

APLIKASI KLASIFIKASI SENTIMEN PADA ULASAN *SMARTPHONE* DI SITUS JUAL BELI ONLINE BERBASIS *WEB* MENGGUNAKAN *NAIVE BAYES* DENGAN *TF-IDF*

Risky Kararisma, Sri Lestanti, M Taofik Chulkamdi

Program Studi Teknik Informatika S1, Fakultas Teknologi Informasi
Universitas Islam Balitar Blitar, Jalan Majapahit Blitar, Indonesia
riskykiki721@gmail.com

ABSTRAK

Kepuasan konsumen dapat dilihat melalui kolom ulasan produk dan semua orang bebas untuk melihatnya namun masalah yang terjadi adalah keterbatasan sumberdaya manusia membuat pemilik usaha dan calon pembeli produk *smartphone* tidak bisa membaca semua ulasan tersebut dalam waktu singkat. Untuk itu diperlukan sebuah metode yang dapat menilai ulasan-ulasan tersebut secara otomatis. Solusi untuk mengatasi keterbatasan dalam melakukan penilaian data ulasan adalah dengan menggunakan *machine learning* karena menghasilkan analisa dengan basis statistik dengan algoritma yang cukup handal dengan akurasi tinggi yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi analisa sentiment pada ulasan produk *smartphone* yang disebut *Naive Bayes*. Aplikasi klasifikasi berbasis *web* menggunakan *Naive Bayes* bisa dibuat melalui 5 tahap SDLC yang ditulis ke dalam kode sumber menggunakan bahasa pemrograman *web* pada Framework *Laravel*. Sebelum melakukan klasifikasi, masing-masing kata pada data ulasan terlebih dahulu diberi bobot menggunakan *TF-IDF* dan seluruh kata berhasil diberi bobot lalu disimpan dalam database. Hasil pengujian *accuracy* aplikasi mencapai hasil yang sangat baik yaitu 93% dan hasil *precision* dan *recall* yang mencapai angka diatas 85% menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes* sudah berfungsi dengan baik pada aplikasi.

Kata kunci : Classification, Sentiment Analysis, Naive Bayes, Accuracy, Precision, Recall, lack Box Testing, TF-IDF.

1. PENDAHULUAN

Persaingan dalam bisnis digital sangat ketat karena pembeli bebas memilih dan membandingkan produk yang satu dengan yang lainnya baik dari sisi kualitas maupun harga. Dalam informasi setiap produk terdapat ulasan pembeli yang dapat membantu untuk memutuskan ingin membeli produk tersebut atau tidak. Baik atau buruknya ulasan konsumen menjadi salah satu faktor terpenting laku atau tidaknya suatu produk [1].

Kepuasan konsumen dapat dilihat melalui kolom ulasan suatu produk dan semua orang bebas untuk melihatnya. Untuk toko *online* yang memiliki banyak pelanggan dan omzet yang besar pastinya memiliki banyak ulasan pada setiap produk yang mereka jual. Keterbatasan sumberdaya manusia membuat pemilik usaha tidak bisa membaca semua ulasan tersebut dalam waktu singkat, maka diperlukan sebuah metode yang dapat menilai ulasan-ulasan tersebut secara otomatis.

Solusi untuk mengatasi keterbatasan dalam melakukan penilaian data ulasan adalah dengan menggunakan *machine learning* karena menghasilkan analisa dengan basis statistik, cepat dan memiliki kemampuan untuk mempelajari data dengan baik [4]. Ulasan merupakan pendapat konsumen yang ditujukan untuk memberi kesan atau penilaian pada produk, maka klasifikasi ulasan tersebut bisa dengan melakukan analisa sentiment. Model yang cukup handal dengan akurasi tinggi yang dapat digunakan

untuk melakukan klasifikasi analisa sentiment pada ulasan produk adalah model *Naive Bayes* [7].

Penelitian ini hanya membatasi klasifikasi ulasan berbasis *web* untuk produk *xiaomi* yang dijual di *official store* Tokopedia saja. Ada 5 batasan masalah yang dipakai sebagai parameter pengerjaan penelitian sebagai berikut:

- Aplikasi klasifikasi yang dibangun ditujukan untuk klasifikasi ulasan produk *smartphone* *Xiaomi Redmi Note 8* yang dijual di akun *Xiaomi Official Store* pada laman tokopedia.com dengan tautan “[https : //www.tokopedia.com/xiaomi/xiaomi-official-redmi-note-8-6-128-gb-garansi-resmi-mi-smartphone-space-black](https://www.tokopedia.com/xiaomi/xiaomi-official-redmi-note-8-6-128-gb-garansi-resmi-mi-smartphone-space-black)”.
- Klasifikasi ulasan dikelompokkan menjadi 3 kategori yaitu ulasan positif untuk hasil perhitungan $\geq 0,7$, negatif untuk hasil perhitungan $\leq 0,4$ dan netral jika hasilnya diluar positif dan negatif.
- Aplikasi ini dibuat menggunakan bahasa pemrograman *web html* dan *php*.
- Data latih (*data training*) dan data uji (*data testing*) yang digunakan merupakan ulasan konsumen berbahasa Indonesia dengan jumlah 100 data.
- Basis data yang digunakan dalam aplikasi ini untuk menyimpan ulasan dan hasil klasifikasi adalah *MySQL*

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kajian penelitian

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Mubarok dkk., 2017) berfokus pada analisis sentimen data twitter berbasis aspek untuk menemukan aspek yang sedang dibahas dalam suatu opini dan polaritas sentimennya. Ada tiga proses yang terlibat dalam sistem yaitu data preprocessing, pembobotan dengan metode Bag of Words, klasifikasi aspek dan sentimennya menggunakan Naive Bayes. Analisa sentimen berbasis aspek dengan Naive Bayes berkinerja baik dengan F1-Measure terbaik sebesar 78,12% karena ini menggunakan data opini pada twitter sehingga perlu persiapan dan komputasi pada tahap preprocessing dan pembobotan.

2.2. Naive Bayes

Naive Bayes adalah salah satu teknik klasifikasi dalam machine learning yang berbasis probabilitas sederhana berdasar pada aturan Bayes (teorema Bayes) dengan asumsi ketergantungan yang kuat (naif). Dengan kata lain model yang dikembangkan dalam Naive Bayes adalah “model fitur independen”. Sebuah fitur pada data tidak berkaitan dengan ada atau tidaknya fitur lain dalam data yang sama, prediksi Bayes didasarkan pada teorema Bayes dengan rumus berikut:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) \times P(H)}{P(E)}$$

Ketrangan:

$P(H)$ = Probabilitas Awal.

$P(H|E)$ = Probabilitas Akhir.

Dalam aturan tersebut sebuah probabilitas awal/priori H atau $P(H)$ adalah probabilitas dari suatu hipotesis sebelum bukti diamati. Sebuah probabilitas akhir H atau $P(H|E)$ adalah probabilitas dari suatu hipotesis setelah bukti diamati. Agar bisa menerapkan model Naive Bayes, perlu dilakukan pembobotan terhadap dataset terlebih dahulu.

2.3. TF-IDF

Term Frequency atau disingkat TF merupakan frekuensi dari kemunculan sebuah term atau kata dalam suatu dokumen. Semakin besar jumlah kemunculan suatu term (TF tinggi) dalam dokumen, semakin besar pula bobotnya dan memberikan nilai kesesuaian yang semakin besar. TF dihitung menggunakan perbandingan antara frekuensi sebuah term dengan nilai maksimum dari keseluruhan atau kumpulan frekuensi term yang ada pada suatu dokumen. IDF (Inverse Document Frequency) merupakan sebuah perhitungan dari bagaimana term didistribusikan secara luas pada dokumen. IDF menunjukkan hubungan ketersediaan sebuah term dalam seluruh dokumen. Semakin sedikit jumlah dokumen yang mengandung term yang dimaksud, maka nilai IDF semakin besar. Nilai TF dihitung dengan rumus

$$TF = \frac{\text{Jumlah Frekuensi Kata Terpilih}}{\text{Jumlah Kata}}$$

Dan nilai IDF dihitung dengan rumus:

$$F = \frac{\log(\text{Jumlah dokumen})}{\text{Jumlah Frekuensi Kata Terpilih}}$$

2.4. Accuracy, Precision dan Recall

Untuk melakukan pengujian pada metode Naive Bayes yang telah diterapkan, cara yang paling umum digunakan adalah memakai perhitungan accuracy, precision dan recall. Accuracy didefinisikan sebagai tingkat kedekatan antara nilai prediksi yang dihasilkan aplikasi dengan nilai aktual yang ada pada data sebenarnya.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + F}$$

Keterangan :

TP = Jumlah true positive

TN = Jumlah true negative

FP = Jumlah false positive

FN = Jumlah False negative

Precision adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

Keterangan :

TP = Jumlah true positive

FP = Jumlah false positive

Recall adalah tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

Keterangan :

TP = Jumlah true positive

FN = Jumlah False negative

F1 measure merupakan perbandingan rata-rata precision dan recall yang dibobotkan.

$$F1 \text{ Score} = \frac{2(\text{Recall} \times \text{Precision})}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

2.5. Framework Laravel

Laravel merupakan salah satu framework PHP terbaik saat ini yang dikembangkan oleh Taylor Otwell yang hadir sebagai platform web development bersifat open source. Laravel memiliki sintaks yang dirancang guna memudahkan dan mempercepat proses pengembangan web dengan gaya yang ekspresif dan elegan. Meskipun Laravel bukan satu-satunya framework PHP yang banyak digunakan, akan tetapi bisa menjadi opsi yang dapat dipertimbangkan [10].

3. METODE PENELITIAN

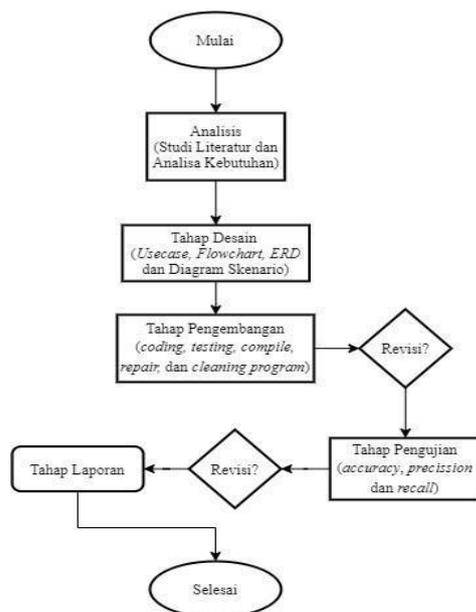
3.1. Jenis Penelitian

Penelitian Pengembangan atau Research and Development (R&D) adalah metode untuk mengembangkan suatu produk baru atau menyempurnakan produk yang telah ada. Produk

tersebut tidak selalu berbentuk fisik yang dapat disentuh secara langsung, tetapi bisa juga dalam bentuk perangkat lunak (*software*) [8]. Penelitian *R&D* yang digunakan pada ini bertujuan mendesain dan mengembangkan aplikasi klasifikasi ulasan konsumen berbasis *web*.

3.2. Prosedur Pengembangan

Perlu melakukan penyesuaian metode *Research and Development (R&D)* karena yang dikembangkan dalam penelitian ini adalah *software* aplikasi berbasis *web*. Metode pengembangan perangkat lunak dalam umumnya menggunakan *Software Development Life Cycle (SDLC)*. *SDLC* merupakan siklus hidup pengembangan perangkat lunak yang digunakan untuk membangun suatu sistem yang terdiri dari tahap perencanaan, analisa sistem, desain, implementasi, pengujian dan pengintegrasian, serta tahap perawatan. Berdasarkan pertimbangan tersebut, prosedur pengembangan yang dipakai dalam penelitian ini dibuat dalam 5 tahap seperti pada gambar dibawah ini.



Gambar 1. Prosedur Pengembangan

3.3. Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data teks seputar ulasan konsumen terhadap produk *smartphone Xiaomi Redmi Note 8*. Data awal yang diambil memiliki format *CSV* yang bisa dibuka menggunakan aplikasi *MS Excel*. Data tersebut kemudian dimasukkan ke dalam *database MySQL* yang terkoneksi dengan aplikasi yang dibuat. *Output* yang dihasilkan berupa data ulasan yang telah berhasil diklasifikasi menjadi 3 kelas yaitu ulasan positif, netral dan negatif.

3.4. Instrumen Pengumpulan Data

Teknik analisis data dalam penelitian ini menggunakan analisis kuantitatif yang terdiri dari

Accuracy, Precision, Recall dan *F1 Measure*. Untuk menghitung *accuracy, precision* dan *recall* dibutuhkan data yang ada pada instrumen pengumpulan data.

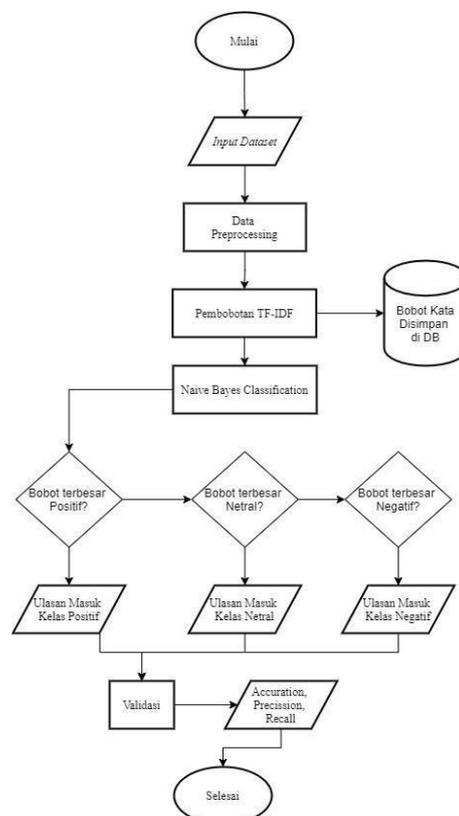
Ulasan yang telah selesai diklasifikasi akan dilakukan validasi dengan mengelompokkan status dari hasil klasifikasi. Terdapat 4 status yang dapat melekat pada hasil klasifikasi yaitu *true positive (TP)*, *true negative (TN)*, *false positive (FP)* dan *false negative (FN)*. Validasi dilakukan oleh peneliti menggunakan menu validasi yang tersedia di aplikasi.

3.5. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data dalam penelitian ini menggunakan analisis kuantitatif yang terdiri dari *Accuracy, Precision, Recall* dan *F1 Measure*. Untuk menghitung *accuracy, precision* dan *recall* dibutuhkan data yang ada pada instrumen pengumpulan data yaitu tabel perbandingan.

Ulasan yang telah selesai diklasifikasi akan dilakukan validasi dengan mengelompokkan status dari hasil klasifikasi. Terdapat 4 status yang dapat melekat pada hasil klasifikasi yaitu *true positive (TP)*, *true negative (TN)*, *false positive (FP)* dan *false negative (FN)*. Validasi dilakukan oleh peneliti menggunakan menu validasi yang tersedia di aplikasi.

3.6. Perancangan Sistem Aplikasi



Gambar 2. Flow Chart Diagram Aplikasi Klasifikasi Ulasan Berbasis Web

Alur berjalannya aplikasi klasifikasi yang terlihat pada gambar 2 dimulai dengan memasukkan dataset yang berisi ulasan untuk disimpan ke dalam database MySQL. Aplikasi akan melakukan tahap preprocessing dan dilanjutkan dengan pembobotan kata menggunakan metode TF-IDF. Metode TF-IDF akan mengubah data ulasan yang tadinya berupa data teks menjadi data numerik sehingga bisa dilakukan perhitungan pada data tersebut. Setelah itu pengguna dapat melakukan data training dan data testing lalu ulasan tersebut akan diklasifikasikan dengan metode Naive Bayes dan diberi label. Metode Naive Bayes akan menghasilkan nilai yang berkisar antara 0 hingga 1. Hasil perhitungan metode Naive Bayes yang bernilai $\geq 0,7$ akan diberi label positif, $\leq 0,4$ akan diberi label negatif dan jika tidak diantara keduanya akan diberi label netral. Alur aplikasi kemudian dilanjutkan dengan melakukan validasi hasil ulasan untuk menghitung performanya. Pengguna bisa masuk menu validasi dan menekan tombol validasi untuk memulai tahap ini. Sistem akan secara otomatis melakukan validasi metode klasifikasi dengan menghitung accuracy, precision dan recall.

Diagram Skenario dapat menunjukkan alur berjalannya proses diagram use case dari sisi aktor dan sistem. Skenario dibuat berdasarkan case pada use case diagram, jika terdapat generalisasi maka skenario yang dibuat adalah use case yang lebih khusus. Terdapat 2 tipe diagram skenario yaitu skenario normal dan skenario alternatif.

Skenario normal adalah skenario bila aplikasi berjalan tanpa terjadi bug atau error, sedangkan skenario alternatif adalah skenario bila aplikasi tidak berjalan normal atau mengalami error.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Paparan Data

Bagian ini memaparkan tentang data-data yang digunakan atau nilai yang dihasilkan oleh aplikasi klasifikasi berbasis web menggunakan Naive Bayes. Data yang dibahas meliputi *data training*, pembobotan dan *data testing*. Terdapat 3 kelas komentar yang diklasifikasi yaitu komentar positif, komentar netral dan komentar negatif.

a. Data training

Data komentar yang telah dikumpulkan dan dibagi menjadi 3 label yaitu positif, netral dan negatif. Jumlah komentar positif yang dipakai sebagai data training sebanyak 30 komentar. Komentar positif tidak mengandung kata atau kalimat yang buruk atau mengandung makna negatif di dalamnya.

Jumlah komentar netral yang dipakai sebagai data training sebanyak 30 komentar. Komentar netral tidak mengandung kata atau kalimat yang mengarah ke positif maupun negatif dan hanya dianggap sebagai kalimat yang punya tujuan memuji maupun mencela. Kalimat netral biasanya tidak mengarah ke suatu pujian maupun kritik tertentu terhadap produk.

Jumlah komentar negatif yang dipakai sebagai data training sebanyak 30 komentar. Komentar negatif tidak mengandung kata atau kalimat yang baik atau mengandung makna positif di dalamnya.

b. Pembobotan TF/IDF

Data yang sudah diberi label kemudian dilakukan tahap *data training*. Untuk menghitung bobot masing-masing kata digunakan algoritma TF/IDF, namun masing-masing kata dalam kalimat tersebut perlu dilakukan *preprocessing*. *Preprocessing* yang terdiri dari *tokenization*, *case folding*, *stopwords removal*, *emoticon tokenizer* dan *stemming* kemudian diterapkan pada kata dihasilkan tersebut.

Proses pembobotan TF/IDF untuk label komentar positif menghasilkan 1177 kata dengan masing-masing bobot katanya, berikut ini adalah sebagian contoh hasilnya.

Jumlah dokumen = 30.

$$\begin{aligned} \text{IDF} &= \text{Log jumlah dokumen} \\ &= \text{Log (jumlah dokumen/ df)} \\ &= \text{Log (30 / 1)} \\ &= 1.477121 \end{aligned}$$

Berikutnya normalisasi yaitu:

$$\begin{aligned} \text{IDF}+1 \\ &= 1.477121 + 1 \\ &= 2.477121 \end{aligned}$$

Maka diperoleh bobot kata (term) yaitu 2.477121 untuk kata yang lain dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 1. Contoh pembobotan TF/IDF kategori Positif

KATA	df	D/df	IDF	IDF +1
alhamdulillah	1	30	1.477121	2.477121
aman	6	5	0.69897	1.69897
amanah	1	30	1.477121	2.477121
aneh	1	30	1.477121	2.477121
bagus	8	3.75	0.574031	1.574031
baik	12	2.5	0.39794	1.39794
banyak	2	15	1.176091	2.176091
besar	1	30	1.477121	2.477121
cepat	12	2.5	0.39794	1.39794
cukup	3	10	1	2
digunakan	1	30	1.477121	2.477121
hati	1	30	1.477121	2.477121
keren	1	30	1.477121	2.477121

Tabel 2. Contoh pembobotan TF/IDF kategori netral

Kata	df	D/df	IDF	IDF+1
mutlak	1	30	1.477121	2.477121
benar	1	30	1.477121	2.477121
terserap	0	0	0	1
menonjolkan	1	30	1.477121	2.477121
aktivis	0	0	0	1
sebenarnya	1	30	1.477121	2.477121
aktualitas	0	0	0	1
remaja	1	30	1.477121	2.477121

mempengaruhi	1	30	1.477121	2.477121
terpengaruh	0	0	0	1
udara	1	30	1.477121	2.477121
waspada	1	30	1.477121	2.477121
sepanjangwaktu	1	30	1.477121	2.477121

Tabel 3. Contoh pembobotan TF/IDF kategori negative

Kata	df	D/df	IDF	IDF+1
abnormal	1	30	1.477121	2.477121
absurd	0	0	0	1
acak	1	30	1.477121	2.477121
aneh	0	0	0	1
beban	0	0	0	1
bejat	0	0	0	1
bekas	1	30	1.477121	2.477121
berantakan	1	30	1.477121	2.477121
berat	0	0	0	1
boros	3	10	1	2
bosan	0	0	0	1
curang	1	30	1.477121	2.477121
curiga	0	0	0	1
derita	1	30	1.477121	2.477121
diam	1	30	1.477121	2.477121

c. Data testing

Data testing dilakukan untuk mengetahui performa dari klasifikasi yang telah dibuat dengan membandingkan antara hasil klasifikasi oleh *trainer* dan aplikasi. Data yang digunakan untuk tahap *data testing* diambil dari setengah jumlah komentar masing-masing kategori. Jumlah komentar positif yang dijadikan sebagai data testing sebanyak 20 komentar, netral sebanyak 15 komentar dan negatif sebanyak 15 komentar.

4.2. Pembahasan

a. Halaman Data Testing

Data testing dilakukan dengan masuk ke menu *“import excel”*. Pengguna harus menyiapkan terlebih dahulu file dengan ekstensi *“.xlsx”* yang berisi kalimat- kalimat komentar yang akan dilakukan tes. Setelah memiliki *file* tersebut, klik *browse*, pilih *file* yang berisi komentar, lalu tekan *submit*.



Gambar 1. Halaman impor data testing

b. Pengujian Naïve Bayes

Keberhasilan sistem klasifikasi komentar dengan algoritma *Naive Bayes* diukur menggunakan *accuracy*, *precision* dan *recall*. Agar bisa mengukur *accuracy*, *precision* dan *recall* dibutuhkan hasil data

testing yang meliputi jumlah benar netral, benar positif, benar negatif serta salah netral, salah positif dan salah negatif yang sudah dikumpulkan pada tabel berikut.

Tabel 4. Pengujian kategori positif

No.	Komentar	Label	Hasil Testing
1	barang bagus alhamdulillah fast respon dan dikirim cepat	Positif	Positif
2	Thanks Barang Telah Sampai Dengan Tujuan, Hp asli Terdaftar Kemenperin Packing juga Aman . Barang Sampai 4 Hari Kurir JNE REG.	Positif	Positif
3	Pengiriman cepat, packing baik, barang sesuai pesanan. Seller terpercaya	Positif	Positif
4	Barang sesuai dengan pesanan , pengiriman cepat dan respon penjualnya juga baik , mantab	Positif	Positif

Tabel 5. Pengujian kategori netral

No.	Komentar	Label	Hasil Testing
1	ok... terima kasih	Netral	Netral
2	varian neptune blue ada kemungkinan restock lagi nggak min?	Netral	Netral
3	gan, yg warna putih ada gak ?	Netral	Netral
4	Kabarin ya kalo space blacknya udah ready lagi min. thx	Netral	Netral
5	Kapan ada stok?	Netral	Netral

Tabel 6. Pengujian kategori negatif

No.	Komentar	Label	Hasil Testing
1	udh berkali kali order disini pakingnya hanya bubble saja tanpa dus tambahan, alhasil dus hapenya pada penyok , tolong dong sekelas official dikasih dus, masa order barang 2jtan cuma dpt plastik doang	Negatif	Negatif
2	Pengiriman sih cepat tapi belum sampai sebulan banyak bgt kendala Ya flashlight menyala sendiri , Bluetooth sama tiba-tiba mati total hapenya!	Negatif	Negatif
3	saya tau box penyok itu kesalahan kurir, tapi kalau si penjual memberikan packing yg aman menggunakan kardus gak mungkin penyok seperti ini	Negatif	Negatif
4	Saller tidak responsif !!! sangat kecewa	Negatif	Negatif

Tabel. 6 Pengujian kategori kebenaran

		LABEL		
		Netral	Positif	Negatif
HASIL TESTING	Netral	Benar Netral (BNet) 15	Salah Positif (SPos) 1	Salah Negatif (SNeg) 0
	Positif	Salah Netral (SNet) 0	Benar Positif (BPos) 13	Salah Negatif (SNeg) 1
	Negatif	Salah Netral (SNet) 0	Salah Positif (SPos) 1	Benar Negatif (BNeg) 14

Accuracy merupakan rasio prediksi Benar (netral, positif dan negatif) dari keseluruhan data. Akurasi dapat menjawab pertanyaan “Berapa persen ulasan yang diprediksi benar netral, positif dan negatif” dan bernilai antara 0 hingga 1 dalam angka desimal atau 0 hingga 100% dalam bentuk persentase. Berikut merupakan perhitungan nilai *accuracy* untuk semua kelas.

$$(BNet+BPos+BNeg/45) = 15+13+14/45 = 0,9333 \text{ atau } 93,3\%$$

Berikut merupakan perhitungan nilai *precision* untuk masing-masing kelas netral, positif dan negatif pada *data testing*.

- Precision* untuk kategori netral
(BNet/(BNet+SNet)) : 15/(15+0+0) = 1,00
- Precision* untuk kategori positif
(BPos/(BPos+SPos)) : 13/(13+1+1) = 0,8667
- Precision* untuk kategori negatif
(BNeg/(BNeg+SNet)) : 14/(14+1+0) = 0,9333

Precision merupakan perhitungan benar netral, positif dan negatif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi netral, positif dan negatif. *Precision* menjawab pertanyaan “Berapa persen ulasan yang benar netral, positif dan negatif dari keseluruhan ulasan yang diprediksi netral positif dan negatif?”. *Precision* bernilai antara 0 hingga 1 dalam angka desimal atau 0 hingga 100% dalam bentuk persentase, semakin dekat ke 1 atau 100% maka semakin baik *precision* tersebut.

Berikut merupakan perhitungan nilai *recall* untuk masing-masing kelas netral, positif dan negatif pada *data testing*.

- Recall* untuk kategori netral
(BNet/(BNet+SPos(net)+SNeg(net))) : 15/(15+1+0) = 0,937
- Recall* untuk kategori positif
(BPos/(BPos+SNet(pos)+SNeg(pos))) : 13/(13+0+1) = 0,928
- Recall* untuk kategori negatif
(BNeg/(BNeg+SNet(neg)+SPos(neg))) : 14/(14+0+1) = 0,933

Recall merupakan rasio prediksi benar netral, positif dan negatif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar netral, positif dan negatif. *Recall*

menjawab pertanyaan “Berapa persen ulasan yang diprediksi netral, positif dan negatif dibandingkan keseluruhan ulasan yang sebenarnya netral, positif dan negatif”. *Recall* bernilai antara 0 hingga 1 dalam angka desimal atau 0 hingga 100% dalam bentuk persentase, semakin dekat ke 1 atau 100% maka semakin baik *recall* tersebut.

c. Pengujian Kepuasan Pengguna

Pengujian kepuasan pengguna dilakukan oleh 10 orang yang berasal dari kalangan masyarakat umum diminta memberikan nilai pada pertanyaan-pertanyaan yang telah disusun. Jawaban masing-masing pengujian kemudian dikumpulkan dan rekapitulasi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Aplikasi klasifikasi berbasis web menggunakan *Naive Bayes* dapat memberikan kemudahan untuk melakukan analisa sentimen secara otomatis dan memudahkan dalam analisa kepuasan pelanggan. Hasil pengujian kekuatan aplikasi dilakukan menggunakan pengujian *accuracy*, *precision* dan *recall*. Ketiga pengujian tersebut dapat mengukur tingkat keberhasilan aplikasi dari sisi algoritma yang dipakai. *Accuracy* aplikasi mencapai hasil yang sangat baik dengan mencapai angka 93%. Hasil pengukuran *precision* untuk kelas netral menempati angka tertinggi yaitu 100%, kelas positif 86,6% dan kelas negatif mencapai 93,3%. Sementara itu untuk hasil *recall* kelas netral mencapai 93,7%, kelas positif 92,8 dan kelas negatif sebesar 93,3%. Hasil *precision* dan *recall* yang mencapai angka diatas 85% menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes* sudah berfungsi dengan baik pada aplikasi.

5.2. Saran

Data yang digunakan sebagai data *training* hendaknya bisa langsung dimasukkan dan diperbarui langsung oleh pengguna dengan penambahan menu import *data training*. Pengguna hendaknya bisa melihat detail tahap *preprocessing*. Aplikasi bisa dikembangkan agar dapat diakses secara *online* menggunakan jaringan internet.

DAFTAR RUJUKAN

- [1] Budi, S., 2017. Text mining untuk analisis sentimen review film menggunakan algoritma K-Means. *Techno. Com*, 16(1), pp.1-8.
- [2] Fanissa, S., Fauzi, M.A. and Adinugroho, S., 2018. Analisis Sentimen Pariwisata di Kota Malang Menggunakan Metode Naive Bayes dan Seleksi Fitur Query Expansion Ranking. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548, p.964X.
- [3] Mubarak, M.S., Adiwijaya and Aldhi, M.D., 2017, August. Aspect-based sentiment analysis to review products using Naive Bayes. In *AIP*

- Conference Proceedings* (Vol. 1867, No. 1, p. 020060). AIP Publishing LLC.
- [4] Putra, J.W.G., 2019. Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning. *Tokyo. Jepang*.
- [5] Salam, N.S.N., Supianto, A.A. and Perdanakusuma, A.R., 2019. Analisis Sentimen Opini Mahasiswa Terhadap Saran Kuesioner Penilaian Kinerja Dosen dengan Menggunakan TF-IDF dan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548, p.964X.
- [6] Santoso, J.C., 2020. PENGARUH ULASAN ONLINE TERHADAP MINAT PEMESANAN HOTEL PADA PENGGUNA TRAVELOKA. *Jurnal Hospitality dan Manajemen Jasa*, 8(1).
- [7] Saritas, M.M. and Yasar, A., 2019. Performance analysis of ANN and Naive Bayes classification algorithm for data classification. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 7(2), pp.88-91.
- [8] Sugiyanto, S., Maswarni, M., Nofiar, N., Yusuf, S. and Fitria, J.R., 2020. Tata Kelola Kandang Dan Pakan Serta Implikasinya Pada Penggemukan Sapi Studi Pada Desa Sindanglaya Kecamatan Tanjung Siang Kabupaten Subang. *Abdi Laksana: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 1(2).
- [9] Windiarti, N.R., 2018. *Klasifikasi opini netizen berbahasa Indonesia berbasis twitter menggunakan metode improved K-Nearest neighbor* (Doctoral dissertation, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim).
- [10] Yudhanto, Y. and Prasetyo, H.A., 2018. *Panduan Mudah Belajar Framework Laravel*. Elex Media Komputindo.