

## ANALISIS SENTIMEN DATA TWITTER MENGENAI PROGRAM VAKSINASI DI INDONESIA MENGGUNAKAN ALGORITMA BACKPROPAGATION

**Hafizh Yubi Wicaksono**

Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia

Penulis Korespondensi: hafizh.18031@mhs.unesa.ac.id

### Abstrak

Kasus COVID-19 muncul pertama kali pada akhir Desember 2019 di Wuhan, China. sebagai pandemik global. Tercatat hingga Desember 2021 sebanyak lebih dari 4,25 juta kasus dengan tingkat kematian mencapai lebih dari 143,8 ribu jiwa di Indonesia. Pemerintah Indonesia telah memberlakukan berbagai kebijakan untuk terus menekan angka penyebaran virus ini, salah satunya adalah mengadakan program vaksinasi. Tercatat hingga Desember 2021 sebanyak lebih dari 140 juta warga Indonesia telah melakukan vaksinasi minimal 1 dosis. Distribusi vaksin COVID-19 mungkin terkendala oleh keyakinan dan sikap dari individu yang ragu-ragu terhadap vaksin di seluruh dunia. Menurut World Health Organization (WHO) Keragu-raguan terhadap vaksin merupakan salah satu dari 10 besar ancaman public. Sikap masyarakat terhadap vaksinasi sebagian besar didorong oleh informasi online, khususnya informasi dari media sosial. Perkembangan teknologi seiring dengan tuntutan untuk menganalisis informasi yang beropini telah memunculkan topik penelitian baru dalam bidang Natural Language Processing. Analisis sentimen merupakan suatu pendekatan yang menggunakan teknik Natural Language Processing (NLP) untuk mengekstrak, mengubah, dan menafsirkan opini dari sebuah teks dan mengklasifikasikannya menjadi sentimen positif, negatif atau netral. Oleh karena itu akan dilakukan analisis sentimen mengenai program vaksinasi COVID-19 menggunakan algoritma Backpropagation. Data diambil dari situs github dan tweet scraping. Data yang diperoleh akan diproses menggunakan berbagai macam model supaya dapat divisualisasikan. Hasil akurasi klasifikasi terbaik terhadap data latih diperoleh sebesar 78,00% dengan 1 hidden layer sebagai arsitektur BNN dan metode anova sebagai seleksi fitur.

**Kata Kunci** : COVID-19, Vaksin, Program Vaksinasi, Backpropagation, Analisis Sentimen

### Abstract

*The first case of COVID-19 appeared at the end of December 2019 in Wuhan, China. as a global pandemic. Until December 2021, there were more than 4.25 million cases with a death rate of more than 143.8 thousand people in Indonesia. The Indonesian government has implemented various policies to continue to suppress the spread of this virus, one of which is holding a vaccination program. It was recorded that until December 2021, more than 140 million Indonesians had vaccinated at least 1 dose. The distribution of the COVID-19 vaccine may be constrained by the beliefs and attitudes of vaccine-doubt individuals around the world. According to the World Health Organization (WHO) Vaccine skepticism is one of the top 10 public threats. People's attitudes towards vaccination are mostly supported by online information, especially information from social media. The development of technology along with the challenge of analyzing opinionated information has given rise to a new research topic in Natural Language Processing. Sentiment analysis is an approach that uses Natural Language Processing (NLP) techniques to extract, modify, and view opinions from a text and classify them into positive, negative or neutral sentiments. Therefore, a sentiment analysis will be carried out regarding the COVID-19 vaccination program using the Backpropagation algorithm. Data is taken from github site and scraping tweets. The data obtained will use various models so that it can be visualized. The best classification results for the training data are 78.00% with 1 hidden layer as the BNN architecture and the ANOVA method as feature selection.*

*Keywords: COVID-19, Vaccines, Vaccination Programs, Backpropagation, Sentiment Analysis*

## PENDAHULUAN

Kasus COVID-19 muncul pertama kali pada akhir Desember 2019 di Wuhan, China sebagai pandemik global (Chen dkk., 2020). Tercatat hingga Desember 2021 sebanyak lebih dari 4,25 juta kasus dengan tingkat kematian mencapai lebih dari 143,8 ribu jiwa di Indonesia (*Beranda | Covid19.Go.Id*, n.d.). Pemerintah Indonesia telah memberlakukan berbagai kebijakan untuk terus menekan angka penyebaran virus ini, salah satunya adalah mengadakan program vaksinasi. Program vaksinasi COVID-19 di Indonesia pertama kali dilakukan pada tanggal 13 Januari 2021. Tercatat hingga Desember 2021 sebanyak lebih dari 140 juta warga Indonesia telah melakukan vaksinasi minimal 1 dosis (*Coronavirus (COVID-19) Vaccinations - Statistics and Research - Our World in Data*, n.d.).

Menurut *World Health Organization* (WHO) Keraguan terhadap vaksin merupakan salah satu dari 10 besar ancaman publik (*Ten Threats to Global Health in 2019*, n.d.). Distribusi vaksin COVID-19 mungkin terkendala oleh keyakinan dan sikap dari individu yang ragu-ragu terhadap vaksin di seluruh dunia (Schaffer DeRoo dkk., 2020). Sikap masyarakat terhadap vaksinasi sebagian besar didorong oleh informasi *online*, khususnya informasi dari media sosial (Boucher dkk., 2021). Platform media sosial seperti *Twitter* kini telah menjadi pusat infrastruktur teknologi dan sosial yang memungkinkan publik untuk tetap terhubung bahkan selama krisis (Chen dkk., 2020).

Masyarakat dapat berdiskusi dan bertukar informasi mengenai banyak hal melalui *Twitter* (Pham & Le, 2018), khususnya terkait dengan program vaksinasi COVID-19 di Indonesia. Masyarakat dapat mengungkapkan opini dan perasaan mereka mengenai kebijakan pemerintah tersebut. Dalam *tweet* yang diunggah, terkandung beragam sentimen.

Perkembangan teknologi seiring dengan tuntutan untuk menganalisis informasi yang beropini telah memunculkan topik penelitian baru dalam bidang *Natural Language Processing* (NLP). Beberapa studi pada bidang NLP menyelesaikan masalah terkait klasifikasi subyektivitas (Mihalcea dkk., 2007) (Pang & Lee, 2008) dan deteksi spam opini (Lim dkk., 2010) (Jindal & Liu, 2007). Analisis sentimen merupakan suatu pendekatan yang menggunakan teknik *Natural Language Processing* (NLP) untuk mengekstrak, mengubah, dan menafsirkan opini dari sebuah teks dan mengklasifikasikannya menjadi sentimen positif, negatif atau netral (Agarwal dkk., 2015). Analisis sentimen memiliki cakupan yang

luas aplikasi dan dapat dimanfaatkan di berbagai bidang seperti peningkatan kualitas dan strategi dalam bisnis, mengklasifikasi hasil pemilu, memantau wabah penyakit (Drus & Khalid, 2019). Dalam penelitian (Chandra & Krishna, 2021) dan (Kaur dkk., 2021) didapatkan bahwa analisis sentimen juga dapat diaplikasikan untuk menganalisis *tweets* mengenai COVID-19. Menggunakan analisis sentimen untuk memerangi pandemi COVID-19 ini menggambarkan pentingnya penyebaran informasi, yang dapat membantu meningkatkan waktu dan penetapan perencanaan lanjutan untuk mengurangi risiko yang dipengaruhi oleh media sosial (Alamoodi dkk., 2021).

Terdapat beragam metode yang digunakan dalam analisis sentimen, diantaranya menggunakan pendekatan *Support Vector Machine* (Al-Smadi dkk., 2018) (Ardianto dkk., 2020) (Day dkk., 2020), *Neural Network* (Socher dkk., n.d.) (Nogueira dkk., n.d.) (Assuja & Saniati, 2016) (Habibi dkk., 2016). Berdasarkan beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, dalam penelitian ini akan dilakukan analisis sentimen mengenai program vaksinasi COVID-19 menggunakan algoritma *Backpropagation Neural Network*. Dalam penelitian akan digunakan variasi jumlah *hidden layer*. Sehingga diharapkan akan diperoleh model untuk analisis sentimen mengenai program vaksinasi COVID-19.

## KAJIAN TEORI

### ANALISIS SENTIMEN

Analisis sentimen merupakan suatu proses yang mengklasifikasikan dokumen teks ke dalam suatu label atau kategori berdasarkan isi dari dokumen tersebut. Proses analisis sentimen umumnya akan diawali dengan persiapan data, dilanjutkan dengan pembersihan data, ekstraksi fitur, dan membuat model untuk pemberian label

### PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS

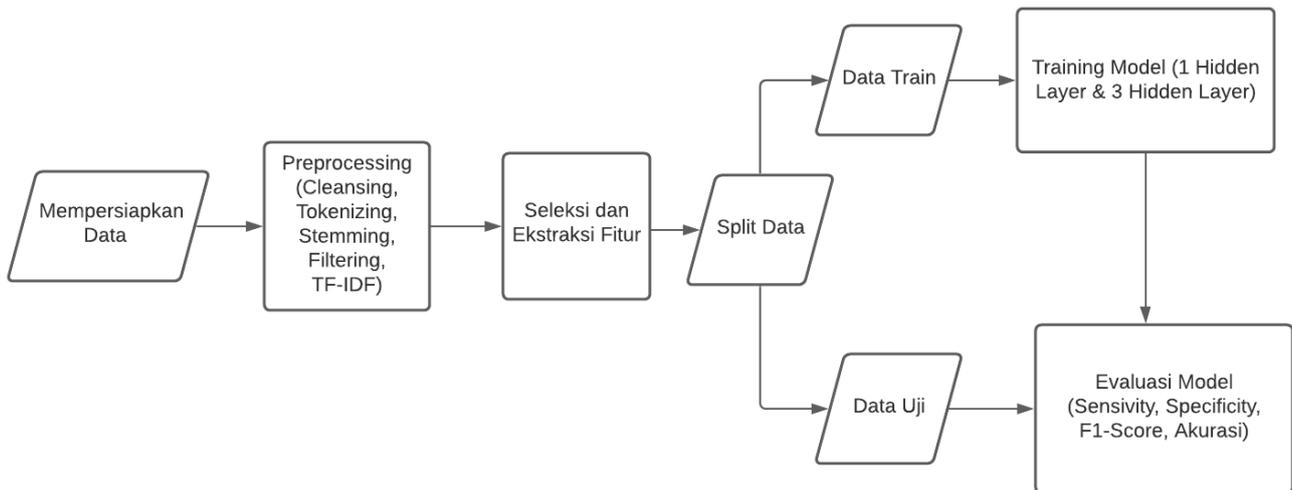
*Principal Component Analysis* (PCA) adalah metode pengurangan dimensi yang sering digunakan untuk mengurangi dimensi kumpulan data besar, dengan mengubah kumpulan besar fitur menjadi lebih kecil yang masih berisi sebagian besar informasi dalam keseluruhan fitur. Mengurangi jumlah fitur dari kumpulan data akan berpengaruh terhadap akurasi, tetapi trik dalam pengurangan dimensi adalah menukar sedikit akurasi untuk kesederhanaan sebuah kumpulan data. Karena kumpulan data yang lebih kecil lebih mudah untuk dijelajahi dan divisualisasikan serta

membuat analisis data menjadi lebih mudah dan lebih cepat untuk algoritma *machine learning* tanpa anomali untuk diproses.

## METODE

Berdasarkan Gambar 1, terdapat tahapan dalam melakukan analisis sentimen terkait program vaksinasi. Dalam penelitian ini, diawali dengan mempersiapkan data dari

situs *open source* dan menggunakan teknik *scraping*. Setelah data berhasil didapatkan, selanjutnya masuk ke tahap *preprocessing*. Tahap tersebut bertujuan untuk membersihkan data dan merubahnya ke dalam bentuk numerik supaya bisa dilakukan perhitungan untuk klasifikasi. Selanjutnya adalah membagi data menjadi data train untuk melatih model dan data uji untuk evaluasi model. Performa dari suatu model akan dievaluasi menggunakan *confusion matrix*, nilai akurasi, *sensitivity*, *specificity*, dan *F1-score*.



Gambar 1. Diagram Alur Proses Analisis Sentimen

## PRAPEMROSESAN

Dalam tahap ini akan dilakukan *scraping* menggunakan kata kunci vaksin untuk mendapatkan data uji. ini bertujuan untuk membersihkan data. Proses tersebut menggunakan bahasa pemrograman python dengan *library* *sns scrape* untuk otorisasi API dari *Twitter*. Hasil dari *scraping* data twitter akan disimpan ke dalam format *csv*. Setelah mendapatkan data latih, akan dilakukan *cleansing*, yaitu penghapusan tanda baca, simbol, emoji, alamat situs web, *mention*, *hashtag*, spasi berlebih, baris baru dan merubah huruf kapital menjadi huruf kecil. Selain itu data teks akan dibagi per kata (*tokenizing*) dan dilakukan *stemming*, yaitu pengubahan kata - kata tidak baku menjadi kata bakunya, serta *filtering* atau penghapusan kata - kata yang dianggap kurang berpengaruh dalam memunculkan sentimen. Setelah data dianggap cukup bersih, selanjutnya akan dilakukan pembobotan pembobotan dari kata - kata yang terkandung dalam dokumen menggunakan metode TF-IDF.

Setiap kata yang terkandung dalam keseluruhan dokumen akan dihitung frekuensi kemunculannya pada masing - masing dokumen, untuk menghitung frekuensi kemunculan kata  $t$  pada dokumen  $d$  dapat menggunakan persamaan (1). Selain itu, perlu dihitung

juga frekuensi kata  $t$  muncul dalam seluruh dokumen, nilainya adalah logaritma dari jumlah seluruh dokumen ( $N$ ) dibagi dengan jumlah dokumen yang mengandung kata  $t$  seperti pada persamaan (2).

$$tf(t, d) = \frac{f_{t,d}}{\sum_{t' \in d} f_{t',d}} \quad (1)$$

$$idf(t, D_t) = \log\left(\frac{N}{D_t}\right) \quad (2)$$

Sehingga nilai TF-IDF dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (1) dan (2) seperti pada persamaan (3).

$$tfidf(t, D) = tf(t, d) \times idf(t, D_t) \quad (3)$$

Proses TF-IDF akan menghasilkan fitur -fitu baru untuk data latih berupa kata - kata yang telah dihitung bobotnya.

## SELEKSI DAN EKSTRAKSI FITUR

Setelah melalui tahap prapemrosesan, selanjutnya data dilakukan ekstraksi fitur data latih menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan anova. Dengan PCA, fitur data latih akan direduksi menjadi 2 untuk visualisasi dan 3000 untuk dilakukan klasifikasi. Selain ekstraksi fitur, peneliti juga melakukan seleksi fitur menggunakan anova. Teknik ini akan mengambil

$k$  fitur yang memiliki nilai  $F$  tertinggi untuk dilakukan klasifikasi, dengan  $k$  adalah jumlah fitur yang ingin diseleksi, dalam penelitian akan diseleksi 3000 fitur yang memiliki nilai  $F$  tertinggi.

Proses perhitungan nilai  $F$  pada masing - masing fitur adalah dengan menghitung jumlah total kuadrat untuk fitur ke  $m$  pada masing - masing kelas dan jumlah total kuadrat fitur ke  $i$  antar kelas (Sofro A'yunin dkk., n.d.).

$$SS_b = \left( \sum_{i=1}^k \frac{\sum_{j=1}^{n_i} x_j}{n_i} \right) - \frac{\left( \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} x_{ij} \right)^2}{N} \quad (4)$$

$$SS_w = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} x_{ij}^2 - \left( \sum_{i=1}^k \frac{\left( \sum_{j=1}^{n_i} x_{ij} \right)^2}{n_i} \right) \quad (5)$$

Dengan menggunakan persamaan (4) dan (5), dapat dihitung nilai  $F$  untuk masing - masing fitur seperti pada persamaan (6).

$$F_m = \frac{\left( \frac{SS_b}{k-1} \right)}{\left( \frac{SS_w}{N-k} \right)} \quad (6)$$

Dengan dilakukannya seleksi fitur menggunakan metode anova dan ekstraksi fitur menggunakan metode PCA, maka terdapat 3 data untuk melatih model klasifikasi, yaitu data tanpa seleksi dan ekstraksi fitur, data hasil seleksi fitur menggunakan anova, dan data hasil ekstraksi fitur menggunakan PCA. Masing - masing data akan dibandingkan nilai akurasi. Metode seleksi atau ekstraksi fitur yang menghasilkan nilai akurasi terbaik akan diterapkan juga pada data latih.

## KLASIFIKASI

Setelah dilakukan ekstraksi fitur, data latih akan dibagi menjadi data latih dan data validasi dengan proporsi 90:10. Setelah data latih dibagi menjadi 2, akan dibangun model *Backpropagation Neural Network* dengan mengubah - ubah jumlah *hidden layer* nya untuk dicari model dengan hasil akurasi terbaik dari *tuning* jumlah *hidden layer* yang telah dilakukan. Model BNN dengan parameter yang menghasilkan akurasi terbaik akan digunakan untuk klasifikasi emosi pada data latih.

Sebuah arsitektur *Backpropagation Neural Network* (BNN) mengandung *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* yang saling terhubung (Fithriasari dkk., 2020). Dalam algoritma *backpropagation neural network* akan dilakukan perhitungan *feedforward*. Misalkan  $(x, y)$  merupakan pasangan input dan label.

$$q_{1j} = \sum_{i=1}^I f(w_{ij} \cdot x_i) \quad (7)$$

$$o_{1j} = f(q_{1j} + b_j) \quad (8)$$

$$q_{2k} = \sum_{j=1}^J f(w_{jk} \cdot o_{1j}) \quad (9)$$

$$o_{2k} = f(q_{2k} + b_k) \quad (10)$$

Dengan  $k = 1, 2, \dots, K$  dan  $f(x)$  merupakan fungsi aktivasi. Terdapat banyak fungsi aktivasi, di antaranya adalah sigmoid dan *softmax* seperti pada persamaan (11) dan (12).

$$softmax = \frac{e^{x_j}}{\sum_{i=1}^k e^{x_i}} \quad (11)$$

$$sigmoid = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (12)$$

Persamaan (7) merupakan kombinasi linear setiap input dengan nilai bobotnya terhadap setiap node pada *hidden layer*. Nilai pada *hidden layer* diperoleh dari persamaan (8). Nilai untuk setiap node pada *hidden layer* akan dikombinasikan secara linear dengan nilai bobotnya terhadap setiap node pada *output layer* seperti pada persamaan (9). Nilai setiap *output* diperoleh dari persamaan (10)

*Output* akan dibandingkan dengan label (target). Nilai error dihitung dengan fungsi error seperti pada persamaan (13) yang menggunakan selisih antara nilai output dan label. Misalkan  $o_{hk}$  dan  $\hat{o}_{hk}$  adalah sebuah vektor  $R^n$  di mana  $n$  adalah jumlah data, maka fungsi error untuk setiap data ke  $h$ , di mana  $h = 1, 2, \dots, n$

$$E_h = \sum_k \frac{1}{2} (o_{hk} - \hat{o}_{hk})^2 \quad (13)$$

Jika nilai error masih lebih tinggi dari nilai error yang diharapkan, maka akan dilakukan pembaruan nilai bobot. Nilai bobot disesuaikan berdasarkan nilai error yang diperoleh. Bobot dari setiap node pada *hidden layer* ( $w_{jk}$ ) akan diupdate dengan menggunakan turunan parsial dari  $E_h$  terhadap ( $w_{jk}$ ) seperti pada persamaan (14).

$$\frac{d(E_h)}{d(w_{jk})} = \frac{d(E_h)}{d(o_{2k})} \times \frac{d(o_{2k})}{d(q_{2k})} \times \frac{d(q_{2k})}{d(w_{jk})} \quad (14)$$

Bobot dari setiap input ( $w_{ij}$ ) juga akan diupdate, dengan menggunakan turunan parsial dari  $E_h$  terhadap ( $w_{ij}$ )

$$\frac{d(E_h)}{d(w_{ij})} = \frac{d(E_h)}{d(o_{1j})} \times \frac{d(o_{1j})}{d(q_{1j})} \times \frac{d(q_{1j})}{d(w_{ij})} \quad (15)$$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

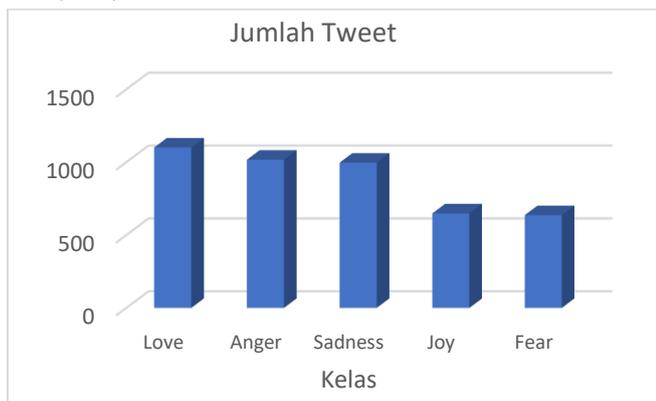
### DATASET

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan merupakan data *tweet* berbahasa Indonesia. Dataset terbagi menjadi 2, yaitu data latih dan data uji. Data latih yang digunakan diperoleh dari akun github meisaputri21 (*GitHub - Meisaputri21/Indonesian-Twitter-Emotion-Dataset: Indonesian Twitter Dataset for Emotion Classification Task*, n.d.). Data latih ini mengandung 4,401 data *tweets* yang telah dikelompokkan menjadi 5 kelas emosi, yaitu *love*, *anger*, *sadness*, *joy*, dan *fear* (Saputri dkk., 2019).

Tabel 1. Jumlah Tweet dari Masing - masing kelas emosi

Kelas Emosi	Jumlah Tweet
Love	1101
Anger	1017
Sadness	997
Joy	649
Fear	637
<b>Total</b>	<b>4401</b>

Dari Tabel 1 dan Gambar 2 dapat dilihat bahwa masing - masing kelas emosi memiliki jumlah *tweet* yang berbeda. Kelas emosi *love* memiliki jumlah *tweet* yang paling banyak dengan 1101 *tweet*, sedangkan kelas dengan jumlah *tweet* paling sedikit adalah kelas emosi *fear* dengan 637 *tweet*. Jumlah *tweet* untuk kelas *anger*, *sadness*, dan *joy* masing - masing adalah sebanyak 1017, 997, 649.



Gambar 2. Plot Jumlah Tweet dari Masing - Masing Kelas

Data uji dalam penelitian ini menggunakan data *twitter* berbahasa Indonesia yang diperoleh dengan proses *tweet scraping* menggunakan kata kunci vaksin. Proses tersebut menggunakan bahasa pemrograman python dengan library *snscrape* untuk otorisasi API dari *Twitter*. Hasil dari *scraping* data *twitter* akan disimpan ke dalam format *csv*. Data uji diambil dari

bulan Juni 2021 sampai bulan Juli 2021 sebanyak 95872 *tweet*.

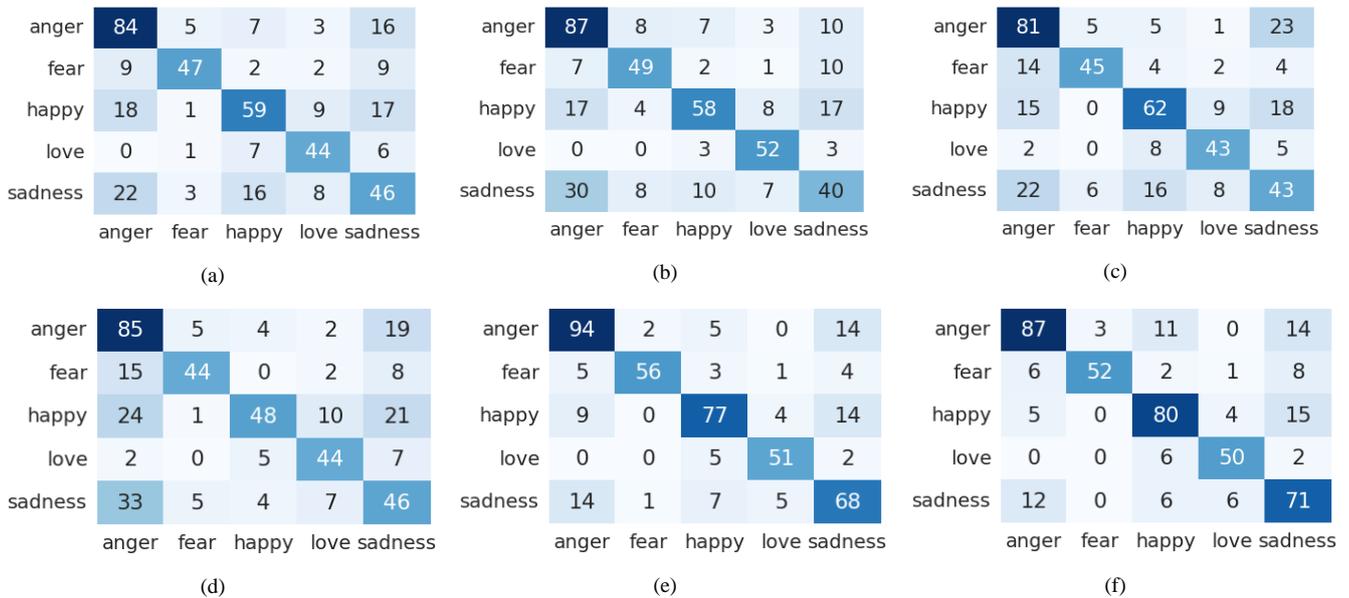
### HASIL

Skenario percobaan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah melakukan ekstraksi fitur data latih dengan menggunakan metode reduksi fitur PCA dan seleksi fitur menggunakan anova menjadi 3000 fitur. Sehingga akan diperoleh 3 data latih dengan fitur yang berbeda - beda, yaitu data latih tanpa ekstraksi fitur dan 2 data latih dengan ekstraksi fitur. Pada setiap data latih akan dilakukan percobaan *training* dengan 2 arsitektur BNN yang berbeda, yaitu 1 *hidden layer* dengan jumlah node sebanyak 512 dan 3 *hidden layer* dengan masing - masing jumlah nodenya adalah 256, 256, 64. Setiap metode ekstraksi fitur dan arsitektur BNN memiliki performa yang berbeda - beda. Akan dibuat *confusion matrix* seperti pada Gambar 3 untuk mengevaluasi masing - masing performa. Dari *confusion matrix* yang telah dibuat dapat dihitung nilai *f1*, presisi, *recall*, dan akurasi.

Pada Gambar 3(a) dapat dilihat *confusion matrix* hasil melatih model BNN dengan 1 *hidden layer* terhadap data tanpa ekstraksi fitur. Dari *confusion matrix* tersebut dapat diketahui bahwa jumlah data diklasifikasikan dengan benar adalah sebanyak 280. Gambar 3(b) merupakan *confusion matrix* dari hasil melatih model BNN dengan 3 *hidden* yang berhasil mengklasifikasikan data dengan benar sebanyak 286.

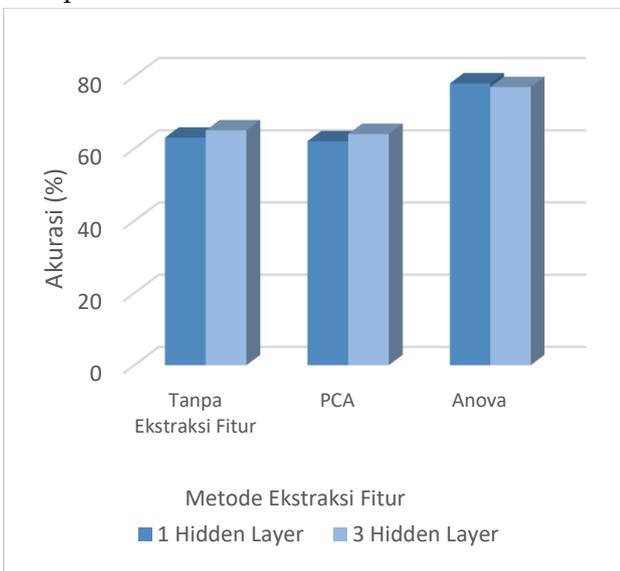
Performa model BNN terhadap data hasil reduksi dimensi menggunakan metode PCA juga dituangkan dalam bentuk *confusion matrix* yang dapat dilihat pada Gambar 3(c) dan Gambar 3(d). Pada Gambar 3(c) dapat dilihat *confusion matrix* hasil melatih model BNN dengan 1 *hidden layer*. Dari *confusion matrix* tersebut dapat diketahui bahwa jumlah data diklasifikasikan dengan benar adalah sebanyak 274. Gambar 3(d) merupakan *confusion matrix* dari hasil melatih model BNN dengan 3 *hidden* yang berhasil mengklasifikasikan data dengan benar sebanyak 267.

Sedangkan performa model BNN terhadap data hasil seleksi fitur menggunakan metode anova juga dituangkan dalam bentuk *confusion matrix* yang dapat dilihat pada Gambar 3(e) dan Gambar 3(f). Pada Gambar 3(e) dapat dilihat *confusion matrix* hasil melatih model BNN dengan 1 *hidden layer* yang berhasil mengklasifikasikan data dengan benar sebanyak 345. Gambar 3(f) merupakan *confusion matrix* dari hasil melatih model BNN dengan 3 *hidden* yang berhasil mengklasifikasikan data dengan benar sebanyak 340.



Gambar 3. Confusion Matrix dengan (a) Tanpa Ekstraksi Fitur & 1 Hidden Layer (b) Tanpa Ekstraksi Fitur & 3 Hidden Layer (c) PCA & 1 Hidden Layer (d) PCA & 3 Hidden Layer (e) Anova 1 Hidden Layer (f) Anova 3 Hidden Layer

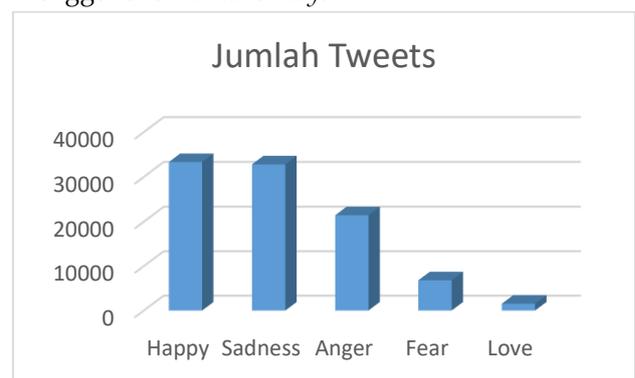
Dari *confusion matrix* yang telah dibuat, diperoleh nilai *specificity*, *sensitivity*, F1-Score dari masing – masing kelas untuk setiap eksperimen dan akurasi yang telah dirangkum pada Tabel 2 dan Gambar 4. dapat dilihat bahwa data latih hasil ekstraksi fitur menggunakan metode PCA memperoleh hasil akurasi terendah untuk setiap arsitektur BNNnya, untuk arsitektur 1 *hidden layer* hanya memperoleh akurasi sebesar 63% dan untuk arsitektur 3 *hidden layer* memperoleh nilai akurasi sebesar 65%.



Gambar 4. Plot Hasil Akurasi dari Masing - Masing Metode Ekstraksi Fitur dan Arsitektur BNN

Sedangkan data latih tanpa ekstraksi fitur memperoleh nilai akurasi yang lebih tinggi dari pada data latih hasil ekstraksi fitur menggunakan metode PCA. Untuk arsitektur 1 *hidden layer* dan 3 *hidden layer*, masing – masing memperoleh nilai akurasi sebesar 62% dan 64%.

Sedangkan metode ekstraksi fitur anova memperoleh nilai akurasi tertinggi untuk setiap arsitektur BNNnya. Untuk arsitektur 1 *hidden layer* memperoleh nilai akurasi sebesar 78% dan arsitektur 3 *hidden layer* memperoleh nilai akurasi sebesar 77%. Metode ekstraksi fitur anova juga menghasilkan nilai *specificity*, *sensitivity*, dan F1 yang lebih tinggi untuk sebagian besar kelasnya dari pada metode ekstraksi fitur menggunakan PCA atau tanpa ekstraksi fitur. Dengan kata lain, metode ekstraksi fitur menggunakan anova mampu mengklasifikasikan dengan lebih presisi dan akurat dari pada metode ekstraksi fitur menggunakan PCA ataupun tanpa ekstraksi fitur, khususnya metode ekstraksi fitur anova yang dikombinasikan dengan arsitektur BNN menggunakan 1 *hidden layer*.



Gambar 5. Plot Hasil Klasifikasi

Selanjutnya, teknik – teknik dari tahap *preprocessing* hingga tahap merancang model BNN yang telah dilakukan dalam proses melatih model terhadap data latih akan diterapkan untuk klasifikasi sentimen data uji. Setelah dilakukan tahap *preprocessing* pada data uji,

Tabel 2. Nilai Specificity, Sensitivity, F1-Score, dan Akurasi untuk Setiap Metode Ekstraksi Fitur dan Model BNN

Ekstraksi Fitur & Arsitektur	Kelas	Specificity	Sensitivity	F1 Skor	Akurasi
Tanpa Ekstraksi Fitur & 1 Hidden Layer	Anger	63%	73%	68%	63%
	Fear	82%	68%	75%	
	Happy	65%	57%	61%	
	Love	67%	71%	49%	
	Sadness	49%	48%	49%	
Tanpa Ekstraksi Fitur & 3 Hidden Layer	Anger	62%	76%	68%	65%
	Fear	71%	71%	71%	
	Happy	72%	56%	63%	
	Love	73%	90%	81%	
	Sadness	50%	41%	46%	
PCA & 1 Hidden Layer	Anger	58%	66%	62%	62%
	Fear	76%	64%	69%	
	Happy	66%	59%	62%	
	Love	68%	84%	75%	
	Sadness	51%	47%	49%	
PCA & 3 Hidden Layer	Anger	58%	79%	67%	64%
	Fear	83%	65%	73%	
	Happy	82%	49%	61%	
	Love	79%	79%	79%	
	Sadness	46%	54%	50%	
Anova & 1 Hidden Layer	Anger	77%	82%	79%	78%
	Fear	95%	81%	87%	
	Happy	79%	74%	77%	
	Love	84%	88%	86%	
	Sadness	67%	72%	69%	
Anova & 3 Hidden Layer	Anger	79%	76%	77%	77%
	Fear	95%	75%	84%	
	Happy	76%	77%	77%	
	Love	82%	86%	84%	
	Sadness	65%	75%	69%	

jumlah data yang dapat digunakan berkurang menjadi 95863. Pada tahap ekstraksi fitur data uji akan digunakan metode anova, karena metode tersebut memperoleh nilai akurasi terbaik. Sedangkan arsitektur BNN yang akan digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen data uji adalah arsitektur yang berhasil memperoleh nilai akurasi terbaik, yaitu dengan menggunakan arsitektur 1

*hidden layer*. Berdasarkan Tabel 3 dan Gambar 5, dapat dilihat jumlah *tweet* dari masing – masing kelas. Jumlah *tweet* terbanyak terdapat pada kelas *Happy* dengan 33311 *tweet*. Kelas *Sadness* terdapat 32790 *tweet*, jumlah *tweet* untuk kelas *Anger* sebanyak 21440, terdapat 6803 *tweet* dengan kelas *Fear*, dan kelas *Love* adalah kelas dengan jumlah *tweet* terendah, yaitu 1519 *tweet*.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi

Kelas	Jumlah Tweet
Happy	33311
Sadness	32790
Anger	21440
Fear	6803
Love	1519
<b>Total</b>	<b>95863</b>

Terdapat beberapa sistem analisis sentimen yang telah dilakukan dalam penelitian sebelumnya. Sistem analisis sentimen pada ulasan produk (Gunawan dkk., 2018) memperoleh nilai akurasi terbaik sebesar 77,78%. Sedangkan dalam penelitian lainnya seperti analisis sentimen pada opini terhadap tokoh publik (Sunni & Widyanoro, 2012) berhasil memperoleh nilai akurasi sebesar 72,8%. Pada penelitian (Gunawan dkk., 2018) dan (Sunni & Widyanoro, 2012) menggunakan algoritma Naïve Bayes, selain itu (Gunawan dkk., 2018) dan (Sunni & Widyanoro, 2012) tidak menggunakan melakukan ekstraksi fitur seperti pada yang dilakukan dalam penelitian ini. Dua hal tersebut akan berpengaruh terhadap nilai akurasinya.

## SIMPULAN

Pada penelitian ini dilakukan analisis sentimen data twitter terkait program vaksinasi COVID-19 di Indonesia menggunakan algoritma *Backpropagation Neural Network*. Peneliti menggunakan variasi metode ekstraksi fitur dan jumlah *hidden layer* dalam membangun model BNN untuk memperoleh hasil akurasi yang baik dalam melatih data latih. Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan, peneliti memperoleh akurasi terbaik sebesar 78,00% menggunakan metode ekstraksi fitur anova dan menggunakan jumlah *hidden layer* sebanyak 1 buah.

Variasi metode dan arsitektur BNN tersebut selanjutnya digunakan dalam mengklasifikasi kelas sentimen pada data uji. Sehingga diperoleh jumlah *tweet* untuk kelas *Happy* sebanyak 33311, kelas *Sadness* sebanyak 32790, kelas *Anger* sebanyak 21440, kelas *Fear* sebanyak 6803, kelas *love* sebanyak 1519. Dari hasil tersebut, maka dapat diinterpretasikan bahwa sebagian besar masyarakat Indonesia, khususnya pengguna *Twitter* merasa senang dengan program vaksinasi yang diberlakukan oleh pemerintah.

## DAFTAR PUSTAKA

- Agarwal, B., Mittal, N., Bansal, P., & Garg, S. (2015). Sentiment Analysis Using Common-Sense and Context Information. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2015, 1–9. <https://doi.org/10.1155/2015/715730>
- Alamoodi, A. H., Zaidan, B. B., Zaidan, A. A., Albahri, O. S., Mohammed, K. I., Malik, R. Q., Almahdi, E. M., Chyad, M. A., Tareq, Z., Albahri, A. S., Hameed, H., & Alaa, M. (2021). Sentiment analysis and its applications in fighting COVID-19 and infectious diseases: A systematic review. *Expert Systems with Applications*, 167, 114155. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114155>
- Al-Smadi, M., Qawasmeh, O., Al-Ayyoub, M., Jararweh, Y., & Gupta, B. (2018). Deep Recurrent neural network vs. support vector machine for aspect-based sentiment analysis of Arabic hotels' reviews. *Journal of Computational Science*, 27, 386–393. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2017.11.006>
- Ardianto, R., Rivanie, T., Alkhalifi, Y., Nugraha, F. S., & Gata, W. (2020). SENTIMENT ANALYSIS ON E-SPORTS FOR EDUCATION CURRICULUM USING NAIVE BAYES AND SUPPORT VECTOR MACHINE. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informasi*, 13(2), 109–122. <https://doi.org/10.21609/jiki.v13i2.885>
- Assuja, M. A., & Saniati, S. (2016). Analisis Sentimen Tweet Menggunakan Backpropagation Neural Network. *Jurnal Teknoinfo*, 10(2), 48–53. <https://doi.org/10.33365/JTI.V10I2.20>
- Beranda | Covid19.go.id. (n.d.). Retrieved December 2, 2021, from <https://covid19.go.id/>
- Boucher, J.-C., Cornelson, K., Benham, J. L., Fullerton, M. M., Tang, T., Constantinescu, C., Mourali, M., Oxoby, R. J., Marshall, D. A., Hemmati, H., Badami, A., Hu, J., & Lang, R. (2021). Analyzing Social Media to Explore the Attitudes and Behaviors Following the Announcement of Successful COVID-19 Vaccine Trials: Infodemiology Study. *JMIR Infodemiology*, 1(1), e28800. <https://doi.org/10.2196/28800>
- Chandra, R., & Krishna, A. (2021). COVID-19 sentiment analysis via deep learning during the rise of novel cases. *PLOS ONE*, 16(8), e0255615. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0255615>
- Chen, E., Lerman, K., & Ferrara, E. (2020). Tracking Social Media Discourse About the COVID-19 Pandemic: Development of a Public Coronavirus Twitter Data Set. *JMIR Public Health and Surveillance*, 6(2), e19273. <https://doi.org/10.2196/19273>

- Coronavirus (COVID-19) Vaccinations - Statistics and Research - Our World in Data. (n.d.). Retrieved December 2, 2021, from <https://ourworldindata.org/covid-vaccinations?country=IDN>
- Day, S., Wasif, S., Tonmoy, D. S., Sultana, S., Sarkar, J., & Dey, M. (2020). *A Comparative Study of Support Vector Machine and Naive Bayes Classifier for Sentiment Analysis on Amazon Product Reviews*.
- Drus, Z., & Khalid, H. (2019). Sentiment Analysis in Social Media and Its Application: Systematic Literature Review. *Procedia Computer Science*, 161, 707-714. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.11.174>
- Fithriasari, K., Jannah, S. Z., & Reyhana, Z. (2020). Deep Learning for Social Media Sentiment Analysis. *MATEMATIKA: Malaysian Journal of Industrial and Applied Mathematics*, 36(2), 99-111. <https://doi.org/10.11113/MATEMATIKA.V36.N2.1226>
- GitHub - meisaputri21/Indonesian-Twitter-Emotion-Dataset: Indonesian twitter dataset for emotion classification task. (n.d.). Retrieved December 6, 2021, from <https://github.com/meisaputri21/Indonesian-Twitter-Emotion-Dataset>
- Gunawan, B., Pratiwi, H. S., & Pratama, E. E. (2018). *Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes*. 4(2), 17-29. [www.femaledaily.com](http://www.femaledaily.com)
- Habibi, R., Setyohadi, D. B., & Wati, E. (2016). ANALISIS SENTIMEN PADA TWITTER MAHASISWA MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION. *Jurnal Informatika*, 12(1). <https://doi.org/10.21460/inf.2016.121.462>
- Jindal, N., & Liu, B. (2007). Review spam detection. *Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web - WWW '07*, 1189. <https://doi.org/10.1145/1242572.1242759>
- Kaur, H., Ahsaan, S. U., Alankar, B., & Chang, V. (2021). A Proposed Sentiment Analysis Deep Learning Algorithm for Analyzing COVID-19 Tweets. *Information Systems Frontiers*, 23(6), 1417-1429. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10135-7>
- Lim, E.-P., Nguyen, V.-A., Jindal, N., Liu, B., & Lauw, H. W. (2010). Detecting product review spammers using rating behaviors. *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Information and Knowledge Management - CIKM '10*, 939. <https://doi.org/10.1145/1871437.1871557>
- Mihalcea, R., Banea, C., & Wiebe, J. (2007). *Learning Multilingual Subjective Language via Cross-Lingual Projections*.
- Nogueira, C., Santos, D., & Gatti, M. (n.d.). *Deep Convolutional Neural Networks for Sentiment Analysis of Short Texts*.
- Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion Mining and Sentiment Analysis. *Foundations and Trends® in Information Retrieval*, 2(1-2), 1-135. <https://doi.org/10.1561/15000000011>
- Pham, D. H., & Le, A. C. (2018). Learning multiple layers of knowledge representation for aspect based sentiment analysis. *Data & Knowledge Engineering*, 114, 26-39. <https://doi.org/10.1016/J.DATAK.2017.06.001>
- Saputri, M. S., Mahendra, R., & Adriani, M. (2019). Emotion Classification on Indonesian Twitter Dataset. *Proceedings of the 2018 International Conference on Asian Language Processing, IALP 2018*, 90-95. <https://doi.org/10.1109/IALP.2018.8629262>
- Schaffer DeRoo, S., Pudalov, N. J., & Fu, L. Y. (2020). Planning for a COVID-19 Vaccination Program. *JAMA*, 323(24), 2458. <https://doi.org/10.1001/jama.2020.8711>
- Socher, R., Perelygin, A., Wu, J. Y., Chuang, J., Manning, C. D., Ng, A. Y., & Potts, C. (n.d.). *Recursive Deep Models for Semantic Compositionality Over a Sentiment Treebank*. Association for Computational Linguistics. <http://nlp.stanford.edu/>
- Sofro A'yunin, Oktaviarina Affiati, & Maulana Dimas. (n.d.). *METODE STATISTIKA*.
- Sunni, I., & Widyantoro, D. H. (2012). *Analisis Sentimen dan Ekstraksi Topik Penentu Sentimen pada Opini Terhadap Tokoh Publik*. [www.140dev.com](http://www.140dev.com)
- Ten threats to global health in 2019. (n.d.). Retrieved December 2, 2021, from <https://www.who.int/news-room/spotlight/ten-threats-to-global-health-in-2019>