaan fasilitas yang digunakan dari komputer hingga sinyal internet [3] serta suasana lingkungan belajar yang tidak kondusif [2]. Menurut Fadhilaturrahmi dkk, metode pembelajaran daring tidak memiliki keunggulan jika dibandingkan dengan metode pembelajaran tatap muka hal ini dikarenakan peserta didik lebih sering bermalas-malasan saat belajar dan saat ada tugas dan menyebabkan kerugian untuk peserta didik, orang tua serta lingkungan sekitar [2].

Setelah sekitar 2 tahun pendidikan di Indonesia menggunakan metode daring, pemerintah melalui Menteri Kesehatan, Menteri Dalam Negeri, Menteri Agama serta Menteri Pendidikan dan Kebudayaan menerbitkan Surat Keputusan Bersama (SKB) dengan Nomor 03/KB/2021, Nomor 384 Tahun 2021, Nomor HK.01.08/Menkes/4242/2021, dan Nomor 440-717 Tahun 2021 tentang Panduan Penyelenggaraan Pembelajaran Di Masa Pandemi *Coronavirus Disease 2019* (COVID-19). Bersamaan dengan dikeluarkannya SKB tersebut pemerintah memutuskan untuk mengadakan metode pembelajaran jarak jauh serta pembelajaran tatap muka terbatas di semua tingkatan pendidikan.

Keputusan pemerintah terkait penyediaan pembelajaran tatap muka terbatas ditanggapi beragam oleh masyarakat, salah satu kalangan masyarakat yang memberi tanggapan terkait keputusan penerapan pembelajaran tatap muka terbatas di tengah pandemi Covid-19 yang belum usai berasal dari kalangan mahasiswa yang pada dasarnya akan terlibat langsung dalam penerapan kebijakan pembelajaran tatap muka terbatas. Opini atau sentimen yang akan di gunakan sebagai dataset dalam penelitian ini dari angket (kuisisioner) yang disebarkan ke mahasiswa/i UIN-SU Medan, hal ini untuk memastikan bahwa sentimen yang akan melalui proses analisis merupakan sentimen milik mahasiswa/i UIN-SU Medan. Kuisisioner yang digunakan berisi 5 pertanyaan yang mengenai pendapat pribadi mereka. Dengan jumlah responden 1070 mahasiswa yang berasal dari berbagai fakultas yang terdapat di UIN-SU Medan. Sehingga akan diperoleh 5350 opini yang berasal dari mahasiswa melalui kuisisioner yang digunakan, sehingga akan memakan waktu yang lama untuk membaca secara satu persatu dan mengambil kesimpulan dari opini yang diberikan oleh mahasiswa. Oleh sebab itu digunakannya analisis sentimen untuk memudahkan mengetahui opini (sentimen) yang diberikan lebih kearah pro atau kontra terkait penerapan pembelajaran tatap muka di UIN-SU Medan.

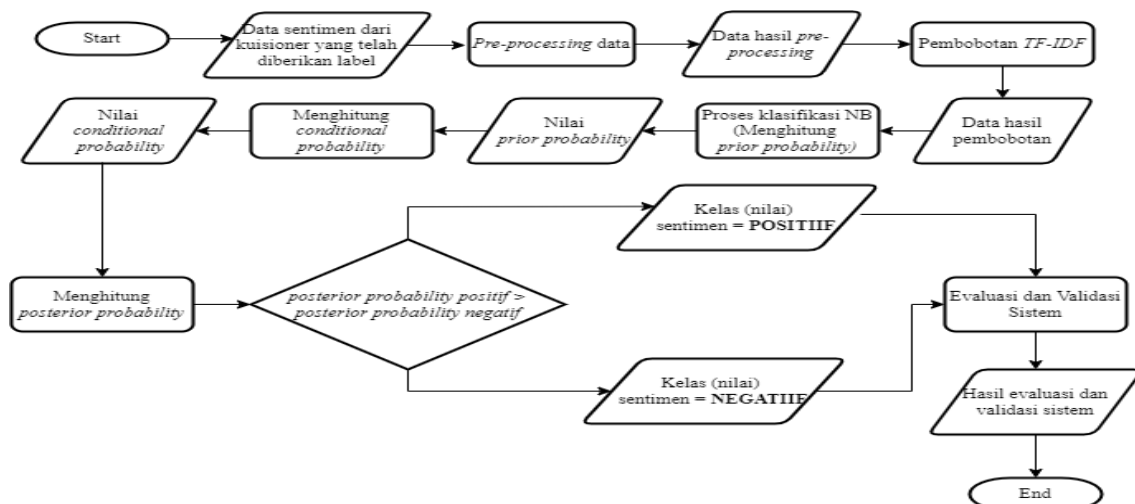
Penelitian terdahulu mengenai analisis sentimen telah dilakukan oleh Ghulan Asrofi Buntoro Buntoro yang membandingkan metode *Naïve Bayes Classifier* dengan *Support Vector Machine* dalam melakukan analisis sentimen terkait calon gubernur DKI Jakarta 2017, dengan tujuan untuk memberikan informasi kepada masyarakat yang memiliki hak pilih terkait calon gubernur yang akan di pilih. Dalam penelitian tersebut terbukti bahwa metode *Naïve Bayes Classifier* lebih unggul dari *Support Vector Machine* dalam tingkat akurasi dengan nilai 95% [4]. Penelitian yang lain juga telah dilakukan oleh Sunardi, Abdul Fadhil dan Suprianto yang menerapkan penelitian analisis sentimen untuk angket mahasiswa dengan *Naïve Bayes Classifier* sebagai metode klasifikasinya, untuk tahapan *pre-processing* yang digunakan meliputi tokenisasi, *stopword* dan *stemming* diperoleh tingkat akurasi pada proses klasifikasinya sebesar 80% [5].

Berdasarkan penjelasan tersebut, maka digunakan metode *Naïve Bayes Classifier* dalam penelitian ini untuk melakukan klasifikasi opini atau sentimen dalam analisis sentimen, dikarenakan metode ini termasuk kedalam metode yang memiliki kinerja yang bagus dibuktikan dengan nilai akurasi yang diperoleh pada penelitian terdahulu berada dikisaran 80% - 95%. Untuk proses pemberian label pada *dataset* dilakukan secara manual dan tahapan *pre-processing* yang digunakan dalam penelitian ini meliputi proses *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, *stemming*.

Pada penelitian ini bertujuan untuk memperoleh informasi yang bersumber dari mahasiswa terkait wacana penerapan kembali pembelajaran tatap muka di UIN-SU Medan yang dimulai pada tahun 2022, agar sekiranya hasil dari penelitian ini dapat menjadi masukan untuk pihak birokrat dalam mengambil keputusan terkait aturan yang akan diterapkan agar dapat meminimalisir terjadinya kesenjangan antara mahasiswa yang pro dan kontra terkait penerapan pembelajaran tatap muka terbatas.

2. METODE PENELITIAN

Proses yang dilaksanakan dalam penelitian ini, meliputi proses pengumpulan data, pemberian lebal pada *dataset*, *pre-processing dataset* meliputi proses *cleaning*, proses *case folding*, proses *tokenizing*, proses *stopword removal*, dan proses *stemming* serta dilanjutkan dengan proses perhitungan TF-IDF. *Naïve Bayes Classifier* diterapkan pada penelitian ini guna melakukan klasifikasi sentimen dan dilanjutkan proses validasi dan evaluasi sistem menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* dan *Confusion Matrix*.



Gambar 1 Alur Sistem

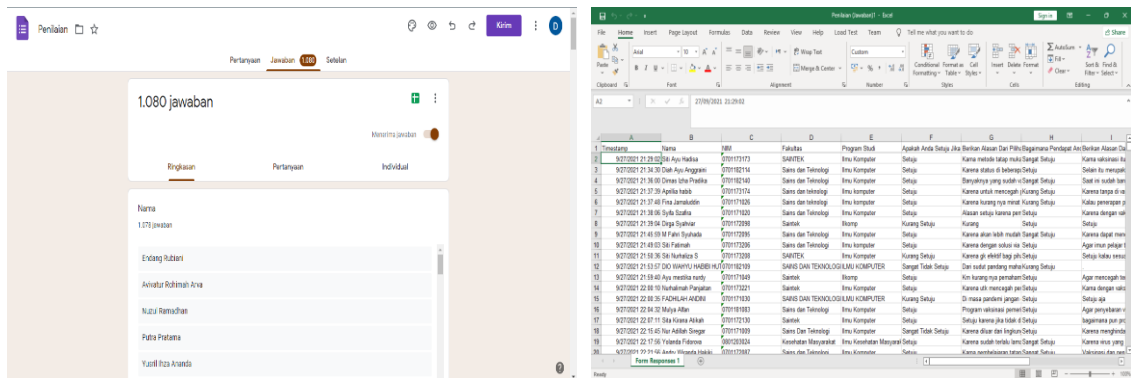
2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan salah satu bidang keilmuan yang berdasarkan pada kesimpulan pandangan dan sikap pribadi setiap individu berdasarkan opini yang disampaikan dan analisis sentimen juga merupakan cara yang dapat diterapkan untuk klasifikasi [6]. Analisis

sentimen memiliki tujuan untuk melakukan analisa dari tanggapan yang berisikan opini dan melakukan klasifikasi pada tanggapan yang terdapat pada *dataset* menjadi dua yaitu positif dan negatif [7]. Metode analisis sentimen sangat membantu manusia untuk melakukan analisis pada *dataset* dengan jumlah yang besar sehingga dapat menghemat waktu dan meminimalisir terjadinya kesalahan. Untuk proses klasifikasi sentimennya sendiri, penelitian ini menerapkan *Naïve Bayes Classifier*. *Dataset* berupa sentimen mahasiswa diperoleh dari kuisioner yang disebarkan ke mahasiswa/i UIN-SU Medan.

2.2 Pengumpulan Dataset

Pada penelitian ini, *dataset* yang digunakan merupakan sentimen (opini) dari mahasiswa/i UIN-SU Medan yang dikumpulkan menggunakan kuisioner yang dibuat dengan bentuk *google form*. Kuisioner dapat ditrapakn dalam hal untuk mengumpulkan data penelitian, dimana dalam prosesnya peneliti memberikan pertanyaan kepada responden untuk memperoleh jawaban yang dapat digunakan sebagai data penelitian [8]. Pada penelitian ini kuisioner yang digunakan memiliki 5 pertanyaan, yang meliputi masalah opini responden terkait persetujuan untuk melakukan penerapan pembelajaran tatap muka pada semester genap tahun ajaran 2021/2022, penerapan prokes, wajib vaksin, perbandingan PTM dan PJJ dalam hal efisiensi dan efektivitas dalam melakukan pembelajaran, serta perbandingan biaya yang dikeluarkan saat melakukan PTM dan PJJ. Jumlah responden dalam penelitian ini sebanyak 1070 mahasiswa/i UIN-SU Medan. Sehingga *dataset* yang berhasil dikumpulkan berjumlah 5350 opini, untuk proses analisis dan klasifikasinya *dataset* yang berhasil dikumpulkan di pisah berdasarkan jawaban dari pertanyaan yang ada pada kuisioner. Sehingga di peroleh 5 *sub dataset* dengan jumlah yang sama pada masing-masing *sub dataset*, yang kemudian disimpan dalam format **.csv*.



Gambar 2 Pengumpulan dataset menggunakan *google form* dan tampilan dataset dalam format **.csv*

2.3 Pemberian Label

Pemberian label (labelisasi) merupakan metode yang digunakan untuk menentukan suatu teks memiliki opini (sentimen) positif, negatif ataupun netral [9]. Pada penelitian ini untuk proses labelisasi *dataset* dilakukan secara manual hal ini dikarenakan, pemberian label secara manual dapat menghasilkan nilai presisi yang cukup tinggi [9]. Opini (sentimen) dapat diberikan label positif apabila opini tersebut memiliki sifat nyata dan bertujuan untuk membangun, sementara untuk opini negatif hampir memiliki persamaan dengan sebuah celaan atau hinaan [10]. Pemberian label pada penelitian ini dilakukan oleh ahli bahasa yang mengacu pada teori yang telah disampaikan sebelumnya. Penelitian yang dilakukan menggunakan dua label (kelas), yaitu kelas positif atau negatif.

2.4 Pre-Processing

Metode yang dapat digunakan pada saat memperoleh data penelitian yang tidak terstruktur sehingga data penelitian tersebut dapat di rubah menjadi data yang terstruktur, disebut dengan metode *pre-processing* [11]. Tahapan *pre-processing* yang dipakai dalam penelitian meliputi :

1. *Cleaning*

Cleaning merupakan proses untuk menghilangkan *noise* berupa karakter yang tidak diperlukan, yang terdapat pada *dataset* yang berupa kalimat [11]. Pada penelitian ini yang termasuk kedalam *noise* adalah alamat *email*, nama, semester, nim, *emoticon*, tanda baca seperti tanda tanya (?), koma (,), titik (.), dan tanda baca lainnya.

2. *Case Folding*

Terdapat tahapan yang memiliki tujuan untuk melakukan penyeragaman seluruh bentuk huruf yang terdapat pada *dataset* menjadi huruf kecil (*lower case*) pada *dataset* yang disebut dengan proses *case folding* [12]. Karakter yang dapat dirubah menjadi *lower case* hanya berupa huruf “a” sampai “z”, karakter selain itu maka akan dianggap sebagai *delimenter*.

3. *Tokenizing*

Proses memisahkan kalimat *input* menjadi kata tunggal sesuai dengan kebutuhan yang disebut dengan *tokenizing*, tujuan dari proses ini untuk membentuk *token* (kata dasar) dari kalimat input [13].

4. *Stopword Removal*

Proses *stopword removal* memiliki tujuan untuk menghilangkan (hapus) token yang tidak memiliki arti pada kalimat yang telah melalui proses *tokenizing* [14]. Berikut contoh dari *stopword*, yaitu “dan”, “di”, “yang” dan lain-lain.

5. *Stemming*

Stemming merupakan proses yang digunakan untuk melakukan penghapusan pada imbuhan yang terdapat pada kalimat sentimen, baik itu imbuhan berupa *affix*, *suffix* ataupun *prefix* sehingga dapat diperoleh kata dasar (*root word*) pada setiap token [15].

2.5 *Term Frequency-Invers Document Frequency (TF-IDF)*

Dilakukannya proses perhitungan bobot tiap *term* dengan menerapkan metode TF-IDF agar dapat mengetahui nilai bobot dari setiap kata (*term*) yang berhasil di ekstrak [4]. Nilai hasil ekstraksi akan dipakai pada saat memasuki proses klasifikasi dengan *Naïve Bayes Classifier*. *Term Frequency* (TF) adalah tahapan untuk melakukan perhitungan jumlah *term* (token) yang terdapat pada *dataset* yang dianggap memiliki kepentingan yang sesuai dengan jumlah kemunculan kata (*term*) [16]. *Invers Document Frequency* (IDF) merupakan proses perhitungan bobot yang berfokus pada seberapa sering terdapat kata (*term*) pada banyak dokumen yang berbeda, semakin tinggi intensitas suatu kata muncul pada banyak dokumen yang berbeda maka akan diberikan bobot rendah [17]. Adapun persamaan matematis yang dapat digunakan untuk melakukan perhitungan bobot kata, sebagai berikut:

Persamaan matematis untuk menghitung *TF* :

$$TF = \frac{f_{t,d}}{\sum_{t \in d} f_{t,d}} \quad (1)$$

Dengan keterangan :

TF = *term frequency*

d = dokumen

t = *term* (token)

$f_{t,d}$ = jumlah term (token/kata) pada setiap dokumen

$\sum_{t \in d} f_{t,d}$ = jumlah dokumen yang memuat *t*

Persamaan matematis untuk menghitung *IDF* (idf_t)

$$idf_t = \log \frac{N}{df_t} \quad (2)$$

Dengan keterangan :

idf_t = nilai *idf* dari *term* (token) *t*

N = banyaknya dokumen yang tersedia

Dft = intensitas kemunculan kata pada dokumen

Untuk persamaan matematis TF-IDF, sebagai berikut :

$$tf - idf_{t,d} = tf_{td} \times idf_t \quad (3)$$

Dengan keterangan :

$idf_{t,d}$ = bobot TF – IDF dari kata t yang terdapat pada dokumen d

tf_{td} = frekuensi kemunculan kata t pada dokumen d

idf_t = nilai IDF (*idf*)

2.6 Naïve Bayes Classifier

Salah satu metode klasifikasi yang terdapat pada *machine learning* adalah *Naïve Bayes Classifier*. *Naïve Bayes Classifier* melakukan klasifikasi berdasarkan hasil perhitungan dari peluang terjadinya distribusi kata-kata yang terdapat dalam dokumen [18]. Seluruh variabel yang terdapat dalam persamaan *Naïve Bayes Classifier* dianggap sebagai variabel bebas dan tidak memiliki hubungan dengan variabel lainnya. Secara umum persamaan matematis dari metode *Naïve Bayes Classifier*, sebagai berikut :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)} \quad (4)$$

Dengan keterangan :

X = Sampel data yang memiliki kelas yang belum diketahui

H = Hipotesa bahwa x adalah data kelas

P(H) = Peluang hipotesa H (*prior probability*)

P(X) = Peluang data yang diamati (*conditional probability*)

P(X|H) = Peluang data sampel X jika diasumsikan hipotesa benar

P(H|X) = Peluang hipotesisi H berdasarkan kondisi X (*posteriori probability*)

Persamaan umum dari penulisan matematis *Naïve Bayes Classifier* dapat dijabarkan menjadi beberapa tahapan persamaan matematis, sebagai berikut :

Prior probability :

$$P(X) = \frac{d_x}{d} \quad (5)$$

Dengan keterangan :

X = Hipotesa data merupakan suatu kategori (kelas)

P(X) = *Prior probability*

d = Jumlah seluruh dokumen

d_x = Jumlah seluruh data dengan kategori (kelas) X

Conditional probability :

$$P(\text{Term } H_n|X) = \frac{(H_n|X)+1}{(c)+|V|} \quad (6)$$

Dengan keterangan

$P(\text{Term } H_n|X)$ = *Conditional probability* kata ke-n dengan kelas c

$(H_n|X)$ = Frekuensi kemunculan kata pada kelas c

(c) = Bobot (*TF-IDF*) dari kata pada kelas c

|V| = Nilai *TF* dari seluruh kata yang terdapat pada dokumen

Terdapatnya angka 1 pada pembilang persamaan digunakan untuk mengantisipasi jika tidak terdapat *term* (token) pada data *training*, sehingga pembilang yang digunakan tidak bernilai 0 [19].

Posterior Probability :

$$P(\text{Term } H|X) = P(X) \times P(\text{Term } H_1|X) \times P(\text{Term } H_2|X) \times \dots \times P(\text{Term } H_n|X) \quad (7)$$

Dengan keterangan :

$P(\text{Term } H|X)$ = *Posterior probability*

$P(X)$ = Prior probability
 $P(\text{Term } H_n|X)$ = Conditional probability ke-n dengan kategori (kelas) X

2.7 K-Fold Cross Validation

Metode validasi yang dipakai pada penelitian yang telah dilakukan, yaitu *K-Fold Cross Validation*. Prinsip yang dimiliki oleh *k-fold cross validation* adalah melakukan perulangan sebanyak nilai *K*, dengan catatan data masukkan akan di acak sehingga sistem yang berjalan akan melakukan uji dengan menggunakan data input acak. Data yang digunakan akan di bagi 2 sehingga diperoleh data uji (*testing*) dan data latih (*training*) dimana pada setiap bagian memiliki jumlah data yang sama [12].

Testing Ke-	Dataset									
1	█									
2		█								
3			█							
4				█						
5					█					
6						█				
7							█			
8								█		
9									█	
10										█

Gambar 3 Ilustrasi Metode K-Fold Cross Validation

2.8 Confusion Matrix

Metode yang dapat diterapkan untuk melakukan evaluasi kinerja serta tingkat keberhasilan (akurasi) pada model klasifikasi dan prediksi yang diterapkan disebut dengan metode *Confusion Matrix*. Metode ini sendiri merupakan sebuah tabel dengan jumlah baris sesuai dengan jumlah data *testing* [5]. *Confusion Matrix* dapat digunakan untuk melakukan evaluasi kinerja dan menentukan tingkat akurasi dari model klasifikasi yang digunakan.

Tabel 1 Confusion Matrix

Kategori X	Actual	
Predicted	True Positive	False Negative
	False Negative	True Negative

Adapun persamaan matematis yang dapat diperoleh dari *confusion matrix*, sebagai berikut :

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (8)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (9)$$

$$F\text{-measure} = \frac{2(\text{precision}+\text{recall})}{TP+FP} \quad (10)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (11)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pemberian Label

Dataset yang digunakan pada penelitian ini, melalui proses pemberian label secara manual. Setelah proses pemberian label selesai dilakukan, maka diperoleh jumlah *dataset* keseluruhan positif sebanyak 2747 dan *dataset* negatif sebanyak 3350. Dengan jumlah sentimen positif pada *sub dataset* 1 sebanyak 781 dan negatif sebanyak 289, Dengan jumlah sentimen

positif pada *sub dataset* 2 sebanyak 942 dan negatif sebanyak 128, Dengan jumlah sentimen positif pada *sub dataset* 3 sebanyak 909 dan negatif sebanyak 161, Dengan jumlah sentimen positif pada *sub dataset* 4 sebanyak 931 dan negatif sebanyak 139, Dengan jumlah sentimen positif pada *sub dataset* 5 sebanyak 792 dan negatif sebanyak 278.

3.2 Pre-Processing

Tahapan *pre-processing* yang dipakai dalam penelitian meliputi *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal* dan *stemming*. Tahapan yang dimulai dari *pre-processing* hingga evaluasi sistem pada penelitian yang telah di lakukan menggunakan bantuan bahasa pemrograman *python* dan *text editor* berupa *jupyter notebook*. Untuk contoh sentimen (opini) yang telah melalui tahapan *pre-processing* dapat memperhatikan tabel berikut ini :

Tabel 2 Tahap Pre-Processing

Sentimen Asli	Jika di Lalukan PTM, akan menambah Klaster baru
Sentimen Hasil <i>Cleaning</i>	Jika di Lalukan PTM akan menambah Klaster baru
Sentimen Hasil <i>Case Folding</i>	jika di lalukan ptm akan menambah klaster baru
Sentimen Hasil <i>Tokenizing</i>	'jika', 'di', 'lalukan', 'ptm', 'akan', 'menambah', 'klaster', 'baru'
Sentimen Hasil <i>Stopword Removal</i>	'ptm', 'menambah', 'klaster', 'baru'
Sentimen Hasil <i>Stemming</i>	'ptm', 'tambah', 'klaster', 'baru'

3.3 Term Frequency-Invers Document Frequency (TF-IDF)

Tahapan TF-IDF dilakukan guna mengetahui nilai bobot yang berasal dari *term* (kata) yang terdapat pada suatu sentimen (dokumen). Pada tahapan ini menggunakan persamaan (1) untuk menghitung nilai TF, persamaan (2) untuk menghitung nilai IDF dan menggunakan persamaan (3) untuk menghitung nilai (bobot) *term* atau yang lebih dikenal dengan TF-IDF. Untuk contoh proses dan hasil dari perhitungan TF-IDF dapat dilihat pada tabel 3, dibawah ini

Tabel 3 Perhitungan TF-IDF Sentimen

Tem	TF			DF	IDF	TF-IDF		
	D1	D2	D3			D1	D2	D3
ptm	1	0	0	1	0,477	0,477	0	0
tambah	1	0	0	1	0,477	0,477	0	0
klaster	1	0	0	1	0,477	0,477	0	0
baru	1	0	0	1	0,477	0,477	0	0

3.4 Klasifikasi dengan Naïve Bayes Classifier

Proses klasifikasi dalam penelitian analisis sentimen ini dengan menerapkan metode *Naïve Bayes Classifier* serta untuk proses pengujian dengan menerapkan *splitting dataset* dengan besaran 80% sebagai data latih (*training*) dan 20% sebagai data uji (*testing*) dari jumlah masing-masing *sub dataset* yang digunakan. Dengan menggunakan 5 *sub dataset* yang masing-masing dari *sub dataset* berisikan 1070 sentimen (opini) yang telah diperoleh melalui kuisisioner yang disebarkan dilingkungan mahasiswa/i UIN-SU Medan.

Setelah dilakukannya pengujian, maka proses selanjutnya yang dilakukan adalah melakukan validasi sistem, untuk mengetahui kemampuan sistem dalam melakukan klasifikasi secara berulang dengan menggunakan data *training* dan data *testing* yang berbeda. Metode validasi sistem yang dipakai adalah *K-Fold Cross Validation* dengan nilai $K = 10$. Untuk hasil pengujian dan validasi sistem yang telah dilakukan dalam melakukan prediksi kelas dari *dataset* dapat diperhatikan pada tabel berikut :

Tabel 4 Hasil Pengujian dan Validasi Sistem

Dataset :	Prediksi	Split 80% - 20% (Pengujian)		10-Fold Cross Validation (Rata-Rata Hasil Validasi)	
		Positif	Negatif	Positif	Negatif
Keseluruhan (5350 Opini)	Positif	22	171	4	64
	Negatif	7	870	32	435
Sub Dataset 1 (1070 Opini)	Positif	36	26	22	16
	Negatif	5	147	2	67
Sub Dataset 2 (1070 Opini)	Positif	2	277	1	12
	Negatif	0	185	0	94
Sub Dataset 3 (1070 Opini)	Positif	5	34	2	12
	Negatif	3	172	2	91
Sub Dataset 4 (1070 Opini)	Positif	2	32	3	11
	Negatif	2	177	0	93
Sub Dataset 5 (1070 Opini)	Positif	159	4	79	2
	Negatif	34	17	20	6

3.5 Evaluasi Sistem

Proses evaluasi dilakukan untuk mengetahui tingkat kemampuan dari sistem yang dibangun dan digunakan dalam melakukan klasifikasi serta pengujian. Untuk proses evaluasi menggunakan *confusion matrix*, dengan tujuan agar lebih mudah untuk mengetahui nilai dari *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-measure* yang diperoleh pada setiap pengujian dan validasi yang dilakukan. Adapun nilai yang diperoleh pada proses evaluasi sistem dapat diperhatikan pada tabel berikut :

Tabel 5 Hasil Evaluasi Menggunakan Confusion Matrix

Pembagian Dataset	Dataset	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
Split 80% - 20%	Keseluhan (5350 Opini)	84%	80%	55%	55%
	Sub Dataset 1 (1070 Opini)	86%	86%	77%	80%
	Sub Dataset 2 (1070 Opini)	87%	94%	50%	53%
	Sub Dataset 3 (1070 Opini)	83%	79%	57%	58%
	Sub Dataset 4 (1070 Opini)	83%	82%	60%	64%
	Sub Dataset 5 (1070 Opini)	82%	82%	65%	68%
10-Fold Cross Validation	Keseluhan (5350 Opini)	83%	59%	50%	50%
	Sub Dataset 1 (1070 Opini)	83%	57%	92%	71%
	Sub Dataset 2 (1070 Opini)	88%	77%	100%	51%
	Sub Dataset 3 (1070 Opini)	87%	15%	50%	56%
	Sub Dataset 4 (1070 Opini)	89%	21%	100%	59%
	Sub Dataset 5 (1070 Opini)	79%	97%	80%	61%

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, adalah :

1. Dalam penelitian ini digunakan *dataset* dengan jumlah 5350 opini yang terbagi menjadi 5 *sub dataset* berdasarkan jawaban yang diberikan reponden terkait pertanyaan yang terdapat dalam kuisioner, dan jumlah responden sebanyak 1070 orang yang merupakan mahasiswa/i Universitas Islam Negeri Sumatera Utara (UIN-SU) Medan.
2. Pada proses labelisasi yang telah dilakukan, diperoleh 2747 opini positif dan 2603 opini

negatif yang berasal dari 5350 opini, sehingga dapat diartikan bahwa mahasiswa/i UIN-SU pro (mendukung) wacana penerapan pembelajaran tatap muka pada semester genap 2021/2022.

3. Rincian jumlah opini positif dan negatif pada masing-masing *sub dataset*, yaitu *sub dataset* 1 memiliki 781 opini positif dan 289 opini negatif, *sub dataset* 2 memiliki 942 opini positif dan 128 opini negatif. Pada *sub dataset* 3 memiliki 909 opini positif dan 161 opini negatif dan pada *sub dataset* 4 memiliki 931 opini positif dan 139 opini negatif dan untuk *sub dataset* 5 terdiri dari 792 opini positif dan 278 opini negatif.
4. Metode *Naïve Bayes Classifier* merupakan metode yang dapat diterapkan pada proses analisis sentimen dengan menggunakan data dalam bentuk sentimen sesuai dengan kelas yang di inginkan.
5. Akurasi yang dapat dihasilkan metode *Naïve Bayes Classifier* dalam melakukan klasifikasi dan prediksi sentimen (opini) sangat baik. Hal ini sesuai dengan data hasil pengujian dengan menggunakan *splitting dataset* dengan persentase 80%:20% diperoleh akurasi sebesar 84% untuk pengujian menggunakan keseluruhan jumlah dataaset, dan untuk pengujian menggunakan *sub dataset* diperoleh masing-masing akurasi sebesar 86%, 87%, 83%, 83% dan 82% untuk *sub dataset* ke 5.
6. Nilai akurasi yang dihasilkan pada proses validasi menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* juga tidak kalah baik dengan nilai akurasi yang dihasilkan pada proses pengujian. Dengan menggunakan $K=10$ diperoleh rata-rata akurasi sebesar 83% untuk proses validasi menggunakan keseluruhan *dataset* yang berisikan 5350 opini (sentimen), dan untuk proses validasi menggunakan masing-masing *sub dataset* diperoleh rata-rata akurasi sebesar 83%, 88%, 87%, 89% dan 79%.

Adapun saran yang dapat penulis sampaikan untuk dilakukan pada penelitian selanjutnya, yaitu :

1. Pada penelitian ini *dataset* yang digunakan hanya berupa teks berbahasa Indonesia, sehingga diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat melakukan analisis sentimen pada *dataset* yang memiliki *emoticon* ataupun gambar didalamnya.
2. Menggunakan 2 metode klasifikasi yang berbeda untuk mengetahui metode terbaik dalam melakukan analisis sentimen.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Anggrawan, “Analisis Deskriptif Hasil Belajar Pembelajaran Tatap Muka dan Pembelajaran Online Menurut Gaya Belajar Mahasiswa,” *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 18, no. 2, pp. 339–346, May 2019, doi: 10.30812/matrik.v18i2.411.
- [2] F. Fadhilaturrahmi, R. Ananda, and S. Yolanda, “Persepsi Guru Sekolah Dasar terhadap Pembelajaran Jarak Jauh di Masa Pandemi Covid 19,” *Jurnal Basicedu*, vol. 5, no. 3, pp. 1683–1688, Jul. 2021, doi: 10.31004/basicedu.v5i3.1187.
- [3] D. Effendi and D. A. Wahidy, “PEMANFAATAN TEKNOLOGI DALAM PROSES PEMBELAJARAN MENUJU PEMBELAJARAN ABAD 21.”
- [4] G. A. Buntoro, “Analisis Sentimen Calon Gubernur DKI Jakarta 2017 Di Twitter,” *Integer Journal*, vol. 2, no. 1, pp. 32–41, 2017.
- [5] Sunardi, A. Fadlil, and Suprianto, “Analisis Sentimen Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Pada Angket Mahasiswa,” *SAINTEKBU: Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 10, no. 2541–1942, pp. 1–9, Jun. 2018.
- [6] Hartono *et al.*, “SENTIMENT ANALYSIS USING CONTEXT BASED FUZZYLINGUISTIC HEDGES,” *Proceeding International Conference of Computer, Environment, Social Science, Engineering and Technology (ICEST)*, pp. 160–162, 2016.

- [7] F. K. Chandra and Y. Sibaroni, "Klasifikasi Sentiment Analysis pada Review Buku Novel Berbahasa Inggris dengan Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)," *e-Proceeding of Engineering*, vol. Vol.6, pp. 10451–10462, 2019.
- [8] E. P. Widoyoko, *Teknik Teknik Penyusunan Instrumen Penelitian*. Yogyakarta: Pustaka Pelajar, 2016.
- [9] Y. Azhar, "METODE LEXICON-LEARNING BASED UNTUK IDENTIFIKASI TWEET OPINI BERBAHASA INDONESIA," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika /*, vol. 6, no. 3, 2017.
- [10] F. Amilia and A. W. Anggraeni, *Semantik Konsep dan Contoh Analisis*. Malang: Madani, 2017.
- [11] Z. U. Siregar, Ri. R. A. Siregar, and R. Arianto, "KLASIFIKASI SENTIMENT ANALYSIS PADA KOMENTAR PESERTA DIKLAT MENGGUNAKAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR," *Jurnal Kilat*, vol. 8, no. 1, pp. 81–92, 2019.
- [12] Muljono, D. P. Artanti, A. Syukur, A. Prihandono, and D. R. I. M. Setiadi, "Analisa Sentimen Untuk Penilaian Pelayanan Situs Belanja Online Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Konferensi Nasional Sistem Informasi*, pp. 165–170, Mar. 2018.
- [13] S. Vijayarani and R. Janani, "Text Mining: open Source Tokenization Tools – An Analysis," *Advanced Computational Intelligence: An International Journal (ACII)*, vol. 3, no. 1, pp. 37–47, Jan. 2016, doi: 10.5121/acii.2016.3104.
- [14] Balya, "Analisis Sentimen Pengguna Youtube di Indonesia pada Review Smartphone Menggunakan Naive Bayes," Universitas Sumatera Utara, 2019. Accessed: Jul. 09, 2021. [Online]. Available: <http://repositori.usu.ac.id/handle/123456789/23217>
- [15] I. P. Wirayasa, I. M. A. W. Wirawan, and I. M. A. Pradnyana, "ALGORITMA BASTAL: ADAPTASI ALGORITMA NAZIEF & ADRIANI UNTUK STEMMING TEKS BAHASA BALI," *JANAPATI: Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika*, vol. 8, pp. 60–69, 2019.
- [16] B. A. Sevsa and M. D. R. Wahyudi, "Analisis Sentimen pada Indeks Kinerja Dosen Fakultas SAINTEK UIN Sunan Kalijaga Menggunakan Naive Bayes Classifier," *Jurnal Buana Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 112–123, 2019.
- [17] B. Gunawan, H. S. Pratiwi, and E. E. Pratama, "Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, vol. 4, no. 2, pp. 113–118, 2018.
- [18] E. Indrayuni, "KOMPARASI ALGORITMA NAIVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK ANALISA SENTIMEN REVIEW FILM," vol. 14, no. 2, p. 175, 2018.
- [19] L. Oktasari, Y. H. Chrisnanto, and R. Yuniarti, "TEXT MINING DALAM ANALISIS SENTIMEN ASURANSI MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER," *Prosiding SNST Ke-7*, pp. 37–42, 2016.