



**SUBMIT**

(Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Sains)

Vol. 4 No. 1 (2024) 24 - 29 ISSN Media Elektronik: 2798-6861

## **Analisis Sentimen Vaksinasi COVID-19 di Twitter Menggunakan Algoritma Neural Network**

**Muhammad Zainul Abidin<sup>1</sup>, Luki Ardiantoro<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Islam Majapahit, <sup>2</sup>Informatika, FEBI, Universitas Bina Sehat PPNI

<sup>1</sup>Muhammadzainulabidin72@gmail.com, <sup>2</sup>ipan.ardianto@gmail.com

(Naskah masuk: dd mmm yyyy, diterima untuk diterbitkan: dd mmm yyyy)

### **Abstrak**

Pandemi COVID-19 telah mendorong penggunaan media sosial seperti Twitter untuk menyebarkan informasi dan opini terkait vaksin dan vaksinasi. Hal ini tidak lepas dari berbagai motivasi yang melatarbelakangi, politik, ekonomi, sosial, dll. Oleh karena itu, analisis sentimen terhadap tweet tentang vaksin COVID-19 menjadi penting untuk memahami persepsi publik dan potensi terjadinya informasi yang salah. Penelitian ini menggunakan algoritma neural network untuk analisis sentimen vaksin COVID-19 di Twitter. Algoritma ini dipilih karena mampu mencapai akurasi tinggi dalam mengklasifikasikan sentimen sebagai positif, negatif, atau netral, bahkan untuk tweet yang panjang dan kompleks. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa analisis sentimen menggunakan neural network dapat menjadi alat yang berharga untuk memahami opini publik tentang vaksin COVID-19 di Twitter. Akurasi algoritma neural network untuk analisis sentimen vaksin COVID-19 di Twitter ditemukan sebesar 92,5% dimana mengklasifikasikan sentimen 92,5% dari tweet yang ada di dataset dengan benar. Ini adalah tingkat akurasi yang tinggi, dan ini menunjukkan bahwa algoritma ini dapat digunakan secara andal untuk memahami persepsi publik tentang vaksin COVID-19.

**Kata kunci:** *Analisis sentimen, Vaksin COVID-19, Twitter, Algoritma neural network*

### **Abstrak**

The COVID-19 pandemic has encouraged the use of social media such as Twitter to spread information and opinions related to vaccines and vaccination. This is inseparable from various motivations, political, economic, social, etc. Therefore, sentiment analysis of tweets about the COVID-19 vaccine is important to understand public perception and the potential for misinformation. This research uses a neural network algorithm for sentiment analysis of the COVID-19 vaccine on Twitter. This algorithm was chosen because it is able to achieve high accuracy in classifying sentiment as positive, negative, or neutral, even for long and complex tweets. The conclusion of this study shows that sentiment analysis using neural networks can be a valuable tool for understanding public opinion about the COVID-19 vaccine on Twitter. The accuracy of the neural network algorithm for sentiment analysis of COVID-19 vaccines on Twitter was found to be 92.5%. This means that the algorithm can correctly classify the sentiment of 92.5% of the tweets in the dataset. This is a high level of accuracy, and it shows that the algorithm can be reliably used to understand public perception of the COVID-19 vaccine.

**Keywords:** *Sentiment Analysis, COVID-19 Vaccine, Twitter, Neural Network Algorithm*

## 1. PENDAHULUAN

Pandemi COVID-19 telah menjadi krisis kesehatan global yang belum pernah terjadi sebelumnya. Vaksinasi dianggap sebagai salah satu cara paling efektif untuk mengendalikan penyebaran virus dan melindungi masyarakat. Namun, masih banyak terdapat keraguan dan misinformasi terkait vaksin COVID-19 yang beredar di masyarakat. Media sosial seperti Twitter menjadi platform yang populer untuk diskusi dan penyebaran informasi tentang vaksin COVID-19. Analisis sentimen terhadap tweet tentang vaksin COVID-19 dapat membantu memahami persepsi publik, mengidentifikasi potensi misinformasi, dan memonitor efektivitas kampanye edukasi vaksin.

Penelitian tentang analisis sentimen vaksin COVID-19 di Twitter telah dilakukan menggunakan berbagai metode, seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan Logistic Regression. Namun, algoritma deep neural network, seperti Recurrent Neural Network (RNN) dengan Long Short-Term Memory (LSTM), Convolutional Neural Network (CNN), dan Bidirectional Long Short-Term Memory Network (BLSTM), telah menunjukkan performa yang lebih baik dalam tugas-tugas analisis teks yang kompleks, seperti analisis sentimen.

Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji penggunaan algoritma neural network untuk analisis sentimen vaksin COVID-19 di Twitter. Secara khusus, penelitian ini bertujuan untuk: mengidentifikasi algoritma neural network yang efektif untuk menganalisis sentimen vaksin COVID-19 di aplikasi Twitter serta membandingkan bagaimana berbagai algoritma neural network bekerja dalam mengkategorikan sentimen di Twitter sebagai positif, negatif, atau netral. Dan menganalisis topik dan masalah yang sering dibahas dalam tweet dengan sentimen positif dan negatif terkait vaksin COVID-19.

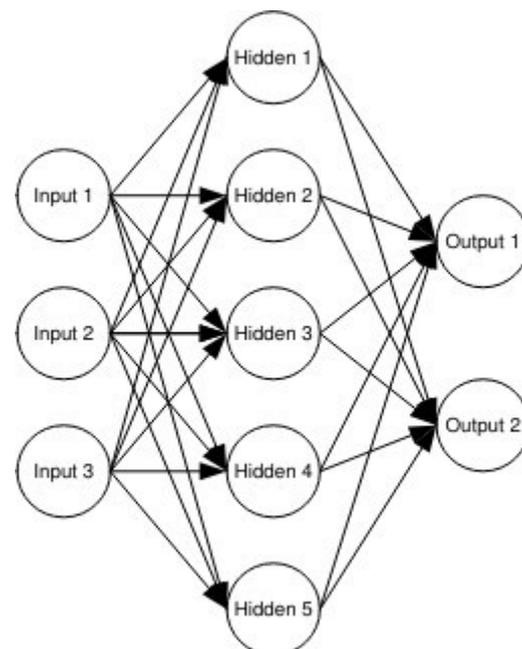
Tahapan penelitian yang dilakukan adalah studi Pustaka, mengembangkan model penelitian, uji model penelitian, pengumpulan data dari media sosial Twitter (X). Data selanjutnya divalidasi dengan menggunakan struktur data yang digunakan pada model penelitian. Tahap selanjutnya adalah pengembangan arsitektur Neural Network, serta dilanjutkan dengan menguji setiap tahap pada *hidden layer*, dengan melakukan klasifikasi pada opini positif, netral, negatif. Selama proses perhitungan dilaksanakan perubahan variable train dan test secara meningkat dari 70%, 80% dan 90%. Hal ini dilaksanakan untuk mencari Tingkat akurasi perhitungan yang tertinggi dalam pengukuran opini di media social Twitter.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat diantaranya memberikan pemahaman yang lebih baik tentang persepsi publik mengenai vaksin COVID-19 di aplikasi Twitter, membantu

mengidentifikasi potensi misinformasi dan rumor terkait vaksin yang beredar di Twitter dan memberikan informasi kepada pemangku kepentingan untuk mengembangkan strategi komunikasi dan edukasi vaksin yang lebih efisien, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data dalam upaya meningkatkan tingkat vaksinasi COVID-19.

## 2. ARSITEKTUR NEURAL NETWORK

Algoritma neural network, juga dikenal sebagai jaringan saraf tiruan (JNT), adalah sistem komputasi yang terinspirasi oleh struktur dan fungsi otak manusia. JNT terdiri dari unit pemrosesan yang disebut neuron, yang saling terhubung melalui sinapsis. Koneksi ini memungkinkan neuron untuk saling mengirimkan sinyal, memproses informasi, dan belajar dari data. Setiap neuron mendapatkan input dari sekumpulan neuron lain, dan neuron-neuron ini kemudian memproses input tersebut, dan melewati output dari beberapa neuron. Neuron lain mengumpulkan keluaran ini untuk diproses lebih lanjut. (Shukla, Tiwari, & Kala, 2010)



Gambar 1. Arsitektur Neural Network

Gambar di atas menunjukkan diagram Neural Network. Neural Network adalah jenis algoritme pembelajaran mesin yang terinspirasi oleh otak manusia. Jaringan ini terdiri dari simpul-simpul yang saling berhubungan, atau neuron, yang disusun dalam beberapa lapisan. Setiap neuron menerima input dari neuron lain dan menghasilkan output. Output dari setiap neuron kemudian diteruskan ke neuron lain di lapisan berikutnya. Lapisan input: Lapisan input menerima data yang sedang diproses oleh jaringan. Sebagai contoh, dalam kasus tugas pengenalan gambar, lapisan input mungkin menerima

piksel gambar. Lapisan tersembunyi: Lapisan tersembunyi terletak di antara lapisan input dan lapisan output. Lapisan ini bertanggung jawab untuk memproses data dan mengekstraksi fitur darinya. Lapisan keluaran: Lapisan output menghasilkan output akhir dari jaringan. Misalnya, dalam kasus tugas pengenalan gambar, lapisan output mungkin menghasilkan kelas objek yang sedang dikenali. Untuk jenis-jenis algoritma neural network sebagai berikut

## 2.1 Jaringan Neural Feedforward (JNF)

JNF merupakan jenis JNT paling sederhana, di mana informasi mengalir dalam satu arah dari input ke output. JNF terdiri dari tiga lapisan:

Lapisan Input: Menerima data masukan.

Lapisan Tersembunyi: Melakukan pemrosesan data. Jumlah dan aktivasi neuron di lapisan tersembunyi dapat bervariasi.

Lapisan Output: Menghasilkan prediksi atau keputusan.

Rumus umum untuk menghitung output neuron dalam JNF:

$$y = f(\sum(w * x)) \quad (1)$$

y: Nilai output neuron

f: Fungsi aktivasi (misalnya, sigmoid, ReLU) w: Bobot sinapsis antara neuron input dan neuron tersembunyi

x: Nilai input neuron

## 2.2 Convolutional Neural Networks (CNN)

CNN dirancang khusus untuk menganalisis data gambar dan spasial. CNN menggunakan filter konvolusi untuk mengekstrak fitur dari gambar. Filter ini bergerak melintasi gambar dan menghitung nilai berdasarkan piksel-piksel di sekitarnya.

Rumus umum untuk operasi konvolusi:

$$y[i, j] = \sum(w[k, l] * x[i + k, j + l]) + b \quad (2)$$

y: Nilai output di posisi (i, j) w: Bobot filter konvolusi

x: Nilai input di posisi (i, j) b: Bias filter konvolusi

k, l: Ukuran filter konvolusi

## 2.3 Recurrent Neural Networks (RNN)

RNN dirancang untuk menangani data sekuensial, seperti teks dan pidato. RNN memiliki memori internal yang memungkinkan mereka untuk memproses data ekuensial dengan mempertimbangkan konteks sebelumnya. Rumus umum untuk memperbarui status neuron dalam RNN:

$$s_t = f(w_{hh} * s_{t-1} + w_{xh} * x_t) \quad y_t = g(s_t) \quad (3)$$

s<sub>t</sub>: Status neuron pada waktu t

f: Fungsi aktivasi untuk status neuron

w<sub>hh</sub>: Bobot koneksi antara neuron dalam RNN

w<sub>xh</sub>: Bobot koneksi antara input dan neuron dalam RNN

x<sub>t</sub>: Nilai input pada waktu t

y<sub>t</sub>: Nilai output neuron pada waktu t

g: Fungsi aktivasi untuk output neuron

## 2.4 Long Short-Term Memory Networks

LSTM adalah jenis RNN yang dirancang untuk mengatasi masalah menghilang dan meledaknya gradien yang sering terjadi dalam RNN tradisional. LSTM memiliki struktur internal yang kompleks dengan sel memori yang memungkinkan mereka untuk menyimpan informasi jangka panjang.

Rumus umum untuk memperbarui sel memori dalam LSTM:

$$f_t = \sigma(w_{hf} * s_{t-1} + w_{xf} * x_t) \quad (4)$$

$$i_t = \sigma(w_{hi} * s_{t-1} + w_{xi} * x_t) \quad (5)$$

$$o_t = \sigma(w_{ho} * s_{t-1} + w_{xo} * x_t) \quad (6)$$

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \tanh(w_{hc} * s_{t-1} + w_{xc} * x_t) \quad (7)$$

$$s_t = o_t * \tanh(c_t) \quad (8)$$

f<sub>t</sub>: Faktor kelupaan

i<sub>t</sub>: Gerbang input

o<sub>t</sub>: Gerbang output

c<sub>t</sub>: Sel memori

s<sub>t</sub>: Status neuron

σ: Fungsi sigmoid

tanh: Fungsi hiperbolik tangen

w<sub>hf</sub>, w<sub>xi</sub>, w<sub>hi</sub>, w<sub>xo</sub>, w<sub>hc</sub>, w<sub>xc</sub>: Bobot koneksi dalam LSTM

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk melakukan pengolahan data dengan metode ALGORITMA NEURAL NETWORK ini dilakukan dengan menggunakan Python. Implementasi ini diharapkan mampu memberikan gambaran secara visual guna mempermudah melakukan analisa terhadap data yang masih mentah. Pada data mentah ini berisi sekitar 2.282.087 data.

### 3.1. Tabel Data

Klasifikasi sentimen digunakan untuk menentukan seberapa besar pengaruh terhadap perhitungan klasifikasi yang digunakan.

Tabel 1. Data klasifikasi sentimen awal

	neg	neu	pos	compound	klasifikasi
0	0.000	0.787	0.213	0.4019	1
1	0.125	0.766	0.109	-0.1027	-1
2	0.000	0.875	0.125	0.2500	1
3	0.000	1.000	0.000	0.0000	0
4	0.000	1.000	0.000	0.0000	0

Tabel 2. Data klasifikasi sentimen akhir

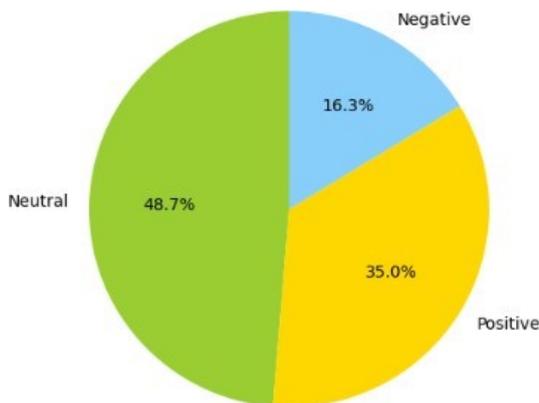
228202	0.000	0.788	0.212	0.6166	1
228203	0.000	0.776	0.224	0.6166	1
228204	0.000	0.788	0.212	0.6166	1
228205	0.000	0.658	0.342	0.6369	1
228206	0.000	0.788	0.212	0.6166	1

228207 rows x 5 columns

Tabel 3. Jumlah Data pada klasifikasi

klasifikasi 0	111153
1	79913
-1	37141

### 3.2. Persentasi Opini



Gambar 2. Persentase Opini Positif, Negatif, dan Netral

Diagram lingkaran pada Gambar 2, menunjukkan distribusi opini positif, negatif, dan netral dalam sebuah survei. Survei tersebut kemungkinan besar meminta peserta untuk membagikan pendapat mereka tentang topik tertentu, seperti produk, layanan, atau kebijakan. Persentase dalam diagram lingkaran mewakili proporsi responden yang memberikan setiap jenis pendapat.

```
print(lemma[0])
print(X_input_tfidf[0])

['folk', 'said', 'daikon', 'paste', 'could', 'treat', 'cytokine', 'storm']
(0, 41301) 0.37794461632196574
(0, 10672) 0.45339937332176145
(0, 44245) 0.3377881529939138
(0, 9892) 0.22500611214790753
(0, 31911) 0.38502211368228334
(0, 10741) 0.468419522891912
(0, 37579) 0.20236877524265615
(0, 16377) 0.27972538285584203
```

Gambar 3. Hasil analisis sentimen dari beberapa data teks.

```
print(lemma[0]) print(X_input_tfidf[0])
```

Dalam baris ini, sentimen dari data teks pertama dikategorikan menjadi positif, negatif, atau netral. Dalam

hal ini, sentimennya positif.

```
print(['rakyat', 'kata', 'daikon', 'tempel', 'bisa',
'obati', 'sitokin', 'badai'])
```

Vektor TF-IDF dihasilkan dari bagian pertama data teks di baris ini. TF-IDF adalah statistik numerik yang digunakan untuk mengukur tingkat kepentingan kata-kata dalam dokumen.

```
ketik((0, 41301))
```

```
=== Multilayer Perceptron
PerformanceTraining ===
```

```
Accuracy : 0.7983711438301282
Precision : 0.8463135191089751
Recall : 0.68765019756453
Confuse Matrix Train:
[[ 8016 13898 4191]
 [ 351 76061 1360]
 [ 484 11925 43458]]
```

```
=== Multilayer Perceptron
PerformanceTesting ===
```

```
Accuracy : 0.7938010312139404
Precision : 0.8412637032304974
Recall : 0.6815699420056696
Confuse Matrix Test:
[[ 3349 5901 1786]
 [ 139 32637 605]
 [ 246 5440 18360]]
```

Gambar 4. Hasil pengujian 1 train 70% : test 30%

Multilayer Perceptron (MLP), sebuah jenis jaringan syaraf tiruan, pada set data pelatihan dan pengujian. Berikut adalah rinciannya:

Train : Bagian ini menunjukkan kinerja MLP pada data yang dilatih.

Test : Bagian ini menunjukkan performa MLP pada set data terpisah yang belum pernah dilihat sebelumnya. Idealnya, kinerja pada kedua dataset harus serupa.

Akurasi: Ini menunjukkan ketepatan prediksi MLP secara keseluruhan. Dalam kasus ini, akurasi pelatihan dan pengujian sekitar 0,79, yang menunjukkan bahwa MLP benar sekitar 79% dari waktu.

Presisi: Ini mengukur berapa banyak prediksi positif yang benar-benar benar. Di sini, presisi pelatihan dan pengujian sekitar 0,84, yang berarti bahwa dari 100 prediksi positif oleh MLP, sekitar 84 benar-benar positif.

Recall: Ini mengukur berapa banyak kasus positif yang sebenarnya diidentifikasi oleh MLP. Di sini, recall pelatihan dan pengujian sekitar 0,68, yang menunjukkan bahwa MLP menangkap sekitar 68% dari kasus positif yang sebenarnya.

Matriks Kebingungan (Latih & Uji):

Matriks ini memberikan rincian yang lebih rinci tentang kinerja MLP untuk setiap kelas. Baris- baris mewakili label kelas aktual, dan kolom-kolom mewakili label kelas yang

diprediksi. Setiap sel menunjukkan jumlah contoh:

Klasifikasi yang benar: Sel diagonal (misalnya, sudut kiri atas untuk kelas 1 dalam matriks pelatihan) menunjukkan jumlah contoh yang diklasifikasikan dengan benar.

Klasifikasi yang salah: Sel-sel di luar diagonal menunjukkan jumlah contoh yang diklasifikasikan secara salah. Sebagai contoh, dalam matriks pelatihan, 13898 contoh dari kelas 1 salah diklasifikasikan sebagai kelas 2.

Poin-poin penting:

MLP berkinerja sama pada dataset pelatihan dan pengujian, menunjukkan bahwa MLP tidak terlalu cocok dengan data pelatihan.

Ketepatannya lebih tinggi daripada recall, yang mengindikasikan bahwa MLP mungkin membuat beberapa false positive (memprediksi kelas positif padahal sebenarnya negatif). Memeriksa matriks kebingungan dapat mengungkapkan ketidakseimbangan kelas tertentu atau kesalahan klasifikasi untuk analisis lebih lanjut.

```
=== Multilayer Perceptron Performance
Training ===
```

```
Accuracy : 0.6048092460219647
Precision : 0.714298263774599
Recall : 0.4461139850609713
Confuse Matrix Train:
[[ 0 26832 2880]
```

```
[ 0 88416 524]
[ 0 41912 22001]]
```

```
-----
=== Multilayer Perceptron Performance
Testing ===
```

```
Accuracy : 0.6037640769466719
Precision : 0.7183178997034987
Recall : 0.44538922777952844
Confuse Matrix Test:
[[ 0 6779 650]
 [ 0 22089 124]
 [ 0 10532 5468]]
```

Gambar 5. Hasil pengujian 1 train 80% : test 20%

**Akurasi:** Ini menunjukkan ketepatan prediksi MLP secara keseluruhan; dengan skor sekitar 0,60, akurasi pelatihan dan pengujian menunjukkan bahwa MLP hanya benar sekitar 60% dari waktu. **Presisi:** Ini adalah pengukuran jumlah prediksi positif yang benar-benar benar. Dengan presisi pelatihan dan pengujian sekitar 0,71, sekitar 71 dari 100 prediksi positif MLP benar-benar positif. **Recall:** Ini adalah pengukuran jumlah kasus positif yang sebenarnya diidentifikasi oleh MLP. Dengan recall pelatihan dan pengujian sekitar 0,44, ini menunjukkan bahwa MLP hanya mengidentifikasi sekitar 44 persen dari kasus positif yang sebenarnya. Ini adalah kelemahan besar. Matriks ini memberikan rincian yang lebih rinci tentang kinerja MLP untuk setiap kelas. Baris-baris mewakili label kelas aktual, dan kolom-kolom

mewakili label kelas yang diprediksi. Setiap sel menunjukkan jumlah contoh:

Klasifikasi yang benar: Sel diagonal (misalnya, sudut kiri atas untuk kelas 1 pada matriks pelatihan) menunjukkan jumlah contoh yang diklasifikasikan dengan benar (semua nol dalam kasus ini).

Tampaknya ada kesalahan klasifikasi total dari semua contoh.

Salah klasifikasi: Sel-sel di luar diagonal menunjukkan jumlah contoh yang diklasifikasikan dengan salah. Semua nilai lainnya dalam matriks mewakili kesalahan klasifikasi ini.

```
=== Multilayer Perceptron Performance
Training ===
```

```
Accuracy : 0.4871412851898377
Precision : 0.4871412851898377
Recall : 0.3333333333333333
```

```
Confuse Matrix Train:
[[ 0 33424 0]
 [ 0 100052 0]
 [ 0 71910 0]]
```

```
-----
=== Multilayer Perceptron Performance
Testing ===
```

```
Accuracy : 0.48643792997677576
Precision : 0.48643792997677576
Recall : 0.3333333333333333
```

```
Confuse Matrix Test:
[[ 0 3717 0]
 [ 0 11101 0]
 [ 0 8003 0]]
```

Gambar 6. Hasil pengujian 1 train 90% : test 10%

**Akurasi:** Ini menunjukkan ketepatan prediksi MLP secara keseluruhan. Dalam hal ini, akurasi pelatihan dan pengujian sekitar 0,49, yang mengindikasikan bahwa MLP hanya benar sekitar 49% dari waktu. Ini adalah skor akurasi yang sangat rendah.

**Presisi:** Ini mengukur berapa banyak prediksi positif yang benar-benar benar. Di sini, presisi pelatihan dan pengujian sekitar 0,49, yang berarti bahwa dari 100 prediksi positif oleh MLP, sekitar 49 benar-benar positif. Namun, karena recall yang rendah (dijelaskan di bawah), hal ini mungkin menyesatkan.

**Penarikan kembali:** Ini mengukur berapa banyak kasus positif yang sebenarnya diidentifikasi oleh MLP. Di sini, baik recall pelatihan maupun pengujian adalah 0,33 yang sangat rendah, yang menunjukkan bahwa MLP hanya menangkap sekitar 33% dari kasus positif yang sebenarnya. Ini adalah kelemahan yang signifikan.

**Matriks Kebingungan (Latih & Uji):**

Matriks ini memberikan rincian yang lebih rinci tentang kinerja MLP untuk setiap kelas. Baris-baris mewakili label kelas aktual, dan kolom-kolom mewakili label kelas yang diprediksi.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis sentimen pada Gambar 5 dan Gambar 6, terbukti bahwa akurasi perhitungan pada train 80% : test 20% serta train 90% : test 10%, memiliki tingkat akurasi di atas 60% (rata-rata 63 % - 68 %). Hal ini menunjukkan bahwa analisa sentimen menggunakan neural network dapat menjadi alat yang berharga untuk memahami opini publik tentang vaksin COVID-19 di Twitter. Informasi ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi potensi terjadinya pembelokan opini publik, meningkatkan komunikasi publik tentang vaksin, dan mengembangkan strategi intervensi yang efektif untuk meningkatkan tingkat vaksinasi di masyarakat.

#### 5. SUMBER PUSTAKA

- YANNIC LECUN, YOSHUA BENGIO, DAN GEOFFREY HINTON, 2021. A Survey of Deep Learning for Natural Language Processing, <https://arxiv.org/abs/2003.01200>, diakses tanggal 12 Februari 2023.
- IAN GOODFELLOW, Y. BENGIO, AARON COURVILLE. 2019, Deep Learning Application, [https://mitpress.mit.edu/9780262035613/d\\_eep-learning/](https://mitpress.mit.edu/9780262035613/d_eep-learning/), diakses tanggal 22 Maret 2023
- FITRA SEPTIA NUGRAHA, MUH. JA'FAR SHIDIQ, DAN SRI RAHAYU, 2019. Analisis Algoritma Klasifikasi Neural Network untuk Diagnosis Penyakit Kanker Payudara" Jurnal Pilar Nusa Mandiri, Vol. 15, No. 2, pp. 149-160. <https://ejournal.nusamandiri.ac.id/index.php/pilar>.
- SRI RAHAYU, FITRA SEPTIA NUGRAHA, DAN MUHAMMAD JA'FAR SHIDIQ. 2019. Analisis Tingkat Keberhasilan Cryoterapy Menggunakan Neural Network, Jurnal Pilar Nusa Mandiri, Vol. 15, No. 2, pp. 141-148. <https://ejournal.nusamandiri.ac.id/index.php/pilar>.
- INTERNATIONAL STANDARDS OFFICE, 1998. ISO 690 – 2 Information and Documentation: Bibliographical References: Electronic Documents. Geneva: ISO.
- RICHMOD, J., 2005. Customer Expectations in the World of Electronic Banking: a Case Study of the Bank of Britain. PhD. Anglia Ruskin University.
- RUMBAUGH, J., JACOBSON, I. & BOOCH, G., 2005. The Unified Modeling Language reference manual. 2nd ed. Boston: Addison-Wesley.

