

Analisis Sentimen Pada Sosial Media Instagram Menggunakan Algoritma *Naive Bayes* (Studi Kasus : Timnas Futsal Indonesia)

Doli Ananda Efraim¹, Ermatita²

Program Studi S1 Informatika / Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta

Jl. RS. Fatmawati Raya, Pd. Labu, Kec. Cilandak, Kota Depok, Daerah Khusus Ibukota Jakarta 12450
doliananda@upnvj.ac.id¹, ermatitaz@yahoo.com²

Abstrak. Sosial media telah menjadi identitas baru bagi masyarakat Indonesia saat ini dan juga merupakan gaya hidup yang sulit dilupakan. Bahkan, banyak pengguna yang memiliki lebih dari satu akun sosial media. Salah satu platform sosial media yang populer adalah Instagram, yang dapat diakses melalui smartphone Android dan iOS, serta melalui situs web. Maka pada penelitian ini sosial media Instagram adalah media yang digunakan untuk pengumpulan data komentar yang akan digunakan pada penelitian ini. Kemudian data komentar yang sudah dikumpulkan tersebut diberi label positif dan negatif yang akan diberikan oleh 2 anotator. Setelah itu dilakukan praproses seperti pembersihan data, case folding, normalization, tokenization, stopword removal, dan stemming kemudian pembobotan kata dengan Term Frequency – Inverse Document Frequency. Hasil dari pelabelan data berjumlah 262 komentar positif dan 142 komentar negatif. Lalu data dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Algoritma yang digunakan untuk melakukan klasifikasi adalah *naive bayes*. Masing – masing memiliki nilai akurasi sebesar 71%, presisi sebesar 84%, recall sebesar 69%.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Postingan Timnas Futsal Indonesia, *Naive Bayes*, *Instagram*

1 Pendahuluan

Saat ini, sosial media telah menjadi bagian tak terpisahkan dari gaya hidup masyarakat pengguna internet. Sosial media bukan hanya menjadi alat komunikasi, tetapi juga menjadi platform untuk saling berinteraksi antara pengguna internet, baik sebagai teman, keluarga, maupun pasangan. Sosial media memberikan kemungkinan bagi pengguna untuk berinteraksi melalui pesan teks, suara, dan panggilan video. Salah satu platform sosial media yang populer untuk berbagi opini adalah Instagram. Instagram sering digunakan sebagai tempat bertukar pendapat antara pengguna. Penggunaan algoritma *Naive Bayes* dipilih dalam penelitian ini karena algoritma tersebut efektif dalam mengolah data yang berjumlah besar dan mempunyai tingkat akurasi yang tinggi [1]. Menggunakan algoritma *k-NN* dan *Naive Bayes* dengan seleksi fitur *Backward Elimination* menghasilkan akurasi yang signifikan. Pada algoritma *k-NN* dengan nilai $k=7$, diperoleh akurasi sebesar 97,28%, sementara algoritma *Naive Bayes* menghasilkan akurasi sebesar 99,04% [1].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penulis melakukan penelitian untuk mengkaji sentimen pengguna Sosial Media Instagram terhadap postingan Timnas Futsal Indonesia. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah klasifikasi dan analisis sentimen terhadap komentar yang membahas Timnas Futsal Indonesia di Sosial Media Instagram. Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi dan algoritma *Naive Bayes* untuk mengklasifikasikan komentar-komentar yang bersifat positif dan negatif yang diberikan masyarakat terhadap Timnas Futsal Indonesia.

2 Dasar Teori

2.1 *Instagram*

Pada awalnya, *Instagram* hanya tersedia untuk pengguna *smartphone Apple*, seperti *iPad*, *iPhone*, dan *iPod Touch*. Namun, sejak bulan April 2012, *Instagram* mulai tersedia untuk pengguna ponsel *Android*, sehingga memungkinkan pengguna untuk menggunakan *Instagram* untuk berbagi foto mereka [2].

2.2 Text Mining

Text mining digunakan untuk melakukan berbagai tugas dalam analisis teks, seperti klasifikasi dokumen, pengelompokan (*clustering*), ekstraksi informasi, analisis sentimen, dan pengambilan informasi (*information retrieval*). *Text mining* merupakan cabang dari data mining yang berfokus pada penemuan pola menarik dari kumpulan data teks yang besar [3].

2.3 Analisis Sentimen

Sistem analisis sentimen telah diterapkan dalam berbagai bisnis dan domain sosial, karena opini memainkan peran sentral dalam hampir semua aktivitas manusia. Sistem analisis sentimen memainkan peran penting dalam memahami dan menginterpretasikan pendapat dan opini masyarakat, dan dapat digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik bagi individu maupun organisasi [3].

2.4 Naive Bayes

Naive Bayes Classifier merupakan suatu algoritma yang berdasarkan pada *Teorema Bayes*, menggunakan teknik probabilitas dan statistik untuk memperkirakan atau memprediksi peluang terjadinya suatu kejadian berdasarkan pengalaman sebelumnya. Dalam *Naive Bayes Classifier*, terdapat dua himpunan utama yang diperlukan, yaitu himpunan latih dan himpunan uji. Himpunan latih digunakan sebagai data latih yang berfungsi sebagai identifikasi objek yang akan diklasifikasikan. Sementara itu, himpunan uji merupakan data yang digunakan untuk mengukur akurasi dan keakuratan dari proses klasifikasi tersebut. Berikut merupakan teorema *Naive Bayes* [3].

$$P(d) = \frac{P(c) \times P(d|c)}{P(d)} \quad (1)$$

Keterangan :

c : Hipotesis data merupakan suatu *class* spesifik

d : Data dengan *class* yang belum diketahui.

P(c|d) : *Posterior*, probabilitas hipotesis A berdasarkan kondisi W.

P(c) : *Prior*, probabilitas hipotesis A

P(d|c) : *Likelihood*, probabilitas W berdasarkan kondisi pada hipotesis A.

P(d) : *Evidence*, probabilitas W.

$$P(c) = \frac{|doc\ c|}{|document|} \quad (2)$$

Keterangan :

P(c) : Peluang kemunculan suatu dokumen yang memiliki kategori j.

doc j : Jumlah dari dokumen untuk tiap kategori j.

|document| : Jumlah dokumen dari setiap kategori

$$c_{MAP} = \underset{c \in V}{\operatorname{arg\,max}} P(c) \prod_i P(W_i | c) \quad (3)$$

Keterangan :

P(c) : Peluang kemunculan suatu dokumen yang memiliki *class* c.

P(W_i|c) : Peluang kemunculan W_i pada *class* c.

2.5 Kappa Statistic

Koefisien kappa Cohen adalah sebuah uji statistik yang digunakan untuk menentukan tingkat kesepakatan antara dua perkiraan yang berbeda dari variabel respon. Uji ini berguna ketika variabel respon tersebut berbentuk kategorikal. Penilaian variabel respon dapat dipantau oleh dua penilai atau pengamat yang berbeda, atau oleh penilai atau pengamat yang sama pada dua waktu yang berbeda [4].

Variabilitas pengamat/penilai dapat diukur dalam berbagai situasi yang melibatkan dua orang atau lebih untuk menilai hal yang sama. Pengukuran variasi antar pengamat dan penilai ini bisa disebut sebagai pengukuran persetujuan.

Perhitungan dilakukan berdasarkan perbedaan antara berapa banyak kesepakatan yang sebenarnya ada (*observed agreement*) dibandingkan dengan berapa banyak kesepakatan yang diharapkan ada (*expected agreement*).

Tabel 1. Variasi Antar-Pengamat/Penilai

		Hasil Pengamat 1		
		Positif	Negatif	Total
Hasil Pengamat 2	Positif	a	b	m ₁
	Negatif	c	d	m ₀
	Total	n ₁	n ₀	n

Penjelasan Tabel 1 diatas:

a dan d: merupakan jumlah dua pengamat setuju.

b dan c: merupakan jumlah dua pengamat tidak setuju.

n : total nilai

n₁ : total nilai positif hasil dari anotator 1

n₀ : total nilai negatif hasil dari anotator 1

m₁ : total nilai positif hasil dari anotator 2

m₀ : total nilai negatif hasil dari anotator 2

K : kappa

p_o : kesepakatan yang sebenarnya ada

p_e : kesepakatan yang diharapkan ada

Jika tidak ada perbedaan atau semuanya setuju maka b dan c bernilai nol dan kesepakatan sebenarnya (*observed agreement*) yang dinotasikan sebagai p_o adalah 1. Sedangkan, jika tidak ada kesepakatan maka a dan d bernilai nol dan kesepakatan sebenarnya (*observed agreement*) yang dinotasikan sebagai p_o adalah 0.

1. Rumus *Observed agreement*:

$$p_o = \frac{a+b}{n} \quad (4)$$

2. Rumus *Expected agreement*:

$$p_e = \left[\left(\frac{n_1}{n} \right) * \left(\frac{m_1}{n} \right) \right] + \left[\left(\frac{n_0}{n} \right) * \left(\frac{m_0}{n} \right) \right] \quad (5)$$

3. Rumus *Kappa*:

$$K = \frac{(p_o - p_e)}{1 - p_e} \quad (6)$$

Hasil perhitungan *kappa* dapat diinterpretasikan menurut Tabel 2 di bawah [4].

Tabel 2. Interpretasi *Kappa*

<i>Kappa</i>	Persetujuan
< 0	Kurang dari persetujuan
0.01 – 0.20	Persetujuan yang sedikit
0.21 – 0.40	Persetujuan yang agak sedang
0.41 – 0.60	Persetujuan yang sedang
0.61 – 0.80	Persetujuan yang substansial
0.81 – 1.00	Persetujuan yang hampir sempurna

2.6 Term Frequency – Inverse Document Frequency (TF – IDF)

Term Frequency - Inverse Document Frequency (TF-IDF) metode *TF-IDF* merupakan metode yang menggunakan cara pembobotan pada kata (*term*) yakni menggabungkan dua konsep untuk menghitung bobot, yaitu frekuensi kemunculan sebuah kata dalam sebuah dokumen tertentu dan frekuensi kebalikan dari dokumen yang mengandung kata tersebut. Semakin sering sebuah kata (*term*) muncul dalam suatu dokumen semakin penting pula kata tersebut [4].

Rumus *TF* (*Term Frequency*) dapat dituliskan pada persamaan (7) dibawah ini:

$$f(t) = f_i / \sum t, d \quad (7)$$

f_i , merupakan sebuah kata/*term* (t) yang muncul di dalam dokumen (d).

$\sum t, d$ merupakan total keseluruhan data yang terdapat pada sebuah dokumen.

Sedangkan rumus *IDF* (*Inverse Document Frequency*) dapat dituliskan pada persamaan (8) dibawah ini:

$$d(t) = \log N/dft \quad (8)$$

N merupakan jumlah dokumen.

dft merupakan jumlah dokumen dimana kata (*term*) t muncul di dalamnya.

Kemudian untuk *TF-IDF* dapat dituliskan pada persamaan (9) dibawah ini:

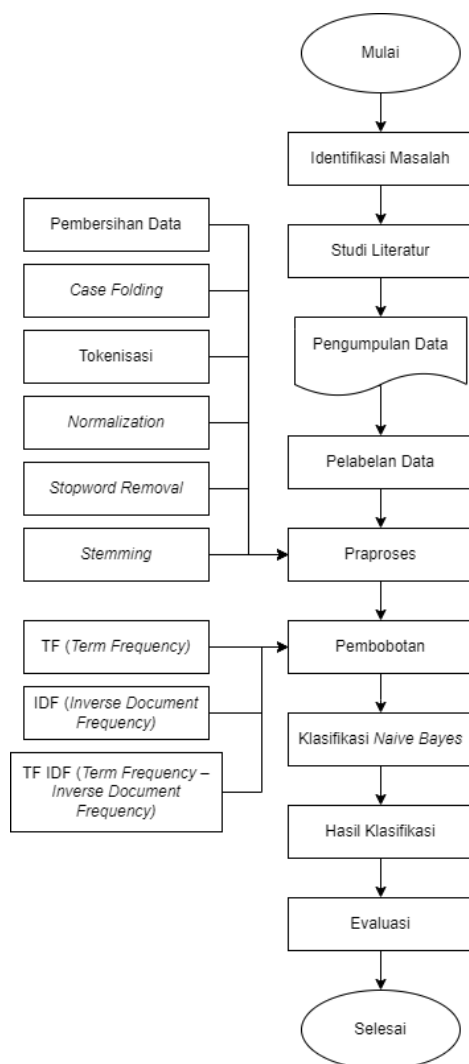
$$TF - IDF (t, d) = (t) * (d) \quad (9)$$

2.6 Timnas Futsal Indonesia

Tim Nasional Futsal Indonesia adalah tim yang mewakili Indonesia dalam kompetisi futsal. Tim ini berada di bawah kendali Persatuan Sepak Bola Seluruh Indonesia melalui Federasi Futsal Indonesia Sejauh ini, timnas telah berpartisipasi dalam 15 Kejuaraan Futsal AFF dan 10 Kejuaraan Futsal AFC. Prestasi terbaik mereka termasuk menjadi juara Kejuaraan Futsal AFF 2010, meraih posisi *runner-up* dalam Pesta Olahraga Asia Tenggara 2021, dan finish di posisi delapan besar dalam Kejuaraan Futsal AFC 2022 [5].

Saat ini, olahraga futsal mengalami perkembangan yang signifikan di Indonesia. Timnas Futsal Indonesia telah meraih posisi di peringkat 10 besar di Asia dan menjadi salah satu dari empat tim terbaik di Asia Tenggara bersama Thailand, Vietnam, dan Australia. Prestasi ini menunjukkan kemajuan yang menggembirakan dalam perjalanan Timnas Futsal Indonesia dan menempatkan mereka sebagai pesaing yang diakui di tingkat regional [5].

3 Metode Penelitian



Gambar. 1. Diagram Alur Penelitian

Dari Gambar 1 diatas dapat dijelaskan tahapan/alur penelitian yang dilakukan sebagai berikut.

a. Identifikasi Masalah

Pada tahapan penelitian ini permasalahan yang terjadi adalah permasalahan dalam mengklasifikasikan data *comment* pada postingan Timnas Futsal Indonesia dengan metode klasifikasi dan algoritma *Naive Bayes*.

b. Studi Literatur

Pada tahapan penelitian ini, dilakukan pencarian dan pembelajaran terhadap penelitian-penelitian sebelumnya baik di tingkat nasional maupun internasional. Fokus pencarian tersebut adalah pada penelitian yang berkaitan dengan analisis sentimen, *text mining*, klasifikasi, dan algoritma *Naive Bayes*. Selain itu, juga dilakukan studi terhadap jurnal-jurnal yang membahas topik-topik tersebut.

Sumber-sumber lain yang digunakan dalam penelitian ini meliputi artikel-artikel terkait dan situs-situs resmi yang berkaitan dengan topik penelitian. Dengan menggunakan sumber-sumber dan penelitian-penelitian tersebut, peneliti berharap dapat mengumpulkan informasi yang relevan dan berguna untuk menyelesaikan permasalahan yang ada dalam penelitian ini.

c. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, akuisisi data dilakukan untuk mencari dan mendapatkan data yang dibutuhkan. Data yang menjadi fokus penelitian adalah komentar pengguna *Instagram* yang melakukan komentar pada akun Timnas Futsal Indonesia, yang akan digunakan sebagai data latih dan data uji. Proses pengumpulan data komentar dilakukan dengan menggunakan *extension IGCommentExport* pada *browser* Google Chrome. Metode ini memungkinkan peneliti untuk mengekspor komentar dari akun Instagram yang terkait dengan Timnas Futsal Indonesia, sehingga data komentar tersebut dapat digunakan sebagai sumber informasi dalam penelitian ini.

d. Pelabelan Data

Proses ini dilakukan setelah data didapatkan dari hasil *crawling* data pada *Instagram*. Label yang digunakan oleh penulis yaitu label positif dan label negatif. Label positif diberikan untuk data *comment* bermuatan sentimen positif dan label negatif diberikan untuk data *comment* bermuatan sentimen negatif. Pelabelan data dilakukan oleh dua pihak sebagai penilai dari data *comment*. Untuk menguji nilai validitas dari hasil pelabelan, penulis akan menghitung *kappa value* sebagai acuan dari hasil pelabelan tersebut.

e. Praproses

Pada tahapan praproses, penulis melakukan beberapa tahap, yaitu:

a) Pembersihan Data

Pada proses ini peneliti akan membersihkan data *comment* yang sudah didapat dengan cara menghapus *URL*, *hashtag* (#), simbol-simbol, dan tanda baca sehingga data tersebut dapat diolah dengan baik.

b) Case Folding

Pada tahapan ini peneliti akan menyeragamkan karakter pada data *text* dari *comment* yang dimana jika terdapat huruf kapital atau besar akan diubah menjadi huruf kecil.

c) Normalization

Pada tahapan ini peneliti akan merubah kata-kata yang ejaannya masih disingkat atau tidak baku akan diperbaiki supaya mempermudah dalam melakukan penelitian.

d) Tokenization

Pada tahapan ini peneliti akan merubah kalimat yang masih utuh didapat dari *comment* yang akan dipecah-pecah menjadi kata per kata dengan spasi sebagai pemisahannya.

e) Stopword Removal

Pada tahapan ini, peneliti akan melakukan penghapusan kata-kata yang tidak memiliki makna atau dianggap tidak penting, sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan secara lebih efisien dan efektif. Kata-kata ini umumnya disebut sebagai "*stopword*". *Stopword* adalah kata-kata umum yang sering muncul dalam jumlah besar dan dianggap tidak memiliki makna yang signifikan dalam analisis teks (seperti kata penghubung, kata depan, kata bantu, dll.). Dengan menghapus *stopword*, peneliti dapat fokus pada kata-kata kunci yang lebih relevan dan memiliki pengaruh yang lebih besar dalam analisis dan klasifikasi data.

f) Stemming

Pada proses ini peneliti melakukan proses mengembalikan kata yang berimbuhan menjadi bentuk dasar kata dengan menghapuskan semua imbuhan.

f. Pembobotan Kata *TF-IDF*

Pada Tahapan ini peneliti akan melakukan pembobotan pada kata disetiap dokumen yang didapat dari *comment* sehingga data tersebut memiliki nilai yang dapat membantu dalam proses klasifikasi.

Pembobotan kata *TF-IDF* ini akan dilakukan dengan mengacu pada bab 2 persamaan (7).

g. Klasifikasi Menggunakan *Naive Bayes*

Metode yang digunakan untuk klasifikasi dalam penelitian ini adalah *Naive Bayes*. Algoritma *Naive Bayes* akan mengklasifikasikan komentar yang mengandung opini terkait postingan Timnas Futsal Indonesia. Dalam penerapan *Naive Bayes*, terdapat dua proses utama yang dilakukan, yaitu penggunaan data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Langkah pertama adalah melatih sistem dengan menggunakan data latih, di mana sistem akan belajar dari pola dan karakteristik data tersebut. Setelah itu, langkah selanjutnya adalah menguji sistem dengan menggunakan data uji, di mana sistem akan mengklasifikasikan komentar berdasarkan probabilitas yang telah dipelajari dari data latih (1), (2), (3).

Dalam penelitian ini, klasifikasi *Naive Bayes* menggunakan *library* dari *NLTK (Natural Language Toolkit)*, yaitu sebuah *library Python* yang digunakan dalam proses *machine learning* teks. *Library* ini menyediakan fungsi dan algoritma yang dapat digunakan untuk pemrosesan dan analisis teks, termasuk dalam hal ini, klasifikasi komentar menggunakan metode *Naive Bayes*.

h. Evaluasi

Evaluasi atau ketepatan klasifikasi menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur kinerja model klasifikasi dengan melihat nilai pada masing-masing kelas yang diprediksi dan kelas yang sebenarnya.

Confusion matrix adalah tabel dua dimensi yang menggambarkan hasil prediksi model dengan membandingkan kelas yang diprediksi dengan kelas yang sebenarnya [3].

Tabel 3. *Confusion Matrix*

Prediksi	Aktual	
	Positive	Negative
Positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Keterangan :

True Positive (TP) : jika data aktual positif dan diprediksi positif.

False Positive (FP) : jika data aktual negatif dan diprediksi positif.

True Negative (TN) : jika data aktual negatif dan diprediksi negatif.

False Negative (FN) : jika data aktual positif dan diprediksi negatif.

Terdapat rumus untuk perhitungan evaluasi, berikut adalah rumus-rumus untuk menghitung evaluasi.

- a) Akurasi, untuk menghitung seberapa tepat model dalam melakukan klasifikasi. Dengan rumus:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (10)$$

- b) Presisi, untuk menghitung rasio prediksi benar positif yang dibandingkan dengan total yang diprediksi positif. Dengan rumus:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (11)$$

- c) *Recall*, untuk menghitung prediksi benar positif yang dibandingkan dengan keseluruhan aktual positif. Dengan rumus:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (12)$$

4 Hasil Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari Instagram menggunakan *IGCommentsExport* dengan menghubungkannya dengan *link* postingan pada akun Instagram Timnas Futsal Indonesia. Proses pengambilan data dilakukan dalam rentang tanggal 28 September hingga 4 Oktober 2022. Data yang diambil adalah komentar yang ditujukan kepada akun resmi Timnas Futsal Indonesia, yaitu @timnasfutsal.

Data yang diambil merupakan data *comment* yang didapat sebanyak 404 data. Hasil dari pengambilan data menggunakan kode program python dibawah ini.

```
#### Cek data mentah
```

```
top_5_mentah = data_mentah['Comment_Text'].head(6).values
```

```
print('Sebelum dibersihkan :')
```

```
for x in top_5_mentah:
```

```
    print(x)
```

Hasil data yang di dapat pada gambar di bawah ini.

Sebelum dibersihkan :

```
@ari_setiono33 pertanyaan gua lu ngerasain GK apa yg sauzi rasain? Gak kan,kalau GK tau apa yg di rasain seorang pemain didalam lapangan GK usah ngejuat anjing l
@azrielakbarra iran 2019 sama skrng beda skuat bang, 2018 dngn skuat dlu thai aja di cukur, tapi skuat skrng banyak regenerasi belum sampe ke level iran tahun t:
@fardhankurniawan13 seenggak bisa membuat kondisi tim gak pincang bos ,mslh menang kita masih jauh sama Iran .dgn hadirnya mereka ber empat setidaknya bisa member
@_islamkoli ?
@_islamkoli pesimis aja lu bro
@2nd.account14 wkwkwkwk naruto jd pak kades sibuk berat ngurun negara🤔
```

Gambar 2. Hasil *Crawling Data Instagram*

Selanjutnya melakukan pelabelan pada data instagram yang sama menggunakan pelabelan manual oleh 2 anotorator dengan hasil anotasi dapat dilihat pada Tabel 4 di bawah.

Tabel 4. Hasil Anotasi

Penilai	Anotator 1			Total
	Sentimen	Positif	Negatif	
Anotator 2	Positif	249	6	255
	Negatif	15	134	149
	Total	264	140	404

Berdasarkan hasil anotasi yang ada pada tabel 4 , dapat dilihat bahwa anotator 1 dan anotator 2 memiliki kesamaan dalam pelabelan positif dan negatif yang masing-masingnya 249 positif dan 134 negatif. Pada tabel 5 juga dapat dilihat terdapat 6 tupel yang berbeda pendapat dalam pelabelan data tersebut yaitu ketika anotator 1 menilai negatif tetapi anotator 2 menilai positif. Selain itu, terdapat 15 tupel yang berbeda pendapat dalam pelabelan data tersebut yaitu ketika anotator 1 menilai positif tetapi anotator 2 menilai negatif.. Selanjutnya menghitung Observed agreement (rumus (4)) dan Expected agreement (rumus (5)).

Perhitungan *Observed agreement*:

$$p_o = \frac{249+134}{404} = 0,9480$$

Perhitungan *Expected agreement*:

$$p_e = \left[\left(\frac{264}{404} \right) * \left(\frac{255}{404} \right) \right] + \left[\left(\frac{140}{404} \right) * \left(\frac{149}{404} \right) \right] = 0.5402$$

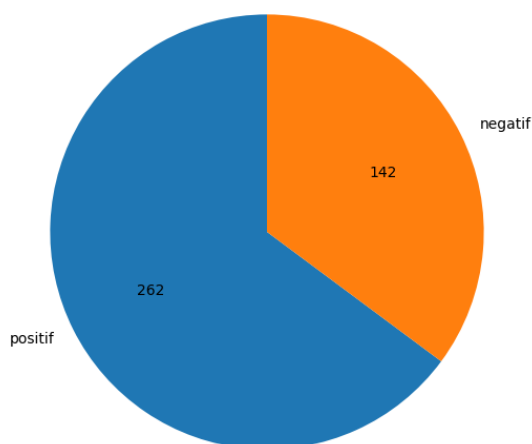
Kemudian menghitung nilai *kappa* untuk mengetahui reliabilitas persetujuan pelabelan, perhitungan nilai kappa menggunakan rumus (6).

Perhitungan *Kappa*:

$$K = \frac{(0.9480-0.5402)}{1-0.5402} = 0.8869$$

Dari hasil perhitungan nilai *kappa* di atas, didapat nilai kappa sebesar 0.8869. Berdasarkan tabel 5 interpretasi kappa menyatakan bahwa rentang nilai kappa 0.81 – 1.00 memiliki tingkat reliabilitas persetujuan yang hampir sempurna. Jika dilihat nilai kappa dari hasil perhitungan, maka dapat dikatakan hasil perhitungan nilai kappa di atas hampir sempurna. Sehingga dapat disimpulkan bahwa hasil pelabelan yang dilakukan oleh kedua anotator dapat digunakan untuk pemodelan.

Perbedaan pendapat dalam pelabelan tersebut kemudian didiskusikan kembali oleh anotator 1 dan anotator 2. Dari hasil diskusi tersebut 6 tupel yang anotator 1 menilai negatif sedangkan anotator 2 menilai positif telah mencapai kesepakatan yaitu 2 negatif dan 4 positif. Pada 15 tupel yang anotator 1 menilai positif sedangkan anotator 2 menilai negatif juga telah mencapai kesepakatan yaitu 9 positif dan 6 negatif. Sehingga hasil dari pelabelan secara keseluruhan yaitu 262 positif dan 142 negatif. Dapat disimpulkan bahwa pelabelan manual menggunakan *kappa statistic*, sentimen pengguna *instagram* terhadap Timnas Futsal Indonesia didominasi oleh sentimen positif. Agar lebih jelas dapat dilihat pada Gambar 4.1 total masing – masing sentimen positif dan negatif.



Gambar 3. Hasil Pelabelan Manual

Setelah dilakukan pelabelan data secara manual, data yang diperoleh sebanyak 975 kata dari 404 data hasil praproses, perlu dilakukan perubahan data dari kata menjadi angka supaya bisa diproses oleh model machine learning karena model machine learning hanya menerima masukan berupa angka-angka. Oleh karena itu, data teks perlu diubah menjadi angka dengan salah satu teknik yaitu pembobotan dengan *Term Frequency – Inverse Document Frequency (TF-IDF)*. Pembobotan *TF-IDF* yang dilakukan berdasarkan rumus (7) melalui perkalian rumus (8) dan rumus (9). Berikut tabel sampel nilai *TF-IDF* dari tiga kata yang dipilih yaitu enggak, tanya, apa :

Tabel 5. Sampel Hasil *TF-IDF*

Kata	TF			df	IDF	TF * IDF		
	D1	D2	D3			D1	D2	D3
enggak	0.10	0	0	3	0	0	0	0
tanya	0.03	0	0	1	0.477	0.014	0	0
apa	0.07	0	0	2	0.176	0.012	0	0

Sebelum dilakukan klasifikasi, dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji.

Tabel 6. Pembagian Data

	80% (Data latih)	20% (Data uji)	Total
Dataset	323	81	404

a. Data Latih

Pada tahap ini, sebelumnya telah diperoleh data dari pembobotan *TF-IDF* di Tabel 5 berupa bobot dari setiap kata ataupun *comment* yang selanjutnya akan dimasukkan ke dalam proses klasifikasi dengan algoritma *Naïve Bayes*. Perhitungan data latih memanfaatkan algoritma multinomial *Naïve Bayes* yang mengacu pada rumus bab 2 persamaan (2).

$$\text{Keterangan : } (c) = \frac{\text{count}(W_i,c)+1}{|c|+|v|}$$

$P(W_i|c)$: Probabilitas kata W_i pada kelas c

Count(W_i,c) : jumlah kemunculan kata W_i pada kelas c .

$|c|$: jumlah semua kata pada kelas c

$|V|$: jumlah keseluruhan kata

Dari hasil tabel (5) maka diketahui sebagai berikut:

1. Total nilai $|V| = 35$
2. Total nilai TF Positif = 18
3. Total nilai TF Negatif = 10

Dari hasil perhitungan yang telah disebutkan sebelumnya, maka bisa dilaksanakan perhitungan sebagai berikut:

1. Probabilitas kata “tanya” pada tabel:
 - a. $P(\text{'tanya'} | \text{Positif}) = \frac{(\text{'tanya'}|\text{Positif})+1}{(\text{Positif})+|V|} = \frac{0,01+1}{18+35} = 0,0191$
 - b. $P(\text{'tanya'} | \text{Negatif}) = \frac{(\text{'tanya'}|\text{Negatif})+1}{(\text{Negatif})+|V|} = \frac{0+1}{10+35} = 0,2222$
2. Probabilitas kata “menang” pada tabel:
 - a. $P(\text{'menang'} | \text{Positif}) = \frac{(\text{'menang'}|\text{Positif})+1}{(\text{Positif})+|V|} = \frac{5,28+1}{18+35} = 0,1184$
 - b. $P(\text{'menang'} | \text{Negatif}) = \frac{(\text{'menang'}|\text{Negatif})+1}{(\text{Negatif})+|V|} = \frac{7,04+1}{10+35} = 0,1786$
3. Probabilitas kata “kondisi” pada tabel:
 - a. $P(\text{'kondisi'} | \text{Positif}) = \frac{(\text{'kondisi'}|\text{Positif})+1}{(\text{Positif})+|V|} = \frac{0,019+1}{18+35} = 0,0192$
 - b. $P(\text{'kondisi'} | \text{Negatif}) = \frac{(\text{'kondisi'}|\text{Negatif})+1}{(\text{Negatif})+|V|} = \frac{0+1}{10+35} = 0,2222$

Tabel 7. Hasil Data Latih

Term	Hasil Data Latih		Positif	Negatif	P(Wi Pos)	P(Wi Neg)
	TF-IDF Pos	TF-IDF Neg				
tanya	0,014	0	1	0	0,0191	0,2222
menang	5,28	7,04	1	1	0,184	0,1786
kondisi	0,019	0	1	0	0,0192	0,2222

b. Data Uji

Kemudian dalam tahapan selanjutnya yakni pengujian terhadap data yang sudah melalui proses *training*. Untuk tahapan ini pengujian dilaksanakan melalui penggunaan data uji yang berpatokan pada hasil

pemodelan *Naïve Bayes* yang sudah dilaksanakan pembentukan pada proses latih (*training*). Sampel yang dimanfaatkan pada data uji. Dari hasil pra proses data pada data uji yang telah disebutkan sebelumnya, maka data akan dilaksanakan perhitungan probabilitas dari setiap kata yang ada pada data uji dengan berpatokan pada hasil perhitungan probabilitas kata pada data latih. Untuk perhitungan probabilitas data uji bisa memanfaatkan rumus pada bab 2 yakni persamaan (2):

Tabel 8. Probabilitas Sampel Data Uji

Token	TF	DF	IDF	TF-IDF
tanya	1	1	0,014	0,014
menang	1	1	5,28	7,04
kondisi	1	1	0,019	0,019

$$P(c) = \frac{\text{count}(W_i,c)+1}{|c|+|V|}$$

Dari hasil tabel (5) maka diketahui sebagai berikut:

1. Total nilai $|V| = 35$
2. Total nilai TF Positif = 18
3. Total nilai TF Negatif = 10

Maka bisa dilaksanakan perhitungan probabilitas kategori dari data uji yang telah disebutkan sebelumnya, sebagai berikut:

1. Perhitungan Probabilitas untuk kategori Positif:
 - a. $P(\text{'tanya'} \mid \text{Positif}) = \frac{(\text{'tanya'} \mid \text{Positif})+1}{(\text{Positif})+|V|} = \frac{0,477+1}{18+35} = 0,019$
 - b. $P(\text{'menang'} \mid \text{Positif}) = \frac{(\text{'menang'} \mid \text{Positif})+1}{(\text{Positif})+|V|} = \frac{0,176+1}{18+35} = 0,1786$
 - c. $P(\text{'kondisi'} \mid \text{Positif}) = \frac{(\text{'kondisi'} \mid \text{Positif})+1}{(\text{Positif})+|V|} = \frac{0,477+1}{18+35} = 0,0192$
2. Perhitungan Probabilitas untuk kategori Negatif:
 - a. $P(\text{'tanya'} \mid \text{Negatif}) = \frac{(\text{'tanya'} \mid \text{Negatif})+1}{(\text{Negatif})+|V|} = \frac{0,014+1}{10+35} = 0,0225$
 - b. $P(\text{'menang'} \mid \text{Negatif}) = \frac{(\text{'menang'} \mid \text{Negatif})+1}{(\text{Negatif})+|V|} = \frac{5,28+1}{10+35} = 0,1395$
 - c. $P(\text{'kondisi'} \mid \text{Negatif}) = \frac{(\text{'kondisi'} \mid \text{Negatif})+1}{(\text{Negatif})+|V|} = \frac{0,019+1}{10+35} = 0,0226$

Dari hasil perhitungan yang dilaksanakan diatas terdapat hasil probabilitas terhadap data yang ada pada data uji dan data latih. Selanjutnya ialah melaksanakan perhitungan agar bisa menetapkan kategori ataupun class yang dimiliki oleh data uji dengan rumus pada bab 2 persamaan (3).

$$cMAP = \text{arg max } P(c) P(W_i|c)$$

$$\begin{aligned} & P(\text{Positif} \mid \text{datauji}) \\ &= P(\text{positif}) \times P(\text{positif}) \times P(\text{positif}) \\ &= 0,5 \times 0,0191 \times 0,1786 \times 0,0192 \\ &= 0,0032674752 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & P(\text{Negatif} \mid \text{datauji}) \\ &= P(\text{Negatif}) \times P(\text{Negatif}) \times P(\text{Negatif}) \\ &= 0,5 \times 0,0225 \times 0,1395 \times 0,0226 \\ &= 0,000035467875 \end{aligned}$$

Setelah dilaksanakan klasifikasi, tahap selanjutnya ialah melaksanakan evaluasi terhadap performa model yang telah dibentuk. Hasil dari klasifikasi terhadap data yang dilabelkan secara manual kelas prediksi terdapat 21 negatif dan 37 positif, sedangkan kelas sebenarnya ialah 7 buruk dan 16 positif. Data yang digunakan untuk pengujian berjumlah 404 data yang dilabelkan secara manual oleh 2 anotor. Berikut ialah tabel *confusion matrix* dari hasil pelabelan manual:

Tabel 9. *Confusion Matrix*

		Kelas Sebenarnya	
		Positif	Negatif
Kelas Prediksi	Positif	37 (TP)	7 (FP)
	Negatif	16 (FN)	21 (TN)

Didasarkan pada hasil Confusion Matrix pada tabel 9 di atas, menunjukkan bahwa dari pengujian model memanfaatkan data uji dengan memanfaatkan algoritma *Naïve Bayes* didapatkan hasil:

- Terdapat 37 data ulasan yang diprediksi dalam kategori positif dan pada kategori sebenarnya juga positif (*True Positive*).
- Terdapat 7 data ulasan yang diprediksi dalam kategori positif dan kategori sebenarnya ialah negatif (*False Positive*).
- Terdapat 16 data ulasan yang diprediksi dalam kategori negatif dan kategori sebenarnya ialah positif (*False Negative*).
- Terdapat 21 data ulasan yang diprediksi dalam kategori negatif dan pada kategori sebenarnya juga negatif (*True Negative*).

Didasarkan pada hasil yang didapat, bisa dilaksanakan perhitungan dari performa model dengan menghitung akurasi, presisi dan recall didasarkan rumus pada bab 3 persamaan (10), (11), dan (12). Berikut termasuk ke dalam perhitungan untuk menemukan untuk nilai akurasi, presisi dan *recall*:

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \\
 &= \frac{37+21}{37+16+7+21} \\
 &= \frac{59}{81} \\
 &= 0.71
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Presisi} &= \frac{TP}{TP+FP} \\
 &= \frac{37}{37+7} \\
 &= \frac{37}{44} \\
 &= 0.84
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Recall} &= \frac{TP}{TP+FN} \\
 &= \frac{37}{37+16} \\
 &= \frac{37}{53} \\
 &= 0.69
 \end{aligned}$$

Pemodelan dari algoritma *Naïve Bayes*, memperoleh bahwa 80 data uji (*testing*) mendapatkan akurasi dengan nilai 0.71 yang berarti 71% dari data uji diprediksi dengan benar berdasarkan kelas yang sebenarnya. Kelas positif prediksi sebanyak 37 data dan kelas negatif sebanyak 16 data. Dan nilai presisi dari model untuk memprediksi benar kelas positif dari keseluruhan data yang diprediksi kelas positif sebesar 0.84 atau bernilai 84%. Sedangkan nilai *Recall* 0.69 yang berarti model dapat memprediksi dengan benar kelas positif 69% dari total keseluruhan data.

5 Kesimpulan

5.1 Kesimpulan

- a. Untuk dapat menganalisis sentimen pengguna *instagram* terhadap Timnas Futsal Indonesia berhasil dilakukan dengan langkah – langkah pengumpulan data, lalu data akan diberi label oleh masing – masing anotator, selanjutnya data akan di praproses dengan 6 tahap berikut: pembersihan data, *case folding*, *normalization*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming*. Setelah itu data akan di bobotkan menggunakan pembobotan TF IDF, selanjutnya data akan diklasifikasikan menggunakan algoritma *Naive Bayes* lalu dibagi menjadi data latih yang digunakan untuk melatih model klasifikasi dan data uji yang akan digunakan untuk menguji kinerja model. Evaluasi akan dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk menghitung akurasi, presisi, dan *recall*.
- b. Algoritma *Naive Bayes* telah berhasil digunakan dalam mengklasifikasikan komentar yang terkait dengan sentimen terhadap Timnas Futsal Indonesia. Hasil pengujian menunjukkan akurasi sebesar 71%, presisi sebesar 84%, dan *recall* sebesar 69%. Penggunaan metode *confusion matrix* berdasarkan data yang diambil dari tanggal 28 September 2022 hingga 4 Oktober 2022 membantu dalam memperoleh hasil tersebut.

5.2 Saran

- a. Menambahkan kelas “netral” pada tahap pelabelan data.
- b. Meningkatkan jumlah keseluruhan data *comment* yang digunakan dalam penelitian yang diharapkan membantu meningkatkan tingkat akurasi dari sistem klasifikasi yang telah dibuat.
- c. Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penggunaan algoritma klasifikasi lainnya seperti *K-Nearest Neighbor (KNN)*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan algoritma lainnya sebagai perbandingan untuk performa algoritma *Naive Bayes*. Ini dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif tentang keunggulan dan kelemahan masing-masing algoritma dalam konteks klasifikasi sentimen.

Referensi

- [1] Yunitasari. (2021). Optimasi Backward Elimination untuk Klasifikasi Kepuasan Pelanggan Menggunakan Algoritma k-Nearest Neighbor (k-NN) dan Naive Bayes.
- [2] Harfian. (2021). Klasifikasi Sentimen Aplikasi Dompot Digital Dana Pada Komentar Di Instagram Menggunakan Naive Bayes Classifier.
- [3] Bagas Guseza Antito. (2022). Analisis Sentimen Klub Sepakbola Persija Jakarta Pada Sosial Media Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes. Skripsi thesis, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta.
- [4] Arjuna, R., M. (2021). Analisis Sentimen Terhadap Layanan Provider Telkomsel Pada Jejaring Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. Retrieved from repository.upnvj: <https://repository.upnvj.ac.id/11199/>
- [5] Hadna, N., M., S., Santosa, P., I., & Winarno, W., W. (2016). Studi Literatur Tentang Perbandingan Metode Untuk Proses Analisis Sentimen di Twitter. Yogyakarta: Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi 2016 (SENTIKA 2016).
- [6] Rizwan. (2022). Analisa Sentimen Terhadap Program Kartu Prakerja Pada Instagram Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier.
- [7] Mahawardana. (2022). Analisis Sentimen Berdasarkan Opini dari Media Sosial Twitter terhadap "Figure pemimpin" Menggunakan Python.
- [8] Pandunata. (2022). Analisis Sentimen Opini Publik Terhadap Pekan Olahraga Nasional Pada Instagram Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier.
- [9] Samsir. (2021). Analisis Sentimen Pembelajaran Daring Pada Twitter di Masa Pandemi Covid-19 Menggunakan Metode Naive Bayes.
- [10] Ratnawati, F. (2018). Implementasi Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Opini Film Pada Twitter. Jurnal Inovtek Polbeng - Seri Informatika. Vol. 3, No. 1.
- [11] Widayani, W., & Harliana. (2021). Perbandingan Kernel Support Vector Machine Dalam Melakukan Klasifikasi Penundaan Biaya Kuliah Mahasiswa. Jurnal Sains dan Informatika. Vol. 7, No. 1.
- [12] Diasrina Dahri., Fahrul Agus., Dyna Marisa Khairina. (2016). Metode Naive Bayes Untuk Penentuan Penerima Beasiswa Bidikmisi Universitas Mulawarman. Vol. 11, No. 2.