

Analisis Sentimen Media Sosial Twitter Terhadap RUU Omnibus Law dengan Metode Naïve Bayes dan Particle Swarm Optimization

Syukri Adisakti Dainamang^{1*}, Nur Hayatin², Didih Rizki Chandranegara³

^{1,2,3}Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Malang
Jl Tlogomas No. 246 Tlogomas, Babatan, Tegalondo, Kec. Lowokwaru, Kota Malang, Jawa Timur 65144

*email: adisakti@webmail.umm.ac.id

(Naskah masuk: 25 November 2021; diterima untuk diterbitkan: 18 Februari 2022)

ABSTRAK– Media sosial merupakan platform yang paling digemari oleh masyarakat Indonesia seperti facebook, instagram dan twitter. Twitter merupakan salah satu media sosial yang paling banyak digunakan untuk mencari informasi-informasi berita yang sedang trending. Dengan cepatnya berbagai berita ataupun informasi tersebar di twitter seperti isu yang trending saat ini mengenai RUU Omnibus Law, berbagai tanggapan yang diberikan oleh pengguna twitter mengenai kebijakan yang sudah disahkan oleh pemerintah ini. Dalam penelitian ini mengklasifikasikan sentimen masyarakat Indonesia mengenai isu Omnibus Law menggunakan metode Naïve Bayes dan Particle Swarm Optimization (PSO) dengan tiga kali pengujian. Penggunaan Algoritma PSO pada Naïve bayes ini bertujuan mengoptimalkan hasil akurasi. Hasil yang didapatkan dengan metode Naïve Bayes berbasis PSO lebih baik jika dibandingkan dengan Naïve Bayes. Hasil akurasi tertinggi terdapat pada pengujian tiga dengan split data 90% - 10% menggunakan Naïve Bayes mendapatkan hasil 85% dan metode Naïve Bayes berbasis PSO akurasinya meningkat 4% dengan hasil 91%. Besaran dalam melakukan split data sangat berpengaruh terhadap hasil klasifikasi yang dilakukan. Tanggapan dari masyarakat berupa sentimen negatif terhadap RUU Omnibus Law.

Kata Kunci – Analisis sentiment; RUU Omnibus Law; Python; Naïve Bayes; Particle Swarm Optimization.

Analysis of Twitter Social Media Sentiment on The Omnibus Law Bill using Naïve Bayes and Particle Swarm Optimization Methods

ABSTRACT – Social media is the platform most favored by the people of Indonesia such as Facebook, Instagram and Twitter. Twitter is one of the most widely used social media to find trending news information. With the rapid spread of news or information on twitter, such as the current trending issue regarding the Omnibus Law, various responses given by twitter users regarding the policies that have been approved by the government. In this study, Indonesian people classify sentiments regarding the issue of Omnibus Law using the Naïve Bayes and Particle Swarm Optimization (PSO) with three tests. Algorithm PSO in Naive Bayes aims to optimize the accuracy results. The results obtained with the Naïve Bayes based on PSO are better than the Naive Bayes. The highest accuracy results were found in the third test with 90% - 10% data split using Naive Bayes getting 85% results and the Naive Bayes based on Particle Swarm Optimization the accuracy increased by 4% with 91% results. The amount in splitting the data greatly affects the results of the classification carried out. The response from the public is in the form of negative sentiment towards the Omnibus Law Bill.

Keywords - Sentiment analysis; Omnibus Law Bill; Python; Naïve Bayes; Particle Swarm Optimization.

1. PENDAHULUAN

Saat ini media sosial merupakan salah satu sarana paling populer di masyarakat Indonesia, media sosial merupakan sebuah *platform* berbasis online baik itu berupa *website* ataupun dapat berupa sebuah aplikasi yang dapat digunakan dalam

berhubungan dengan seseorang tanpa melalui pertemuan, media sosial ini memungkinkan penggunaannya untuk berbagai ide dan karyanya melalui komunitas *online* dan juga penggunaannya dapat melihat informasi dari berbagai penjuru dunia baik itu internasional maupun nasional, banyak sekali informasi yang beredar di media sosial

dengan sangat cepat seperti di Facebook, Instagram, Twitter. Sekitar 85% pengguna media sosial di Indonesia terhubung dengan Facebook dan Instagram, yang dimana 65 juta aktif menggunakan Facebook, Instagram sekitar 45 juta pengguna setiap harinya [1], dan juga Twitter yang dimana penggunaannya sekitar 78 juta pengguna dari pengguna internet [2]. Dengan banyaknya masyarakat Indonesia yang menggunakan media sosial ini berdampak pada sikap kritis masyarakat mengenai berbagai isu di kebijakan yang dibuat oleh pemerintah, berbagai respon yang diterima oleh pemerintah mengenai kebijakannya yang telah dibuat. Seiring dengan berjalannya waktu masyarakat tidak hanya menyuarakan pendapatnya melalui demonstrasi di jalan akan tetapi ada juga masyarakat yang mengutarakan pendapatnya mengenai kebijakan pemerintah di media sosial [3], namun tidak semua pengguna media sosial menggunakannya dengan baik karena terdapat berita baik itu berupa berita *hoax*, ujaran kebencian dan juga terjadi *cyber bullying* yang berdampak sangat buruk bagi pengguna lainnya.

Twitter adalah media sosial yang paling populer dikalangan masyarakat Indonesia karena di Twitter masyarakat dapat dengan bebas berekspresi dan mengutarakan pendapatnya mengenai informasi yang didapatkan, informasi yang berada di Twitter merupakan informasi dari berbagai daerah yang dimana informasi tersebut disajikan secara *realtime*. Twitter ini juga memungkinkan penggunaannya dapat membagi informasi secara *realtime*, informasi tersebut biasa disebut dengan kicauan (*Tweet*) [2]. Berbagai portal berita juga menyebarkan beritanya di Twitter seperti Kompas, CNN, Koran Tempo dan juga berbagai portal berita lainnya. Berbagai informasi mengenai kebijakan pemerintah juga tersebar luas di Twitter, dengan Twitter yang sangat mudah di pakai masyarakat menjadi salah satu *platform* dalam hal bertukar pendapat, menceritakan keseharian dan juga mengemukakan pendapat mengenai opini atas suatu isu [4]. Setiap kebijakan yang dikeluarkan oleh pemerintah selalu menjadi isu yang hangat diperbincangkan, berbagai tanggapan mengenai kebijakan tersebut sangat beragam ada yang meresponnya dengan positif, negatif dan ada juga yang netral dalam menanggapi isu tersebut. Terdapat berbagai penelitian sebelumnya, yang dilakukan oleh Dyo Fatra dkk 2020 [3] pada penelitian tersebut menggunakan metode *Lexicon*, metode ini memeriksa dokumen yang sudah clean dengan kamus *Lexicon* dengan hasil *accuracy* 77%. Nilai rata-rata presisi sebesar 78%, nilai rata-rata *recall* adalah 75%, nilai rata-rata *f-measure* adalah 75%. Adapun penelitian lainnya yang dilakukan oleh Antinasari dkk tahun 2017 hasil dari penelitian

ini memiliki nilai akurasi yaitu 98,33%, nilai *precision* sebesar 96,77%, nilai *recall* sebesar 100%, serta nilai *f-measure* yaitu 98,36% [5], pada penelitian lainnya yang dilakukan oleh Juanita tahun 2020 memiliki hasil akurasi data *training* sebanyak 81% dan *testing* sebanyak 76%, dengan nilai *precision* sentimen positif sebanyak 86,65%, nilai negatif sebanyak 77,15%, dan netral yaitu 80,96%, hasil nilai *recall* sentimen positif 36,8%, nilai negatif sebanyak 93,2%, dan netral yaitu 86,8% [6], penelitian lainnya dilakukan oleh Hayatin 2020 memiliki nilai akurasi 90,74% yang dimana hasilnya akurasi tersebut merupakan hasil dari memasukan Algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) pada klasifikasi dengan menggunakan *Naïve Bayes* [7].

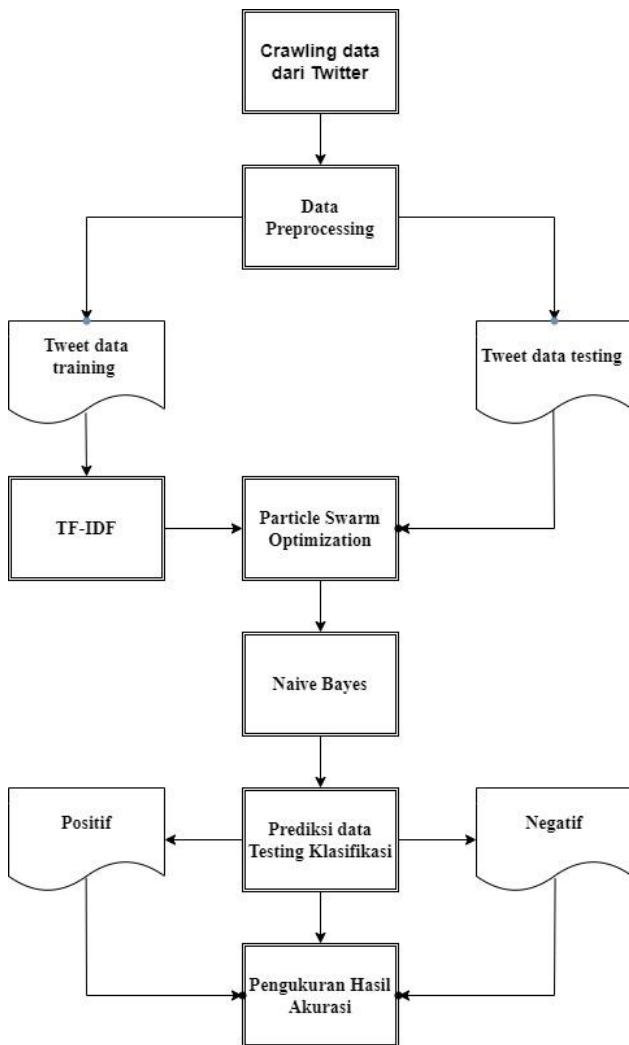
Dari beberapa penelitian yang ada sebelumnya, pada penelitian ini menganalisis sentimen masyarakat mengenai kebijakan yang sudah disahkan oleh Pemerintah saat ini mengenai RUU Omnibus Law yang dimana penelitian ini ingin mengklasifikasikan respon masyarakat kedalam 2 sentimen, yaitu sentimen positif, sentimen negatif, dengan menerapkan analisis sentiment maka dengan mudah mengelompokkan suatu polaritas teks dalam kalimat maupun dokumen sehingga peneliti dapat dengan mudah memahami gagasan dari kalimat atau dokumen yang termasuk dalam sentimen positif ataupun negatif [8], analisis sentimen digunakan untuk menentukan sentimen dan mengelompokkan suatu polaritas teks [9]. Dalam penelitian ini, peneliti akan menggunakan metode *Naïve Bayes* untuk mengklasifikasi opini masyarakat mengenai kebijakan pemerintah tersebut dan didukung dengan Algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk mengoptimalkan hasil dari analisis *Naïve Bayes* tersebut.

2. METODE DAN BAHAN

2.1. Pengumpulan data

Pada penelitian ini terdapat berbagai tahapan utama seperti pengambilan data, *preprocessing* data, TF-IDF, klasifikasi model dan analisis pengujian. Dalam tahapan penelitian ini mengambil data dari Tweet masyarakat Indonesia mengenai kebijakan yang baru disahkan oleh pemerintah Indonesia yaitu RUU Omnibus Law. Data diambil dengan cara melakukan *Crawling* data dengan bahasa pemrograman *python*. *Crawling* data merupakan proses pengambilan data dari sebuah *web* dengan menggunakan kata kunci [10], data yang diambil dengan kata kunci #RUUOmnibuslaw, #RUUCiptaKerja, #MosiTidakPercaya. Proses *crawling* data pada Twitter menggunakan API Twitter, setelah mendapatkan sebanyak 2.827. Di tahapan *preprocessing* dataset

yang didapatkan dari hasil *crawling* dibersihkan untuk menghilangkan data yang *noise* atau data yang tidak diperlukan setelah itu melakukan TF-IDF untuk pembobotan kata, membuat model klasifikasi dengan metode *Naïve Bayes* dan *Naïve Bayes* berbasis Algoritma PSO, dan melakukan analisis hasil terhadap sentimen positif dan negatif.



Gambar 1 Alur Penelitian

2.2. Data Preprocessing.

Preprocessing merupakan sebuah langkah dalam data mining untuk membersihkan data [11], data yang di bersihkan merupakan data yang tidak lengkap, data yang *noise*, data yang tidak konsisten, pada penelitian melakukan *Preprocessing* dengan data yang berupa teks yang akan dijadikan sebagai analisis sentimen dengan melakukan beberapa tahap teks mining yaitu :

- a. *Normalization* digunakan untuk menghilangkan simbol yang tidak digunakan seperti simbol # dan simbol @, pada normalisasi ini juga berfungsi dalam mengubah kata yang awalnya tidak baku menjadi baku sesuai dengan ejaan [12].

```

def clean_tweets(tweet):
    # remove stock market tickers like $GE
    tweet = re.sub(r'\$\w*', '', tweet)

    # remove old style retweet text "RT"
    tweet = re.sub(r'^RT[\s]+', '', tweet)

    # remove hyperlinks
    tweet = re.sub(r'https?:\w.*[\r\n]*', '', tweet)
    |
    # remove hashtags
    # only removing the hash # sign from the word
    tweet = re.sub(r'#', '', tweet)

    #remove coma
    tweet = re.sub(r',', '', tweet)

    #remove angka
    tweet = re.sub('[0-9]+', '', tweet)
  
```

Gambar 2 Syntax normalization

- b. *Case Folding* digunakan untuk mengubah karakter huruf, merubah bentuk kata menjadi kata yang seragam seperti mengubah kata menjadi huruf kecil semua [7].

```

# ----- Case Folding -----
# gunakan fungsi Series.str.lower() pada Pandas
df['Text'] = df['Text'].str.lower()
  
```

Gambar 3 Syntax case folding

- c. *Tokenizing* digunakan untuk menghilangkan pembatas dalam sebuah kalimat dan juga memisahkan beberapa karakter atau kalimat menjadi kata-kata [7].

```

# tokenize tweets
| tokenizer = TweetTokenizer(preserve_case=False, strip_handles=True, reduce_len=True)
| tweet_tokens = tokenizer.tokenize(tweet)
  
```

Gambar 4 Syntax tokenizing

- d. *Stopwords* digunakan untuk mengurangi kata-kata yang tidak digunakan atau tidak dibutuhkan [4], karena kata-kata dalam *stopwords* merupakan kata yang tidak berpengaruh pada proses klasifikasi.

```

from nltk.corpus import stopwords
stopwords_indonesia = stopwords.words('indonesian')
  
```

Gambar 5 Syntax stopwords

- e. *Stemming* digunakan untuk mencari kata dasar dalam sebuah kata yang berimbuhan [4].

```

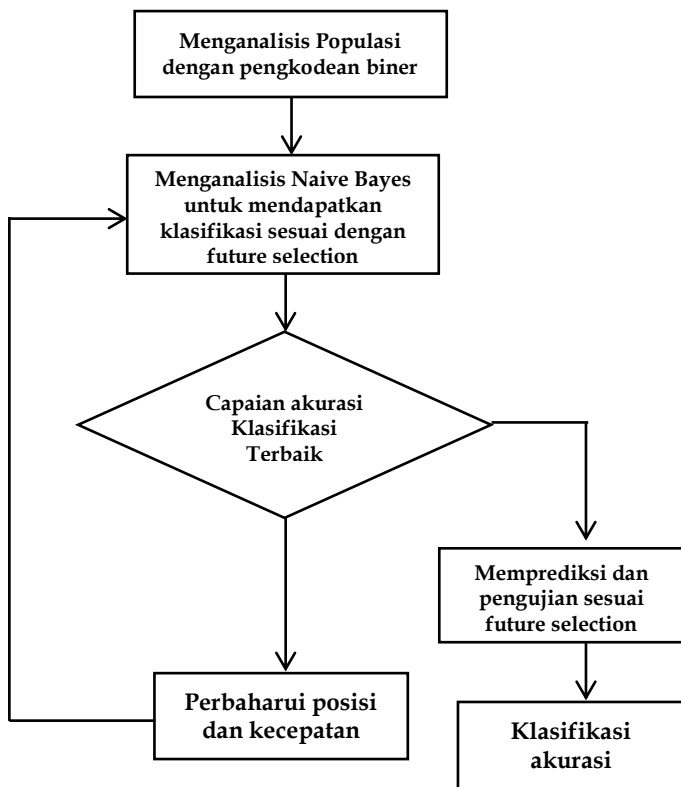
from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory
factory = StemmerFactory()
stemmer = factory.create_stemmer()
  
```

Gambar 6 Syntax StemmerFactory

2.3. Particle Swarm Optimization (PSO)

Particle Swarm Optimization (PSO) merupakan sebuah metode yang dipakai untuk mengoptimalkan sebuah hasil, dengan mengaplikasikan PSO dapat mengontrol pemilihan

sebuah subset untuk menghasilkan akurasi yang terbaik [13]. Untuk memaksimalkan *Naïve Bayes* berbasis Algoritma PSO dengan cara menganalisis *swarm*, menghitung nilai akurasi yang sesuai dengan fitur, memilih klasifikasi akurasi yang terbaik dan memperbaharui posisi dan kecepatan tersebut. Pada Gambar 7 menunjukkan bagaimana langkah yang dilakukan dalam mengoptimalkan *Naïve Bayes* dengan PSO.



Gambar 7 Alur PSO

2.4. Term Frequency - Inverse Document Frequency

Term Frequency - Inverse Document Frequency merupakan metode yang digunakan untuk melakukan pembobotan kata (*term*).

1. Istilah TF digunakan untuk menentukan seberapa sering kata yang muncul pada suatu dokumen, TF merupakan jumlah kemunculan kata atau frekuensi pada suatu dokumen[8].

$$tf_{ij} = \frac{f_a(i)}{\max f_a(j)} \quad (1)$$

$f_a(i)$ = frekuensi *term i* yang muncul pada dokumen *j*
 $\max f_a(j)$ = total sebuah *term* pada dokumen *j*

2. IDF digunakan untuk menghitung suatu kata (*term*) yang terdapat dalam keseluruhan dokumen, IDF berfungsi untuk

menghitung kuantitas *term*[14], *term* yang jarang muncul di keseluruhan dokumen mempengaruhi nilai *Inverse Document Frequency* yang tinggi.

$$idf(t, d) = \log\left(\frac{N}{df(t)+1}\right) \quad (2)$$

N = Jumlah total dokumen

$df(t) + 1$ = Jumlah dokumen yang mengandung *term t* dan nilai 1 untuk menghindari pembagian terhadap nilai 0 jika tidak ditemukan pada *corpus*.

2.5. Naïve Bayes

Naïve bayes merupakan metode yang menghitung probabilitas dan statistik, mengklasifikasi data berupa teks ataupun berita dan juga dapat digunakan juga untuk membuat diagnosa pada ilmu medis, metode ini dapat mengklasifikasi data dalam jumlah besar dan mengelola hasil dengan akurasi yang tinggi [15]. Metode ini memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan di dalam sebuah database dengan data yang baik dengan perhitungan $P(X) = \frac{P(H|X)P(H)}{P(X)}$ (3)

X = data kelas yang belum diketahui.

H = hipotesis dari suatu data x merupakan suatu kelas spesifik.

$P(H|X)$ = probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (*posteriori probability*).

$P(H)$ = probabilitas hipotesis H (*prior probability*).

$P(X|H)$ = probabilitas X berdasarkan hipotesis pada kondisi H .

$P(X)$ = probabilitas dari X .

2.6. Evaluasi Model.

Dalam penelitian ini setelah data dikelompokkan dalam data latih dan data uji dan melakukan pengujian model, maka pada penelitian ini untuk memperhitungkan dari data tersebut diuji dengan beberapa tahapan yaitu :

- a. *Accuracy* merupakan rasio dalam melakukan prediksi benar pada sentimen positif dan negatif pada keseluruhan sebuah data, dengan rumus yaitu $accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$ (4)
- b. *Precision* merupakan rasio dalam melakukan prediksi benar pada sentimen positif yang dibandingkan dengan hasil keseluruhan yang diprediksi positif, dengan rumus yaitu $precision = \frac{TP}{TP + FP}$ (5)
- c. *Recall* merupakan rasio melakukan prediksi benar sentimen positif dibandingkan dengan keseluruhan pada data yang benar sentimen positif, dengan rumus yaitu $recall = \frac{TP}{TP + FN}$ (6)

d. *F-Measure* merupakan kebenaran dalam melakukan prediksi sentimen negatif yang dibandingkan dengan seluruh data sentimen negatif, dengan rumus yaitu *F-Measure* = $\frac{TN}{TN+FP}$ (7)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang awalnya berjumlah 2.827 setelah dilakukan *preprocessing* dan *filtering* secara *manual* mendapatkan data sebanyak 1.030 yang siap untuk diklasifikasi, kemudian melakukan TF-IDF untuk memberikan nilai pada setiap kata pada suatu dokumen.

term	TF-IDF
bonus	0.06416155815995134
demografi	0.06416155815995134
angkat	0.05485059266119086
kerja	0.01281179074828204
antisipasi	0.06100021670443727
hadir	0.04723359067701564
omnibus	0.002956987173695366
law	0.003083379747750439
buruh	0.01582577863659868
makin	0.0686172186886125
sejahtera	0.03302734558790501
omnibuslaw	0.012880472290536672

Gambar 8 Hasil TF-IDF.

Dalam penelitian ini dilakukan dengan tiga model pengujian dengan metode *Naïve Bayes* dan *Naïve Bayes berbasis PSO* dengan *split* data yang berbeda yaitu 70% - 30%, 80% - 20%, dan 90% - 10%. Dengan 2 skenario tersebut yang nantinya akan dievaluasi agar dapat menemukan model yang terbaik dan keakuratan tertinggi.

3.1. Hasil Naïve Bayes

1. Pengujian Pertama

Pada pengujian pertama data yang sudah siap diklasifikasikan di *split* menjadi 70% - 30% dengan *k-fold* = 10 seperti pada Tabel 1.

Tabel 1 *Confusion matrix* pengujian 1

		Nilai Sebenarnya	
		Positif	Negatif
Nilai Prediksi	Positif	124	39
	Negatif	19	127

Pada Tabel 1 didapatkan hasil prediksi pengujian pertama pada metode *Naïve Bayes* dengan *True Positive* = 124, *False Positive* = 39, *False Negative* = 19, *True Negative* = 127. Dari tabel di atas didapatkan hasil *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure* (Tabel 2)

Tabel 2 Hasil evaluasi klasifikasi pengujian 1

Pengujian	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
1	81%	82%	81,5%	81%

2. Pengujian Kedua

Pada pengujian kedua ini data yang sudah siap diklasifikasi di *split* menjadi data 80% - 20% dengan *k-fold* = 10 seperti pada Tabel 3.

Tabel 3 *Confusion matrix* pengujian 2

		Nilai Sebenarnya	
		Positif	Negatif
Nilai Prediksi	Positif	88	21
	Negatif	15	82

Pada Tabel 3 didapatkan hasil prediksi pengujian kedua pada metode *Naïve Bayes* dengan *True Positive* = 88, *False Positive* = 21, *False Negative* = 15, *True Negative* = 82. Dari tabel diatas mendapatkan hasil *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure* (Tabel 4).

Tabel 4 Hasil evaluasi klasifikasi pengujian 2

pengujian	Accurac	Precisio	Recal	F-Measur
n	y	n	l	e
2	83%	82,5%	83%	82,5%

3. Pengujian Ketiga

Pada pengujian ketiga ini data yang sudah siap diklasifikasi di *split* menjadi data 90% - 10% dengan *k-fold* = 10 seperti pada Tabel 5.

Tabel 5 *Confusion matrix* pengujian 3

		Nilai Sebenarnya	
		Positif	Negatif
Nilai Prediksi	Positif	45	9
	Negatif	6	43

Pada Tabel 5 didapatkan hasil prediksi pengujian ketiga pada metode *Naïve Bayes* dengan *True Positive* = 45, *False Positive* = 9, *False Negative* = 6, *True Negative* = 43. Dari tabel diatas mendapatkan hasil *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure* (Tabel 6).

Tabel 6 Hasil evaluasi klasifikasi pengujian 3

pengujian	Accurac	Precisio	Recal	F-Measur
n	y	n	l	Measur

					e
3	85%	85,5%	85,5%	85,5%	

3.2. Hasil Naïve Bayes berbasis Particle Swarm Optimization

1. Pengujian Pertama

Data yang awalnya 2764 setelah melakukan *feature selection* data yang dihasilkan menjadi 1650. Pada pengujian pertama ini data yang sudah siap diklasifikasi *displit* menjadi data *train* dan data *test* dengan *size* 70% - 30% (Tabel 7).

Tabel 7 *Confusion matrix* pengujian 1

		Nilai Sebenarnya	
		Positif	Negatif
Nilai Prediksi	Positif	137	26
	Negatif	18	128

Pada Tabel 7 didapatkan hasil prediksi pengujian pertama pada metode *Naïve Bayes* berbasis PSO dengan *True Positive* = 137, *False Positive* = 26, *False Negative* = 18, *True Negative* = 128. Dari tabel diatas mendapatkan hasil *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f - measure* (Tabel 8).

Tabel 8 Hasil evaluasi klasifikasi pengujian 1

pengujian	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
1	86%	85,5%	86%	85,5%

2. Pengujian kedua

Data yang awalnya 2764 setelah melakukan *feature selection* data yang dihasilkan menjadi 1700. Pada pengujian kedua ini data yang sudah siap diklasifikasi di *split* menjadi data *train* dan data *test* dengan *size* 80% - 20% (Tabel 9).

Tabel 9 *Confusion matrix* pengujian 2

		Nilai Sebenarnya	
		Positif	Negatif
Nilai Prediksi	Positif	97	12
	Negatif	12	85

Pada Tabel 9 didapatkan hasil prediksi pengujian kedua pada metode *Naïve Bayes* berbasis PSO dengan *True Positive* = 97, *False Positive* = 12, *False Negative* = 12, *True Negative* = 85. Dari tabel diatas mendapatkan

hasil *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f - measure* (Tabel 10).

Tabel 10 Hasil evaluasi klasifikasi pengujian 2

pengujian	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
2	88%	88,5%	88,5%	88,5%

3. Pengujian ketiga

Data yang awalnya 2764 setelah melakukan *feature selection* data yang dihasilkan menjadi 1700. Pada pengujian ketiga ini data yang sudah siap diklasifikasi di *split* menjadi data *train* dan data *test* dengan *size* 90% - 10% (Tabel 11).

Tabel 11 *Confusion matrix* pengujian 3

		Nilai Sebenarnya	
		Positif	Negatif
Nilai Prediksi	Positif	49	5
	Negatif	4	45

Pada Tabel 11 didapatkan hasil prediksi pengujian ketiga pada metode *Naïve Bayes* berbasis PSO dengan *True Positive* = 49, *False Positive* = 5, *False Negative* = 4, *True Negative* = 45. Dari tabel diatas mendapatkan hasil *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f - measure* (Tabel 12).

Tabel 12 Hasil evaluasi klasifikasi pengujian 3

pengujian	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
3	91%	91%	91,5%	91,5%

3.3. Analisis Hasil

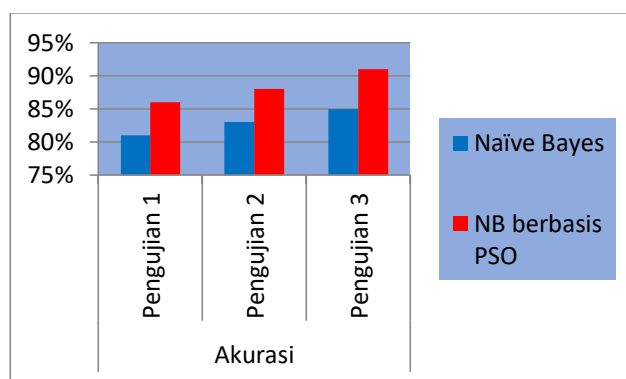
Tahapan ini menganalisis hasil pengujian tiga skenario yang dilakukan pada metode *Naïve bayes* dan tiga skenario yang dilakukan pada *Naïve Bayes* berbasis PSO. Dari analisis hasil antara metode *Naïve Bayes* dan *Naïve Bayes* berbasis PSO bawasanya dengan menggunakan PSO pada *Naïve bayes* dapat meningkatkan hasil klasifikasi akurasi seperti pada Tabel 13.

Tabel 13 Perbandingan hasil akurasi

Metode	Akurasi
--------	---------

	Pengujian 1	Pengujian 2	Pengujian 3
<i>Naïve Bayes</i>	81%	83%	85%
NB berbasis PSO	86%	88%	91%

Dari hasil yang terdapat pada tabel diatas penggunaan PSO dapat meningkatkan hasil akurasi dari *Naïve bayes* seperti pada Pengujian satu penggunaa *Naïve Bayes* menghasilkan akurasi 81% sedangkan dengan menggunakan *Naïve Bayes* dan *Naïve Bayes* berbasis PSO akurasinya meningkan menjadi 86%, pada Pengujian kedua juga hasilnya akurasinya meningkat dari 83% naik menjadi 88%, dan hasil yang paling baik terdapat pada Pengujian tiga dengan akurasi *Naïve Bayes* 85% kemudian dioptimalkan dengan PSO menjadi 91%.



Gambar 9 Grafik Perbandingan Akurasi

Selanjutnya perbandingan hasil dari *precision*, *recall*, dan *f - measure* pada metode *Naïve Bayes* dan *Naïve Bayes* berbasis PSO seperti pada Tabel 14 dan Tabel 15.

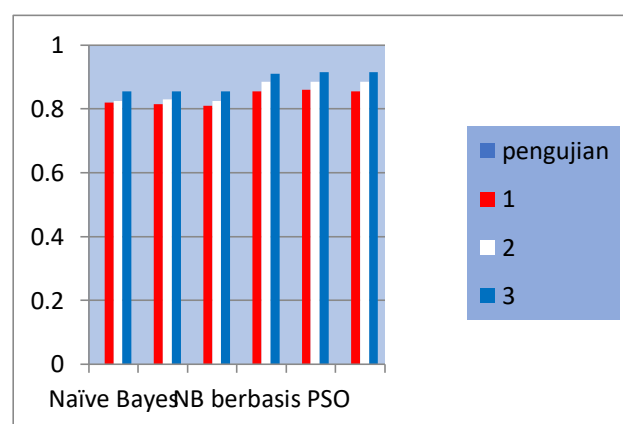
Tabel 14 Perbandingan *precision*, *recall*, dan *f - measure*

Pengujian	Naïve Bayes		
	Precisoin	Recall	F-Measure
1	82%	81,5%	81%
2	82,5%	83%	82,5%
3	85,5%	85,5%	85,5%

Tabel 15 Grafik Perbandingan *precision*, *recall*, dan *f - measure*.

pengujian	Naïve Bayes berbasis PSO		
	Precisoin	Recall	F-Measure
1	85,5%	86%	85,5%
2	88,5%	88,5%	88,5%
3	91%	91,5%	91,5%

Dari hasil di atas penggunaan PSO dapat meningkatkan hasil *precision*, *recall*, dan *f - measure* dari metode *Naïve Bayes* pada setiap Pengujian. Pada Pengujian pertama dengan *Naïve Bayes* hasil *precision* = 82%, *recall* = 81,5%, dan *f - measure* = 81% sedangkan dengan *Naïve Bayes* berbasis PSO hasilnya meningkat menjadi *precision* = 85,5%, *recall* = 86%, dan *f - measure* = 85,5%. Pada Pengujian kedua mendapat hasil *precision* = 82,5%, *recall* = 83%, dan *f - measure* = 82,5% meningkan menjadi *precision* = 88,5%, *recall* = 88,5%, dan *f - measure* = 88,5%. Pada Pengujian ketiga mendapat hasil bagus yaitu *precision* = 85,5% , *recall* = 85,5%, dan *f - measure* = 85,5% dan di optimalkan dengan PSO menjadi *precision* = 91% , *recall* = 91,5%, dan *f - measure* = 91,5%.



Gambar 10 Grafik Perbandingan *precision*, *recall*, dan *f - measure*

Setelah melakukan analisis dari hasil metode *Naïve Bayes* bahwasannya dengan menambahkan PSO dapat menaikkan hasil akurasi dari *Naïve Bayes* dan memperoleh hasil yang akurasi yang lebih dari penelitian terdahulu yang dimana pada penelitian terdahulu mendapatkan hasil akurasi 90,74% dan pada penelitian ini hasil akurasinya meningkat menjadi 91%.

4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, peneliti mengklasifikasikan sentiment masyarakat Indonesia mengenai isu Omnibuslaw ini memakai metode *Naïve Bayes* dan PSO dan dibagi kedalam tiga pengujian pada setiap metode, penggunaan Algoritma PSO pada *Naïve bayes* ini bertujuan mengoptimalkan hasil akurasi. Hasil yang didapatkan pada saat memakai *Naïve Bayes* berbasis PSO lebih baik jika dibandingkan dengan *Naïve Bayes*.

Hasil akurasi yang paling baik terdapat pada pengujian tiga dengan *split data* 90% - 10% menggunakan *Naïve Bayes* mendapatkan hasil 85% dan memakai *Naïve Bayes* berbasis PSO hasil

akurasinya berubah menjadi lebih tinggi 4% mendapatkan hasil 91%, besaran dalam melakukan *split* data sangat berpengaruh terhadap hasil klasifikasi yang dilakukan. Dari hasil klasifikasi diatas tanggapan dari masyarakat di media sosial berupa sentimen negatif terhadap RUU Omnibuslaw.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Darmawan, H. Silvana, H. N. Zaenudin, and R. Effendi, "Pengembangan hubungan interpersonal remaja dalam penggunaan media sosial di Kota Bandung," *Jurnal Kajian Komunikasi*, vol. 7, no. 2, pp. 159-169, 2019.
- [2] N. S. Wardani, A. Prahutama, and P. Kartikasari, "Analisis Sentimen Pemindahan Ibu Kota Negara Dengan Klasifikasi Naïve Bayes Untuk Model Bernoulli dan Multinomial," *Jurnal Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 237-246, Aug. 2020.
- [3] A. H. Dyo fatra, N. H. Hayatin, and C. S. K. Aditya, "Analisa Sentimen Tweet Berbahasa Indonesia Dengan Menggunakan Metode Lexicon Pada Topik Perpindahan Ibu Kota Indonesia," *J. Repos.*, vol. 2, no. 7, p. 977, 2020.
- [4] T. Nurahman, Y. Azhar, and N. Hayatin, "Analisis Sentimen Konten Radikal dalam Kontestasi Politik 2019 di Media Twitter Menggunakan Interjection dan Punctuation," *J. Repos.*, vol. 2, no. 7, p. 905, 2020.
- [5] P Antinasari, RS Perdana, MA Fauzi, "Analisis Sentimen Tentang Opini Film pada Dokumen Twitter Berbahasa Analisis Sentimen Tentang Opini Film Pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Naive Bayes Dengan Perbaikan Kata Tidak Baku," *J-PTIHK*, Vol 1, No.12, pp 1733-1741, December, 2017.
- [6] S. Juanita, "Analisis Sentimen Persepsi Masyarakat Terhadap Pemilu 2019 Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Naive Bayes," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 3, p. 552, 2020.
- [7] N. Hayatin, G. I. Marthasari, and L. Nuarini, "Optimization of Sentiment Analysis for Indonesian Presidential Election using Naive Bayes and Particle Swarm Optimization," *J. Online Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 81-88, 2020.
- [8] U. Rofiqoh, R. S. Perdana, and M. A. Fauzi, "Analisis Sentimen Tingkat Kepuasan Pengguna Penyedia Layanan Telekomunikasi Seluler Indonesia Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine dan Lexion Based Feature," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 1, no. 12, pp. 1725-1732, 2017.
- [9] Samsir, Ambiyar, U. Verawardina, F. Edi, and R. Watrionthos, "Analisis Sentimen Pembelajaran Daring Pada Twitter di Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan Metode Naïve Bayes," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, pp. 157-163, 2021.
- [10] V. Nurhidayah, W. Utari, and C. S. Hartati, "Jurnal Mitra Manajemen (JMM Online)," *J. Mitra Manaj.*, vol. 2, no. 4, pp. 273-285, 2019.
- [11] E. Indrayuni, "Klasifikasi Text Mining Review Produk Kosmetik Untuk Teks Bahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 29-36, 2019.
- [12] M. W. A. Putra, Susanti, Erlin, and Herwin, "Analisis Sentimen Dompot Elektronik Pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier," *IT J. Res. Dev.*, vol. 5, no. 1, pp. 72-86, 2020.
- [13] R. Y. Hayuningtyas and R. Sari, "Analisis Sentimen Opini Publik Bahasa Indonesia Terhadap Wisata Tmii Menggunakan Naïve Bayes Dan Pso," *J. Techno Nusa Mandiri*, vol. 16, no. 1, pp. 37-42, 2019.
- [14] R. D. Handayani, K. Kusri, and H. Al Fatta, "Perbandingan Fitur Ekstraksi Untuk Klasifikasi Emosi Pada Sosial Media," *J. Ilm. SINUS*, vol. 18, no. 2, p. 21, 2020.
- [15] A. Rossi, T. Lestari, R. Setya Perdana, and M. A. Fauzi, "Analisis Sentimen Tentang Opini Pilkada DKI 2017 Pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Naïve Bayes dan Pembobotan Emoji," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 12, pp. 1718-1724, 2017.