

Seleksi Fitur *Support Vector Machine* pada Analisis Sentimen Keberlanjutan Pembelajaran Daring

Support Vector Machine Feature Selection on Online Learning Sustainability Sentiment Analysis

Amar P. Natasuwarna
Jurusan Sistem Informasi, STMIK Pontianak
e-mail: a.pegirosa@gmail.com

Abstrak

Pernyataan Mendikbud Republik Indonesia mengenai keberlanjutan pembelajaran daring memperoleh komentar positif dan negatif dari masyarakat melalui *Twitter*. *Tweet* atau komentar masyarakat berbahasa Indonesia melalui *Twitter* diambil secara *crawling*. Komentar tersebut merupakan opini masyarakat yang perlu didengar. Permasalahannya, komentar tersebut sulit dipilah untuk mendapatkan *term* atau kata hasil dari komentar positif atau negatif sehubungan penggunaan ragam kata yang digunakan diantaranya penggunaan bahasa tidak formal, simbol, singkatan, bahasa asing, dan bahasa daerah. Mengatasi hal tersebut, dilakukan penelitian menggunakan analisis sentimen. Untuk mendapatkan hasil evaluasi terbaik diperlukan perbandingan ideal antara data latih dan data uji. Tahapan penelitian terdiri dari pengambilan data mentah; *pre-processing* data; seleksi fitur dengan *Term Frequency* dan *TF-IDF*; klasifikasi dengan *Support Vector Machine (SVM)*; dan evaluasi menggunakan *k-Fold Cross Validation* dan *Confusion Matrix*. Tujuan penelitian adalah melakukan analisis sentimen dengan algoritma *SVM* membandingkan dua seleksi fitur *Term Frequency* dan *TF-IDF* untuk memperoleh nilai *k-Fold* pada *k-Fold Cross Validation* yang menghasilkan nilai evaluasi tertinggi. Data yang digunakan berjumlah 200 data *tweet* terdiri dari 100 komentar positif dan 100 komentar negatif menggunakan lima rasio perbandingan data latih dan data uji. Penelitian menghasilkan evaluasi tertinggi pada *8-Fold Cross Validation* dengan *accuracy* sebesar 86,00%, *precision* sebesar 87,38%, dan *recall* sebesar 85,02%.

Kata kunci—*SVM, Term Frequency, TF-IDF, Analisis Sentimen, Pembelajaran Daring*

Abstract

The statement of Education and Culture Minister of Indonesia Republic related to continuity of online learning that rises positive and negative comments from the public via *Twitter*. *Tweet* using Indonesian language were crawled. The comments were representative of public opinion that need to be listened. The problem was difficult to separated into negative and positive comments. It was because the various of terms that included nonformal language, symbols, abbreviations, foreign language and mother tongue usages. Sentiment analysis could solve its problem. To find the best results, an ideal comparasion between training data and testing data was required. The research method included capturing raw data; *pre-processing* data; feature selection consisted of *Term Frequency* and *TF-IDF*; classification using *Vector Machine (SVM)*; and evaluation that involved *k-Fold Cross Validation* and *Confusion Matrix*. The research objective was to conduct a sentiment analysis with the *SVM* algoritm comparing the two feature selections which were *Term Frequency* and *TF-IDF* against the *k-Fold* variable on *Cross Validation* to have *k-Fold* on the *k-Fold Cross Validation* which produced the highest evaluation values. The data used were 200 tweets consisting of 100 positive and 100 negative comments using five ratio comparison of training data and testing data. This research obtained the highest score of evaluation at *8-Fold Cross Validation* with an *accuracy* of 86.00%, a *precision* of 87.38%, and a *recall* of 85.02%.

Keywords—*SVM, Term Frequency, TF-IDF, Sentiment Analysis, Online Learning*

1. PENDAHULUAN

Menteri Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia (Mendikbud), Nadiem Makarim pada hari Kamis tanggal 2 Juli 2020 dalam rapat kerja bersama Komisi X DPR memberikan pernyataan bahwa setelah berakhirnya wabah pandemi *Covid-19*, pembelajaran jarak jauh atau pembelajaran daring dapat tetap digunakan bersamaan dengan pembelajaran tatap muka atau luring yang disebut dengan model hibrid. Pernyataan tersebut telah memberi pengaruh yang luas pada kalangan masyarakat dengan berbagai komentar melalui media sosial seperti *Twitter*. Banyak *tweet* yang dilakukan masyarakat dalam bentuk komentar positif maupun negatif menanggapi pernyataan yang mengarah pada dilanjutkannya pembelajaran daring. Komentar-komentar tersebut dapat dijadikan bahan untuk menyerap aspirasi masyarakat dan menangkap persoalan-persoalan yang ada pada masyarakat. Permasalahannya, komentar-komentar tersebut begitu banyak jumlah ragam kata, singkatan kata, bahasa tidak formal, maupun simbol, sehingga menimbulkan kesulitan ketika harus memilah kata atau kelompok kata yang dapat menghasilkan pernyataan positif ataupun pernyataan negatif [1]. Untuk mengklasifikasi berbagai pernyataan tersebut dapat dilakukan dengan analisis sentimen. Salah satu algoritma yang banyak digunakan pada analisis sentimen diantaranya adalah *Support Vector Machine (SVM)* [2]. Kelebihan menggunakan algoritma *SVM* diantaranya adalah dapat menghasilkan akurasi yang baik [2], selain itu algoritma ini mempunyai kemampuan pada data yang berdimensi tinggi yang diperlukan pada analisis sentimen [1].

Analisis sentimen adalah suatu studi yang berhubungan dengan komputasi dikaitkan dengan pendapat, emosi, atau komentar seseorang atau masyarakat ketika memberikan respon terhadap suatu peristiwa yang dapat dinyatakan dengan bentuk teks [3,4]. Analisis sentimen mampu mengubah data yang berbentuk tidak terstruktur menjadi data yang terstruktur [3]. Kemanfaatan analisis sentimen itu begitu besar pada berbagai bidang sebagai bahan evaluasi dan ide, sehingga membuat analisis sentimen ini berkembang dengan sangat pesat terutama dalam menanggapi suatu peristiwa, pernyataan ataupun komentar yang menimbulkan kontroversi [5]. Pernyataan Mendikbud mengenai kelanjutan pembelajaran daring paska pandemi *Covid-19* menimbulkan pro dan kontra dikalangan masyarakat.

Kehadiran wabah pandemi *Coronavirus Diseases 2019 (Covid-19)*, merubah cara orang berpikir dan melakukan kegiatan sehari-hari. *Covid-19* menimbulkan krisis kesehatan di seluruh dunia [6]. *WHO* pada tanggal 30 Januari 2020, telah menetapkan keadaan darurat kesehatan pada masyarakat di seluruh dunia [7]. Indonesia, tanggal 2 Maret 2020 melaporkan untuk pertama kali telah terjangkit *Covid-19* sebanyak 2 orang, dan dua minggu kemudian dilaporkan telah terjangkit menjadi 10 orang [8]. Tanda-tanda gejala umum orang terjangkit *Covid-19* diantaranya batuk, demam, dan sesak napas yang akut, dengan masa inkubasi antara 5 hingga 14 hari [8]. Sekolah-sekolah pada seluruh jenjang dari tingkat dasar hingga perguruan tinggi di banyak negara ditutup untuk sementara waktu [6]. Keadaan darurat ini, memaksa sebagian besar kegiatan termasuk diantaranya adalah pendidikan dilakukan secara daring [7]. Menurut *UNESCO*, pembelajaran melalui daring dilakukan supaya 577 juta anak seluruh dunia tetap dapat menjalankan aktivitas belajar [6]. Dengan semakin banyaknya masyarakat Indonesia yang terinfeksi *Covid-19*, maka pada tanggal 24 Maret 2020, Mendikbud mengeluarkan surat edaran yang berkaitan dengan tata cara pembelajaran selama terjadinya *Covid-19*, dimana isinya berkaitan dengan pembelajaran jarak jauh atau daring [8].

Tiga bulan setelah surat edaran Mendikbud mengenai pembelajaran menggunakan daring selama pandemi *Covid-19*, tepatnya tanggal 2 Juli 2020, Mendikbud memberikan pernyataan mengenai pembelajaran daring yang berlanjut meskipun pandemi *Covid-19* telah berakhir. Pernyataan Mendikbud ini menjadi kontroversi dengan banyaknya berbagai komentar positif maupun negatif. Sebelum pernyataan dari Mendikbud mengenai pembelajaran daring yang berlanjut, sudah beredar berbagai pendapat para peneliti yang telah menghasilkan pernyataan positif maupun negatif. Berikut adalah pernyataan positif sebelum pernyataan pembelajaran daring oleh Mendikbud. Pertama, pembelajaran daring akibat mewabahnya *Covid-19* memaksa

peserta didik harus segera menguasai teknologi yang berhubungan dengan pembelajaran jarak jauh [6]. Kedua, pembelajaran daring menjadikan para pelaku kegiatan tersebut mempunyai keleluasaan tempat dan waktu yang lebih banyak dibandingkan dengan pembelajaran luring sehingga para pelaku kegiatan ini dapat menentukan kapan tempat dan waktu yang tepat untuk dilakukan proses pembelajaran [7]. Ketiga, pembelajaran daring memungkinkan untuk menyediakan akses bagi semua orang dengan cara yang lebih efektif dan menjadikan peserta didik menjadi lebih mandiri [6,7]. Akses bagi semua orang didukung dengan upaya lembaga pendidikan non formal dapat menjangkau sebanyak-banyaknya peserta, dengan menyediakan diskon bagi siapapun yang ingin belajar secara daring [9]. Keempat, sudah banyak sarana teknologi telah dapat mendukung keberlangsungan pembelajaran daring seperti penggunaan *Whatapps Group*, *Google Classroom*, dan *Zoom* [7,8]. Kelima, mulai bermunculan inovasi-inovasi cara-cara pengajaran dengan pembelajaran daring untuk meningkatkan motivasi dan minat belajar peserta didik [10]. Sebaliknya, ditemukan pula pendapat negatif mengenai pembelajaran secara daring. Pertama, pembelajaran daring tidak selalu membuat peserta didik mengalami keberhasilan, ada beberapa faktor yang mempengaruhi seperti suasana rumah dan karakteristik dari peserta didik itu sendiri [8]. Kesulitan yang dialami peserta didik terutama yang masih pada tingkat pendidikan dasar adalah tidak selalu ada pendamping di rumah sehubungan dengan orang tua yang bekerja, selain itu masih banyak juga orang tua yang masih gagap teknologi [8]. Kedua, pada kenyataannya, tidak semua pembelajaran dapat dilakukan secara daring [7]. Sebagai contoh, pembelajaran yang memerlukan praktek keterampilan dimana sarana yang digunakan hanya ada di sekolah atau di lapangan. Ketiga, pembelajaran daring membuat peserta didik atau orang tua harus mengeluarkan biaya ekstra dengan membeli tambahan kuota [8,10]. Sehingga perlu dipikirkan untuk dapat menggunakan aplikasi ringan yang menyedot kuota rendah atau cara lain bekerja sama dengan provider untuk menyediakan kuota gratis [11]. Keempat, pembelajaran daring membuat aktifitas peserta didik terutama bagi yang masih berusia anak-anak untuk bersosialisasi seperti bermain dan bersenda gurau dengan teman-temannya sebayanya di sekolah menjadi berkurang [8]. Kelima, merujuk pada luasnya wilayah Indonesia, pembelajaran daring tidak serta merta dapat dilaksanakan dengan mudah terutama untuk wilayah peserta didik yang tidak terjangkau oleh sinyal selular dan internet yang lemah [10]. Untuk mendapatkan pendapat positif atau negatif setelah pernyataan dari Mendikbud, dapat diperoleh melalui *tweet* yang dilakukan oleh masyarakat pada media sosial *Twitter*.

Twitter dikenal sebagai media sosial populer yang banyak digunakan oleh masyarakat untuk mengungkapkan segala macam ide, komentar, keluhan berkaitan dengan kondisi yang ada pada saat ini [4,12]. Bagi masyarakat, pengoperasian *Twitter* seperti melakukan *tweet* yang berisi komentar-komentar dapat dilakukan dengan mudah [13]. Namun untuk melakukan analisis pada komentar-komentar berupa *tweet*, *Twitter* mempunyai persoalan dengan format 85% teks yang tidak terstruktur, ditambah lagi dengan penggunaan singkatan dan bahasa yang tidak formal [3,5]. Keberadaan analisis sentimen, mengatasi persoalan-persoalan tersebut dengan cara merubah format yang tidak terstruktur menjadi format yang terstruktur dan terklasifikasi [14]. Komentar-komentar masyarakat melalui *Twitter* merupakan sumber data yang diakui validitasnya dalam melakukan analisis sentimen [15].

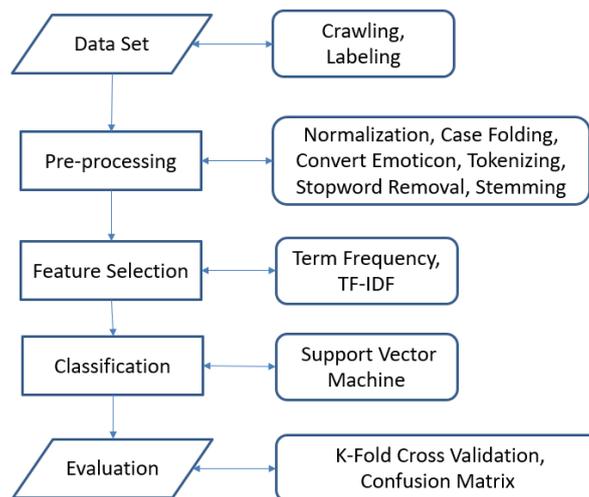
Penelitian analisis sentimen dengan menggunakan algoritma *SVM* sudah banyak dilakukan. Penelitian yang dimaksud, diantaranya adalah analisis sentimen yang berkaitan dengan kepuasan pelanggan pada rumah makan [1], analisis sentimen yang berhubungan dengan evaluasi penggunaan ruangguru [2], dan analisis sentimen penilaian acara televisi [16].

Merujuk pada penelitian sebelumnya tersebut di atas, penelitian ini mempunyai kesamaan pada analisis sentimen dan algoritma *SVM*, perbedaannya penelitian ini bersama perbandingan seleksi fitur, dikhususkan memperoleh *k-Fold Cross Validation* pada nilai evaluasi tertinggi. Tujuan penelitian adalah melakukan analisis sentimen dengan algoritma *SVM* membandingkan dua seleksi fitur *Term Frequency* dan *TF-IDF* sehingga diperoleh nilai *k-Fold* pada *k-Fold Cross Validation*, untuk hasil nilai evaluasi tertinggi. Data diambil dari komentar masyarakat melalui media sosial *Twitter* berupa komentar positif atau komentar negatif berkaitan pernyataan Mendikbud mengenai keberlanjutan pembelajaran daring tanggal 2 Juli 2020 dalam rapat kerja

bersama Komisi X DPR, dengan menggunakan algoritma *SVM* beserta dua seleksi fitur yakni *Term Frequency* dan *TF-IDF* [17]. Pada penelitian ini dilakukan analisis komentar terdiri dari dua kelas yaitu komentar positif dan komentar negatif [18]. Data diperoleh melalui *Twitter*, dengan 100 *tweet* komentar positif dan 100 *tweet* komentar negatif [19]. Untuk mempermudah melakukan analisis sentimen, digunakan perangkat lunak *RapidMiner* yang merupakan salah satu perangkat lunak yang handal [17]. Pada penelitian ini, *RapidMiner* melakukan pengolahan dengan algoritma *SVM*, seleksi fitur *Term Frequency* dan *TF-IDF*, dan evaluasi dengan dipergunakannya *k-Fold Cross Validation* dan *Confusion Matrix* [3]. Hasil akhir penelitian yang diharapkan adalah nilai *k-Fold* pada *Cross Validation* untuk *accuracy*, *precision*, dan *recall* tertinggi, dari 5 rasio pada perbandingan data latih dan data uji. Kelima rasio yang dimaksud termasuk rasio 180:20, 175:25, 160:40, 150:50, dan rasio 100:100 yang dapat dilakukan dengan menggunakan *k-Fold Cross Validation* [1].

2. METODE PENELITIAN

Ada lima langkah untuk memperoleh analisis sentimen pada penelitian ini yakni memperoleh sekumpulan data dengan cara *raw data capturing*, *pre-processing*, *feature selection*, *classification*, dan *evaluation* [13,20]. Gambar 1 menunjukkan lima langkah yang dilakukan untuk memperoleh analisis sentimen.



Gambar 1. Langkah-langkah Analisis Sentimen [13,20,21]

Melakukan mengambil data dengan cara *crawling* sebagai langkah pertama adalah hal yang paling esensial pada analisis sentimen untuk memperoleh data dari komentar-komentar masyarakat yang ada di *Twitter*. Pada penelitian ini *crawling* menggunakan aplikasi *RapidMiner* versi 9.72 dengan mengaktifkan operator *Search Twitter*.

Langkah kedua adalah melakukan *pre-processing* sebagaimana lazimnya ketika melakukan pengolahan data mining. Berbeda dengan *pre-processing* pada data mining umumnya, pada analisis sentimen ini, langkah-langkah yang dapat dilakukan diantaranya dengan melakukan *normalization*, *case folding*, *convert emoticon*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming* [20]. *Normalization* adalah mentransformasikan istilah kata dari bahasa gaul, bahasa slang, singkatan-singkatan kata menjadi istilah baku sesuai dengan KBBI [12]. *Normalization* juga menghilangkan karakter khusus seperti tanda @, *hashtag*, RT, URL [12]. Karakter-karakter khusus ini tidak mempengaruhi proses pengolahan analisis sentimen. Istilah berikutnya adalah *case folding*, dimana pada proses ini seluruh huruf dirubah menjadi huruf kecil [13]. Sementara itu, *convert emoticon* merubah gambar ikon menjadi kata-kata, sebagai contoh, ikon terseyum menjadi eterseyum. Apabila *emoticon* mengganggu proses analisis sentimen, emoticon ini dapat diabaikan

[12]. *Tokenizing* memecah sekumpulan kata menjadi setiap kata, selain itu, *tokenizing* meniadakan karakter titik, koma, spasi, angka, dan garis miring [13]. *Stopword removal* artinya kegiatan meniadakan semua kata yang tidak relevan dengan proses klasifikasi [21]. Istilah terakhir pada kegiatan *pre-processing* adalah *stemming*, dimana fungsinya adalah mengembalikan setiap kata hanya menjadi kata dasarnya saja [21], sebagai contoh bepergian menjadi pergi, memaksakan menjadi paksa.

Tahap *pre-processing* dilalui, maka dilanjutkan tahap ketiga yang disebut *feature selection* atau seleksi fitur. Pada tahap ini, kata atau bisa juga disebut dengan istilah atau *term* dilakukan pembobotan untuk memperoleh suatu nilai [21]. Selesaiannya tahap *pre-processing* masih menyisakan jumlah atribut yang besar, apabila itu terjadi, maka akan mengurangi kinerja dari proses klasifikasi yang berdampak pada tingkat akurasi yang rendah [1]. Seleksi Fitur bertugas melakukan proses mengurangi fitur yang dianggap tidak relevan, caranya dengan melakukan eliminasi pada atribut yang tidak relevan tersebut [1]. Seleksi Fitur yang digunakan adalah *Term Frequency* dan *TF-IDF* [22]. *Term Frequency* berfungsi untuk mengetahui jumlah kemunculan kata pada suatu dokumen [17]. Jika kemunculan suatu kata atau *term* semakin besar maka bobot nilai akan semakin besar [20]. Persamaan (1) menunjukkan *Term Frequency*.

$$w_{tf_{t,d}} = \begin{cases} 1 + \log_{10} tf_{t,d}, & \text{if } tf_{t,d} > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

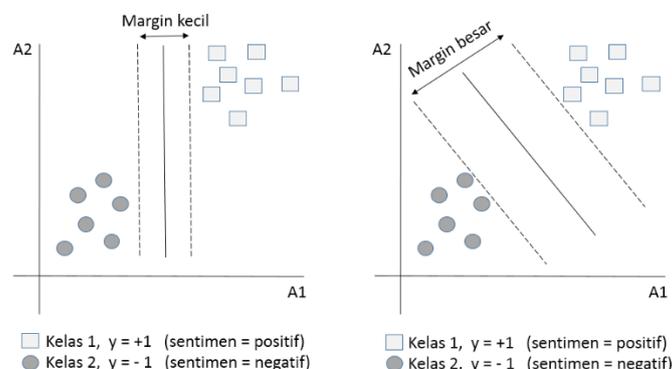
Diketahui *tf* merupakan *Term Frequency*, *W_{tf}* menyatakan bobot *tf* yang dihitung berdasarkan logaritma [23].

TF-IDF (*Term Frequency Inverse Document Frequency*) adalah salah satu metode untuk pembobotan, dimulai dari terjadinya perubahan suatu text atau data menjadi *text* berupa *vector* banyak dimension [24]. Bobot *TF-IDF* adalah bobot setiap kata atau *term* untuk tiap dokumen. Berbeda dengan *Term Frequency*, pada *TF-IDF*, kata yang jarang muncul pada dokumen-dokumen yang ada, justru mempunyai suatu bobot *Inverse Document Frequency* yang cukup tinggi [24]. Persamaan (2) menunjukkan *TF-IDF*.

$$w_{t,d} = w_{tf_{t,d}} \times idf_t \quad (2)$$

Diketahui *W_{tf}* merupakan pembobotan *Term Frequency*, sedangkan *idf* merupakan bobot kebalikan dari bobot *document frequency*.

Langkah keempat adalah klasifikasi dengan menggunakan *SVM*. Algoritma *SVM* mempunyai kemampuan menganalisis data dan melakukan pengenalan pola [12]. *SVM* sangat baik digunakan untuk keperluan *text mining* [25]. *SVM* sangat sesuai digunakan untuk melakukan klasifikasi dua kelas [1]. *SVM* melakukan pekerjaannya dengan melakukan pencaharian *hyperline* terbaik, dimana yang dimaksud dengan *hyperline* adalah garis pemisah diantara dua kelas [1]. Semakin besar *margin* atau garis pemisah maka semakin kecil tingkat kesalahan klasifikasi yang terjadi [24]. Gambar 2 berikut di bawah ini menunjukkan perbedaan antara perolehan *hyperline* dengan *margin* kecil dan *hyperline* dengan *margin* besar.



Gambar 2. *Margin* Lebih Besar Akurasi Lebih Baik [26]

Evaluasi merupakan langkah terakhir dari serangkaian langkah analisis sentimen. Evaluasi mengukur kualitas dari semua proses yang telah dijalankan sebelumnya [25]. Pada penelitian ini dilakukan evaluasi perbandingan antara akurasi yang dihasilkan dengan menggunakan seleksi fitur *Term Frequency* dan *TF-IDF* [1]. Evaluasi yang dilakukan menggunakan kemampuan *k-Fold Cross Validation* dan *Confusion Matrix*. Evaluasi dimulai dari *k-Fold Cross Validation*. Pada *k-Fold Cross Validation*, sekumpulan data dalam bentuk data latih terbagi atas k himpunan data yang dilakukan secara acak dengan komposisi sama, dimana salah satu kelompok tersebut menjadi data uji. Berikutnya, iterasi dilaksanakan sebanyak *k-Fold* [12]. Sebagai contoh jika *k-Fold* = 5, maka *5-Fold Cross Validation* menjadi seperti Gambar 3 berikut ini.

Pengujian	Data Set				
1	Data Uji				
2		Data Uji			
3			Data Uji		
4				Data Uji	
5					Data Uji

Gambar 3. Contoh *5-Fold Cross Validation* [12]

Dengan jumlah data adalah 200, maka untuk *5-Fold Cross Validation*, data akan dikelompokkan menjadi 5, dimana masing-masing kelompok berisi 40 data. Pada pengujian 1, 40 data pertama sebagai data uji, selebihnya sebagai data latih. Pada pengujian 2, 40 data kelompok kedua sebagai data uji, selebihnya sebagai data latih. Hingga pada pengujian 5, 40 data kelompok lima sebagai data uji dan selebihnya sebagai data latih.

Selesai *Cross Validation* dilanjutkan dengan *Confusion Matrix*. Tabel 1 tersebut di bawah ini merupakan tabel *Confusion Matrix* yang dibagi atas aktual positif, aktual negatif, prediksi positif, dan prediksi negatif.

Tabel 1. *Confusion Matrix* [4,12]

		Prediksi	
		Negatif	Positif
Aktual	Negatif	a	b
	Positif	c	d

Dari Tabel 1 di atas, simbol a menyatakan jumlah prediksi benar bahwa data menyatakan negatif. Simbul b menunjukkan jumlah prediksi keliru untuk menyatakan data positif. Simbul c memperlihatkan jumlah prediksi keliru untuk menyatakan data positif. Simbul d adalah jumlah prediksi untuk menyatakan data positif. Nilai-nilai hasil evaluasi dari *accuracy*, *precision* dan *recall* pada *confusion matrix* diturunkan dan dihitung dari komponen-komponen tersebut [25].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

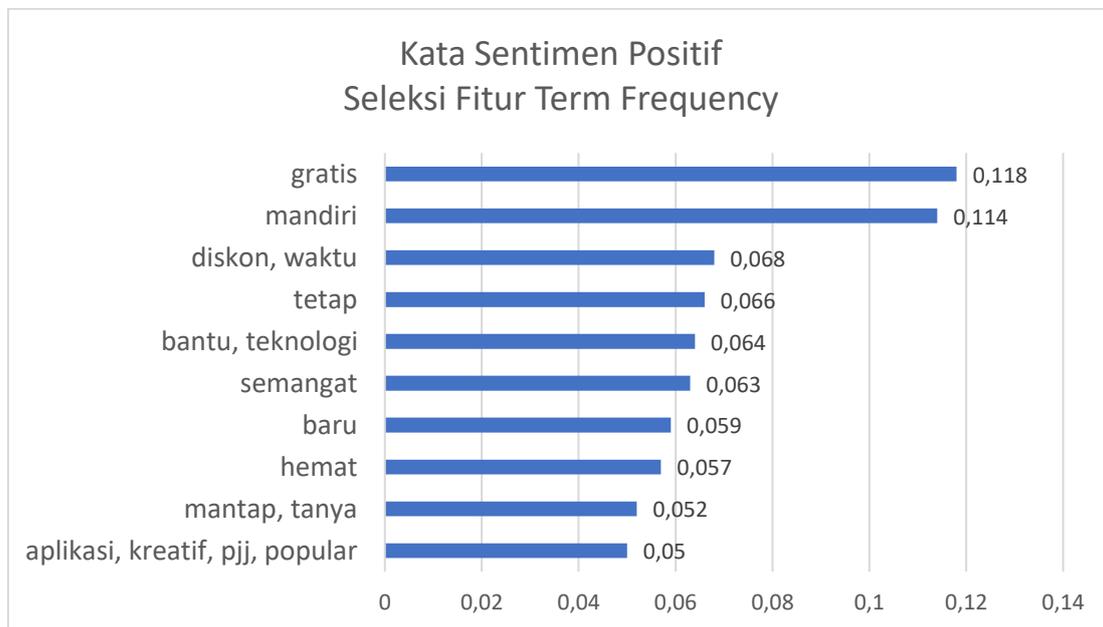
Pengambilan data yang diperoleh dari *Twitter* dilakukan antara tanggal 5 hingga 14 Juli 2020. Data diambil mulai dari tiga hari setelah pernyataan Mendikbud mengenai kelanjutan pembelajaran daring setelah usai masa pandemi *Covid-19*. Data tersebut kemudian digunakan untuk melakukan analisis sentimen. Pengujian memanfaatkan algoritma *SVM* dapat diketahui melalui cara pengukuran dengan *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Kata kunci “belajar daring”, “belajar online”, dan “belajar jarak jauh” digunakan untuk mengambil data dari komentar masyarakat melalui *tweet*. Ada 200 *tweet* komentar masyarakat yang terdiri dari 100 *tweet* sentimen positif dan 100 *tweet* sentimen negatif yang digunakan untuk keperluan analisis sentimen.

Pengambilan data yang tersimpan di dalam database *Twitter* menggunakan aplikasi *RapidMiner*. Sebagai aplikasi penerapan *data science* dan *machine learning*, kenyataannya *RapidMiner* tidak mempunyai fitur untuk mengambil data dari *Twitter*. Supaya *RapidMiner* dapat melakukan pengambilan data dari *Twitter*, *RapidMiner* menyediakan fitur untuk memperoleh fungsi tersebut dari *marketplace*. Fungsi yang dapat diambil tersebut adalah *Web Mining 9.3.1*. Fungsi ini menghadirkan operator *Search Twitter* yang dapat mengkoneksikan dengan *Twitter Search API*. Data yang telah diperoleh dapat disimpan dengan berbagai format, termasuk format *Microsoft Excel* yang akan digunakan pada penelitian ini. Tabel 2 berikut di bawah ini menunjukkan contoh *tweet* yang berhasil diambil dari aplikasi *RapidMiner*. Secara manual, data tersebut ditambahkan atribut atau label dengan nilai positif atau nilai negatif.

Tabel 2. Contoh Data *Tweet* Komentar Masyarakat

No	Tweet	Sentimen
1	Belajar Daring, Siswa Miskin Rentan Tertinggal Materi Pelajaran https://t.co/IpEz8HCjaY	Negatif
2	Klo yg ngeluh "aku kuliah online makin bodoh". Apa tdk pernah belajar sendiri? Klo nda tau kan bisa nanya dosen, temen pun kau ada, tgl vc/call, text pun no prob. Pasti ada cara lah anda belajar. Lagian, mahasiswa udh ga masanya didikte sma pengajar, namanya aja Maha, dah gede.	Positif

Gambar 4 di bawah ini menunjukkan kata sentimen positif hasil seleksi fitur dengan menggunakan *Term Frequency*. Dimana, 3 besar kata berdasarkan seleksi fitur dengan *Term Frequency* adalah gratis, mandiri, diskon dan waktu, kemudian diikuti oleh tetap, bantu, teknologi, semangat, baru, hemat, mantap, tanya, aplikasi, kreatif, pjj, dan populer.

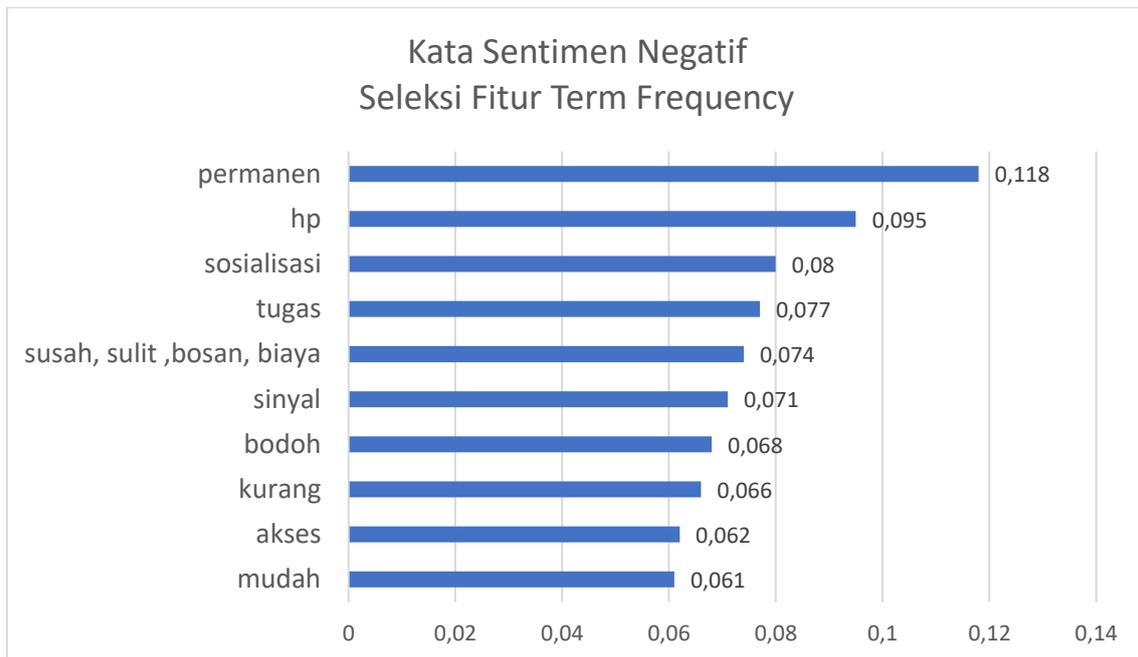


Gambar 4. Grafik 10 Besar Kata Sentimen Positif Berdasarkan Seleksi Fitur *Term Frequency*

Berikut ini pembahasan mengenai 3 besar kata berdasarkan seleksi fitur yang terdapat pada Gambar 4. Bahasan yang dimaksud diambil berdasarkan *tweet* yang dilakukan masyarakat dibandingkan dengan opini dari hasil penelitian yang sudah dipublikasikan sebelum pernyataan dari Mendikbud. Pada sentimen positif, makna kata *gratis* pada grafik di bawah yang dimaknai oleh masyarakat dan hasil penelitian [11] adalah berkaitan dengan fasilitas pemerintah yang bekerja sama dengan operator selular untuk memberi fasilitas gratis kepada peserta didik

penggunaan pulsa pada situs tempat sarana belajar. Kata *mandiri*, sebagaimana pada *tweet* dan hasil penelitian [7], berhubungan dengan keadaan yang memaksa pelajar dan mahasiswa harus banyak belajar lebih mandiri. Makna *diskon* dari *tweet* dan hasil penelitian [9] adalah banyaknya pelatihan termasuk juga bimbingan belajar yang memberikan diskon selama pandemik. Makna *waktu* menyangkut banyaknya waktu yang dihemat dengan pembelajaran jarak jauh, tidak perlu berkendara mencapai tempat belajar. Kelebihan waktu itu dapat digunakan untuk belajar banyak hal di luar pendidikan formal seperti membuat kue, membuat konten video dan banyak lagi. Sementara hasil penelitian memaknai keuntungan waktu sebagai suatu banyak pilihan waktu dan tempat terjadinya proses belajar [7].

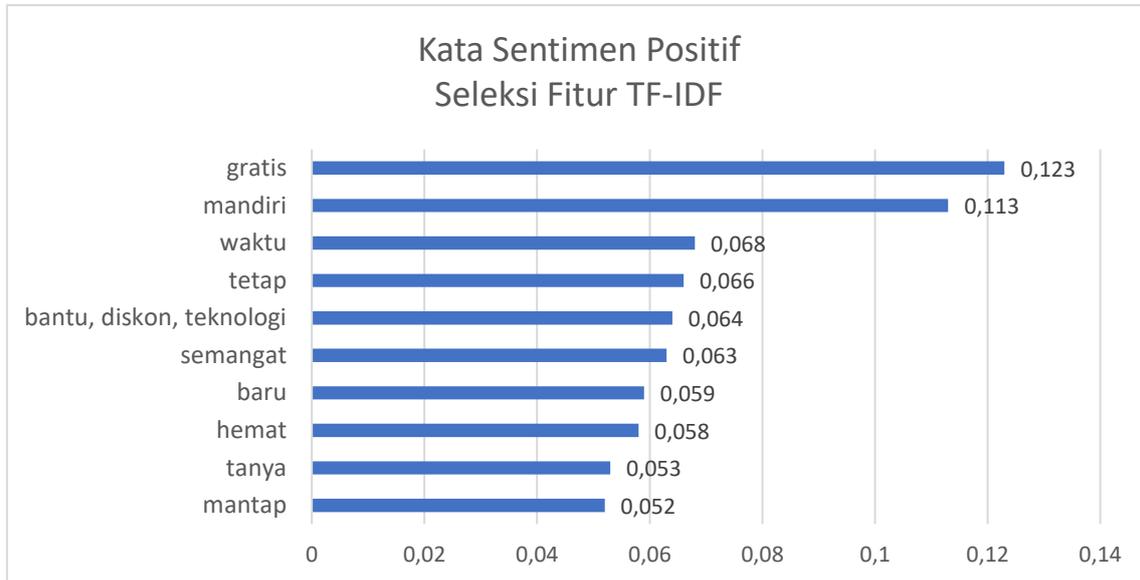
Gambar 5 di bawah ini menunjukkan hasil seleksi fitur kata sentimen negatif dengan menggunakan *Term Frequency*. Ada 3 besar kata berdasarkan seleksi fitur tertinggi yakni permanen, hp, dan sosialisasi diikuti oleh tugas, susah, sulit, bosan, biaya, sinyal, bodoh, kurang, akses, dan mudah.



Gambar 5. Grafik 10 Besar Kata Sentimen Negatif Berdasarkan Seleksi Fitur *Term Frequency*

Seperti pada Gambar 5, pada sentimen negatif menurut seleksi fitur *Term Frequency*, *permanen* menempati peringkat pertama. *Permanen* mengandung makna bahwa masyarakat yang disampaikan melalui *Twitter* tidak menghendaki pembelajaran secara daring dilakukan secara berkelanjutan paska *Covid-19*. Keberatan pembelajaran daring secara *permanen* dari *tweet* dan hasil penelitian, walaupun pada penelitian tidak secara eksplisit menyebut istilah *permanen*, diantaranya biaya untuk pendidikan semakin meningkat [10], masih banyak wilayah di Indonesia yang sulit sinyal internet [10], anak-anak tidak dapat bermain dengan teman-teman sekolahnya [8], dan suasana rumah yang tidak mendukung [8]. Kata *hp* berhubungan dengan keluhan orang tua yang tidak mempunyai *hp* yang dapat digunakan untuk sekolah daring. Sehingga memaksa orang tua untuk membeli *hp* yang dapat digunakan untuk keperluan daring, jika tidak, anaknya tidak dapat bersekolah seperti anak lainnya. Mengenai *hp* ini dapat disamakan dengan hal yang berkaitan dengan pengeluaran biaya ekstra [8,10]. *Sosialisasi* bermakna menurut *tweet* masyarakat betapa peserta didik berkurang kegiatan untuk berjumpa dan bermain dengan teman-teman sekolahnya. Seperti juga yang disampaikan dari hasil penelitian, bahwa sekolah daring terutama untuk anak-anak akan berkurang mereka untuk bermain dan bersenda gurau [8].

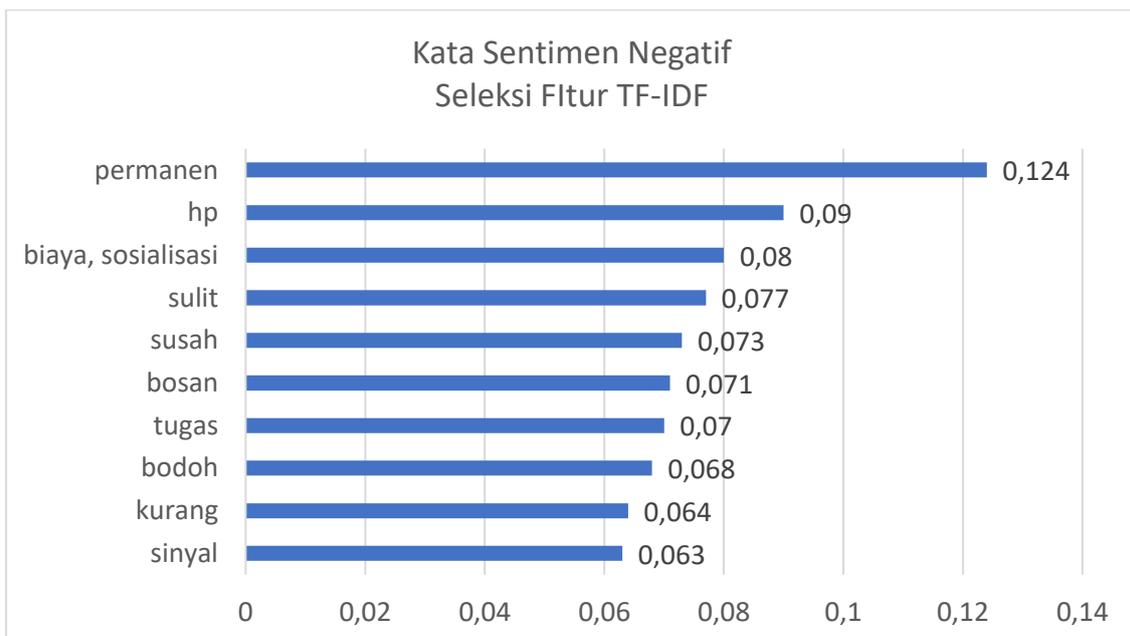
Gambar 6 di bawah ini menunjukkan hasil 3 kata seleksi fitur tertinggi dengan menggunakan *TF-IDF* yakni kata gratis, mandiri, dan waktu diikuti dengan tetap, bantu, diskon, teknologi, semangat, baru, hemat, tanya, dan mantap.



Gambar 6. Grafik 10 Besar Kata Sentimen Positif Berdasarkan Seleksi Fitur *TF-IDF*

Ada kesamaan antara hasil dari kata sentimen positif seleksi fitur *Term Frequency* pada Gambar 4 dan sentimen positif seleksi fitur *TF-IDF*. Pembahasan mengenai 3 besar kata dengan seleksi fitur tertinggi yang terdapat pada Gambar 6 yakni gratis, mandiri, dan waktu telah dijelaskan ketika menerangkan kata dari Gambar 4. Hanya kata diskon pada seleksi fitur *Term Frequency* yang tidak termasuk pada kata 3 besar pada seleksi fitur *TF-IDF*.

Gambar 7 di bawah ini menunjukkan hasil seleksi fitur kata sentimen negatif dengan menggunakan *TF-IDF*. Ada 3 besar kata dengan bobot tertinggi yakni permanen, hp, biaya dan sosialisasi diikuti oleh sulit, susah, bosan, tugas, bodoh, kurang, dan sinyal.



Gambar 7. Grafik 10 Besar Kata Sentimen Negatif Berdasarkan Seleksi Fitur *TF-IDF*

Seperti pada Gambar 7. Tiga besar kata yakni permanen, hp, dan sosialisasi telah dijelaskan pada pembahasan kata sentimen negatif seleksi fitur *Term Frequency* dengan hasil yang diperoleh sama yakni permanen, hp, dan sosialisasi. Tambahkan kata biaya yang masuk 3 kata sentimen negatif berdasarkan seleksi fitur *TF-IDF*. Biaya menurut dari tweet masyarakat selain biaya sekolah tidak berkurang, ditambah dengan biaya membeli kuota. Penelitian sebelumnya juga mengingatkan persoalan biaya pada pembelajaran daring bahwa orang tua harus mengeluarkan biaya ekstra terutama untuk membeli kuota [8,10].

Evaluasi penggunaan algoritma *SVM* didukung dua seleksi fitur yakni *Term Frequency* dan *TF-IDF*, serta variabel *k-Fold Cross Validation*. Jumlah *tweet* yang diambil adalah 200 sampel, maka *k* yang memungkinkan supaya tidak menimbulkan pecahan untuk 5 kali percobaan adalah: 2, 4, 5, 8, dan 10.

Tabel 3. Hasil Evaluasi berdasarkan Seleksi Fitur *Term Frequency*

k-Fold	Data Latih	Data Uji	Accuracy	Precision	Recall
2	100	100	80,00%	79,06%	83,00%
4	150	50	83,50%	85,45%	81,00%
5	160	40	84,00%	86,86%	81,00%
8	175	25	86,00%	87,31%	85,02%
10	180	20	86,00%	86,64%	83,00%
Rata-rata			83,90%	85,06%	82,60%

Tabel 3 menunjukkan bahwa kenaikan *k-Fold* pada *k-Fold Cross Validation* berpengaruh kepada kenaikan *accuracy* dan *precision*, dari *k-Fold* = 2 menuju *k-Fold* = 8. Selanjutnya pada *k-Fold* = 10 *accuracy* nilainya tetap dari sebelumnya dan *precision* nilainya mengalami penurunan. Khusus *recall* terjadi penurunan dari *k-Fold* = 1 menuju *k-Fold* = 2, setelah itu sempat mengalami nilai tetap hingga *k-Fold* = 5, kemudian mengalami kenaikan pada *k-Fold* = 8, terakhir mengalami penurunan pada *k-Fold* = 10. *Accuracy* tertinggi yakni 86,00% terjadi pada *k-Fold* = 8 dan *k-Fold* = 10. *Precision* tertinggi sebesar 87,31% terjadi pada *k-Fold* = 8. Sedangkan, *recall* tertinggi sebesar 85,02% terjadi pada *k-Fold* = 8. Nilai rata-rata yang didapatkan untuk seleksi fitur pada *Term Frequency* adalah sebagai berikut: *accuracy* = 83,90%, *precision* = 85,06%, dan *recall* = 82,60%.

Tabel 4. Hasil Evaluasi berdasarkan Seleksi Fitur *TF-IDF*

k-Fold	Data Latih	Data Uji	Accuracy	Precision	Recall
2	100	100	80,50%	79,28%	84,00%
4	150	50	84,00%	84,82%	83,00%
5	160	40	83,00%	85,79%	80,00%
8	175	25	86,00%	87,38%	85,02%
10	180	20	84,00%	85,95%	83,00%
Rata-rata			83,50%	84,64%	83,00%

Tabel 4 menunjukkan bahwa kenaikan *k-Fold* pada *k-Fold Cross Validation* pada seleksi fitur *TF-IDF* tidak berpengaruh pada kenaikan hasil nilai *accuracy*. Pada *precision*, nilai mengalami kenaikan dari *k-Fold* = 2 menuju *k-Fold* = 8. Selanjutnya *precision* mengalami penurunan dari *k-Fold* = 8 menuju *k-Fold* = 10. Pada *recall* penurunan terjadi dari *k-Fold* = 2 hingga *k-Fold* = 5, setelah itu sempat mengalami kenaikan pada *k-Fold* = 8 dan kembali menurun pada *k-Fold* = 10. Pada seleksi fitur *TF-IDF*, *accuracy* tertinggi 86,00% terjadi pada *k-Fold* = 8. *Precision* tertinggi 87,38% terjadi pada *k-Fold* = 8. Sedangkan, *recall* tertinggi 85,02% terjadi pada *k-Fold* = 8. Nilai rata-rata seleksi fitur *TF-IDF* adalah: *accuracy* = 83,50%, *precision* = 84,64%, dan *recall* = 83,00%.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan pada penelitian ini adalah bahwa algoritma *SVM* dengan perbandingan dua seleksi fitur dan variabel *k-Fold* pada *Cross Validation* menghasilkan evaluasi yang cukup baik digunakan untuk analisis sentimen dengan perolehan nilai tertinggi *accuracy* dan *recall* pada kedua seleksi bernilai sama. Sedangkan khusus *precision* tertinggi pada hasil dari seleksi fitur *TF-IDF*. Opini masyarakat setelah pernyataan Mendikbud dan hasil penelitian yang sudah dipublikasikan sebelum pernyataan Mendikbud hampir memiliki kesamaan kata dan makna. Dengan demikian dari hasil penelitian ini, kata gratis, mandiri, dan waktu dapat mewakili masyarakat sebagai pernyataan sentimen positif. Sementara itu, kata permanen, hp dan sosialisasi dapat mewakili masyarakat sebagai pernyataan sentimen negatif. Kenaikan nilai *k-Fold* pada *k-Fold Cross Validation* tidak berbanding lurus dengan kenaikan nilai ketiga evaluasi baik pada *Term Frequency* maupun *TF-IDF*. Ini berarti khususnya penelitian ini, kenaikan jumlah data latihan terhadap data uji tidak mempengaruhi kenaikan hasil nilai evaluasi. Sedangkan mengenai hasil pada nilai *k-Fold* yang sama, tidak selalu memperoleh hasil nilai evaluasi yang sama. Namun demikian, walaupun terjadi fluktuasi dan perbedaan nilai hampir pada setiap *k-Fold*, ada kesamaan pada kedua seleksi fitur bahwa *8-Fold Cross Validation* memberikan hasil nilai evaluasi tertinggi pada *accuracy*, *precision*, dan *recall*.

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah bahwa masih terbukanya ruang yang lebar untuk melakukan penelitian analisis sentimen sehubungan dengan banyaknya cara untuk melakukan *pre-processing*, seleksi fitur, permodelan, dan evaluasi. Lebih dari itu, ruang lingkup untuk obyek penelitian analisis sentimen masih merupakan area yang tidak terbatas untuk diteliti.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Somantri, O., & Apriliani, D., 2018, Support Vector Machine Berbasis Feature Selection untuk Sentiment Analysis Kepuasan Pelanggan Terhadap Pelayanan Warung dan Restoran Kuliner Kota Tegal, *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Vol. 5, Ed. 5, Hal. 537-548.
- [2] Irfani, F. F., Triyanto, M., & Hartanto, A. D., 2020, Analisis Sentimen Review Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Support Vector Machine, *JBMI (Jurnal Bisnis, Manajemen, dan Informatika)*, Vol. 16, Ed. 3, Hal. 258-266.
- [3] Kirilenko, A. P., Stepchenkova, S. O., Kim, H., & Li, X., 2018, Automated sentiment analysis in tourism: Comparison of approaches, *Journal of Travel Research*, Vol. 57, Ed. 8, Hal. 1012-1025.
- [4] Natasuwarna, A. P., 2019, Analisis Sentimen Keputusan Peminangan Ibukota Negara Menggunakan Klasifikasi Naive Bayes, *SENSITIF: Seminar Nasional Sistem Informasi dan Teknologi Informasi*, Makassar, December 16-17.
- [5] Fiarni, C., Maharani, H., & Pratama, R., 2016, Sentiment analysis system for Indonesia online retail shop review using hierarchy Naive Bayes technique, In *2016 4th international conference on information and communication technology (ICoICT)*, IEEE, Bandung, May 25.
- [6] Hasanah, A., Lestari, A. S., Rahman, A. Y., & Daniel, Y. I., 2020, Analisis aktivitas belajar daring mahasiswa pada pandemi Covid-19, *KTI masa WFH LP2M UIN Sunan Gunung Djati*, Hal. 1-9.
- [7] Fitriyani, Y., Fauzi, I., & Sari, M. Z., 2020, Motivasi Belajar Mahasiswa Pada Pembelajaran Daring Selama Pandemi Covid-19, *Jurnal Kependidikan: Jurnal Hasil Penelitian dan Kajian Kepustakaan di Bidang Pendidikan, Pengajaran dan Pembelajaran*, Vol. 6, Ed. 2, Hal. 165-175.
- [8] Dewi, W.A.F., 2020, Dampak Covid-19 terhadap Implementasi Pembelajaran Daring di Sekolah Dasar, *Edukatif: Jurnal Ilmu Pendidikan*, Vol. 2, Ed. 1, Hal. 55-61.
- [9] Arianto, B. W., & Anuraga, G., 2020, Topic Modeling for Twitter Users Regarding the"

- Ruangguru" Application, *Jurnal ILMU DASAR*, Vol. 21, Ed. 2, Hal. 149-154.
- [10] Sadikin, A., & Hamidah, A., 2020, Pembelajaran Daring di Tengah Wabah Covid-19. *BIODIK*, Vol. 6, Ed. 2, Hal. 109-119.
- [11] Jamaluddin, D., Ratnasih, T., Gunawan, H., & Paujiah, E., 2020, Pembelajaran daring masa pandemik Covid-19 pada calon guru: hambatan, solusi dan proyeksi, *LP2M UIN Sunan Gunung Djati Bandung*.
- [12] Buntoro, G.A., 2017, Analisis Sentimen Calon Gubernur DKI Jakarta 2017 Di Twitter, *INTEGER: Journal of Information Technology*, Vol. 2, Ed. 1.
- [13] Yanti, W.N., 2018, Analisis Sentimen Media Sosial (Twitter) terhadap Layanan Provider Telekomunikasi (Telkomkel) Menggunakan Metode Multinomial Naive Bayes, *Skripsi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Malang*.
- [14] Tyagi, P., & Tripathi, R. C., 2019, A Review towards the Sentiment Analysis Techniques for the Analysis of Twitter Data, *International Conference on Advanced Computing and Software Engineering 2019*, February 8.
- [15] Pamungkas, D. S., Setiyanto, N. A., & Dophina, E., 2015, Analisis Sentiment pada Sosial Media Twitter Menggunakan Naïve Bayes Classifier terhadap Kata Kunci “Kurikulum 2013”, *Techno. Com*, Vol. 14, Ed. 4, Hal. 299-314.
- [16] Perdana, R.S., 2018, Penerapan Sentimen Analisis Acara Televisi Pada Twitter Menggunakan Support Vector Machine dan Algoritma Genetika sebagai Metode Seleksi Fitur, *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Komputer e-ISSN*, 2548, 964X.
- [17] Hidayatullah, A. F., & Azhari, A. S., 2015, Analisis sentimen dan klasifikasi kategori terhadap tokoh publik pada twitter, *In Seminar Nasional Informatika (SEMNASIF)*, July 9.
- [18] Antinasari, P., Perdana, R. S., & Fauzi, M. A., 2017, Analisis Sentimen Tentang Opini Film Pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Naive Bayes Dengan Perbaikan Kata Tidak Baku, *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548, 964X.
- [19] Fanissa, S., Fauzi, M. A., & Adinugroho, S., 2018, Analisis Sentimen Pariwisata di Kota Malang Menggunakan Metode Naive Bayes dan Seleksi Fitur Query Expansion Ranking, *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548, 964X.
- [20] Mihuandayani, M., Feriyanto, E., Syarham, S., & Kusrini, K., 2018, Opinion Mining pada Komentas Twitter E-KTP Menggunakan Naïve Bayes Classier, *Semnasteknomedia Online*, Vol.6, Ed. 1, Hal. 1-2.
- [21] Irfani, F.F., Triyanto, M., Hartanto, A.D., Kusnawi, 2020, Analisis Sentimen Review Aplikasi Ruang Guru Menggunakan Algoritma Support Vector Machine, *Jurnal Business, Management, dan Informatika*, Vol. 16, Ed. 3, Hal. 258-266.
- [22] Hidayat, A. N., 2015, Analisis Sentimen Terhadap Wacana Politik Pada Media Masa Online Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Dan Naive Bayes, *Jurnal Elektronik Sistem Informasi dan Komputer*, Vol. 1, Ed. 1, Hal. 12-18.
- [23] Rofiqoh, U., Perdana, R. S., & Fauzi, M. A., 2017, Analisis Sentimen Tingkat Kepuasan Pengguna Penyedia Layanan Telekomunikasi Seluler Indonesia Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine dan Lexicon Based Features, *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548, 964X.
- [24] Santoso, V.I., Virginia, G., Lukito, Y., 2017, Penerapan Sentiment Analysis pada Hasil Evaluasi Dosen dengan Metode Support Vector Machine, *Jurnal Transformatika*, Vol. 14, Ed. 2, Hal. 72-7.
- [25] Hikmawan, S., Pardamean, A., Khasanah, S.N., 2020, Sentimen Analisis Publik Terhadap Joko Widodo Terhadap Wabah Covid-19 Menggunakan Metode Machine Learning. *Jurnal Kajian Ilmiah*, Vol. 20, Ed. 2, Hal. 167-176.
- [26] Aggarwal, C. C., 2015, *Data mining: the textbook*, Springer.