ANALISIS SENTIMEN REVIEW APLIKASI BERITA ONLINE PADA GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN METODE ALGORITMA NAIVE BAYES CLASSIFIER DAN SUPPORT VECTOR MACHINES

THESIS

Oleh: ULFA KUSNIA NIM. 19841003



PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK
IBRAHIM
MALANG
2022

SENTIMENT ANALYSIS OF NEWS APP REVIEWS ONLINE ON GOOGLE PLAY USING NAIVE BAYES CLASSIFIER ALGORITHM AND SUPPORT VECTOR MACHINES METHODS

THESIS

By: ULFA KUSNIA NIM. 19841003

PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG 2022

ANALISIS SENTIMEN REVIEW APLIKASI BERITA *ONLINE* PADA *GOOGLE PLAY*MENGGUNAKAN METODE ALGORITMA *NAIVE BAYES CLASSIFIER* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINES*

THESIS

Diajukan Kepada:

Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam Memperoleh Gelar Magister Komputer (M.Kom)

> Oleh: ULFA KUSNIA NIM. 19841003

PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2022

ANALISIS SENTIMEN REVIEW APLIKASI BERITA ONLINE PADA GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN METODE ALGORITMA NAIVE BAYES CLASSIFIER DAN SUPPORT VECTOR MACHINES

THESIS

Oleh : ULFA KUSNIA NIM. 19841003

Telah diperiksa dan disetujui untuk diuji: Tanggal:

Pembimbing I

Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPM NIP. 19771020 200912 1 001 Pembimbing II,

<u>Dr. M. Faisal M.T M.Si</u> NIP. 19740510 200501 1 007

Mengetahui,

Ketua Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi

University San Nesri Maulana Malik Ibrahim Malang

o Crysdian 24 200901 1 008

ANALISIS SENTIMEN REVIEW APLIKASI BERITA ONLINE PADA GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN METODE ALGORITMA NAIVE BAYES CLASSIFIER DAN SUPPORT VECTOR MACHINES

THESIS

Oleh: **ULFA KUSNIA** NIM. 19841003

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Thesis dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan Untuk Memperoleh Gelar Magister Komputer (M.Kom) Tanggal:

Susunan Dewan Penguji

Penguji Utama

Dr. Cahyo Crysdian

Ketua Penguji

NIP. 19740424 200901 1 008 Ririen Kusumawati, M.Kom

Sekertaris Penguji

NIP. 19720309 200501 2 002

Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT

NIP. 19771020 200912 1 001

Anggota Penguji

Dr. M. Faisal M.T M.Si

NIP. 19740510 200501 1 007

Tanda Tangan

Mengetahui dan Mengesahkan Ketua Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi

Maulana Malik Ibrahim Malang University

> rysdian 200901 1 008

iii

PERNYATAAN KEASIJAN TIILISAN

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama

: Ulfa Kusnia

NIM

: 19841003

Program Studi

: Magister Informatika

Fakultas

: Sains dan Teknologi

bersedia

arya saya

agai hasil

١.

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Thesis yang saya tulis ini benar-banar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan Thesis ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 05 Agustus 2022 Yang membuat pernyataan,

Ulfa Kusnia NIM. 19841003

HALAMAN PERSEMBAHAN

Terimakasih kepada dosen pembimbing yang telah sabar mendampingi saya. Dosen Pembimbing yang telah mengarahkan saya dalam melakukan penulisan karya ilmiah ini.

Karya ini saya persembahkan untuk kedua orang tua saya. Orang Tua yang telah mendukung secara maksimal dalam penulisan karya ilmiah ini.

Terima Kasih pada keluarga saya yang telah mendukung saya untuk menyelesaikan karya tulis ilmiah ini.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr. Wb.

Syukur alhamdulillah penulis hanturkan kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan Rahmat dan Hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan studi di Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang sekaligus menyelesaikan Thesis ini dengan baik.

Selanjutnya penulis haturkan ucapan terima kasih seiring do'a dan harapan jazakumullah ahsanal jaza' kepada semua pihak yang telah membantu terselesaikannya Thesis ini. Ucapan terima kasih ini penulis sampaikan kepada:

- 1. Bapak Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT dan Bapak Dr. M. Faisal M.T M.Si selaku dosen pembimbing Thesis, yang telah banyak memberikan pengarahan dan pengalaman yang berharga.
- 2. Segenap sivitas akademika Program Studi Magister Informatika, terutama seluruh Bapak/ Ibu dosen, terima kasih atas segenap ilmu dan bimbingannya.
- 3. Ayahanda dan Ibunda tercinta yang senantiasa memberikan doa dan restunya kepada penulis dalam menuntut ilmu.
- 4. Semua pihak yang ikut membantu dalam menyelesaikan Thesis ini baik berupa materiil maupun moril.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Thesis ini masih terdapat kekurangan dan penulis berharap semoga Thesis ini bisa memberikan manfaat kepada para pembaca khususnya bagi penulis secara pribadi. *Amin Ya Rabbal Alamin*.

Wassalamu'alaikum Wr. Wb.

Malang, 05 Agustus 2022 Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR LAMPIRAN	xii
ABSTRAK	xiii
ABSTRACT	xiv
الملخص	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Pernyataan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	3
1.5 Batasan Masalah	3
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Analisis Sentimen	6
2.3 Kerangka Teori	9
BAB III DESAIN PENELITIAN	13
3.1 Prosedur Penelitian	13
3.2 Pengumpulan Data	13
3.3 System Development	14
3.5 Uji Coba	20
BAB IV KLASIFIKASI MENGGUNAKAN <i>NAIVE BAYES</i>	23
4.1 Desain Metode Algoritma Naive Bayes	23
4.2 Uji Coba Algoritma <i>Naive Bayes</i>	24
4.3 Kesimpulan Klasifikasi Metode Algoritma Naive Bayes	32

BAB V KLASIFIKASI MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINI	E (SVM) 33
5.1 Desain Metode Algoritma Support Vector Machine	33
5.2 Training Support Vector Machine	34
5.3 Uji Coba Algoritma Support Vector Machine	36
5.3 Kesimpulan Klasifikasi Metode Support Vector Machine	41
BAB VI PEMBAHASAN	43
6.1 Perbandingan Metode Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine	43
6.2 Prepektif Al-Qur'an	48
BAB VII KESIMPULAN	48
7.1 Kesimpulan	48
7.2 Saran	48

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Kerangka Teori	9
Gambar 3.1 Diagram Alir Prosedur Penelitian	13
Gambar 3.2 Desain System Development	15
Gambar 4.1 Desain Alur Tahapan Klasifiasi Naive Bayes	23
Gambar 5.1 Desain Alur Tahapan Klasifiasi Support Vector Machine	33
Gambar 5.2 Margin Hyperplane	35

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Daftar Jurnal	
Tabel 3.1 Data Ulasan	
Tabel 3.2 Pembersihan Dokumen	
Tabel 3.3 Tokenizing 16	
Tabel 3.4 Stemming	
Tabel 3.5 Stopword	
Tabel 3.6 Perhitungan TF-IDF	
Tabel 3.7 Hasil Pelabelan Kelas Sentiment	
Tabel 3.8 Conffusion Matrix	
Tabel 3.9 Split Data Training dan Data Testing	
Tabel 4.1 Split Data Training dan Data Testing Naive Bayes	
Tabel 4.2 Pembagian Jumlah Data Training 50% dan Testing 50% NB 25	
Tabel 4.3 Hasil Perhitungan Data Training 50% dan Testing 50% NB 25	
Tabel 4.4 Pembagian Jumlah Data Training 70% dan Testing 30% NB 25	
Tabel 4.5 Hasil Perhitungan Data Training 70% dan Testing 30% NB 26	
Tabel 4.6 Pembagian Jumlah Data Training 75% dan Testing 25% NB 26	
Tabel 4.5 Hasil Perhitungan Data Training 75% dan Testing 25% NB	26
Tabel 4.8 Pembagian Jumlah Data Training 80% dan Testing 20% NB 27	
Tabel 4.9 Hasil Perhitungan Data Training 80% dan Testing 20% NB 27	
Tabel 4.10 Contoh Kasus Data Training	
Tabel 4.11 Perhitungan Probabilitas Data Training Dokumen 1	
Tabel 4.12 Perhitungan Probabilitas Data Training Dokumen 2	
Tabel 4.13 Perhitungan Probabilitas Data Training Dokumen 3	
Tabel 4.14 Contoh Kasus Data Testing	
Tabel 4.15 Nilai Probabilitas Data Testing	
Tabel 4.16 Hasil Performa Algoritma Naive Bayes	
Tabel 5.1 Split Data Training dan Data Testing SVM37	
Tabel 5.2 Pembagian Jumlah Data Training 50% dan Testing 50% SVM 38	
Tabel 5.3 Hasil Perhitungan Data Training 50% dan Testing 50% SVM 38	
Tabel 5.4 Pembagian Jumlah Data Training 70% dan Testing 30% SVM 39	
Tabel 5.5 Hasil Perhitungan Data <i>Training</i> 70% dan <i>Testing</i> 30% <i>SVM</i> 39	
Tabel 5.6 Pembagian Jumlah Data Training 75% dan Testing 25% SVM 39	

Tabel 5.7 Hasil Perhitungan Data Training 75% dan Testing 25% SVM 40
Tabel 5.8 Pembagian Jumlah Data Training 80% dan Testing 20% SVM 40
Tabel 5.9 Hasil Perhitungan Data <i>Training</i> 80% dan <i>Testing</i> 20% <i>SVM</i> 40
Tabel 5.10 Hasil Hasil Performa Algoritma SVM41
Tabel 6.1 Hasil Performa Algoritma Naive Bayes
Tabel 6.2 Hasil Performa Algoritma Support Vector Machine
Tabel 6.3 Perbandingan Metode Algoritma Naive Bayes dan Algoritma Support Vector Machine
45

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Ulasan	52
Lampiran 2 Proses Preprocessing	52
Lampiran 3 Proses Pembobotan Kata	53
Lampiran 4 Sintaks Machine Learning	53
Lampiran 5 Hasil Klasifikasi Pada Iterasi Dataset	54

ABSTRAK

Kusnia, Ulfa. 2022. Analisis Sentimen Review Aplikasi Berita Online Pada Google Play Menggunakan Metode Algoritma Naive Bayes Classifier Dan Support Vector Machines, Program Magister Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT. (II) Dr. M. Faisal M.T M.Si.

Kata kunci: Analisis Senstimen, Support VectorMachine, Naive Bayes

Media berita *onlie* sebagai media massa yang paling banyak dikonsumsi publik yang bisa menggunguli media era sebelumnya misalnya media elektronika dan media cetak. Keunggulan media *onine* dibanding media cetak biasanya yaitu praktis, *real time* dan *up to date*. Penilaian umum atas layanan dan berita yang diberikan sangat penting untuk menjaga dan meningkatkan kinerja media berita *online*. Adapun evaluasi publik dapat di lihat melalui page *Google Play* dalam kolom *opini user*. Analisis sentimen bisa menganalis opini tersebut,dengan proses menganalisa dan mengekstrasi data teks yang tidak struktur untuk menghasilkan informasi sentimen yang terdapat dalam kalimat *opini* pada aplikasi. Dalam penelitian analisis sentimen ini, mengimplementasikan algoritma *Naive Bayes* dan SVM (*Support Vektor Machines*). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa keauratan SVM (*Support Vektor Machines*) 94.06 % lebih mengunguli dari pada *Naive Bayes* 91.58%.

ABSTRACT

Kusnia, Ulfa. 2022. **SENTIMENT ANALYSIS OF NEWS APP REVIEW ONLINE ON GOOGLE PLAY USING NAIVE BAYES CLASSIFIER ALGORITHM AND SUPPORT VECTOR MACHINES METHODS**, Masters Program in Informatics, Maulana Ibrahim State Islamic University, Advisors: (I) Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT. (2) Dr. M. Faisal M.T M.Si.

Online news media is the most widely consumed mass media by the public, which can outperform the media of the previous era, such as electronic media and print media. The advantage of online media compared to print media is that it is practical, real time and up to date. General assessment of services and news provided is very important to maintain and improve the performance of online news media. The public evaluation can be seen via the Google Play page in the user opinion column. Sentiment analysis can analyze these opinions, with the process of analyzing and extracting unstructured text data to produce sentiment information contained in opinion sentences in the application. In this sentiment analysis research, implementing the Naive Bayes algorithm and SVM (Support Vector Machines). The experimental results show that the accuracy of SVM (Support Vector Machines) 94.06% outperforms Naive Bayes 91.58%.

Keywords: Sentiment Analysis, Support VectorMachine, Naive Bayes

الملخص

آلات المتجهات ، برنامج الماجستير في جامعة الإسلامية الحكومية مولانا مالك إبراهيم مالانج. المشرف: (١) د. فخر الكورنياون. (٢) د. م فيصل،

الكلمات المفتاحية: تحليل المشاعر ، آلة المتجهات الداعمة ، بايز السذاجة وسائل الإعلام الإخبارية على

الإنترنت هي أكثر وسائل الإعلام استخدامًا من قبل الجمهور ، والتي يمكن أن تتفوق على وسائل الإعلام في الحقبة السابقة ، على سبيل المثال ، الوسائط الإلكترونية والوسائط المطبوعة في أنها عملية وفي الوقت الفعلي الوسائط الإلكترونية والوسائط المطبوعة في أنها عملية وفي الوقت الفعلي ومحدثة. التقييم العام للخدمات والأخبار المقدمة مهم للغاية للحفاظ على أداء وسائل الإعلام الإخبارية على الإنترنت وتحسينه. يمكن مشاهدة التقييم العام عبر صفحة في عمود رأي المستخدم. يمكن لتحليل المشاعر تحليل هذه الأراء ، من خلال عملية تحليل واستخراج البيانات النصية غير المهيكلة لإنتاج معلومات المشاعر الواردة في جمل الرأي في التطبيق. في بحث تحليل المشاعر هذا ، تم تنفيذ خوارزمية و (آلات المتجهات الداعمة). أظهرت النتائج التجريبية أن دقة (آلات المتجهات الداعمة) تبلغ ٢٩٤٤٪ تفوقت عل ٩١٨.٥٪

BABI

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Berita online paling banyak digunakan oleh publik (Bayquni, 2018). Media berita online ini juga dapat mengalahkan media era sebelumnya seperti media cetak dan elektronik. Menurut Karima dkk. (2018), Reportase adalah karya jurnalistik, dan ketika berita dilaporkan oleh wartawan, yang terbaru, sengaja dipilih oleh editor atau agensi media, dengan asumsi bahwa berita tersebut dapat menarik perhatian publik, itu akan menjadi liputan peristiwa dan ide. Oleh karena itu, berita secara tidak langsung mencerminkan pandangan masyarakat pada saat itu. Secara umum keunggulan media online dibandingkan media cetak adalah upgrade, cepat dan nyaman. Media berita online sangat praktis bisa dilihat sewaktu –waktu, selama terhubung dengan internet dan bersifat nyata karena informasi berita berisi fakta – fakta yang ditemukan (Yunus, 2010).

Dalam perspektif kitab suci al-quran yang memaparkan tentang berita, dalam surah alqur'ani an-nur ayat 11 menjelaskan bagaimana menerima kebenaran suatu berita.

"Sebenarnya orang yang membawa berita palsu juga dari grup Anda. Jangan menganggap berita palsu itu buruk bagi Anda, itu sebenarnya baik untuk Anda. Masingmasing dari mereka akan menerima upah atas dosa mereka. Dan siapa yang mengambil bagian terbesar dari penyebaran berita bohong akan mendapatkan hukuman yang besar". (QS. An-Nur: 11)

Aplikasi media berita online yang terdapat disitus Google Play masih tercatat 50 aplikasi berita. Google Play yaitu platfon digital Google yang mencakup e-commerce produk buku – buku, aplikasi, game & Musik. (Mustopa et al., 2020). Dalam fitur Google Play yaitu adanya kolom umpan balik yang memungkinkan pengguna untuk memberikan peringkat aplikasi dalam bentuk peringkat dan ulasan. Ini digunakan untuk menampilkan peringkat publik berdasarkan peringkat pengguna untuk aplikasi media berita online. Review dari pengguna aplikasi sering opini positif, seperti suka dan rekomendasi, atau opini negatif, seperti kritikan. Ini mungkin kurang lebih merupakan cerminan bagaimana media online bekerja di mata pengguna. Jika Anda memiliki jumlah review media online yang sangat banyak, mengumpulkan dan mengkategorikan review tersebut tentu bukan tugas yang mudah. Oleh karena itu, pengumpulan data informasi dalam jumlah besar memerlukan metode atau teknik khusus, dan teknik untuk mengumpulkan data informasi yaitu menggunakan teknik scraping. Teknik Scraping menangkap dan menganalisis dokumen semi-terstruktur dan mengambil data spesifik dari web page di Internet. Penelitian ini scraper menggunakan scraper setara Google Chrome ntuk mengumpulkan data tentang rating dan opini yang diberikan oleh pengguna aplikasi media berita online. Teknik crawling dan scraping digunakan untuk mendapatkan informasi dari play store. Melalui menambang pada konten untuk mendapatkan informasi. Jadi, konten dari Google Play Store dan metadata akan diukur dan dianalisis (Latif et al., 2019).

Dalam analisis opini merupakan studi komputer tentang opini, tindakan, dan perasaan orang terhadap suatu entitas. Entitas ini dapat menjabarkan individu, peristiwa, atau subjek. Sentiment analysis yaitu pengumpulan data serupa cara pandang terhadap suatu subjek.. Dapat juga diartikan untuk menghasilkan informasi sentimental yang terkandung dalam teks dengan cara memproses data tekstual secara otomatis. Sentimen Analisis

membawa hasil yang luar biasa pengaruh dan manfaat, menyebabkan penelitian dan aplikasi berdasarkan analisis sentimen tumbuh pesat (Mustopa et al., 2020). Metode yang digunakan untuk analisis sentimen yaitu metode klasifikasi machine learning. Klasifikasi adalah proses mendapatkan pola dalam kumpulan data yang membantu memprediksi data yang kategori data tertentu belum tersedia. Sebagai algoritma klasifikasi yang mencakup metode statistik, pembelajaran mesin, dan manajemen basis data, ini juga diklasifikasikan sebagai bagian penting dari interpretasi dan visualisasi data. (Berry, 2010). Dalam riset ini, kami menggunakan Naive Bayesian Algortm (NB) dan Support Vector Machiine Algortm (SVM) untuk melakukan proses klasifikasi machine learning. Pengklasifikasi Naive Bayesian Algortm (NB) adalah metode klasifikasi statistik untuk memprediksi probabilitas suatu kelas (Mustopa et al., 2020) dan Metode Support Vector Machiine Algortm (SVM) adalah Sebagai pengklasifikasi diskriminan yang lebih akurat dari pada kebanyakan model klasifikasi lainnya. Generalisasi karakteristik SVM adalah karena penerapan Prinsip Minimalisasi Risiko Struktural (SRM), yang mencakup menemukan hyper-plane pemisah yang optimal(Rizaldy & Santoso, 2017).

Setelah klasifikasi selesai, dilakukan proses penggalian dan pencarian informasi sebanyak-banyaknya dari klasifikasi sentiment kelas positifi dan negatifi. Tahapan analysis diproses dengan cara statistik deskriptif dan kata-kata untuk menemukan wawasan tentang aplikasi media berita online dan informasi yang terkait dengan topik atau topik yang umum digunakan, penilaian pengguna, dan topik atau diskusi tersebut. Analisis membantu mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan aplikasi Anda. Hasil analisis penelitian ini perlu mendukung pengolahan data uji semaksimal mungkin agar dapat memberikan informasi yang selengkap mungkin, dan bisa bermanfaat bagi untuk pemangku kepentingan yang memerlukan.

1.1 Pernyataan Masalah

- Bagaimana cara mengklasifikasikan review aplikasi media berita online menggunakan Naive Bayesian Algorithmi (NB) dan Support Vector Machiines Algorithmi (SVM)
- 2. Bagaimana ketepatan performa dari metode Naive Bayesian Algorithmi (NB) dan Support Vector Machiines Algorithmi (SVM) dalam pengklasifikasian teks?

1.2 Tujuan Penelitian

- 1. Bagi Peneliti
 - a. Mengetahui pengklasifikasian ulasan aplikasi media berita online mengunakan metode Naive Bayesian Algorithmi (NB) dan Support Vector Machiines Algorithmi (SVM)?
 - b. Mengetahui Akurasi, Precision, Recall, machine learning dari metode *Naive Bayesian**Algoriithm* (NB) dan Support Vector Machines Algoriithm* (SVM) dalam pengklasifikasian teks?
 - c. Pengetahuan tentang kinerja aplikasi media berita online berdasarkan informasi dari ulasan pengguna aplikasi?
- 2. Bagi Ilmu Pengetahuan

Sebagai referensi untuk perbandingan dan pertanyaan sejenis untuk meningkatkan kualitas penelitian selanjutnya.

1.3 Manfaat Penelitian

- Meningkatkan pengetahuan tentang klasifikasi machine learning, terutama untuk metode Naive Bayesian Algorithm (NB) dan Support Vector Machines Algorithm (SVM).
- 2. Memberikan informasi tentang gambaran pola ulasan media berita online.
- 3. Media berita online memudahkan untuk menemukan umpan balik publik tentang kekuatan dan kelemahan aplikasi.

4. Memberikan berbagai kemungkinan solusi untuk meningkatkan kualitas dan reputasi layanan media berita online di masa depan.

1.4 Batasan Masalah

- 1. Data yang dianalisis berasal dari ulasan pada Google Play untuk aplikasi media berita online.
- 2. Media berita online yang digunakan situs Kompas.com

1.5 Sistematik Penulisan

Dalam thesis ini, dibagi dalam beberapa bab:

1. BAB - I PENDAHULUAN

Beriisi latar belakang, pernyataan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah dan sistematika penulisan.

2. BAB- II LANDASAN TEORI / DAFTAR PUSTAKA

Membahas penelitian sebelumnya ke dalam masalah yang diteliti dan berfungsi sebagai referensi bagi penulis.

3. BAB III METODOLOGI

Menguraikan analisis data, design system sampai tahapan penelitian.

4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Menjelaskan hasil analisis penelitian dan pembahasan

5. BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Berisikan kesimpulan dari penelitian serta saran yang bisa menjadi masukan untuk digunakan di masa mendatang.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

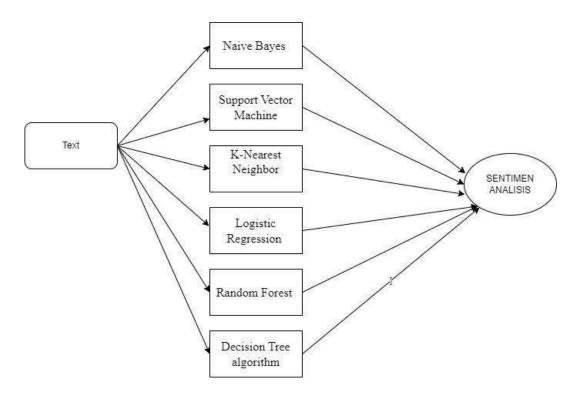
1.1 Sentiment Analysis

Soumik et al (2019) algoritma Naiive Bayes Classifier and Support Vector Machiine. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa algoritma garis dasar, setelah pra-pemrosesan yang tepat, dapat menunjukkan hasil yang menjanjikan pada dataset Bangla.

Rizaldy & Santoso (2017) melakukan klasifikasi berita indonesia penggunaan perolehan informasi sebagai pemilihan fitur meningkatkan akurasi dari pada tanpa fitur apa pun pilihan. Model ini memberikan hasil yang memuaskan dengan akurasi 98,057% dari klasifikasi berita Indonesia. Peningkatan 2,9 poin dari 95,11% dengan teknik SVM tanpa seleksi fitur.

1.2 Kerangka Teori

Penelitian ini memiliki kerangka teori yang mengacu pada jurnal – jurnal dan tergambar jelas pada Gambar 2.1 Kerangka Teorii berikut ini :



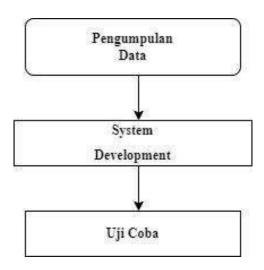
Gambar 2.1 Kerangka Teorii

Pada Gambar 2.1 Kerangka Teori dijelaskan bahwa untuk analisis sentimen dapat mengunakan metode algoritma Naiive Bayes, Support Vector Machiine, KNN, Random Forest dan Deciision Tree Algoritma.

BAB III DESAIN PENELITIAN

3.1 Prosedur Penelitian

Prosedur dalam penelitian ini t dipaparkan melalui gambar diagram alir prosedur penelitian sebagai berikut :



Gambar 3.1 Diagram Alir Prosedur Penelitian

3.2 Pengumpulan data

Data ulasan pengguna Aplikasi Media Berita Onliine pada kolom opini di Google Play, pada halaman situs Kompas.com yang telah terdaftar pada Dewan Pers Indosenia, dimana. Komponen yang diambil nama user, rating, dan ulasan dengan proses scraping dengan bantuan tools scrape similar pada Google Crome sebanyak 5894. Berikut sebagian hasil scraping yang diperoleh sebagai berikut :

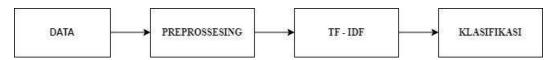
Tabel 3.1 Data Ulasan

No.	Peringkat	User	Ulasan	Tanggal	Bulan	Tahun	Like
1	1	Bassuni Buay Pemuka	jelek	6	3	2021	0
2	2	putra raja	Beritanya yang itu itu aja	20	3	2020	4
3	3	herpian leo	Yang penting pada sehat	21	2	2021	3
4	4	Trisuntara Tara	Kompas media aktual terpercaya.	2	3	2021	0
5	5	indri dwiyatno	bagus banget, bravo kompas	12	6	2021	0
6	4	Budi Suhartono	Ok berita	Ok berita 22		2020	4
7	5	Angga Tri S.	Top 3 news	9	3	2021	0
8	5	Nyoman Budiwartawan	Semoga terus sukses dengan berita n info terbaik	6	1	2021	25
9	5	krishna dwipangga	Luar biasa berguna bagi masyarakat yg membutuhkan berita akurat dan terpercaya	3	3	2021	11
10	5	Ramadhan Hafid	Akurat dan independen	13	3	2020	2
11	5	Hasyim Ado	Akurat aktual dan terverifikasi	4	3	2020	0
12	5	Pengguna Google	akurat , netral , terpercaya	11	3	2019	0

Bedasarkan tabel 3.1 penguna yaitu pengguna aplikasi media berita onine'. opini yaitu asumsi pengguna terhadap aplikasi. Pada tahap ini, data masih real atau belum dibersihkan, sehingga data teks yang diproses tetap bercampur dengan karakter lain yang masih melekat pada data tersebut. Proses selanjutnya adalah proses preprocessing.

3.1 System Development

Sistem yang dibangun untuk menganalisis sentimen pada ulasan opini aplikasi berita online sebagai berikut :



Gambar 3.2 Desain System Development

1. Preprosessing Data

Tahapan pengelola data real atau utuh untuk menghilangkan noise, memperjelas fitur, mengkonversi data asli agar sesuai kebutuhan serta memperbesar atau memperkecil data. Berikut beberapa tahapan dalam preprocessing.

a. Proses Data (Cleansing)

Tabel 3.2 Dokumen setelah dibersihkan

No	Ulasan							
1	jelek							
2	bagus sih berita lengkap cuma buka baca tiba aplikasi keluar sendiri ulang jadi makin kesel paksa uninstal aplikasi baca berita kompas							
3	dah lah berita sifat jatuh padahal dulu netral terus							
4	sy blm pernah intal kompas com							
5	mai yg lincah							
6	muka akurat							
7	baik							
8	gagus akutrat							
9	lumayan bagus							
10	berita gak imbang bukan sumber asli muat berita hoaax							
11	bagus sitpi ga pilih buat ngilangin berita hype karna ga suka berita tema artis							
12	copot buang ribet							
13	aplikasi bagus buat cari tahu berita hari hari							
14	baru coba kalo media netral kasih bintang							
15	ada kompas sangat bantu saya ada impormasi berita kini yang tambah wawas tahu ilmu yg bermanpaat							
16	beritany akurat lugas moga dpt d percaya publik tentuny sangat butuh							
17	saji berita nya bagus							

Pada Tabel 3.2 dijelaskan dokumen diperoleh dibersihakan dari karakter seperti hastag, usernam(@username), tanda baca (.,!?,()/%:;[]), angka(1234567) serta karakter – karakter lain selain alphabet. Cleansing bertujuan mengurangi noise.

b. Proses Tokenizing

Tabel 3.3 Tokenizing

D1	berita gak imbang bukan sumber asli muat berita hoaax	berita gak imbang	bukan sumber asli	muat berita hoaax
D2	aplikasi bagus buat cari tahu berita hari hari	aplikasi bagus	buat cari tahu	berita hari hari
D3	beritany akurat lugas moga dpt d percaya publik tentuny sangat butuh	beritany akurat lugas	moga dpt d percaya	publik tentuny sangat butuh

Pada Tabel 3.3 Tokenizing bertujuan untuk mempermudah perhitungan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen.

c. Proses Stemming

Tabel 3.4 Stemming

D1	aplikasi	bagus	buat	cari	tahu	berita	hari	hari
D2	saji	berita	bagus					
D3	baru	coba	kalo	media	netral	kasih	bintang	

Pada Tabel 3.4 dijelaskan untuk menghilangkan imbuhan menjadi kata dasar.

d. Proses Stopword

D1: berita gak imbang bukan sumber asli muat berita hoaax

D2: beritany akurat lugas moga dpt d percaya publik tentuny sangat butuh

D3: bagus sitpi ga pilih buat ngilangin berita hype karna ga suka berita tema artis

Tabel 3.5 Stopword

D1	berita		imbang	bukan	sumber	asli	muat	berita	hoaax	
D2	beritany	akurat	lugas	moga		percaya	publik	tentun	sangat	butuh
								У		
D3	bagus			pilih	buat		berita	hype	karna	
	suka	berita	tema	artis						

Pada tabel 3.5 dijelaskan tahapan menghapus kata – kata yang tidak penting berdasarkan kamus stopword seperti kata penghubung (yang, di, ke, ya) atau kata-kata yang tidak mempunyai makna.

2. Proses Pembobotan Kata (TF-IDF)

Tahapan proses untuk menghitung dan informasi TF (Term Frequency), DF (Document Frequency) dan IDF (Inverse Document Frequency) menghitung dokumen atau term ini berdasarkan frekuensi kemunculan term atau dokumen tersebut. Kata/term dihitung probabilitas kemunculan dalam satu dokumen (D1 sampai D3). Untuk mendapatkan IDF digunakan persamaan dengan menggunakan persamaan. Setelah dilakukan proses preprocessing, Nilai IDF dapat dirumuskan dalam persamaan sebagai berikut:

$$idf = log(\frac{n}{df})$$

N = jumlah data ulasan

df = keseluruhan ulasan suatu kata (term) yang muncul

Terdapat tiga ulasan (sudah melewati preprocessing) seperti berikut:

Doc.1 : Akurat dan independen

Doc.2: Akurat Aktual terverifikasi

Doc.3: Akurat, netral, terpercaya

Tabel 3.6 Hasil Perhitungan TF-IDF

No	Teks	Dok.	Dok.	Dok.	D	IDF	(TF.IDF)
•		1		3	1,		

							Dok.1	Dok.2	Dok.3
1.	Akurat	1	1	1	3	$\log(3/3) = 0$	0	0	0
2.	Independen	1	0	0	1	log(3/1)=0.477	0.477 1	0	0
3.	Aktual	0	1	0	1	log(3/1)=0.477	0	0.477	0
4.	Terverifikas i	0	1	0	1	log(3/1)=0.477	0	0.477	0
5.	Netral	0	0	1	1	log(3/1)=0.477	0	0	0.477
6.	Terpercaya	0	0	1	1	log(3/1)=0.477	0	0	0.477 1

3. Klasifikasi

Secara keseluruhan, berdasarkan kinerja permofma Naive Bayesian Algorithm dan Support Vector Machiine Algorithm, metode terbaik yang dapat memberikan akurasi yang lebih baik untuk analisiis sentimen ulasan aplikasi berita online pada google play dapat dibuktikan pada algoritma Support Vector Machiine Algorithm dalam berbagai ukuran ulasan training. Ketika ukuran training maksimum, Support Vector Machine Algorithm mencapai puncak akurasi 94.09 persen. Berdasarkan hasil kinerja performa akurasi Naive Bayes dan Support Vector Machine menjadi lebih tinggi ketika ukuran training ditingkatkan. Pengklasifikasi Naive Bayes hanya menganggap setiap kata yang dimasukkan dalam ulasan sebagai kata independen tanpa mempertimbangkan posisi atau urutan kata dalam klasifikasi. Berbeda dengan Support Vector Machine dapat memprediksi kelas dengan mencari hyperplane optimal di antara kemungkinan hyperplane yang memisahkan dua kelas yang berbeda. Hasil klasifikasi sentiment sebagai berikut:

Tabel 3.7 Hasil klasifikasi sentiment

KELAS	JUMLAH
POSITIF	4655 ulasan
NEGATIF	421 ulasan

Setelah diperoleh hasil model dari pembelajaran mesin klasifikasi *Naive Bayes* (NB) dan SVM dilakukan skenario pengujian data uji yang telah displit sebanyak 4 kali. Hasil dari pada model pembelajaran tersebut dilakukan pengujian dengan menggunakan data baru yang belum dilakukan pembelajaran sebelumnya.

Tabel 3.8 Tabel Kontigensi

Aktual Class	Prediksi Class			
Aktual Class	+	-		
+	Nilai Positif	False Negative		
-	False Positive	Nilai Negatif		

Banyaknya data pengamatan dalam kategori positif yang dapat diprediksi secara positif (prediksi benar) oleh pembelajaran mesin disebut True Positive (TP). True Negatif (TN) keseluruhan data observasi dalam kelas negatif yang dapat diprediksi secara negatif (prediksi secara benar) oleh algoritma machiine learning. False Positive (FP) keseluruhan observasi yang tergolong positif tetapi memiliki kesalahan prediksi disebut. Negatif Palsu (FN) banyaknya pengamatan yang tergolong negatif tetapi memiliki kesalahan prediksi.

 Akurasi merupakan persentase prediksi yang benar. Akurasi digunakan sebagai akurasi antara nilai aktual dan prediksi.

$$Akurasi = \frac{True\ Positive + False\ Negative}{TP + FP + TN + FN}$$

2. *Precision* mengevaluasi kemampuan sistem temu kembali informasi untuk menemukan kembali data top-ranked yang paling relevan, dan dan didefinisikan

sebagai presentasi data yang dikembalikan yang benar – benar relevan terhadap queri pengguna.

$$Precision = \frac{\text{Relevant } Document }{\text{Retrieved Document}}$$

3. *Recall* untuk menemukan semua elemen yang relevan dalam pengumpulan data dan didefinisikan sebagai presentasi data yang diterima sehubungan dengan permintaan pengguna.

	Split Data				
	Data Training	Data Testing			
	80%	20%			
	75%	25%			
	70%	30%			
	50%	50%			
 R	elevant <i>Docume</i>	nt ∏Retrieved	l Doc		

 $Recall = \frac{\text{Relevant } Document \prod Retrieved Document}}{\text{Relevant Document}}$

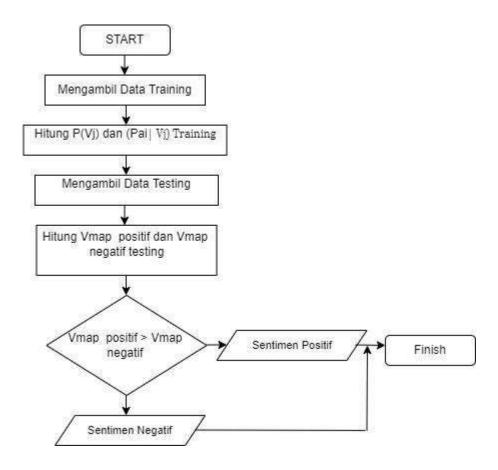
Tabel 3.9 skenario data training dan testing

BAB IV

KLASIFIKASI MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES ALGORITHM (NB)

4.1 Desain Metode Naive Bayes Algorithm (NB)

Tahap klasifikasi Naive Bayesian *Algorithm* melalui proses pelatihan dan proses pengujian. Pada fase ini proses pelatihan terlebih dahulu, baru kemudian dilakukan proses pengujian dengan melihat pada probabiliitas dari dataset pelatihan. Diagram alir tahap klasifikasi naive Bayes ditunjukkan pada Gambar 4.1 di bawah ini.



Gambar 4.1 Diagram Metode Naive Bayes

Pada pembahasan di bawah ini, penulis memberikan contoh perhitungan naive bayesian manual dengan menggunakan sampel 6 review data latih dan 3 review data uji.

4.2 Uji Coba Metode Naive Bayes Algorithm (NB)

Model classifer dibentuk untuk algoritma klasifikasi pada data latih. Sebagai representasi pengetahuann Ini digunakan untuk memprediksi data untuk kelas baru yang tidak ada, dalampembagian jumlah data latih dan uji dapat dilihat sebagai berikut.

Tabel 4.1 Split jumlah data latih dan uji

Kelas	Banyaknya	Training Data	Testing Data
		(80%)	(20%)

+	4655	3724	931
-	421	336.8≈336	84.2≈84
To	otal	4060	1015

Berdasarkan Tabel 3.11 diketahui perbandingan jumalah data training dan testing. Dengan proporsi perbandingan sebesar 80%: 20% dari keseluruhan 5.076 ulasan melakukan input data set dengan rasio perbandingan traning 80%: testing 20%, traning 70%: testing 30%, traning 50%: testing 50% dan traning 75%: testing 25%. Dari hasil pengklasifikasian data ulasan kelas sentimen positif 4655 dan negatif 421.

Berikut percobaan dengan data latih 50% dan uji 50%.

Tabel 4.2 Hasil Percobaan Data latih 50% dan uji 50%

Data Aktual	Data P	rediksi	Precision	Recall	
	Positif	Negatif			
+	2320 (TP)	0 (FN)	91.48%	100%	
-	216 (FP)	2 (TN)	100%	0,91%	
Akurasi	91.48%				

Dengan perhitungan persamaan sebagai berikut

$$Akurasi = \frac{TP + FN}{TP + FP + TN + FN} = \frac{2320 + 0}{2320 + 216 + 2 + 0} = 91.48\%$$

$$Precision_{Positif} \frac{TP}{TP + FP} = \frac{2320}{2320 + 216} = 91.48\%$$

$$Precision_{Negatif} \frac{TN}{TN + FN} = \frac{216}{216 + 0} = 100\%$$

$$Recall_{Positif} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{2320}{2320 + 0} = 100\%$$

$$Recall_{Negatif} = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{2}{216 + 216} = 0.91\%$$

4.3 Kesimpulan

Kesimpulan mengenai hasil performa algoritma *Naive Bayes*. Akurasi prediksi dihitung dengan menggunakan matriks konfusi sebagai salah satu alat perhitungannya. Metode ini melakukan perhitungan pada tiga output: Akurasu, Precision dan Recall.

Tabel 4.3 Hasil Performa Algoritma *Naive Bayes*

		1		
Training Size	Testing Size	Akurasi	Precision	Recall
J	J			
80%	20%	92.02 %	95.98%	54.49%
0070				
75%	25%	91.88%	87.64%	54.41%
70%	30%	91.00%	95.48%	52.43%
50%	50%	91.48%	95.74%	50.22%
Rata - rata		91.58	93.70%	50.45%
		I		

Pada Tabel 4.3 tentang perbandingan hasil pengujian menyatakan bahwa dari hasil pengamatan uji coba yang telah dilakukan 4 kali percobaan yaitu dengan merubah prosentase data training mendapatkan hasil yang menyatakan bahwa prosentase split data training dan data testing sangat mempengaruhi tingkat akurasi, presisi, dan recall dalam proses pengujian. Pada pengujian yang dilakukan menunjukkan bahwa nilai akurasi tertinggi didapat pada pengujian ke 1 dengan

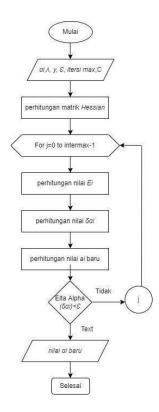
prosentase 80% data training yaitu sebanyak 4060 data, sedangkan 20% yaitu sebanyak 1015 data testing dengan menghasilkan akurasi 92.02 %, presisi 95.98%, Recall 54.49%, serta rata-rata akurasi 91.58%.

BAB V

KLASIFIKASI MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE ALGORITHM

5.1 Desain Metode Support Vector Machiine Algorithm

Pada desain metode Support Vector Machine terdapat uraian tentang pola dan rancangan klasifikasi sebagai berikut:



Gambar 5.1 Diagram Alir Metode Support Vector Machine

Bedasarkan Gambar 5.1 Untuk memperoleh hyperplane yang maksimal digunakan proses sequential training SVM. Inisialisasi nilai parameter SVM yaitu α i, λ , y, ϵ , itersi, fungsi kernel dan C. Fungsi kernel yang dipakai pada penelitian yaitu fungsi kernel Linier. Menghitung nilai matrik Hessian. Menghitung nilai Ei. Selanjutnya mencari nilai $\delta\alpha$ i. Setelah nilai $\delta\alpha$ i diperoleh, kemudian melakukan iterasi dengan jumlah iterasimax sesuai panjang data latih. Dilanjutkan dengan perhitungan nilai ai. Iterasi berjalan apabila ($\delta\alpha$ i) < ϵ atau sudah memenuhi dari seluruh data latih yang ditentukan. Proses diatas dilakukan sampai

diperoleh nilai ai baru. Hasil dari nilai ai terakhir yang sudah di-update disebut pembatas yang optimal untuk kemudian digunakan pada proses learning dan testing SVM.

5.2 Uji Coba Metode Algoritma Support Vector Machiine

Uji coba dilakukan dengan melakukan input data set dengan rasio perbandingan traning 80 %: testing 20%, traning 70%: testing 30%, traning 50 %: testing 50% dan traning 75%: testing 25%. Dari hasil pengklasifikasian data ulasan kelas sentimen positif 4655 dan negatif 421. Berikut percobaan dengan data latih 50% dan uji 50%.

Tabel 5.1 Hasil Percobaan Data latih 50% dan uji 50%

	Data P	rediksi			
Data Aktual	Data Aktual		Precision	Recall	
	Positif	Negatif			
Positif	2298 (TP)	22 (FN)	94.52%	99.05%	
Negatif	133 (FP)	85 (TN)	79.43%	38.99%	
Akurasi	93.89%				

Dengan perhitungan persamaan sebagai berikut

Akurasi =
$$\frac{\text{TP} + \text{FN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}} = \frac{2298 + 22}{2298 + 133 + 85 + 22} = 93.89\%$$

$$\begin{aligned} & \frac{\text{TP}}{\text{Precision}_{Positif}} \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} = \frac{2298}{2298 + 133} = 94.52\% \\ & \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FN}} = \frac{85}{85 + 22} = 79.43\% \\ & \frac{\text{TP}}{\text{Recall}_{Positif}} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} = \frac{2298}{2298 + 22} = 99.05\% \\ & \frac{\text{TN}}{\text{Recall}_{Negatif}} = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FP}} = \frac{85}{85 + 133} = 38.99\% \end{aligned}$$

5.3 Kesimpulan

Kesimpulan mengenai hasil performa Support Vector Machine algoritma. Perhitungan ketepan prediksi menggunakan Confusion Matriks sebagai alat perhitungannya. Metode ini menghitung dengan 3 keluaran yaitu Akurasu, presisi dan recall.

Tabel 5.2 Hasil Performa Algoritma Support Vector Machine

Training	Testing	Akurasi	Precision	Recall
Size	Size	,a. a.s.	1 (60.5.61)	ricean
80%	20%	94.09%	89.91%	69.33%
75%	25%	94.08%	87.87%	70.69%
70%	30%	93.76%	87.73%	71.67%
50%	50%	93.89 %	90.13 %	70.08 %
Rata -	rata	94.06%	88.91%	70.44%

Pada Tabel 5.2 tentang perbandingan hasil pengujian menyatakan bahwa dari hasil pengamatan uji coba yang telah dilakukan 4 kali percobaan yaitu dengan merubah prosentase data training mendapatkan hasil yang menyatakan bahwa prosentase splitdata training dan data testing sangat mempengaruhi tingkat akurasi, presisi, dan recall dalam proses pengujian. Pada hasil pengujian yang dilakukan menunjukkan bahwa nilai akurasi tertinggi didapat pada pengujian ke 4 dengan prosentase 50% data training yaitu sebanyak 2538 data, sedangkan 50% yaitu sebanyak 2538 data testing dengan menghasilkan akurasi 94.06%, presisi 88.91%, Recall 70.44%, serta rata-rata akurasi 94.06%.

BAB VI

PEMBAHASAN

6.1 Perbandingan Metode Naive Bayesian Algorithm dan Algoritma Support Vector Machine

Tabel 6.1 Hasil Perbandingan Pengujian Metode Naive Bayesian Algorithm dan Algoritma

Support Vector Machine

Trainin		Naive Ba	yesian Alg	gorithm	Support Vector Machine		
g	Testing	Accurac y	Presisi	Recall	Accuracy	Presisi	Recall
80%	20%	92.02 %	95.98%	54.49%	94.09%	89.91%	69.33%
75%	25%	91.88%	87.64%	54.41%	94.08%	87.87%	70.69%
70%	30%	91.00%	95.48%	52.43%	93.76%	87.73%	71.67%
50%	50%	91.48%	95.74%	50.22%	93.89 %	90.13 %	70.08 %
Rata - rat	a	91.58%	93.70%	50.45%	94.06%	88.91%	70.44%

6.2 Prepekstif Al-Qur'an

Dalam perspektif kitab suci al-quran yang memaparkan tentang berita, dalam surah alqur'ani an-nur ayat 11 menjelaskan tentang cara menerima suatu berita.

"Sebenarnya orang yang membawa berita palsu juga dari grup Anda. Jangan menganggap berita palsu itu buruk bagi Anda, itu sebenarnya baik untuk Anda. Masingmasing dari mereka akan menerima upah atas dosa mereka. Dan siapa yang mengambil

bagian terbesar dari penyebaran berita bohong akan mendapatkan hukuman yang besar".

(QS. An-Nur: 11)

BAB VII

KESIMPULAN

7.1 Kesimpulan

Hasil Analisiis Sentimen Review Aplikasi Media Berita Online Pada Google Play Mengunakan Support Vector Machine Algoriithm (SVM) dan Naive Bayesiian Algorithm. Hasil pengklasifiikasian data ulasan kelas sentimen positif menjadi 4655 dan negatif menjadi 421. Hasil performa menghasilkan nilai akurasi dari Support Vector Machine Algorithm (SVM) 94.06% dan Naive Bayes Algoriithm 91.58%.

Dari dua pengujian dalam empat skenario pengujian, kami menemukan bahwa akurasi dipengaruhi oleh perbandingan jumlah data training dan data testing. Jika jumlah data training yang dilakukan lebih besar dari jumlah data testing, akurasi hasil akan melebihi 90%, seperti yang terlihat dari hasil uji pada Skenario 1 sampai . Namun pada penelitian ini, skenario pertama, Support Vector Machiine Algorithm (SVM) 94 .09 % Naive Bayesian Algorithm 92.02%, memberikan akurasi terbaik ketika perbandingan angka 80:20.

7.1 Saran

Sebagai pembanding performa Support Vector Machiine Algorithm dan algoritma Naive Bayesian Algorithm untuk mengklasifikasikan opini aplikasii media berita online ataupun pada situs lainya selain Google Play, untuk penulis selanjutnya bisa mengunakan algoritma mechine learning lainya.

Untuk peneliti berikutnya, sebagai bahan perbaikan perlu dikaji untuk perbandingan hasil analisis sentiment denngan menerapkan negasi dalam Bahasa Indonesia, missal dengan Algoritma Firs Sentiment Word (Firs Sentiment Word).

DAFTAR PUSTAKA

Adiwijaya. (2006). Text Mining dan Knowledge Discovery.

Awad, M., & Khanna, R. (2015). Support vector machines for classification. In Efficient Learning Machines (pp. 39–66). Springer.

Bayquni, B. (2018). Partisipasi khalayak media online terhadap liptan6. Com dalam memenangkan persaingan industri media massa di Indonesia. Jurnal Pustaka Komunikasi, 1(2), 228–237.

Cervantes, J., Garcia-Lamont, F., Rodríguez-Mazahua, L., & Lopez, A. (2020). A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends. Neurocomputing, 408, 189–215.

Darujati, C., & Gumelar, A. B. (2012). Pemanfaatan teknik supervised untuk klasifikasi teks bahasa indonesia. Jurnal Bandung Text Mining, 16(1), 5–1.

Day, M.-Y., & Lin, Y.-D. (2017). Deep learning for sentiment analysis on google play consumer review. 2017 IEEE International Conference on Information Reuse and Integration (IRI), 382–388.

Giovani, A. P., Ardiansyah, A., Haryanti, T., Kurniawati, L., & Gata, W. (2020).

Analisis Sentimen Aplikasi Ruang Guru Di Twitter Menggunakan Algoritma Klasifikasi.

Jurnal Teknoinfo, 14(2), 115–123.

Handayani, F., & Pribadi, F. S. (2015). Implementasi algoritma naive bayes classifier dalam pengklasifikasian teks otomatis pengaduan dan pelaporan masyarakat melalui layanan call center 110. Jurnal Teknik Elektro, 7(1), 19–24.

Hasnain, M., Pasha, M. F., Ghani, I., Imran, M., Alzahrani, M. Y., & Budiarto, R. (2020). Evaluating trust prediction and confusion matrix measures for web services ranking. IEEE Access, 8, 90847–90861.

Husnun N., D. (2006). Panduan Menulis Berita. Umm.

https://www.google.com/search?client=ms-

google&q=Berita+adalah+sebuah+laporan+atau+pemberitahuan+mengenai+terjadinya+s ebuah+peristiwa+atau+

Karima, R. C., Silfiani, S., Puspasari, R. A., Junaeni, R., & Fatoni, U. (2018).

Reportase Wartawan dalam Berita Hukum. Prosiding Konferensi Nasional Komunikasi, 2(01), 721–736.

Kowsari, K., Jafari Meimandi, K., Heidarysafa, M., Mendu, S., Barnes, L., & Brown, D. (2019). Text classification algorithms: A survey. Information, 10(4), 150.

Latif, R. M. A., Abdullah, M. T., Shah, S. U. A., Farhan, M., Ijaz, F., & Karim, A. (2019). Data scraping from google play store and visualization of its content for analytics. 2019 2nd International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (ICoMET), 1–8.

Ma, T. M., Yamamori, K., & Thida, A. (2020). A comparative approach to Naïve Bayes classifier and support vector machine for email spam classification. 2020 IEEE 9th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE), 324–326.

Muin, A. A. (2016). Metode Naive Bayes Untuk Prediksi Kelulusan (Studi Kasus: Data Mahasiswa Baru Perguruan Tinggi). Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Al Asyariah Mandar, 2(1), 22–26.

Mustopa, A., Pratama, E. B., Hendini, A., & Risdiansyah, D. (2020). Analysis of user reviews for the pedulilindungi application on google play using the support vector

machine and naive bayes algorithm based on particle swarm optimization. 2020 Fifth International Conference on Informatics and Computing (ICIC), 1–7.

Okezone. (2017, February 19). Dewan Pers: Ada 43.000 Media Online yang Terdata, 500 Terdaftar, 7 Terverifikasi: Okezone Nasional. Https://Nasional.Okezone.Com/. https://nasional.okezone.com/read/2017/02/19/337/1622468/dewan-pers-ada-43-000-media-online-yang-terdata-500-terdaftar-7-terverifikasi

Rizaldy, A., & Santoso, H. A. (2017). Performance improvement of Support Vector Machine (SVM) With information gain on categorization of Indonesian news documents. 2017 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (ISemantic), 227–232.

Romli, A. S. M. (2018). Jurnalistik online: Panduan mengelola media online. Nuansa Cendekia.

Santoso, S. (2021). Analisis Resepsi Audiens Terhadap Berita Kasus Meiliana di Media Online. Komuniti: Jurnal Komunikasi Dan Teknologi Informasi, 12(2), 140–154. Wongkar, M., & Angdresey, A. (2019). Sentiment analysis using Naive Bayes Algorithm of the data crawler: Twitter. 2019 Fourth International Conference on Informatics and Computing (ICIC), 1–5.

Yunus, S. (2010). Jurnalistik terapan. Bogor: Ghalia Indonesia.