

ANALISIS SENTIMEN X UNTUK REVIEW FILM AGAK LAEN MENGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES

Amanda Eka Octaviani¹⁾, Andi Yusika Rangan²⁾, dan Pajar Pahrudin³⁾

^{1,2,3}Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer
^{1,2,3}Jl. M. Yamin No.25 Gn. Kelua, Kecamatan. Samarinda Ulu, Kota Samarinda, Kalimantan Timur 75123
E-mail : 2041009@wicida.ac.id¹⁾, Andi@wicida.ac.id²⁾, Pajar@wicida.ac.id³⁾

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna X terhadap film "Agak Laen" menggunakan dua pendekatan utama: metode Naïve Bayes dan fitur berbasis *leksikon*. Data dikumpulkan dari *tweet* yang mengandung kata kunci terkait film tersebut. Setelah data dikumpulkan, dilakukan proses prapemrosesan yang mencakup pembersihan data, tokenisasi, dan normalisasi teks. Penelitian ini dilakukan di ruang UKM atau Unit Kegiatan Mahasiswa yang berada di C tepatnya di ruang 15 di kampus STMIK Widya Cipta Dharma. Metode pengumpulan data yang digunakan yaitu dengan wawancara yang mengajukan pertanyaan-pertanyaan yang berkaitan dengan perfilman. Dalam penelitian ini metode Naïve Bayes digunakan sebagai model klasifikasi untuk memprediksi sentimen positif, negatif, atau netral dari *tweet*. Selain itu, fitur berbasis leksikon, yang mencakup kamus kata-kata dengan sentimen yang telah ditentukan, digunakan untuk mengidentifikasi polaritas sentimen dari teks.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, X, Review Film, Naïve Bayes, Fitur Berbasis Leksikon

X SENTIMENT ANALYSIS FOR SOMEWHAT LAEN MOVIE REVIEWS USING NAÏVE BAYES METHOD

ABSTRACT

This study aims to analyze X users' sentiment towards the movie "Agak Laen" using two main approaches: Naïve Bayes method and lexicon-based features. Data was collected from tweets containing keywords related to the movie. After the data is collected, a preprocessing process is carried out which includes data cleaning, tokenization, and text normalization. This research was conducted in the UKM or Student Activity Unit room located in C, precisely in room 15 on the STMIK Widya Cipta Dharma campus. The data collection method used is an interview that asks questions related to cinema. In this research, the Naïve Bayes method is used as a classification model to predict positive, negative, or neutral sentiments from tweets. In addition, lexicon-based features, which include a dictionary of words with predefined sentiments, are used to identify the sentiment polarity of the text.

Keywords: Sentiment Analysis, X, Movie Review, Naïve Bayes, Lexicon-based Features

1. PENDAHULUAN

Film Agak Laen merupakan film yang sedang ramai diperbincangkan saat ini, film ini menceritakan tentang dibuka dengan menampilkan sebuah pasar malam. Salah satu wahana yang ditawarkan oleh pasar malam tersebut adalah sebuah rumah hantu yang mana di dalamnya terdapat berbagai macam jenis hantu dari Indonesia.

Film Agak Laen berfokus pada empat petugas rumah hantu bernama Boris (Boris Bokis), Jegel (Indra Jegel), Bene (Bene Dion), dan Oki (Oki Rengga). Dikisahkan bahwa keempatnya bertugas sebagai hantu yang menakut-nakuti pengunjung rumah hantu yang ada di sebuah pasar malam. Namun, alih-alih menyeramkan dan membuat para pengunjung terkesan, rumah hantu tersebut justru sama sekali tidak menunjukkan kesan

yang seram. Bahkan hantu-hantu di dalamnya pun tidak berhasil membuat pengunjung terkejut maupun ketakutan. Situasi tersebut membuat pihak pengelola wahana mencoba sebisa mungkin untuk menghadirkan wahana rumah hantu yang menyeramkan.

Hingga akhirnya ada sebuah kejadian yang berhasil membuat geger para petugas wahana rumah hantu. Diketahui bahwa ada salah satu pengunjung yang mengalami gagal jantung hingga membuatnya kehilangan nyawa karena terlalu terkejut. Para hantu yang bertugas pada saat itu lantas panik dan mencoba untuk menguburkan mayatnya. Film ini mulai ditayangkan serentak di bioskop Indonesia pada tanggal 1 Februari 2024, bahkan film Agak Laen menjadi film terlaris ke 2 di Indonesia.

Film Agak Laen ini sangat viral dan menjadi perbincangan masyarakat Indonesia, terutama mengenai komedi yang diberi sentuhan horror. Dengan persepsi masyarakat terhadap film Agak Laen ini, terbentuk sentimen masyarakat diantaranya ada masyarakat yang memberi pendapat positif dan negative terhadap penayangan film Agak Laen

Dalam beberapa tahun terakhir, pertumbuhan industri film Indonesia telah menarik minat masyarakat dan memicu diskusi di platform media sosial. Oleh karena itu, analisis sentimen pada ulasan pengguna di media sosial dapat memberikan wawasan yang berharga tentang bagaimana film-film tersebut diterima oleh penonton. Dengan demikian, ini bertujuan untuk menyelidiki pandangan masyarakat terhadap film Agak Laen melalui analisis sentimen pada ulasan pengguna di platform media sosial yaitu X. Maka dari itu perlu adanya klasifikasi yang dilakukan terkait pandangan masyarakat terhadap film ini dan metode yang digunakan adalah naïve bayes.

2. RUANG LINGKUP

Dalam penelitian ini permasalahan mencakup:

1. Cakupan permasalahan
Berdasarkan Latar belakang di atas maka di rumuskan “Bagaimana analisis sentimen X untuk review film Agak Laen menggunakan metode naïve bayes?”
2. Batasan-batasan penelitian
Batasan masalah yang terdapat pada penelitian ini sebagai berikut
 1. Sumber data yang digunakan berasal dari hasil crawling data X.
 2. Data yang digunakan adalah berbahasa Indonesia.
 3. Metode yang digunakan untuk pengklasifikasian dalam penelitian ini adalah metode NAÏVE BAYES dan untuk pelabelan menggunakan metode LEXICON BASED.
 4. Pada penelitian ini menggunakan aplikasi Google Colab.
 5. Dataset yang digunakan sebanyak 1297 data komentar diperoleh melalui web extension web TwCommnetExport.
3. Rencana hasil yang didapatkan
Tujuan dari penelitian ini adalah:
Mengetahui sentimen positif dan negative pada data set X mengenai film Agak Laen dan Mengetahui kata yang sering muncul pada data set X

3. BAHAN DAN METODE

Menurut Faiza, Renaldi (2023), Analisis sentimen X untuk ulasan film, terutama berfokus pada film yang kurang mainstream atau agak laen, dapat dilakukan secara efektif menggunakan metode Naïve Bayes dan fitur berbasis leksikon.

3.1 Naïve Bayes

Menurut Kurniawan (2018), Naïve Bayes Classifier adalah suatu model independen yang membahas mengenai klasifikasi sederhana berdasarkan

teorema Bayes. Naïve Bayes merupakan suatu algoritma yang dapat mengklasifikasikan suatu variable tertentu dengan menggunakan metode probabilitas dan statistik. Secara garis besar algoritma Naïve Bayes dapat dijelaskan seperti persamaan. algoritma Naïve Bayes dapat dijelaskan seperti persamaan.

$$P(R|S) = \frac{P(R)P(S|R)}{P(S)} \quad (1)$$

Keterangan:

$P(R|S)$: Nilai probabilitas pada hipotesis

$P(S|R)$: Nilai probabilitas S yang berdasarkan dengan kondisi hipotesis

$P(R)$: Nilai probabilitas pada hipotesis R

$P(S)$: Nilai probabilitas S

R yang berdasarkan kondisi S

R : Data yang belum diketahui kelasnya

S : Hipotesis pada data R yang merupakan class Khusus.

3.2 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah salah satu pendekatan untuk menilai kinerja metode klasifikasi. Pada dasarnya, matriks konfusi berisi informasi yang membandingkan hasil klasifikasi sistem dengan hasil klasifikasi yang seharusnya menurut Proboningrum & Sidauruk (2021).

		AKTUAL	
		Positif	Negatif
PREDIKSI	Positif	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	Negatif	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Gambar 2.1 1 Confusion Matrix (Source: researchgate.net)

Dalam representasi temuan proses klasifikasi, terdapat empat istilah:

1. True Positive (TP) menyatakan data bernilai positif, dan diprediksi positif,
2. True Negative (TN) menyatakan data bernilai negatif, dan diprediksi negatif,
3. False Positive (FP) menyatakan data bernilai negatif, tetapi diprediksi positif
4. False Negative (FN) menyatakan data bernilai positif, tetapi diprediksi negatif,

3.3 Crawling Data

Menurut Bryan Helmig (2020), Crawling data adalah tentang mengumpulkan informasi dari berbagai sumber di web untuk digunakan dalam analisis atau aplikasi lainnya. Menurut Ningning Hu (2021), crawling data sebagai proses yang melibatkan teknik-teknik kompleks dalam pengambilan informasi dari web, seperti strategi pencarian, analisis struktur halaman web, dan manajemen antrian URL.

3.4 Pre- Processing

Menurut Herdhianto (2020), Terdapat beberapa tahapan pada text preprocessing, yaitu: case folding, cleaning, tokenize, normalize, stopword removal, dan stemming.

1. Case Folding,

merupakan tahap yang bertujuan untuk mengubah huruf kapital pada yang ada pada dokumen menjadi huruf kecil. Sebagai contoh, kata 'Program' dan 'program' akan terbaca sebagai kata yang berbeda, sehingga tahap ini akan membuat sistem dapat membaca data dengan efektif.

2. Cleaning,

merupakan tahap untuk melakukan pembersihan data set, seperti penghapusan mention, angka, RT (retweet), link, hashtag, tanda baca, url, dan whitespace. Proses ini bertujuan agar data set bersih dari karakter-karakter yang tidak bermakna yang mempengaruhi sentimen.

3. Tokenize,

adalah proses memecah kalimat menjadi beberapa bagian (kata/frasa) yang disebut dengan token untuk mempermudah proses selanjutnya. Tahap ini dilakukan agar setiap kata mudah diolah dan dilakukan preprocessing.

4. Normalize,

adalah proses mengubah kata singkatan atau slang menjadi kata baku KBBI. Data set yang bersumber dari media social banyak yang mengandung kata singkatan dan tidak baku perlu dilakukan normalize agar memiliki penulisan yang sama.

5. Stopword Removal,

adalah tahap memproses kata-kata yang tidak penting atau tidak bermakna dihapus untuk analisis sentimen. Contoh kata-kata tersebut adalah atau, yang, dengan, di, ke, tetapi, dan sebagainya.

6. Stemming,

proses dihilangkannya awalan dan akhiran (imbuhan) pada masing- masing kata untuk mendapatkan root atau kata dasar dari suatu dokumen. Proses ini bertujuan agar kata berimbuhan dan kata dasar yang memiliki makna yang sama penulisannya seragam.

3.4 Metode Klasifikasi

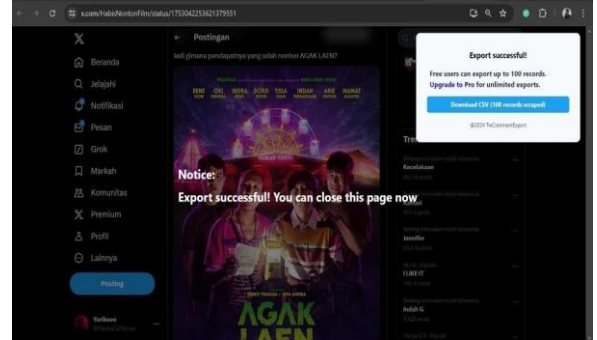
Menurut Suyanto (2019), klasifikasi adalah bagaimana mempelajari sekumpulan data sehingga dihasilkan aturan yang bisa mengklasifikasi atau mengenali data-data baru yang belum pernah dipelajari. Klasifikasi adalah proses untuk menyatakan suatu objek data sebagai salah satu kategori (kelas) yang telah didefinisikan sebelumnya. Model klasifikasi dapat dibangun dengan berdasarkan pengetahuan seorang pakar. Namun, mengingat himpunan data yang relatif besar, model klasifikasi lebih sering dibangun menggunakan teknik pembelajaran dalam bidang machine learning. Proses pembelajaran secara otomatis terhadap suatu himpunan data mampu menghasilkan model klasifikasi (fungsi target) yang memetakan objek data x (input) ke salah satu kelas y yang telah didefinisikan sebelumnya. Jadi, proses

pembelajaran memerlukan masukan (input) berupa himpunan data latih (training) yang yang berlabel (memiliki atribut kelas) dan mengeluarkan output yang berupa sebuah model klasifikasi.

4. PEMBAHASAN

Dalam pembahasan ini meliputi seperti Pengumpulan data, Processing data, Pembobotna TF-IDF dan confusing Matrix. selain itu juga membahas hasil dari semua yang sudah di sebutkan di atas.

1. Crawling Data



Gambar 4.2 1 Proses Pengumpulan Data

Tahap ini juga melakukan pengambilan semua data yang ada di dalam postingan seperti komentar, mention, dan like. Pada Gambar 4.2 di atas dapat dilihat bahwa export dari semua yang ada di postingan Habis Nonton Film sudah selesai dan data bisa di download dengan format CSV.

Proses crawling dilakukan menggunakan Tw Comment Export dari Google Extension yang secara otomatis melakukan pengumpulan data. Data yang terkumpul kemudian disimpan dalam format yang terstruktur untuk memudahkan analisis lebih lanjut. Selain itu, alat ini memastikan bahwa setiap komentar dan metadata yang relevan diambil dengan akurasi tinggi, walaupun tidak bisa dilihat namun data yang diambil sangat sangat detail dan semua data yang di ambil sesuai sama apa yang kita ambil.

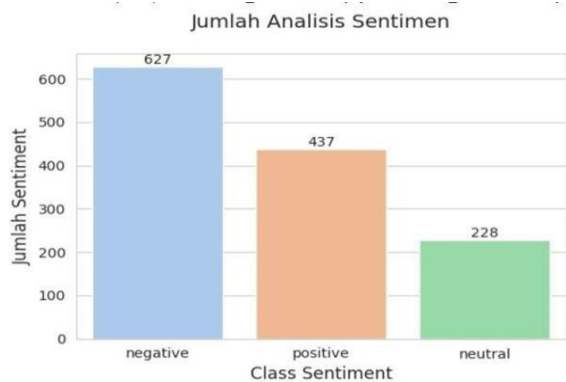


Gambar 4.2 1 Crawling Data

Pada gambar 4.3 adalah hasil crawling data bentuk soft file csv dari jumlah keseluruhan data yang kerecord berjumlah 1297 data yang berjumlah 6 atribut diantaranya Id name, handle tweet, Tweet create time, tweet url, reply, like count 35 URL, dan Date dari 6 atribut yang ditampilkan. setelah itu proses pembersihan data dan menyeleksi atribut teks.

4.2.2 Processing Data

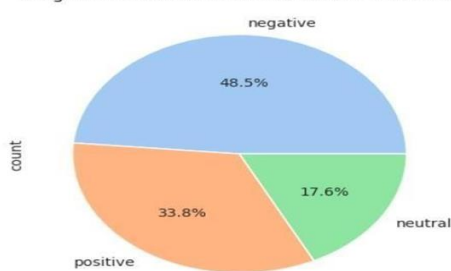
Sebelum melakukan tahapan preprocessing terlebih dahulu import library yang dibutuhkan untuk memanggil dataset yang akan di proses di google collab. Setelah library berhasil di import, selanjutnya



Gambar 4.2 6 Hasil Jumlah Pelabelan

Pada Gambar 4.3.7 diatas sentimen negative lebih banyak dengan jumlah total 627 dokumen, sentimen positive dapat di angka 437 dokumen, sementara jumlah dari netral dapat di angka terendah yaitu 228 dokumen. Hal ini menunjukkan sentimen negatif lebih dominan dibandingkan dengan sentimen lainnya. Jika di presentasikan hasil dari negative di angka 48.5%, positive 33.8% dan netral dapat di angka 17.6% seperti yang di tampilkan pada gambar 4.10 di bawah. Dominasi sentimen negatif ini mengindikasikan bahwa sebagian besar teks yang dianalisis cenderung memiliki pandangan atau opini yang negatif.

Diagram Persentase Hasil Klasifikasi Sentimen



Gambar 4 10 Diagram Hasil Klasifikasi Sentimen Dalam Bentuk Persen

7. Pembobotan dengan TF-IDF

Setelah pelaksanaan proses pelabelan dilanjutkan dengan Tahapan Pembobotan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) yang menggunakan perhitungan modul scikit-learn yaitu TfidfVectorizer. Dimana hasil dari tahap TF-IDF yaitu dari 4350 dataset setelah dilakukan pembobotan kata atau kemunculan kata berjumlah 1270 kata

```
cv.vocabulary_
{
  'film': 1318,
  'laen': 2164,
  'patah': 3016,
  'aktor': 290,
  'bang': 501,
  'ngepush': 2723,
  'musti': 2603,
  'brp': 746,
  'kall': 1909,
  'ku': 2132,
  'tonton': 4017,
  'ghostlab': 1461,
  'tp': 4024,
  'gapapa': 1409,
  'bagus': 478,
  'salah': 3418,
  'kumpul': 2141,
  'juta': 1882,
  'sukses': 3790,
  'drama': 1154,
  'series': 3572,
  'sinetron': 3648,
  'tang': 3849,
  'mesti': 2485,
  'berterimakasih': 613,
  'cari': 817,
  'hati': 1561,
}
```

Gambar 4.2.11 kamus (dictionary) yang menghubungkan kata-kata (terms) dengan indeks uniknya

Pada gambar 4.11 menjelaskan kamus ini digunakan dalam CountVectorizer atau TfidfVectorizer dari library scikit-learn, yang mengubah koleksi dokumen teks menjadi matriks istilah-dokumen. Setiap kata atau term dalam teks diberikan indeks unik untuk mengidentifikasi kata tersebut di dalam vektor atau matriks. Misalnya, kata "film" memiliki indeks 1318, "Laen" memiliki indeks 2164, dan seterusnya

```
[ ] #contoh memanggil salah satu kata pada kolom 1
stemming_data_tf = stemming_data[1]
print(stemming_data_tf)

['aktor', 'film', 'laen']

[ ] #hasil tf dalam dokumen 1
term_frequency = cv.transform([stemming_data_tf])
print(term_frequency)

(0, 290) 1
(0, 1318) 1
(0, 2164) 1
```

Gambar 4.2 12 Hasil TF

Pada gambar 4.12 merupakan hasil TF dari kalimat "aktor film laen", terdapat ada 3 kata dengan masing-masing nomor indeksnya. Contoh jika dalam hasil yang diberikan (0, 290) 1, ini berarti dalam dokumen pertama (indeks 0), kata "film" muncul sekali dan begitupun seterusnya.

```
[7.06610809 5.67981373 7.4715732 ... 7.4715732 7.4715732 7.4715732 ]
(0, 3016) 0.9797822068201785
(0, 2164) 0.13875545064680614
(0, 1318) 0.1441310241217442
(1, 2164) 0.18231130245612194
(1, 1318) 0.1893743715289261
(1, 290) 0.9648315434494055
(2, 4017) 0.1925498531077353
(2, 2723) 0.4804731949738218
(2, 2603) 0.4804731949738218
(2, 2164) 0.06804397367928439
(2, 2132) 0.34675089917521973
(2, 1909) 0.2831764333700083
(2, 1318) 0.07068008907752416
(2, 746) 0.43589909637428775
(2, 501) 0.3180515898828006
(3, 4024) 0.37327095086192646
(3, 2164) 0.08969262891483697
(3, 1461) 0.6333390254871771
(3, 1409) 0.574583372000795
(3, 1318) 0.09316744244212204
(3, 478) 0.3356776485344057
(4, 4017) 0.32054230511709114
(4, 3418) 0.5099499325666506
(4, 2164) 0.1132744160561932
(4, 2141) 0.6657429510068941
```

Gambar 4.2 13 Hasil TF-IDF

Pada gambar 4.13 menunjukkan hasil nilai yang diperoleh dari perhitungan tf- idf yang menggunakan tools google collab. [7.06610809 5.67981373 7.4715732] merupakan array nilai IDF untuk setiap term dalam koleksi dokument yang dihitung berdasarkan jumlah kata yang sering muncul yang dibagi dengan jumlah seluruh data. Sedangkan (0, 3016) 0.9797822068201785 dan seterusnya menunjukkan pasangan indeks term dan nilai TF-IDF-nya yang hasilnya dikalikan. Nilai TF-IDF memberikan bobot pada setiap term berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam dokumen dan seberapa jarang term tersebut muncul di dokumen lain

8. Pemodelan Naïve Bayes

Pada gambar 4.2.14 adalah tabel hasil evaluasi model Naive Bayes untuk klasifikasi teks. Tabel tersebut berisi informasi mengenai akurasi, presisi, recall, dan f1-score untuk setiap kelas dan secara keseluruhan

Akurasi: 0.5846153846153846

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.65	0.71	0.68	59
neutral	0.53	0.38	0.44	26
positive	0.52	0.53	0.53	45
accuracy			0.58	130
macro avg	0.56	0.54	0.55	130
weighted avg	0.58	0.58	0.58	130

Gambar 4.2 14 Hasil Pemodelan Naïve Bayes

Akurasi Dalam tabel diatas, akurasi model Naive Bayes secara keseluruhan adalah 56%. Artinya, model ini berhasil mengklasifikasikan 56% dari data teks dengan benar.

Presisi Dalam tabel diatas presisi untuk kelas negatif adalah 65%, presisi untuk kelas netral adalah 53%, dan presisi untuk kelas positif adalah 52%. Artinya, untuk kelas negatif, 65% dari prediksi positif yang dibuat oleh model ini benar, untuk kelas netral 53% benar, dan untuk kelas positif 52% benar.

Recall untuk kelas negatif adalah 71%, recall untuk kelas netral adalah 38%, dan recall untuk kelas positif adalah 53%. Artinya, untuk kelas negatif, 71% dari data teks yang benar-benar negatif diidentifikasi dengan benar oleh model, untuk kelas netral 38% benar, dan untuk kelas positif 53%

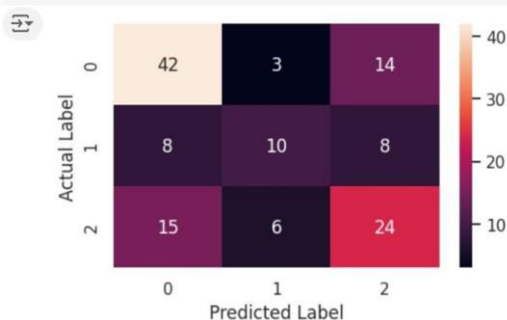
F1-score dihitung dengan rumus berikut: $F1\text{-score} = 2 * (\text{presisi} * \text{recall}) / (\text{presisi} + \text{recall})$

Dalam tabel ini, F1-score untuk kelas negatif adalah 68%, F1-score untuk kelas netral adalah 44%, dan F1-score untuk kelas positif adalah 53%. Kesimpulannya Akurasi model secara keseluruhan adalah 56%, dan presisi, recall, dan F1-score untuk setiap kelas umumnya cukup tinggi. Namun, perlu diingat bahwa performa model ini dapat bervariasi tergantung pada kualitas data latih dan kesesuaian asumsi independensinya antar fitur.

4.2.3 Confusion Matrix

Setelah didapatkannya hasil klasifikasi sentimen menggunakan Naïve Bayes perlu dilakukan pengujian menggunakan confusion matrix untuk mengetahui informasi yang diprediksi dan hasil yang sebenarnya. Perhitungan dari confusion matrix adalah accuracy, recall, precision dan F1-score. Berikut merupakan hasil pengujian menggunakan Confusion Matrix.

Gambar 4.2 15 Pengujian Confusion Matrix



Dari Gambar 4.15 diatas dapat dijelaskan bahwa memiliki 42 data sebagai true negatif, 10 data sebagai data true netral dan 24 data sebagai true positif. Pada perhitungan manual akurasi, presisi dari matriks diatas sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{\text{Jumlah prediksi benar (TP + TN + FN)}}{\text{Jumlah prediksi (TN + FN + FP + TN)}} \times 100$$

$$Accuracy = \frac{24 + 10 + 42}{42 + 3 + 14 + 8 + 10 + 8 + 15 + 6 + 24} \times 100$$

$$Accuracy = \frac{76}{130} \times 100$$

$$Accuracy = 0.584 \times 100 = 58.4\%$$

Hitung Presisi dan Reccal untuk setiap kelas pada masing-masing sentimen:

Sentimen Negative

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TN + FN + FP} \times 100$$

$$\text{Presisi} = \frac{42}{42 + 15 + 8} \times 100$$

$$\text{Presisi} = \frac{0.646 \times 100}{= 64.6\%$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TN + FN + FP} \times 100$$

$$\text{Recall} = \frac{42}{42 + 14 + 3} \times 100$$

$$\text{Recall} = \frac{0.711 \times 100}{= 71.1\%$$

Jadi hasil dari Presisi, Recall, untuk Sentimen Neutral: 64.6%, 71.1%

Sentimen Positive

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TN + FP + FN} \times 100$$

$$\text{Presisi} = \frac{24}{24 + 14 + 8} \times 100$$

$$\text{Presisi} = \frac{0.521 \times 100}{= 52.1\%$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TN + FP + FN} \times 100$$

$$\text{Recall} = \frac{24}{24 + 15 + 6} \times 100$$

$$\text{Recall} = \frac{0.533 \times 100}{= 53.3\%$$

Jadi hasil dari Presisi, Recall, untuk Sentimen Positive: 52.1%, 53.3%.



Amrullah, A. Z., Anas, A. S., & Hidayat, M. A. J. (2020). Analisis Sentimen Movie Review Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan Seleksi Fitur Chi Square. *Jurnal Bumigora Information Technology (BITE)*, 2(1), 40-44.

Paul, M. J., Smith, J., Brown, A., & Taylor, R. (2019). Analisis Tren Media Sosial dalam Kesehatan

Masyarakat. *Jurnal Kesehatan Masyarakat dan Teknologi Informasi*, 22(2), 101-112.

Permana, R., & Effendi, A. (2020). Analisis Dampak Teknologi Informasi terhadap Produktivitas Kerja. *Jurnal Teknologi Informasi dan Manajemen*, 15(4), 223-234.

TERIMA KASIH