SISTEM PEMERINGKATAN KUALITAS DAN LAYANAN PROVIDER SELULER BERDASARKAN ANALISIS SENTIMEN PADA TWITTER

Kresna Adhi Pramanaa, Martin Williamb

*aDepartemen Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas, Institut Teknologi Sepuluh Nopember*

*bDepartemen Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas, Institut Teknologi Sepuluh Nopmeber*

**Abstrak**

Dalam kehidupan sehari-hari tentu kita sebagai manusia tidak bisa lepas dari telepon genggam untuk berkomunikasi satu sama lain. Untuk berkomunikasi, kita memerlukan jaringan telepon genggam atau biasa disebut dengan jaringan seluler. Tetapi, permasalahan yang ada yaitu tidak semua provider seluler dapat memberikan jasa atau layanan yang terbaik untuk para pelanggannya. Oleh karena itu, kami membuat sistem pemeringkatan untuk provider seluler di Indonesia untuk membantu calon pelanggan dalam mengambil keputusan. Dalam sistem pemeringkatan ini, kami menggunakan metode klasifikasi dengan beberapa model untuk mengklasifikasikan tweet pengguna Twitter mengenai kualitas dan layanan provider seluler di Indonesia sehingga dapat diketahui analisis sentimen dari tweet tersebut. Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, hasil terbaik berhasil didapatkan dari model Support Vector Machine dengan rata-rata akurasi sebesar 86%. Didapat juga kesimpulan dari hasil analisis sentimen dataset tweet, urutan provider dari yang terbanyak sentimen positifnya adalah XL Axiata, Indosat, dan Telkomsel.

***Kata kunci*:** Twitter, Provider Seluler, Analisis Sentimen, Klasifikasi

# Pendahuluan

Dalam kehidupan sehari-hari tentu kita sebagai makhluk sosial tidak bisa lepas untuk berkomunikasi satu dengan yang lain. Banyak sekali jenis-jenis komunikasi yang dilakukan, semua tergantung kebutuhan. Salah satu contoh jenis komunikasi yang sangat sering digunakan sekarang adalah komunikasi digital menggunakan peralatan elektronik seperti telepon genggam.

Untuk berkomunikasi dengan telepon genggam, kita memerlukan sebuah jaringan telepon genggam atau biasa disebut dengan jaringan seluler. Jaringan seluler ini diatur oleh sebuah provider layanan jaringan seluler. Di Indonesia, terdapat berbagai pilihan provider seluler yang dapat digunakan. Tetapi, muncul permasalahan yang ada yaitu tidak semua provider seluler dapat memberikan jasa atau layanan yang terbaik untuk para pelanggannya.

Oleh karena itu, kami membuat sistem pemeringkatan untuk provider seluler di Indonesia untuk membantu calon pelanggan dalam mengambil keputusan. Tujuan dari pembuatan sistem pemeringkatan ini yaitu sebagai acuan atau alat bantu untuk para pelanggan dalam memilih provider seluler dan sebagai bahan evaluasi untuk provider atau penyedia jasa layanan jaringan seluler agar dapat meningkatkan kualitas serta pelayanannya.

Penelitian ini mengacu pada penelitian sebelumnya mengenai sistem pemeringkatan layanan penyedia internet di Indonesia. Pada penelitian tersebut, permasalahan yang dibahas serupa dengan permasalahan penelitian ini yaitu penyedia layanan internet kurang dapat memberikan layanan yang terbaik untuk pelanggannya. Metode-metode yang digunakan pada penelitan tersebut diaplikasikan pada penelitian ini dan dilakukan beberapa modifikasi dan penambahan metode untuk mendapat hasil yang lebih baik.

# Tinjauan Pustaka

Berikut adalah penjelasan mengenai referensi penelitian sebelumnya. Pada bab ini akan dibahas mengenai Text Processing, Semi-supervised Subjective Feature Weighting and Intelligent Model Selection, Part of Speech Tagging, Web Scraping, Support Vector Machine, Fungsi Kernel, K-Fold Cross Validation, Sentiment Analysis, dan Confusion Matrix.

## 2.1 Text Processing

Text Mining adalah sebuah pemrosesan teks untuk menghasilkan informasi atau insights dari sebuah data. Salah satu metode yang paling sering digunakan dalam Text Mining adalah NLP (Natural Language Processing). Terdapat beberapa tugas dalam NLP diantaranya:

1. Stopwords

Merupakan corpus kata dalam bahasa tertentu yang sering muncul namun sebenarnya tidak memiliki arti yang signifikan. Sehingga dalam setiap percobaan Text Mining biasanya kata-kata tersebut dibuang.

1. Tokenization

Tokenization adalah memisahkan kata, simbol, frase, dan entitas penting lainnya (yang disebut sebagai token) dari sebuah teks untuk kemudian dianalisa lebih lanjut. Token dalam NLP biasanya merujuk pada “sebuah kata”, namun sebenarnya proses ini juga bisa memisahkan kalimat, paragraf, atau entitas lainnya.

1. Stemming

Stemming adalah proses untuk merubah kata-kata yang memiliki imbuhan (suffix/prefix) menjadi kata dasar.

## 2.2 Semi-supervised Subjective Feature Weighting and Intelligent Model Selection

1. Min-max Normalization

Merupakan salah satu tahapan dalam klasifikasi sebuah text dimana min-max normalization digunakan untuk mempermudah perhitungan bobot term yang akan dipakai sebagai feature. Rumus penggunaan min-max normalization dapat didefinisikan pada gambar di bawah ini.

*V’1 = (maxA\_baru +minA\_baru) + minA\_baru* (1)

Di mana minA dan maxA adalah nilai min dan max dari atribut A. Sedangkan maxA\_baru dan minA\_baru adalah nilai min-max normalization minimum dan maximum dari atribut A.

1. Feature Selection – Point-wise Mutual Information

Feature Selection atau disebut juga sebagai variable selection atau attribute selection. Feature selection berbeda dengan feature reduction. Pada feature selection akan dipilih mana fitur yang akan digunakan tanpa melakukan perubahan fitur lain. Point-wise Mutual Information (PMI) merupakan salah satu feature-selection yang berguna untuk mendapatkan jumlah fitur yang sesuai dengan kriteria. Persamaan PMI dapat ditulis sebagai berikut:

*PMI(t, l)* ≅ *log 2* (2)

Di mana pada persamaan tersebut t didefinisikan sebagai feature (term# part-of-speech), l adalah label class dan N adalah jumlah total fitur yang dilabeli. A, B, dan C masing-masing adalah jumlah kemunculan t dengan label l, jumlah t tanpa label l, dan jumlah kemunculan label tanpa t.

1. Intelligent Model Selection

Merupakan sebuah framework baru yang diacu oleh penulis untuk meningkatkan hasil performa sistem menggunakan classifier SVM dan cross validation yang diusulkan.

Framework ini menggunakan cross validation berganda untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik pada setiap iterasi klasifikasi yang dilakukan.

1. SentiWordNet Bahasa Indonesia

SentiWordNet adalah sumber lexical (kamus) untuk opinion mining. SentiWordNet terdiri dari beberapa synset (Synonim Set) yang memiliki dua nilai untuk masing-masing yaitu, positif dan negatif. Setiap nilai term dalam synset juga diurutkan berdasarkan seberapa sering digunakan dalam pengertian itu.

Dari SentiWordNet akan didapatkan bobot polaritas kata yang akan digunakan untuk melabeli kata pada tahapan berikutnya yang didapat dari. Pada penggunaan SentiWordNet terdapat empat POSTag yang digunakan. Oleh karena itu perlu adanya perubahan format POSTag dari Bahasa Indonesia ke dalam SentiWordNet. Perubahan format dapat dilihat pada tabel di bawah.

Tabel . Tabel Perubahan Format POS Tagging

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| No | POS Tagging Indonesia | POS Tagging SetiWordNet |
| 1 | n | n |
| 2 | k | r |
| 3 | v | v |
| 4 | adj | a |

Keterangan:

n = *noun*, k = kata keterangan, r = *adverb*, v = *verb*, adj = adjektif, a = *adjective*

## 2.3 Part of Speech Tagging (POS Tagging)

POS Tagging merupakan suatu cara untuk mengkategorikan kelas kata, seperti kata benda, kata kerja, kata sifat, dan sebagainya. Dalam Bahasa Indonesia ada beberapa kelas kata yangdipakai antara lain sebagai berikut:

1. Kata benda (nomina)

Merupakan kata-kata yang merujuk pada bentuk suatu benda. Benda tersebut dapat bersifat konkret atau abstrak.

1. Kata kerja (verba)

Merupakan jenis kata yang menyatakan suatu perbuatan oleh subjek.

1. Kata sifat (adjektiva)

Merupakan kelompok kata yang mampu menjelaskan atau mengubah kata benda atau kata ganti menjadi lebih spesifik. Selain itu, kata sifat mampu menerangkan kuantitas dan kualitas dari kelompok kelas kata benda atau kata ganti.

1. Kata ganti (pronomia)

Merupakan kata yang digunakan untuk menggantikan suatu benda atau sesuatu yang dibendakan.

1. Kata keterangan (adverbia)

Merupakan kata yang memberikan keterangan kepada kata kerja, kata sifat, dan kata bilangan, bahkan mampu memberikan keterangan pada seluruh kalimat.

1. Kata bilangan (numeralia)

Merupakan jenis kata yang menyatakan jumlah, ukuran, dan urutan sesuatu yang dibendakan.

1. Kata tugas

Merupakan kata yang memiliki arti gramatikal dan tidak memiliki arti leksikal. Dari segi bentuk umumnya, kata-kata tugas sukar mengalamai perubahan bentuk, seperti kata dengan, telah, dan tetapi.

## 2.4 Web Scraping

Web scraping adalah proses untuk mengekstraksi informasi dan data di dalam website secara otomatis kemudian menyimpannya dengan format yang diinginkan. Anda dapat menyimpan data dalam format teks, CSV, atau JSON. Web scraping dapat membantu Anda untuk mengekstrak berbagai jenis data yang Anda inginkan. Biasanya web scraping dilakukan menggunakan web scraper, bot, web spider, atau web crawler.

## Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode dalam supervised learning yang biasanya digunakan untuk klasifikasi (seperti Support Vector Classification) dan regresi (Support Vector Regression). Dalam pemodelan klasifikasi, SVM memiliki konsep yang lebih matang dan lebih jelas secara matematis dibandingkan dengan teknik-teknik klasifikasi lainnya. SVM juga dapat mengatasi masalah klasifikasi dan regresi dengan linear maupun non-linear.

SVM digunakan untuk mencari hyperplane terbaik dengan memaksimalkan jarak antar kelas. Hyperplane adalah sebuah fungsi yang dapat digunakan untuk pemisah antar kelas. Dalam 2-D fungsi yang digunakan untuk klasifikasi antar kelas disebut sebagai line whereas, fungsi yang digunakan untuk klasifikasi antas kelas dalam 3-D disebut plane similarly, sedangan fungsi yang digunakan untuk klasifikasi di dalam ruang kelas dimensi yang lebih tinggi di sebut hyperplane.

Chart, diagram, scatter chart

Description automatically generated

Gambar 1 HyperPlane SVM

Hyperplane yang ditemukan SVM diilustrasikan seperti Gambar 1 posisinya berada ditengah-tengah antara dua kelas, artinya jarak antara hyperplane dengan objek-objek data berbeda dengan kelas yang berdekatan (terluar) yang diberi tanda bulat kosong dan positif. Dalam SVM objek data terluar yang paling dekat dengan hyperplane disebut support vector. Objek yang disebut support vector paling sulit diklasifikasikan dikarenakan posisi yang hampir tumpang tindih (overlap) dengan kelas lain. Mengingat sifatnya yang kritis, hanya support vector inilah yang diperhitungkan untuk menemukan hyperplane yang paling optimal oleh SVM.

## Fungsi Kernel

Fungsi kernel merupakan fungsi yang dapat mengatasi masalah non-linear yang umumnya terjadi pada dunia nyata. Fungsi ini diaplikasikan pada setiap data untuk memetakan data asli non-linear ke dalam ruang dimensi yang lebih tinggi (higher-dimensional space). Terdapat beberapa fungsi kernelyang umum digunakan yaitu linear, polynomial dan Radial Basis Function (RBF) yang ditunjukkan oleh gambar di bawah.

Tabel 2. Tabel Fungsi Kernel

|  |  |
| --- | --- |
| Kernel | Fungsi |
| Linear |  |
| Radial Basis Function (RBF) | ) |

## K-Fold Cross Validation

Dalam K - fold Cross Validation, data dibagi menjadi K himpunan bagian. Sehingga setiap kali proses ini, salah satu Khimpunan digunakan sebagai tes atau set validasi dan himpunan K-1 lainnya disatukanuntuk membentuk satu set training. Estimasi kesalahan adalah rata-rata atas semua percobaan Kuntuk mendapatkan efektivitas total dari model. Ini secara signifikan mengurangi bias karena itumenggunakan sebagian besar data untuk pemasangan, dan juga secara signifikan mengurangi varians karena sebagian besar data juga digunakan dalam set validasi. Saling menukar posisi padapelatihan dan set tes juga menambah keefektifan metode ini. Sebagai aturan umum dan bukti empiris, K = 5 atau 10 umumnya lebih banyak digunakan, tetapi tidak ada yang tetap dan dapat mengambil nilai berapapun [12].

## Sentiment Analysis

Sentiment analysis adalah penambangan kontekstual teks yang mengidentifikasi dan mengekstrak informasi subjektif dalam sumber, dan membantu para pembisnis untuk memahami sentimen sosial dari merek, produk atau layanan mereka saat memantau percakapan online.

## Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah ringkasan hasil prediksi pada masalah klasifikasi. Jumlah prediksi yang benar dan salah dirangkum dengan nilai dan hitungan setiap masing-masing kelas. Terdapat istilah true positive, false negative, true negative, dan false positive pada confusion matrix yang digunakan untuk menghitung beberapa nilai yaitu:

1. Accuracy

Merupakan nilai rasio data yang diklasifikasikan benar dari jumlah total data. Dapat ditulis dengan rumus:

*Accuracy =* (3)

1. Recall

Merupakan nilai rasio dari jumlah total data positif yang diklasifikasikan dengan benar dibagi dengan jumlah total data positif. Dapat ditulis dengan rumus:

*Recall =* (4)

1. Precision

Merupakan nilai dari total data positif yang diklasifikasikan dengan benar dibagi dengan hasil prediksi data positif. Dapat ditulis dengan rumus:

*Precision =* (5)

1. F-Measure

Merupakan nilai yang diperoleh dari recall dan precision yang menggunakan harmonic mean. Dapat ditulis dengan rumus:

*F-Measure =* (1)

# 3. Metodologi

Berikut adalah penjelasan mengenai metodologi yang digunakan dalam penelitian ini. Pada bab ini akan dibahas mengenai proses pengambilan data, preprocessing, labelling, POS tagging, dan klasifikasi.

## 3.1 Batasan Masalah

Pada penelitian ini, data yang digunakan memiliki batasan-batasan yaitu Batasan provider seluler dan Batasan label. Untuk Batasan provider, kami hanya menggunakan data provider seluler yang ada di Indonesia yaitu Telkomsel, XL Axiata, dan Indosat. Untuk batasan label, kami hanya menggunakan label 0 dan 1. Label 0 digunakan untuk data tweet yang mengandung sentimen negatif, sedangkan label 1 digunakan untuk data tweet yang mengandung sentimen positif.

## 3.2 Pengambilan Data

Untuk menghasilkan model yang akurat, diperlukan dataset yang akan digunakan untuk menghasilkan model sesuai yang diinginkan. Karena target model pada penelitian ini adalah mengenai layanan provider seluler, maka dataset yang dicari juga harus berhubungan dengan provider seluler di Indonesia.

Pencarian dataset dilakukan dengan melakukan scrapping data twitter melalui API yang disediakan pada Twitter Developers. Scrapping dilakukan dengan membuat koneksi ke URL API tertentu, disertai dengan parameter seperti jumlah tweet yang dicari, kata pencarian, id maksimum, dan lainnya. Hasil dari koneksi yang dibuat adalah sebuah response berisikan tweet hasil pencarian beserta metadatanya. Hasil ini kemudian diolah untuk diambil kalimat tweetnya saja.

Hasil akhir dari pengambilan data ini adalah file berisi kalimat tweet para pengguna twitter yang berhubungan dengan provider seluler yang ditargetkan.

## 3.2 Preprocessing

Pada tahap ini dataset tweet dari hasil scrapping dilakukan proses pembersihan data. Pembersihan data yang dilakukan adalah dengan menghilangkan tanda baca, menyamaratakan agar seluruh karakter tertulis dengan huruf kecil dan mengganti kata *slang* menjadi kata dasar.

Hasil dari tahap ini adalah kalimat tweet yang sudah menggunakan kata dasar yang siap digunakan untuk tahap berikutnya.

## 3.3 Labelling

Dataset yang dimiliki pada tahap ini hanya terdapat kalimat tweet pengguna dan belum ada label kelasnya. Pada tahap ini akan dilakukan pelabelan otomatis karena jumlah dataset yang digunakan cukup besar

Proses pelabelan otomatis dilakukan dengan melakukan pelabelan secara manual sebagian dataset yang digunakan. Kemudian seluruh kosakata yang muncul pada dataset dipetakan ke sebuah vector fitur dari jumlah kemunculan kata. Dataset yang telah diubah ini kemudian digunakan untuk melatih sebuah model regresi logistik dan kemudian melakukan prediksi pada data yang belum memiliki label.

Hasil dari tahap ini adalah dataset yang berisi kalimat tweet serta label kelasnya.

## 3.4 POS Tagging dan Pembobotan

Tahap POS Tagging dan pembobotan kata dilakukan untuk semua kata yang ada pada dataset tweet yang didapat dari tahap sebelumnya. Pada tahap ini setiap tweet akan dipisah setiap katanya. Setiap kata tersebut akan dicari kelas POS Tagging dalam Bahasa Indonesia. Setelah mendapatkan kelas setiap katanya, maka proses berikutnya adalah mencari kata tersebut pada library SentiWordNet Indonesia. Setiap kata yang telah diberi kelas kata dicari pada library SentiWordNet untuk dihitung nilai polaritas katanya. Nilai polaritas didapat dari nilai bobot positif – bobot negatif. Jika nilai akhir yang didapat tidak sama dengan nol, maka kata tersebut akan diambil. Namun jika nilai polaritas sama dengan nol, maka kata tersebut akan tidak akan dihitung sebagai fitur.

Kata yang diambil kemudian akan dicari kelas katanya yang sesuai dengan kelas kata POS Tagging pada Bahasa Indonesia. Kelas kata yang diambil diantaranya kata sifat, kata kerja, kata benda, dan kata keterangan. Setelah mendapatkan kata yang sesuai dengan kelas kata pada SentiWordNet, maka kata-kata tersebut akan disimpan. Kata yang disimpan akan dihitung jumlah frekuensi bobot positif dan frekuensi bobot negatif sesuai dengan bobot polaritas yang dihitung setiap katanya. Setelah mendapatkan frekuensi masing-masing kata, tahap selanjutnya adalah perhitungan bobot menggunakan Point-wise Mutual Information.

Setelah mendapatkan nilai bobot PMI setiap kata, maka proses selanjutnya adalah proses normalisasi bobot menggunakan normalisasi min-max. Setiap bobot akan dihitung nilai normalisasinya dengan batas yang telah ditentukan. Hasil akhir dari proses ini adalah sebuah dataset yang berisi kata - kata yang telah diambil beserta informasi POS tag, nilai frekuensi positif, nilai frekuensi negatif, dan label kelas asal.

## 3.5 Klasifikasi

Pada tahap ini, dilakukan pembuatan model untuk klasifikasi dari dataset yang telah didapat dari proses sebelumnya. Model klasifikasi yang dicoba adalah Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression, dan K-Nearest Neighbors. Digunakan juga k-fold cross-validation untuk pembagian dataset training dan testing.

## 3.6 Pengujian Klasifikasi

Pada tahap ini, dilakukan pengujian terhadap model klasifikasi yang dibuat. Pengujian akan dilakukan dengan menggunakan dataset untuk testing. Dari pengujian tersebut, diterapkan metrik berupa akurasi, presisi, recall, dan f-measure yang mengukur ketepatan model dalam memprediksi apakah sentimen dari konsumen merupakan sentimen positif atau sentimen negatif.

# 4. Hasil dan Pembahasan

Berikut adalah penjelasan mengenai hasil dan pembahasan yang didapat dalam penelitian ini. Pada bab ini akan dibahas mengenai uji coba klasifikasi, uji coba sistem, hasil ranking, dan pembahasan.

## 4.1 Uji Coba Klasifikasi

Pada uji coba ini dilakukan percobaan model klasifikasi yang telah dibuat antara lain Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression, dan K-Nearest Neighbors. Percobaan dilakukan dengan menggunakan k-fold cross-validation dengan nilai parameter k yaitu 5. Nilai accuracy, precision, recall, f dari masing-masing model pada masing-masing provider seluler dirata-rata untuk mengetahui mana model klasifikasi yang paling baik digunakan. Hasil yang didapat ditunjukkan pada tabel-tabel dibawah.

Tabel 3. Tabel *Accuracy* Model

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | SVM | Logistric Regression | KNN |
| Telkomsel | 0.835 (+/- 0.068) | 0.832 (+/- 0.069) | 0.734 (+/- 0.122) |
| XL Axiata | 0.867 (+/- 0.089) | 0.778 (+/- 0.131) | 0.834 (+/- 0.113) |
| Indosat | 0.891 (+/- 0.047) | 0.870 (+/- 0.047) | 0.870 (+/- 0.056) |

Tabel 4. Tabel *Precision* Model

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | SVM | Logistric Regression | KNN |
| Telkomsel | 0.881 | 0.622 | 0.473 |
| XL Axiata | 0.933 | 0.739 | 0.847 |
| Indosat | 0.944 | 0.883 | 0.899 |

Tabel 5. Tabel *Recall* Model

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | SVM | Logistric Regression | KNN |
| Telkomsel | 0.255 | 0.291 | 0.474 |
| XL Axiata | 0.721 | 0.711 | 0.713 |
| Indosat | 0.785 | 0.793 | 0.772 |

Tabel 6. Tabel *F-measure* Model

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | SVM | Logistric Regression | KNN |
| Telkomsel | 0.324 | 0.372 | 0.452 |
| XL Axiata | 0.812 | 0.722 | 0.773 |
| Indosat | 0.856 | 0.835 | 0.830 |

Dari hasil perhitungan yang telah dilakukan, dapat diketahui bahwa model terbaik didapat dengan menggunakan metode klasifikasi Support Vector Machine (SVM) dengan parameter kernel RBF. Hasil perhitungan yang didapat yaitu accuracy sebesar 86%.

Tabel 7. Tabel Model SVM

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Accuracy | Precision | Recall | F-measure |
| Telkomsel | 0.835 (+/- 0.068) | 0.881 | 0.255 | 0.324 |
| XL Axiata | 0.867 (+/- 0.089) | 0.933 | 0.721 | 0.812 |
| Indosat | 0.891 (+/- 0.047) | 0.944 | 0.785 | 0.856 |
| Rata-Rata | 0.864 (+/- 0.068) | 0.919 | 0.587 | 0.664 |

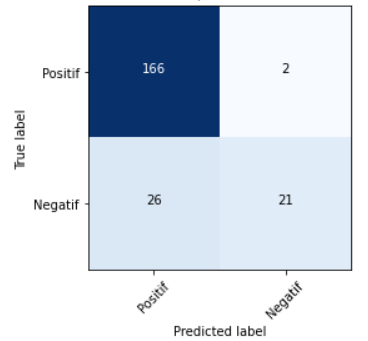
Tabel 8. Tabel Model SVM

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Accuracy | Precision | Recall | F-measure |
| Telkomsel | 0.835 (+/- 0.068) | 0.881 | 0.255 | 0.324 |
| XL Axiata | 0.867 (+/- 0.089) | 0.933 | 0.721 | 0.812 |
| Indosat | 0.891 (+/- 0.047) | 0.944 | 0.785 | 0.856 |
| Rata-Rata | 0.864 (+/- 0.068) | 0.919 | 0.587 | 0.664 |

Tabel 9. Tabel Model SVM

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Accuracy | Precision | Recall | F-measure |
| Telkomsel | 0.835 (+/- 0.068) | 0.881 | 0.255 | 0.324 |
| XL Axiata | 0.867 (+/- 0.089) | 0.933 | 0.721 | 0.812 |
| Indosat | 0.891 (+/- 0.047) | 0.944 | 0.785 | 0.856 |
| Rata-Rata | 0.864 (+/- 0.068) | 0.919 | 0.587 | 0.664 |

Dan berikut adalah hasil confusion matrix untuk tiap-tiap percobaan k-fold cross-validation dengan menggunakan metode klasifikasi SVM.

Chart

Description automatically generatedChart

Description automatically generated

Chart

Description automatically generatedChart

Description automatically generated

Gambar 2 K-Fold Cross-Validation Confusion Matrix Telkomsel

Chart

Description automatically generatedChart

Description automatically generatedChart, treemap chart

Description automatically generatedChart

Description automatically generated

Chart

Description automatically generated

Gambar 3 K-Fold Cross-Validation Confusion Matrix XL Axiata

Chart

Description automatically generatedChart, treemap chart

Description automatically generatedChart, treemap chart

Description automatically generated

Chart

Description automatically generated

Chart

Description automatically generated

Gambar 4 K-Fold Cross-Validation Confusion Matrix Indosat

## 4.2 Hasil Ranking

Untuk perankingan, maka hasil dari jumlah sentimen positif dan negatif disimpan kedalam satu dataframe kemudian diurutkan berdasarkan jumlah sentimen positifnya.

Tabel 10. Tabel Ranking

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Positif | Negatif |
| Xl Axiata | 436 | 558 |
| Indosat | 414 | 580 |
| Telkomsel | 324 | 749 |

## 4.3 Evaluasi

Berdasarkan hasil uji coba diatas, secara garis besar sistem yang dibuat sudah mampu untuk mengklasifikasikan sentimen yang bersifat negatif maupun sentimen yang bersifat positif. Menggunakan Support Vector Machine (SVM) dan pembagian data menggunakan k-fold cross-validation, sistem dapat mengklasifikasi dengan rata-rata akurasi sebesar 86% dari 3 dataset provider seluler yang kami gunakan. Selain itu, sistem kami juga sudah mampu untuk melakukan pemeringkatan berdasarkan sentimen positif terbesar, dengan dasar pemilihan yang sudah dijelaskan pada bagian perankingan provider. Hal ini menunjukkan bahwa sistem sudah dapat memenuhi tujuan awal yang kami rencanakan.

Kelebihan dari sistem kami adalah sistem kami sudah cukup baik dalam mengklasifikasikan sebuah tweet apakah termasuk ke dalam sentimen positif atau sentimen negatif. Namun, sistem yang kami buat juga memiliki kekurangan, yaitu dataset yang digunakan masih mengandung data tweet yang kurang sesuai atau bersifat ganda.

Kekurangan lain yang didapat dari penelitian ini yaitu hasil dari model pada klasifikasi untuk provider Telkomsel yang kita dapat memiliki nilai recall yang sangat rendah. Hal ini kemungkinan disebabkan karena proses pengambilan data untuk provider Telkomsel. Ketika melakukan proses pengambilan data untuk Telkomsel berbeda dengan XL Axiata dan Indosat karena untuk data provider Telkomsel masih memiliki cakupan yang masih luas dan belum berfokus pada layanan saja. Hal ini menyebabkan seluruh proses klasifikasi berjalan dengan kurang maksimal.

Untuk pengembangan lebih lanjut, mungkin untuk mengatasi data tweet yang kurang sesuai atau bersifat ganda ini dengan dilakukan penyeleksian terlebih dahulu pada saat pengambilan data.

# 5. Kesimpulan

Berikut adalah penjelasan mengenai kesimpulan penelitian ini. Pada bab ini akan dibahas kesimpulan yang didapat dan saran untuk pengembangan lebih lanjut penelitian ini.

## 5.1 Simpulan

Pada penelitian ini telah dikembangkan sistem yang dapat memprediksi apakah sebuah tweet termasuk kedalam sentimen positif atau sentimen negatif. Sistem terdiri dari 5 tahapan, yaitu tahap pengambilan data, tahap pre-processing data, tahap labelling, tahap pembobotan kata, dan tahap klasifikasi. Pada tahap pengambilan data dilakukan pengambilan data tweet pada Twitter. Pada tahap pre-processing dilakukan proses pembersihan tweet sehingga data dapat digunakan untuk tahap selanjutnya. Pada tahap labelling dilakukan proses pelabelan data tweet yang telah melalui tahap prepocessing. Pada tahap pembobotan kata atau POS tagging dilakukan dengan data yang sudah di *preprocessing* dan *labelling*. Pada tahap klasifikasi digunakan metode Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression, dan K-Nearest Neighbors serta pembagian data menggunakan k-fold cross-validation.

Berdasarkan hasil uji coba, dapat dilihat bahwa model klasifikasi yang memiliki hasil terbaik adalah SVM dan secara rata-rata model klasifikasi tersebut sudah mendapatkan hasil akurasi sebesar 86% dalam memprediksi sebuah tweet dimana tweet tersebut merupakan sentimen negatif atau sentimen positif. Untuk perankingan, maka hasil dari jumlah sentimen positif dan negatif disimpan dan kemudian diurutkan berdasarkan jumlah sentimen positifnya. Hasilnya didapatkan bahwa urutan provider dari yang terbanyak sentimen positifnya adalah XL Axiata, Indosat, dan Telkomsel.

## 5.2 Saran

Untuk kedepannya, penelitian ini bisa dikembangkan lebih lanjut pada proses pengambilan data. Proses pengambilan data diharapkan bisa melakukan penghapusan data-data yang bersifat spam atau ganda secara dan juga data-data yang kurang relevan dengan topik secara otomatis. Selain itu, untuk data tweet yang berkaitan dengan provider Telkomsel bisa lebih difokuskan untuk ke layanan.

# 6. Daftar Rujukan

[1] A. W. Bagaskarta, “Klasifikasi sentimen menggunakan semi-supervised subjective feature weighting and intelligent model selection (SWIMS) pada forum diskusi online,” Skripsi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2018

[2] D. Moeljadi, "Indonesian SentiWordNet," 2016. [Online]. Available: https://github.com/neocl/barasa. [Diakses 15 06 2021].

[3] P. Gupta, "Towards Data Science," [Online]. Available: https://towardsdatascience.com/cross-validation-inmachine-learning-72924a69872f. [Diakses 15 06 2021].

[4] D. Cournapeau, "Logistic Regression," [Online]. Available: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.LogisticRegression.html>. [Diakses 01 07 2021].

[5] D. Cournapeau, "Support Vector Machines," [Online]. Available: <https://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html>. [Diakses 01 07 2021].

[6] D. Cournapeau, "K-Neighbors Classifier," [Online]. Available: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier.html>. [Diakses 01 07 2021].