

Aplikasi *Sentiment Analysis* Terhadap Pelaksanaan Pembelajaran Jarak Jauh Universitas Kristen Petra Dengan Metode *Naive Bayes Classifier*

Kezia Sekarayu Setyawati, Andreas Handojo, Henry Novianus Palit
Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Kristen Petra

Jl. Siwalankerto 121 – 131 Surabaya 60236

Telp. (031) – 2983455, Fax. (031) – 8417658

E-mail: keziasekarayu@gmail.com, handojo@petra.ac.id, hnpalit@petra.ac.id

ABSTRAK

Dalam menjaga kepuasan mahasiswa selama masa pembelajaran jarak jauh, Universitas Kristen Petra melakukan survei untuk mengetahui tanggapan mahasiswa. Data tersebut kemudian diolah secara manual dan membutuhkan waktu yang lama. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah aplikasi *sentiment analysis* yang akan membantu untuk pengumpulan informasi dari survei dalam waktu yang lebih singkat dengan melakukan klasifikasi sentiment dan topik terkait pembelajaran jarak jauh. Metode yang digunakan untuk klasifikasi topik dan sentimen adalah *Naive Bayes Classifier*. Data akan di persiapkan melalui *preprocessing* yaitu menghilangkan kalimat yang sama, mengubah kata-kata singkatan, pengambilan kata dasar, dan penghapusan kata yang dianggap kurang bermakna seperti kata hubung dan kata keterangan.

Model klasifikasi yang dihasilkan dan digunakan pada aplikasi ini dapat mengelompokan data survei mahasiswa terkait pelaksanaan pembelajaran jarak jauh berdasarkan sentimennya yaitu positif dan negatif, juga berdasarkan topiknya yaitu materi, dosen, media pembelajaran, dan fasilitas pendukung. Akurasi dari model klasifikasi yang dihasilkan adalah 89% untuk klasifikasi sentimen dan 80% untuk klasifikasi topik.

Kata Kunci: *Naive Bayes Classifier*, Analisa Sentimen, Analisa Teks Berdasarkan Aspek, Pembelajaran Jarak Jauh

ABSTRACT

In maintaining student satisfaction during online learning period, Petra Christian University conducted a survey to know student's response. The result then processed manually and takes a long time to gather an information. Therefore, a sentiment analysis application is needed which will help to collect information from survey in a shorter time by classifying sentiments and topics related to online learning. The method used to classify topics and sentiments is the Naive Bayes Classifier. Data will be prepared through preprocessing, by eliminating the same sentence, changing abbreviated words, stemming, and stop word removal.

The classification model produced and used in this application can classify student survey data related to the implementation of online learning based on positive and negative sentiments, also based on the topic, material, lecturers, learning media, and supporting facilities. The accuracy of the classification model is 89% for sentiment classification and 80% for topic classification.

Keywords: *Naive Bayes Classifier, Sentiment Analysis, Aspect Based Text Analysis, Online Learning.*

1. PENDAHULUAN

Universitas Kristen Petra untuk menilai kepuasan mahasiswa adalah dengan menerima umpan balik dari mahasiswa dalam bentuk kuesioner kepuasan mahasiswa. Pembagian kuesioner dilakukan pula pada awal pembelajaran jarak jauh (PJJ) untuk melakukan evaluasi terhadap pelaksanaannya yang terbilang baru.

Pembelajaran jarak jauh di Universitas Kristen Petra telah dilaksanakan sejak 16 Maret 2020 dikarenakan adanya pandemi COVID-19. Pembelajaran jarak jauh merupakan metode pembelajaran yang baru bagi mahasiswa dan dosen, maka perlu dilakukan evaluasi untuk pelaksanaannya sehingga pembelajaran dapat berjalan dengan lebih baik. Berbagai tanggapan diberikan oleh mahasiswa terkait pelaksanaan pembelajaran jarak jauh pada kuesioner yang dibagikan oleh Universitas Kristen Petra. Tanggapan yang diberikan oleh mahasiswa perlu diolah menjadi sebuah informasi yang dapat meningkatkan kualitas pembelajaran jarak jauh Universitas Kristen Petra. Dibutuhkan aplikasi yang dapat mengolah data teks dalam jumlah besar dari tanggapan tersebut menjadi informasi.

Dalam memenuhi kebutuhan pengolahan data teks dalam jumlah besar, aplikasi dengan teknik analisa sentimen dirasa cocok untuk melakukan pengolahan data teks ungkapan menjadi informasi. Metode analisa sentimen dipilih karena dinilai efektif digunakan untuk mendapatkan informasi mengenai sentimen dari sebuah komunitas terhadap isu tertentu [10]. Analisa sentimen akan membagi data teks menjadi sentimen positif dan sentimen negatif sehingga pengguna dapat mengetahui apakah sebuah isu dinilai baik atau terdapat hal yang perlu diperbaiki. Dalam teknik analisa sentimen, diperlukan metode yang digunakan untuk klasifikasi data teks [1]. Metode *Naive Bayes Classifier* dinilai sebagai teknik yang sederhana namun dapat melakukan klasifikasi data teks dengan tepat. Hal ini dibuktikan pada beberapa penelitian sebelumnya yang memiliki tingkat kecepatan dan keakuratan yang tinggi yaitu 80% hingga 90% seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Gunawan Setiawan [11] dengan akurasi 87% dan Maximillian Christianto [2] dengan akurasi 91%. Dengan itu metode *Naive Bayes Classifier* dinilai cocok untuk diimplementasikan pada aplikasi *sentiment analysis* terhadap pelaksanaan pembelajaran jarak jauh di Universitas Kristen Petra.

Data yang akan diolah pada penelitian ini adalah data tanggapan mahasiswa terkait pembelajaran jarak jauh pada semester gasal 2020/2021. Mahasiswa diminta untuk mengisi survei tentang pelaksanaan pembelajaran jarak jauh pada semester gasal 2020/2021. Pertanyaan yang diberikan pada survei telah diberi label sentiment dan label topik sehingga jawaban mahasiswa pada sebuah pertanyaan dapat langsung dikategorikan dan tidak ambigu. Hasil dari survei tersebut nantinya akan diambil sampelnya dan diverifikasi kepada ahli Bahasa untuk memastikan jawaban mahasiswa valid. Data tanggapan yang telah memiliki label akan diproses dengan metode *Naive Bayes* untuk mendapatkan model klasifikasinya. Diharapkan melalui aplikasi ini, dapat membantu Universitas Kristen Petra dalam pengolahan hasil kuesioner dan meningkatkan kepuasan pelanggannya.

2. DASAR TEORI

2.1 Sentiment Analysis

Sentiment Analysis merupakan metode yang digunakan untuk menilai pandangan seseorang dalam sebuah ungkapan menjadi sebuah sentimen positif maupun negatif. Aplikasi sentiment analysis sering digunakan terutama oleh sebuah bisnis untuk mengetahui opini konsumen mengenai sebuah produk ataupun brand tersebut. Selain dalam bisnis, sentiment analysis dapat digunakan untuk menilai sebuah isu tertentu dalam pemerintahan maupun isu sosial. Penerapan sentiment analysis dalam pemerintahan pernah dilakukan untuk melakukan prediksi pemilihan presiden pada tahun 2019 [4]. Pada bidang kesehatan, sentiment analysis diterapkan untuk melihat pandangan masyarakat terhadap sebuah penyakit menular yang baru ditemukan seperti penyakit Ebola [6].

Penggunaan sentiment analysis sering dikaitkan dengan social network analysis dimana data sosial media dianalisis. Sosial media merupakan tempat dimana penggunaannya bisa membagikan kesehariannya dan berbagai hal lainnya. Penggunaan data sosial media dalam sentiment analysis membuat validitas dari analisis sentimen meningkat [9]. Hal ini disebabkan karena tingginya penggunaan sosial media di masyarakat. Berdasarkan catatan Kementerian Komunikasi dan Informatika Republik Indonesia pada tahun 2012, Indonesia memiliki 19,5 juta pengguna di Twitter yang merupakan salah satu sosial media terbesar.

2.2 Naive Bayes

Naive Bayes Classifier merupakan metode pada machine learning yang bertujuan untuk melakukan klasifikasi berdasarkan asumsi dan probabilitas dari obyek [5]. Penggunaan Naive Bayes Classifier sering digunakan dalam klasifikasi kata dan data yang tidak terstruktur dengan melihat jumlah fitur atau kata yang sering muncul. Perhitungan dari Naive Bayes menggunakan Teorema Bayes untuk melihat probabilitas apakah data tersebut masuk kelas x atau kelas y seperti yang ditunjukkan pada persamaan 1 [5].

$$P(x|y) = \frac{P(y|x)P(x)}{P(y)} \quad (1)$$

$P(x|y)$ = Probabilitas sentimen X jika diketahui Y

$P(y|x)$ = Probabilitas Y jika diketahui sentimen X

$P(x)$ = Probabilitas sentimen X

$P(y)$ = Probabilitas Y

Penerapan Teorema Bayes pada klasifikasi teks terutama pada sentimen analisis adalah dengan menggunakan asumsi probabilitas karakteristik dari kata-kata yang terdapat pada kalimat seperti pada persamaan 2 [5]. Setiap probabilitas karakteristik dari kata akan di multiplikasi untuk menghitung sentiment score seperti yang ada pada persamaan. Hasil dari multiplikasi kemudian akan ditambahkan dan diaplikasikan pada persamaan 1.

$$\hat{P}(w_i|c) = \frac{\text{count}(w_i, c) + 1}{(\sum_{w \in V} \text{count}(w, c)) + |V|} \quad (2)$$

$P(w_i|c)$ = Probabilitas sebuah kata w_i pada kelas C

$\text{count}(w_i, c)$ = Jumlah kata w_i pada kelas C

$\text{count}(w, c)$ = Jumlah kata pada kelas C

V = Jumlah Vocabulary pada keseluruhan data

Dalam menentukan kelas, diperlukan data yang besar dengan training dan test set supaya metode ini dapat berjalan dengan akurat. Naive Bayes cocok digunakan untuk melakukan analisa sentimen yang berfokus pada sebuah topik yang khusus seperti review film, penyakit ebola, dan kepuasan pelanggan PT.PLN [10][12][6]. Salah satu kelebihan dari Naive Bayes adalah karena kecepatan dan akurasi yang tinggi [3].

2.3 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan teknik untuk menilai performa dari sebuah algoritma klasifikasi [8]. Penilaian performa dengan menggunakan *Confusion Matrix* cocok digunakan pada *Text Mining* dimana matrix akan melihat prediksi yang benar dan prediksi yang salah berdasarkan kelas seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

<i>Confusion Matrix</i>		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	TP (<i>True Positive</i>)	FP (<i>False Positive</i>)
	Negatif	FN (<i>False Negative</i>)	TN (<i>True Negative</i>)

2.3.1 Precision

Precision merupakan cara untuk melihat tingkat ketepatan pemberian label dari sistem pada data sebenarnya. Perhitungan dari *precision* dapat dilihat pada persamaan 3 [5].

$$\text{Precision} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false positives}} \quad (3)$$

2.3.2 Recall

Recall merupakan perhitungan untuk melihat persentase jumlah data yang diklasifikasikan dalam kelas tertentu dengan benar dibandingkan dengan jumlah seharusnya dari kelas tersebut. Perhitungan dari *recall* terdapat pada persamaan 4 [5].

$$\text{Recall} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false negatives}} \quad (4)$$

2.3.3 F-Score

F-Score atau dapat disebut juga *FI-Score* merupakan penghitungan akurasi dengan menggabungkan hasil *recall* dan *precision*. Perhitungan ini akan melakukan pembagian dari *recall* dan *precision* secara rata sehingga didapatkan akurasi dari sistem. Perhitungan F-score dapat dilihat pada persamaan 5 [5].

$$F_1 = \frac{2PR}{P+R} \quad (5)$$

2.4 Sastrawi

Sastrawi merupakan sebuah *library* yang digunakan untuk pemecahan kata dan kalimat menjadi sebuah kata dasar dalam Bahasa Indonesia. Algoritma yang digunakan oleh *library* ini adalah pengembangan Algoritma Nazief dan Adriani. Sebuah kata akan diuraikan dan dihilangkan penambahannya sehingga hanya tersisa kata dasarnya. Sebagai contoh kata ‘menyenangkan’ akan disederhanakan menjadi kata ‘senang’. Penggunaan Sastrawi cukup populer untuk *stemming* kata dalam Bahasa Indonesia. *Stemming* merupakan salah satu bagian penting dalam *preprocessing* data sehingga meskipun sebuah kata/kalimat yang disampaikan secara berbeda tetap memiliki makna yang sama.

2.5 Natural Language Toolkit (NLTK)

Natural Language Toolkit (NLTK) merupakan *library* pengolahan dan analisa teks dalam Python yang dikembangkan oleh Steven Bird dan Edward Loper [7]. *Library* ini digunakan untuk melakukan analisa pada teks dan pemrosesan data teks tersebut seperti klasifikasi, tokenisasi, dan lain. Salah satu penerapan dari NLTK adalah tokenisasi yaitu pemisahan kata dalam sebuah kalimat dan pemisahan kalimat yang ada dalam paragraf. Misalnya pada kalimat “Pemerintah sudah baik dalam menangani COVID-19”, maka kalimat akan di tokenisasi menjadi [‘Pemerintah’, ‘sudah’, ‘baik’, ‘dalam’, ‘menangani’, ‘COVID-19’].

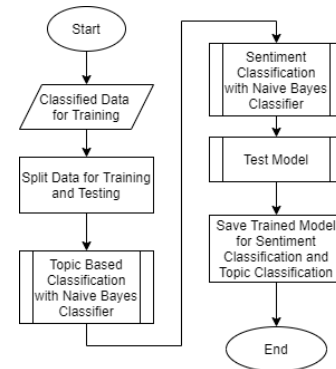
3. DESAIN SISTEM

3.1 Analisa Data

Pada penelitian ini data yang akan digunakan didapatkan dari kuesioner yang dibagikan kepada mahasiswa terkait pelaksanaan Pembelajaran Jarak Jauh (PJJ) di Universitas Kristen Petra pada semester genap 2019/2020 dan semester gasal 2020/2021. Kuesioner yang dibagikan pada semester genap 2019 berisi evaluasi mahasiswa terkait pelaksanaan pembelajaran jarak jauh pada paruh kedua semester tersebut (awal pandemi) tanpa label dan topik khusus. Sedangkan kuesioner yang dibagikan pada semester gasal 2020/2021 berisi beberapa pertanyaan dengan label sentimen dan topik yang ditentukan oleh responden sendiri. Hasil kuesioner pada semester gasal 2020/2021 akan digunakan sebagai data *training* dan *testing*, sedangkan hasil kuesioner pada semester 2019/2020 akan digunakan sebagai pembandingan pelaksanaan pembelajaran jarak jauh. Hasil kedua kuesioner tersebut kemudian akan dikonsultasikan dengan pakar untuk melakukan pengecekan penggunaan Bahasa Indonesia yang baik dan benar dan label untuk topik dan sentimen.

3.2 Desain Flowchart

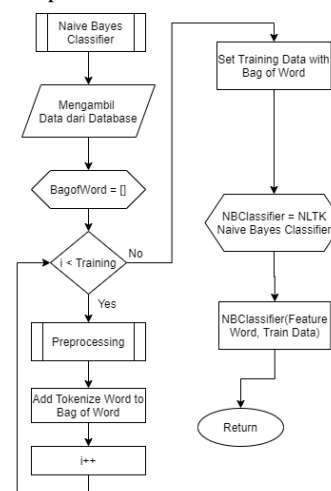
Flowchart untuk model *training* digambarkan pada Gambar 1. Alur kerja dimulai dengan adanya *input* berupa data yang akan diproses dalam pembuatan model. Data yang diterima akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Kemudian data yang digunakan sebagai *training* akan diproses untuk permodelan topik kemudian sentimennya dengan *Naive Bayes Classifier*, seperti yang ditunjukkan pada sub bab 3.2.1. Setelah model dibuat, maka akan dilakukan pengujian model dengan data *testing* seperti yang ditunjukkan pada sub bab 3.2.3. Jika model telah sesuai dan akurasinya baik, maka model klasifikasi topik dan sentimen akan disimpan.



Gambar 1. Flowchart Aktivitas Model Training

3.2.1 Training Naive Bayes Classifier

Pada Gambar 2 akan digambarkan alur kerja dari pembuatan model *Naive Bayes Classifier*. Tujuan dari alur kerja ini digunakan untuk membentuk model klasifikasi sentimen dan topik. Pembuatan model untuk klasifikasi dilakukan oleh *library Natural Language Toolkit (NLTK)*. Sistem akan mengambil data *training*, kemudian akan satu persatu dibersihkan melalui proses *preprocessing*. Komentar yang telah dibersihkan maka setiap katanya akan dimasukkan ke dalam variabel *Bag of Word* yang menampung setiap kata yang ada. Setelah semua data telah melalui proses penambahan kata dan *preprocessing* maka sistem akan membuat sebuah variabel bagi model. Variabel model akan melalui proses *training* dengan bantuan variabel *Bag of Word*. Setelah proses *training*, maka model dapat digunakan untuk klasifikasi baik sentimen maupun topik.

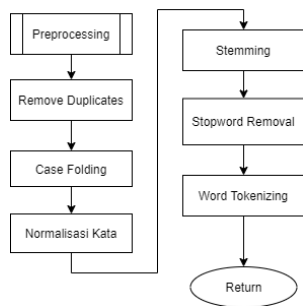


Gambar 2. Flowchart Training Naive Bayes Classifier

3.2.2 Preprocessing

Preprocessing merupakan hal yang penting dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum diproses dalam pembentukan model maupun klasifikasi. Gambar *flowchart* pada *preprocessing* dapat dilihat pada Gambar 3 Dengan adanya proses *preprocessing*, data diharapkan lebih seragam dan program dapat memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi. Proses *preprocessing* memiliki beberapa bagian yaitu melakukan penghapusan data yang memiliki komentar sama, *case folding*, normalisasi kata, *stopword removal*, *stemming*, dan *word tokenizing*. Berikut penjelasan terkait proses-proses yang dilakukan pada saat *preprocessing*.

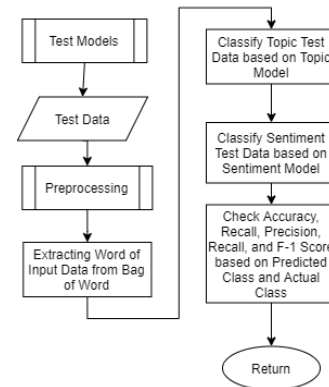
- **Remove Duplicates**
Proses *remove duplicates* ini adalah proses penghapusan data duplikasi yang dimasukkan lebih dari sekali sehingga data lebih beragam. Untuk melakukan bagian ini, proses penghapusan memanfaatkan *library pandas* untuk melakukan fungsi *drop duplicate*.
- **Case Folding**
Case folding adalah proses pengubahan kata yang memiliki huruf besar menjadi huruf kecil seluruhnya dan menghapus simbol maupun angka. Proses ini memanfaatkan fitur yang disediakan oleh NLTK yaitu *lower*, *strip*, dan *sub*.
- **Normalisasi Kata**
Proses normalisasi kata merupakan proses penggantian kata singkatan dan kata dengan makna tertentu dengan kata yang sesungguhnya sehingga sistem dapat membaca kalimat dengan lebih jelas dan benar. Dalam menjalankan proses ini, sistem memanfaatkan fitur yang disediakan oleh NLTK yaitu *join*.
- **Stemming**
Stemming merupakan proses untuk penghilangan imbuhan untuk mengambil kata dasar dari sebuah kata. Proses ini dibantu oleh *library* Sastrawi untuk mendapatkan kata dasar dari tiap kata dalam sebuah kalimat.
- **Stopword Removal**
Proses *stopword removal* merupakan proses penghapusan kata yang kurang memiliki makna tapi sering muncul, kata-kata bisa merupakan kata hubung, preposisi, atau obyek yang sering muncul. Tujuan dari *stopword removal* ini adalah untuk menyimpan kata-kata yang penting dalam sebuah kalimat. Dalam menjalankan fungsi ini, sistem menggunakan *stopword removal* yang diberikan oleh *library* Sastrawi. *Library* Sastrawi telah memiliki daftar kata *stopword* yang akan dihilangkan, namun *user* dapat menambahkan *stopword* baru untuk menyesuaikan dengan data yang ada.



Gambar 3. *Flowchart Preprocessing*

3.2.3 Model Testing

Testing merupakan proses pengujian sebuah model untuk menilai kinerja model dan akurasi. Data yang digunakan untuk model *testing* adalah data yang telah dibagi sebelum model *training*. Data akan melalui proses *preprocessing* dan kemudian diklasifikasikan berdasarkan topik dan sentimen menggunakan model yang sebelumnya telah dibuat. Hasil klasifikasi kemudian akan dicek akurasi dengan label yang ada di data *testing*. Pengecekan akurasi dilakukan dengan perhitungan akurasi, presisi, *recall*, dan *f-1 score*. Alur kerja model *testing* digambarkan dengan *flowchart* pada Gambar 4.



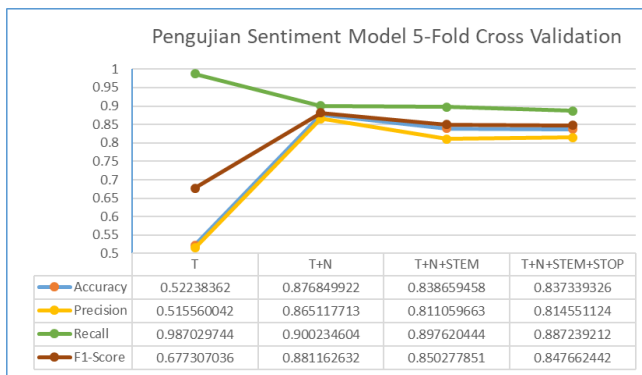
Gambar 4. *Flowchart Model Testing*

4. ANALISA DAN PENGUJIAN SISTEM

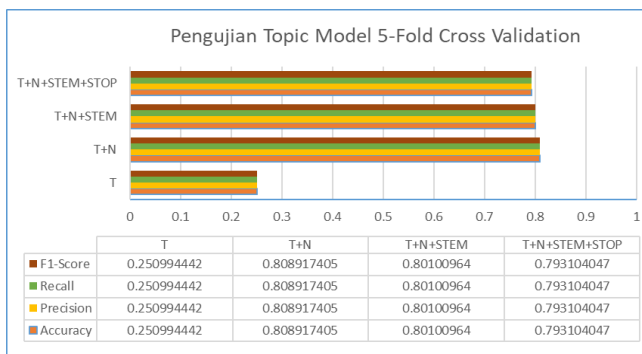
Pengujian didasarkan berdasarkan data yang telah diberi label dan validasi hasil klasifikasi dengan ahli bahasa. Pengujian model Naive Bayes Classifier dilakukan dengan mencari nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-1 score*nya. Proses pengujian dilakukan dalam beberapa langkah yaitu sesuai dengan proses *preprocessing* yaitu *tokenizing* (T), normalisasi kata (N), *stemming* (STEM), dan pengambilan *stopword* (STOP) sehingga dapat diajukan metode yang sesuai dengan akurasi yang tinggi. Pembagian data *training* dan *testing* untuk pengujian dilakukan dengan *K-Fold Cross Validation* dengan jumlah pembagian k iterasi sebanyak dua kali yaitu 5, dan 10. Pengujian dijalankan pada komputer Lenovo ideapad FLEX 4-1480 dengan spesifikasi prosesor 2.70GHz Intel Core i7 dan memori RAM 16GB DDR4.

4.1 5-Fold Cross Validation

Hasil dari pengujian *5-fold cross validation* dari model dapat dilihat pada Gambar 5 untuk model klasifikasi sentimen dan Gambar 6 untuk model klasifikasi topik. Kedua model memiliki kesamaan yaitu model berjalan paling optimal jika proses *preprocessing* yang dilakukan adalah *tokenizing* dan normalisasi kata. Pada model sentimen proses *tokenizing* dan normalisasi memiliki rata-rata akurasi paling tinggi yaitu 87% sedangkan jika hanya menggunakan proses *tokenizing* saja akurasi sangat rendah yaitu 52%. Hal ini terjadi juga pada pengujian model topik dimana proses *tokenizing* dan normalisasi memiliki lompatan akurasi yang tinggi menjadi 80% dibandingkan 25% jika hanya menggunakan proses *tokenizing*. Namun pada model topik, setelah normalisasi akurasi cenderung stabil dan tidak ada kenaikan maupun penurunan.



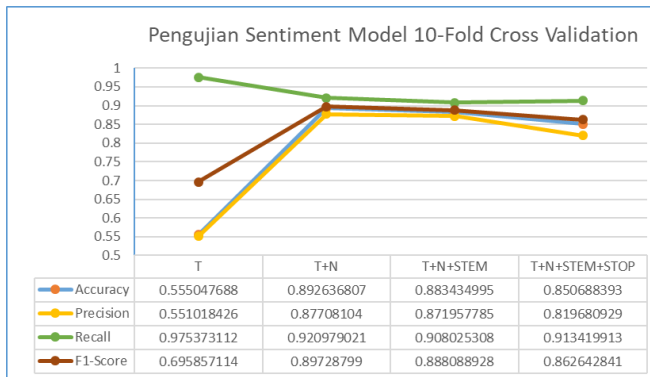
Gambar 5. Hasil Pengujian *Sentiment Classification Model* dengan *5-fold Cross Validation*



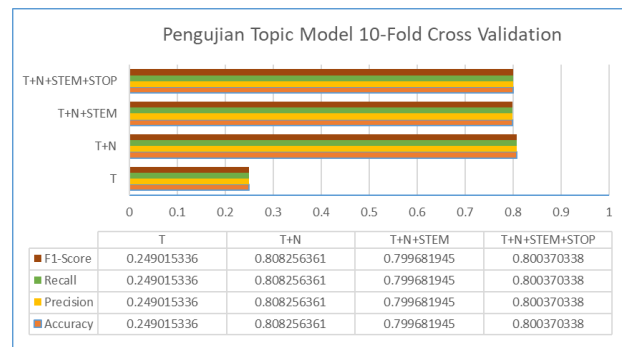
Gambar 6. Hasil Pengujian *Topic Classification Model* dengan *5-fold Cross Validation*

4.2 10-fold Cross Validation

Hasil dari pengujian *10-fold cross validation* dari model dapat dilihat pada Gambar 7 untuk model klasifikasi sentimen dan Gambar 8 untuk model klasifikasi topik. Kedua model memiliki kesamaan yaitu model berjalan paling optimal jika proses *preprocessing* yang dilakukan adalah *tokenizing* dan normalisasi kata. Pada pengujian 10-fold, model sentimen mengalami kenaikan akurasi dibandingkan dengan 5-fold sebanyak 2%-3%, hal ini diikuti dengan akurasi yang perbedaannya tidak terlalu jauh pada proses *preprocessing* selanjutnya. Namun pada model topik, akurasi cenderung stabil dan tidak terlalu jauh berbeda.



Gambar 7. Hasil Pengujian *Sentiment Classification Model* dengan *10-fold Cross Validation*



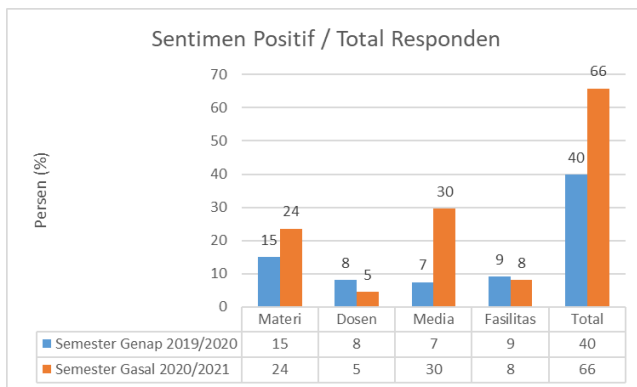
Gambar 8. Hasil Pengujian *Topic Classification Model* dengan *10-fold Cross Validation*

4.3 Analisa Hasil Pengujian *K-Fold Cross Validation*

Berdasarkan hasil pengujian dengan menggunakan *5-fold cross validation* dan *10-fold cross validation* akurasi yang dimiliki *sentiment model* berada di antara 83% hingga 90% dan *topic model* memiliki akurasi 80%. Dari pengujian ini dapat dilihat bahwa proses normalisasi kata yaitu *case folding*, penghilangan simbol, dan pengubahan kata singkatan memiliki peran yang besar terhadap klasifikasi sentimen dan topik dengan metode *Naive Bayes*. Hal ini dibuktikan dengan adanya peningkatan yang signifikan terhadap akurasi kedua model setelah proses normalisasi. Setelah melalui proses klasifikasi dengan *preprocessing tokenizing* dan normalisasi kata, akurasi model cenderung stabil terutama untuk topik model yang konstan berada pada akurasi 80%. Hal ini dapat disebabkan karena kurangnya data untuk pengujian karena label yang cukup banyak untuk pengelompokan topik. Proses *preprocessing stemming* dan *stopword* tidak membuat model semakin tinggi akurasinya dan cenderung menurun. Hal ini dapat disebabkan oleh kurangnya *stopword* yang sesuai dan dapat melakukan filtering dengan tepat. Namun disarankan untuk tetap menggunakan *stemming* dan *stopword removal* pada proses *preprocessing* klasifikasi topik dan sentimen. Hal ini penting dilakukan untuk melakukan filtering pada kata-kata yang memiliki imbuhan dan mencegah adanya kata-kata yang kurang memiliki makna dan informasi dominan sebagai penentu.

4.4 Hasil Klasifikasi Sentimen dan Topik pada Survei Mahasiswa

Data kuesioner mengenai evaluasi pelaksanaan pembelajaran jarak jauh di semester gasal 2020/2021 diolah untuk diklasifikasikan dengan menggunakan metode *Naive Bayes* yang diterapkan pada aplikasi ini. Hasil dari klasifikasi tersebut adalah 66% dari responden memiliki sentimen positif terhadap pelaksanaan pembelajaran jarak jauh di semester gasal 2020/2021, sedangkan 34% responden lainnya memiliki sentimen yang negatif. Hal ini merupakan capaian yang baik dimana persentase sentimen positif terhadap pelaksanaan pembelajaran jarak jauh pada semester sebelumnya adalah 40% dari total responden pada saat itu. Respon positif juga didapat dari beberapa aspek lain seperti materi pembelajaran dan media pembelajaran dan memiliki respon positif dibandingkan dengan semester sebelumnya. Grafik perbandingan hasil analisa sentiment dari semester gasal 2020/2021 dengan semester genap 2019/2020 dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Perbandingan Persentase Sentimen Positif Mahasiswa terkait Pembelajaran Jarak Jauh

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan implementasi dan pengujian dari aplikasi *sentiment analysis* dengan metode *Naive Bayes Classifier* pada pelaksanaan pembelajaran jarak jauh di Universitas Kristen Petra yang dilakukan maka dapat disimpulkan beberapa hal yaitu,

- Akurasi yang tinggi sangat dipengaruhi dengan adanya proses normalisasi untuk mendapatkan data teks dalam bentuk sama sehingga makna yang sebenarnya dapat tersampaikan dengan tepat.
- Proses *stemming* dan *stopword removal* dapat ditambahkan untuk melakukan *filtering* sehingga data yang didapat lebih sesuai. Namun dalam prosesnya, akurasi yang didapatkan tidak selalu lebih tinggi jika dibandingkan dengan proses normalisasi kata.
- Pada pengujian dengan *10-fold cross-validation*, hasil yang didapatkan lebih baik dibandingkan dengan *5-fold cross-validation*. Nilai dengan akurasi yang paling tinggi untuk *sentiment model* adalah dengan proses *tokenizing* dan normalisasi kata dengan nilai akurasi 89%. Sedangkan untuk *topic model* nilai akurasi rata-rata untuk semua prosesnya adalah 80%.
- Hasil analisa dari data kuesioner mahasiswa terkait pelaksanaan pembelajaran jarak jauh pada semester gasal 2020/2021 adalah mahasiswa memiliki pandangan yang positif dibandingkan dengan semester genap 2019/2020. Peningkatan nilai positif ini ditemukan pada aspek materi dan media pembelajaran. Sedangkan terdapat sedikit penurunan persentase positif untuk topik dosen dan fasilitas pendukung.

5.2 Saran

Beberapa saran yang dapat dilakukan untuk pengembangan aplikasi dan penelitian mendatang adalah penambahan proses preprocessing untuk mengatasi kata-kata negasi seperti perubahan 'tidak baik' menjadi buruk dan penambahan kelas topik secara unsupervised sehingga lebih fleksibel. Selain itu

penelitian mendatang dapat mencoba menggunakan metode yang melihat relasi antar kata seperti *semantic* dan *Support Vector Machine*. Pendekatan dari metode tersebut berbeda dari metode *Naive Bayes* yang melihat kata secara independen.

6. DAFTAR REFERENSI

- [1] Chatterjee, S. and Krystyanczuk, M. 2017. *Python Social Media Analytics*.
- [2] Christianto, M. et al. 2020. Aplikasi Analisa Sentimen Pada Komentar Berbahasa Indonesia Dalam Objek Video di Website YouTube Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *Jurnal Infra*. 8.1, 255–259.
- [3] Fiarni, C. et al. 2016. Sentiment analysis system for Indonesia online retail shop review using hierarchy Naive Bayes technique. *2016 4th International Conference on Information and Communication Technology, ICoICT 2016*. 4, c. DOI:https://doi.org/10.1109/ICoICT.2016.7571912.
- [4] Haryanto, B. et al. 2019. Facebook analysis of community sentiment on 2019 Indonesian presidential candidates from Facebook opinion data. *Procedia Computer Science*. 161, 715–722. DOI:https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.11.175.
- [5] Jurafsky, D. and Martin, J. 2019. Naive bayes and sentiment classification. *Speech and Language Processing*. 1–21.
- [6] Van Lent, L.G.G. et al. 2017. Too far to care? measuring public attention and fear for ebola using twitter. *Journal of Medical Internet Research*. 19, 6. DOI:https://doi.org/10.2196/jmir.7219.
- [7] Loper, E. and Bird, S. 2002. NLTK: The Natural Language Toolkit. DOI:https://doi.org/10.3115/1118108.1118117.
- [8] Mulyono, G. 2010. Universitas Kristen Petra Surabaya. *Dimensi Interior*. 8, 1, 44–51. DOI:https://doi.org/https://doi.org/10.9744/century.1.1.%25p
- [9] Pallavicini, F. et al. 2016. *Beyond Sentiment: How Social Network Analytics Can Enhance Opinion Mining and Sentiment Analysis*. Elsevier Inc.
- [10] Pang, B. and Lee, L. 2008. Opinion Mining and Sentiment Analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*. 1, 2, 91–233. DOI:https://doi.org/10.1561/1500000001.
- [11] Setiawan, G. et al. 2019. Aspect Based Sentiment Analysis pada Layanan Umpan Balik Universitas dengan Menggunakan Metode Naive Bayes dan Latent Semantic Analysis. *Jurnal Infra*. 7, 1, 170–174.
- [12] Susilawati, E. 2017. Public services satisfaction based on sentiment analysis: Case study: Electrical services in Indonesia. *2016 International Conference on Information Technology Systems and Innovation, ICITSI 2016 - Proceedings*. DOI:https://doi.org/10.1109/ICITSI.2016.7858241.