

Analisis Sentimen pada *Twitter* untuk *Games Online Mobile Legends* dan *Arena of Valor* dengan Metode *Naïve Bayes Classifier*

Herodion Simorangkir¹, Kemas Muslim Lhaksana²

^{1,2}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹herodion@students.telkomuniversity.ac.id, ²kemasmuslim@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Games online adalah sebuah produk aplikasi yang sangat populer saat ini. Banyak orang terutama generasi muda senang bermain *games online*. *Games online* yang sedang populer saat ini yaitu *Mobile Legends* dan *Arena of Valor*. Kedua *games* ini sedang marak dibicarakan orang banyak terutama di media sosial. Cara mengukur pendapat banyak orang tentang kedua *games* ini yaitu bisa menggunakan Analisis Sentimen. Tujuan Tugas akhir ini yaitu untuk memberikan informasi polarisasi sentimen yang terjadi pada komentar-komentar tentang *games online* *Mobile Legends* dan *Arena of Valor* dari sosial media *Twitter*. Informasi yang akan diberikan yaitu berupa klasifikasi sentimen positif dan negatif dan metode yang digunakan yaitu *Naïve Bayes Classifier*. Hasil prediksi *tweet data Mobile Legends* yaitu *tweet* positif ada sebanyak 33 *tweet*, dan *tweet* negatif ada sebanyak 44 *tweet*. Hasil prediksi *Arena of Valor* yaitu *tweet* positif ada sebanyak 54 *tweet*, dan *tweet* negatif ada sebanyak 151 *tweet*. Nilai akurasi, eror, *recall*, dan *precision* yang didapat masing-masing sebesar 88,89%, 19,18%, 96,97%, dan 69,57% untuk *Mobile Legends* sedangkan *Arena of Valor* memiliki nilai akurasi, eror, *recall*, dan *precision* masing-masing sebesar 39,02%, 60,98%, 88,89% dan 28,74%.

Kata kunci : *Analisis Sentimen, Naïve Bayes Classifier*

Abstract

Online games are an application product that is very popular today. Many people, especially the younger generation are enjoy playing games online. Online games that are currently popular are *Mobile Legends* and *Arena of Valor*. These two games are being talked about by many people, especially on social media. How to measure the opinions from many people about these two games are can use Sentiment Analysis. The purpose of this Final Project is to provide information of sentiment polarization that occurs in comments about these two online games, *Mobile Legends* and *Arena of Valor* on *Twitter*. The information that will be provided is in the form of classification of positive sentiment and negative sentiment than the method used is the *Naïve Bayes Classifier*. The prediction of *Mobile Legends* data tweet is 33 tweets predicted of positive tweet, and 44 tweets predicted of negative tweet, then for of *Arena of Valor* is 54 tweets predicted of positive tweet, and 151 tweets predicted of negative tweet. The accuracy, error, recall and precision values obtained were 88.89%, 19.18%, 96.97% and 69.57% for *Mobile Legends*, meanwhile the *Arena of Valor* had the accuracy, error, recall, and precision values respectively are 39.02%, 60.98%, 88.89% and 28.74%.

Keywords: *Sentiment Analysis, Naïve Bayes Classifier*

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Games online merupakan hal yang sudah sangat melekat pada masyarakat saat ini. Pesatnya perkembangan Internet dan *gadget* beberapa tahun terakhir membuat keberadaan *games online* menjadi semakin pesat perkembangannya. Fasilitas *games online* yang dapat dimainkan oleh banyak penggunanya secara bersamaan dan dapat dimainkan dimana saja secara *online* menjadi daya tarik tersendiri untuk orang-orang terus bermain *games online*. Perkembangan *games online* di Indonesia dapat dikatakan sangat pesat, hal ini bisa dilihat dari data yang ditulis pada situs berita *online* <http://www.pikiran-rakyat.com> bahwa *gamer* Indonesia diprediksi mencapai 34 juta orang pengguna [1]. Dari banyaknya pengguna *games* di Indonesia banyak diantaranya yang bermain *games online* bergenre MOBA.

MOBA adalah salah satu genre *game* yang sedang *trend* saat ini. MOBA adalah singkat dari *Multiplayer Online Battle Arena*. *Gameplay* dari *game* ini secara umum yaitu *player* memainkan 1 karakter *hero* dan tergabung di dalam sebuah tim. Dalam satu kali permainan terdapat 2 tim yang saling bermusuhan. Untuk memenangkan permainan masing-masing tim bertugas untuk menghancurkan tower utama musuh sekaligus dapat mempertahankan tower sendiri. *Game* ini seru untuk dimainkan karena bisa dimainkan secara bersama-sama dan memiliki permainan yang kompleks sehingga dirasa banyak *gamer* tertantang untuk memainkannya. *Games* MOBA yang tengah populer saat ini yaitu *Mobile Legends* dan *Arena of Valor*. Kedua *games* tersebut memiliki banyak kemiripan dari segi *gameplay*, fitur, sistem *ranking* dan lain-lain [2]. Maka banyak orang yang selalu membanding-bandingkan kedua *games* tersebut dan menjadi perdebatan bagi para pencintanya masing-masing bahkan di dunia media sosial.

Dampak lain dari perkembangan Internet yaitu pengguna media sosial yang masif. Data dari <https://techno.okezone.com> kira-kira 130 juta masyarakat Indonesia aktif diberbagai media sosial dan pada Januari 2018 penggunaan internet mencapai 132,7 juta pengguna [3]. Salah satu media sosial terpopuler saat ini yaitu *Twitter* memiliki jumlah pengguna diseluruh dunia hingga 328 juta dan Indonesia masuk kedalam lima besar sebagai pengguna terbanyak dari seluruh dunia [4]. Orang-orang senang bermain media sosial karena menjadikan media sosial sarana banyak orang untuk menuangkan opininya tentang suatu *event* yang sedang terjadi baik untuk hal personal maupun hal-hal lainnya. Opini-opini tersebut dapat diolah menjadi suatu informasi dengan suatu cara yaitu analisis sentimen.

Analisis sentimen merupakan bagian dari *opinion mining*. Analisis sentimen dilakukan untuk melihat pendapat terhadap sebuah masalah atau dapat juga digunakan untuk identifikasi kecenderungan dari suatu permasalahan [5]. Tugas dasar dalam analisis sentimen adalah mengelompokkan polaritas dari teks yang ada dalam dokumen, kalimat, atau pendapat. Polaritas mempunyai arti apakah teks yang ada dalam dokumen, kalimat, atau pendapat memiliki aspek positif atau negatif. Dalam hal ini penulis akan melihat kecenderungan pendapat bersifat positif atau negatif tentang *Mobile Legends* dan *Arena of Valor*. Manfaat yang didapat dari mengetahui kecenderungan pendapat positif dan negatif yaitu bagi para *developer games Mobile Legends* dan *Arena of Valor* dapat mengetahui perkembangan aplikasi yang telah mereka buat dari komentar-komentar orang-orang. Komentar-komentar tersebut dapat dijadikan sebagai acuan untuk *developer* untuk mengembangkan *games* mereka. Mereka akan mengetahui apa saja fitur-fitur dari *games* yang telah mereka buat yang tidak disukai oleh *user*, kekurangan-kekurangan yang ada dalam *games* maupun fitur-fitur yang sudah baik namun harus ditingkatkan untuk menambah ketertarikan *user* untuk terus memainkan *games* tersebut. Metode yang digunakan yaitu metode *Naïve Bayes Classifier* (NBC). Metode NBC dipilih karena memiliki kelebihan yaitu cepat, sederhana, dan menghasilkan hasil prediksi yang baik seperti pada penelitian yang telah dilakukan oleh Rita McCue (2009) untuk mengklasifikasikan *spam* dengan *Naïve Bayes* memiliki nilai akurasi 97,% [7]. Hasil yang didapat dari NBC pada penelitian Tugas Akhir ini yaitu berupa prediksi klasifikasi positif dan negatif.

1.2 Topik dan Batasannya

Topik yang diangkat untuk dijadikan bahan analisis yaitu *tweet-tweet* yang berisikan tentang *games Mobile Legends* dan *Arena of Valor*. *Query* yang digunakan untuk mencari *tweet* tentang *Mobile Legends* adalah “*MobileLegendsOL*”, untuk *Arena of Valor* yaitu “*ArenaofValor*”.

Batasan yang dilakukan dalam pengerjaan Tugas Akhir ini yaitu dalam pengambilan data *twitter* dilakukan menggunakan teknik *crawling*. Data yang diambil hanya data *tweet* saja, dan bahasa *tweet* yang dipakai menggunakan bahasa Inggris. Data *tweet* yang diambil yaitu *tweet* yang ada pada tanggal 29 Mei 2018 sampai 17 Juli 2018.

1.3 Tujuan

Tujuan dari penulisan Tugas Akhir ini yaitu dapat mengklasifikasikan polarisasi sentimen positif dan negatif untuk *games Mobile Legends* dan *Arena of Valor* dan seberapa besar tingkat akurasi yang didapat dari hasil prediksi klasifikasi.

2. Studi Terkait

2.1 Crawling Tweet

Crawling merupakan salah satu cara yang digunakan untuk mengumpulkan atau mengunduh data dari suatu *database* [8]. Pada pengumpulan data *tweet* yang akan diunduh dari *database twitter* harus melalui proses otentifikasi melalui Application Programming Interface (API) *Twitter*. API *Twitter* adalah suatu program atau aplikasi yang disediakan oleh *twitter* untuk mempermudah *developer* lain dalam mengakses informasi yang ada di *website Twitter* [8]. Pendaftaran sebagai *developer* aplikasi *twitter* untuk menggunakan API *Twitter* dapat dilakukan pada laman <https://dev.twitter.com>. Setelah mendaftar *developer* akan mendapatkan *consumer key*, *consumer access*, *access token* dan *access token secret* yang akan digunakan sebagai syarat otentifikasi pada program *crawling tweet*.

2.2 Preprocessing Tweet

Preprocessing dilakukan untuk menghilangkan data yang tidak lengkap, *noisy* dan tidak konsisten [9] dengan tujuan untuk menormalisasi data. Proses yang dilakukan dalam *preprocessing tweet* yaitu *case folding* yaitu merubah semua huruf kapital menjadi huruf kecil, menghilangkan URL, menghilangkan *mention/username* yaitu menghilangkan kata yang diawali dengan simbol “@”, menghilangkan *hashtag* yaitu menghilangkan kata yang diawali dengan simbol “#”, menghilangkan simbol-simbol seperti tanda baca dan *emoticon/emoji*, lalu menghilangkan *Retweet* yaitu *tweet* yang di-copy oleh *user* lain lalu di-posting kembali, biasanya diawali dengan “RT” pada awal *tweet* [10].

Selain itu dilakukan juga proses *tokenizing* atau bisa disebut *parsing* yaitu pemotongan *string* input dalam sebuah dokumen berdasarkan tiap kata yang menyusunnya [5], dalam hal ini data tiap *tweet* dipisahkan tiap katanya. Proses *tokenizing* bertujuan untuk mempermudah proses menghilangkan *stop words*. Proses yang terakhir yaitu menghilangkan *stop words* yaitu kata-kata yang paling sering digunakan dalam kalimat namun tidak memiliki arti, dalam bahasa Inggris kata-kata yang dijadikan sebagai *stop words* seperti kata ganti, *prepositions*, *conjunctions* dan lain-lain [11].

2.3 Naïve Bayes Classifier

Metode *Naïve Bayes Classifier* mengacu pada Teorema Bayes. Teorema Bayes digunakan untuk menghitung probabilitas terjadinya suatu peristiwa berdasarkan pengaruh yang didapat dari hasil observasi. Teorema ini menerangkan hubungan antara probabilitas terjadinya peristiwa A dengan syarat peristiwa B telah terjadi dan probabilitas terjadinya peristiwa B dengan syarat peristiwa A telah terjadi [13]. Secara umum Teorema Bayes dapat dinotasikan pada persamaan berikut:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)} \tag{1}$$

keterangan:

- A : kejadian A
- B : kajadian B
- $P(A|B)$: probabilitas kejadian A bila B terjadi
- $P(B|A)$: probabilitas kejadian B bila A terjadi
- $P(A)$: probabilitas kejadian A
- $P(B)$: probabilitas kejadian B

Metode *Naïve Bayes Classifier* (NBC), merupakan salah satu metode yang dapat mengklasifikasikan teks. Pada saat klasifikasi algoritma NBC akan mencari probabilitas tertinggi dari semua kelas pada tiap dokumen yang diujikan. Jika mengacu pada data, yang dijadikan sebagai dokumen ialah *tweet*. Dalam algoritma NBC setiap dokumen direpresentasikan dengan pasangan atribut kata, misalkan " $a_1, a_2, a_3, \dots, a_n$ " dengan a_1 adalah kata pertama, a_2 adalah kata kedua dan a_n adalah kata ke- n [12] [13]. Untuk menghitung probabilitas dari setiap kata dapat dinotasikan sebagai berikut :

$$P(w|c) = \frac{count(w, c) + 1}{count(c) + |V|} \tag{2}$$

keterangan:

- w : kata pada tiap *tweet*
- c : kelas sentimen *tweet*
- $P(w|c)$: probabilitas bersyarat kata w untuk setiap kelas c
- $count(w, c)$: kemunculan kata w pada kelas c
- $+ 1$: *laplace smoothing*
- $count(c)$: banyaknya kata dalam data *training* pada kelas c
- $|V|$: banyaknya himpunan kata dari data *training*.

Selain probabilitas kata, perhitungan yang dibutuhkan dalam *Naïve Bayes Classifier* yaitu probabilitas tiap kelas, rumus mencari probabilitas tiap kelas dinotasikan sebagai berikut :

$$P(c) = \frac{N_c}{N} \tag{3}$$

keterangan:

- c : kelas sentimen *tweet*
- $P(c)$: probabilitas suatu kelas c
- N_c : banyaknya *tweet* yang memiliki kelas c pada data *training*
- N : banyaknya keseluruhan *tweet* dalam data *training*.

Setelah mendapatkan probabilitas kata dalam tiap *tweet*, selanjutnya menentukan probabilitas tiap kelasnya untuk tiap dokumen. Proses klasifikasi ditentukan dengan membandingkan nilai probabilitas tiap kelas untuk satu dokumen, nilai probabilistik kelas tertinggi dijadikan kelasnya sebagai hasil klasifikasi [13]. Penentuan klasifikasi dituliskan dengan persamaan berikut:

$$A = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} A_{ij} \times \begin{matrix} \leftarrow \\ \rightarrow \end{matrix} \quad (4)$$

2.4 Evaluasi Performansi

Evaluasi Performansi dilakukan untuk melihat performansi model klasifikasi dalam mencari hasil klasifikasi. Terdapat beberapa cara untuk mengukur performa, cara yang sering digunakan adalah menghitung *recall*, *precision* akurasi dan eror [13]. Untuk mempermudah perhitungan *recall*, *precision*, akurasi dan eror dibuatkan *Confusion Matrix* yang didapat dari hasil prediksi dan data aktual.

Tabel 1. Confusion Matriks

	Kelas Positif Prediksi	Kelas Negatif Prediksi
Kelas Positif Aktual	True Positif (TP)	False Negatif (FN)
Kelas Negatif Aktual	False Positif (FP)	True Negatif (TN)

Recall merupakan kualitas seberapa lengkap hasil relevan yang ditampilkan oleh sistem prediksi kelas. *Recall* dapat dihitung dengan persamaan di bawah ini:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

Precision merupakan pengukuran kualitas seberapa bergunakah sistem prediksi yang dibuat aktual. *Precision* dapat dihitung dengan persamaan di bawah ini:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

Akurasi, adalah perbandingan kasus yang diidentifikasi benar dengan jumlah semua kasus. Akurasi dapat dihitung dengan persamaan di bawah ini :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (7)$$

Eror adalah kesalahan prediksi pada sistem prediksi. Eror dapat dihitung dengan persamaan di bawah ini:

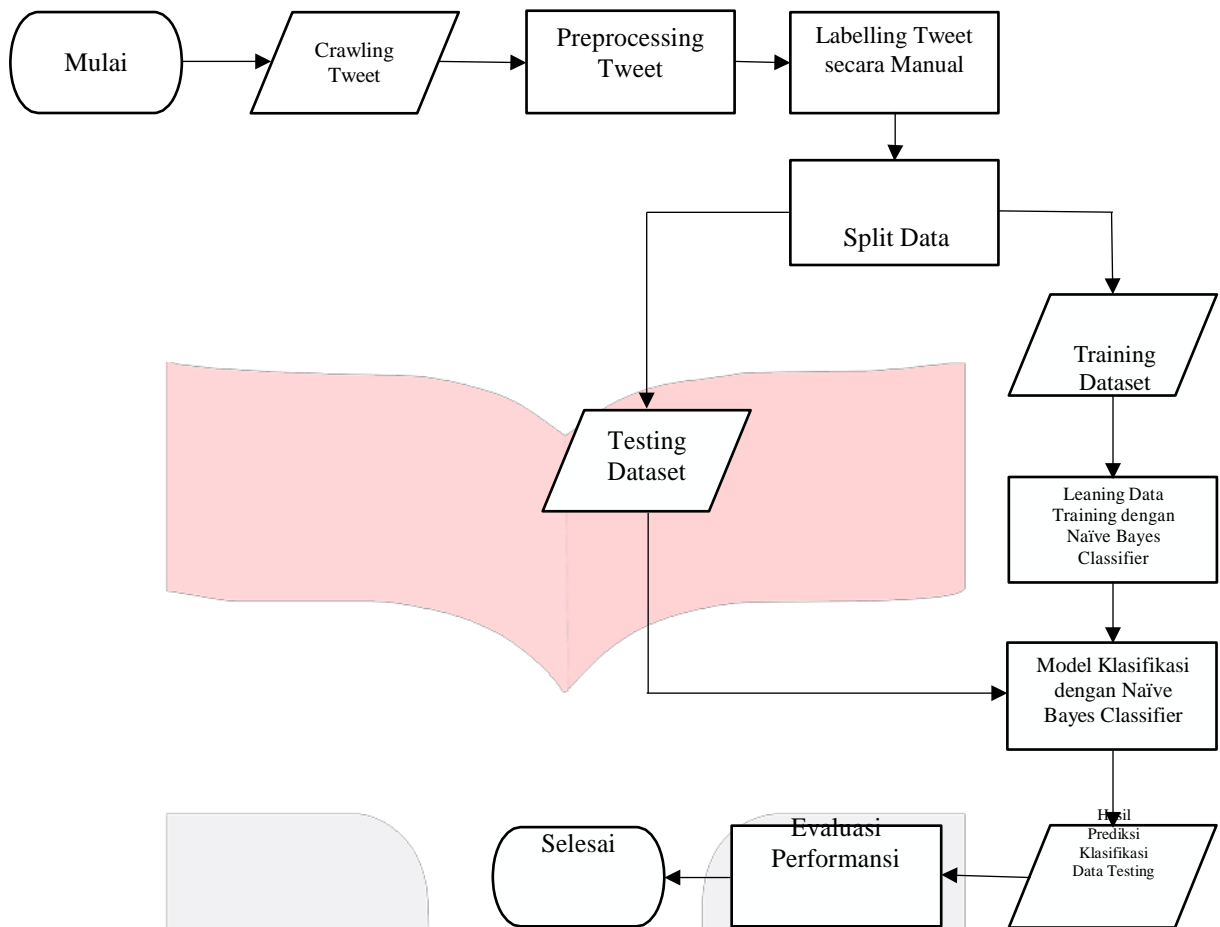
$$Error = \frac{FP + FN}{TP + FP + FN + TN} \quad (8)$$

dengan TP adalah hasil prediksi positif dan nilai sebenarnya positif, FP adalah hasil prediksi positif dan nilai sebenarnya negatif, FN adalah hasil prediksi negatif dan nilai sebenarnya positif, dan TN adalah hasil prediksi negatif dan nilai sebenarnya negatif.

3. Sistem yang Dibangun

Sistem yang dibangun dimulai dengan pengumpulan data *tweet* yang diambil berdasarkan *query* “MobileLegendsOL” untuk *Mobile Legends* dan untuk *Arena of Valor* yaitu “ArenaofValor”. Selanjutnya dilakukan proses *preprocessing* untuk mengurangi bias yang akan terjadi saat proses klasifikasi. Lalu seluruh data *tweet* dilebelkan menurut kelas. Kelas yang akan dipakai ada 2 yaitu kelas positif dan kelas negatif. Proses *labelling tweet* dilakukan secara manual. Setelah data sudah diberikan label, data dibagi menjadi data *training* dan data *testing* menurut tanggal pengambilan *tweet*.

Data *training* dilatih menggunakan *Naive Bayes Classifier* untuk mendapatkan model klasifikasi, selanjutnya dari model yang sudah dibentuk diuji dengan dengan data *testing* dan menghasilkan klasifikasi prediksi untuk data *testing*. Akhirnya dilakukan proses evaluasi performansi untuk mengetahui performa model yang telah dibentuk.



Gambar 1. Flowchart Sistem Prediksi Klasifikasi Sentimen

3.1 Crawling Tweet

Teknik pengambilan data *tweet* menggunakan teknik *crawling*. Proses *crawling* dilakukan mulai tanggal 29 Mei 2018 sampai 17 Juli 2018 sehingga data yang akan diolah berupa data *real time*. Dalam teknik *crawling* data yang diambil hanya bisa 200 baris *tweet* per *crawling*, hal ini karena adanya pembatasan sesuai dengan kebijakan yang dibuat oleh API *Twitter*. Total data *tweet* yang diambil untuk *query* “MobileLegendsOL” yaitu 801 *tweet* dan untuk “ArenaofValor” 1.768 *tweet*. *Tweet* yang diambil menggunakan bahasa Inggris. Data *file tweet* yang didapat berformat *comma-separated values* (.csv). Contoh *tweet* hasil *crawling* ditampilkan pada tabel 2 yang diambil secara acak dari data asli. Berikut adalah sampel data *tweet*.

Tabel 2. Sampel Data *Tweet*

No.	Tweet
1	AAAAAHH AMAZING https://t.co/c93a3fhH1k
2	This is how Indonesian do it well @MobileLegendsOL #twitter #indonesia #gaming #entertainment #mobilelegends https://t.co/7XpwiAAoOA
3	RT @MobileLegendsOL: Congratulations to TEAM NXL for becoming the Grand Champions of MPL Indonesia! https://t.co/E2EoEEVRjR
4	@MobileLegendsOL Its so laggy

3.2 Preprocessing Tweet

Pada bagian *preprocessing tweet*, *tweet* yang telah didapat diproses dengan tujuan untuk menghilangkan bias pada data. Proses yang dilakukan seperti mengganti seluruh huruf kapital pada *tweet* menjadi huruf kecil seperti contoh pada tabel 2 data pertama kata “AMAZING” dirubah menjadi “amazing”. Menghilangkan URL, contoh pada tabel 2 pada data pertama “<https://t.co/7XpwiAAoOA>” dihilangkan. Menghilangkan *mention/username* yaitu menghilangkan kata yang diawali dengan simbol “@”, contoh pada tabel 2 data ke-3 “@MobileLegendsOL” dihilangkan. Menghilangkan *hashtag* yaitu menghilangkan kata yang diawali dengan simbol “#”, contoh hashtag seperti pada tabel 2 data ke-2 yaitu “#twitter”, “#indonesia”, “#gaming”, “#entertainment”, “#mobilelegends”. Menghilangkan simbol-simbol seperti tanda baca dan *emoticon/emoji* contoh pada tabel 2 terdapat simbol “!” pada

data ke-3 dihilangkan, lalu menghilangkan *Retweet*. *Retweet* adalah *tweet* yang di-copy oleh *user* lain lalu di-posting kembali, biasanya diawali dengan “RT” pada awal *tweet* contoh pada tabel 2 terdapat pada data ke-3. *Retweet* yang dihilangkan setelah *retweet* pertama. Karena adanya pengurangan data karena proses menghilangkan *retweet*, data *tweet* berkurang menjadi 416 *tweet* untuk *Mobile Legends* dan 995 *tweet* untuk *Arena of Valor*. Hasil *preprocessing* tabel 2 ditampilkan pada tabel 3.1 Berikut adalah hasil *preprocessing* pada sampel data.

Tabel 3.1 Hasil *Preprocessing* pada Sampel Data

No.	Tweet
1	aahh amazing
2	this is how indonesian do it well
3	congratulations to team nxl for becoming the grand champions of mpl indonesia
4	its so laggy

Tahapan *preprocessing* masih belum selesai. Proses yang terakhir yaitu menghilangkan *stop words*. Cara yang digunakan yaitu memproses data *preprocessing* menggunakan program dengan memasukkan *module nltk.corpus* dan *import stopwords* pada bahasa pemrograman *Python 3.6*. Berikut adalah hasil *preprocessing* dengan menghilangkan *stop words* pada sampel data.

Tabel 3.2 Hasil *Preprocessing* dengan Menghilangkan *Stop Words* pada Sampel Data

No.	Tweet
1	aahh amazing
2	indonesian well
3	congratulations team nxl becoming grand champions mpl indonesia
4	laggy

3.3 Labelling

Pada proses ini data *tweet* yang sudah dilakukan proses *preprocessing* diberikan label secara manual untuk setiap *tweet*. Label disini digunakan sebagai klasifikasi kelas sentimen untuk setiap *tweet*. Kelas yang digunakan yaitu kelas positif dan kelas negatif. Kelas positif diberi tanda “1” sedangkan kelas negatif diberi tanggal “-1”. Berikut contoh data yang sudah diberikan label.

Tabel 4. Pemberian Label pada Sampel Data

No.	Tweet	Kelas
1	aahh amazing	1
2	indonesian well	1
3	congratulations team nxl becoming grand champions mpl indonesia	1
4	laggy	-1

Setelah data sudah diberikan label, data dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Pembagian data dilakukan menurut tanggal pengambilan data. Data *training* adalah data yang diambil dari tanggal 29 Mei 2018 sampai 14 Juli 2018 dan data *testing* data yang diambil pada tanggal 15 Juli 2018 sampai 17 Juli 2018. Total pembagian data masing-masing untuk data *training* dan data *testing* pada *Mobile Legends* yaitu 339 *tweet* dan 77 *tweet*, untuk *Arena of Valor* total pembagian data masing-masing untuk data *training* dan data *testing* yaitu 790 *tweet* dan 205 *tweet*.

4. Evaluasi

4.1 Hasil Perhitungan Frekuensi Tiap Kata

Sebelum masuk ke klasifikasi dengan metode *Naïve Bayes Classifier* dilakukan perhitungan frekuensi untuk tiap kata berdasarkan kelasnya masing-masing. Frekuensi tiap kata ini akan digunakan untuk menghitung probabilitas tiap dokumen sesuai dengan persamaan (2). Berikut adalah beberapa kata yang telah dihitung frekuensi dan probabilitasnya untuk tiap kelas.

Tabel 4. Frekuensi dan Probabilitas Kata Data Mobile Legends Kelas Positif

No.	Kata Positif	Frekuensi	Probabilitas Positif
1	Skin	16	0,020
2	Hero	8	0,010
3	Love	6	0,007
:	:	:	:
:	:	:	:
571	Watching	1	0,001
	Jumlah	816	1

Tabel 5. Frekuensi dan Probabilitas Kata Data Mobile Legends Kelas Negatif

No.	Kata Negatif	Frekuensi	Probabilitas Negatif
1	Fix	19	0,027
2	Please	18	0,026
3	Lag	9	0,013
:	:	:	:
:	:	:	:
428	Pcb	1	0,001
	Jumlah	702	1

Dari tabel 4 dan 5 dapat dilihat kata-kata *tweet* yang masuk dalam kelas positif ada 571 kata dan negatif ada 428 kata. Tiap kata pada tiap kelas memiliki frekuensi dan jika dijumlahkan keseluruhan frekuensinya menjadi jumlah total kata pada kelas. Jumlah total kata pada kelas positif adalah 816 dan untuk kelas negatif adalah 702.

Tabel 6. Frekuensi dan Probabilitas Kata Data Arena of Valor Kelas Positif

No.	Kata Positif	Frekuensi	Probabilitas Positif
1	Arenaofvalor	53	0,017
2	Valor	40	0,012
3	Arena	32	0,010
:	:	:	:
:	:	:	:
1389	Logic	1	0,0003
	Jumlah	3.193	1

Tabel 7. Frekuensi dan Probabilitas Kata Data Arena of Valor Kelas Negatif

No.	Kata Negatif	Frekuensi	Probabilitas Negatif
1	Please	16	0,026
2	Sorry	12	0,020
3	Arenaofvalor	10	0,016
:	:	:	:
:	:	:	:
409	Brianglory	1	0,002
	Jumlah	614	1

Dari tabel 6 dan 7 dapat dilihat kata-kata *tweet* yang masuk dalam kelas positif ada 1.388 kata dan negatif ada 405 kata. Tiap kata pada tiap kelas memiliki frekuensi dan jika dijumlahkan keseluruhan frekuensinya menjadi jumlah total kata pada kelas. Jumlah total kata pada kelas positif adalah 3.193 dan untuk kelas negatif adalah 614. Pada perhitungan menggunakan persamaan (2) yang dijadikan sebagai *count* (w,c) adalah nilai frekuensi dari tiap kata, *count* (c) adalah total frekuensi untuk tiap kelas dan $|V|$ adalah total dari seluruh kata yang ada dalam himpunan data *training*. Jumlah total kata untuk data *training* dari *Mobile Legends* ada 1.518 kata dan untuk *Arena of Valor* ada 3.807 kata.

4.2 Hasil Probabilitas Kelas

Tabel 8. Probabilitas Kelas Data *Training Mobile legends*

Kelas	Banyak Tweet	Probabilitas Kelas
Positif	204	0,602
Negatif	134	0,395
Jumlah	338	

Tabel 9. Probabilitas Kelas Data *Training Arena of Valor*

Kelas	Banyak Tweet	Probabilitas Kelas
Positif	667	0,926
Negatif	123	0,156
Jumlah	790	

Langkah selanjutnya yaitu mencari probabilitas untuk tiap kelas seperti pada persamaan (3). Dari tabel 8 dan 9 didapat probabilitas masing-masing kelas untuk *Mobile Legends* dan *Arena of Valor*. Pada data *Mobile Legends* probabilitas untuk kelas positif adalah 0,602 dan untuk kelas negatif adalah 0,395. Pada data *Arena of Valor* probabilitas untuk kelas positif adalah 0,926 dan untuk kelas negatif adalah 0,156.

4.3 Hasil Prediksi *Naïve Bayes Classifier*

Perhitungan prediksi kelas menggunakan persamaan (4). Misalkan diberikan contoh data *testing* dari data *Mobile Legends* sebuah *tweet* "learn pick girls". Maka cara penyelesaiannya adalah:

1. Menghitung nilai probabilitas masing-masing kata untuk tiap kelas menggunakan persamaan (2)

Probabilitas kata positif

$$P(\text{learn} | \text{positif}) = (3 + 1) / (571 + 816) = 0,003$$

$$P(\text{pick} | \text{positif}) = (2 + 1) / (571 + 816) = 0,002$$

$$P(\text{girls} | \text{positif}) = (1 + 1) / (571 + 816) = 0,001$$

Probabilitas kata negatif

$$P(\text{learn} | \text{negatif}) = (0 + 1) / (428 + 816) = 0,001$$

$$P(\text{pick} | \text{negatif}) = (2 + 1) / (428 + 816) = 0,002$$

$$P(\text{girls} | \text{negatif}) = (0 + 1) / (428 + 816) = 0,001$$

2. Menghitung nilai probabilitas untuk tiap kelas menggunakan persamaan (3)

Probabilitas "learn pick girls" untuk kelas positif

$$P(\text{Positif}) = P(\text{learn} | \text{positif}) P(\text{pick} | \text{positif}) P(\text{girls} | \text{positif}) P(\text{positif}) \\ = 0,003 \times 0,002 \times 0,001 \times 0,602$$

$$P(\text{Positif}) = 3,612e-9$$

Probabilitas "learn pick girls" untuk kelas negatif

$$P(\text{Negatif}) = P(\text{learn} | \text{negatif}) P(\text{pick} | \text{negatif}) P(\text{girls} | \text{negatif}) P(\text{negatif}) \\ = 0,001 \times 0,002 \times 0,001 \times 0,395$$

$$P(\text{Negatif}) = 7,9e-10$$

3. Menentukan nilai probabilitas terbesar untuk dijadikan kelas prediksi menggunakan persamaan (4)

Dari perhitungan nilai probabilitas untuk tiap kelas di atas diperoleh hasil untuk $P(\text{Positif}) = 3,612e-9$ dan $P(\text{Negatif}) = 7,9e-10$. Karena nilai $P(\text{Positif}) > P(\text{Negatif})$, maka dapat disimpulkan kelas prediksi adalah positif.

Dari contoh perhitungan di atas, maka dilakukan perhitungan untuk keseluruhan data *testing*. Hasil prediksi *tweet* data *testing* untuk data *Mobile Legends* yaitu prediksi *tweet* positif ada sebanyak 33 *tweet*, dan prediksi *tweet* negatif ada sebanyak 44 *tweet*. Hasil prediksi *tweet* data *testing* untuk data *Arena of Valor* yaitu prediksi *tweet* positif ada sebanyak 54 *tweet*, dan prediksi *tweet* negatif ada sebanyak 151 *tweet*.

4.4 Hasil Evaluasi Performansi

Pada tahapan evaluasi performansi dibuatkan *confusion* matriks dari hasil prediksi yang sudah didapat menggunakan *Naïve Bayes Classifier* dan dibandingkan dengan data aktual seperti pada tabel 10 dan 11 sebagai berikut.

Tabel 10. *Confusion Matriks Mobile Legends*

Prediksi \ Aktual	Positif	Negatif	Jumlah
Positif	32	14	46
Negatif	1	30	31
Jumlah	33	44	

Tabel 11. *Confusion Matriks Arena of Valor*

Prediksi \ Aktual	Positif	Negatif	Jumlah
Positif	48	119	167
Negatif	6	32	38
Jumlah	54	151	

Dari tabel 10 dan 11 didapat nilai TP, FP, TN, dan FN masing-masing untuk *Mobile Legends* adalah 32 *tweet*, 1 *tweet*, 14 *tweet*, dan 30 *tweet* sedangkan *Arena of Valor* 48 *tweet*, 6 *tweet*, 119 *tweet*, dan 32 *tweet*. Setelah mendapatkan nilai TP, FP, TN, dan FN selanjutnya dapat dihitung nilai *recall*, *precision*, *accuracy* dan eror menggunakan persamaan (5), (6), (7), dan (8). Hasilnya adalah sebagai berikut.

Tabel 12. Nilai Akurasi, Error, *Recall*, dan *Precision*

	<i>Mobile Legends</i>	<i>Arena of Valor</i>
Akurasi	80,52%	39,02%
Eror	19,48%	60,98%
Recall	96,97%	88,89%
Precision	69,57%	28,74%

Pada hasil tabel 12 nilai akurasi untuk prediksi *Mobile Legends* lebih besar dengan nilai persentase 80,52% dibandingkan *Arena of Valor* yang bernilai 39,02%, selain itu eror *Mobile Legends* lebih kecil yaitu 19,48% dibandingkan *Arena of Valor* yang bernilai 60,98%, *recall* pada *Mobile Legends* lebih besar dengan nilai 96,97% dibandingkan *Arena of Valor* 88,89% dan *precision* pada *Mobile Legends* adalah 69,57% lebih besar dari *precision* pada *Arena of Valor* dengan nilai 28,74%.

Pengolahan data *Arena of Valor* hasil perhitungan yang dihasilkan tidak memuaskan karena akurasi yang dihasilkan sangat kecil dibandingkan data *Mobile Legends*. Hal ini disebabkan oleh data *training* pada *Arena of Valor* sesuai dengan tabel 9 sangat berbeda jauh perbedaannya antara data dengan label sentimen positif dengan jumlah *tweet*-nya yaitu 667 *tweet* sedangkan untuk data dengan label sentimen negatif yaitu 123 *tweet*. Hal ini dibuktikan pada tabel 10 dengan nilai FN dan FP pada data *testing* adalah 119 *tweet* dan 6 *tweet* yang berarti ada 125 *tweet* yang tidak dapat diprediksi secara pasti untuk kelas sesungguhnya. Pada data *Mobile Legends* perbandingan data *training*-nya tidak terlalu jauh berbeda yaitu masing-masing untuk data dengan label sentimen positif ada 204 *tweet* dan negatif ada 134 *tweet*, namun tetap memiliki nilai FN dan FP adalah 14 *tweet* dan 1 *tweet* sehingga data yang tidak dapat terprediksi secara pasti adalah 15 *tweet*. Maka, lebih baik jika data yang akan diolah memiliki perbandingan label kelasnya yang berimbang misalkan perbandingan datanya 50%:50% untuk positif dan negatif dari total data dan penambahan data menjadi lebih banyak.

5. Kesimpulan

Dari hasil percobaan di atas dapat disimpulkan NBC dapat memprediksi polarisasi sentimen *Mobile Legends* dengan nilai hasil akurasi, eror, *recall* dan *precision* yang didapat masing-masing sebesar 88,89%, 19,18%, 96,97%, dan 69,57% sedangkan *Arena of Valor* memiliki nilai akurasi, eror, *recall* dan *precision* masing-masing sebesar 39,02%, 60,98%, 88,89% dan 28,74%.

Daftar Pustaka

- [1] Rachmawati, Ai Rika. 2018. Gamer Indonesia Diprediksi Capai 34 Juta Orang. [Online] Available at: <http://www.pikiran-rakyat.com/ekonomi/2018/08/06/gamer-indonesia-diprediksi-capai-34-juta-orang-428379> [Accessed 6 August 2018]
- [2] Raafani, Tanri. 2018. Arena of Valor Vs. Mobile Legends, MOBA Mana yang Lebih Unggul?. [Online] Available at: <https://www.kincir.com/game/mobile-game/arena-of-valor-vs-mobile-legends-moba-mana-yang-lebih-unggul> [Accessed 6 August 2018]

- [3] Laksana, Nur Chandra. 2018. Ini Jumlah Total Pengguna Media Sosial di Indonesia. [Online] Available at: <https://techno.okezone.com/read/2018/03/13/207/1872093/ini-jumlah-total-pengguna-media-sosial-di-indonesia>. [Accessed 7 August 2018]
- [4] Herman. 2017. Indonesia Masuk Lima Besar Pengguna Twitter. [Online] Available at: <http://www.beritasatu.com/digital-life/428591-indonesia-masuk-lima-besar-pengguna-twitter.html> [Accessed 7 August 2018]
- [5] Putranti, N. D., & Winarko, E. 2014. Analisis sentimen twitter untuk teks berbahasa Indonesia dengan maximum entropy dan support vector machine. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 8(1), 91-100.
- [6] Ling, J., Kencana, I. P. E. N., & Oka, T. B. 2014. Analisis Sentimen Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Dengan Seleksi Fitur Chi Square. *E-Jurnal Matematika*, 3(3), 92-99.
- [7] McCue, R. 2009. A comparison of the accuracy of support vector machine and Naive Bayes algorithms in spam classification. Report, University of California at Santa Cruz, Santa Cruz, California, USA.
- [8] Sembodo, J. E., Setiawan, E. B., & Baizal, Z. A. 2016. Data Crawling Otomatis pada *Twitter*. In *Indonesian Symposium on Computing (Indo-SC)* (pp. 11-16).
- [9] Hemalatha, I., Varma, G. S., & Govardhan, A. 2012. Preprocessing the informal text for efficient sentiment analysis. *International Journal of Emerging Trends & Technology in Computer Science (IJETTCS)*, 1(2), 58-61.
- [10] Go, A., Bhayani, R., & Huang, L. 2009. Twitter sentiment classification using distant supervision. *CS224N Project Report, Stanford*, 1(12).
- [11] Srividhya, V., & Anitha, R. 2010. Evaluating preprocessing techniques in text categorization. *International journal of computer science and application*, 47(11), 49-51.
- [12] Agustina, P. A., Matulatan, T., info Tech, M., & Si, M. B. S. **KLASIFIKASI TRENDING TOPIC *TWITTER* DENGAN PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES.**
- [13] Ariadi, D., & Fithriasari, K. 2016. Klasifikasi Berita Indonesia Menggunakan Metode Naive Bayesian Classification dan Support Vector Machine dengan Confix Stripping Stemmer. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 4(2).

