

## ***Sentiment Analysis Protokol Kesehatan Virus Corona Dari Tweet Menggunakan Word2Vec Model Dan Recurrent Neural Network Learning***

**<sup>1</sup>Ni Putu Ayu Anesca, <sup>2</sup>Kurnia Muludi dan <sup>3</sup>Dewi Asiah Shofiana**

<sup>1,2,3</sup>Jurusan Ilmu Komputer, Fakultas, Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung, Jalan Prof. Sumantri Brojonegoro No. 1, Bandar Lampung, Indonesia  
e-mail: [ni.putu1126@students.unila.ac.id](mailto:ni.putu1126@students.unila.ac.id), [kmuludi@yahoo.com](mailto:kmuludi@yahoo.com), [dewi.asiah@fmipa.unila.ac.id](mailto:dewi.asiah@fmipa.unila.ac.id)

---

**Abstract** — *Sentiment analysis is a computational study of opinion from various opinions, which is part of the work that conducts a review related to the computational treatment of opinions, sentiments, and perceptions of the text. To solve various problems in sentiment analysis, needed a good text representation method. In this study, a deep learning analysis was carried out using the Recurrent Neural Network (RNN) method and the Word2Vec Model as word embedding in sentiment classification. The sentiment dataset used comes from user reviews on Twitter (tweets) on the health protocols implemented by the public from the government's appeal. The results showed that the RNN model using sigmoid activation resulted in the greatest accuracy of 66%. The training process in this test uses 10 epochs and 32 batch sizes so that the precision value for negative sentiment is 54% and for positive sentiment is 67%.*

**Keywords:** *Health Protocol; RNN; Sentiment Analysis; Word2Vec Model.*

---

## **1. PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Teknologi telah menjadi kebutuhan utama untuk memberikan informasi secara cepat dan jangkauan yang luas. Alat komunikasi digital yang sering digunakan adalah media sosial untuk memberikan opini, saran, kritik, atau *sharing* tentang yang terjadi pada seseorang [1]. Salah satu aplikasi media sosial yang populer adalah Twitter. Sebagai media informasi, saat ini ulasan pada Twitter tentang virus corona menjadi berita utama hingga menarik perhatian *World Health Organization* (WHO). Virus corona adalah virus yang bernama *Novel Corona (2019-nCoV)* dengan gejala seperti penyakit *influenza* disertai sesak nafas dan *pneumonia*. Dampak virus corona menyerang sektor kesehatan, pariwisata, industri, bisnis, dan lainnya [1].

Pandemi ini terjadi hampir di seluruh dunia, sehingga masyarakat harus menerapkan protokol kesehatan untuk beraktivitas sehari-hari. Berdasarkan Keputusan Menteri Kesehatan RI Nomor HK.01.07/MENKES/382/2020 Tentang Protokol Kesehatan bagi Masyarakat di Tempat dan Fasilitas Umum dalam Rangka Pencegahan dan Pengendalian *Corona Virus Disease* 2019, diantaranya melakukan kegiatan di rumah saja, memakai pelindung diri atau masker apabila keluar rumah, mencuci tangan dengan sabun dan atau *handsanitizer*, serta menjaga jarak minimal satu meter dengan orang lain [2]. Hal ini memunculkan berbagai *sentiment* positif maupun *sentiment* negatif.

*Sentiment analysis* adalah studi komputasi opini dari berbagai opini sekelompok orang, sentimen, emosi, dan penilaian terhadap entitas seperti produk, layanan, organisasi, individu, masalah, peristiwa, dan topik lainnya [3]. *Sentiment analysis* pada aplikasi Twitter dilakukan dengan menggunakan *Application Programming Interface* (API) *Key Twitter* untuk mengambil opini atau komentar dari suatu forum atau *keyword tweets*. *API Key Twitter* adalah sekumpulan perintah, fungsi, dan protokol yang dapat digunakan developer dalam mengembangkan *software* sesuai dengan kebutuhannya masing-masing [4].

*Sentiment analysis* pada penelitian ini menggunakan model *Word2Vec* sebagai fitur ekstraksi dan dipadukan dengan metode *Recurrent Neural Network (RNN) Learning*. Metode RNN digunakan untuk melakukan penelitian *sentiment analysis* pada persepsi masyarakat terhadap protokol kesehatan pada masa pandemi virus corona di aplikasi Twitter dengan data berupa teks. Model *Word2Vec* diusulkan sebagai cara baru untuk merepresentasikan kata di bidang pengolahan bahasa alami dan dibentuk dengan bantuan *Neural Network* serta mengolah kata yang memiliki makna kata mirip tetapi hasil vektor yang dihasilkan juga [4].

Metode *RNN Learning* yang merupakan salah satu model *Neural Network* dengan tidak bergantung pada aturan pemrosesan bahasa alami [5]. Hal ini memudahkan dalam memprediksi konteks kata dengan cara melihat kedekatan sebuah kata dengan kata lain dengan posisi sebelum atau sesudah kata tersebut, sehingga pengenalan *sentiment analysis* memperoleh akurasi yang lebih tinggi berdasarkan teks yang diolah.

## 1.2 Review Literature

*Text mining* (penambangan teks) adalah penambangan data yang berupa teks dimana sumber data didapatkan dari beberapa dokumen, tujuannya untuk mencari kata-kata yang dapat mewakili isi dari dokumen tersebut sehingga dapat dilakukan analisis antar dokumen [6]. *Text mining* berusaha untuk menemukan pola baru dari sekumpulan teks yang berjumlah besar, dengan kata lain, dapat menggali informasi dari sekumpulan dokumen menggunakan *tools* analisis yang ada dalam komponen-komponen *data mining*. Proses pokok yg terdapat pada *text mining* adalah *text preprocessing*, *text transformation*, *feature selection*, dan *pattern discovery* [7]. Proses-proses yang ada dalam *text mining* dapat digunakan sebagai salah satu pengujian *sentiment analysis*.

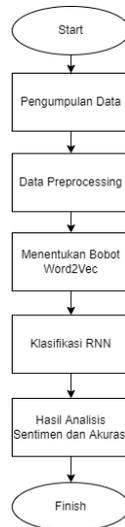
*Sentiment analysis* atau sering disebut juga *opinion mining* adalah studi komputasi opini dari berbagai opini sekelompok orang, sentimen, emosi, dan penilaian terhadap entitas seperti produk, layanan, organisasi, individu, masalah, peristiwa, dan topik lainnya [3]. *Opinion mining* adalah bagian dari pekerjaan yang melakukan peninjauan berkaitan dengan perlakuan komputasional opini, sentimen, dan persepsi dari teks. Hal ini memungkinkan pengguna untuk mencari informasi tentang deteksi *flame* (bahasa yang sangat kasar) dalam *email* atau jenis komunikasi lainnya, persepsi produk baru, persepsi merk, dan manajemen reputasi [8]. *Sentiment analysis* pada penelitian ini menggunakan model *Word2Vec* sebagai fitur ekstraksi dan dipadukan dengan metode *Recurrent Neural Network (RNN) Learning*.

*Word2Vec Model* adalah algoritme untuk mempelajari posisi kedekatan *semantic* antar kata dari sebuah teks masukan [9]. Secara arsitektur, *Word2Vec Model* sebenarnya hanya sebuah jaringan syaraf tiruan yang tidak mempunyai banyak *hidden layer*, baik secara *node* dalam tiap *layer* maupun banyaknya *layer*. Kemudian menggunakan metode *Recurrent Neural Network (RNN)* adalah salah satu model *Neural Network* yang tidak bergantung pada aturan pemrosesan bahasa alami. RNN dapat menyimpan semua nilai input yang dilihat oleh *network* dan juga nilai input yang berlaku, nilai yang disembunyikan di setiap *layer network* bergantung pada semua input yang terlihat sebelumnya [5]. RNN masuk ke dalam kategori *Deep Learning* karena data diproses secara otomatis dan tanpa pendefinisian fitur. RNN dapat menggunakan memori untuk memproses urutan *input* [10].

Penerapan dalam metode *RNN Learning* dan *Word2Vec Model* menggunakan konsep *back propagation*. *Back propagation* merupakan salah satu dari pembelajaran *machine learning* yaitu proses membagikan *error* yang ada ke *layer-layer* sebelumnya. Algoritme ini memiliki dua fase untuk memproses data. Fase pertama yaitu vektor *input* dikirim ke *layer input*, lalu dilanjutkan ke *layer proses*. Kemudian nilai *output* ditemukan pada *layer output*. Fase kedua, jika nilai *output* berbeda dari nilai target, *error* nilai *output* akan dihitung dan dikembalikan ke lapisan *input*. Dengan *error* sekecil mungkin, sistem dapat bekerja dengan baik. Jadi, kondisi ketika akan melakukan sesuatu, maka akan memprediksi kejadian yang selanjutnya [11].

## 2. METODE PENELITIAN

Tahapan yang dilakukan pada metode RNN *Learning* ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Metode pengembangan RNN *learning*

Pendefinisian masalah pada penelitian ini adalah bagaimana membuat *sentiment analysis* pada *tweets* di Twitter tentang protokol kesehatan untuk beraktivitas sehari-hari pada masa pandemi virus corona menggunakan model bahasa *Word2Vec* dan metode *Recurrent Neural Network* (RNN).

### 2.1 Pengumpulan Data

API Twitter dapat dimanfaatkan untuk akan mengakses *server* Twitter lalu mengambil berbagai *tweets* di bidang *data mining*. Virus corona menjadi *trending topic* di Twitter karena penyebarannya yang sangat cepat, sehingga beberapa protokol kesehatan diterapkan pada masa pandemi virus corona. Teknik ini menggunakan kata-kata yang bermakna sentimen sebagai penanda *sentiment* pada *tweets* tersebut [12].

### 2.2 Data Preprocessing

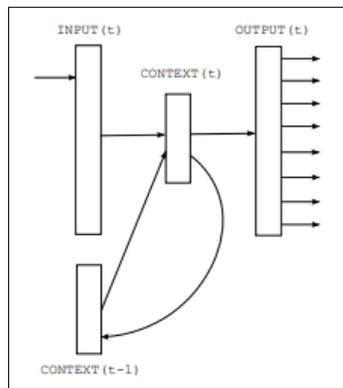
Tahapan ini merupakan tahap mengolah *dataset* yang telah didapat. Berikut adalah beberapa proses data *preprocessing* agar data sesuai dengan kebutuhan, yaitu:

- Tokenizing*, adalah memisahkan setiap kata yang terdapat pada suatu dokumen. Sebagai contoh, misalnya terdapat kalimat “Are you sure?”, maka *tokenize*-nya adalah “Are”, “you”, “sure”, “?”.
- Cleansing*, adalah penghilangan tanda baca atau karakter yang tidak digunakan kemudian diubah menjadi huruf kecil (*lowercase*). Sistem akan mengumpulkan kata yang telah di-*tokenize* dan disimpan di dalam *database* untuk proses selanjutnya.
- Filtering*, salah satu tahapan menghilangkan *stopword*. *Stopword* merupakan proses menghilangkan kata-kata yang paling sering muncul tetapi tidak memiliki pengaruh dan tidak dibutuhkan oleh pengguna dalam suatu dokumen. Contoh *stopword list* ini berisi kata-yang sering digunakan, seperti: ke, dan, walaupun, tapi, yang, itu, dan sebagainya.

### 2.3 Menentukan Bobot Word2Vec dan Klasifikasi RNN

*Word2Vec* (*word embedding*) adalah salah satu model pengembangan dalam komputasi untuk merepresentasikan kata menjadi sebuah *vector* atau *array* bilangan riil. Kata-kata dengan makna yang serupa

cenderung mempunyai jarak kedekatan yang kecil dalam satu bidang yang sama di ruang *embedding*. Modul RNN yang digunakan dalam penelitian ini adalah *simple RNN*. Tujuan pemodelan bahasa statistik digunakan untuk memprediksi kata berikutnya dari teks yang konteks. Model untuk pengenalan kata atau sistem terjemahan dibuat dari data dalam jumlah yang besar. Gambar 2 menggambarkan konsep dari *simple recurrent neural network*.



Gambar 2. *Simple recurrent neural network* [5]

Jaringan memiliki *layer input*  $x$ , *hidden layer*  $s$  (*layer context*) dan *layer output*  $y$ . Input ke jaringan pada waktu  $t$  adalah  $x(t)$ , *output* dilambangkan sebagai  $y(t)$ , dan status *hidden layer* dilambangkan sebagai  $s(t)$ . Vektor *input*  $x(t)$  dibentuk oleh vektor penggabungan  $w$  (kata saat ini), dan *output* dari *neuron* pada *layer context*  $s$  dibentuk pada waktu  $t - 1$ .

## 2.4 Pengukuran Kinerja

Parameter yang digunakan untuk mengukur kinerja RNN dalam *confusion matrix* yaitu TP (*True Positif*), TN (*True Negative*), FP (*False Positif*), dan FN (*False Negatif*). Dari *confusion matrix* ini dapat diketahui akurasi, *recall*, dan presisi.

## 3. PEMBAHASAN

### 3.1 Hasil Pengujian Parameter *Word2Vec*

Pengujian ini dilakukan untuk menentukan *Word2Vec* yang optimal dengan menampilkan hasil akurasi terbaik dalam membangun model. Percobaan pengujian ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1 Hasil pengujian parameter.

<i>W2V_</i> <i>SIZE</i>	<i>W2V_</i> <i>WINDOW</i>	<i>W2V_</i> <i>EPOCH</i>	<i>W2V_</i> <i>MIN_COUNT</i>	<i>ACCURACY</i>	<i>LOSS</i>
200	8	32	10	0.660	0.660
250	7	32	10	0.653	0.660
300	6	32	10	0.650	0.663
350	10	32	10	0.650	0.660
450	10	32	10	0.655	0.662

Hasil dari pengujian beberapa jumlah parameter *Word2Vec* menunjukkan bahwa jumlah *Word2Vec size* 200 dengan *Word2Vec window* 8 memberikan hasil akurasi terbesar dari jumlah parameter lainnya sebesar 0.660.

### 3.2 Pengujian Aktivasi Lapisan Output

Pengujian ini menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*. Dalam jaringan syaraf tiruan dengan metode *backpropagation* dan memiliki nilai range 0 hingga 1, maka pengujian hanya cocok menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*. Berdasarkan hasil pengujian, dengan data test dan data yang diuji berjumlah sama yaitu 401 data, sehingga model RNN yang telah dilatih mencapai akurasi 0.660 untuk klasifikasi data uji dan memiliki hasil *loss function* sama dengan 0.660.

### 3.3 Evaluasi Data Uji

Jumlah data dalam pengujian ini yaitu sebanyak 2000 ulasan, dengan jumlah label di kelas negatif 800 ulasan dan pada kelas positif sebanyak 1200 ulasan. Tujuan evaluasi data uji ini untuk mengetahui seberapa mungkin model dapat dipercaya dalam memprediksi kelas. Berikut adalah tabel *confusion matrix* pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil *confusion matrix*

<i>Confusion Matrix</i>			
True Label	Positif	0.11	0.89
	Negatif	0.05	0.95
		Positif	Negatif
		Predicted Label	

Pada Tabel 2, *confusion matrix* dapat diuraikan bahwa model dapat mengklasifikasikan sebesar 950 data secara benar sebagai data negatif (*true negatif*) dan 90 data sebagai data positif (*true positif*). Kemudian, model memprediksi salah sebesar 910 data sebagai data negatif yang seharusnya data positif (*false negative*), serta memprediksi salah sebesar 60 data ke dalam data positif yang seharusnya data negatif (*false positive*). Kinerja dari model RNN *Learning* berdasarkan hasil dari *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Kinerja klasifikasi model RNN

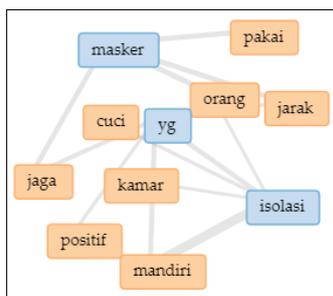
<i>Sentiment</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F-1 Score</i>
<i>Negatif</i>	0.54	0.11	0.18
<i>Positif</i>	0.67	0.95	0.79

Evaluasi data uji pada penelitian ini dapat dilihat bahwa nilai *accuracy* sebesar 66%, dilihat dari besarnya jumlah *true negatif* dan *true positif*. Nilai *precision* yang didapatkan untuk *sentiment* negatif sebesar 54% dan untuk *sentiment* positif sebesar 67%. Kemudian untuk nilai *recall* yang didapatkan pada *sentiment* negatif yaitu sebesar 11% dan untuk *sentiment* positif sebesar 95%, serta nilai *F-1 Score* untuk *sentiment* negatif sebesar 18% dan untuk *sentiment* positif sebesar 79%. Dari pengujian ini, kinerja model terlihat cukup baik, namun *recall* dan *F-1 Score* pada *sentiment* negatif masih cukup rendah karena banyak data negatif yang tidak terprediksi secara benar oleh model ini.

### 3.4 Visualisasi Kata pada Setiap Kelas

*Wordcloud* digunakan untuk melihat kata yang paling sering muncul dalam suatu kelas, sedangkan *wordlink* digunakan untuk melihat relasi antar kata dalam suatu kelas. Visualisasi diperoleh dari hasil data testing dari model yang telah diuji sebelumnya. Hasil dari visualisasi ini bertujuan untuk mengetahui upaya apa yang





Gambar 6 *Wordlink* hasil pada kelas negatif.

Contoh hasil ulasan pada kelas negatif adalah “isolasi mandiri 1x24 jam saja susah sekali”. Ulasan tersebut menunjukkan bahwa masyarakat merasa kesulitan terhadap beberapa kebijakan protokol kesehatan yang harus diterapkan. Ulasan lainnya pada kelas negatif yaitu “mahasiswa di Jogja yang seharusnya isolasi mandiri selama 14 hari, tetapi belum genap satu minggu sudah pergi ke kampus”. Dari kedua ulasan tersebut menunjukkan bahwa kebijakan isolasi mandiri kurang efektif karena terdapat beberapa aktivitas yang tidak bisa dilakukan jika dirumah saja. Hasil visualisasi di kelas negatif ini dapat dijadikan acuan kepada pemerintah untuk menggunakan kebijakan pemakaian masker dan cuci tangan yang lebih ketat apabila isolasi mandiri dianggap sulit diterapkan oleh masyarakat.

## 4. SIMPULAN DAN SARAN

### 4.1 Simpulan

Pada penelitian ini menggunakan ulasan *tweet* berjumlah 2000 data. Data tersebut dibagi menjadi dua kelas, yaitu kelas negatif berjumlah 800 ulasan dan kelas positif berjumlah 1200 ulasan. Model RNN dengan pengaturan parameter *W2V\_Window* sebesar 8, *W2V\_Epoch* sebesar 32, dan *W2V\_Min\_Count* sebesar 10, *neuron* sebesar 200, dan menggunakan aktivasi *sigmoid* menghasilkan akurasi terbesar bernilai 66%. Selanjutnya, proses *training* pada pengujian ini menggunakan sebanyak 10 epoch dan 32 batch size. Nilai *precision* yang didapatkan untuk *sentiment* negatif sebesar 54% dan untuk *sentiment* positif sebesar 67%. Kemudian nilai *recall* yang didapatkan pada *sentiment* negatif yaitu sebesar 11% dan untuk *sentiment* positif sebesar 95%, serta nilai *F-1 Score* untuk *sentiment* negatif sebesar 18% dan untuk *sentiment* positif sebesar 79%. Pada kelas positif, berisi simpulan bahwa masyarakat mendukung kebijakan pemerintah agar tetap menggunakan protokol kesehatan yang mudah diterapkan oleh masyarakat contohnya memakai masker dan cuci tangan untuk mencegah penularan virus corona. Pada kelas negatif menghasilkan ulasan yang berisi simpulan bahwa diperlukan kebijakan pemakaian masker dan cuci tangan yang lebih ketat karena isolasi mandiri dianggap sulit diterapkan oleh masyarakat.

### 4.2 Saran

Berdasarkan pembahasan dan simpulan yang telah diuraikan, terdapat beberapa hal yang dapat dikembangkan dalam penelitian selanjutnya. Contohnya yaitu dengan menambah jumlah dataset untuk menghasilkan akurasi terbaik, serta membangun model dengan metode lain seperti *Naive Bayes* atau *Support Vector Machine* untuk perbandingan akurasi yang lebih baik.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Similarity, “Sentiment Analysis on Corona Virus Pandemic Using Machine Learning Algorithm,” *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering (JITE)*, vol. 3, no. 2, pp. 224–231, 2020.

- [2] Kementerian Kesehatan RI, Keputusan Menteri Kesehatan Indonesia tentang protokol COVID-19, 2020.
- [3] B. Liu, "Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions," *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*, no. May, pp. 1–367, 2015, doi: 10.1017/CBO9781139084789.
- [4] N. Monarizqa, L. E. Nugroho, & B. S. Hantono, "Penerapan Analisis Sentimen Pada Twitter Berbahasa Indonesia Sebagai Pemberi Rating," *J. Penelit. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 1, pp. 151–155, 2014.
- [5] T. Mikolov, M. Karafiát, L. Burget, C. Jan, & S. Khudanpur, "Recurrent neural network based language model," *Proc. 11th Annu. Conf. Int. Speech Commun. Assoc. INTERSPEECH 2010*, no. September, pp. 1045–1048, 2010.
- [6] D. P. Langgeni, Z. K. A. Baizal, & Y. F. A. W, "Clustering Artikel Berita Berbahasa Indonesia," *Seminar Nasional Informatika*, vol. 2010, no. semnasIF, pp. 1–10, 2010.
- [7] V. E. Jacob, A. S. M. Lumenta & A. Jacobus, Rancang Bangun Aplikasi Kemiripan Dokumen Dengan Sumber – Sumber Internet, Informatics Engineering, Sam Ratulangi University, vol. 14, no. 2, pp. 159–164, 2019, doi: 10.35793/jti.14.2.2019.23990.
- [8] M. Thomas & Latha, "Sentimental analysis using recurrent neural network," *International Journal of Engineering & Technology*, vol. 7, no. 2.27, p. 88, 2018, doi: 10.14419/ijet.v7i2.27.12635.
- [9] B. Jang, I. Kim, & J. W. Kim, "Word2vec convolutional neural networks for classification of news articles and tweets," *PLoS One*, vol. 14, no. 8, pp. 1–20, 2019, doi: 10.1371/journal.pone.0220976.
- [10] W. K. Sari, D. P. Rini, R. F. Malik, & I. S. B. Azhar, "Klasifikasi Teks Multilabel pada Artikel Berita Menggunakan Long Short-Term Memory dengan Word2Vec," *JURNAL RESTI*, vol. 1, no. 10, pp. 276–285, 2021.
- [11] E. Prasetyo, *Data Mining : Konsep Dan Aplikasi Menggunakan Matlab*, Yogyakarta: Andi, 2012.
- [12] E. Kouloumpis, T. Wilson, & J. Moore, "Twitter Sentiment Analysis: The Good the Bad and the OMG!," *International AAAI Conference on Weblogs Social Media*, 2011.