

APLIKASI WEB UNTUK ANALISIS SENTIMEN PADA OPINI PRODUK DENGAN METODE *NAIVE BAYES* *CLASSIFIER*

Surya Hanggara¹⁾ Tb Mohammad Akhriza²⁾ Mochammad Husni³⁾

^{1),3)} Sistem Informasi, STMIK Pradnya Paramita (STIMATA) Malang

²⁾ Teknik Informatika, STMIK Pradnya Paramita (STIMATA) Malang

Jl. LA. Sucipto 249A Malang- Jawa Timur - Indonesia

Email: suryahanggara@gmail.com

Abstrak – Berkembangnya bisnis di Indonesia bisa dilihat dari perkembangan jumlah website. Dalam bisnis, website biasanya hanya berfungsi untuk mengenalkan dan memasarkan produk kepada konsumen. Padahal banyak hal lain yang dapat diperoleh melalui website seperti pola sentimen konsumen terhadap suatu produk. Sentimen dimaksud dapat diketahui dari opini konsumen atas produk yang di sampaikan melalui website yang menjual produk tersebut. Beberapa aplikasi berbasis web untuk mengevaluasi sentimen konsumen sudah tersedia di internet. Analisis sentimen biasanya mengklasifikasi opini mnejadi tiga kelas: Senimen positif, negatif dan netral. Namun demikian aplikasi yang dapat melakukan proses pembuatan training dan testing set (dari data set opini konsumen terhadap produk), menganalisis sesntimen konsumen sekaligus mengukur akurasi hasil analisis secara dinamis masih jarang tersedia. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi yang mampu melakukan analisis sentimen konsumen dengan fasilitas seperti yang disebutkan sebelumnya, dimana Naive Bayer Classifier digunakan sebagai metode klasifikasi. Hasil analisis pada testing set yang diperoleh dari Goodrreads, Twitter, dan Tokopedia menunjukkan bahwa aplikasi yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan opini ke dalam tiga kelas positif, negatif dan netral dengan tingkat akurasi rata-rata 70,43% - 88,03%.

Kata Kunci : Naive Bayer Classifier, Analisis Sentimen, Akurasi

1. Pendahuluan

Opini adalah bagian terpenting dalam pengambilan keputusan untuk suatu kebijakan (Hamzah,2014). Keputusan yang tepat juga dipengaruhi oleh analisis opini dari berbagai sumber yang terkait dengan pengambilan keputusan. Sebagai contoh pada dunia bisnis, penambahan produk oleh manajer produksi sangat memerlukan analisis dari *review* produk barang yang ada di pasaran (Hamzah,2014). Umumnya opini muncul sebagai respon dari suatu kejadian. Misalnya, *review* yang diberikan *customer* setelah membeli barang dan mencobanya. Opini juga diperoleh dari beragam cara yaitu permintaan saran dalam aktivitas penelitian menggunakan angket, atau pesan yang ditinggalkan pada kolom komentar, baik pada *blog*, media sosial, *website* atau forum *on-line*. Meskipun mengandung informasi berharga, opini tersebut sulit dimanfaatkan. Tidak jarang informasi yang begitu penting tidak tersentuh, karena jumlahnya yang sangat banyak dan kurangnya pengetahuan bagaimana cara mengelola opini tersebut dengan cepat dan praktis.

Salah satu cabang riset yang kemudian berkembang dari situasi ledakan informasi di internet adalah analisis sentimen. Cabang ini menjadi riset yang menantang karena didalamnya terdapat akumulasi dari berbagai tantangan riset, yaitu antara lain *information extraction*, *information summarization*, *document classification* (Pang and Lee, 2002). Analisis sentimen diartikan sebagai studi komputasional dari opini-opini orang, *appraisal* dan emosi melalui entitas, *event* dan atribut yang dimiliki (Liu, 2010). Tugas dasar dalam analisis sentimen adalah mengelompokkan polaritas dari teks yang ada dalam dokumen, kalimat, atau fitur. Apakah pendapat yang dikemukakan dalam dokumen, kalimat atau fitur tersebut bersifat positif, negatif atau netral (Dehaff, 2010).

Produk yang dijadikan bahan pengujian dalam penelitian ini adalah *review* tentang produk buku khususnya novel, yang terdapat pada *website* Goodreads, Twitter, dan Tokopedia. Selama ini analisis sentiment umumnya menggunakan metode klasik yaitu menggunakan *rating* yang umumnya dinyatakan dalam jumlah bintang. Jadi semakin banyak jumlah bintang yang diberikan oleh konsumen sebagai respon dari suatu novel maka semakin bagus novel tersebut. Namun *rating* yang digunakan

selama ini tidaklah relevan jika digunakan untuk menilai apakah isi dalam novel bisa diterima dengan baik oleh konsumen atau tidak. Hal tersebut di dasarkan pada penelitian Santika, Arifin dan Purwitasari, (2015), yang menyatakan bahwa rating atau penilaiin tingkat kepuasan pengguna terhadap suatu produk harus diberikan secara manual oleh penulis opini. Ketidaksesuaian antara isi opini dan nilai tingkat kepuasan mungkin terjadi, sehingga diperlukan pemberian tingkat kepuasan secara otomatis terhadap opini tersebut. Adapun cara yang lebih relevan untuk mengetahui respon dari suatu produk adalah analisis terhadap *review* komentar yang ditinggalkan pengguna untuk suatu produk, baik pada *website e-commerce*, media sosial, forum dan *blog*. Umumnya, untuk menganalisa data dalam jumlah besar, analis menggunakan beragam aplikasi sebagai alat bantu. Namun, sampai sekarang belum di temukan aplikasi yang dapat digunakan untuk menganalisis sentiment sekaligus mengukur hasil analisis secara dinamis.

Berdasarkan masalah tersebut maka, penelitian ini bertujuan untuk membuat aplikasi yang mampu mengklasifikasikan data dari berbagai sumber ke dalam tiga kelas yaitu positif, negatif atau netral. metode Naïve Bayes, dipilih untuk mengembangkan aplikasi ini karena di beberapa literatur, metode ini mampu menyajikan tingkat akurasi yang tinggi. berikut adalah sumber-sumber yang di maksud.

Tabel 1.1. Literatur Akurasi Algoritma Naïve Bayes

No	Penulis (Tahun)	Judul	Akurasi
1	Gamallo and Garcia (2014)	<i>Citius: A Naive-Bayes Strategy for Sentiment Analysis on English Tweets</i>	63% F-skor.
2	Dhande dan Patnaik (2014)	<i>Analyzing Sentiment of Movie Review Data Using Naive Bayes Neural Classifier</i>	80,65%.
3	Talbot, Acheampong and Wicentowski (2014)	<i>SWASH: A Naive Bayes Classifier for Tweet Sentiment Identification</i>	59,26% F-skor.
4	Troussas, Virvou, Espinosa, Llaguno, Caro (2013)	<i>Sentiment analysis of Facebook statuses using Naive Bayes classifier for language learning</i>	72% F-skor
5	Narayanan, Arora, Bhatia (2013)	<i>Fast and accurate sentiment classification using an enhanced Naive Bayes model.</i>	88,80%

2. Pembahasan

Naive bayes adalah tehnik yang diterapkan untuk menentukan kelas dari tiap masalah, yang sudah dibagi berdasarkan tiap-tiap masalah. perhitungan numerik berdasarkan pada pendekatan grup. *Naive bayes* memiliki beberapa manfaat seperti sederhana, cepat, memiliki tingkat akurasi yang tinggi (Jurafsky & Martin, 2015). Leung, menjelaskan rumus *Bayes* adalah, dimana N_c : nomor dokumen pada kelas α dan N : jumlah nomor pada dokumen.

$$\gamma(\alpha) = \frac{N_c}{N} \quad (1)$$

Model angka dari *Naive Bayes* merekam informasi tentang frekuensi kata pada dokumen. *Maximum Likelihood Estimate* (MLE) adalah frekuensi relatif dan sesuai dengan kemungkinan nilai masing-masing parameter yang diberikan data pelatihan. Persamaan (1) menjelaskan probabilitas sebelum perkiraan. Dalam model Multinomial, mengasumsikan nilai atribut yang bebas satu sama lain yang diberikan untuk kelas tertentu $\gamma = (\alpha | \beta) = \gamma(\omega_1 \dots \omega_n | \alpha)$. Dalam model multinomial, dokumen memerintahkan urutan peristiwa kata, ditarik dari kosakata V . Asumsikan bahwa panjang dokumen *independent* dari kelas. dengan demikian, masing-masing $i\beta$ dokumen diambil dari pembagian multinomial kata-kata dengan banyak percobaan independen sebagai panjang $i\beta$. ini menghasilkan hal yang umum yaitu seperti kantong yang berisi banyak kata yang merepresentasikan dokumen dokumen. (Dhande dan Patnaik, 2014). $Jumlah(\omega, \alpha) =$ Jumlah kejadian dari ω dalam dokumen *training set* dari α kelas, $jumlah(\alpha) =$ jumlah kata dalam kelas tersebut, $|V| =$ jumlah yang di terima sebagai kosa kata yang di gunakan.

$$\gamma(\omega|\alpha) = \frac{jumlah(\omega, \alpha) + 1}{jumlah(\alpha) + |V|} \quad (2)$$

Masalah dengan estimasi MLE adalah bahwa hal itu adalah nol untuk kombinasi *termclass* yang tidak terjadi dalam data pelatihan. Untuk menghilangkan masalah probabilitas nol, menggunakan *add-one* atau *Laplace smoothing*. Tambahkan satu *smoothing* dapat diartikan sebagai *uniform prior* (setiap istilah terjadi sekali untuk setiap kelas) yang kemudian diperbarui sebagai bukti dari data pelatihan yang masuk. Kemudian, probabilitas dokumen yang diberikan kelasnya secara sederhana distribusi multinomial direpresentasikan pada persamaan (2). Akhirnya mengklasifikasikan dokumen baru menggunakan probabilitas posteriori. α_{NB} adalah probabilitas posterior, α_j adalah salah satu kelas dari α kelas dan β_i adalah dokumen.

$$\alpha_{NB} = \arg \max_{\alpha_j \in \alpha} \prod_i \gamma(\beta_i|\alpha_i) \quad (3)$$

Uji akurasi dilakukan dengan tujuan mengetahui tingkat ketepatan hasil prediksi klasifikasi suatu kelas terhadap kelas yang sebenarnya. Akurasi diukur menggunakan persamaan (4), dimana *kelas* adalah positif, negatif atau netral.

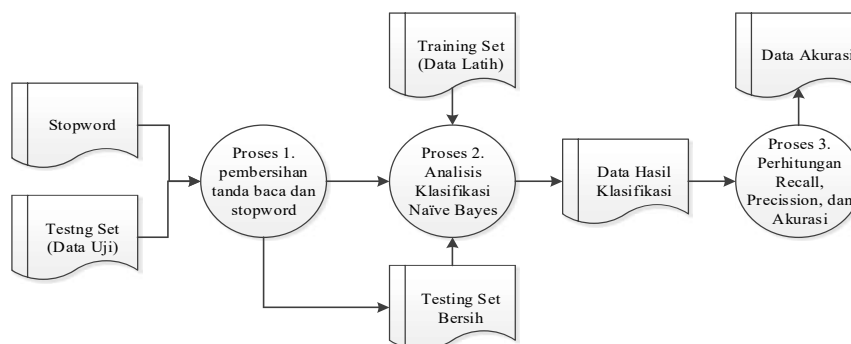
$$Akurasi(Kelas) = \frac{|anggota(kelas) \text{ sebenarnya} \cap anggota(kelas) \text{ hasil prediksi}|}{|seluruh anggota hasil prediksi|} \quad (4)$$

Pembahasan

Untuk menjawab permasalahan di atas, solusi yang diusulkan adalah aplikasi *Naïve Bayes Classifier* yang dapat melakukan proses pembuatan *training* dan *testing set* (dari data set opini konsumen terhadap produk), menganalisis sentimen konsumen sekaligus mengukur akurasi hasil analisis secara dinamis sesuai dengan kebutuhan pengguna.

Konsep implementasi yang diusulkan diberikan pada Gambar 2.1, dengan penjelasan sebagai berikut:

1. Sebagai masukan (*input*), Aplikasi membutuhkan:
 - a. Dokumen *training set* berisi data komentar (*review*) yang sudah diklasifikasi secara manual oleh *supervisor* yang nantinya di jadikan acuan pembandingan dari data yang akan di analisis. Klasifikasi dimaksud adalah kelas positif, negatif dan netral.
 - b. Dokumen *testing set*, yaitu data target yang akan diklasifikasi.
- Kata-kata yang terkandung di kedua dokumen masukan dibersihkan dari kata-kata yang tidak berguna (atau *stop words*). Setelah itu data disimpan pada dokumen *testing set* bersih. Tampilan form untuk proses pembersihan di jelaskan pada gambar 2.2



Gambar 2.1. Konsep Aplikasi [1]

2. Proses ke-2 *testing set* bersih dibandingkan dengan data *training set*, menggunakan *Naive Bayes Classifier*. Dari proses ke-2 ditampilkan data hasil klasifikasi komentar data yang berasal dari klasifikasi yang dilakukan oleh aplikasi, seperti pada Gambar 2.3. Kemudian dari hasil klasifikasi yang di lakukan aplikasi, dihitung prosentase data masing-masing kelas, seperti pada Gambar 2.4. Data klasifikasi yang dilakukan aplikasi akan disimpan pada dokumen data hasil klasifikasi.

- Proses ke-3 dokumen data hasil klasifikasi dijadikan masukan dalam proses ini. dari dokumen tesebut akan di evaluasi tingkat akurasi berupa posentase. Akurasi yang dihasilkan disimpan pada dokumen data akurasi. Setelah analisis hasil klasifikasi selesai maka akan ditampilkan hasil analisis kelas yang berbeda antara klasifikasi yang dihasilkan oleh aplikasi dan analisis yang dilakukan manual.

Pre-Processing advanced tables

Quick Example

File Input Stopword
 No file chosen
 file Stopword hanya berupa file *.txt.

File Input Data
 No file chosen
 file Data yang akan di bersihkan hanya berupa file *.txt

☐ jika pembersihan juga dengan STOP WORD klik di kotak

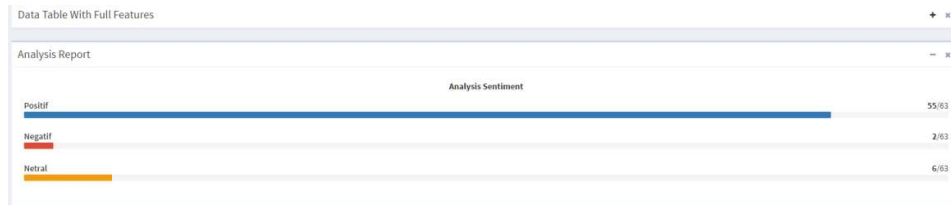
Gambar 2.2. Tampilan *Pre-Processing*

Data Tables advanced tables

Data Table With Full Features

No	Kalimat	Positif	Negatif	Netral	Analisis
1	banyak juga cerita yang diulang-ulang mungkin seharusnya dibuatkan cerita yang berurutan sehingga tak ada kisah yang diceritakan dua kali karena hal tersebut sangatlah membosankan begitu juga dengan salah ketik yang cukup banyak saya temukan padahal saya biasanya saya tak terlalu berpengaruh buat saya harapan saya terhadap buku ini memang ingin mengetahui sisi romantisme pasangan habibie dan ainun namun ternyata banyak hal mengenai teknik dan negara yang diceritakan sehingga porsi kisah pribadi dua mereka berkurang	7.2774829324494E-37	2.4919081336682E-27	1.6675836376342E-57	Negatif
2	buku yang ditulis sebagai suatu proses penyembuhan batin pastinya akan keluar dari hati kehilangan separuh jiwa yang dialami habibie memaknanya untuk menjalani terapi menulis yang bertujuan mencegah dirinya masuk lubang hitam yang dampaknya sangat negatif bagi kesehatan bahkan bisa menyebabkan kematian	6.7546648747611E-39	2.3322984349942E-51	1.6060062618581E-9	Netral
3	berbaloi penantian menunggu tiba buku ini malaysia hampir sebulan lamanya bukan soal cinta pak habibie kepada ibu ainun soal kepintarannya itu sejarah dirinya menciptakan pesawat indonesia itu buat saya teguh mencari buku ini apakah saya mampu membaca tulisan pemimpin negara sendiri denzan beitu aswiz bezini	6.825850504329E-21	2.3595860965029E-57	1.594738982441E-53	Positif

Gambar 2.3 Tampilan Hasil Analisis Aplikasi



Gambar 2.4. Tampilan Prosentase Analisis Kelas

Flot Charts preview sample

Responsive Hover Table

No	Komentar	Klasifikasi	Validasi
0	uhm wrote this book hehe	Positif	Positif
1	emang sich anak cukup gokil ceritanya ive met people gokiler but they just dont blog about ajah too bad	Negatif	Positif
2	recommended deh pengen baca buku pake mikir buth hiburan	Positif	Positif
3	craziest book ive ever read lucu bgt sekedar humor belaka kio qta jeli qta ambil pelajaran cerita raditya	Positif	Positif

Gambar 2.5. Tampilan Cek Akurasi

Striped Full Width Table

No	Classification	Progress	Label
1.	Positif		
	Recall	100.00%	100.00%
	Precision	81.25%	81.25%
	Accuracy	100.00%	100.00%
2.	Negatif		
	Recall	50.00%	50.00%
	Precision	100.00%	100.00%
	Accuracy	50.00%	50.00%
3.	Netral		

Gambar 2.6. Tampilan Hasil Akurasi



Gambar 2.7. Tampilan Hasil Analysis Anomali

Tingkat akurasi dan waktu eksekusi yang dibutuhkan oleh aplikasi diberikan pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1. Hasil Pengujian Algoritma *Naïve Bayes*

No	Nama Data	Training Set	Testing Set	Akurasi	Waktu
1	Goodreads	2000	2000	83,06%	12,45 detik
		2000	1000	88,03%	7,54 detik
		2000	500	86,55%	5,34 detik
2	Twittter	2000	2000	70,43%	6,44 detik
		2000	1000	85,52%	2,90 detik
		2000	500	76,47%	2,07 detik
3	Tokopedia	2000	2000	74,60%	35,04 detik
		2000	1000	78,80%	26,95 detik
		2000	500	79,53%	16,52 detik

3. Simpulan

Dari hasil penelitian terhadap analisis sentimen review produk dengan metode *Naïve Bayes* menggunakan aplikasi yang telah di rancang dapat di simpulkan bahwa:

1. Aplikasi berhasil mengklasifikasikan sentimen ke dalam tiga kelas yaitu: positif, negative dan netral dengan tingkat akurasi antara 70,43% - 88,03%, dengan waktu yang dibutuhkan sekitar 2,072 – 35,04 detik untuk masing-masing *testing set*.
2. Aplikasi dapat membantu pengguna untuk menganalisis opini yang telah dikumpulkan, memberikan fitur untuk menganalisis hasil klasifikasi yang di hasilkan aplikasi, menghitung akurasi, mencatat waktu eksekusi tiap analisis dan menampilkan hasil analisis antara klasifikasi yang di hasilkan aplikasi dengan nilai kelas sebenarnya.

Daftar Pustaka

- [1]. Hamzah A, “Sentiment Analysis Untuk Memanfaatkan Saran Kuesioner Dalam Evaluasi Pembelajaran Dengan Menggunakan Naive Bayes Classifier (Nbc)”, in Proc. SNAST 2014, 15 November 2014.
- [2]. Pang B, Lee L, Vaithyanathan S, “Thumbs up? Sentiment Classification Using Machine Learning Techniques”, in Proceedings of the 2002 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP’02), USA, 2002, pp. 79 – 86.
- [3]. Liu B, 2010, “Sentiment Analysis, Multi Facet Problem”, to Appear in IEEE IntelligentSystem. [<http://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/IEEE-Intell-Sentiment-Analysis.pdf>], diakses tgl 22 Desember 2016.
- [4]. Dehaff M, 2010, “Sentiment Analysis, Hard But Worth It!. [Online]”, http://www.customerthink.com/blog/sentiment_analysis_hard_but_worth_it , diakses tgl 12 November 2016.
- [5]. Santika P.P, Arifin A.A, Purwitasari D, 2015, “Pembentukan Thesaurus yang Sensitif Terhadap Tingkat Polaritas Review Pada Cross-Domain Sentiment Classification”, <http://jurnal.akba.ac.id/index.php/inspiration/article/view/69>, diakses tgl 12 November 2016.
- [6]. Gamallo P , Garcia M, 2014, “Citius: A Naive-Bayes Strategy for Sentiment Analysis on English Tweets”, <http://alt.qcri.org/semeval2014/cdrom/pdf/SemEval2014026.pdf>, diakses tgl 3 Oktober 2016.

- [7]. Dhande L.L, Patnaik G.K, 2014, “Analyzing Sentiment of Movie Review Data using Naive Bayes Neural Classifier”, <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1305/1305.6143.pdf>, diakses tgl 3 Oktober 2016.
- [8]. Talbot R, Acheampong C, Wicentowski R, 2014, “SWASH: A Naive Bayes Classifier for Tweet Sentiment Identification”, <https://www.cs.swarthmore.edu/~richardw/pubs/S15-2104.pdf>, diakses tgl 3 Oktober 2016.
- [9]. Troussas C, Virvou M, Espinosa K. J, Llaguno K, Caro J, 2013, “Sentiment analysis of Facebook statuses using Naive Bayes classifier for language learning”
- [10]. Anonim, <https://pdfs.semanticscholar.org/8a1f/a9ceee8332f35c118504f237c536cd500112.pdf>, diakses tgl 3 Oktober 2016.
- [11]. Narayanan V, Arora I, Bhatia A , 2013, “Fast and accurate sentiment classification using an enhanced Naive Bayes Model”, <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/7.pdf>, diakses tgl 3 Oktober 2016.
- [12]. Jurafsky D, Martin J.H , 2015, “Speech and Language Processing”, Upper Saddle River, New Jersey.