

Analisa Sentiment Untuk Opini Alumni Pada Perguruan Tinggi

I Komang Dharmendra¹, Komang Oka Saputra², Nyoman Pramaita³

[Submission: 09-04-2019, Accepted: 30-06-2019]

Abstract— Opinion is one of the most important parts in decision making, in processing opinions require a thorough analysis process. Especially text-based opinion, where opinion in the form of opinions do not have a definite value limit for the input. Sentiment Analysis as a branch of knowledge from Text mining can be applied in the opinion analysis process in the form of text. Where opinions will be classified into 3 types of opinions, namely positive opinions, neutral opinions and negative opinions. This study grouped opinions from university graduated students using the SVM and NBC algorithms which in this study were divided into 3 main components, namely the input component, opinion grouping system, and output components. Opinion to be processed is data in the form of a *.csv format opinion file, which then conducts a grouping of opinions. Then the system produces output in the form of 3 types of opinions, namely, positive opinions, neutral opinions and negative opinions. In general, the accuracy results show the differences in the accuracy of each sentiment. From the test results generally shows the accuracy with the highest accuracy value in the NBC algorithm reaching 94.45 while the highest accuracy rate in the SVM algorithm reaches 75.76%.

Intisari— Opini merupakan salah satu bagian terpenting dalam pengambilan keputusan, dalam pengolahan opini memerlukan proses analisa yang menyeluruh. Terutama opini yang berbasis teks, dimana opini berupa pendapat tidak memiliki batasan nilai pasti untuk masukan yang diberikan. Sentiment Analysis sebagai cabang ilmu dari Text mining bisa diterapkan dalam proses analisa opini yang berupa teks. Dimana opini akan diklasifikasikan menjadi 3 jenis opini, yaitu opini positif, opini netral dan opini negative. Penelitian ini melakukan pengelompokan opini dari alumni Perguruan Tinggi dengan menggunakan algoritma SVM dan NBC dimana dalam penelitian ini dibagi menjadi 3 komponen utama yaitu komponen input, sistem pengelompokan opini, serta komponen output. Opini yang akan diolah merupakan data berupa file opini format *.csv, yang selanjutnya melakukan proses pengelompokan terhadap opini. Kemudian sistem menghasilkan output berupa 3 jenis opini yaitu, opini positif, opini netral dan opini negative. Dari hasil pengujian secara umum menunjukkan akurasi dengan nilai akurasi tertinggi pada algoritma NBC mencapai 94,45%, sedangkan tingkat akurasi tertinggi pada algoritma SVM mencapai 75,76%.
Kata Kunci— Opini, Sentiment Analysis, SVM, NBC.

I. PENDAHULUAN

Dalam dunia pendidikan peranan sekolah tinggi memegang peranan yang penting, sebagai jenjang tingkat lanjut setelah Sekolah Menengah Atas, sekolah tinggi perlu terus melakukan peningkatan mutu dan kualitas sekolah tinggi itu sendiri. Seorang pimpinan yang memiliki wewenang mengambil keputusan tertinggi, memerlukan data pendukung dalam pengambilan setiap keputusan yang berupa data asli (fakta) ataupun opini[1]. Salah satu komponen sekolah tinggi yang bisa memberikan opini adalah para mahasiswa yang akan menyelesaikan pendidikan di sekolah tinggi, karena opini yang disampaikan dari mahasiswa tersebut adalah hal yang dialami selama menempuh pendidikan.

Opini atau orientasi opini adalah salah satu bagian penting dalam pengambilan keputusan[2]. analisis opini dari sumber terkait sangat mempengaruhi bagaimana pengambilan sebuah keputusan. Salah satunya adalah pengukuran tingkat kepuasan layanan yang dilakukan pada perguruan tinggi yang dilakukan secara rutin oleh pihak penyelenggara pendidikan. Diantaranya yang dilakukan melalui opini yang sengaja dikumpulkan dengan meminta mahasiswa yang baru selesai menyelesaikan masa studi untuk mengisi kuisioner.

Sentiment Analysis merupakan salah satu metode yang umum digunakan untuk melakukan proses ekstraksi dan klasifikasi opini. Pada analisis sentiment dilakukan untuk mengetahui sifat pada dokumen, kalimat atau fitur entitas / aspek, apakah bersifat positif, negatif atau netral dengan mengelompokkan polaritas pada teks yang terdapat didalam kalimat. Berbagai macam algoritma dapat diterapkan dalam melakukan sentiment analysis. Seperti yang dilakukan oleh Esther Irawati Setiawan, dimana dalam penelitiannya menerapkan 3 algoritma yaitu Baseline, Naïve Bayes, dan Maximum Entropy [3]. Sedangkan Noviah Dwi Putranti dan Edi Winarko dalam penelitiannya yang berjudul Analisis Sentimen Twitter untuk Teks Berbahasa Indonesia dengan Maximum Entropy dan Support Vector Machine menerapkan dua algoritma yaitu Entropy dan Support Vector Machine dalam melakukan proses analisis sentimen [4].

Berdasarkan pemaparan penjelasan latar belakang tersebut maka penelitian ini dilakukan untuk dapat mengelompokkan opini ke dalam tiga jenis sentiment. Sistem ini akan dibangun berdasarkan pengelompokkan parameter opini yang diperoleh dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes Classification dan Support Vector Machines. Sistem ini nantinya diharapkan dapat membantu penggunaannya untuk menemukan kategori sentiment apa yang terkandung dalam sebuah opini. Perlu diperhatikan juga bahwa dataset yang digunakan adalah data yang dibangun sendiri dengan melibatkan doktor pada bidang linguistik (sastra Indonesia).

Mahasiswa Magister Teknik Elektro Universitas Udayana, Jl. P.B. Sudirman, Denpasar, Bali, Indonesia 80114 (telp: 0361-555225; fax: 0361-4321982; e-mail: Komang.dharmendra11@gmail.com)

^{2, 3} dosen, Jurusan Teknik Elektro dan Komputer Fakultas Teknik Universitas Udayana, Jln. Jalan Kampus Bukit Jimbaran 80361 INDONESIA (telp: 0361-703315; fax: 0361-703315; e-mail: ²okasaputra@unud.ac.id, ³n_pramaita@yahoo.com)



II. STUDI LITERATUR

a. Sentiment Analysis

Sentiment analysis atau *opinion mining* mengacu pada bidang yang luas dari pengolahan bahasa alami, komputasi linguistik dan *text mining*. Secara umum, bertujuan untuk menentukan *attitude* pembicara atau penulis berkenaan dengan topik tertentu[5]. *Attitude* penilaian atau evaluasi pembicara, pernyataan afektif (pernyataan emosional penulis saat menulis) atau komunikasi emosional dimaksud (efek emosional yang penulis inginkan terhadap pembaca)

Tugas dasar dalam analisis sentimen adalah mengelompokkan polaritas dari teks yang ada dalam dokumen, kalimat, atau fitur / tingkat aspek - apakah pendapat yang dikemukakan dalam dokumen, kalimat atau fitur entitas / aspek bersifat positif, negatif atau netral. Lebih lanjut *sentiment analysis* dapat menyatakan emosional sedih, gembira, atau marah[6].

b. Naïve Bayes Classifier

Sebuah *bayes classifier* adalah *classifier* probabilistik sederhana berdasarkan penerapan teorema *Bayes* (dari statistik *Bayesian*) dengan asumsi independen (naif) yang kuat[7]. Sebuah istilah yang lebih deskriptif untuk model probabilitas yang digaris bawahi adalah "model fitur independen". Dalam terminologi sederhana, sebuah *NBC* mengasumsikan bahwa kehadiran (atau ketiadaan) fitur tertentu dari suatu kelas tidak berhubungan dengan kehadiran (atau ketiadaan) fitur lainnya. Sebagai contoh, buah mungkin dianggap apel jika merah, bulat, dan berdiameter sekitar 4 inci. Bahkan jika fitur ini bergantung satu sama lain atau atas keberadaan fitur lain. Sebuah *NBC* menganggap bahwa seluruh sifat-sifat berkontribusi mandiri untuk probabilitas bahwa buah ini adalah apel.

Sebuah keuntungan dari *NBC* adalah bahwa *NBC* memerlukan sejumlah kecil data pelatihan untuk mengestimasi parameter (rata-rata dan varian dari variabel) yang diperlukan untuk klasifikasi. Karena variabel diasumsikan independen, hanya varian dari variabel-variabel untuk setiap kelas yang perlu ditentukan dan bukan keseluruhan covariance matrix.

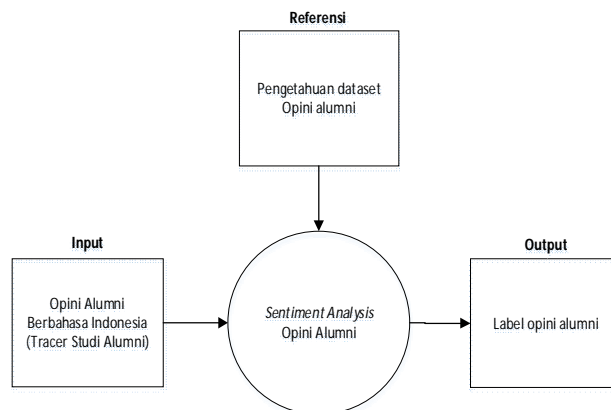
c. Support Vector Machines

Support Vector Machine (SVM) juga merupakan suatu teknik yang relatif baru dikenalkan tahun 1995 untuk melakukan prediksi, baik dalam kasus klasifikasi maupun regresi, yang sangat populer belakangan ini. *SVM* berada dalam satu kelas dengan *Artificial Neural Network (ANN)* dalam hal fungsi dan kondisi permasalahan yang bisa diselesaikan[8]. Keduanya masuk dalam kelas *supervised learning*[9]. Baik para ilmuwan maupun praktisi telah banyak menerapkan teknik ini dalam menyelesaikan permasalahan nyata dalam kehidupan sehari-hari. Terbukti dalam banyak implementasi, *SVM* memberi hasil yang lebih baik dari *ANN*, terutama dalam hal solusi yang dicapai. *ANN* menemukan solusi berupa *local optimal* sedangkan *SVM* menemukan solusi yang *global optimal*. Tidak heran apabila menjalankan *ANN* solusi dari setiap *training* selalu berbeda. Hal ini disebabkan solusi *local optimal* yang dicapai tidak selalu sama. *SVM* selalu mencapai solusi yang sama untuk setiap *running*.

Dalam teknik ini, dilakukan fungsi pemisah (*classifier*) yang optimal yang bisa memisahkan dua set data dari dua kelas yang berbeda.

METODE PENELITIAN

Dalam melakukan analisa sentiment opini alumni dengan



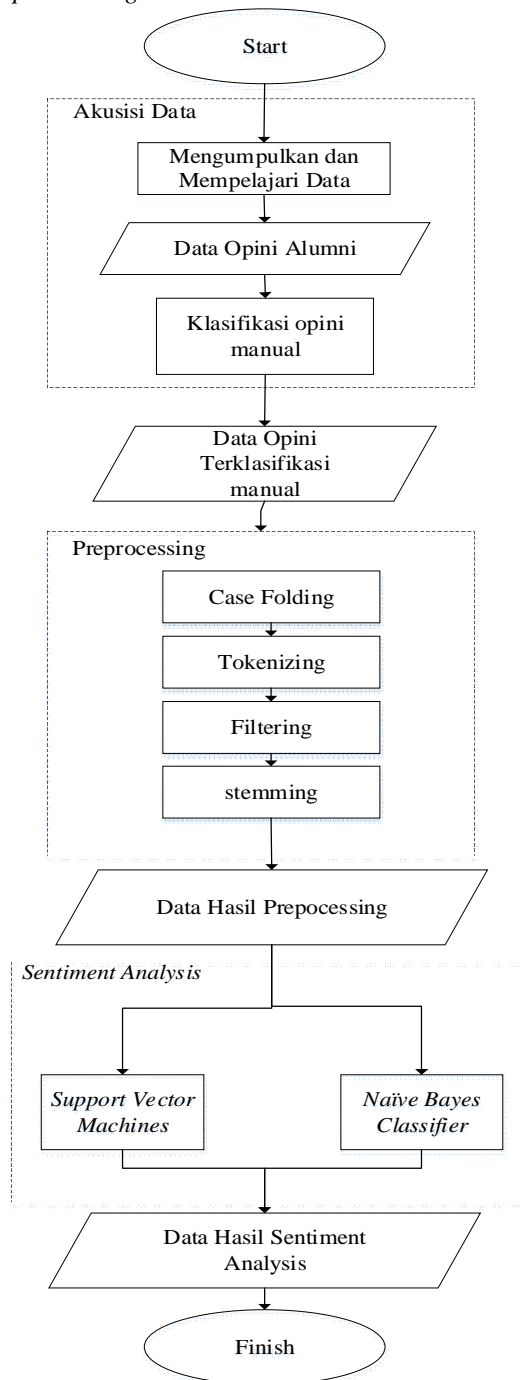
Gambar 1. Blok diagram sistem analisa sentiment opini alumni

menggunakan algoritma *Support Vector Machines* dan *Naïve Bayes Classification* ini memiliki 3 komponen utama yaitu komponen input, analisa sentimen, dan komponen output yaitu opini dengan label opini yang dapat dilihat pada Gambar 1.

masukan (*input data*) berupa kalimat opini berbahasa Indonesia, yang selanjutnya sistem melakukan proses pengelompokan opini dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machines* dan *Naïve Bayes Classification*. Kemudian sistem menghasilkan output berupa opini dengan label jenis yaitu 1) *positif*, 2) *negatif*, dan 3) *netral*. Selanjutnya alur lebih detail dari pembuatan analisa opini ini memiliki beberapa tahapan yang dapat dilihat pada Gambar 2.

Terdapat beberapa proses yang sangat penting yaitu akuisisi data, *preprocessing*, dan proses sentiment analysis menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classification* dan *Support Vector Machines*.

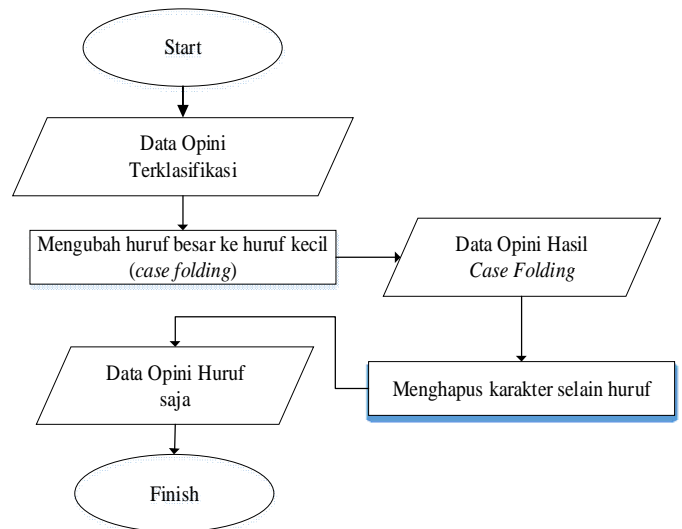
Pada akuisisi data dilakukan perapian data dengan cara mengubah struktur bahasa dan kata-kata yang digunakan sehingga sesuai dengan kaedah Bahasa Indonesia tanpa merubah makna dan isi dari opini. Dalam *preprocessing* secara umum proses yang dilakukan adalah *case folding*, *tokenizing* dan *filtering* dan *stemming*. Contoh opini yang digunakan dan diolah menggunakan *preprocessing* ditunjukkan oleh tabel 1.



Gambar 2 Flowchart Proses Sentiment Analysis

a) Case Folding

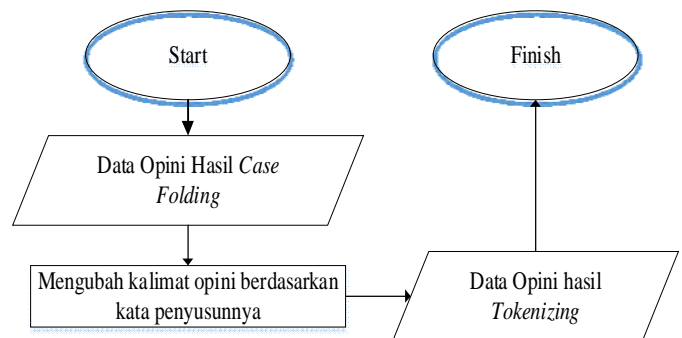
Opini yang telah dibersihkan pada tahap sebelumnya kemudian semua karakternya diubah menjadi huruf kecil. Selain itu karakter selain huruf “a” hingga “z” akan dihapus. Hal ini karena karakter selain huruf tersebut dianggap sebagai delimitter, termasuk angka dan tanda baca [10].



Gambar 3 Flowchart Proses Case Folding

b) Tokenizing

Opini yang telah diolah pada tahap sebelumnya harus dipecah menjadi token/kata. Sebuah opini dipecah menjadi token dengan menggunakan karakter *whitespace* sebagai pemecahnya. Hasil token-token ini yang selanjutnya akan disimpan menjadi fitur pada masing-masing kelas.

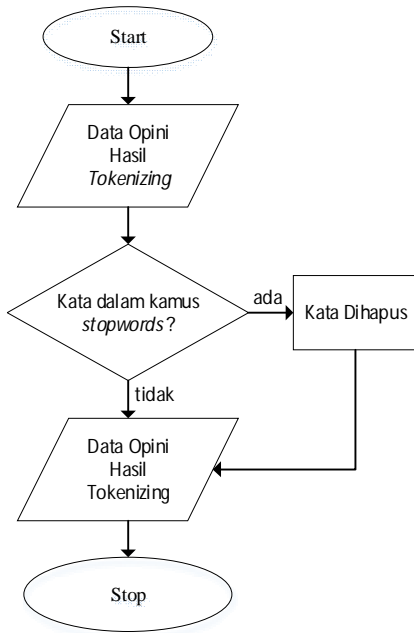


Gambar 4 Flowchart Proses Tokenizing

c) Filtering

Tahap filtering dilakukan dengan mengambil kata-kata yang dianggap penting setelah *tokenizing* selesai. Hal ini dilakukan dengan menghapus *stopword* atau kata-kata tidak deskriptif yang bukan merupakan kata unik yang mencirikan suatu kategori tertentu [11]. Proses ini dilakukan berdasarkan *stoplist* yang berisi *stopword* yang telah ditentukan sebelumnya. Kemudian kata yang terdapat pada opini akan dibandingkan dengan daftar *stopword*, jika terdapat kata-kata yang berada dalam *stopword* maka kata tersebut akan dihapus dari opini. Kata-kata yang termasuk ke dalam *stopword* dihilangkan karena terlalu sering muncul dalam dokumen dan bukan merupakan pembeda yang baik dalam proses penggalan teks

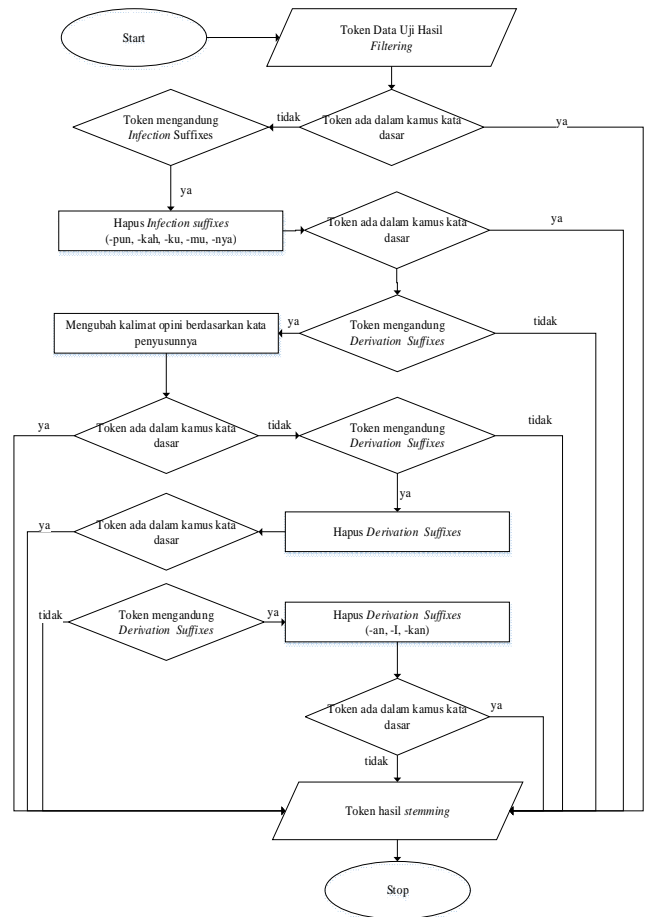




Gambar 5 Flowchart Proses Filtering

d) stemming

Stemming adalah proses pengembalian bentuk kata dasar dari suatu kata berimbuhan[12]. Proses ini akan menghilangkan awalan, akhiran, sisipan dan *confixes* (kombinasi dari awalan dan akhiran). Proses ini memiliki banyak variasi sesuai domain bahasa yang digunakan, karena imbuhan tiap bahasa berbeda-beda. Proses *stemming* pada penelitian ini menggunakan library Sastrawi sehingga tidak perlu lagi melakukan pengecekan setiap kata untuk mendapatkan kata dasarnya karena teks berbahasa Indonesia[13]. berbeda dengan *stemming* pada teks berbahasa Inggris, pada teks berbahasa Indonesia, selain sufiks, prefiks, dan konfiks juga dihilangkan, namun pada teks berbahasa Inggris, proses yang diperlukan hanya proses menghilangkan sufiks.



Gambar 6 Flowchart Proses Stemming

Tahapan *sentiment analysis* dilakukan dalam dua jenis analisa, yaitu dengan analisa algoritma *Naïve Bayes Classification* dan algoritma *Support Vector Machines*. Dari analisa data akan menghasilkan opini sentiment yang telah memiliki label sentiment.

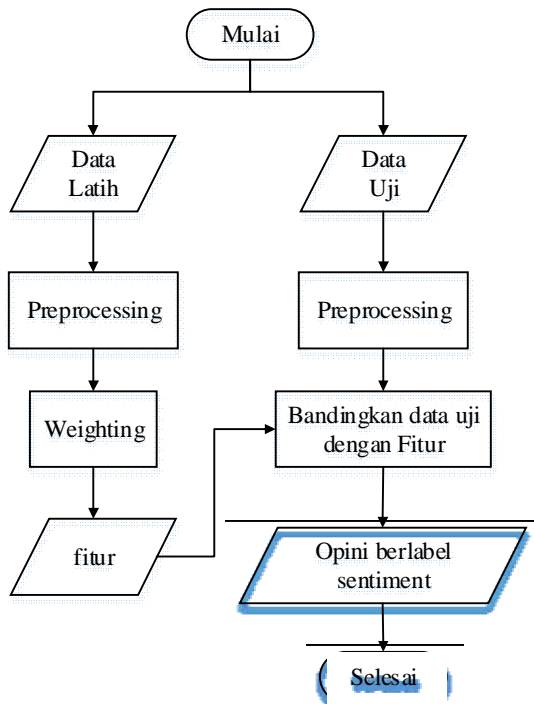
TABEL 1
CONTOH PREPROCESSING OPINI

Tahapan	Contoh Preprocessing
Kalimat Asli	Ruang kelas dalam kondisi baik, dan selalu dibersihkan setelah selesai untuk dipakai oleh kelas selanjutnya
Case Folding	ruang kelas dalam kondisi baik dan selalu dibersihkan setelah selesai untuk dipakai oleh kelas selanjutnya
Tokenizing	ruang kelas dalam kondisi baik dan selalu dibersihkan setelah selesai untuk dipakai oleh kelas selanjutnya
Filtering	ruang kelas kondisi baik dibersihkan setelah selesai dipakai kelas selanjutnya
Stemming	ruang kelas kondisi baik bersih selesai pakai kelas lanjut

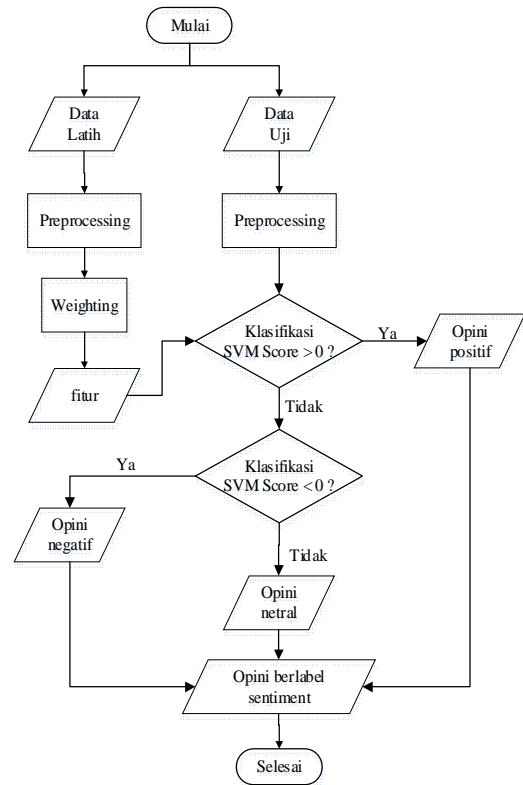
A. Analisa Sentiment Menggunakan *Naïve Bayes Classification*

Pada tahap klasifikasi, data uji yang telah melewati tahap *preprocessing* akan dilanjutkan dengan melakukan proses analisa sentiment dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classification* dengan menggunakan data latih dari opini yang telah diberikan label opini.

dengan menggunakan total 66 opini yang dibagi menjadi 3 katagori, yaitu positif, negatif, dan netral.



Gambar 7 Flowchart *Naïve Bayes Classification*



Gambar 8 Flowchart *Support Vector Machines*

B. Analisa Sentiment *Support Vector Machines*

Pada tahap klasifikasi ini, data uji yang telah melewati tahap *preprocessing* akan dilanjutkan dengan melakukan proses analisa sentiment dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machines* dengan menggunakan data latih dari opini yang telah diberikan label opini.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap awal dari penelitian dilakukan penumpulan data opini alumni yang didapatkan dari halaman website www.alumni.stikom-bali.ac.id yang dimana para mahasiswa yang akan lulus diwajibkan untuk mengisi kuisioner lulusan yang berisikan opini yang harus diinputkan berupa kalimat tentang pendapat para mahasiswa terhadap kampus selama para mahasiswa kuliah.

Jumlah opini yang digunakan adalah opini mahasiswa yang lulus pada bulan Desember 2017 yang berjumlah 331 opini, dengan menggunakan perhitungan. Opini yang terkumpul kemudian diklasifikasikan secara manual oleh doktor pada bidang linguistik (sastra Indonesia). Untuk pengujian data digunakan ratio 80:20 mengacu pada *Pareto principle*[14]. Dengan menggunakan empat data latih dengan jumlah berbeda, data pertama berjumlah 150 opini, data kedua 150 opini, data ketiga 225 opini, dan 300 opini, dan data uji mencapai 66 opini.

Dari tahap pengujian dengan menggunakan 75 data latih yang dilakukan maka didapatkan hasil pengujian analisa opini. Tabel 1 merupakan jumlah opini yang berhasil dianalisa

TABEL II
 KEBERHASILAN ANALISA OPINI DENGAN 75 DATA LATIH

	positive	negative	neutral	Total
<i>NBC</i> tanpa Sastrawi	21	20	22	63
<i>NBC</i> Sastrawi	18	22	20	60
<i>SVM</i> tanpa Sastrawi	15	14	21	50
<i>SVM</i> Sastrawi	15	13	21	49

Pengujian untuk algoritma *NBC* dan *SVM* dengan menggunakan stemming sastrawi dan tanpa menggunakan stemming sastrawi didapatkan bahwa proses sentiment analis pada algoritma *NBC* tanpa menggunakan stemming sastrawi menunjukkan tingkat akurasi tertinggi mencapai 95,45 % dengan 63 opini yang berhasil dianalisa dari 66 opini. Tingkat akurasi terendah dicapai pada algoritma *SVM* dengan menggunakan stemming sastrawi, dengan tingkat akurasi mencapai 74,24% dengan 49 opini yang berhasil dianalisa dari 66 opini

Dari tahap pengujian dengan menggunakan 150 data latih yang dilakukan maka didapatkan hasil pengujian analisa opini. Tabel 2 merupakan jumlah opini yang berhasil dianalisa dengan menggunakan total 66 opini yang dibagi menjadi 3 katagori, yaitu positif, negatif, dan netral.



TABEL III
KEBERHASILAN ANALISA OPINI DENGAN 150 DATA LATIH

	positive	negative	neutral	Total
<i>NBC</i> tanpa Sastrawi	21	21	21	63
<i>NBC</i> Sastrawi	19	22	18	59
<i>SVM</i> tanpa Sastrawi	17	15	18	50
<i>SVM</i> Sastrawi	17	14	17	48

Pengujian untuk algoritma *NBC* dan *SVM* dengan menggunakan stemming sastrawi dan tanpa menggunakan stemming sastrawi didapatkan bahwa proses sentiment analisis pada algoritma *NBC* tanpa menggunakan stemming sastrawi menunjukkan tingkat akurasi tertinggi mencapai 95,45 % dengan 63 opini yang berhasil dianalisa dari 66 opini. Tingkat akurasi terendah dicapai pada algoritma *SVM* dengan menggunakan stemming sastrawi, dengan tingkat akurasi mencapai 74,24% dengan 48 opini yang berhasil dianalisa dari 66 opini.

Dari tahap pengujian dengan menggunakan 225 data latihan yang dilakukan maka didapatkan hasil pengujian analisa opini.

Tabel 3 merupakan jumlah opini yang berhasil dianalisa dengan menggunakan total 66 opini yang dibagi menjadi 3 kategori, yaitu positif, negatif, dan netral.

TABEL IV
KEBERHASILAN ANALISA OPINI DENGAN 225 DATA LATIH

	Positive	negative	neutral	Total
<i>NBC</i> tanpa Sastrawi	20	20	22	62
<i>NBC</i> Sastrawi	18	20	21	59
<i>SVM</i> tanpa Sastrawi	15	9	20	44
<i>SVM</i> Sastrawi	16	8	19	43

Pengujian untuk algoritma *NBC* dan *SVM* dengan menggunakan stemming sastrawi dan tanpa menggunakan stemming sastrawi didapatkan bahwa proses sentiment analisis pada algoritma *NBC* tanpa menggunakan stemming sastrawi menunjukkan tingkat akurasi tertinggi mencapai 93,94 % dengan 62 opini yang berhasil dianalisa dari 66 opini. Tingkat akurasi terendah dicapai pada algoritma *SVM* dengan menggunakan stemming sastrawi, dengan tingkat akurasi mencapai 65,15% dengan 43 opini yang berhasil dianalisa dari 66 opini.

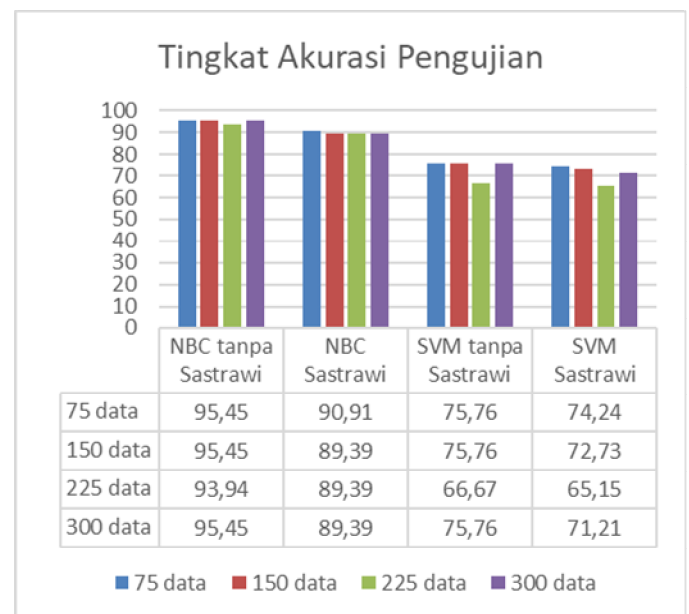
Dari tahap pengujian dengan menggunakan 300 data latihan yang dilakukan maka didapatkan hasil pengujian analisa opini. Tabel 4 merupakan jumlah opini yang berhasil dianalisa dengan menggunakan total 66 opini yang dibagi menjadi 3 kategori, yaitu positif, negatif, dan netral.

TABEL V
KEBERHASILAN ANALISA OPINI DENGAN 300 DATA LATIH

	positive	negative	neutral	Total
<i>NBC</i> tanpa Sastrawi	21	20	22	63
<i>NBC</i> Sastrawi	18	20	21	59
<i>SVM</i> tanpa Sastrawi	17	14	19	50
<i>SVM</i> Sastrawi	13	17	17	47

Pengujian untuk algoritma *NBC* dan *SVM* dengan menggunakan stemming sastrawi dan tanpa menggunakan stemming sastrawi didapatkan bahwa proses sentiment analisis pada algoritma *NBC* tanpa menggunakan stemming sastrawi menunjukkan tingkat akurasi tertinggi mencapai 95,45 % dengan 63 opini yang berhasil dianalisa dari 66 opini. Tingkat akurasi terendah dicapai pada algoritma *SVM* dengan menggunakan stemming sastrawi, dengan tingkat akurasi mencapai 71,21% dengan 47 opini yang berhasil dianalisa dari 66 opini.

Berdasarkan hasil pengujian pada tabel 2, tabel 3, tabel 4, dan tabel 5 maka dapat dibangun grafik tingkat akurasi. Grafik tingkat akurasi dapat dilihat pada gambar 9 yang menunjukkan bahwa algoritma *NBC* menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma *SVM* dengan nilai akurasi pengujian yang lebih tinggi.



Gambar 9 Grafik Tingkat Akurasi Analisa Opini Alumni

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil uji coba yang telah dilakukan dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Dari hasil pengujian secara umum menunjukkan akurasi dengan nilai akurasi tertinggi pada algoritma *NBC* mencapai 94,45%, sedangkan tingkat akurasi tertinggi pada algoritma *SVM* mencapai 75,76%.
2. Dari hasil pengujian didapatkan kinerja algoritma *NBC* menunjukkan kinerja yang lebih baik, dengan tingkat akurasi tertinggi pada setiap pengujian dibandingkan dengan algoritma *SVM*.
3. Pengujian dengan penggunaan stemming sastrawi menunjukkan penurunan akurasi dibandingkan dengan pengujian tanpa menggunakan stemming sastrawi.
4. Algoritma *NBC* dan *SVM* mampu dengan baik digunakan untuk melakukan analisa opini dengan data opini berupa kalimat.

REFERENSI

- [1] F. Rahutomo, Z. Hanif Rachmat Adi, I. Fahrur Rozi, and P. Yoga Saputra, "Implementasi Text Mining Pada Website/Blog Di Internet Untuk Menilai Kinerja Suatu Organisasi," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 3, no. 2, p. 101, Nov. 2018.
- [2] G. A. Buntoro, "Sentiments Analysis for Governor of East Java 2018 in Twitter," *SinkrOn*, vol. 3, no. 2, p. 49, Dec. 2019.
- [3] E. I. Setiawan, "Komparasi algoritma untuk analisa sentimen review produk pada twitter," vol. 7, no. 1, pp. 7–14, 2015.
- [4] N. D. Putranti and E. Winarko, "Analisis Sentimen Twitter untuk Teks Berbahasa Indonesia dengan Maximum Entropy dan *Support Vector Machine*," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 8, no. 1, pp. 91–100, Jan. 2014.
- [5] M. Lailiyah, "Sentiment Analysis Menggunakan Rule Based Method Pada Data Pengaduan Publik Berbasis Lexical Resources," Aug. 2017.
- [6] I. M. D. Ardiada, M. Sudarma, and D. Giriantari, "Text Mining pada Sosial Media untuk Mendeteksi Emosi Pengguna Menggunakan Metode *Support Vector Machine* dan K-Nearest Neighbour," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 18, no. 1, p. 55, May 2019.
- [7] P. S. M. Suryani, L. Linawati, and K. O. Saputra, "Penggunaan Metode Naïve Bayes Classifier pada Analisis Sentimen Facebook Berbahasa Indonesia," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 18, no. 1, p. 145, May 2019.
- [8] M. R. Huq, A. Ali, and A. Rahman, "Sentiment Analysis on Twitter Data using KNN and SVM," *IJACSA) Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 8, no. 6, pp. 19–25, 2017.
- [9] H. Peng *et al.*, "Tensor Fusion Network for Multimodal Sentiment Analysis," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 5, no. 2, pp. 147–156, 2017.
- [10] N. L. Ratniasih, M. Sudarma, and N. Gunantara, "Penerapan Text Mining Dalam Spam Filtering Untuk Aplikasi Chat," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 16, no. 3, p. 13, Dec. 2017.
- [11] N. G. Yudiarta, M. Sudarma, and W. G. Ariastina, "Penerapan Metode Clustering Text Mining Untuk Pengelompokan Berita Pada Unstructured Textual Data," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 17, no. 3, p. 339, Dec. 2018.
- [12] A. A. Magriyanti, "Analisis Pengembangan Algoritma Porter Stemming Dalam Bahasa Indonesia," *Attrib. 4.0 Int.*, 2018.
- [13] I. M. A. Agastya, "Pengaruh Stemmer Bahasa Indonesia Terhadap Peforma Analisis Sentimen Terjemahan Ulasan Film," *J. Tekno Kompak*, vol. 12, no. 1, pp. 18–23, Feb. 2018.
- [14] C. Lu, D. Wang, X. Liu, and K. Gan, "A mining and visualizing system for large-scale Chinese technical standards," in *Proceedings - IEEE 4th International Conference on Big Data Computing Service and Applications, BigDataService 2018*, 2018, pp. 1–8.



{ Halaman ini sengaja dikosongkan }