

Analisis Sentimen terhadap Penggunaan Aplikasi MySAPK BKN di Google Play Store

Raksaka Indra Alhaq¹, I Made Kurniawan Putra², Yova Ruldeviyani³

Intisari—Dalam mewujudkan kebijakan Sistem Pemerintahan Berbasis Elektronik (SPBE) dan Satu Data ASN di Indonesia, Badan Kepegawaian Negara (BKN) sebagai instansi pemerintah pembina Aparatur Sipil Negara (ASN) perlu melakukan pengelolaan data secara akurat, terkini, dan terintegrasi melalui aplikasi MySAPK berbasis Android. Seiring berjalannya waktu, pengguna mengalami berbagai kendala dalam menggunakan aplikasi dan menuliskan ulasannya pada fitur *Rating & Review* di Google Play Store. Dalam rentang waktu 9 Mei 2017 hingga 18 Oktober 2021, terdapat 4.778 ulasan yang dituliskan oleh pengguna. Makalah ini menganalisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi MySAPK. Tahapan-tahapan yang dilakukan dimulai dari pengumpulan data, pelabelan data (anotasi), prapemrosesan data, ekstraksi fitur kata, pemodelan klasifikasi, evaluasi pemodelan, analisis sentimen, hingga penyusunan hasil rekomendasi. Dari hasil pemodelan klasifikasi sentimen menggunakan *naïve Bayes* dan *support vector machine* (SVM), didapatkan tingkat akurasi masing-masing sebesar 92,47% dan 94,14%. Hasil pengukuran sentimen menunjukkan bahwa pengguna memberikan ulasan bersentimen positif sebanyak 2.118 (44,3%) dan ulasan bersentimen negatif sebanyak 2.660 (55,7%). Di antara faktor penyebab pengguna menuliskan ulasan bersentimen positif adalah aplikasi yang sangat bagus, dapat memberikan manfaat, mempermudah dalam mengisi dan menyimpan data ASN, serta ucapan terima kasih kepada BKN. Sebaliknya, faktor penyebab pengguna menuliskan ulasan bersentimen negatif di antaranya adalah meminta tolong agar aplikasi diperbaiki, kesulitan dalam mengakses, gagal dalam mengisi dan melakukan pemutakhiran data, serta terjadi kesalahan pada server. Untuk mengatasi kendala tersebut, makalah ini merekomendasikan agar kapasitas server pendukung dapat ditingkatkan dan pemutakhiran versi terbaru diluncurkan untuk memperbaiki *bug* aplikasi. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan BKN dalam mengevaluasi dan meningkatkan kualitas pelayanan ASN melalui aplikasi MySAPK.

Kata Kunci—ASN, PNS, Analisis Sentimen, MySAPK, BKN, Google Play Store, *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM).

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi (TIK) yang pesat dapat meningkatkan kinerja menjadi lebih efektif dan efisien dalam berbagai sektor [1]. Salah satu sektor yang memanfaatkan perkembangan TIK adalah pemerintahan. Pemerintah Indonesia telah mengeluarkan kebijakan untuk

mengimplementasikan TIK pada instansi pusat dan daerah melalui peraturan Sistem Pemerintahan Berbasis Elektronik (SPBE) guna mewujudkan tata kelola pemerintahan yang bersih, efektif, transparan, dan akuntabel [2]. Untuk memperkuat tujuan tata kelola pemerintahan tersebut, dibutuhkan data yang akurat, mutakhir, terpadu, mudah diakses, dan dapat dipertanggungjawabkan. Oleh karena itu, pemerintah menerbitkan kebijakan Satu Data Indonesia (SDI) [3].

Hingga 30 Juni 2021, jumlah Aparatur Sipil Negara (ASN) yang terdiri atas Pegawai Negeri Sipil (PNS) dan Pegawai Pemerintah dengan Perjanjian Kerja (PPPK) dari instansi pusat dan daerah mencapai 4.131.705 pegawai [4]. Data ASN yang berjumlah jutaan tersebut memerlukan pengelolaan data yang baik agar kualitas layanan terkait manajemen kepegawaian, seperti kenaikan pangkat, mutasi, dan pensiun, dapat meningkat [5].

Untuk menerapkan kebijakan pemerintah terkait SPBE dan SDI, Badan Kepegawaian Negara (BKN), selaku instansi pembina ASN di Indonesia, perlu melakukan pengelolaan data ASN secara akurat, terkini, dan terintegrasi guna mewujudkan kualitas dan integrasi Satu Data ASN dalam manajemen kepegawaian negara. Dengan memanfaatkan kemajuan teknologi informasi, BKN merilis aplikasi MySAPK berbasis gawai (*mobile*) dan web. MySAPK merupakan aplikasi yang digunakan ASN untuk memutakhirkan data secara mandiri, yang meliputi data personal, riwayat jabatan, riwayat pendidikan, riwayat sasaran kerja pegawai (SKP), riwayat penghargaan, riwayat pangkat dan golongan ruang, riwayat keluarga, riwayat peninjauan masa kerja, riwayat pindah instansi, riwayat cuti di luar tanggungan negara (CLTN), riwayat CPNS/PNS, dan riwayat organisasi [6].

Aplikasi MySAPK dapat diakses melalui peramban web dan aplikasi ponsel pintar berbasis Android. Para pengguna, khususnya ASN, dapat mengunduh aplikasi MySAPK secara gratis di Google Play Store. Pengguna yang telah menggunakan aplikasi MySAPK dapat memberikan *rating* (skor berbintang 1–5) disertai ulasan atau komentar mengenai pengalaman penggunaan melalui fitur *Ratings & Reviews*. Hingga pertengahan Oktober 2021, tercatat aplikasi MySAPK di Google Play Store memiliki nilai *rating* 2,6. Nilai *rating* yang mendominasi adalah *rating* berbintang dengan skor 1, kemudian disusul *rating* berbintang dengan skor 5 [7]. Semakin kecil nilai skor *rating* berbintang menunjukkan kinerja aplikasi yang tidak maksimal ketika digunakan pengguna.

Makalah ini berfokus pada ulasan pengguna aplikasi MySAPK di Google Play Store. BKN telah menyediakan portal web berisi panduan dan tiket bantuan untuk ASN ketika menjumpai kendala saat mengisi data mandiri melalui aplikasi MySAPK. Namun, fitur tiket bantuan pada portal web tersebut

^{1,2,3} Program Studi Magister Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, Jl. Salemba Raya No.4, DKI Jakarta, Indonesia, 10430 (telp: 021-3106014; fax: 021-3102774; e-mail: ¹raksaka.indra@ui.ac.id, ²i.made111@ui.ac.id, ³yova@cs.ui.ac.id)

[Diterima: 16 Maret 2022, Revisi: 26 Maret 2022]

tidak dapat diakses [8]. Akibatnya, para pengguna yang mengalami berbagai kendala selama menggunakan aplikasi MySAPK menuliskan ulasan yang bersifat negatif di Google Play Store. BKN sebagai instansi pemerintah pengelola aplikasi MySAPK perlu mengevaluasi layanan, salah satunya dengan menganalisis sentimen terhadap ulasan pengguna.

Analisis sentimen terhadap suatu isu atau topik di media sosial, ulasan suatu produk, dan layanan aplikasi dapat diterapkan menggunakan pendekatan algoritme *machine learning*, seperti *naïve Bayes* dan *support vector machine* (SVM). *Naïve Bayes* dan SVM merupakan algoritme pemodelan yang paling banyak digunakan dalam klasifikasi teks dengan kinerja yang beragam, tergantung pada jumlah varian, fitur, dan banyaknya data yang dikumpulkan. *Naïve Bayes* sangat baik dalam mengklasifikasikan teks dengan jumlah data dan potongan dokumen yang sedikit, sedangkan SVM sangat baik dalam mengklasifikasikan teks dengan jumlah data yang relatif banyak atau dokumen yang lengkap [9].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna aplikasi MySAPK melalui ulasan di Google Play Store. Hasil analisis tersebut diproses kembali untuk memperoleh faktor-faktor yang dirasakan pengguna. Dari penelitian ini dapat dihasilkan model klasifikasi yang terbaik, sehingga dapat dijadikan sebagai bahan evaluasi BKN agar kualitas pelayanan kepada ASN tetap konsisten, bahkan meningkat, dalam mewujudkan Satu Data ASN di Indonesia.

II. ANALISIS SENTIMEN

A. Penelitian Terkait

Penelitian mengenai analisis sentimen terhadap suatu ulasan atau topik di media sosial sudah banyak dilakukan. Sebuah penelitian dilakukan dengan tujuan mengetahui sentimen penumpang transportasi KAI Commuter Jabodetabek terhadap penyebaran COVID-19 melalui media Twitter [10]. Analisis dilakukan menggunakan *naïve Bayes* dan *decision tree*. Hasil penelitian menunjukkan ada 135 sentimen positif, 152 sentimen negatif, dan 53 sentimen netral. Algoritme *naïve Bayes* mengungguli *decision tree* dengan tingkat akurasi 73,59% berbanding 56,83%.

Penelitian lain menganalisis sentimen masyarakat terhadap tokoh *influencer* Fiersa Besari (@fiersabesari) dan Keanu (@aglkeanu) di media sosial Twitter [11]. Sebanyak 3.243 data *tweet* diambil menggunakan fitur Twitter API kemudian dilakukan pelabelan sentimen secara manual. Terdapat 1.282 sentimen positif dan 1.312 sentimen negatif pada data *tweet* Fiersa Besari serta 321 sentimen positif dan 328 sentimen negatif pada data *tweet* Keanu. Pada penelitian ini, dilakukan perbandingan tingkat akurasi sentimen dengan menggunakan algoritme *naïve Bayes*, SVM, *logistic regression*, dan *decision tree*. Hasil menunjukkan bahwa algoritme *naïve Bayes* meraih *F1-score* tertinggi dengan 81,56% untuk Fiersa Besari dan 70,78% untuk Keanu. Penelitian ini bermanfaat untuk mengidentifikasi tokoh *influencer* yang memiliki citra positif dalam pemasaran digital suatu produk.

Analisis sentimen juga dilakukan untuk mengidentifikasi kualitas film di Twitter. Penelitian ini menggunakan metode

supervised learning SVM dengan *10-fold cross validation* dan memperoleh tingkat akurasi sebesar 71,87%. Selanjutnya, dilakukan peningkatan parameter menggunakan *particle swarm optimization* (PSO), yang menghasilkan tingkat akurasi lebih baik, yaitu 77% [12].

Penelitian terkait analisis sentimen juga dilakukan untuk mengetahui kepuasan pelanggan penyedia jasa telekomunikasi by.U melalui ulasan pengguna aplikasi di Google Play Store. Pada penelitian tersebut, diperoleh 8.925 data ulasan. Ulasan dengan *rating* 4 dan 5 dilabeli sebagai sentimen positif, *rating* 1 dan 2 sebagai sentimen negatif, dan *rating* 3 sebagai netral secara manual. Didapatkan data ulasan dengan label 4.874 sentimen positif dan 4.051 sentimen negatif. Algoritme SVM dengan *5-fold validation* digunakan dan diperoleh hasil akurasi paling tinggi sebesar 86,1% pada nilai validasi *fold* 2 [13].

B. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan bidang studi yang menganalisis pendapat, penilaian, sikap, dan emosi terhadap suatu entitas seperti layanan, produk, isu, atau peristiwa tertentu. Analisis sentimen diterapkan di berbagai ranah bisnis dan sosial karena opini dapat memengaruhi perilaku individu hingga pengambilan keputusan suatu organisasi. Pentingnya analisis sentimen berkaitan dengan pesatnya perkembangan opini di media sosial, seperti ulasan suatu produk atau layanan dan berbagai diskusi di forum blog, Twitter, dan jejaring sosial [14].

C. Text Mining

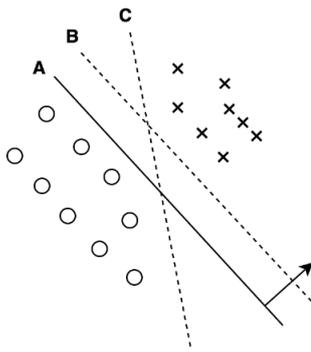
Text mining atau penambangan teks telah menjadi pendekatan yang paling banyak digunakan untuk mengidentifikasi dan mengekstrak informasi dari teks yang tidak terstruktur. Penambangan teks digunakan untuk mengekstrak fakta dan hubungan dalam bentuk terstruktur yang dapat digunakan untuk membuat anotasi pada basis data khusus, mentransfer pengetahuan antar domain, dan secara lebih umum dalam intelijen bisnis untuk mendukung pengambilan keputusan operasional dan strategis dari suatu organisasi [15].

D. Naïve Bayes Classifier

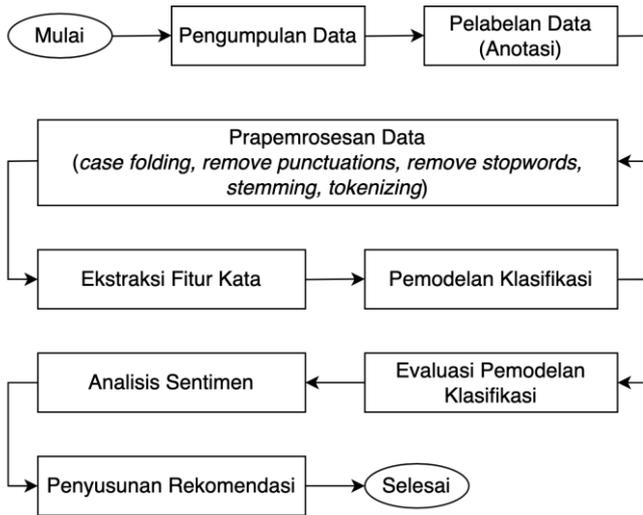
Naïve Bayes classifier bekerja berdasarkan teorema Bayes yang ditemukan oleh ahli statistika berkebangsaan Inggris, Thomas Bayes di tahun 1763 [16]. Salah satu keunggulan klasifikasi *naïve Bayes* adalah kemampuannya mengklasifikasi dengan data pelatihan yang sedikit. Klasifikasi *naïve Bayes* menggunakan *rating* dan teks ulasan untuk melatih klasifikasi yang dapat membantu memahami ulasan yang bersifat positif atau negatif. Klasifikasi tersebut merupakan aritmetika yang mengorelasikan masukan data berupa vektor menjadi keluaran berupa kelas label [17].

E. Support Vector Machine (SVM)

SVM adalah model *supervised learning* yang implementasinya membutuhkan tahap pelatihan menggunakan *sequential training* SVM dan diikuti proses pengujian. Klasifikasi SVM mencoba memisah ruang data menggunakan klasifikasi nonlinier atau linier antara kelas yang berbeda.



Gbr. 1 SVM dalam pemecahan klasifikasi.



Gbr. 2 Tahapan penelitian.

Konsep klasifikasi SVM adalah sebagai *hyperplane* yang berperan menjadi pemisah dua kelas data (hal positif dan hal negatif) [18]. Pada Gbr. 1 [19] terdapat dua kelas x , o , dan terdapat *hyperplane* A, B, dan C. *Hyperplane* A merupakan pemisah terbaik antar kelas karena memiliki jarak terlebar dari setiap titik data yang menggambarkan batas maksimum pemisahan [19].

III. METODOLOGI

Penelitian ini secara umum terdiri atas beberapa tahapan yang dimulai dari pengumpulan data, pelabelan data (anotasi), prapemrosesan data, ekstraksi fitur kata, pemodelan klasifikasi, evaluasi pemodelan klasifikasi, analisis sentimen, dan terakhir penyusunan rekomendasi. Tahapan penelitian diilustrasikan pada Gbr. 2.

A. Pengumpulan Data

Pada tahapan ini dilakukan pengambilan data dari ulasan pengguna aplikasi MySAPK di Google Play Store dengan metode *scraping* menggunakan pustaka pemrograman Python bernama Google-Play-Scraper [20]. Fitur *Rating & Review* di Google Play Store dapat menunjukkan tingkat kinerja suatu aplikasi. *Rating* berbintang dengan skor 1 menunjukkan sangat buruk, skor 2 menunjukkan buruk, skor 3 menunjukkan cukup, skor 4 menunjukkan bagus, dan skor 5 menunjukkan sangat bagus [21]. Kategori ulasan yang dipilih pada penelitian ini

adalah *most relevant* dengan *rating* berbintang dengan skor 1, 2, 4, dan 5. Data ulasan yang berhasil dikumpulkan kemudian disimpan ke format dokumen *comma separated values* (CSV).

B. Pelabelan Data (Anotasi)

Pada tahapan ini dilakukan pelabelan data (anotasi) ulasan pengguna aplikasi MySAPK menggunakan metode manual. Anotasi dilakukan oleh dua *anotator*, yaitu penulis dengan latar belakang studi teknologi informasi. Ulasan pengguna dilabeli positif dan negatif, yang kemudian disimpan ke dalam dokumen CSV.

C. Prapemrosesan Data

Prapemrosesan data merupakan tahapan pertama dalam mengklasifikasi suatu teks. Prapemrosesan data memiliki beberapa tahap sebagai berikut [22].

- 1) *Case Folding*: Proses ini mengubah semua karakter teks menjadi huruf kecil atau *lowercase*.
- 2) *Remove Punctuations*: Proses ini menghilangkan semua karakter teks yang mengandung tanda baca, angka, URL, kode ASCII, dan emoji.
- 3) *Remove Stopwords*: Proses ini menghilangkan kata-kata yang sering muncul dalam teks yang dianggap tidak memiliki makna dengan menggunakan 759 basis data *stopwords* berbahasa Indonesia [23].
- 4) *Stemming*: Proses *stemming* mencari kata dasar dengan cara menghilangkan awalan dan akhiran suatu kata. Proses *stemming* dilakukan menggunakan pustaka pemrograman Python bernama Sastrawi [24] berdasarkan algoritme Adriani [25].

- 5) *Tokenizing*: Proses ini membagi teks menjadi bagian-bagian kata yang terstruktur sehingga dapat dihitung jumlah frekuensi kata yang muncul [26].

D. Ekstraksi Fitur Kata

Tahapan selanjutnya merupakan ekstraksi fitur dari suatu kata menggunakan *term frequency-inverse document frequency* (TF-IDF). TF-IDF merupakan algoritme yang umum digunakan dalam menghitung bobot kata pada suatu dokumen. *Term frequency* (TF) mewakili banyaknya frekuensi kata yang sering muncul dalam suatu dokumen. Seringkali suatu kata yang kerap muncul akan mengganggu proses pencarian kata yang bersifat unik. *Inverse document frequency* (IDF) berperan untuk mengurangi bobot suatu kata yang sering muncul dan dapat mengukur pentingnya makna suatu kata dalam suatu dokumen. Persamaan (1) menunjukkan perhitungan TF. $TF(t,d)$ mewakili frekuensi kata dari kata t dalam dokumen d , $N(t,d)$ merupakan banyaknya kata t yang muncul dalam dokumen d , dan T merupakan total kata dalam dokumen. Persamaan (2) digunakan untuk menghitung IDF, dengan $IDF(t)$ mewakili jarangness frekuensi kata dalam dokumen, N mewakili jumlah dokumen, dan $N(t)$ mewakili jumlah dokumen dengan kata t . Maka, untuk menghitung TF-IDF digunakan (3), yang merupakan perkalian dari TF dan IDF [27].

TABEL I
CONFUSION MATRIX

		Klasifikasi Aktual	
		Positif	Negatif
Klasifikasi Prediksi	Positif	True positive (TP)	False positive (FP)
	Negatif	False negative (FN)	True negative (TN)

$$TF(t, d) = \frac{N(t,d)}{T} \quad (1)$$

$$IDF(t) = \log N / (N(t)) \quad (2)$$

$$TF - IDF = TF * IDF \quad (3)$$

E. Pemodelan Klasifikasi

Setelah melalui tahapan ekstraksi fitur kata, tahapan selanjutnya menerapkan pemodelan klasifikasi dengan dua algoritme *machine learning*, yakni *naïve Bayes* dan SVM menggunakan pustaka pemrograman Python yang dinamakan *scikit-learn* [28]. Tahapan pemodelan klasifikasi ini dilakukan secara terpisah untuk mendapatkan hasil akurasi terbaik di antara dua pemodelan klasifikasi yang digunakan. Untuk melakukan pemodelan klasifikasi, dibutuhkan data latih yang berasal dari *dataset* [29]. Data latih yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 90% dari total *dataset*.

F. Evaluasi Pemodelan Klasifikasi

Tahapan terakhir pada penelitian ini adalah mengukur evaluasi pada kinerja pemodelan klasifikasi *machine learning* yang telah dilakukan pada tahapan sebelumnya. Tujuan digunakannya pengukuran evaluasi ini adalah untuk membandingkan kinerja dan keefektifan kedua pemodelan klasifikasi *machine learning* yang digunakan. Di antara teknik yang digunakan untuk mengevaluasi dan merangkum kinerja dari pemodelan klasifikasi *machine learning* adalah *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan matriks 2×2 yang merangkum total hasil klasifikasi yang benar dan salah seperti terlihat pada Tabel I. Dari kombinasi nilai *true positive* (TP), *false positive* (FP), *false negative* (FN), dan *true negative* (TN), dihasilkan empat variabel pengukuran [30]. Nilai akurasi didapatkan menggunakan (4), *precision* didapatkan menggunakan (5), *recall* didapatkan menggunakan (6), dan *F1-score* didapatkan menggunakan (7).

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (4)$$

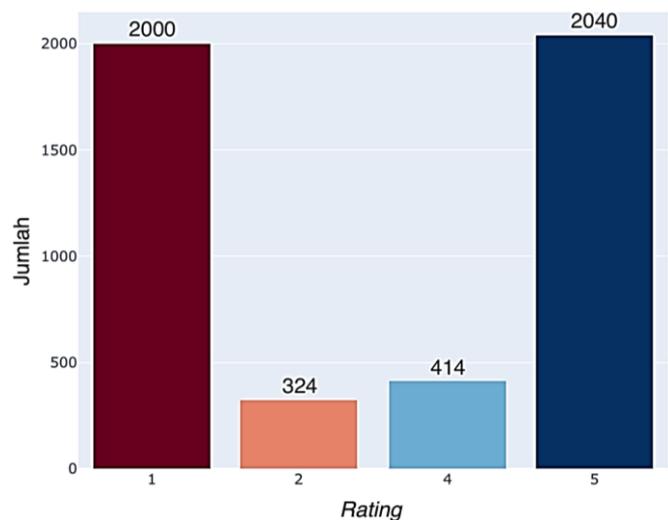
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

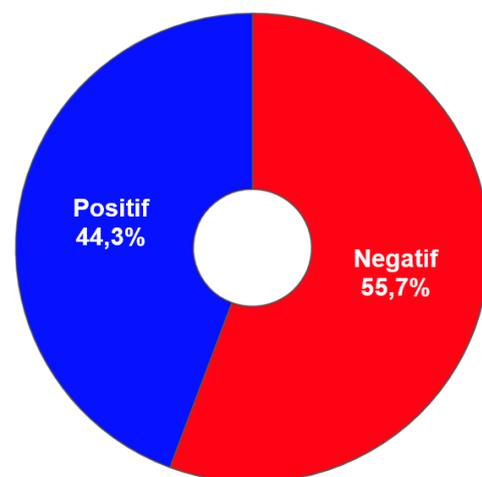
$$F1 - score = \frac{2 \cdot recall \cdot precision}{recall + precision} \quad (7)$$

G. Analisis Sentimen

Selanjutnya dilakukan analisis sentimen menggunakan *word cloud*. *Word cloud* merupakan gambar yang dapat merepresentasikan kata-kata yang digunakan pada kumpulan data tertentu. Kata-kata dengan ukuran huruf yang lebih besar



Gbr. 3 Sebaran data skor *rating* aplikasi MySAPK.



Gbr. 4 Hasil anotasi sentimen pengguna aplikasi MySAPK.

berarti lebih sering muncul dibanding dengan kata-kata dengan ukuran huruf yang lebih kecil [31].

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Anotasi

Sebanyak 4.778 data ulasan pengguna aplikasi MySAPK di Google Play Store yang didapatkan dalam rentang waktu 9 Mei 2017 hingga 18 Oktober 2021 diperoleh dengan metode *scraping* menggunakan *Google-Play-Scraper*. Data ulasan yang diambil merupakan ulasan yang memiliki *rating* berbintang 1, 2, 4, dan 5, dengan rincian seperti ditunjukkan pada Gbr. 3. Anotasi dilakukan secara manual oleh dua *anotator* dengan latar belakang studi teknologi informasi. Kemudian, sentimen dikelompokkan ke dalam dua kategori, yaitu positif dan negatif. Hasil anotasi pada 4.778 data ulasan menunjukkan bahwa sebanyak 2.118 pengguna memberikan ulasan bersentimen positif (44,3%), sedangkan sebanyak 2.660 pengguna memberikan ulasan bersentimen negatif (55,7%). Gbr. 4 menunjukkan persentase hasil anotasi sentimen pengguna aplikasi MySAPK dengan ulasan bersentimen negatif lebih banyak dibanding positif. Data hasil anotasi ini

TABEL II
HASIL PRAPEMROSESAN DATA

Tahapan	Hasil
Ulasan pengguna	Kepada admin BKN!!!, tolong perbaiki server MySapk, kalian yg sebagai lembaga kepegawaian tolong jangan mempersulit ASN ☹️☹️☹️, deadline pengisian tinggal beberapa hari lagi dan berkas sudah hampir selesai server malah error. Gimana sih ???.
Case folding	kepada admin bkn!!!, tolong perbaiki server mysapk, kalian yg sebagai lembaga kepegawaian tolong jangan mempersulit asn ☹️☹️☹️, deadline pengisian tinggal beberapa hari lagi dan berkas sudah hampir selesai server malah error. gimana sih ???.
Remove punctuations	kepada admin bkn tolong perbaiki server mysapk kalian yg sebagai lembaga kepegawaian tolong jangan mempersulit asn deadline pengisian tinggal beberapa hari lagi dan berkas sudah hampir selesai server malah error gimana sih
Remove stopwords	admin bkn tolong perbaiki server mysapk lembaga kepegawaian tolong mempersulit asn deadline pengisian tinggal berkas selesai server error
Stemming	admin bkn tolong baik server mysapk lembaga pegawai tolong sulit asn deadline isi tinggal berkas selesai server error
Tokenizing	admin bkn tolong baik server mysapk lembaga pegawai tolong sulit asn deadline isi tinggal berkas selesai server error

selanjutnya disimpan ke dalam dokumen CSV sebagai *dataset* untuk diolah pada tahapan berikutnya.

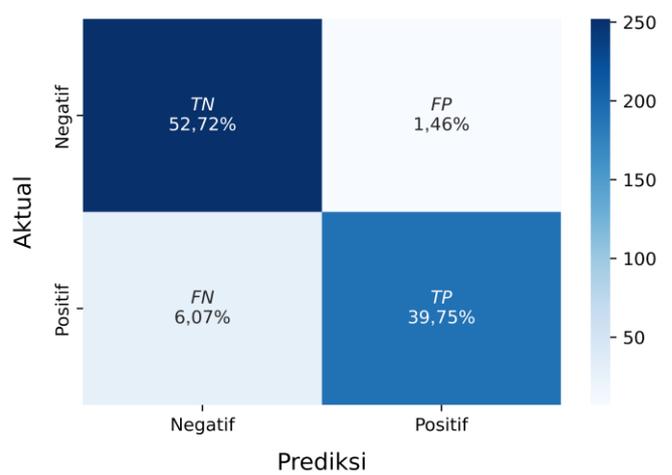
Jika dibandingkan, terlihat bahwa *rating* aplikasi tidak sesuai dengan sentimen yang dihasilkan melalui anotasi. *Rating* aplikasi menunjukkan bahwa pengguna lebih banyak memberikan penilaian dengan skor 4 (bagus) dan 5 (sangat bagus) dibandingkan penilaian dengan skor 1 (sangat buruk) dan 2 (buruk). Sebanyak 2.454 pengguna memberikan skor 4 dan 5, dengan pembagian masing-masing sebanyak 414 dan 2.040, sedangkan sebanyak 2.324 pengguna memberikan skor 1 dan 2, dengan pembagian masing-masing sebanyak 2.000 dan 324. Ketidaksesuaian ini terjadi karena pengguna memberikan sentimen yang bertentangan dengan skor. Ditemukan beberapa pengguna memberikan skor 4 atau 5, tetapi ulasan yang dituliskan bersentimen negatif.

B. Hasil Prapemrosesan Data

Terhadap *dataset* ulasan pengguna MySAPK yang telah dianotasi selanjutnya dilakukan prapemrosesan data sebanyak lima tahap. Hasil dari masing-masing tahap prapemrosesan data ditunjukkan pada Tabel II.

C. Pembagian Dataset untuk Pemodelan Klasifikasi

Pemodelan klasifikasi *naïve Bayes* dan SVM masing-masing dilakukan menggunakan data latih untuk menghasilkan model prediksi sentimen. Untuk mengevaluasi hasil prediksi yang dilakukan oleh model klasifikasi, digunakan data uji yang diambil dari *dataset*. Pada penelitian ini, perbandingan data



Gbr. 5 *Confusion matrix* dari *naïve Bayes*.

TABEL III
PEMBAGIAN DATA LATIH DAN DATA UJI

Label Sentimen	Data Latih	Data Uji
Negatif	2.401	259
Positif	1.899	219
Jumlah	4.300	478

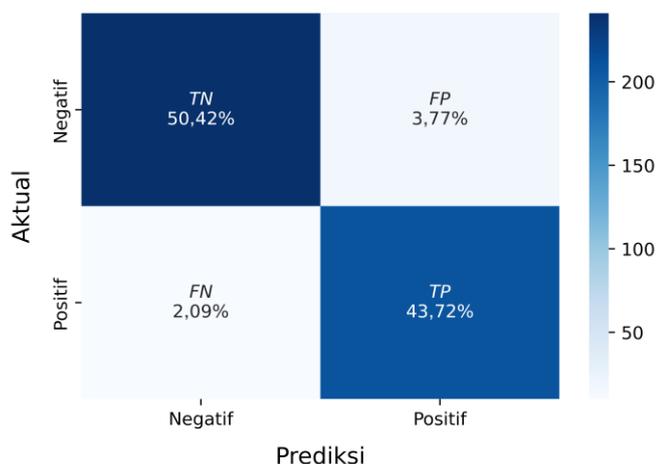
latih dan data uji adalah 90:10, yang pembagiannya dihasilkan melalui *scikit-learn*. Pembagian data latih dan data uji dari total 4.778 *dataset* ulasan aplikasi MySAPK disajikan pada Tabel III.

D. Hasil Evaluasi Pemodelan Klasifikasi

Pemodelan klasifikasi *naïve Bayes* dan SVM yang telah dilakukan perlu dievaluasi dengan *confusion matrix* untuk mendapatkan nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* terbaik di antara dua algoritme pemodelan tersebut. Gbr. 5 merupakan *confusion matrix* dari *naïve Bayes*. *Actual values* merupakan data ulasan aktual dan *predicted values* merupakan data prediksi ulasan. Dari 478 data ulasan yang diujikan untuk kedua sentimen, dihasilkan empat nilai kombinasi sebagai berikut.

- *True positive* menghasilkan angka 39,75%, yang artinya sebanyak 190 data uji ulasan berlabel positif mampu diprediksi dengan benar sebagai label positif oleh *naïve Bayes*.
- *False positive* menghasilkan angka 1,46%, yang artinya sebanyak tujuh data uji ulasan berlabel negatif diprediksi salah sebagai label positif oleh *naïve Bayes*.
- *False negative* menghasilkan angka 6,07%, yang artinya sebanyak 29 data uji ulasan berlabel positif diprediksi salah sebagai label negatif oleh *naïve Bayes*.
- *True negative* menghasilkan angka 52,72%, yang artinya sebanyak 252 data uji ulasan berlabel negatif mampu diprediksi dengan benar sebagai label negatif oleh *naïve Bayes*.

Gbr. 6 menunjukkan *confusion matrix* dari pengujian 509 data ulasan menggunakan SVM, yang menghasilkan empat nilai kombinasi berikut.



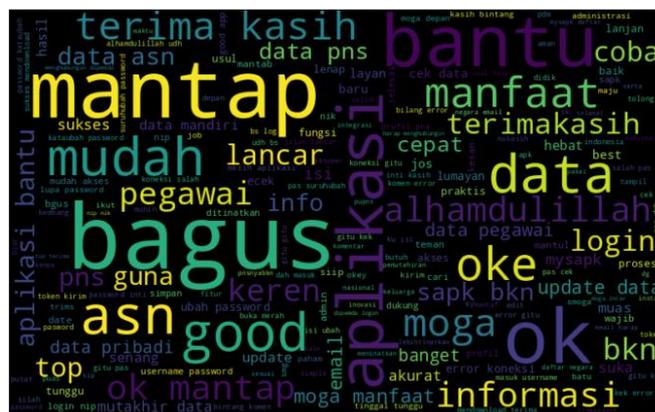
Gbr. 6 Confusion matrix dari SVM.

- *True positive* menghasilkan angka 43,72%, yang berarti sebanyak 209 data uji ulasan berlabel positif mampu diprediksi dengan benar sebagai label positif oleh SVM.
- *False positive* menghasilkan angka 3,77%, yang artinya sebanyak delapan belas data uji ulasan berlabel negatif diprediksi salah sebagai label positif oleh SVM.
- *False negative* menghasilkan angka 2,09%, yang artinya sebanyak sepuluh data uji ulasan berlabel positif diprediksi salah sebagai label negatif oleh SVM.
- *True negative* menghasilkan angka 50,42%, yang berarti sebanyak 241 data uji ulasan berlabel negatif mampu diprediksi dengan benar sebagai label negatif oleh SVM.

Pengukuran evaluasi pemodelan dengan *confusion matrix* menunjukkan bahwa pemodelan klasifikasi *naive Bayes* mampu memprediksi dengan benar sebanyak 442 data ulasan yang terdiri atas 190 data ulasan bersentimen positif dan 252 data ulasan bersentimen negatif. Sebaliknya, sebanyak 36 data ulasan diprediksi salah oleh *naive Bayes*, yang meliputi tujuh data ulasan bersentimen negatif dan 29 data ulasan bersentimen positif. Pada pemodelan klasifikasi SVM, sebanyak 450 data ulasan mampu diprediksi dengan benar. Data ini terdiri atas 209 data ulasan bersentimen positif dan 241 data ulasan bersentimen negatif. Sebaliknya, sebanyak 28 data ulasan diprediksi salah oleh SVM, yang meliputi delapan data ulasan bersentimen negatif dan sepuluh data ulasan bersentimen positif.

Dari hasil pengukuran evaluasi pemodelan, diperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada masing-masing pemodelan klasifikasi, seperti yang ditunjukkan pada Tabel IV. Mengacu pada (4), nilai akurasi yang dihasilkan melalui pemodelan klasifikasi *naive Bayes* (NB) adalah 0,9247 atau 92,47%, sedangkan SVM sebesar 0,9414 atau 94,14%. Maka, nilai akurasi terbaik dalam pemodelan klasifikasi ulasan pengguna aplikasi MySAPK menggunakan algoritme SVM adalah 94,14%.

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi NB} &= \frac{0,3975 + 0,5272}{0,3975 + 0,0146 + 0,0607 + 0,5272} \\
 &= 0,9247 \approx 92,47\%
 \end{aligned}$$



Gbr. 7 Word cloud sentimen positif.

TABEL IV
HASIL *PRECISION*, *RECALL*, DAN *F1-SCORE*

Pemodelan Klasifikasi	Label Sentimen	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
<i>Naive Bayes</i>	Negatif	0,90	0,97	0,93
	Positif	0,96	0,87	0,91
SVM	Negatif	0,96	0,93	0,95
	Positif	0,92	0,95	0,94

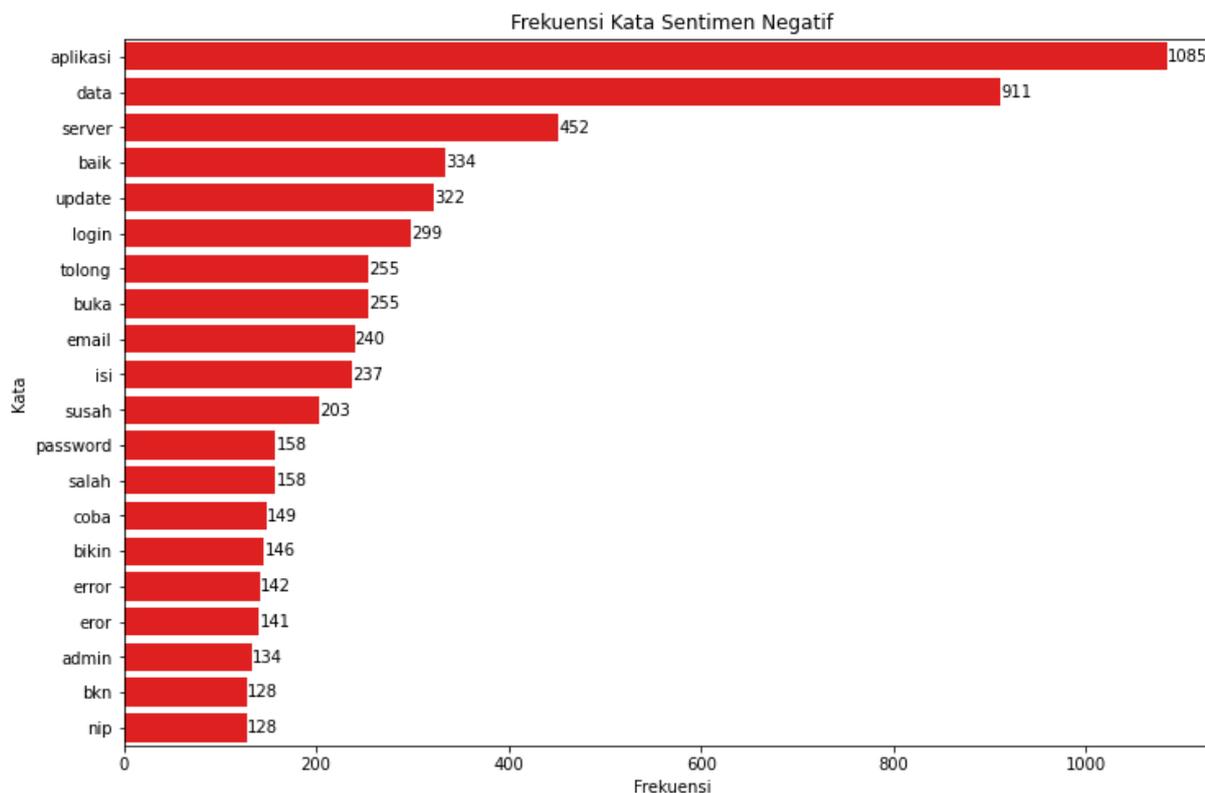
$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi SVM} &= \frac{0,4372 + 0,5042}{0,4372 + 0,0377 + 0,0209 + 0,5042} \\
 &= 0,9414 \approx 94,14\%.
 \end{aligned}$$

E. Analisis Hasil Sentimen

Hasil sentimen aplikasi MySAPK menunjukkan bahwa pengguna lebih banyak menuliskan ulasan bersentimen negatif dibanding ulasan bersentimen positif, dengan persentase masing-masing sebesar 55,7% dan 44,3%. Selanjutnya, dilakukan analisis sentimen ulasan positif maupun negatif dengan menggunakan *word cloud*. Penyajian *word cloud* dapat digunakan sebagai gambaran dalam memahami maksud dari ulasan yang dituliskan pengguna aplikasi MySAPK.

Gbr. 7 dan Gbr. 8 menunjukkan *word cloud* dan frekuensi kata dari sentimen positif. Terdapat banyak kata yang bersentimen positif, seperti “bagus”, “ok”, “mantap”, “bantu”, “good”, “mudah”, “moga”, “manfaat”, “terima”, dan “kasih”. Kata “data”, “aplikasi”, “asn”, dan “bkn” merupakan empat kata benda yang paling sering muncul pada ulasan bersentimen positif. Kata benda tersebut merupakan objek yang mendapatkan sentimen positif dari pengguna. Beberapa ulasan yang mengandung kata-kata bersentimen positif tersebut seperti: “aplikasi sangat bagus (good)”, “aplikasi ok dan mantap”, “membantu dalam menyimpan data-data ASN”, “mempermudah dalam mengisi data”, “semoga memberi manfaat untuk ASN”, dan “ucapan terima kasih kepada BKN”. Hal ini menunjukkan bahwa pengguna merasakan dampak positif ketika menggunakan aplikasi MySAPK.

Sebaliknya, pada Gbr. 9 dan Gbr. 10 ditunjukkan *word cloud* dan frekuensi kata dari sentimen negatif. Kata “aplikasi”, “data”, dan “server” merupakan tiga kata yang paling sering muncul pada sentimen negatif. Tiga kata yang muncul pada



Gbr. 10 Frekuensi kata sentimen negatif.

Penelitian ini juga menghasilkan faktor-faktor penyebab yang memengaruhi pengguna dalam memberikan ulasan positif maupun negatif. Di antara faktor penyebab pengguna memberikan ulasan bersentimen positif adalah aplikasi yang sangat bagus, dapat memberikan manfaat, mempermudah dalam mengisi dan menyimpan data ASN, serta ucapan terima kasih kepada BKN. Sebaliknya, di antara faktor penyebab pengguna menuliskan ulasan bersentimen negatif adalah meminta tolong agar aplikasi diperbaiki, kesulitan dalam mengakses, gagal dalam mengisi dan melakukan pemutakhiran data, serta terjadi kesalahan pada server. Untuk meningkatkan kualitas pelayanan, BKN perlu mengatasi kendala tersebut dengan meningkatkan kapasitas server pendukung dan merilis versi *update* aplikasi untuk mengatasi *error* atau *bug*.

Sebagai saran untuk penelitian yang akan datang, diharapkan kinerja algoritme *stemming* pada tahap prapemrosesan data dapat ditingkatkan, sehingga kata-kata yang secara maknawi bersentimen positif tidak tertukar menjadi kata bersentimen negatif ketika dilakukan klasifikasi sentimen, begitu juga sebaliknya.

KONFLIK KEPENTINGAN

Semua penulis menyatakan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan dalam penelitian ini.

KONTRIBUSI PENULIS

Konseptualisasi, Raksaka Indra Alhaqq dan I Made Kurniawan Putra; metodologi, Raksaka Indra Alhaqq; penulisan—penyusunan draf asli, Raksaka Indra Alhaqq;

peninjauan dan penyuntingan, Raksaka Indra Alhaqq, Yova Ruldeviyani, dan I Made Kurniawan Putra.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini dapat terlaksana dengan bantuan dari Kementerian Komunikasi dan Informatika Republik Indonesia melalui program Beasiswa S2 Dalam Negeri yang diperoleh penulis.

REFERENSI

- [1] A. Arief dan M.Y. Abbas, "Kajian Literatur (Systematic Literature Review): Kendala Penerapan Sistem Pemerintahan Berbasis Elektronik (SPBE)," *PROtek: J. Ilm. Tek. Elektro*, Vol. 8, No. 1, hal. 1–6, 2021.
- [2] "Sistem Pemerintahan Berbasis Elektronik," Peraturan Presiden Republik Indonesia, No. 95, 2018.
- [3] "Satu Data Indonesia," Peraturan Presiden Republik Indonesia, No. 39, 2019.
- [4] Badan Kepegawaian Negara, *Buku Statistik ASN Juni 2021*. Jakarta, Indonesia: Badan Kepegawaian Negara, 2021.
- [5] (2020) "Enam Tujuan Integrasi Data dalam Mewujudkan Satu Data ASN," [Online], <https://bkd.papua.go.id/2020/11/03/enam-tujuan-integrasi-data-dalam-mewujudkan-satu-data-asn>, tanggal akses: 28-Nov-2021.
- [6] "Pemutakhiran Data Mandiri Aparatur Sipil Negara dan Pejabat Pimpinan Tinggi Non Aparatur Sipil Negara Secara Elektronik Tahun 2021," Keputusan Kepala Kepegawaian Negara RI, No. 87, 2021.
- [7] (2021) "MySAPK BKN - Aplikasi di Google Play," [Online], <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.nudi.bkn.sapk>, tanggal akses: 18-Okt-2021.
- [8] (2021) "PDM ASN dan PPT Non ASN," [Online], <https://tiket-pdm.bkn.go.id/>, tanggal akses: 28-Nov-2021.
- [9] A.N. Muhammad, S. Bukhori, dan P. Pandunata, "Sentiment Analysis of Positive and Negative of YouTube Comments Using Naïve Bayes-

- Support Vector Machine (NBSVM) Classifier,” *2019 Int. Conf. Comput. Sci. Inf. Technol., Elect. Eng. (ICOMITEE)*, 2019, hal. 199–205.
- [10] I.C. Sari dan Y. Ruldeviyani, “Sentiment Analysis of the Covid-19 Virus Infection in Indonesian Public Transportation on Twitter Data: A Case Study of Commuter Line Passengers,” *2020 Int. Workshop Big Data, Inf. Secur. (IWBSIS)*, 2020, hal. 23–28.
- [11] S.M. Tauhid dan Y. Ruldeviyani, “Sentiment Analysis of Indonesians Response to Influencer in Social Media,” *2020 7th Int. Conf. Inf. Technol., Comput., Elect. Eng. (ICITACEE)*, 2020, hal. 90–95.
- [12] A.S.H. Basari, B. Hussin, I.G.P. Ananta, dan J. Zeniarja, “Opinion Mining of Movie Review Using Hybrid Method of Support Vector Machine and Particle Swarm Optimization,” *Procedia Engineering*, Vol. 53, hal. 453–462, 2013.
- [13] S. Fransiska dan A.I. Gufroni, “Sentiment Analysis Provider by.U on Google Play Store Reviews with TF-IDF and Support Vector Machine (SVM) Method,” *Sci. J. Inform.*, Vol. 7, No. 2, hal. 203–212, 2020.
- [14] B. Liu, *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. London, Inggris: Morgan & Claypool Publishers, 2012.
- [15] D. Westergaard, dkk., “A Comprehensive and Quantitative Comparison of Text-Mining in 15 Million Full-Text Articles Versus Their Corresponding Abstracts,” *PLOS Comput. Biol.*, Vol. 14, No. 2, hal. 1–16, 2018.
- [16] A.I. Dale, “Thomas Bayes’s Work on Infinite Series,” *Hist. Math.*, Vol. 18, No. 4, hal. 312–327, 1991.
- [17] M.P. Geetha dan D.K. Renuka, “Improving the Performance of Aspect based Sentiment Analysis Using Fine-Tuned Bert Base Uncased Model,” *Int. J. Intell. Netw.*, Vol. 2, hal. 64–69, 2021.
- [18] V. Kevin, S. Que, A. Iriani, dan H.D. Purnomo, “Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization,” *J. Nas. Tek. Elekt., Teknol. Inf.*, Vol. 9, No. 2, hal. 162–170, 2020.
- [19] W. Medhat, A. Hassan, dan H. Korashy, “Sentiment Analysis Algorithms and Applications: A Survey,” *Ain Shams Eng. J.*, Vol. 5, No. 4, hal. 1093–1113, 2014.
- [20] JoMingyu (2021) “google-play-scraper: Google Play Scraper for Python,” [Online], <https://github.com/JoMingyu/google-play-scraper>, tanggal akses: 14-Okt-2021.
- [21] *Star Ratings Calculation Methodology*, Press Ganey Associates, Inc., South Bend, AS, 2015.
- [22] D. Effrosynidis, S. Symeonidis, dan A. Arampatzis, “A Comparison of Pre-processing Techniques for Twitter Sentiment Analysis,” dalam *Res., Adv. Technol. Digit. Libraries. TPDL 2017. Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 10450, J. Kamps, dkk., Eds., Cham, Swiss: Springer, 2017, hal. 394–406.
- [23] F.Z. Tala, “A Study of Stemming Effects on Information Retrieval in Bahasa Indonesia,” Institute for Logic, Language, and Computation, Universiteit van Amsterdam, Amsterdam, Belanda, Laporan Penelitian, 2003.
- [24] H.A. Robbani (2018) “PySastrawi: Indonesian Stemmer,” [Online], <https://github.com/har07/PySastrawi>, tanggal akses: 01-Nov-2021.
- [25] M. Adriani, dkk., “Stemming Indonesian,” *ACM Trans. Asian Lang. Inf. Process.*, Vol. 6, No. 4, hal. 1–33, 2007.
- [26] R. Kusumawati, A. D’arofah, dan P.A. Pramana, “Comparison Performance of Naive Bayes Classifier and Support Vector Machine Algorithm for Twitter’s Classification of Tokopedia Services,” *J. Phys.: Conf. Ser.*, Vol. 1320, No. 1, hal. 1–10, 2019.
- [27] A.S. Neogi, K.A. Garg, R.K. Mishra, dan Y.K. Dwivedi, “Sentiment Analysis and Classification of Indian Farmers’ Protest Using Twitter Data,” *Int. J. Inf. Manage. Data Insights*, Vol. 1, No. 2, hal. 1–11, 2021.
- [28] scikit-learn, “scikit-learn: Machine Learning in Python,” [Online], <https://scikit-learn.org/stable>, tanggal akses: 24-Nov-2021.
- [29] S. Al-Saqqa, G. Al-Naymat, dan A. Awajan, “A Large-Scale Sentiment Data Classification for Online Reviews Under Apache Spark,” *Procedia Comput. Sci.*, Vol. 141, hal. 183–189, 2018.
- [30] M. Birjali, M. Kasri, dan A. Beni-Hssane, “A Comprehensive Survey on Sentiment Analysis: Approaches, Challenges and Trends,” *Knowl-Based Syst.*, Vol. 226, hal. 1–26, 2021.
- [31] F. Heimerl, S. Lohmann, S. Lange, dan T. Ertl, “Word Cloud Explorer: Text Analytics Based on Word Clouds,” *2014 47th Hawaii Int. Conf. Syst. Sci.*, 2014, hal. 1833–1842.