Analisis Sentimen Ulasan Restoran Menggunakan Metode Klasifikasi Naïve Bayes

Asrina Fitri1, Erlina Rohmawati2, Jeowandha Ria Wiyani3, Tania Malik Iryana4

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya1,2,3,4

Abstrak

Analisis Sentimen adalah proses menganalisis, memahami, dan mengklasifikasi pendapat, evaluasi, penilaian, sikap, dan emosi terhadap suatu entitas seperti produk, jasa, organisasi, individu, peristiwa, topik, secara otomatis untuk mendapatkan informasi. Pada analisis ini mengidentifikasi teks yang berupa komentar mengenai restaurant dengan pengelompokkan dua kategori yaitu kelas positif dan kelas negatif. Dataset yang digunakan merupakan kumpulan beberapa dokumen sampel yang berisi komentar masyarakat. Untuk metode perhitungan dan klasifikasi yang digunakan pada analisis ini adalah algoritme Naïve Bayes. Algoritme Naïve Bayes merupakan sebuah metode klasifikasi yang memanfaatkan metode probabilitas berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya. Langkah yang dilakukan adalah manualisasi, fase training, dan fase testing. Metode Naïve Bayes dilakukan pada fase training sedangkan fase testing dilakukan untuk menguji dan membuktikan tingkat akurasi dari sentimen analisis. Tingkat akurasi yang baik adalah yang memberikan nilai balikan yang mendekati 100%.

*Kata kunci : Analisis sentimen, ulasan restoran, Naïve Bayes*

1. **Pendahuluan**

Saat ini usaha di bidang kuliner semakin berkembang pesat. Restoran makin banyak bermunculan sehingga varian makanan yang dapat dipilih semakin beragam. Hal ini membuat lebih banyak orang tertarik dengan bidang kuliner, sehingga jumlah aplikasi penyedia informasi tentang kuliner pun juga semakin meningkat. Aplikasi tersebut memudahkan para pecinta kuliner untuk mencari lokasi restoran dan makanan yang diinginkan, serta menyediakan fitur untuk menambahkan foto, lokasi, ulasan dan rating oleh pelanggan.

Ulasan dan rating yang diberikan dapat membantu pelanggan dalam mengetahui kualitas restoran, baik itu menu atau pelayanannya. Ulasan ini tidak hanya dibutuhkan oleh pelanggan, tetapi juga oleh pemilik restoran. Pemilik restoran dapat melihat bagaimana respon dari pelanggan mengenai restorannya. Respon yang baik akan membuka peluang untuk memproduksi lebih banyak dan meningkatkan keuntungan restoran. Begitu juga sebaliknya, jika terdapat respon negatif maka perlu diadakan perbaikan.

Salah satu aplikasi yang memberikan fasilitas agar pengguna dapat memberikan ulasan yaitu situs web Yelp. Yelp merupakan situs yang bermarkas di San Fransisco, California, Amerika Serikat dan berisi jutaan ulasan bisnis lokal yang ada di seluruh dunia. Berbagai ulasan mulai dari restoran, toko makanan, café, tempat hiburan, pusat perbelanjaan, UKM, hingga layanan jasa dapat ditemukan di Yelp.Yelp memberikan informasi yang terintegrasi dengan Google Maps dan Facebook. Berbagai fasilitas tersebut membuat yelp memiliki banyak anggota yang terdaftar dan secara sukarela memberikan ulasan salah satunya ulasan berbagai makanan dan minuman.

Namun permasalahannya, ulasan makanan yang sangat banyak ini belum bisa dimanfaatkan oleh pemilik restoran untuk memperbaiki pelayanan restorannya. Salah satunya dikarenakan pemilik restoran tidak memiliki waktu yang cukup untuk menganalisa ulasan-ulasan yang jumlahnya tidak sedikit tersebut. Dengan adanya permasalahan tersebut diperlukan sebuah sistem yang dapat mengolah data ulasan. Salah satu sistem yang dapat menjawab permasalahan ini yaitu dengan menerapkan analisis sentimen.

Analisis sentimen dilakukan untuk melihat pendapat atau kecenderungan opini terhadap sebuah masalah atau objek oleh seseorang, apakah cenderung berpandangan atau beropini negatif atau positif (Bo Pang, 2008). Dalam melakukan klasifikasi analisis sentimen terdapat beberapa metode, salah satu metode klasifikasi yang dapat digunakan adalah metode Naive Bayes.

Naive Bayes adalah metode pembelajaran mesin yang memiliki model dalam bentuk probabilitas atau peluang (Sunni dan Widyantoro, 2015). Pemilihan penggunaan metode Naive Bayes dikarenakan pengklasifikasian Naive Bayes sangat sederhana dan efisien (Chen, Huang, Tian, & Qu, 2009). Selain itu,  Naive Bayes adalah teknik *machine learning* yang populer untuk klasifikasi teks, dan memiliki performa yang baik pada banyak domain (Ye, Zhang, & Law, 2009). Namun, Naive Bayes memiliki kekurangan yaitu sangat sensitif dalam pemilihan fitur (Chen et al., 2009). Terlalu banyak jumlah fitur, tidak hanya meningkatkan waktu penghitungan tapi juga menurunkan akurasi klasifikasi (Uysal & Gunal, 2012). [1]

Salah satu langkah pengerjaan naïve bayes yaitu menghitung likelihood. Untuk menghitung likelihood dapat dilakukan dalam tiga model algoritma yaitu Bernoulli Model, Multinomial Model, dan Gaussian Model. Lalu, sebelum pengerjaan Naïve bayes, dilakukan terlebih dahulu preprocessing yang dimana terdapat dua metode, yaitu Stemming dan Lemmatization.

Berdasarkan uraian diatas, maka dilakukan penelitian mengenai analisis sentimen ulasan restoran dengan metode Naive Bayes. Data yang digunakan berasal dari situs web Yelp yaitu berjumlah 1000 ulasan dengan rincian 500 ulasan positif dan 500 ulasan negatif. Tujuan penelitian ini untuk mengklasifikasikan opini sehingga akan diketahui klasifikasi dari opini tersebut berkecenderungan positif atau negatif. Selain itu, kami juga membandingkan antara likelihood dengan metide Multinomial dan Gaussian serta membandingkan antara Stemming dan Lemmatization.

1. **Landasan Pustaka**
   1. Analisis Sentiment

*Sentiment Analysis* adalah merupakan perpaduan dari *data mining* dan *text mining*, atau sebuah cara yang digunakan untuk mengolah berbagai opini yang diberikan oleh konsumen atau para pakar me

lalui berbagai media, mengenai sebuah produk, jasa ataupun sebuah instansi. *Sentiment analysis* merupakan sebuah metode yang digunakan untuk memahami, mengekstrak data opini, dan mengolah data tekstual secara otomatis untuk mendapatkan sebuah *sentiment* yang terkandung dalam sebuah opini. Pada *Sentiment analysis* terdiri dari 3 jenis opini, yaitu opini positif, opini negatif dan opini netral, sehingga dengan sentimen analysis perusahaan atau instansi yang terkait dapat mengetahui respon masyarakat terhadap suatu pelayanan atau produk, melalui *feedback* masyarakat atau pun para ahli.

Sentiment mengacu pada fokus topik tertentu, pernyataan pada suatu topik mungkin akan berbeda makna dengan pernyataan yang sama pada subjek yang berbeda, oleh karena itu pada beberapa penelitian, terutama pada review produk, perkerjaan didahului dengan menentukan elemen dari sebuah produk yang sedang dibicarakan sebelum memulai proses *Sentiment Analysis* [1]

* 1. Preprocessing

Preprocessing adalah proses pengubahan bentuk data yang belum terstruktur menjadi data yang terstruktur sesuai dengan kebutuhan, untuk proses mining yang lebih lanjut (sentiment analysis, peringkasan, clustering dokumen, dsb.).

* 1. Cleaning

Cleaning atau cleansing adalah proses membersihkan dokumen dari kata yang tidak diperlukan untuk mengurangi noise. Kata yang dihilangkan adalah karakter HTML, kata kunci, ikon emosi, hashtag (#), username (@username), url (http://situs.com), dan email. [2]

* 1. Case Folding

Case folding adalah mengubah semua huruf besar atau kapital menjadi huruf kecil. Hanya huruf ‘a’ sampai ‘z’ yang diterima. [3]

* 1. Tokenisasi

Teks dalam bentuk mentah, bagaimanapun hanya rangkaian karakter tanpa informasi eksplisit tentang batas kata dan kalimat. Sebelum proses lebih lanjut dapat dilakukan, teks perlu tersegmentasi ke dalam kata-kata dan kalimat. Proses ini disebut tokenization. [4] Tokenization atau dalam Bahasa Indonesia adalah tokenisasi yaitu memisah dokumen menjadi kata perkata dengan tanda pemisah yaitu spasi.

* 1. Stopword Removal

Stopword merupakan kumpulan kata yang dirasa tidak unik atau tidak penting. Sedangka Stopword Removal sendiri yaitu proses untuk mengurangi atau menghilangkan beberapa kata yang tidak memiliki hubungan terhadap sentimen, yaitu kata kata yang tidak berpengaruh terhadap hasil sentimen pada review tersebut. [5] Caranya yaitu dengan membandingkan kata per kata dengan setiap kata yang ada di dokumen dengan setiap kata yang ada di stopword, apabila ada yang sama, maka kata tersebut dihilangkan dar perhitungan dokumen.

Stopword sendiri ada berbagai versi di dunia. Stopword juga harus menyesuaikan Bahasa yang digunakan dalam dokumen. Untuk penelitian kali ini, dokumen berbahasa Inggris sehingga harus menggunakan stopword berbahasa inggris, kami menggunakan stopword dalam daftar milik NLTK.

* 1. Stemming

Stemming adalah proses pemetaan dan penguraian berbagai bentuk (variants) dari suatu kata menjadi bentuk kata dasarnya (stem). Tujuan dari proses stemming adalah menghilangkan imbuhan-imbuhan baik itu berupa prefiks, sufiks, maupun konfiks yang ada pada setiap kata. [6]

Seperti halnya stopword, stemming juga memiliki berbagai versi algoritma. Pemiihan algoritma stemming juga harus disesuaikan dengan Bahasa dari dokumen yang dianalisis. Kami menggunakan Algoritma Stemming.

* 1. Lemmatization

Stemming berdasarkan kamus menggunakan *vocabulary* dan *morphological* *analysis* dari kata untuk menghilangkan imbuhan dan dikembalikan ke bentuk dasar dari kata (lemma). Stemming ini bagus untuk kata kata yang mengalami perubahan tidak beraturan terutama dalam Bahasa Inggris. Contohnya Jika ada kata “see”, “saw”, atau “seen”, bisa dikembalikan ke bentuk aslinya yaitu “see.

* 1. Token, Types, dan Terms

Token adalah kata-kata yang dipisah pisah dari teks aslinya tanpa mempertimbangkan adanya duplikasi. Contoh Token : “Sekarang ”, “saya ”, “sedang ”, “suka ”, “memasak”, “masakan”, “kesukaan ”, “saya ” (kata “saya” diulang 2 kali).

Type adalah token yang memperhatikan adanya duplikasi kata. Ketika ada duplikasi hanya dituliskan sekali saja. Contoh Type : “Sekarang ”, “saya ”, “sedang ”, “suka ”, “memasak”, “masakan”, “kesukaan ” (kata “saya” tidak diulang 2 kali).

Term adalah type yang sudah dihilangkan duplikasinya dinormalisasi dilakukan stemming, filtering, dsb. Contoh Term : “suka”, “masak”.

* 1. Pembobotan Kata (Term Weighting)

Pembobotan kata atau *Term Weighting* dilakukan dengan menghitung frekuensi kemunculan istilah dalam dokumen karena dipercaya bahwa frekuensi kemunculan istilah merupakan petunjuk sejauh mana istilah tersebut mewakili isi dokumen.

Dalam penelitian ini, akan digunakan metode pembobotan TF-IDF (*term frequency-inverse document frequency*). Metode pembobotan kata berdasarkan kombinasi TF-IDF memberikan bobot lebih kepada istilah yang lebih penting. Istilah yang lebih penting yang dimaksud adalah istilah yang jika muncul pada sebuah dokumen maka dokumen tersebut dapat dianggap relevan dengan query.

TF adalah algoritma pembobotan heuristik yang menentukan bobot dokumen berdasarkan kemunculan term (istilah). Semakin sering sebuah istilah muncul, semakin tinggi bobot dokumen untuk istilah tersebut dan sebaliknya. Terdapat empat buah algoritma TF yaitu *Raw TF, Logarithmic TF, Binary TF, Augmented TF*. Dalam penelitian ini algoritma TF yang digunakan adalah algoritma *Raw TF. Raw TF* diperoleh dari perhitungan frekuensi kemunculan suatu istilah pada dokumen. Sedangkan, IDF (*Inverse document frequency*) merupakan banyaknya istilah tertentu dalam keseluruhan dokumen. [7]

Rumus Perhitungan Algoritma IDF :

Keterangan :

*Idft =* IDF dari term ke-t

N = Jumlah term

*Dft =* Df dari term ke-t

* 1. Naïve Bayes

Naive Bayes adalah sebuah algoritma analisa statistik, yang melakukan pengolahan data terhadap data numerik menggunakan probabilitas Bayesian. Klasifikasi–klasifikasi Bayes adalah klasifikasi statistik yang dapat memprediksi kelas suatu anggota probabilitas. Untuk klasifikasi Bayes sederhana yang lebih dikenal sebagai naïve Bayesian Classifier dapat diasumsikan bahwa efek dari suatu nilai atribut sebuah kelas tidak dipengaruhi atau mempengaruhi nilai dari atribut lainnya.

Asumsi ini disebut class conditional independence yang diciptakan untuk memudahkan perhitungan, pengertian ini dianggap “naive”, dalam bahasa lebih sederhana naïve itu mengasumsikan bahwa kemunculan suatu term kata dalam suatu kalimat tidak dipengaruhi kata-kata yang lain, sehingga dalam analisis sentimen kata yang muncul memiliki bobot masing-masing yang kemudian dihitung total bobot seluruhnya apakah kalimat tersebut termasuk positif atau negatif. [8]

Untuk Klasifikasi Bayes sendiri didasarkan pada teorema Bayes, diambil dari nama seorang ahli matematika yang juga menteri Prebysterian Inggris, Thomas Bayes (1702-1761). Penggunaan teorema Bayes pada algoritma Naïve Bayes yaitu dengan mengkombinasikan prior probability, posterior probability, dan Likelihood / Conditional Probabilty. [9] Untuk menghitung likelihood, ada tiga model algoritma yang bisa digunakan yaitu Bernoulli Model, Multinomial Model, dan Gaussian Model. Dalam penelitian ini kami membandingkan dua diantara tiga model yaitu Multinomial dan Gaussian Model.

Rumus Perhitungan Naïve Bayes :

P(c|d) = P(c) \* P(d|c)

P(c|d) = P(c) \*

P(c) =

Keterangan :

P(c|d) = probabilitas kelas c diberikan dokumen d (Probabilitas Posterior)

P(c) = probabilitas awal munculnya kategori c (Probabilitas Prior)

P(d|c) = Likelihood / Conditional Probability

Nc  = Banyaknya dokumen yang masuk pada kategori c

N = Banyaknya dokumen

= perkalian dari conditional probability masing-masing fitur atau kata yang terdapat pada dokumen d

* 1. Multinomial Model

Model multinomial mengambil jumlah kata yang muncul pada sebuah dokumen, dalam model multinomial sebuah dokumen terdiri dari beberapa kejadian kata dan diasumsikan panjang dokumen tidak bergantung pada kelasnya. Dengan menggunakan asumsi Bayes yang sama bahwa kemungkinan tiap kejadian kata dalam sebuah dokumen adalah bebas tidak terpengaruh dengan konteks kata dan posisi kata dalam dokumen. [10]

Tiap dokumen digambarkan sebagai distribusi multinomial kata. Input dari Multinomial model berupa data diskrit menggunakan Raw Term Frequency dengan rumus :

*P(w|c)* =

Keterangan :

P(w|c) = conditional probability

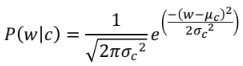
count(w,c) = jumlah kemunculan kata w pada kategori c

count(c) = jumlah total kemunculan semua kata pada kategori c

|v| = jumlah term unik atau fitur

* 1. Gaussian Model

Gaussian model didasarkan pada data kontinyu dengan algoritma pembobotannya yaitu TF-IDF. Untuk rumus Gaussian yaitu :



Keterangan :

P(w|c) = conditional probability

𝜋 = nilai pi 3,14

w = nilai fitur w (nilai TF-IDF) pada data uji

𝜎c2 = varians nilai fitur w pada kelas c

µc = rata-rata nilai fitur w pada kelas c

e = nilai e 2,7183

1. **Metodologi Penelitian**
   1. Perancangan

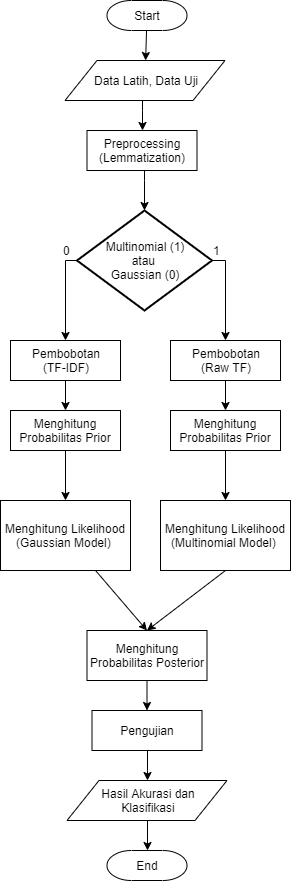
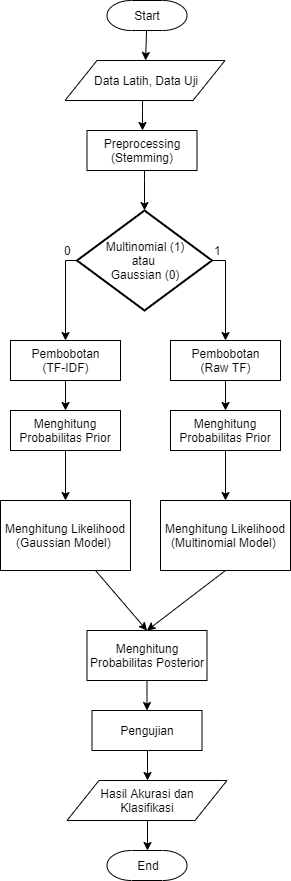
Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentiment restaurant apakah bernilai positif atau negatif dengan menerapkan algoritma naïve bayes dan membandingkan antara metode preprocessing dengn stemming dan preprocessing dengan lemmatization serta membandingkan antara metode likelihood dengan multinomial dan likelihood dengan Gaussian.

Berikut perancangan secara garis besar tentang analisis sentiment Naïve Bayes dengan metode Stemming – Multinomial dan Gaussian serta Naïve Bayes dengan metode Lemmatization - Multinomial dan Lemmatization – Gaussian.

* + 1. *Flowchart Sistem Implementasi*

Saat Preprocessing, program dipisah antara preprocessing dengan stemming dan preprocessing dengan lemmatization. Untuk selanjutnya, pengguna bisa memilih akan menggunakan metode likelihood Multinomial atau Gaussian. Jika menggunakan Multinomial, maka pembobotan yang digunakan yaitu Raw TF, jika menggunakan Gaussian maka pembobotan yang digunakan yaitu TF-IDF.

Berikut flowchart kedua sistem implementasi:

**Gambar 3.1.1.1 (dari kiri) Flowchart Stemming-Multinomial dan Gaussian; Flowchart Lemmatization-Multinomial dan Gaussian**

* 1. Implementasi

Melakukan proses *preprocessing* teks untuk mendapat nilai bobot dari masing-masing *term* pada masing-masing dokumen.

* + 1. Tokenisasi

Misal terdapat dua buah dokumen yang berisi kalimat :

**Tabel 3.2.1 *Document***

|  |  |
| --- | --- |
| D1 | although i very much liked the look and sound of this place the actual experience was a bit disappointing |
| D2 | our server was very nice and even though he looked a little overwhelmed with all of our needs he stayed professional and friendly until the end |
| D3 | every time i eat here i see caring teamwork to a professional degree |

Dilakukan proses pengambilan per kata dari tiap dokumen dan menghilangkan karakter non-alfabet sehingga menjadi :

**Tabel 3.2.2 Tokenisasi**

|  |  |
| --- | --- |
| D1 | although  i  very  much  liked  the  look  and  sound  of  this  place  the  actual  experience  was  a  bit  disappointing |
| D2 | our  server  was  very  nice  and  even  though  he  looked  a  little  overwhelmed  with  all  of  our  needs  he  stayed  professional  and  friendly  until  the  end |
| D3 | every  time  i  eat  here  i  see  caring  teamwork  to  a  professional  degree |

* + 1. *Stopword removal*

Kemudian dilakukan penghilangan kata yang terdapat pada daftar *stopword*. Apabila ditemukan kata yang tercantum dalam daftar *stopword,* maka kata tersebut dihilangkan. Untuk daftar *stopword* yang digunakan adalah daftar *stopword* dari NLTK. Sehingga, dua dokumen di atas menjadi :

**Tabel 3.2.2 *Stopword Removal***

|  |  |
| --- | --- |
| D1 | look  sound  place  actual  experience  bit  disappointing |
| D2 | server  nice  looked  overwhelmed  stayed  professional  friendly |
| D3 | time  eat  caring  teamwork  professional  degree |

* + 1. *Stemming* atau *Lemmatization*

Setelah dilakukan penghilangan *stopword*, kemudian dilakukan *stemming* atau *lemmatization*. Untuk *stemmer* yang umum digunakan pada bahasa Inggris yaitu *porter stemmer*. *Stemming* dilakukan sesuai dengan *rule* pada *Porter Stemmer.* Sehingga hasil setelah *stemming* menjadi :

**Tabel 3.2.3 *Stemming atau Lemmatization***

|  |  |
| --- | --- |
| D1 | look  sound  place  actual  experi  bit  disappoint |
| D2 | server  nice  look  overwhelm  stai  profession  friendli |
| D3 | time  eat  care  teamwork  profession  degre |

* + 1. Mendapatkan *terms*

Setelah dilakukan proses *stemming*, maka *term* pada masing-masing dokumen dicek kembali, apakah terdapat duplikasi kata atau tidak. Setelah dihilangkan duplikasi kata, maka didapatkan *term* yang sudah siap untuk dilakukan perhitungan bobot.

**Tabel 3.2.4.1 *Terms***

|  |  |
| --- | --- |
| D1 | look  sound  place  actual  experi  bit  disappoint |
| D2 | server  nice  look  overwhelm  stai  profession  friendli |
| D3 | time  eat  care  teamwork  profession  degre |

Setelah melakukan proses preprocessing, kemudian dilakukan perhitungan bobot masing-masing *term*.

Pertama, menghitung Raw-Term Frequency dari tiap-tiap dokumen. Raw-Term Frequency dihitung berdasarkan frekuensi kemunculan kata pada masing-masing dokumen

**Tabel 3.2.4.2 *Raw-Term Frequency***

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Term | D1 | D2 | D3 |
| look | 1 | 1 |  |
| sound | 1 |  |  |
| place | 1 |  |  |
| actual | 1 |  |  |
| experi | 1 |  |  |
| bit | 1 |  |  |
| disappoint | 1 |  |  |
| server |  | 1 |  |
| nice |  | 1 |  |
| overwhelm |  | 1 |  |
| stai |  | 1 |  |
| profession |  | 1 | 1 |
| friendli |  | 1 |  |
| time |  |  | 1 |
| eat |  |  | 1 |
| care |  |  | 1 |
| teamwork |  |  | 1 |
| degre |  |  | 1 |

Kemudian dihitung nilai log dari masing-masing *term* dengan rumus :

Sehingga, hasil dari Log Frequency didapatkan hasil :

**Tabel 3.2.4.3 *Log Frequency***

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Term | D1 | D2 | D3 |
| look | 1 | 1 |  |
| sound | 1 |  |  |
| place | 1 |  |  |
| actual | 1 |  |  |
| experi | 1 |  |  |
| bit | 1 |  |  |
| disappoint | 1 |  |  |
| server |  | 1 |  |
| nice |  | 1 |  |
| overwhelm |  | 1 |  |
| stai |  | 1 |  |
| profession |  | 1 | 1 |
| friendli |  | 1 |  |
| time |  |  | 1 |
| eat |  |  | 1 |
| care |  |  | 1 |
| teamwork |  |  | 1 |
| degre |  |  | 1 |

Kemudian dihitung Document Frequency dari masing-masing *term*, dengan menghitung ada berapa dokumen yang memuat *term* tersebut, sehingga didapatkan hasil :

**Tabel 3.2.4.4 *Document Frequency***

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Term | D1 | D2 | D3 | Df |
| look | 1 | 1 |  | 2 |
| sound | 1 |  |  | 1 |
| place | 1 |  |  | 1 |
| actual | 1 |  |  | 1 |
| experi | 1 |  |  | 1 |
| bit | 1 |  |  | 1 |
| disappoint | 1 |  |  | 1 |
| server |  | 1 |  | 1 |
| nice |  | 1 |  | 1 |
| overwhelm |  | 1 |  | 1 |
| stai |  | 1 |  | 1 |
| profession |  | 1 | 1 | 2 |
| friendli |  | 1 |  | 1 |
| time |  |  | 1 | 1 |
| eat |  |  | 1 | 1 |
| care |  |  | 1 | 1 |
| teamwork |  |  | 1 | 1 |
| degre |  |  | 1 | 1 |

Setelah didapatkan nilai *document frequency*, kemudian dihitung nilai log dari *inverse document frequency* dengan rumus :

Dengan N adalah banyaknya dokumen keseluruhan dan dft adalah banyaknya dokumen yang terdapat suatu *term*. Setelah dilakukan proses perhitungan, didapatkan hasil :

**Tabel 3.2.4.5 *Inverse Document Frequency***

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Term | D1 | D2 | D3 | iDf |
| look | 1 | 1 |  | 0.176 |
| sound | 1 |  |  | 0.477 |
| place | 1 |  |  | 0.477 |
| actual | 1 |  |  | 0.477 |
| experi | 1 |  |  | 0.477 |
| bit | 1 |  |  | 0.477 |
| disappoint | 1 |  |  | 0.477 |
| server |  | 1 |  | 0.477 |
| nice |  | 1 |  | 0.477 |
| overwhelm |  | 1 |  | 0.477 |
| stai |  | 1 |  | 0.477 |
| profession |  | 1 | 1 | 0.176 |
| friendli |  | 1 |  | 0.477 |
| time |  |  | 1 | 0.477 |
| eat |  |  | 1 | 0.477 |
| care |  |  | 1 | 0.477 |
| teamwork |  |  | 1 | 0.477 |
| degre |  |  | 1 | 0.477 |

Kemudian dihitung nilai TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) dengan rumus :

Sehingga diperoleh hasil akhir :

**Tabel 3.2.4.6 *Term Frequency-Inverse Document Frequency***

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Term | D1 | D2 | D3 | iDf | Tf-iDf |
| look | 1 | 1 |  | 0.176 | 0.176 |
| sound | 1 |  |  | 0.477 | 0.477 |
| place | 1 |  |  | 0.477 | 0.477 |
| actual | 1 |  |  | 0.477 | 0.477 |
| experi | 1 |  |  | 0.477 | 0.477 |
| bit | 1 |  |  | 0.477 | 0.477 |
| disappoint | 1 |  |  | 0.477 | 0.477 |
| server |  | 1 |  | 0.477 | 0.477 |
| nice |  | 1 |  | 0.477 | 0.477 |
| overwhelm |  | 1 |  | 0.477 | 0.477 |
| stai |  | 1 |  | 0.477 | 0.477 |
| profession |  | 1 | 1 | 0.176 | 0.176 |
| friendli |  | 1 |  | 0.477 | 0.477 |
| time |  |  | 1 | 0.477 | 0.477 |
| eat |  |  | 1 | 0.477 | 0.477 |
| care |  |  | 1 | 0.477 | 0.477 |
| teamwork |  |  | 1 | 0.477 | 0.477 |
| degre |  |  | 1 | 0.477 | 0.477 |

1. **Hasil dan Pembahasan**
2. Pengujian Stemming-Multinomial

Pada tahapan ini dilakukan pengujian terhadap data uji dengan menggunakan stemming pada langkah preprocessing dan menggunakan multinomial pada metode naïve bayes. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 1000 komentar untuk menguji kesesuaian antara expected result dengan actual result.

**Tabel 4.1 Stemming-Multinomial**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| No | Komentar | Expected Result | Actual Result |
| 1 | Wow... Loved this place. | Positif | Positif |
| 2 | Crust is not good. | Negatif | Positif |
| 3 | Stopped by during the late May bank holiday off Rick Steve recommendation and loved it. | Positif | Negatif |
| 4 | Not tasty and the texture was just nasty. | Negatif | Positif |
| 5 | The selection on the menu was great and so were the prices. | Positif | Positif |
| 6 | Now I am getting angry and I want my damn pho. | Negatif | Positif |
| 7 | The fries were great too. | Positif | Negatif |
| 8 | Honeslty it didn't taste THAT fresh.) | Negatif | Positif |
| 9 | A great touch. | Positif | Negatif |
| 10 | The potatoes were like rubber and you could tell they had been made up ahead of time being kept under a warmer. | Negatif | Positif |
| 11 | Service was very prompt. | Positif | Negatif |
| 12 | Would not go back. | Negatif | Positif |
| 13 | I tried the Cape Cod ravoli chicken with cranberry...mmmm! | Positif | Negatif |
| 14 | The cashier had no care what so ever on what I had to say it still ended up being wayyy overpriced. | Negatif | Negatif |
| 15 | Highly recommended. | Positif | Negatif |
| 16 | I was disgusted because I was pretty sure that was human hair. | Negatif | Negatif |
| 17 | The food amazing. | Positif | Negatif |
| 18 | I was shocked because no signs indicate cash only. | Negatif | Positif |
| 19 | Service is also cute. | Positif | Negatif |
| 20 | Waitress was a little slow in service. | Negatif | Positif |
| 21 | I could care less... The interior is just beautiful. | Positif | Positif |
| 22 | This place is not worth your time let alone Vegas. | Negatif | Positif |
| 23 | So they performed. | Positif | Negatif |
| 24 | did not like at all. | Negatif | Negatif |
| 25 | That's right....the red velvet cake.....ohhh this stuff is so good. | Positif | Positif |
| . | . | . | . |
| . | . | . | . |
| . | . | . | . |
| 1000 | Then, as if I hadn't wasted enough of my life there, they poured salt in the wound by drawing out the time it took to bring the check. | Negatif | Positif |

**Gambar 4.1.1 Stemming-Multinomial (Expected Result)**

**Gambar 4.1.2 Stemming-Multinomial (Actual Result)**

Dari pengujian stemming-multinomial untuk *expected result* dokumen positif 50% dan dokumen negatif 50%, sedangkan hasil *actual result* untuk dokumen positif 53% dan dokumen negatif 47%.

**Gambar 4.1.3 Hasil Akurasi Stemming-Multinomial**

Pada pengujian stemming-multinomial menggunakan 10 k-fold dimana untuk 1 k-fold terdiri dari 100 komentar. Nilai akurasi k-fold pertama sebesar 47,0%, nilai akurasi k-fold kedua sebesar 47,0%, nilai akurasi k-fold ketiga sebesar 47,0%, nilai akurasi k-fold keempat sebesar 38,0%, nilai akurasi k-fold kelima sebesar 44,0%, nilai akurasi k-fold keenam sebesar 51,0%, nilai akurasi k-fold ketujuh sebesar 49,0%, nilai akurasi k-fold kedelapan sebesar 53,0%, nilai akurasi k-fold kesembilan sebesar 54,0%, nilai akurasi k-fold kesepuluh sebesar 48,0%. Sehingga hasil akurasi dengan menggunakan stemming-multinomial sebesar 47,8%.

1. Pengujian Lemmatization-Multinomial

Pada tahapan ini dilakukan pengujian terhadap data uji dengan menggunakan lemmatization pada langkah preprocessing dan menggunakan multinomial pada metode naïve bayes. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 1000 komentar untuk menguji kesesuaian antara expected result dengan actual result.

**Tabel 4.2 Lemmatization-Multinomial**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| No | Komentar | Expected Result | Actual Result |
| 1 | Wow... Loved this place. | Positif | Positif |
| 2 | Crust is not good. | Negatif | Positif |
| 3 | Stopped by during the late May bank holiday off Rick Steve recommendation and loved it. | Positif | Negatif |
| 4 | Not tasty and the texture was just nasty. | Negatif | Negatif |
| 5 | The selection on the menu was great and so were the prices. | Positif | Negatif |
| 6 | Now I am getting angry and I want my damn pho. | Negatif | Positif |
| 7 | The fries were great too. | Positif | Negatif |
| 8 | Honeslty it didn't taste THAT fresh.) | Negatif | Positif |
| 9 | A great touch. | Positif | Positif |
| 10 | The potatoes were like rubber and you could tell they had been made up ahead of time being kept under a warmer. | Negatif | Positif |
| 11 | Service was very prompt. | Positif | Negatif |
| 12 | Would not go back. | Negatif | Positif |
| 13 | I tried the Cape Cod ravoli chicken with cranberry...mmmm! | Positif | Negatif |
| 14 | The cashier had no care what so ever on what I had to say it still ended up being wayyy overpriced. | Negatif | Positif |
| 15 | Highly recommended. | Positif | Negatif |
| 16 | I was disgusted because I was pretty sure that was human hair. | Negatif | Positif |
| 17 | The food amazing. | Positif | Positif |
| 18 | I was shocked because no signs indicate cash only. | Negatif | Positif |
| 19 | Service is also cute. | Positif | Negatif |
| 20 | Waitress was a little slow in service. | Negatif | Positif |
| 21 | I could care less... The interior is just beautiful. | Positif | Positif |
| 22 | This place is not worth your time let alone Vegas. | Negatif | Positif |
| 23 | So they performed. | Positif | Negatif |
| 24 | did not like at all. | Negatif | Negatif |
| 25 | That's right....the red velvet cake.....ohhh this stuff is so good. | Positif | Positif |
| . | . | . | . |
| . | . | . | . |
| . | . | . | . |
| 1000 | Then, as if I hadn't wasted enough of my life there, they poured salt in the wound by drawing out the time it took to bring the check. | Negatif | Positif |

**Gambar 4.2.1 Lemmatization-Multinomial (Expected Result)**

**Gambar 4.2.2 Lemmatization-Multinomial**

Dari pengujian lemmatization-multinomial untuk *expected result* dokumen positif 50% dan dokumen negatif 50%, sedangkan hasil *actual result* untuk dokumen positif 52% dan dokumen negatif 48%.

**Gambar 4.2.3 Hasil Akurasi Lemmatization-Multinomial**

Pada pengujian lemmatization-multinomial menggunakan 10 k-fold dimana untuk 1 k-fold terdiri dari 100 komentar. Nilai akurasi k-fold pertama sebesar 41,0%, nilai akurasi k-fold kedua sebesar 45,0%, nilai akurasi k-fold ketiga sebesar 45,0%, nilai akurasi k-fold keempat sebesar 35,0%, nilai akurasi k-fold kelima sebesar 48,0%, nilai akurasi k-fold keenam sebesar 49,0%, nilai akurasi k-fold ketujuh sebesar 55,00000000000001%, nilai akurasi k-fold kedelapan sebesar 43,0%, nilai akurasi k-fold kesembilan sebesar 49,0%, nilai akurasi k-fold kesepuluh sebesar 41,0%. Sehingga hasil akurasi dengan menggunakan lemmatization-multinomial sebesar 45,1%.

* 1. Pengujian Stemming-Gaussian

Pada tahapan ini dilakukan pengujian terhadap data uji dengan menggunakan stemming pada langkah preprocessing dan menggunakan gaussian pada metode naïve bayes. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 1000 komentar untuk menguji kesesuaian antara expected result dengan actual result.

**Tabel 4.3 Stemming-Gaussian**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| No | Komentar | Expected Result | Actual Result |
| 1 | wow loved this place | Positif | Negatif |
| 2 | crust is not good | Negatif | Negatif |
| 3 | stopped by during the late may bank holiday off rick steve recommendation and loved it | Positif | Negatif |
| 4 | not tasty and the texture was just nasty | Negatif | Negatif |
| 5 | the selection on the menu was great and so were the prices | Positif | Negatif |
| 6 | now i am getting angry and i want my damn pho | Negatif | Negatif |
| 7 | the fries were great too | Positif | Negatif |
| 8 | honeslty it didnt taste that fresh | Negatif | Negatif |
| 9 | a great touch | Positif | Negatif |
| 10 | the potatoes were like rubber and you could tell they had been made up ahead of time being kept under a warmer | Negatif | Negatif |
| 11 | service was very prompt | Positif | Negatif |
| 12 | would not go back | Negatif | Negatif |
| 13 | i tried the cape cod ravoli chicken with cranberrymmmm | Positif | Negatif |
| 14 | the cashier had no care what so ever on what i had to say it still ended up being wayyy overpriced | Negatif | Negatif |
| 15 | highly recommended | Positif | Negatif |
| 16 | i was disgusted because i was pretty sure that was human hair | Negatif | Negatif |
| 17 | the food amazing | Positif | Negatif |
| 18 | i was shocked because no signs indicate cash only | Negatif | Negatif |
| 19 | service is also cute | Positif | Negatif |
| 20 | waitress was a little slow in service | Negatif | Negatif |
| 21 | i could care less the interior is just beautiful | Positif | Negatif |
| 22 | this place is not worth your time let alone vegas | Negatif | Negatif |
| 23 | so they performed | Positif | Negatif |
| 24 | did not like at all | Negatif | Negatif |
| 25 | thats rightthe red velvet cakeohhh this stuff is so good | Positif | Negatif |
| . | . | . | . |
| . | . | . | . |
| . | . | . | . |
| 1000 | then as if i hadnt wasted enough of my life there they poured salt in the wound by drawing out the time it took to bring the check | Negatif | Negatif |

**Gambar 4.3.1 Stemming-Gaussian (Expected Result)**

**Gambar 4.3.2 Stemming-Gaussian (Actual Result)**

Dari pengujian stemming-gaussian untuk *expected result* dokumen positif 50% dan dokumen negatif 50%, sedangkan hasil *actual result* untuk dokumen positif 63% dan dokumen negatif 37%.

**Gambar 4.3.3 Hasil Akurasi Stemming-Gaussian**

Pada pengujian stemming-gaussian menggunakan 10 k-fold dimana untuk 1 k-fold terdiri dari 100 komentar. Nilai akurasi k-fold pertama sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold kedua sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold ketiga sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold keempat sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold kelima sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold keenam sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold ketujuh sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold kedelapan sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold kesembilan sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold kesepuluh sebesar 56,00000000000001%. Sehingga hasil akurasi dengan menggunakan stemming-gaussian sebesar 50,6%.

* 1. Pengujian Lemmatization-Gaussian

Pada tahapan ini dilakukan pengujian terhadap data uji dengan menggunakan lemmatization pada langkah preprocessing dan menggunakan gaussian pada metode naïve bayes. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 1000 komentar untuk menguji kesesuaian antara expected result dengan actual result.

**Tabel 4.4 Lemmatization-Gaussian**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| No | Komentar | Expected Result | Actual Result |
| 1 | wow loved this place | Positif | Negatif |
| 2 | crust is not good | Negatif | Negatif |
| 3 | stopped by during the late may bank holiday off rick steve recommendation and loved it | Positif | Negatif |
| 4 | not tasty and the texture was just nasty | Negatif | Negatif |
| 5 | the selection on the menu was great and so were the prices | Positif | Negatif |
| 6 | now i am getting angry and i want my damn pho | Negatif | Negatif |
| 7 | the fries were great too | Positif | Negatif |
| 8 | honeslty it didnt taste that fresh | Negatif | Negatif |
| 9 | a great touch | Positif | Negatif |
| 10 | the potatoes were like rubber and you could tell they had been made up ahead of time being kept under a warmer | Negatif | Negatif |
| 11 | service was very prompt | Positif | Negatif |
| 12 | would not go back | Negatif | Negatif |
| 13 | i tried the cape cod ravoli chicken with cranberrymmmm | Positif | Negatif |
| 14 | the cashier had no care what so ever on what i had to say it still ended up being wayyy overpriced | Negatif | Negatif |
| 15 | highly recommended | Positif | Negatif |
| 16 | i was disgusted because i was pretty sure that was human hair | Negatif | Negatif |
| 17 | the food amazing | Positif | Negatif |
| 18 | i was shocked because no signs indicate cash only | Negatif | Negatif |
| 19 | service is also cute | Positif | Negatif |
| 20 | waitress was a little slow in service | Negatif | Negatif |
| 21 | i could care less the interior is just beautiful | Positif | Negatif |
| 22 | this place is not worth your time let alone vegas | Negatif | Negatif |
| 23 | so they performed | Positif | Negatif |
| 24 | did not like at all | Negatif | Negatif |
| 25 | thats rightthe red velvet cakeohhh this stuff is so good | Positif | Negatif |
| . | . | . | . |
| . | . | . | . |
| . | . | . | . |
| 1000 | then as if i hadnt wasted enough of my life there they poured salt in the wound by drawing out the time it took to bring the check | Negatif | Negatif |

**Gambar 4.4.1 Lemmatization-Gaussian (Expected Result)**

**Gambar 4.4.2 Lemmatization-Gaussian (Actual Result)**

Dari pengujian lemmatization-gaussian untuk expected result dokumen positif 50% dan dokumen negatif 50%, sedangkan hasil actual result untuk dokumen positif 63% dan dokumen negatif 37%.

**Gambar 4.4.3 Hasil Akurasi Lemmatization-Gaussian**

Pada pengujian lemmatization-gaussian menggunakan 10 k-fold dimana untuk 1 k-fold terdiri dari 100 komentar. Nilai akurasi k-fold pertama sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold kedua sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold ketiga sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold keempat sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold kelima sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold keenam sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold ketujuh sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold kedelapan sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold kesembilan sebesar 50,0%, nilai akurasi k-fold kesepuluh sebesar 56,00000000000001%. Sehingga hasil akurasi dengan menggunakan lemmatization-gaussian sebesar 50,6%.

1. **Kesimpulan dan Saran**
   1. Kesimpulan

Pada pengujian ini dilakukan analisis sentimen pada ulasan restoran dengan pengklasifikasian Naive Bayes. Naïve bayes merupakan teknik machine learning untuk mengklasifikasikan suatu teks, salah satu contohnya yaitu ulasan restoran. Naïve bayes sangat sederhana dan efisien juga sangat populer digunakan untuk klasifikasi teks, memiliki performa yang baik pada banyak domain,.dan berbentuk probabilitas atau peluang. Klasifikasi ulasan sangat membantu pelanggan dan pemilik restoran untuk mengetahui mana komentar yang positif dan negatif. Ulasan yang digunakan berjumlah 1000 komentar terdiri atas 900 data latih dan 100 data uji. Kemudian, dari 900 data latih dibagi pada setiap klasifikasinya menjadi 450 ulasan positif dan 450 ulasan negatif dan dari 100 data uji dibagi pada setiap klasifikasinya menjadi 50 ulasan positif dan 50 ulasan negatif. Setelah itu, dilakukan preprocessing (tokenisasi, stopword removal, dan stemming) untuk merubah kalimat menjadi kata sehingga akan mendapatkan term dan dilakukan perhitungan bobot. Berdasarkan pengujian akurasi dengan algoritma Naïve Bayes didapatkan hasil akurasi menggunakan stemming-multinomial sebesar 47,8%, hasil akurasi menggunakan lemmatization-multinomial sebesar 45,1%, hasil akurasi menggunakan stemming-gaussian sebesar 50,6%, hasil akurasi menggunakan lemmatization-gaussian sebesar 50,6%. Melihat dari hasil perbandingan 4 cara yang telah dilakukan pada ulasan restoran maka dapat disimpulkan bahwa stemming-gaussian dan lemmatization-gaussian lebih unggul dibandingkan stemming-multinomial dan lemmatization-multinomial yaitu dengan hasil akurasi sebesar 50,6% dari 1000 komentar. Hal ini dikarenakan pemberian bobot dengan mengimplementasikan metode kombinasi Tf-Idf secara lengkap, sehingga lebih banyak data relevan yang dapat diperhitungkan dalam pencarian. Hasil akurasi dari stemming-gaussian dan lemmatization-gaussian sama karena gaussian mengitung berapa banyak kalimat sedangkan hasil akurasi dari stemming-multinomial dan lemmatization-multinomial berbeda karena multinomial menghitung berapa jumlah kalimat.

* 1. Saran

Pada penelitian ini penulis merasa banyak kekurangan. Maka dari itu untuk pertimbangan penelitian selanjutnya penulis memberikan saran sebagai berikut :

1. Perlu adanya stopword dengan bahasa yang lain atau campuran, karena banyak kata-kata bahasa asing atau bahasa gaul yang di gunakan. Sehingga jika semakin kompleks stopword yang digunakan diharapkan dapat menambah pengurangan kata yang tidak berarti tanpa mengurangi sentimen yang ada dalam kalimat atau kata tersebut.
2. Penelitian ini dapat dikembangkan lagi dengan membandingkan dengan metode lainnya seperti Neural Network, SVM, KNN, dan lain-lain.
3. Tidak semua kasus atau permasalahan harus diselesaikan dengan satu algoritma karena belum tentu algoritma yang digunakan merupakan algoritma yang paling akurat. Oleh karena itu untuk menentukkan algoritma yang paling akurat perlu dilakukan komparasi beberapa algortima.

# **Referensi**

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | E. M. Sipayung, H. Maharam and I. Zevanya, "Perancangan Sistem Analisis Sentimen Komentar Pelanggan Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Sistem Informasi,* vol. 8, p. 959, 2016. |
| [2] | B. R. Aditya, "Penggunaan Web Crawler Untuk Menghimpun Tweets dengan Metode Pre-Processing Text Mining," *Infotel,* vol. 7, p. 94, 2015. |
| [3] | F. Nurhuda, S. W. Sihwi and A. Doewes, "Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Calon," *ITSMART,* vol. 2, p. 36, 2013. |
| [4] | M. F. Fatroni, "Kecerdasan Buatan Dalam Program Chatting Untuk Merespon Emosi Dari Teks Berbahasa Indonesia Menggunakan Teks Mining Dan Naïve Bayes," Surabaya, 2013. |
| [5] | A. T. Jaka H., "Preprocessing Text untuk Meminimalisir Kata yang Tidak Berarti dalam Proses Text Mining," *Informatika UPGRIS,* vol. 1, 2015. |
| [6] | B. Kurniawan, S. Effendi and O. S. Sitompul, "Klasifikasi Konten Berita Dengan Metode," *Dunia Teknologi Informasi,* vol. 1, 2012. |
| [7] | M. Fitri, "Perancangan Sistem Temu Balik Informasi Dengan Metode Pembobotan Kombinasi Tf-Idf Untuk Pencarian Dokumen Berbahasa Indonesia," *Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN),* vol. 1, 2013. |
| [8] | N. Saputra, T. B. Adji and A. E. Permanasari, "Analisis Sentimen Data Presiden Jokowi Dengan Preprocessing Normalisasi Dan Stemming Menggunakan Metode Naive Bayes Dan Svm," *Dinamika Informatika,* vol. 5, 2015. |
| [9] | W. D. Septiani, "Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining Algoritma C4.5 Dan Naive Bayes Untuk Prediksi Penyakit Hepatitis," *Pilar Nusa Mandiri,* vol. 13, 2017. |
| [10] | I. Destuardi and S. Sumpeno, "Klasifikasi Emosi Untuk Teks Bahasa Indonesia Menggunakan," in *Seminar Nasional Pascasarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember*, Surabaya, 2009. |

Author

|  |  |
| --- | --- |
|  | **Asrina Fitri** lahir di Jakarta pada tanggal 28 Januari 1999. Ia lulus dari sekolah SDIT Nurul Ikhsan Jakarta, SMP Negeri 172 Jakarta, SMA Negeri 11 Jakarta dan sedang menempuh pendidikan di Universitas Brawijaya. Di Universitas Brawijaya ia mengambil jurusan teknik informatika dengan keminatan komputasi cerdas.  **Tugas:** Implementasi koding |
|  | **Erlina Rohmawati** lahir di Madiun pada tanggal 16 Mei 1999. Ia lulus dari sekolah MI Islamiyah Madiun,MTsN Kota Madiun, MAN 2 Madiun dan sedang menempuh pendidikan di Universitas Brawijaya. Di Universitas Brawijaya ia mengambil jurusan teknik informatika dengan keminatan komputasi cerdas.  **Tugas:** Dokumentasi manualisasi preprocessing dan naïve bayes |
|  | **Jeowandha Ria Wiyani** lahir di Tulungagung pada tanggal 26 Februari 1999. Ia lulus dari sekolah SD Negeri 1 Besuki, SMP Negeri 1 Bandung, SMA Negeri 1 Boyolangu dan sedang menempuh pendidikan di Universitas Brawijaya. Di Universitas Brawijaya ia mengambil jurusan teknik informatika dengan keminatan komputasi cerdas.  **Tugas:** Dokumentasi |
| D:\Tania\Foto\Ukuran Foto\3x4.jpg | **Tania Malik Iryana** lahir di Bekasi pada tanggal 15 Desember 1999. Ia lulus dari sekolah SD Salsabila, SMPN 3 Bekasi, SMAN 8 Bekasi, dan sedang menempuh pendidikan di Universitas Brawijaya. Di Universitas Brawijaya ia mengambil jurusan teknik informatika dengan keminatan komputasi cerdas.  **Tugas:** Dokumentasi |