

Analisis Perbandingan Algoritma Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machine untuk Klasifikasi Hoax pada Berita Online Indonesia

Ramadhan Rakhmat Sani¹⁾, Yunita Ayu Pratiwi²⁾, Sri Winarno³⁾, Erika Devi Udayanti⁴⁾, dan Farrih Al Zami⁵⁾

Program Studi Sistem Informasi, Universitas Dian Nuswantoro

¹⁾ ramadhan_rs@dsn.dinus.ac.id, ²⁾ yunitayu.pratiwi@gmail.com, ³⁾ sri.winarno@dsn.dinus.ac.id, ⁴⁾ erikadevi@dsn.dinus.ac.id, ⁵⁾ alzami@dsn.dinus.ac.id

Abstrak

Masyarakat mampu mengkonsumsi tiap informasi yang tersebar di internet dengan cepat dan terkadang informasi yang beredar tidak selalu memberikan kebenaran yang sesuai dengan kenyataannya (hoax). Demi mendapatkan keuntungan dan mencapai tujuan pribadi, hoax seringkali sengaja dibuat dan dibagikan. Informasi yang didapatkan dari hoax tentunya dapat mempengaruhi masyarakat karena menimbulkan keraguan dan kebingungan terhadap informasi yang diterima. Oleh karena itu, penelitian ini membahas tentang bagaimana mengklasifikasikan berita hoax berbahasa Indonesia mengenai isu kesehatan menggunakan TF-IDF serta algoritma Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machine dengan 4 model yang berbeda sehingga mampu memprediksi sebuah berita hoax atau valid. Pada penelitian ini dataset yang dikumpulkan sebanyak 287 diantaranya 200 valid dan 87 hoax. Hasil evaluasi model penelitian ini dengan menggunakan 4 model berbeda pada masing-masing algoritma, diperoleh nilai classification report terbesar untuk algoritma NBC pada model Complement Naive Bayes dengan hasil precision 95.4%, recall 95.4%, f1-score 95.4% dan accuracy 93.1%. Sedangkan nilai classification report terbesar untuk algoritma SVM pada kernel Sigmoid dengan hasil precision 95.6%, recall 100%, f1-score 97.7% dan accuracy 96.5%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa hasil performa rata-rata dari algoritma SVM memiliki kinerja yang lebih baik jika dibandingkan dengan algoritma NBC dalam melakukan klasifikasi berita hoax mengenai isu kesehatan.

Kata kunci : Naive Bayes Classifier, Support Vector Machine, Klasifikasi Berita Hoax, Berita Hoax, TF-IDF

Abstract

People are able to consume any information that is spread on the internet quickly and sometimes the information circulating does not always provide the truth in accordance with reality. In order to gain profit and achieve personal goals, hoax are often deliberately created and shared. Information obtained from hoax can certainly affect the public because it creates doubt and confusion about the information received. Therefore, this study discusses how to classify hoax news on health issues using Naive Bayes Classifier and Support Vector Machine. 4 different models so as to be able to predict a hoax or valid news. In this study, 287 datasets were collected, of which 200 were valid and 87 were hoax. The results for each algorithm, obtained the largest classification report value for the NBC algorithm on the ComplementNB model with 95.4% precision, 95.4% recall, 95.4% f1-score and 93.1% accuracy. Meanwhile, for the SVM algorithm on the Sigmoid kernel with 95.6% precision, 100% recall, 97.7% f1-score and 96.5% accuracy. So it can be concluded

that the average performance of the SVM algorithm has a better performance when compared to the NBC algorithm in classifying hoax news regarding health issues.

Keywords : *Naïve Bayes Classifier, Support Vector Machine, Hoax News Classification, Hoax News, TF-IDF*

1 PENDAHULUAN

Persebaran arus informasi melalui internet saat ini sangatlah mudah dan cepat dimana waktu serta jarak tidak menjadi sebuah penghalang. Jumlah pengguna internet di Asia dimana pada Maret 2021 Indonesia telah mencapai 212,35 juta jiwa pengguna internet. Menggunakan data tersebut, Indonesia menempati peringkat ketiga di antara negara-negara dengan pengguna internet terbanyak di Asia [1]. Sehingga dengan meningkatnya pengguna internet, masyarakat dapat mengkonsumsi tiap informasi yang tersebar dengan cepat. Dengan kecepatan tersebut tentu saja menghasilkan dampak positif maupun negatif, dimana informasi yang beredar tidak selalu memberikan kebenaran yang sesuai dengan kenyataannya atau bisa disebut dengan *hoax*.

Hoax adalah informasi atau berita yang mengandung hal-hal yang belum teridentifikasi atau bukan fakta yang sebenarnya terjadi [2]. Demi mendapatkan keuntungan dan mencapai tujuan pribadi, *hoax* seringkali sengaja dibuat dan dibagikan sehingga dapat menyebar lebih cepat. Informasi yang didapatkan dari *hoax* tentunya dapat mempengaruhi masyarakat karena menimbulkan keraguan dan kebingungan terhadap informasi yang diterima, serta mampu merusak citra individu dan kelompok yang berkaitan. Headline yang digunakan oleh informasi *hoax* seringkali bersifat sensasional dan provokatif. Hal tersebut sengaja dibuat untuk menarik minat dan keingintahuan pembaca. Setidaknya 30% hingga hampir 60% masyarakat Indonesia terpapar *hoax* saat mengakses dan berkomunikasi melalui dunia maya. Sementara hanya 21% hingga 36% saja yang dapat mengenali atau mendeteksi adanya *hoax*. Sebagian besar *Hoax* yang ditemukan terkait dengan isu politik, kesehatan, dan agama [3].

Isu kesehatan menjadi kategori *hoax* yang paling banyak persebarannya, karena di masa pandemi ini orang-orang berburu berita kesehatan tentunya memiliki rasa ingin tahu lebih mengenai informasi kesehatan dari berbagai sumber. Terkadang juga orang-orang menginginkan penyakitnya sembuh dengan cepat dan hanya bermodalkan sedikit sehingga tidak perlu lagi mengunjungi dokter. Lalu dengan adanya internet, banyak orang yang sering *sharing* berita tanpa menyaring berita tersebut sehingga dapat menyalahartikan maksud sebenarnya dan membuat spekulasi atau konspirasi yang sebenarnya tidak sesuai kenyataannya.

Hal tersebut menjadi motif oknum yang tidak bertanggung jawab demi kepentingan tertentu untuk menyebarkan informasi *hoax* dan menyangkut pautkan dengan pandemi saat ini. Menurut ketua umum DPP Masyarakat Hukum Kesehatan Indonesia (MHKI) dr. Mahesa Paranadipa M, M.H, terdapat 3 motif yang membuat seorang oknum memublikasikan berita *hoax* dengan topik kesehatan diantaranya untuk membujuk seseorang agar memilih pengobatan tradisional daripada pengobatan medis, untuk mencari keuntungan dari bisnis penjualan obat tradisional penyakit tertentu, dan terkadang dimaksudkan untuk mengkritik kebijakan pemerintah atau lembaga tertentu [4]. Fasilitator atau medium penyebaran *hoax* paling banyak terdapat pada salah satu media komunikasi yang populer saat ini, yaitu media sosial. Media sosial berperan besar dalam penyebaran *hoax* karena akses kemudahan yang ditawarkan dalam

berbagai hal seperti berinteraksi sesama pengguna, berbagi konten, berbisnis, mengisi waktu luang, dan mengikuti berita atau kejadian terkini.

Solusi yang ada saat ini adalah Kementerian Komunikasi dan Informatika Republik Indonesia (Kominfo) telah menyediakan situs kominfo.go.id layanan pengaduan konten dari berbagai sumber media sosial yang diduga berisi berita *hoax*. Adapula situs turnbackhoax.id yang dikelola oleh Masyarakat Anti *Hoax* Indonesia (MAFINDO) yang telah memberikan informasi pasti dari berita *hoax* yang sebelumnya tersebar.

Saat ini telah banyak informasi seputar tips-tips untuk mencegah penyebaran berita *hoax* dan berbagai teknologi penangkal *hoax* tentunya juga telah muncul, namun sejauh ini masih jarang ditemukan teknologi tersebut yang diterapkan secara langsung pada sistem pendeteksi *hoax*. Beberapa sistem menggunakan kecerdasan buatan untuk menentukan apakah sebuah berita mengandung *hoax*, dan beberapa menggunakan algoritma perbandingan teks. Oleh karena itu untuk mendeteksi suatu informasi atau berita berisikan *hoax*, diperlukan adanya alat bantu yang dapat mendeteksi kebenaran berita tersebut apakah termasuk *hoax* atau valid. Metode klasifikasi diperlukan sebagai salah satu cara mengurangi tersebarannya konten berisi *hoax* dengan memanfaatkan text mining dan menggunakan python sebagai bahasa pemrogramannya.

Text mining merupakan proses mengubah teks tidak terstruktur menjadi format terstruktur untuk mengidentifikasi pola atau informasi baru yang berguna dengan menggunakan pendekatan *machine learning*. Ada berbagai algoritma yang digunakan untuk proses text mining seperti *Decision Tree*, *K-Means Clustering*, *Naïve Bayes Classifier*, *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), dan masih banyak lagi. Disini peneliti menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier* karena mudah dimengerti, dapat memberikan hasil yang baik, dan efektif digunakan untuk membangun model, juga menggunakan algoritma *Support Vector Machines* (SVM) karena bekerja relatif baik ketika ada margin pemisahan yang jelas antar kelas dan relatif hemat memori.

Naïve Bayes Classifier merupakan algoritma *supervised multiclass classification*, berdasarkan penerapan teorema Bayes dengan asumsi "*naive*" independensi bersyarat antara setiap pasangan variabel [5]. Algoritma *Naïve Bayes* dapat membangun model dan membuat prediksi dengan cepat karena kesederhanaannya. Ada beragam aplikasi kehidupan nyata yang sukses didasarkan pada *Naïve Bayes Classifier*, seperti layanan prediksi cuaca, evaluasi kredit pelanggan, kategorisasi kondisi kesehatan, dan sebagainya [6]. Oleh karena itu, penelitian ini akan memanfaatkan proses *text mining* dengan menggunakan pembobotan TF-IDF karena mampu meningkatkan *classification report* (*precision* dan *recall*) dengan baik dan dapat mengurangi ukuran *term* pada dataset yang digunakan.

2 TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian yang berkaitan dengan topik klasifikasi berita dalam [7] menggunakan 100 berita untuk data latih (*train data*) dan 20 berita untuk data uji (*test data*). Penelitian ini ditujukan hanya untuk website berita berbahasa Indonesia karena corpus yang digunakan adalah bahasa Indonesia dan karakteristik website berita berbahasa Indonesia berbeda dengan karakteristik website berita non Indonesia. Dari penelitian tersebut menggunakan algoritma

SVM didapatkan hasil akhir klasifikasi berita *hoax* yang terdeteksi benar sebanyak 80%, sedangkan klasifikasi berita *non-hoax* yang terdeteksi sebanyak 90%.

Selanjutnya penelitian pada [8] dengan memahami karakteristik berita palsu melalui fitur analisis pada berita Twitter menggunakan tiga metode untuk mengklasifikasikan yaitu *Naïve Bayes*, *Neural Network*, dan *Support Vector Machines*. Data dikumpulkan dari 948,373 pesan dan diklasifikasikan menjadi dua kelas yaitu dapat dipercaya (*believable*) dan tidak dapat dipercaya (*unbelievable*). Hasil percobaan menunjukkan dimana *precision* tidak memiliki perbedaan pada masing-masing metodenya sebesar 99,80%. Metode *Naïve Bayes* menghasilkan *recall* 96,10%, *F-Measure* 97,90% dengan nilai akurasi sebesar 96,08%. Metode *Neural Network* dan *Support Vector Machines* memiliki hasil yang setara dengan *recall* 99,90%, *F-Measure* 99,80% dan nilai akurasi sebanyak 99,90%.

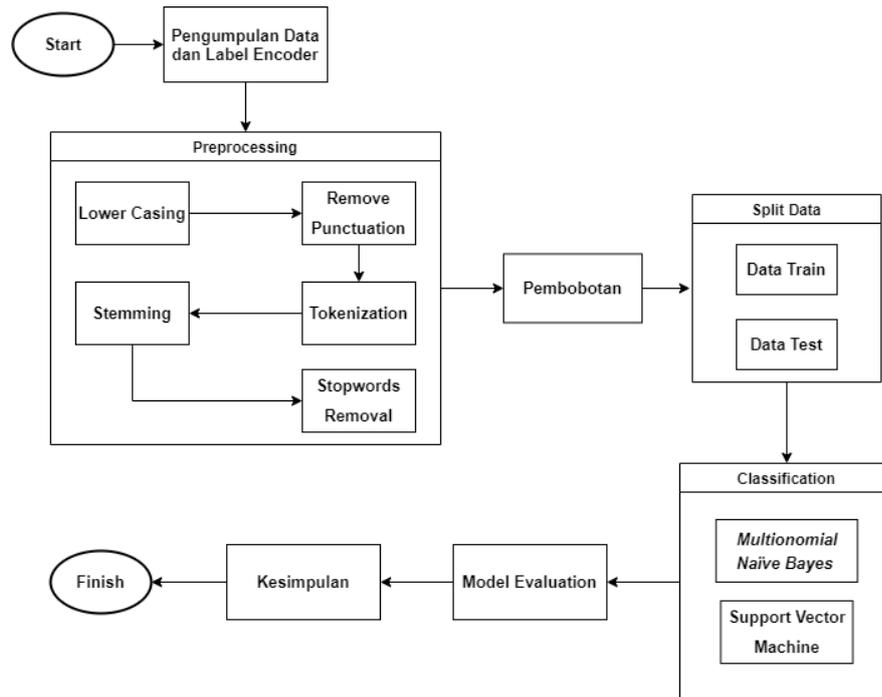
Penelitian pada [9] berfokus untuk mendeteksi berita palsu dalam Bahasa Bangla dari media sosial menggunakan dua algoritma yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Multinomial Naïve Bayes* (MNB). Sekitar 2500 dataset artikel publik dikumpulkan kemudian dibagi menjadi data latih (*train*) berisi 70% dari dataset dan data uji (*test*) berisi 30% dari dataset. Menggunakan dua algoritma, didapatkan hasil nilai rata-rata akurasi akhir sebesar 93,2% dengan *precision* 95%, *recall* 91%, dan *f1-score* 93% untuk algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dan nilai rata-rata akurasi sebanyak 96,64% dengan *precision* 98%, *recall* 97%, dan *f1-score* 97% untuk algoritma *Support Vector Machines*.

Kemudian pada [10] mengenai deteksi berita *hoax* dengan ekstraksi fitur TF-IDF menggunakan algoritma *Bernoulli Naïve Bayes*. Dataset terdiri dari 4 atribut yaitu *title*, *text*, *subject*, dan *date* dengan pelabelan menggunakan nilai biner 1 untuk *fake news* dan 0 untuk *real news*. Model *Bernoulli Naïve Bayes* dibentuk dengan data latih sebanyak 8800 data berita, menghasilkan nilai rata-rata akurasi sebesar 98,75% dan dengan jumlah data uji sebanyak 2200 data berita, dimana akurasi dari prediksi model untuk label 1 (*Fake*) sebesar 97,8%, dan akurasi untuk label 0 (*True*) sebesar 99,1% dengan *precision* 99,1%, *recall* 97,8%, dan *f1-score* 98,4%.

Dan pada [11] mengenai berita palsu dengan model yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Support Vector Machine* dan *Naïve Bayes*. Data diuji menggunakan metode pengklasifikasi *Naïve Bayes* dan SVM, dengan SVM mencapai akurasi 92% dan *Naïve Bayes* hanya mencapai akurasi sebesar 73%. Metode *Naïve Bayes* menghasilkan nilai *precision* 74%, *recall* 72%, *F-1 Score* 71% dan metode SVM mampu menghasilkan nilai *precision* 91%, *recall* 93%, *F-1 Score* 92%. Dengan perbandingan tersebut, dapat disimpulkan bahwa algoritma SVM mencapai klasifikasi yang lebih baik daripada *Naïve Bayes* dalam memprediksi berita sebagai berita palsu atau nyata.

3 METODE PENELITIAN

Penelitian dilakukan dengan beberapa tahapan sistematis untuk menyelesaikan permasalahan yang ada. Implementasi dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman *python* yang dibantu dengan *library Scikit Learn*. Tahapan yang ada pada penelitian ini yaitu pengumpulan data dan *label encoder*, *preprocessing*, pembobotan, *split data*, *classification*, *model evaluation*, dan kesimpulan. Tahapan tersebut dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1 Alur Penelitian

3.1 PENGUMPULAN DATA DAN LABEL ENCODER

Pengumpulan data yang dilakukan dengan *crawler* secara manual (*copy-paste*) dari portal berita online berbahasa Indonesia seperti Tribunnews, Detik, dan CNN untuk berita netral dan dari website *turnbackhoax* dan *kominfo* pada fitur publikasi laporan info hoaks untuk berita *hoax*. Berita yang digunakan pada penelitian ini berfokus pada isu mengenai kesehatan. Total berita yang diambil sebanyak 287 data yang muncul selama periode Agustus 2019 – Mei 2022. Kemudian dilakukan label encoder secara manual untuk memberikan label yang diklasifikasi kedalam *hoax* atau valid. Dua value tersebut akan diubah setiap nilai dalam kolomnya menjadi angka yang berurutan, dimana untuk *hoax* akan dilabeli sebagai 0 dan valid sebagai 1 yang nantinya akan menjadi acuan proses klasifikasi berita *hoax* untuk diujikan.

3.2 PREPROCESSING

Tahap Kedua yaitu melakukan *preprocessing* untuk membantu menghapus informasi yang tidak relevan pada data dan dapat membantu mengurangi ukuran data mentahnya. Pada penelitian ini, tahapan *preprocessing* yang akan dilakukan diantaranya proses *lower casing* dengan merubah teks yang ada pada dataset menjadi huruf kecil (*lower case*), *remove punctuation* untuk menghapus atau menghilangkan simbol seperti emotikon, angka, spasi yang berlebihan dan tanda baca karena hal tersebut tidak akan memengaruhi hasil dari klasifikasi yang akan dilakukan, *tokenization* dengan membagi kalimat yang semulanya lengkap menjadi baris huruf kecil, *stemming* menghilangkan imbuhan yang ada pada tiap kata untuk mencari kata dasarnya dengan menggunakan library pada python yaitu Sastrawi yang cocok digunakan untuk menghilangkan imbuhan berbahasa Indonesia, dan terakhir yaitu *stopwords removal*

menyeleksi dan menghilangkan kata yang memiliki kemunculan tinggi pada dataset misalnya seperti kata penghubung, sapaan, kata yang tidak memiliki arti, dan sebagainya. Berikut merupakan hasil dari tahap preprocessing seperti pada tabel 1.

Tabel 1 Hasil Proses Preprocessing

Text Berita	Media covid... Perhatikan bahwa pH virus corona bervariasi dari 5,5 hingga 8,5... karena itu, yang harus kita lakukan untuk menghilangkan virus adalah mengonsumsi lebih banyak makanan dan minuman alkali di atas tingkat keasaman virus...
Lowering Case	media covid... perhatikan bahwa ph virus corona bervariasi dari 5,5 hingga 8,5... karena itu, yang harus kita lakukan untuk menghilangkan virus adalah mengonsumsi lebih banyak makanan dan minuman alkali di atas tingkat keasaman virus...
Remove Punctuation	media covid perhatikan bahwa ph virus corona bervariasi dari 5,5 hingga 8,5 karena itu yang harus kita lakukan untuk menghilangkan virus adalah mengonsumsi lebih banyak makanan dan minuman alkali di atas tingkat keasaman virus
Tokenization	'media', 'covid', 'perhatikan', 'bahwa', 'ph', 'virus', 'corona', 'bervariasi', 'dari', 'hingga', 'karena', 'itu', 'yang', 'harus', 'kita', 'lakukan', 'untuk', 'menghilangkan', 'virus', 'adalah', 'mengonsumsi', 'lebih', 'banyak', 'makanan', 'dan', 'minuman', 'alkali', 'diatas', 'tingkat', 'keasaman', 'virus'
Normalization	'media', 'covid', 'perhatikan', 'bahwa', 'ph', 'virus', 'corona', 'bervariasi', 'dari', 'hingga', 'karena', 'itu', 'yang', 'harus', 'kita', 'lakukan', 'untuk', 'menghilangkan', 'virus', 'adalah', 'mengonsumsi', 'lebih', 'banyak', 'makanan', 'dan', 'minuman', 'alkali', 'diatas', 'tingkat', 'keasaman', 'virus'
Stemming	'media', 'covid', 'perhati', 'bahwa', 'ph', 'virus', 'corona', 'variasi', 'dari', 'hingga', 'karena', 'itu', 'yang', 'harus', 'kita', 'laku', 'untuk', 'hilang', 'virus', 'adalah', 'konsumsi', 'lebih', 'banyak', 'makan', 'dan', 'minum', 'alkali', 'diatas', 'tingkat', 'asam', 'virus'
Stopwords Removal	'media', 'covid', 'perhati', 'bahwa', 'ph', 'virus', 'corona', 'variasi', 'laku', 'hilang', 'virus', 'konsumsi', 'makan', 'minum', 'alkali', 'ingkat', 'asam', 'virus'

3.3 PEMBOBOTAN

Menggunakan TF-IDF untuk pemberian bobot *term* pada dataset atau dokumen menggunakan urutan token berupa unigram dalam implementasinya sehingga jumlah token dari TF-IDF hanya satu kata saja.

Berikut merupakan rumus untuk perhitungan TF-IDF:

$$F = \begin{cases} 1 + \log_{10} (f_{t,d}), & f_{t,d} > 0 \\ 0, & f_{t,d} = 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$IDF_j = \log \left(\frac{D}{df_j} \right) \quad (2)$$

$$w_{ij} = tf_{ij} \times \log \left(\frac{D}{df_j} \right) + 1 \quad (3)$$

Keterangan:

$f_{t,d}$ = frekuensi term (t) pada dokumen (d)

D = jumlah semua dokumen dalam dataset

df_j = jumlah dokumen yang mengandung term (tj)

w_{ij} = bobot term (tj) terhadap dokumen (d)

tf_{ij} = jumlah kemunculan term (tj) dalam dokumen (d)

3.4 MODEL CLASSIFIER

Dataset pada penelitian ini dibagi menjadi 2 set, *train-set* dan *test-set* untuk dimasukkan kedalam algoritma pengklasifikasian dengan perbandingan *train-set* 80% dan *test-set* 20% dari keseluruhan dataset. Algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan *Support Vector Machine* dengan 4 model yang berbeda diusulkan untuk digunakan dalam melakukan klasifikasi berita *hoax*. Kemudian data *training* dilakukan dan menghasilkan pembelajaran yang nantinya akan digunakan sebagai acuan pada proses *testing* dengan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan SVM yang bekerja untuk memastikan apakah data yang diuji telah tepat terhadap data *testing*. Dari *modeling* tersebut didapatkan hasil kinerja yang ditampilkan dalam bentuk visualisasi *confusion matrix* dan *classification report* yang menunjukkan *precision*, *recall*, *f1-score*, *support* dan *accuracy*.

3.5 MODEL EVALUASI

Confusion Matrix memberikan informasi yang dapat digunakan untuk merangkum kinerja dari klasifikasi yang sehubungan dengan beberapa *test data* dengan memvisualisasikan. Tabel 2 menunjukkan *matrix* dua dimensi, dimana satu dimensi diindeks oleh kelas sebenarnya dari suatu objek dan di dimensi lain oleh kelas yang ditetapkan oleh *classifier*.

Tabel 2 Confusion Matrix

		Kelas Prediksi	
		Negative (N)	Positive (P)
Kelas Aktual	Negative	True Negative (TN)	False Positive (FP)
	Positive	False Negative (FN)	True Positive (TP)

Keterangan:

1. True Positive (TP) merupakan hasil prediksi yang dikeluarkan program berupa positif dan itu memang benar (positif).
2. True Negative (TN) merupakan hasil prediksi yang dikeluarkan program berupa negatif dan itu memang benar (negatif).
3. False Positive (FP) merupakan hasil prediksi yang dikeluarkan program berupa positif, namun hasil aktualnya yaitu negatif.
4. False Negative (FN) merupakan hasil prediksi yang dikeluarkan program berupa negatif, namun hasil aktualnya yaitu positif.

Classification report merupakan visualisasi untuk mengukur kualitas performa prediksi dari algoritma klasifikasi dengan menampilkan *precision*, *recall*, *f1-score*, *support* dan *accuracy* [12].

Precision atau presisi digunakan untuk menghitung berapa rasio / keakuratan dari prediksi yang dilakukan oleh model itu benar.

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{4}$$

Recall merupakan kemampuan *classifier* untuk menemukan semua kasus positif.

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{5}$$

F1-score merupakan rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall* yang dibobotkan. *F1-score* memiliki persentase akurasi yang lebih rendah dari *accuracy* karena menanamkan *precision* dan *recall* kedalam perhitungannya.

$$f1score = \frac{2 * precision * recall}{precision + recall} \tag{6}$$

Accuracy

Accuracy digunakan untuk menghitung rasio dari prediksi yang benar, baik positif maupun negatif dengan keseluruhan data yang ada.

$$accuracy = \frac{(TP+TN)}{TP+FP+TN+FN} \tag{7}$$

4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini mengandung uraian terkait hasil penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti dari implementasi algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* untuk klasifikasi berita *hoax* berbahasa Indonesia mengenai isu kesehatan.

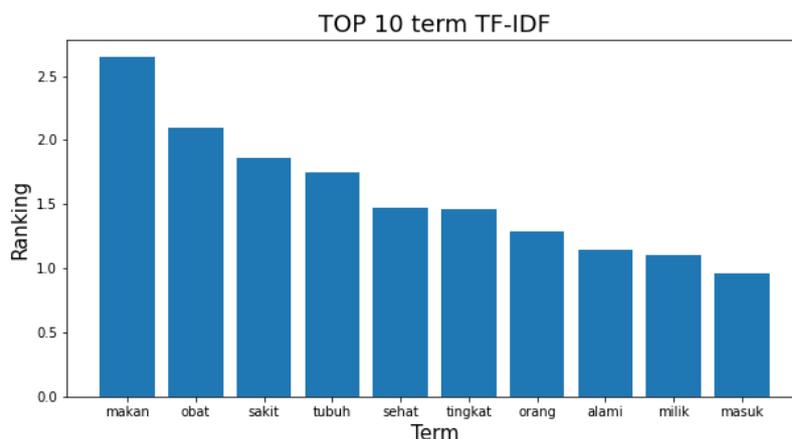
4.1 PEMBOBOTAN TF-IDF

Setelah melakukan *preprocessing* berupa *lower case*, *remove punctuation*, *tokenization*, *normalization*, *stemming*, dan *stopwords removal*, proses yang dilakukan selanjutnya yaitu TF-IDF (*Term Frequency – Inverse Document Frequency*). TF-IDF dapat digunakan untuk mengetahui frekuensi dari istilah tertentu yang relatif terhadap sebuah kata dalam kumpulan dokumen dan melihat seberapa umum atau tidak umum sebuah kata yang ada diantara *corpus* (sekumpulan teks yang terstruktur). Pada proses TF-IDF ini menggunakan urutan token berupa *unigram* dalam implementasinya sehingga jumlah token dari TF-IDF hanya satu kata saja.

Tabel 3 Hasil Perhitungan TF-IDF

term	TF	TF-IDF
media	0.0625	0.25312776895784506
covid	0.0625	0.07984097381785872
perhati	0.0625	0.12161938431595708
ph	0.0625	0.25312776895784506
virus	0.1875	0.22379514320719449
corona	0.0625	0.11580123287433133
variasi	0.0625	0.19340830364363026
hilang	0.0625	0.08988598194764761
konsumsi	0.0625	0.06465683765470938
makan	0.0625	0.05661825154082853
minum	0.0625	0.08142333681687683
alkali	0.0625	0.31039593969997975
tingkat	0.0625	0.049017805784984354
asam	0.0625	0.11864263125412867

Tabel 3 menampilkan hasil TF-IDF pada dokumen *row dataframe* ke – 282 yang dapat dihitung dengan mengalikan *dictionary* dari TF dan IDF secara *value by value* yang kemudian disimpan kedalam *dataframe*. Kemudian mengubah perhitungan *series* TF-IDF menjadi berbentuk *Sparse Matrix* dengan *matrix size* nya yaitu 10 yang artinya top 10 term dengan TF-IDF terbesar. Selanjutnya menampilkan 10 hasil TF-IDF terbesar dengan *term* makan menempati tempat pertama yang artinya *term* tersebut kemunculannya banyak tersebar di seluruh dokumen yang digunakan. Kemudian menggunakan *library* matplotlib yang tersedia di python untuk memvisualisasikan 10 besar *term* TF-IDF seperti dalam gambar 2.



Gambar 2 Grafik Top 10 Term TF-IDF Terbesar

4.2 TRAIN DATA DAN TEST DATA

Train data atau data latih akan digunakan sebagai bahan dalam mencari model yang sesuai dengan cara melatih algoritma yang digunakan, sedangkan *test data* atau data uji nantinya akan digunakan untuk menguji dan mengetahui performa dari model algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* yang diterapkan. Pada proses ini, jumlah data berita yang digunakan untuk diterapkan *split data* data sebanyak 287 dengan total berita 87 *hoax* dan berita valid sebanyak 200 menggunakan perbandingan 80:20, 80% untuk *train data* dan 20% untuk *test data*. Diketahui total data pada *train data* sebanyak 229 *entries* dengan total 71 atau 31% berita *hoax* dan 158 atau 69% berita valid. Kemudian untuk total data pada *test data* sebanyak 58 *entries* dengan total 16 atau 27,6% berita *hoax* dan 42 atau 72,4% berita valid.

4.3 NAÏVE BAYES CLASSIFIER

Model yang ada pada *Naïve Bayes Classifier* digunakan untuk membandingkan hasil dari masing-masing algoritma yang digunakan dengan dibantu menggunakan *library Scikit Learn* yaitu *sklearn.naive_bayes* untuk melakukan *import* *Naive Bayes Classifier* (*MultinomialNB*, *GaussianNB*, *ComplementNB*, dan *BernoulliNB*) pada python dan parameternya yang berupa default.

Model klasifikasi NBC paling sederhana dimana masing-masing fitur diasumsikan Gaussian.

$$P(x_i|y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_y^2}} \exp\left(-\frac{(x_i-\mu_y)^2}{2\sigma_y^2}\right) \quad (8)$$

Multinomial Naïve Bayes

Mengimplementasi algoritma NB untuk data yang terdistribusi secara multinomial.

$$\hat{\theta}_{yi} = \frac{N_{yi} + \alpha}{N_y + \alpha n} \quad (9)$$

Bernoulli Naïve Bayes

Fitur pada model diasumsikan sebagai biner (0 dan 1).

$$P(x_i | y) = P(i | y) x_i + (1 - P(i | y))(1 - x_i) \quad (10)$$

Complement Naïve Bayes

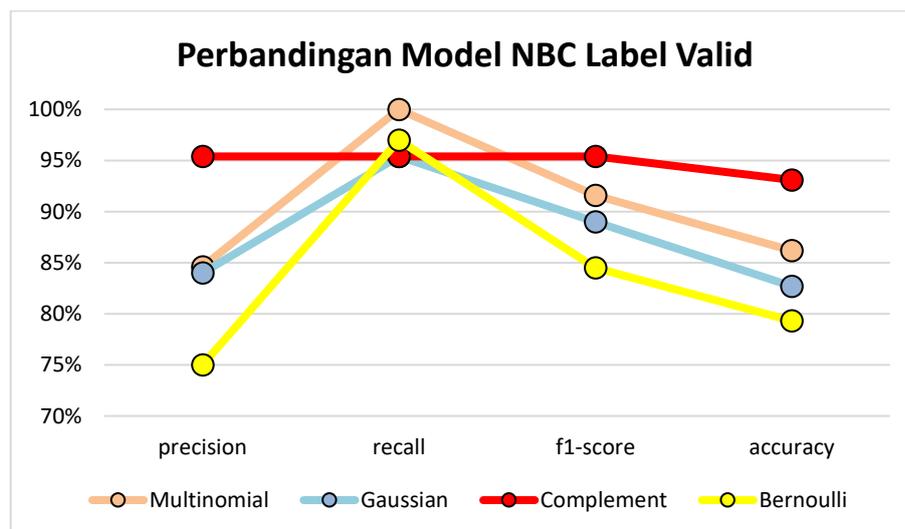
Algoritma CNB merupakan adaptasi dari algoritma standar MNB yang sangat cocok untuk dataset yang tidak seimbang.

$$\hat{\theta}_{ci} = \frac{\alpha_i + \sum_{j:y_j \neq c} d_{ij}}{\alpha + \sum_{j:y_j \neq c} \sum_k d_{kj}}$$

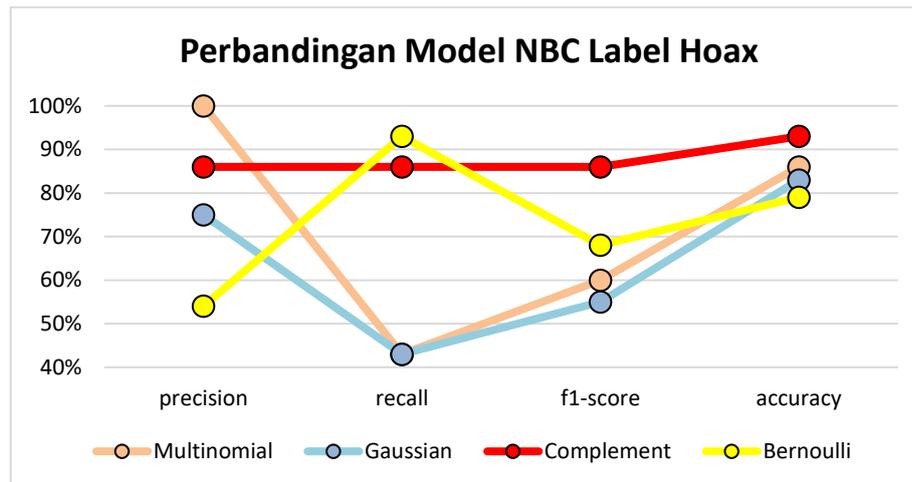
$$w_{ci} = \log \hat{\theta}_{ci} \quad (11)$$

$$w_{ci} = \frac{w_{ci}}{\sum_j |w_{cj}|}$$

Pada pemodelan ini menggunakan fitur independen X yaitu text dan fitur dependen Y yaitu label. Berikut merupakan perbandingan model Naïve Bayes Classifier dari penelitian ini:



Gambar 3 Grafik Perbandingan Model NBC Label Valid



Gambar 4 Grafik Perbandingan Model NBC Label Hoax

Dalam gambar 3 dan gambar 4 menampilkan grafik tingkat akurasi dari masing-masing model NBC berlabel valid dan *hoax* menggunakan *data testing*, menghasilkan akurasi terendah sebesar 79.3% pada model *Bernoulli Naïve Bayes* dan akurasi tertinggi sebesar 93.1% pada model *Complement Naïve Bayes*. Model *Complement Naïve Bayes* memiliki tingkat *precision*, *recall* dan *f1-score* konstan yang artinya model tersebut mampu mengklasifikasikan berita valid dan *hoax* dengan baik karena model tersebut sangat cocok untuk bekerja pada dataset yang tidak seimbang, dimana data pada penelitian ini yang digunakan merupakan dataset *imbalance* dan karena alasan tersebut, model NBC lainnya memiliki tingkat akurasi yang lebih rendah.

4.4 SUPPORT VECTOR MACHINE

Selanjutnya peneliti menggunakan beberapa kernel yang ada pada *Support Vector Machine* untuk membandingkan hasil dari masing-masing kernel yang digunakan menggunakan *library Scikit Learn* yaitu `sklearn_svm` pada python menggunakan kernel 'LinearSVC', 'poly', 'rbf', dan 'sigmoid' dengan *degreenya* yaitu 8. *Support Vector Machine* juga memiliki *kernel function* yang memungkinkan untuk melakukan klasifikasi dua dimensi dari dataset yang awalnya satu dimensi [13].

1) Linear Kernel

Kernel dasar yang biasanya terdiri dari satu dimensi dan mampu menjadi fungsi terbaik ketika ada banyak fitur.

$$K(x, x_i) = x \cdot x_i^T \quad (12)$$

2) Polynomial Kernel

Kernel ini merupakan kernel *directional* yang artinya output yang dihasilkan tergantung pada arah dari dua vector dalam ruang dimensi rendah.

$$K(x, x_i) = (1 + x \cdot x_i^T)^d \quad (13)$$

3) Sigmoid Kernel

Sigmoid Kernel serupa dengan model *two-layer* dari *neural network* yang bekerja sebagai fungsi aktivasi untuk neuron.

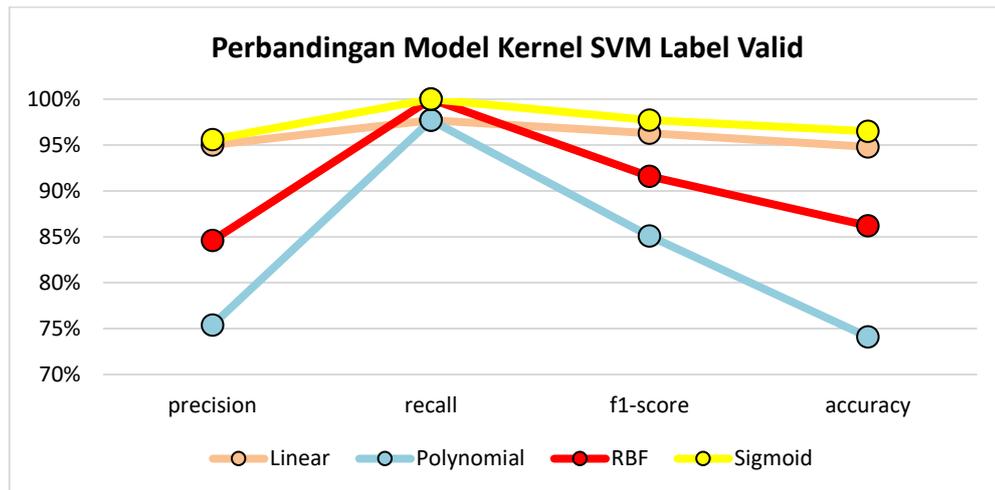
$$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r) \quad (14)$$

4) Radial Basis Function Kernel

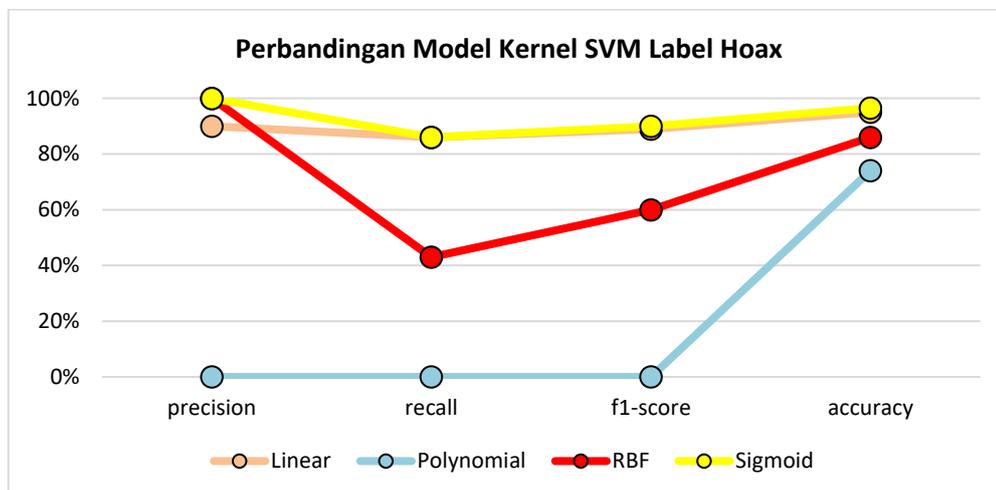
Kernel function yang biasanya digunakan untuk data *non-linear* dan membantu untuk membuat pemisah ketika tidak ada pengetahuan sebelumnya mengenai data.

$$K(x, x_i) = \exp - \gamma ||x - x_i||^2 \quad (15)$$

Pada pemodelan ini menggunakan fitur independen X yaitu text dan fitur dependen Y yaitu label. Berikut merupakan model kernel *Support Vector Machine* dari penelitian ini:



Gambar 5 Grafik Perbandingan Model SVM Label Valid



Gambar 6 Grafik Perbandingan Model SVM Label Hoax

Grafik perbandingan pada gambar 5 dan gambar 6 menampilkan tingkat akurasi dari masing-masing model SVM berlabel valid dan *hoax* yang telah dilakukan data testing. Dari 4 model kernel SVM yang digunakan, terdapat model kernel Polynomial yang menghasilkan tingkat akurasi yang terendah sebesar 74% dan tingkat akurasi tertinggi pada model kernel Sigmoid sebesar 96,5%. Model Kernel Sigmoid memiliki tingkat *precision* yang maksimal dengan *recall* dan *f1-score* yang konstan, artinya model tersebut mampu mengklasifikasikan berita valid dan *hoax* dengan baik karena model tersebut cocok untuk diterapkan pada dataset biner (*hoax* dan valid) atau yang dapat dipisahkan secara linear.

4.5 PERBANDINGAN NBC DENGAN SVM

Performa dari *classification report* pada penelitian ini menghasilkan *insight* yang dapat digunakan untuk melihat perbandingan dari model NBC dan SVM yang digunakan. Berikut merupakan hasil *classification report* dari model yang digunakan:

Tabel 4 Perbandingan *Classification Performance* dari NBC dan SVM

		Precision	Recall	F1-score	Akurasi
VALID	MultinomialNB	84.6%	100%	91.6%	86.2%
	GaussianNB	84%	95.4%	89%	82.7%
	ComplementNB	95.4%	95.4%	95.4%	93.1%
	BernoulliNB	75%	97%	84.5%	79.3%
	Linear Kernel	95%	97.7%	96.3%	94.8%
	Polynomial Kernel	75.4%	97.7%	85.1%	74.1%
	RBF Kernel	84.6%	100%	91.6%	86.2%
	Sigmoid Kernel	95.6%	100%	97.7%	96.5%
HOAX	MultinomialNB	100%	43%	60%	86.2%
	GaussianNB	75%	43%	55%	82.7%
	ComplementNB	86%	86%	86%	93.1%
	BernoulliNB	54%	93%	68%	79.3%
	Linear Kernel	92%	86%	89%	94.8%
	Polynomial Kernel	0%	0%	0%	74.1%
	RBF Kernel	100%	43%	60%	86.2%
	Sigmoid Kernel	100%	86%	92%	96.5%

Setelah dilakukan penelitian dari tahap pengumpulan data hingga tahap *model evaluation* untuk mengklasifikasikan berita valid dan *hoax* berbahasa Indonesia mengenai isu kesehatan, dapat ditarik kesimpulan bahwa hasil performa rata-rata dari klasifikasi *Support Vector Machine* lebih efisien dibandingkan dengan *Naïve Bayes Classifier*. Hal ini disebabkan penggunaan model SVM yang cocok untuk dokumen panjang sedangkan model NBC lebih kuat digunakan untuk dokumen *snippets* atau dokumen singkat [14]. Model SVM juga secara default merupakan *binary classifier* yang efektif dengan adanya lebih banyak dimensi daripada sampel dan bekerja dengan baik ketika kelas dipisahkan dengan baik, dimana data yang digunakan pada penelitian sudah dilabeli terlebih dahulu dengan kelas *hoax* (0) dan valid (1).

5 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari uraian dan pembahasan yang telah dilakukan, didapatkan kesimpulan yaitu mendeteksi *hoax* yang tersebar dapat dilakukan dengan melihat sumber dan waktu pada berita jelas, penggunaan kata pada berita juga lebih baku, narasumber yang dapat dipercaya serta biasanya bersifat informatif dan tanpa bias pada salah satu pihak saja, dan penelitian ini juga mampu untuk mengklasifikasikan berita *hoax* berbahasa Indonesia menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan *Support Vector Machine* serta melakukan evaluasi menggunakan TF-IDF. Berdasarkan hasil dari perbandingan *train data* dan *test data* sebesar 80:20, dilakukan pengujian menggunakan algoritma NBC dengan 4 model yang berbeda dan algoritma SVM dengan 4 kernel yang berbeda. Diperoleh nilai *classification report* terbesar untuk algoritma NBC pada model *Complement Naïve Bayes* dengan hasil *precision* 95.4%, *recall* 95.4%, *f1-score* 95.4% dan *accuracy* 93.1%. Sedangkan nilai *classification*

report terbesar untuk algoritma SVM pada kernel Sigmoid dengan hasil *precision* 95.6%, *recall* 100%, *f1-score* 97.7% dan *accuracy* 96.5%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa hasil performa rata-rata dari algoritma SVM memiliki kinerja yang lebih baik jika dibandingkan dengan algoritma NBC dalam melakukan klasifikasi berita *hoax* mengenai isu kesehatan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. B. Kusnandar, "Pengguna Internet Indonesia Peringkat ke-3 Terbanyak di Asia," *databoks.katadata.co.id*, 2021. .
- [2] C. Juditha, "Hoax Communication Interactivity in Social Media and Anticipation (Interaksi Komunikasi Hoax di Media Sosial serta Antisipasinya)," *Pekommas*, 2018.
- [3] I. R. Cahyadi, "Survei KIC: Hampir 60% Orang Indonesia Terpapar Hoax Saat Mengakses Internet," *beritasatu.com*, 2020. .
- [4] Dimas Andhika Fikri, "3 Alasan Orang Suka Sebar Hoax soal Kesehatan : Okezone Lifestyle," *lifestyle.okezone.com*, 2020. .
- [5] P. Valdiviezo-Diaz, F. Ortega, E. Cobos, dan R. Lara-Cabrera, "A Collaborative Filtering Approach Based on Naïve Bayes Classifier," *IEEE Access*, vol. 7, hal. 108581–108592, 2019, doi: 10.1109/access.2019.2933048.
- [6] F.-J. Yang, "An Implementation of Naive Bayes Classifier," *2018 Int. Conf. Comput. Sci. Comput. Intell.*, 2018, doi: 10.1109/csci46756.2018.00065.
- [7] M. A. Rahmat, Indrabayu, dan I. S. Areni, "Hoax web detection for news in bahasa using support vector machine," *2019 Int. Conf. Inf. Commun. Technol. ICOIACT 2019*, hal. 332–336, Jul 2019, doi: 10.1109/ICOIACT46704.2019.8938425.
- [8] S. Aphiwongsophon dan P. Chongstitvatana, "Detecting fake news with machine learning method," *ECTI-CON 2018 - 15th Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Telecommun. Inf. Technol.*, hal. 528–531, Jan 2019, doi: 10.1109/ECTICON.2018.8620051.
- [9] M. G. Hussain, M. R. Hasan, M. Rahman, J. Protim, dan S. Al Hasan, "Detection of Bangla Fake News using MNB and SVM Classifier," Mei 2020.
- [10] A. Y. Prayoga, A. I. Hadiana, dan F. R. Umbara, "Deteksi Hoax pada Berita Online Bahasa Inggris Menggunakan Bernoulli Naïve Bayes dengan Ekstraksi Fitur Tf-Idf," *J. Syntax Admiration*, vol. 2, no. 10, hal. 1808–1823, 2021.
- [11] N. Kousika, S. Deepa, C. Deephika, B. M. Dhatchaiyine, dan J. Amrutha, "A system for fake news detection by using supervised learning model for social media contents," *Proc. - 5th Int. Conf. Intell. Comput. Control Syst. ICICCS 2021*, hal. 1042–1047, Mei 2021, doi: 10.1109/ICICCS51141.2021.9432096.
- [12] Shivam Kohli, "Understanding a Classification Report For Your Machine Learning Model," *Medium*, Nov-2019. .
- [13] A. Patle dan D. S. Chouhan, "SVM kernel functions for classification," *2013 Int. Conf. Adv. Technol. Eng. ICATE 2013*, 2013, doi: 10.1109/ICAdTE.2013.6524743.
- [14] S. Wang dan C. D. Manning, "Baselines and bigrams: Simple, good sentiment and topic classification," *50th Annu. Meet. Assoc. Comput. Linguist. ACL 2012 - Proc. Conf.*, vol. 2, no. July, hal. 90–94, 2012.