

Pengukuran Kinerja Optimasi Algoritma Bat Pada Algoritma Naive Bayes, KNN Dan Decision Tree Untuk Sentimen Analisis Di Lini Masa Twitter

Candra Adipradana

¹⁾Teknik Informatika, Universitas Kahuripan Kediri

candra@kahuripan.ac.id

ABSTRACT

Social media is a very effective communication medium in today's digital era. Twitter is one of the social media that can be used as data mining-based research, namely sentiment analysis. This study aims to compare the performance levels of sentiment analysis accuracy on 3 classification algorithms namely Naïve Bayes, Decission Tree and K-NN as well as optimize the accuracy results for all three. Furthermore, the results of accuracy before optimization and after optimization are compared. The optimization algorithm used in this research is the Bat Algorithm. In this study, two research scenarios were made: first, calculating the accuracy of the Naïve Bayes, K-NN algorithm, and Decission Tree. Second, optimizing the classification results of the 3 algorithms with the Bat algorithm method, which then re-tested the accuracy value. In the first scenario the percentage is generated from the accuracy value of Naïve Bayes of 33,58, K-NN of 33,61 and Decission Tree of 32,82. In the second scenario, using one of the objective functions, namely $f(x) = x^2$, the Naïve Bayes value is obtained 39,01, K-NN 66,15 and Decission Tree 76,63. From the results of 3 the optimization test of classification Algorithm, it was found that the overall objective functions of the Bat algorithm were all able to increase the data accuracy value from before optimization. From all the tests, it was found that the Decision Tree algorithm has the highest average value of optimization increment, namely 43,81 %.

Keywords: Naïve Bayes, Decission Tree, K-NN, Bat Algorithm, Optimation

I. PENDAHULUAN

Pengguna internet di Indonesia tercatat pada tiap tahun terus mengalami peningkatan dibandingkan pada tahun sebelumnya[1][2][3]. Adanya suatu media sosial seperti Twitter[4][5] mendorong orang melakukan penelitian untuk mengetahui apa yang sedang dipikirkan oleh orang kebanyakan. Oleh sebab itu dikembangkan suatu teknik klasifikasi untuk mengelompokkan suatu opini yang sedang berkembang. Sebuah analisa sentimen atas opini yang berkembang di media twitter dapat dikelompokkan menjadi kategori opini positif, negatif ataupun netral[6].

Manfaat dari pengklasifikasian ini adalah mampu meneliti tren dan memperkirakan produk yang dihasilkan. Hal ini juga bisa digunakan untuk mempelajari pandangan individu, perilaku, perasaan terhadap orang lain, diri sendiri, masalah yang berkembang serta kegiatan yang selama ini sudah dilakukan. Informasi ini menjadi hal yang menarik bagi para pengambil keputusan sebab mampu memastikan apa yang sedang dipikirkan oleh orang lain[7].

Teknik klasifikasi ini kemudian berkembang menjadi suatu algoritma klasifikasi. Dari sekian algoritma yang sering

digunakan tersebut adalah Naive Bayes Classifier dan Decision Tree [8][9]. Pada penelitian ke media Twitter sebelumnya, Naive Bayes Classifier menghasilkan Nilai Precision 74,5 persen, Recall 73,5 persen, Accuracy 73,9 persen [10].

Pada penelitian di media sosial Twitter, algoritma Decision Tree[11][10] menghasilkan Nilai Precision 52,6 persen, Recall 53 persen, Accuracy 52,9 persen. Pada penelitian sebelumnya di media Twitter, K-NN mampu menghasilkan Nilai Precision 62,8 persen, Recall 62,9 persen, Accuracy 62,9 persen[10].

Dalam penerapannya, algoritma klasifikasi ini seringkali kurang menghasilkan solusi yang baik bagi masalah yang dihadapi. Untuk itu adanya suatu optimasi atas algoritma klasifikasi diharapkan mampu menghasilkan tingkat solusi yang lebih baik[12]. Ada beberapa algoritma optimasi yang memungkinkan dapat digunakan dalam mengoptimasi algoritma klasifikasi salah satunya yaitu Algoritma Bat atau Bat Algorithm (BA)[8][13][14].

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian-penelitian terdahulu

Penelitian Rozlini, Munirah dan Noorhaniza, Melakukan pengujian tingkat efektivitas pengolahan data untuk Algoritma Bat melalui tipe data dan ukuran atribut dalam berbagai dataset menggunakan algoritma Naive Bayes, Decision Tree dan K-NN[8].

Penelitian Khurana dan Sanjib Kumar Sahu, mendalami tentang sentimen analisis pada data twitter menggunakan optimasi Algoritma Bat dengan algoritma klasifikasi yang digunakannya adalah *Support Vector Machine*[15].

Penelitian Bilal, Shahid dan Amin Khan, tentang klasifikasi sentimen berdasarkan algoritma Naive Bayes, Decision Tree dan K-NN [16].

2.2 Text Mining

Text mining juga dikenal sebagai *data mining* teks[17] atau penemuan pengetahuan dari database tekstual[18]. Sesuai dengan buku *The Text Mining Handbook*[19], Tujuan dari *text mining* adalah untuk mendapatkan informasi yang berguna dari sekumpulan dokumen[20].

2.3 Term Weighting TF-IDF / Pembobotan Kata

Pada data yang kelasnya besar, skema yang paling sukses dan secara luas digunakan untuk pemberian bobot term adalah skema pembobotan atau **Term Weighting TF-IDF**. Kelemahan scoring dengan Jaccard coefficient adalah tidak disertakannya frekuensi suatu term dalam suatu dokumen, maka diperlukan scoring dengan kombinasi **Term Weighting TF-IDF**.

1. Term Frequency (TF)

TF (Term Frequency) adalah frekuensi dari kemunculan sebuah term dalam dokumen yang bersangkutan. Semakin besar jumlah kemunculan suatu term (TF tinggi) dalam dokumen, semakin besar pula bobotnya atau akan memberikan nilai kesesuaian yang semakin besar.

$$TF = \begin{cases} 1 + \log_{10}(f_{t,d}), & f_{t,d} > 0 \\ 0, & f_{t,d} = 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$TF = 0.5 + 0.5 \times \left[\frac{f_{t,d}}{\max\{f_{t',d':t'}, d' \in d\}} \right] \quad (2)$$

2. Inverse Document Frequency (IDF)

Sebuah perhitungan dari bagaimana term didistribusikan secara luas pada koleksi dokumen yang bersangkutan.

$$IDF_j = \log\left(\frac{D}{df_j}\right) \quad (3)$$

$$w_{ij} = tf_{ij} \times idf_j \quad (4)$$

$$w_{ij} = tf_{ij} \times \log\left(\frac{D}{df_j}\right) \quad (5)$$

$$w_{ij} = tf_{ij} \times \log\left(\frac{D}{df_j}\right) + 1 \quad (6)$$

2.4 Algoritma Optimasi

Algoritma[21] Optimasi[22] (Optimization Algorithms) dapat didefinisikan sebagai algoritma untuk menemukan nilai x sedemikian hingga nilai f(x) bernilai sekecil atau sebesar mungkin untuk suatu fungsi f yang diberikan, yang dalam hal ini mungkin dapat disertai dengan beberapa batasan pada nilai x. Nilai x sendiri dapat berupa skalar atau vektor dari nilai-nilai kontinu maupun diskrit[23].

2.5 Sentimen Analisis

Analisis sentimen adalah alat untuk memproses koleksi hasil pencarian yang bertujuan dengan mencari atribut suatu produk (kualitas, fitur, dll) dan proses memperoleh hasil pendapatnya. Tugas dasar dalam analisis sentimen adalah mengelompokkan polaritas dari teks yang ada dalam dokumen, apakah pendapat yang dikemukakan dalam dokumen bersifat positif, negatif atau netral[24].

2.6 Naive Bayes

Penggunaan metode *Naive Bayes Classifier* pada penelitian ini didasarkan pada banyaknya dataset yang dipakai sehingga membutuhkan suatu metode yang mempunyai performansi yang cepat dalam pengklasifikasian serta keakuratan yang cukup tinggi[25].

Keuntungan penggunaan *Naive Bayes Classifier* adalah metode ini hanya membutuhkan jumlah data pelatihan (*training data*) yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian[26]. Teorema *Naive Bayes* dapat dinyatakan dalam persamaan 7 dibawah ini[27] :

$$P(X_k|Y) = \frac{P(Y|X_k)}{\sum_i P(Y|X_i)} \quad (7)$$

2.7. Decision Tree

Decision Tree dibuat dengan memisahkan ruang vektor dari fitur dokumen ke dalam bagian-bagian terpisah secara interaktif[28]. *Decision Tree classifier* menghasilkan sebuah hirarki ruang ketidaktepatan dari data training dimana suatu kondisi dari nilai atribut

Pada penelitian ini proses Pembobotan Kata disusun dalam tahap sebagai berikut:

1. Menyiapkan data hasil proses *tokenizing*, *stopwords removal* dan *stemming*.
2. Menghitung Term Weighting TF-IDF / Pembobotan Kata

Setelah melakukan proses *tokenizing* pada dokumen kemudian lakukan proses perhitungan pembobotan kata dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- a. Lakukan perhitungan jumlah frekuensi kata (misalkan kata pilkada) pada dokumen 1, 2 dan 3 sehingga didapatkan nilai d yaitu 1,1,0
- b. Lakukan penjumlahan pada frekuensi kata selain 0 untuk mendapatkan df
- c. Lakukan pembagian D dibagi dengan df
- d. Hitung nilai IDF dengan menghitung $\log_{10}$ pada hasil pembagian D/df
- e. Tambahkan angka 1 pada hasil IDF
- f. Lakukan proses nilai W dengan cara mengkalikan nilai tf atau D dengan $IDF + 1$
- g. Jumlahkan W pada masing-masing dokumen
- h. Hasil dari proses Pembobotan kata ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Perhitungan Pembobotan Kata

Q	D				df	D/df	IDF	IDF+1	W=tf * (IDF+1)			
	1	2	3	4					d1	d2	d3	d4
pilkada	1	1	0	1	3	1,333	0,125	1,125	1,125	1,125	-	1,125
jabat	0	0	0	0	0	-	-	1,000	-	-	-	-
kawal	0	1	0	0	1	4,000	0,602	1,602	-	1,125	-	-
kepala	0	0	1	0	1	4,000	0,602	1,602	-	-	1,125	-
daerah	0	0	1	0	1	4,000	0,602	1,602	-	-	1,125	-
kader	1	0	0	0	1	4,000	0,602	1,602	1,125	-	-	-
demokras	0	1	0	0	1	4,000	0,602	1,602	-	1,125	-	-
proses	0	1	0	0	1	4,000	0,602	1,602	-	1,125	-	-
politik	0	0	2	0	1	4,000	0,602	1,602	-	-	2,250	-
Total Nilai Bobot Kata setiap Dokumen =									2,250	4,500	4,500	1,125

4.4 Klasifikasi dan Akurasi

Dalam melakukan proses Klasifikasi dan Akurasi ini, kita akan membagi menjadi 2 skenario percobaan. Skenario pertama adalah membuat suatu klasifikasi dan akurasi atas hasil preprocessing tanpa optimasi. Skenario kedua adalah membuat suatu klasifikasi dan akurasi setelah dilakukan suatu optimasi dengan algoritma Bat. Berikut ini hasil dari 2 skenario tersebut.

4.4.1. Skenario Pertama

Pada skenario pertama ini, kita akan melakukan pengklasifikasian data menggunakan Algoritma Naive Bayes, Decision Tree dan K-NN tanpa menggunakan proses optimasi.

1. Klasifikasi pada Naïve Bayes

Pada proses pengklasifikasian text mining menggunakan Algoritma Naïve Bayes ini dibutuhkan langkah-langkah sebagai berikut :

- a) Persiapan dokumen yang telah berlabel (Positif, Negatif, Neutral)
 - b) Rekap tabel berlabel dengan nilai pembobotan kata.
 - c) Hitung persentase tiap kolom klasifikasi
- Hasil klasifikasi Naïve Bayes ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Naïve Bayes Model

Sentimen	POSITIF	NEGATIF	NEUTRAL
P(POSITIF/NEGATIF/NEUTRAL)	20%	10%	70%
TOTAL	100%		
Kata	POSITIF	NEGATIF	NEUTRAL
pilkada	50%	100%	14%
jabat	0%	0%	0%
kawal	0%	0%	14%
kepala	0%	0%	14%
daerah	0%	0%	14%
kader	50%	0%	0%
demokrasi	0%	0%	14%
proses	0%	0%	14%
politik	0%	0%	14%
TOTAL	100%	100%	100%
Dokumen	POSITIF	NEGATIF	NEUTRAL
D1	100%	0%	0%
D2	0%	0%	57%
D3	0%	0%	43%
D4	0%	100%	0%
TOTAL	100%	100%	100%
Bobot	POSITIF	NEGATIF	NEUTRAL
1	100%	100%	86%
2	0%	0%	14%
TOTAL	100%	100%	100%

d) Testing Data Model

Contoh dari tabel data uji/Testing Data yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3 Training Data Model

Testing data	Kata	Dokumen	Bobot	Sentimen
	kader	D1	1	POSITIF
	kawal	D2	1	NEUTRAL
	proses	D2	1	NEGATIF
	pilkada	D2	1	NEUTRAL
	pilkada	D4	1	NEGATIF

e) Prediction Model

Hasil dari *Prediction Model* ini ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4 Prediction Model

	CLASS.PREDICTION	POSITIF	NEGATIF	NEUTRAL
Prediction	POSITIF	10,0%	0,0%	0,0%
	NEUTRAL	0,0%	0,0%	4,9%
	NEUTRAL	0,0%	0,0%	4,9%
	NEUTRAL	0,0%	0,0%	4,9%
	NEGATIF	0,0%	10,0%	0,0%

f) Confusion Matrix

Hasil dari *confusion matrix* ini ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5 Confusion Matrix Tabel

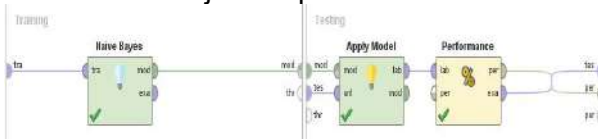
Confusion Table	Predicted ↓	CLASS		
		POSITIF	NEGATIF	NEUTRAL
	POSITIF	1	0	0
	NEGATIF	0	1	0
	NEUTRAL	0	1	2
Accuracy =		80%		

g) Hitung Akurasi

Dalam simulasi ini didapatkan hasil akurasi yaitu 80 % seperti yang ditunjukkan pada tabel 5 di atas.

h) Hasil RapidMiner

Untuk akurasi pada penelitian ini, menggunakan aplikasi RapidMiner dengan operator *Cross Validation*. Proses *Cross Validation* ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3 Klasifikasi Naive Bayes dan akurasi

Hasil akurasi dari Naive Bayes senilai 33,58 % ditunjukkan pada Gambar 4.

accuracy: 33.58% +/- 1.19% (micro average: 33.58%)				
	true pos	true neu	true neg	class precision
pred. pos	1575	1800	1594	33.03%
pred. neu	1492	1458	1445	33.40%
pred. neg	1419	1374	1493	34.36%
class recall	35.35%	32.90%	32.50%	

Gambar 4 Hasil akurasi dari Naive Bayes

2. Klasifikasi pada Decision Tree

Pada proses pengklasifikasian *text mining* menggunakan Algoritma *Decision Tree* ini dibutuhkan langkah-langkah sebagai berikut :

a) Persiapan Training Data

Pada tahap awal implementasi *Decision Tree* adalah mempersiapkan Training Data. Pada Training Data ini disiapkan sebanyak 13 record data dan 3 atribut yaitu Kata, Dokumen, TF (Pembobotan Kata) serta 1 label yaitu Sentimen.

b) Perhitungan Data Uji/Testing Data

Dalam data uji pada *Decision Tree* ditambahkan perhitungan Entropy dan Gain. Rumus hitung Entropy dalam pengujian ini adalah $Entropy(S) = \sum_{i=1}^n -p_i * \log_2 p_i$ dan

rumus Gain adalah $Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum \frac{S_v}{S} Entropy(S_v)$.

Berikut ini tabel data uji/Testing Data yang ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6 Data Uji/Testing Data Decision Tree

	Jumlah	POSITIF	NEGATIF	NEUTRAL	Entropy	Gain
Total	13	4	2	7	1,419556	
Kata	pilkada	1	1	0	0	
	jabat	3	1	1	1,584962507	
	kawal	2	1	0	1	
	ke.pala	1	0	1	0	
	daerah	2	0	0	2	
	kader	1	0	0	1	
	demokrasi	1	0	0	1	
	proses	1	1	0	0	
	politik	1	0	0	1	
Total						0,8999
Dokumen	D1	3	2	0	0,918295834	
	D2	3	2	0	0,970950594	
	D3	3	0	0	3	
	D4	2	0	2	0	
Total						0,8342
TF	1	8	3	1	1,405639062	
	2	5	1	1	1,370950594	
Total						0,0273

Pada hitung data uji ini, dicari nilai Gain yang terbesar, kemudian dicari nilai Entropy yang selain nol. Apabila ada nilai Entropy > 0 maka akan dibuatkan tabel data latih baru sesuai dengan jumlah atribut yang memiliki nilai entropy > 0.

Dalam simulasi ini didapatkan atribut Kata memiliki Gain yang paling besar, yaitu 0,8999 dengan Kata *jabat* dan *kawal* yang memiliki nilai entropy > 0 yaitu 1,5849625007 dan 1. Untuk itu dibuatkan data training baru yang berisi tentang kata *jabat*. Berikut ini hasil data training kata *jabat* yang ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7 Data Latih/Training Data Kata Jabat

	Kata	Dokumen	TF	Sentimen
jabat	jabat	D4	1	NEGATIF
	jabat	D1	2	POSITIF
	jabat	D1	1	NEUTRAL

Berikut ini hasil simulasi tabel data uji dari kata *jabat* yang ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8 Data Uji/Testing Data Kata Jabat

	Jml	POS	NEG	NEU	Entropy	Gain
Total	13	4	2	7	1,419556	
Dokumen	D1	2	1	0	1	
	D2	0	0	0	0	
	D3	0	0	0	0	
	D4	1	0	1	0	
Total						1,265
TF	1	2	0	1	1	
	2	1	1	0	0	
Total						1,265

Proses pembuatan data uji dan data latih ini akan berakhir apabila tidak ditemukan gain

Tabel 12 Confusion Matrix dan Akurasi

Confusion Table	Predicted ↓	CLASS		
		NEGATIF	NEUTRAL	POSITIF
	NEGATIF	0	0	0
	NEUTRAL	3	4	3
	POSITIF	1	4	0
Accuracy =		27%		

h) Hasil Akurasi RapidMiner

Pada penelitian ini hasil akurasi dari K-NN didapatkan nilai 32,82 % ditunjukkan pada Gambar 7.

accuracy: 32.82% +/- 1.79% (micro average; 32.82%)

	true pos	true neu	true neg	class precision
pred. pos	1462	1438	1531	32.99%
pred. neu	1432	1473	1511	33.36%
pred. neg	1562	1521	1460	32.14%
class recall	32.81%	33.24%	32.43%	

Gambar 7 Hasil akurasi dari K-NN

4.4.2. Skenario Kedua

Mengacu pada Gambar 1 tentang alur penelitian maka optimasi pada Algoritma Bat ini dilakukan pada hasil klasifikasi pembobotan kata pada RapidMiner atau jika dikerjakan secara manual maka optimasi diawali pada hasil Term Weighting TF-IDF / Pembobotan Kata dimana hasil dari pembobotan kata tersebut menjadi bahan olahan data pada Algoritma Bat. Tahapan proses pada skenario kedua ini dijelaskan pada tahapan berikut:

1. Pengidentifikasian kelelawar

Berikut ini tabel sebelum dilakukan pengidentifikasian kelelawar seperti yang ditunjukkan pada Tabel 13.

Tabel 13 Identifikasi kelelawar pada tabel klasifikasi kata

Bat_		1	2	3	4	5	6	7
		Bat_1	Bat_2	Bat_3	Bat_4	Bat_5	Bat_6	Bat_7
Sentiment	Id	Textaa	Textabalkan	Textabis	Textada	Textadaa	Textadan	Textadap
neg	1299792569195310000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300236866134790000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300285780498160000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300381180550810000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300380605809480000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300380310589380000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300380133115620000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300380128711600000,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0
neg	1300380077587270000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	130038004246670000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300379894170280000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300379782207560000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300379694840250000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300379657506760000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300379615703440000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
neg	1300379483694760000,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

2. Pengolahan pada tabel optimasi

- Penentuan fungsi obyektif/fitness
- Penentuan nilai β , α , γ , ϵ , $f_{\min}$, $f_{\max}$, A_0
- Hitung Frekuensi

Dengan menggunakan rumus $f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta$ maka dihasilkan data frekuensi seperti pada Gambar 8.

AVN13 FREKUENSI (f) $f_i \leftarrow f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta$

A	AVN	AVO	AVF	AVQ	AVR	AVS	AVT	AVU	AVV	AVW
Index	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
Bat_	Bat_1	Bat_2	Bat_3	Bat_4	Bat_5	Bat_6	Bat_7	Bat_8	Bat_9	Bat_10
Sentiment	ada	agar	agusyudha	aja	ajang	akan	anak	anda	andrea	apa
total										
neg/awal										
Iterasi										
1	0,82818	0,02707	0,97228	0,91931	0,91305	0,32636	0,10479	0,54083	0,99867	0,88945
2	0,82818	0,02707	0,97228	0,91931	0,91305	0,32636	0,10479	0,54083	0,99867	0,88945
3	0,82818	0,02707	0,97228	0,91931	0,91305	0,32636	0,10479	0,54083	0,99867	0,88945
4	0,82818	0,02707	0,97228	0,91931	0,91305	0,32636	0,10479	0,54083	0,99867	0,88945
5	0,82818	0,02707	0,97228	0,91931	0,91305	0,32636	0,10479	0,54083	0,99867	0,88945
6	0,82818	0,02707	0,97228	0,91931	0,91305	0,32636	0,10479	0,54083	0,99867	0,88945
7	0,82818	0,02707	0,97228	0,91931	0,91305	0,32636	0,10479	0,54083	0,99867	0,88945
8	0,82818	0,02707	0,97228	0,91931	0,91305	0,32636	0,10479	0,54083	0,99867	0,88945
9	0,82818	0,02707	0,97228	0,91931	0,91305	0,32636	0,10479	0,54083	0,99867	0,88945
10	0,82818	0,02707	0,97228	0,91931	0,91305	0,32636	0,10479	0,54083	0,99867	0,88945

Gambar 8 Hasil perhitungan frekuensi

d) Hitung velocity/Kecepatan (V)

Dengan menggunakan rumus $v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x_*) f_i$ maka dihasilkan tabel kecepatan kelelawar yang ditunjukkan pada Gambar 9.

TV13 KECEPATAN (V)

A	TV	TW	TX	TY	TZ	UA	UB	UC	UD	UE
Index	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
Bat_	Bat_1	Bat_2	Bat_3	Bat_4	Bat_5	Bat_6	Bat_7	Bat_8	Bat_9	Bat_10
Sentiment	ada	agar	agusyudha	aja	ajang	akan	anak	anda	andrea	apa
total										
neg/awal										
Iterasi										
1	2,64219	0,24132	1,1485	2,79901	0,03923	0,9832	1,59269	1,38142	0,63384	0,12992
2	5,90899	1,89083	2,28248	5,53612	0,01092	1,37426	2,39509	3,33592	3,14475	1,93924
3	11,0294	1,69547	5,15273	8,20636	0,77889	1,18101	4,15734	5,8492	6,47848	3,65555
4	14,9952	2,02196	7,94986	11,6525	3,17118	0,41026	5,15429	8,04961	11,3049	6,97653
5	19,6679	3,2139	11,5971	15,0432	7,18335	-0,08225	5,40034	9,35677	18,2262	11,8971
6	25,4975	5,24356	16,4583	17,9709	12,386	0,44519	4,89303	12,1184	26,1721	16,3429
7	31,927	7,27321	22,1559	20,0822	18,405	0,00824	5,13608	15,0963	34,1179	19,9723
8	36,6614	10,1189	28,8861	23,5443	25,5725	0,5841	5,45145	18,3147	41,6325	24,7413
9	43,4594	12,1901	37,4122	26,5509	32,6794	2,2193	5,85127	22,0495	50,7482	30,227
10	51,0451	15,0488	45,8403	30,5451	39,7864	3,85449	6,25109	26,5719	59,0764	34,9253

Gambar 9 Hasil perhitungan kecepatan kelelawar

e) Hasil Perhitungan Loudness/Kebisingan (A)

Dengan rumus $A_i^{t+1} = \alpha A_i^t$, $0 \leq A \leq 1$ maka dihasilkan nilai kebisingan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 10.

AHR13 LOUDNESS/KEBISINGAN (A)

A	AHR	AHS	AHT	AHU	AHV	AHW	AFX	AHY	AHZ	AIA
Index	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
Bat_	Bat_1	Bat_2	Bat_3	Bat_4	Bat_5	Bat_6	Bat_7	Bat_8	Bat_9	Bat_10
Sentiment	ada	agar	agusyudha	aja	ajang	akan	anak	anda	andrea	apa
total										
neg/awal										
Iterasi										
1	0,882	0,88	0,9	0,9	0,9	0,882	0,882	0,882	0,9	0,882
2	0,86436	0,86	0,882	0,882	0,882	0,86436	0,86436	0,86436	0,9	0,86436
3	0,84707	0,85	0,86436	0,86436	0,86436	0,84707	0,84707	0,84707	0,9	0,84707
4	0,83013	0,85	0,84707	0,84707	0,84707	0,83013	0,83013	0,83013	0,9	0,84707
5	0,81353	0,85	0,83013	0,83013	0,83013	0,81353	0,81353	0,81353	0,9	0,84707
6	0,79726	0,85	0,81353	0,81353	0,81353	0,79726	0,79726	0,79726	0,9	0,84707
7	0,78131	0,85	0,79726	0,79726	0,79726	0,78131	0,78131	0,78131	0,9	0,84707
8	0,78131	0,85	0,78131	0,78131	0,78131	0,78131	0,78131	0,78131	0,9	0,84707
9	0,78131	0,85	0,76587	0,76587	0,76587	0,79726	0,75037	0,75037	0,9	0,84707
10	0,78131	0,85	0,75037	0,75037	0,75037	0,75037	0,75037	0,75037	0,9	0,84707

Gambar 10 Hasil loudness/kebisingan kelelawar

f) Hitung *Pulse emission rate*

Dengan rumus $r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)]$ maka dihasilkan data seperti pada Gambar 11.

AAT13		Pulse Emission Rate/Detak Sonar (R)									
A		AAT	AAU	AAV	AAW	AAZ	ABA	ABB	ABC		
Index		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X		X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
Bat		Bat_1	Bat_2	Bat_3	Bat_4	Bat_5	Bat_6	Bat_7	Bat_8	Bat_9	Bat_10
Sentiment		ada	agar	agusyudh	aja	ajang	akan	anak	anda	androsapa	
total		0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
neg/Awal		0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
Iterasi											
1		0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
2		0,00859	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
3		0,00859	0,01	0,00947	0,01	0,01	0,01	0,01	0,00947	0,01	0,01
4		0,00842	0,01	0,00928	0,01	0,0098	0,01	0,01	0,00928	0,01	0,01
5		0,00836	0,01	0,00921	0,01	0,00973	0,00993	0,00993	0,00921	0,01	0,01
6		0,00835	0,01	0,00919	0,01	0,00973	0,0099	0,0099	0,00919	0,01	0,01
7		0,00835	0,01	0,00918	0,01	0,00972	0,0099	0,0099	0,00918	0,01	0,01
8		0,00835	0,01	0,00918	0,01	0,00971	0,0099	0,0099	0,00918	0,01	0,01
9		0,00835	0,01	0,00917	0,00999	0,00971	0,0099	0,0099	0,00917	0,01	0,01
10		0,00835	0,01	0,00917	0,00999	0,00971	0,0099	0,0099	0,00917	0,01	0,01

Gambar 11 Hasil *pulse emission rate* kelelawar

g) Hitung update posisi kelelawar

Dengan rumus $X_{new} = X_{old} + \varepsilon A^t$ maka ditentukan posisi X yang terbaru dimana nilai Epsilon (ε) bernilai $-1 \leq \varepsilon \leq 1$. Dengan ini hasil dari update posisi kelelawar ditampilkan pada Gambar 12.

MX13		POSISI (X) <--- X(t-1) + (εA(t-1))											
A		MX	MY	MZ	NU	NB	NC	ND	NE	NF	NG	NH	NI
Index		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
X		X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12
Bat		Bat_1	Bat_2	Bat_3	Bat_4	Bat_5	Bat_6	Bat_7	Bat_8	Bat_9	Bat_10	Bat_11	Bat_12
Sentiment		ada	agar	agusyudh	aja	ajang	akan	anak	anda	androsapa	artis	esi	
total		3,6252	0,14403	0,04997	1,79115	0,10077	0,10351	1,0032	0,34966	1,08135	1,17908	0,13448	2,10708
neg/Awal		3,6252	0,14403	0,04997	1,79115	0,10077	0,10351	1,0032	0,34966	1,08135	1,17908	0,13448	2,10708
Iterasi													
1		2,72521	0,24403	1,24597	2,69116	0,13077	1,02592	1,6032	1,44566	0,78395	0,21908	1,6446	0,22706
2		3,60921	1,11808	0,36197	2,00716	-0,75323	0,13192	0,7192	1,44566	1,68795	1,10808	2,5286	1,11166
3		2,74073	0,23955	1,23045	1,13668	-0,75323	-0,75056	1,58708	1,44566	1,68795	0,2346	2,5286	0,24318
4		1,88699	0,25655	0,3767	1,13668	0,10052	-1,59031	0,73393	0,59191	1,5217	1,08835	1,62485	-0,61069
5		1,88699	0,20999	0,3767	0,29333	0,54087	-1,59031	-0,10643	-0,24844	3,36206	1,92871	0,83449	-1,45093
6		2,71495	1,92787	1,20466	-0,52964	1,76884	-1,59031	-0,9344	-0,24844	4,19002	1,10074	0,00553	-2,2789
7		2,71495	1,92787	2,02104	-1,24601	2,58521	-0,77394	-0,11802	0,56793	4,19002	0,28437	0,8229	-1,46253
8		1,90905	2,73576	2,82691	-0,54012	3,3911	-0,77394	-0,11802	0,56793	3,58413	1,09026	0,8229	-0,95661
9		2,70537	1,92744	3,62325	-1,38649	2,59478	0,02238	-0,11802	0,56793	4,18045	1,09026	0,02569	-1,52025
10		5,49218	2,72498	3,62325	-0,54891	2,59478	0,02238	-0,11802	1,35546	3,39292	0,30273	0,81411	-0,66542

Gambar 12 Hasil update posisi kelelawar

h) Hitung nilai fungsi obyektif / *fitness* kelelawar

Dengan rumus $f(x) = x^2$ didapatkan hasil seperti pada Gambar 13.

B13		FUNGSI OBYEKTIF/FITNESS $f(x) = x^2$							
	A	B	C	D	E	F	G	H	I
13									
14	Index	1	2	3	4	5	6	7	8
15	X	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
16	Bat_	Bat_1	Bat_2	Bat_3	Bat_4	Bat_5	Bat_6	Bat_7	Bat_8
17	Sentiment	ada	agar	agusyudhono	aja	ajang	akan	anak	anda
18	total	13,14214161	0,059550059	0,119699909	14,3729	0,0171	1,03209	2,57024	0,29775
19	neg/Awal	13,14214161	0,059550059	0,119699909	14,3729	0,0171	1,03209	2,57024	0,29775
20	Iterasi								
21	1	13,14214161	0,059550059	0,119699909	14,3729	0,0171	1,03209	2,57024	0,29775
22	2	7,426765085	0,059550059	0,119699909	8,35883	0,0171	1,03209	2,57024	0,29775
23	3	7,426765085	0,059550059	0,119699909	4,02871	0,0171	0,0174	0,51724	0,29775
24	4	7,426765085	0,059550059	0,119699909	1,2966	0,0171	0,0174	0,51724	0,29775
25	5	3,560688168	0,059550059	0,119699909	1,2966	0,0101	0,0174	0,51724	0,29775
26	6	3,560688168	0,059550059	0,119699909	0,089	0,0101	0,0174	0,01133	0,06172
27	7	3,560688168	0,059550059	0,119699909	0,089	0,0101	0,0174	0,01133	0,06172

Gambar 13 Hasil perhitungan fungsi obyektif / *fitness* posisi kelelawar

i) Rekap Data Fitness

Hasil rekap iterasi ini nantinya akan dimasukkan kedalam rapidminer untuk dilakukan pengujian kembali hasil akurasi datanya. Hasil rekap iterasi ini ditunjukkan pada Gambar 14.

A1		sentimen									
A		B	C	D	E	F	G	H	I		
Index		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sentiment		ada	agar	agusyudh	aja	ajang	akan	anak	anda		
total		13,14214	0,05955	0,119694	14,37293	0,0171	1,032094	2,570242	0,2977		
neg/Awal		13,14214	0,05955	0,119694	14,37293	0,0171	1,032094	2,570242	0,2977		
Iterasi											
1		13,14214	0,05955	0,119694	14,37293	0,0171	1,032094	2,570242	0,2977		
2		7,426765	0,05955	0,119694	8,35883	0,0171	1,032094	2,570242	0,2977		
3		7,426765	0,05955	0,119694	4,289721	0,0171	0,038385	0,613398	0,2977		
4		7,426765	0,05955	0,119694	1,736502	0,0171	0,038385	0,613398	0,2977		
5		4,37027	0,05955	0,119694	1,736502	0,000145	0,038385	0,613398	0,2977		
6		4,37027	0,05955	0,119694	0,429436	0,000145	0,038385	0,613398	0,2977		
7		4,37027	0,05955	0,119694	0,000491	0,000145	0,038385	0,613398	0,2977		
8		4,37027	0,05955	0,119694	0,000491	0,000145	0,038385	0,613398	0,2977		
9		4,37027	0,05955	0,119694	2,73E-05	0,000145	0,038385	0,613398	0,2977		
10		4,37027	0,05955	0,119694	2,73E-05	0,000145	0,038385	0,613398	0,2977		
11		4,37027	0,05955	0,119694	1,05E-05	0,000145	0,04246	0,22804	0,006		
12		4,37027	0,05955	0,119694	1,05E-05	0,000145	0,04246	0,22804	0,006		
13		4,37027	0,05955	0,119694	1,05E-05	0,000145	0,04246	0,22804	0,006		
14		4,37027	0,05955	0,119694	1,05E-05	0,000145	0,04246	0,22804	0,006		
15		4,37027	0,05955	0,119694	1,05E-05	0,000145	0,04246	0,22804	0,006		
16		4,37027	0,05955	0,119694	1,05E-05	0,000145	0,04246	0,22804	0,006		
17		4,37027	0,05955	0,119694	1,05E-05	0,000145	0,04246	0,22804	0,006		
18		4,37027	0,05955	0,119694	1,05E-05	0,000145	0,04246	0,22804	0,006		
19		4,37027	0,05955	0,119694	1,05E-05	0,000145	0,04246	0,22804	0,006		
20		4,37027	0,05955	0,119694	1,05E-05	0,000145	0,04246	0,22804	0,006		

Gambar 14 Rekap fungsi obyektif/*fitness* posisi kelelawar pada seluruh sentiment

3. Hitung nilai akurasi

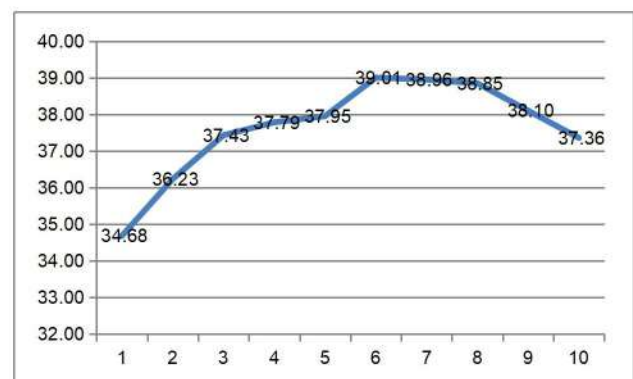
a) Optimasi pada Naïve Bayes Classifier

Hasil pengujian optimasi Naïve Bayes ini ditunjukkan pada Tabel 13.

Tabel 13 Akurasi Naïve Bayes dengan 100 Bat

Jumlah Bat	Percobaan akurasi pada fitness ke-i									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
100	34,68	36,23	37,43	37,79	37,95	39,01	38,96	38,85	38,10	37,36

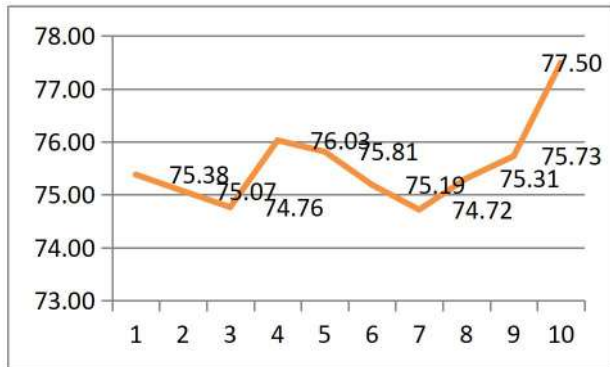
Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai pada fitness ke-6 merupakan nilai fitness yang paling optimal dengan tingkat akurasi sebesar 39,01 %. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 15.



Tabel 14 Akurasi Decision Tree dengan 100 Bat

Jumlah Bat	Percobaan akurasi pada fitness ke-i									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
100	75,38	75,07	74,76	76,03	75,81	75,19	74,72	75,31	75,73	77,50

Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai pada fitness ke-10 merupakan nilai fitness yang paling optimal dengan tingkat akurasi sebesar 77,50 %. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 16.

**Gambar 16 Nilai Pengujian Akurasi Decision Tree Untuk 100 Bat**

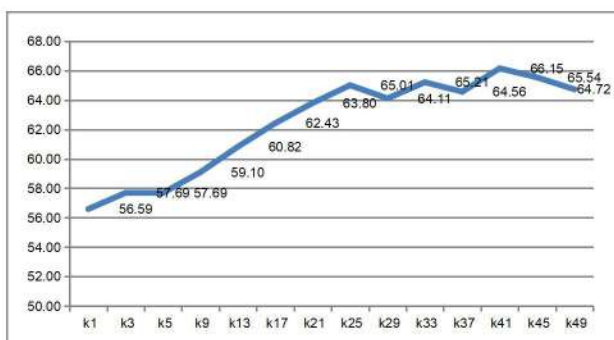
c) Optimasi pada K-NN

Dari percobaan klasifikasi data yang telah dioptimasi kemudian dengan menggunakan RapidMiner, akurasi K-NN dengan nilai k yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 15.

Tabel 15 Akurasi KNN dari berbagai nilai K

k	1	3	5	9	13	17	21	25	29	33	37
akurasi	56,59	57,69	57,69	59,10	60,82	62,43	63,80	65,01	64,11	65,21	64,56
k	41	45	49								
akurasi	66,15	65,54	64,72								

Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai K=41 merupakan nilai k yang paling optimal dengan tingkat akurasi sebesar 66,15 %. Hal ini juga dapat dilihat dalam bentuk grafik yang ditunjukkan pada Gambar 17.

**Gambar 17 Nilai Pengujian Akurasi KNN**

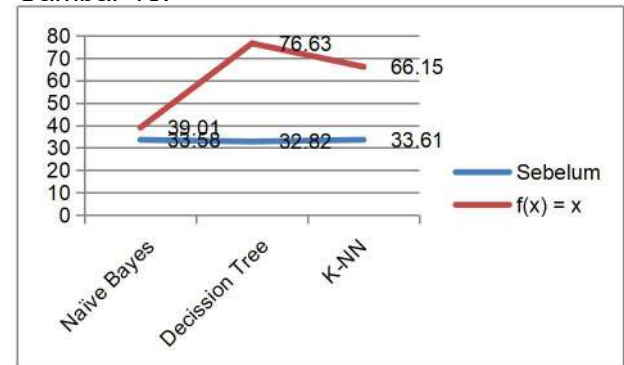
d) Rekap Hasil Optimasi

Hasil perhitungan nilai akurasi dari ketiga Algoritma klasifikasi pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 16.

Tabel 16 Perbandingan hasil optimasi

Klasifikasi	Optimasi (%)	
	Sebelum	$f(x)=x^2$
Naive Bayes	33,58	39,01
Decision Tree	32,82	76,63
K-NN	33,61	66,15

Berikut ini hasil perbandingan optimasi dalam bentuk grafik seperti yang ditunjukkan pada Gambar 18.

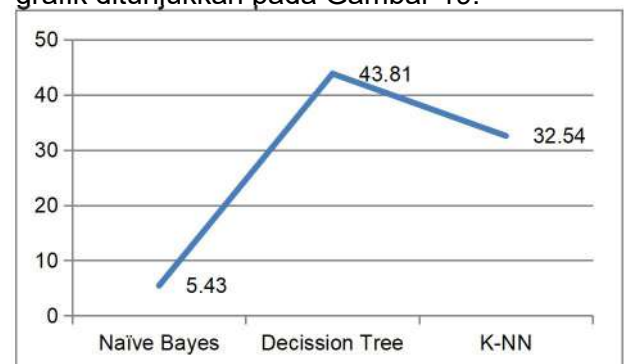
**Gambar 18 Grafik perbandingan akurasi hasil optimasi dan sebelum optimasi**

Dalam tabel dan gambar perbandingan hasil optimasi diatas menunjukkan bahwa selisih perhitungannya ditunjukkan pada tabel 17.

Tabel 17 Perbandingan selisih hasil optimasi dibandingkan sebelum optimasi

Klasifikasi	$f(x)=x^2$ - Sebelum Optimasi
Naive Bayes	5.43
Decision Tree	43.81
K-NN	32.54

Berikut ini hasil tampilan grafik dari selisih peningkatan hasil optimasi dibandingkan dengan sebelum dilakukan optimasi. Gambar grafik ditunjukkan pada Gambar 19.

**Gambar 19 Selisih akurasi hasil optimasi dibandingkan sebelum optimasi**

V. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Pada penelitian ini metode optimasi menggunakan algoritma Bat menunjukkan suatu peningkatan nilai akurasi yang cukup signifikan dibandingkan sebelum optimasi pada kasus algoritma Naïve Bayes, *Decission Tree* dan K-NN. Dari hasil pengujian diatas menunjukkan kesimpulan sebagai berikut :

1. Pada hasil perbandingan peningkatan optimasi, didapatkan bahwa tiap algoritma klasifikasi mengalami peningkatan akurasi dengan menggunakan fitness $f(x) = x^2$ yaitu mulai dari 5,43% hingga 43,81%
2. Pada hasil simulasi akurasi didapatkan Algoritma *Decision Tree* menempati selisih yang paling tinggi yaitu 43,81% dari sebelum optimasi. Hal ini bisa disimpulkan bahwa dalam penelitian ini algoritma kelelawar cocok digunakan untuk mengoptimasi algoritma klasifikasi *Decission Tree* selanjutnya diikuti KNN (32,54 %) kemudian Naïve Bayes (5,43 %).

5.2 Saran

Pada penelitian selanjutnya, saran yang dapat diberikan adalah :

1. Para peneliti juga bisa mencoba persamaan fungsi yang lain pada fungsi obyektif/fitness pada algoritma Bat.
2. Para peneliti juga dapat melakukan iterasi > 150 kali pada tiap sentimennya serta jumlah Bat > 100 sehingga bisa menghasilkan kesimpulan uji yang lebih kompleks.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Yudha, "APJII: Jumlah Pengguna Internet di Indonesia Tembus 171 Juta Jiwa," *Kompas.com*, 2019. <https://tekno.kompas.com/read/2019/05/16/03260037/apjii-jumlah-pengguna-internet-di-indonesia-tembus-171-juta-jiwa>
- [2] We Are Social and Hootsuite Survei, "Riset Ungkap Pola Pemakaian Medsos Orang Indonesia," *Kompas.Com*, 2018. <https://tekno.kompas.com/read/2018/03/01/10340027/riset-ungkap-pola-pemakaian-medsos-orang-indonesia>
- [3] H. David, *Teori Komunikasi, Media, Teknologi, Dan Masyarakat*, vol. III, no. 3. Bogor: Ghalia Indonesia, 2014.
- [4] Iskandar, "Pilkada Serentak di Indonesia Hasilkan 370.000 Tweets, 13 Desember 2015," 2015. <https://www.liputan6.com/tekno/read/2388665/pilkada-serentak-di-indonesia-hasilkan-370000-tweets>
- [5] Charlie M. Sianipar, "Jumlah Pengguna Twitter Indonesia Naik Pesat," *Tagar.Id*, 2019. <https://www.tagar.id/jumlah-pengguna-twitter-indonesia-naik-pesat>
- [6] P. P. O. Mahawardana, I. A. P. F. Imawati, and I. W. Dika, "Analisis Sentimen Berdasarkan Opini dari Media Sosial Twitter terhadap 'Figure Pemimpin' Menggunakan Python," *J. Manaj. dan Teknol. Inf.*, vol. 12, no. 2, pp. 50–56, 2022, [Online]. Available: <https://ojs.mahadewa.ac.id/index.php/jmti/article/view/2111>
- [7] A. S. H. Basari, B. Hussin, I. G. P. Ananta, and J. Zeniarja, "Opinion mining of movie review using hybrid method of support vector machine and particle swarm optimization," in *Procedia Engineering*, 2013, vol. 53, pp. 453–462. doi: 10.1016/j.proeng.2013.02.059.
- [8] R. Mohamed, M. M. Yusof, and N. Wahid, "The effectiveness of Bat algorithm for data handling in various applications," in *Proceedings - 6th IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering, ICCSCE 2016*, 2017, pp. 151–156. doi: 10.1109/ICCSCE.2016.7893562.
- [9] H. Muhamad, C. A. Prasajo, N. A. Sugianto, L. Surtiningsih, and I. Cholissodin, "Optimasi Naïve Bayes Classifier Dengan Menggunakan Particle Swarm Optimization Pada Data Iris," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 3, p. 180, 2017, doi: 10.25126/jtiik.201743251.
- [10] A. Kumar and A. Jaiswal, "Empirical study of twitter and tumblr for sentiment analysis using soft computing techniques," in *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, 2017, vol. 1, pp. 472–476.
- [11] H. Sumarmo, "Komparasi Algoritma Klasifikasi Machine Learning," *BINA Insa. ICT J.*, vol. VOL 4, no. ISSN : 2527-9777, pp. 189–196, 2017.
- [12] S. V. and M. M., "Review: Sentiment Analysis using SVM Classification Approach," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 181, no. 37, pp. 1–8, 2019, doi: 10.5120/ijca2019917993.
- [13] J. C. Zavala-Díaz, M. A. Cruz-Chávez, J. López-Calderón, J. A. Hernández-Aguilar, and M. E. Luna-Ortiz, "A multi-branch-and-bound binary parallel algorithm to solve

- the knapsack problem 0-1 in a multicore cluster," 2019. doi: 10.3390/app9245368.
- [14] K. A. Chandra, I. M. Widiartha, and A. Muliantara, "Analisis & implementasi algoritma kelelawar sebagai fitur selektor dalam klasifikasi dermatology," *J. Ilmu Komput. Univ. Udayana*, vol. IX, no. 2, pp. 15–26, 2016.
- [15] H. Khurana and S. K. Sahu, "Bat inspired sentiment analysis of Twitter data," 2018. doi: 10.1007/978-981-10-6875-1_63.
- [16] M. Bilal, H. Israr, M. Shahid, and A. Khan, "Sentiment classification of Roman-Urdu opinions using Naïve Bayesian, Decision Tree and KNN classification techniques," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 28, no. 3, pp. 330–344, 2016, doi: 10.1016/j.jksuci.2015.11.003.
- [17] M. A. Hearst, "Text data mining: Issues, techniques, and the relationship to information access," in *Presentation notes for UW/MS workshop on data mining*, 1997.
- [18] R. Feldman and I. Dagan, "Knowledge Discovery in Textual Databases (KDT)," in *International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*, 1995, pp. 112–117. [Online]. Available: <http://www.aaai.org/Papers/KDD/1995/KDD95-012.pdf>
- [19] J. Feldman, R. & Sanger, *The text mining handbook: advanced approaches in analyzing unstructured data*, vol. 44, no. 10. New York: Cambridge Univ. Press, 2007. doi: 10.5860/choice.44-5684.
- [20] C. Triawati, M. A. Bijaksana, N. Indrawati, and W. A. Saputro, "Pemodelan Berbasis Konsep Untuk Kategorisasi Artikel Berita," in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*, 2009, vol. 2009, no. Snati, pp. 48–53.
- [21] S. Roaf, *Introduction to second edition*. MIT Press, 2014. doi: 10.5325/j.ctv1c9hns8.7.
- [22] KBBI Kemendikbud, "KBBI Daring," *Badan Pengembangan dan Pembinaan Bahasa, Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia*, 2021. <https://kbbi.kemdikbud.go.id/entri/optimas> (accessed Jun. 12, 2020).
- [23] A. Hasad, "Algoritma optimasi dan aplikasinya," Bogor, 2011.
- [24] K. Dave, S. Lawrence, and D. M. Pennock, "Mining the peanut gallery: Opinion extraction and semantic classification of product reviews," Princeton, NJ; Pasadena, CA, 2003. doi: 10.1145/775152.775226.
- [25] D. T. Larose, "Naïve Bayes Estimation and Bayesian Networks," in *Data Mining Methods and Models*, Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2006, pp. 204–239. doi: 10.1002/0471756482.ch5.
- [26] M. Kubek, "Natural Language Processing and Text Mining," in *Studies in Big Data*, vol. 62, London, England: Springer Verlag, 2020, pp. 35–52. doi: 10.1007/978-3-030-23136-1_4.
- [27] J. Arguello, "Naïve Bayes Text Classification," *The University of North Carolina*, 2013. https://ils.unc.edu/courses/2013_fall/inls613_001/lectures/04NaiveBayesClassification.pdf (accessed Apr. 12, 2020).
- [28] K. Jain and S. Kaushal, "A Comparative Study of Machine Learning and Deep Learning Techniques for Sentiment Analysis," in *2018 7th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization: Trends and Future Directions, ICRITO 2018*, 2018, pp. 483–487. doi: 10.1109/ICRITO.2018.8748793.
- [29] Jyoti and S. Rao, "A survey on sentiment analysis and opinion mining," in *ACM International Conference Proceeding Series*, 2016, vol. 12-13-NaN-2016, pp. 7–11. doi: 10.1145/2979779.2979832.
- [30] A. P. Jain and V. D. Katkar, "Sentiments analysis of Twitter data using data mining," in *Proceedings - IEEE International Conference on Information Processing, ICIP 2015*, 2016, pp. 807–810. doi: 10.1109/INFOP.2015.7489492.
- [31] M. Kumaresan, "Sentiment Analysis using Vader," DELHI TECHNOLOGICAL UNIVERSITY, 2016.
- [32] X. S. Yang, *A new metaheuristic Bat-inspired Algorithm*, Nature Ins., vol. 284. Cambridge, UK: Springer Verlag, 2010. doi: 10.1007/978-3-642-12538-6_6.