

## ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TWITTER TERHADAP BELAJAR DARING SELAMA PANDEMI COVID-19 DENGAN *DEEP LEARNING*

Nabil Ramdhani<sup>1)</sup>, Rifky Haekal Al-Fadillah<sup>2)</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Informatika, Universitas Siliwangi  
e-mail: 177006036@student.unsil.ac.id<sup>1</sup>, 177006076@student.unsil.ac.id<sup>2</sup>

### Abstrak

Media sosial seperti *Twitter*, *Facebook*, dan *Instagram* merupakan media komunikasi terpopuler di masyarakat pada saat ini. *Twitter* seringkali digunakan oleh penggunanya untuk mengungkapkan emosi mengenai suatu hal, baik positif atau negatif. Pembelajaran sekolah merupakan salah satu hal yang terdampak dari pandemi COVID-19, para pelajar dituntut untuk melakukan pembelajaran secara daring. Pernyataan Mendikbud Republik Indonesia mengenai keberlanjutan pembelajaran daring di awal tahun 2021 memperoleh komentar positif dan negatif dari masyarakat Indonesia. Komentar tersebut sulit dipilah untuk mendapatkan *term* atau kata hasil dari komentar positif atau negatif karena penggunaan ragam bahasa dalam media sosial diantaranya tidak formal, menggunakan simbol, singkatan, bahasa asing, dan bahasa daerah. Tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan pengklasifikasian terhadap sentimen positif, negatif, dan netral terhadap data uji (*tweet* terkait pembelajaran daring), serta mengetahui akurasi model klasifikasi dengan menggunakan metode *Deep Learning*. Tahapan penelitian ini terdiri dari pengambilan data mentah (*crawling*), *pre-processing data*, klasifikasi dengan metode *Deep Learning*, dan evaluasi *Cross Validation* dengan menggunakan *tools* RapidMiner. Hasil percobaan pada penelitian menunjukkan bahwa metode terbaik pada data *tweet* adalah metode *Deep Learning* yaitu dengan akurasi sebesar 100%, ketika dibandingkan dengan metode *Naïve Bayes* yang memiliki akurasi sebesar 99%, dan *k-NN* yang memiliki akurasi sebesar 82%. Diketahui juga bahwa sebanyak 73% komentar positif, 14% komentar negatif, dan 13% komentar netral.

**Kata Kunci** : analisis sentimen, *twitter*, belajar daring, covid-19, *deep learning*

### Abstract

*Social media such as Twitter, Facebook, and Instagram are the most popular communication media in society today. Twitter is often used by its users to express emotions about something, either positive or negative. School learning is one of the things affected by the COVID-19 pandemic, students are required to do online learning. The statement by the Minister of Education and Culture of the Republic of Indonesia regarding the sustainability of online learning in early 2021 received positive and negative comments from the Indonesian people. These comments are difficult to sort out to get terms or words resulting from positive or negative comments because the use of various languages in social media includes informal, using symbols, abbreviations, foreign languages, and regional languages. The purpose of this study is to classify positive, negative, and neutral sentiments on test data (tweets related to online learning), and determine the accuracy of the classification model using the Deep Learning method. The stages of this research consist of retrieval of raw data (crawling), pre-processing of data, classification using the Deep Learning method, and evaluation of Cross Validation using RapidMiner tools. The experimental results in this study show that the best method for tweeting data is the Deep Learning method with an accuracy of 100%, when compared to the Naïve Bayes method which has an accuracy of 99%, and k-NN which has an accuracy of 82%. It is also known that as many as 73% of positive comments, 14% of negative comments, and 13% of neutral comments.*

*Keywords: sentiment analysis, twitter, online learning, covid-19, deep learning*

### I. PENDAHULUAN

Epidemi COVID-19 berawal dari Wuhan pada Desember 2019, dalam beberapa bulan kemudian dinyatakan oleh WHO sebagai pandemi global. Sampai Januari 2021, dari WHO tercatat 96 juta kasus lebih dengan 2 juta yang meninggal, sedangkan di

Indonesia sendiri tercatat 927 ribu kasus dengan 25 ribu meninggal yang diakibatkan oleh COVID-19 [1]. Seluruh kehidupan di bumi terganggu, Penyebaran virus COVID-19 ini pada awalnya sangat berdampak bagi dunia ekonomi yang mulai lesu, dan akhirnya kini berdampak juga dirasakan oleh dunia pendidikan. Kebijakan pemerintah untuk

memberlakukan PSBB (Pembatasan Sosial Berskala Besar) maka proses pembelajaran di sekolah dan perguruan tinggi ditutup.

Kebijakan yang sudah diambil oleh banyak negara dan termasuk Indonesia juga dengan melibatkan seluruh aktivitas pendidikan, dan membuat pemerintah dan lembaga terkait harus menghadirkan alternatif untuk proses pendidikan bagi pelajar yang sekarang tidak bisa melaksanakan proses pembelajaran [2]. Konsekuensi dari penutupan Lembaga Pendidikan secara fisik dan mengganti dengan belajar di rumah sebagaimana kebijakan pemerintah adalah adanya perubahan sistem belajar mengajar. Pengelola sekolah, pelajar, orangtua, dan tentu saja guru harus bermigrasi ke sistem pembelajaran daring, yang lebih dikenal dengan istilah *e-learning* atau dikenal dengan istilah pembelajaran dalam jaringan atau “pembelajaran daring” di Indonesia. Meskipun menyadari bahwa ada disparitas terhadap akses teknologi pembelajaran dan beragamnya latar belakang orang tua, Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia dengan tegas memberlakukan kebijakan pembelajaran daring [3]. Pembelajaran daring ini berpengaruh terhadap minat belajar, pelajar cenderung mudah bosan karena pembelajaran kurang menarik dan suasana tidak seperti kegiatan belajar mengajar seharusnya [4].

Menteri Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia (Mendikbud) pada awal tahun 2021 menyatakan bahwa pembelajaran masih akan dilakukan secara daring [5]. Pernyataan tersebut telah memberi pengaruh yang luas di masyarakat dengan berbagai komentar melalui media sosial, salah satunya *Twitter*. Banyak *tweet* berisi komentar positif dan negatif menanggapi pernyataan yang mengarah pada dilanjutkannya pembelajaran daring. Komentar-komentar tersebut dapat dijadikan bahan untuk menyerap aspirasi dari masyarakat untuk menangkap persoalan-persoalan yang ada pada masyarakat. Permasalahannya, komentar-komentar tersebut begitu banyak dalam jumlah ragam kata, singkatan kata, bahasa tidak formal, maupun simbol, sehingga menimbulkan kesulitan ketika harus memilih kata atau kelompok kata yang dapat menghasilkan pernyataan positif atau negatif [6]. Keberadaan analisis sentimen, mengatasi persoalan-persoalan tersebut dengan cara merubah format yang tidak terstruktur menjadi format yang terstruktur dan terklasifikasi [7].

Berikut komentar positif tentang pembelajaran daring oleh pengguna *Twitter*. Pertama, pembelajaran daring memaksa pelajar harus segera menguasai

teknologi yang berhubungan dengan pembelajaran jarak jauh [8]. Kedua, pembelajaran daring menjadikan para pelaku kegiatan memiliki keleluasaan tempat dan waktu yang lebih banyak dibandingkan pembelajaran luring [9]. Ketiga, pembelajaran daring memungkinkan untuk menyediakan akses bagi semua orang dengan cara yang lebih efektif dan mandiri [9]. Keempat, sudah banyak sarana teknologi telah dapat mendukung keberlangsungan pembelajaran daring seperti penggunaan *Whatsapp Group*, *Google Classroom*, dan *Zoom* [9]. Kelima, mulai bermunculan inovasi-inovasi metode pengajaran dengan pembelajaran daring untuk meningkatkan motivasi dan minat pelajar [10]. Sedangkan, komentar negatif mengenai pembelajaran daring. Pertama, pembelajaran daring tidak membuat semua pelajar mengalami kemudahan dalam belajar, ada beberapa faktor yang memengaruhi seperti suasana rumah dan karakteristik dari pelajar itu sendiri [2]. Kedua, kenyataannya bahwa tidak semua pembelajaran dapat dilakukan secara daring, seperti praktik [9]. Ketiga, pembelajaran membuat pelajar dan orang tua harus mengeluarkan biaya ekstra dengan membeli kebutuhan internet [10]. Keempat, pembelajaran daring membuat aktivitas pelajar terutama yang masih berusia anak-anak untuk bersosialisasi dengan teman sebayanya menjadi berkurang [2]. Kelima, pembelajaran daring tidak selalu dapat dilaksanakan dengan mudah, khususnya untuk wilayah pelajar yang tidak terjangkau oleh sinyal internet [10].

Indonesia merupakan salah satu negara dengan pengguna media sosial paling tinggi di dunia. Salah satu media sosial yang memiliki banyak pengguna di Indonesia adalah *Twitter* yang berada di peringkat ke-7 dunia, yaitu 13,2 juta pengguna [11]. Untuk mendapatkan pendapat positif atau negatif dari pernyataan Mendikbud dapat diperoleh melalui *tweet* yang dilakukan oleh masyarakat pada media sosial *Twitter*. Komentar-komentar masyarakat melalui *Twitter* merupakan sumber data yang diakui validitasnya dalam melakukan analisis sentimen [12].

Untuk mengklasifikasikan berbagai pernyataan tersebut dapat dilakukan dengan analisis sentimen. Salah satu algoritma yang bisa digunakan pada analisis sentimen adalah *Deep Learning* [13]. Kelebihan menggunakan *Deep Learning* diantaranya banyak model yang efektif dan populer, model ini digunakan untuk menyelesaikan berbagai masalah secara efektif, selain itu banyak masalah analisis sentimen telah diselesaikan dengan akurasi tinggi [13].

Penelitian analisis sentimen dengan menggunakan

algoritma *Deep Learning* sudah banyak dilakukan. Penelitian yang dimaksud diantaranya adalah melakukan analisis sentimen tentang polaritas lintas budaya dan deteksi emosi selama pandemi COVID-19 [14], analisis sentimen *tweet* berbahasa Indonesia dengan metode *Deep Belief Network* [15], selain itu ada penelitian tentang analisis sentimen pembelajaran daring dengan metode *Support Vector Machine (SVM)* [16].

Merujuk pada penelitian sebelumnya, penelitian ini mempunyai persamaan yaitu membahas analisis sentimen dari *tweet* tentang pembelajaran daring, sedangkan perbedaan terletak pada metode yang diimplementasikan, pada penelitian ini menggunakan metode *Deep Learning* sekaligus membandingkan dengan metode yang lainnya untuk mengetahui nilai evaluasi tertinggi menggunakan *Cross Validation*. Data yang diambil merupakan komentar dari masyarakat melalui media sosial *Twitter* berupa komentar positif atau negatif berkaitan dengan pembelajaran daring yang masih dilanjutkan pada semester awal di tahun 2021. Dengan menggunakan metode *Deep Learning*. Tahapan penelitian ini terdiri dari pengambilan data mentah (*crawling*), *pre-processing data*, klasifikasi dengan metode *Deep Learning*, dan evaluasi *Cross Validation*. Data yang diambil berjumlah 1000 *tweet*. Untuk mempermudah melakukan analisis sentimen, digunakan perangkat lunak bantu yaitu *RapidMiner* yang merupakan salah satu perangkat lunak yang handal [17]. Hasil akhir penelitian ini diharapkan mendapat nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall* tertinggi dari beberapa metode yang dibandingkan dan mengetahui sentimen masyarakat Indonesia tentang pembelajaran daring.

## II. BAHAN DAN METODE

### A. Desain Penelitian

Penelitian ini dilakukan menggunakan metodologi penelitian kuantitatif (eksperimental) pada *tweet* para pengguna *Twitter* tentang belajar daring. Penelitian ini dilakukan dengan mengumpulkan *tweet* pengguna *Twitter* sebanyak 1000 data sebelum tanggal 20 Januari 2021, ketika pandemic telah berlangsung selama setahun. Alasan mengapa hanya mengumpulkan data sebanyak 1000 *tweet* terakhir karena isu yang diangkat tentang belajar daring muncul pada awal tahun 2021, sehingga tentu *tweet* yang diambil harus merupakan *tweet* yang terbaru. Beberapa pengukuran dilakukan pada proses pengumpulan data yang dibutuhkan dalam model *deep learning*.

### B. Sumber dan Metode Pengumpulan Data

#### 1. Sumber Data

Data yang diolah bersumber dari salah satu platform media sosial yang populer di Indonesia yaitu *Twitter*.

#### 2. Metode Pengumpulan Data

Metode yang digunakan untuk mengumpulkan data yaitu dengan cara membuat permohonan langsung ke pihak *Twitter* untuk mendapatkan API key. Setelah API key didapatkan data dapat langsung di-*crawl* menggunakan operator yang ada di *RapidMiner*. Data yang dikumpulkan adalah *tweet* yang mengandung kata kunci “belajar daring”. Data yang dikumpulkan dibatasi sebanyak 1000 *tweet* dalam selang waktu sebelum tanggal 21 Januari 2021.

### C. Identifikasi Variabel

Variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdapat dua buah variabel. Variabel pertama adalah Text yang merupakan isi *tweet* yang ditulis oleh pengguna. Variabel kedua adalah Polarity yang merupakan sentimen yang diklasifikasikan sebagai positif atau negatif.

### D. Bahan

Bahan atau perangkat lunak bantu yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *RapidMiner* yang merupakan perangkat lunak *data analytics* yang dapat digunakan secara *standalone* untuk analisis data [18]. Perangkat lunak ini mempunyai beberapa fitur seperti:

1. Data integration, analytical Extract Transform Load (ETL), analisis data dan laporan.
2. Memiliki Graphical User Interface (GUI) yang mudah digunakan untuk desain dan proses analisis.
3. Repository untuk proses, data, dan manajemen metadata.
4. Metadata transformation yang mana pemeriksaan hasil tersedia selama proses desain.
5. Mendukung deteksi on-the-fly error dan perbaikan yang cepat.
6. Lengkap dan fleksibel dengan ratusan metode tersedia untuk integrasi data, transformasi data, pemodelan, dan visualisasi.

### E. Arsitektur Sistem

Secara umum arsitektur sistem ini terdiri dari empat bagian yaitu pengumpulan data, *preprocessing*, klasifikasi, dan evaluasi sistem.

### 1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan API *Twitter* dengan cara *crawling*. *Tweet* dikumpulkan sebanyak 1000 data sebelum tanggal 21 Januari 2021 dengan kata kunci “belajar daring”. Semua *tweet* yang diperoleh akan disimpan pada file excel untuk dianalisis.

### 2. Preprocessing

Pada tahap ini dilakukan seleksi data agar data yang digunakan menjadi lebih terstruktur. Tahapan *text preprocessing* pada penelitian ini menggunakan beberapa tahapan, diantaranya: *filtering*, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming*.

### 3. Klasifikasi

*Tweet* yang telah melalui *preprocessing* akan diklasifikasikan sesuai kelasnya (*sentiment class*) untuk menentukan polaritasnya dari teks tersebut apakah termasuk opini positif, negatif, atau netral dengan menggunakan metode *Deep Learning*.

### 4. Evaluasi Sistem

Pengujian klasifikasi *tweet* dilakukan dengan mengukur akurasi, presisi, dan *recall* dari hasil perhitungan *Deep Learning* dengan menggunakan *Cross Validation*.

## F. Deep Learning

Pemodelan *Deep Learning* untuk pengecekan *sentiment* digunakan dalam pembelajaran ini. *Deep Neural Network* (CNN) terdiri dari input, output, dan beberapa lapisan tersembunyi dengan banyak node. Proses pelatihan DNN terdiri dari tahap pemanasan dan tahap penyempurnaan.

Tahap pemanasan terdiri dari inialisasi beban dalam cara yang tidak diawasi melalui *Deep Believe Network* (DBN) pada input data [19], diikuti oleh jaringan berlatih dengan cara serakah dengan mengambil dua lapisan sekaligus sebagai mesin Boltzmann terbatas (RBM), diberikan sebagai:

$$E(v, h) = - \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L \frac{v_k}{\sigma_k} h_l w_{kl} - \sum_{k=1}^K \frac{(v_k - a_k)^2}{2\sigma_k^2} - \sum_{l=1}^L h_l b_l$$

Dimana  $\sigma_k$  sebagai standar deviasi,  $w_{kl}$  sebagai nilai berat menghubungkan unit terlihat ( $v_k$ ) dan unit tak terlihat  $h_l$ ,  $a_k$  and  $b_l$  adalah bias untuk unit yang terlihat dan tersembunyi. Persamaan 1 mewakili fungsi energi untuk RBM Gaussian-Bernoulli.

Probabilitas gabungan unit yang tersembunyi dan terlihat dinyatakan dengan:

$$p(v, h) = \frac{e^{-E(v, h)}}{\sum_{v, k} e^{-E(v, h)}}$$

Sedangkan, algoritma divergensi kontrasif digunakan untuk memperkirakan parameter yang dapat dilatih dengan memaksimalkan yang diharapkan probabilitas log [19], dinyatakan dengan:

$$\theta = \operatorname{argmax}_{\theta \in E[\log \sum_h p(v, h)]}$$

Di mana  $\theta$  mewakili bobot, bias, dan deviasi standar.

Parameter jaringan disesuaikan dengan cara yang diawasi menggunakan teknik propagasi balik pada langkah penyetelan. Propagasi balik adalah ekspresi untuk turunan parsial  $\frac{\partial C}{\partial w}$  dari fungsi biaya  $C$  sehubungan dengan bobot berapa pun  $w$  (atau bias  $b$ ) di jaringan. Fungsi biaya kuadrat bisa didefinisikan sebagai:

$$C = \frac{1}{2n} \sum \|y(x) - \alpha^L(x)\|^2$$

Di mana  $n$  adalah jumlah total contoh pelatihan,  $x$  adalah sampel pelatihan,  $y = y(x)$  adalah sesuai yang diinginkan output,  $L$  menunjukkan jumlah lapisan dalam jaringan, dan  $\alpha^L = \alpha^L(x)$  adalah vektor keluaran aktivasi dari jaringan ketika  $x$  adalah masukan.

Model penilaian sentimen yang diusulkan menggunakan LSTM, yang merupakan varian dari recurrent neural network (RNN). LSTM membantu menjaga kesalahan yang mungkin terjadi disebarkan kembali melalui waktu dan lapisan. Mereka mengizinkan RNN untuk belajar terus menerus selama banyak langkah waktu dengan mempertahankan kesalahan konstan. RNN memelihara memori yang membedakan sendiri dari jaringan feedforward. LSTM berisi informasi di luar aliran normal RNN dalam sel yang terjaga keamanannya. Proses membawa memori ke depan dapat diekspresikan secara matematis seperti:

$$h_t = \phi(W_{xt} + U h_t - 1)$$

Di mana  $h_t$ , adalah keadaan tersembunyi pada waktu  $t$ .  $W$  adalah matriks bobot, dan  $U$  adalah matriks transisi.  $\phi$  adalah fungsi aktivasi.

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam pengujian data yang sudah dikumpulkan dari *Twitter*, kemudian diberi nilai untuk mengetahui setiap atribut yang diuji pada setiap pengujian. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui seberapa

besar kehandalan dari sistem untuk memberikan sebuah hasil yang lebih akurat. Pengujian dilakukan untuk mengetahui akurasi metode klasifikasi *Deep Learning* dalam melakukan klasifikasi pada data yang tidak seimbang. Setelah, hasilnya disbanding dengan metode yang lain yaitu *Naïve Bayes* dan *k-NN* untuk mengetahui metode mana yang paling memiliki tingkat akurasi, presisi, dan *recall* tertinggi.

Adapun total data *tweet* yang digunakan untuk pengujian klasifikasi adalah 100 data setelah melalui proses *preprocessing* dan *sampling*. Jumlah *tweet* yang sesuai antara hasil perhitungan metode *Deep Learning* oleh sistem dengan nilai *polarity*, akan memengaruhi nilai akurasi, presisi, dan *recall*. Semakin besar jumlah *tweet* yang sesuai, maka semakin tinggi pula nilai akurasi, presisi, dan *recall* yang didapat.

Pada pengujian pertama dengan metode *Deep Learning* akurasi pengukuran didapatkan sebesar 100%. Rekapitulasi hasil pengujian klasifikasi perhitungan *tweet* dengan menggunakan metode *Deep Learning* untuk pencarian dengan kata kunci “belajar daring” dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Pengujian dengan metode Deep Learning

Prediksi	Data Target			Presisi(%)	Recall(%)
	Positif	Netral	Negatif		
Positif	73	0	0	100	100
Netral	0	14	0	100	100
Negatif	0	0	13	100	100
Rata-rata				100	100

Berdasarkan Tabel 1 di atas dapat disimpulkan bahwa hasil akurasi perhitungan klasifikasi secara keseluruhan dengan menggunakan *Deep Learning* yaitu sebesar 100%, presisi 100%, dan *recall* 100%.

Pada pengujian kedua dengan metode *Naïve Bayes* akurasi pengukuran didapatkan sebesar 99%. Rekapitulasi hasil pengujiannya dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Pengujian dengan metode Naive Bayes

Prediksi	Data Target	Presisi(%)	Recall(%)

	Positif	Netral	Negatif		
Positif	72	0	0	100	98,63
Netral	0	14	0	100	100
Negatif	1	0	13	93.33	100
Rata-rata				97,78	99,54

Berdasarkan Tabel 2 di atas dapat disimpulkan bahwa hasil akurasi perhitungan klasifikasi secara keseluruhan dengan menggunakan *Naïve Bayes* yaitu sebesar 99%, presisi 97,78%, dan *recall* 99,54%.

Pada pengujian ketiga dengan metode *k-NN* akurasi pengukuran didapatkan sebesar 82%. Rekapitulasi hasil pengujiannya dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Pengujian dengan metode k-NN

Prediksi	Data Target			Presisi(%)	Recall(%)
	Positif	Netral	Negatif		
Positif	69	5	5	87,34	94.52
Netral	4	4	8	50	61.54
Negatif	0	5	0	100	35.71
Rata-rata				79.11	63.92

Berdasarkan Tabel 3 di atas dapat disimpulkan bahwa hasil akurasi perhitungan klasifikasi secara keseluruhan dengan menggunakan *Naïve Bayes* yaitu sebesar 82%, presisi 79,12%, dan *recall* 63,93%.

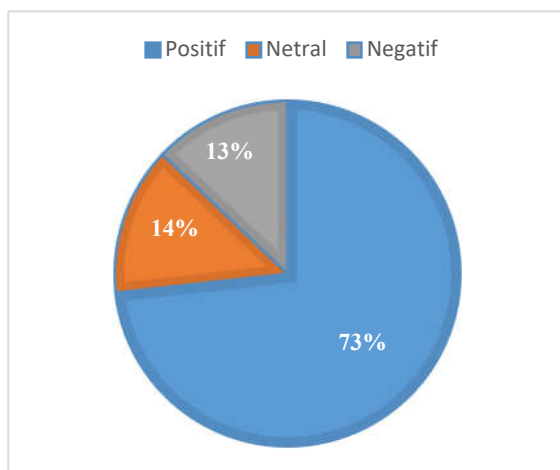
Setelah melakukan pengujian pada ketiga metode tersebut maka didapatkan hasil bahwa metode *Deep Learning* memiliki model yang lebih baik dari pada metode *Naïve Bayes* dan *k-NN* seperti yang dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil perbandingan pengujian klasifikasi

Metode	Akurasi	Presisi	Recall
<i>Deep Learning</i>	100%	100%	100%
<i>Naïve Bayes</i>	99%	97,78%	99,54%
<i>k-NN</i>	82%	79,12%	63,83%

Dari tabel perbandingan pengujian sistem keseluruhan dari perhitungan klasifikasi memperlihatkan bahwa metode *Naïve Bayes* memiliki nilai akurasi, presisi, dan *recall* yang hampir sama besar dengan *Deep Learning*.

Setelah dilakukan perbandingan dan didapatkan metode yang paling baik yaitu metode *Deep Learning* maka model tersebut digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen masyarakat tentang “belajar daring” yang hasilnya dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Perbandingan persentase sentimen masyarakat terhadap belajar daring

Dari grafik di atas dapat disimpulkan bahwa *tweet* yang bersentimen positif memiliki frekuensi dan jumlah lebih besar dari *tweet* yang bersentimen negatif atau netral.

#### IV. SIMPULAN DAN SARAN

##### A. Simpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil pengujian pada sistem yang dibangun memperlihatkan bahwa metode *Deep Learning* memberikan hasil pengujian klasifikasi lebih baik dengan akurasi sebesar 100%, presisi 100%, dan *recall* 100%, sedangkan hasil pengujian klasifikasi dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* memberikan hasil pengujian klasifikasi dengan akurasi sebesar 99%, presisi 97,78%, *recall* 92%, dan akurasi k-NN yaitu sebesar 82%, presisi 79,12%, *recall* 63,83%.
2. Hasil dari analisis klasifikasi sentimen masyarakat terhadap “belajar daring” pada media sosial *Twitter* menunjukkan sentimen positif dengan polaritasnya mencapai 73%, polaritas negatif sebesar 13%, dan polaritas netral sebesar

14%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa belajar daring memberikan dampak positif berdasarkan percakapan dan hasil sentimen pada media sosial *Twitter*.

##### B. Saran

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah dengan mengembangkan kembali analisis sentimen dengan mengkombinasikan metode *Deep Learning* untuk mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik lagi. Selain itu, masih terbukanya ruang yang lebar untuk melakukan penelitian analisis sentimen sehubungan dengan banyaknya cara untuk melakukan *pre-processing*, pemodelan, dan evaluasi. Lebih dari itu, ruang lingkup untuk obyek penelitian analisis sentimen masih merupakan area yang tidak terbatas untuk diteliti.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Worldometer, “Coronavirus Update (Live): Cases and Deaths from COVID-19 Virus Pandemic,” *Worldometers*, 2020. [Online]. Available: <https://www.worldometers.info/coronavirus/>. [Accessed: 20-Jan-2021].
- [2] W. A. F. Dewi, “Dampak COVID-19 terhadap Implementasi Pembelajaran Daring di Sekolah Dasar,” *Edukatif J. Ilmu Pendidik.*, vol. 2, no. 1, pp. 55–61, 2020.
- [3] P. Wahyono, H. Husamah, and A. S. Budi, “Guru profesional di masa pandemi COVID-19: Review implementasi, tantangan,” *J. Pendidik. Profesi Guru*, vol. 1, no. 1, pp. 51–65, 2020.
- [4] R. Yunitasari and U. Hanifah, “Pengaruh Pembelajaran Daring terhadap Minat Belajar Siswa pada Masa COVID 19,” *Edukatif J. Ilmu Pendidik.*, vol. 2, no. 3, pp. 236–240, 2020.
- [5] Tribunnews, “BELAJAR Tatap Muka Dijadwal Januari 2021 Batal, Bersiaplah Jalani 2 Alternatif Cara Belajar Ini - Tribunnewsmaker.com.” [Online]. Available: <https://newsmaker.tribunnews.com/2020/12/31/belajar-tatap-muka-dijadwal-januari-2021-batal-bersiaplah-jalani-2-alternatif-cara-belajar-ini>. [Accessed: 20-Jan-2021].
- [6] O. Somantri and D. Apriliani, “Support Vector Machine Berbasis Feature Selection Untuk Sentiment Analysis Kepuasan Pelanggan Terhadap Pelayanan Warung dan Restoran Kuliner Kota Tegal,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, p. 537, 2018.
- [7] M. Ridzwan Yaakub, M. Iqbal Abu Latiffi, and L. Safra Zaabar, “A Review on Sentiment Analysis Techniques and Applications,” *IOP*

- Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 551, no. 1, 2019.
- [8] A. Hasanah, A. Sri Lestari, A. Y. Rahman, and Y. I. Danil, "Analisis Aktivitas Belajar Daring Mahasiswa Pada Pandemi COVID-19," *Karya Tulis Ilm. Masa Work From Home Covid-19 UIN Sunan Gunung Djati Bandung Tahun 2020*, pp. 4–8, 2020.
- [9] Y. Fitriyani, I. Fauzi, and M. Z. Sari, "Motivasi Belajar Mahasiswa Pada Pembelajaran Daring Selama Pandemi Covid-19," *Profesi Pendidik. Dasar*, vol. 7, no. 1, pp. 121–132, 2020.
- [10] A. Sadikin and A. Hamidah, "Pembelajaran Daring di Tengah Wabah Covid-19," *Biodik*, vol. 6, no. 2, pp. 109–119, 2020.
- [11] Statista, "• Twitter: most users by country | Statista," *Website*. 2020.
- [12] D. S. Pamungkas, N. A. Setiyanto, and E. Dolphina, "Analisis Sentiment Pada Sosial Media Twitter Menggunakan Naive Bayes Classifier Terhadap Kata Kunci 'Kurikulum 2013'," vol. 14, no. 4, pp. 299–314, 2015.
- [13] Q. T. Ain *et al.*, "Radiotherapy is the gold standard in treating bone malignancy. Effective in 50-90 % expectancy months)," vol. 8, no. 6, 2017.
- [14] A. S. Imran, S. M. Doudpota, Z. Kastrati, and R. Bhatra, "Cross-cultural polarity and emotion detection using sentiment analysis and deep learning - a case study on COVID-19: A priprint," *arXiv*, 2020.
- [15] I. Zulfa and E. Winarko, "Sentimen Analisis Tweet Berbahasa Indonesia Dengan Deep Belief Network," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 11, no. 2, p. 187, 2017.
- [16] A. P. Natasuwarna, "Seleksi Fitur Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Keberlanjutan Pembelajaran Daring," *Techno.Com*, vol. 19, no. 4, pp. 437–448, 2020.
- [17] A. Fathan Hidayatullah and A. Sn, "ISSN: 1979-2328 UPN "Veteran," *Semin. Nas. Inform.*, vol. 2014, no. semnasIF, pp. 115–122, 2014.
- [18] K. Zainal, N. F. Sulaiman, and M. Z. Jali, "An Analysis of Various Algorithms For Text Spam Classification and Clustering Using RapidMiner and Weka," *Int. J. Comput. Sci. Inf. Secur.*, vol. 13, no. 3, pp. 66–74, 2015.
- [19] E. J. Teoh, K. C. Tan, and C. Xiang, "Estimating the number of hidden neurons in a feedforward network using the singular value decomposition," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 17, no. 6, pp. 1623–1629, 2006.