

Analisis Sentimen pada Teks Opini Penilaian Kinerja Dosen dengan Pendekatan Algoritma KNN

A. Yudi Permana dan M. Makmun Effendi

Jurusan Teknik Informatika

Universitas Pelita Bangsa

E-mail: yudi@pelitabangsa.ac.id, effendiy@pelitabangsa.ac.id

Abstrak

Dalam penelitian ini di maksudkan untuk melakukan analisis sentimen pada dokumen opini penilaian mahasiswa terhadap kinerja dosen dengan 3 kategori sentimen analisis diantaranya sentimen negatif, sentimen positif dan sentimen netral. Opini mahasiswa terhadap kinerja dosen merupakan bagian dari salah satu faktor penilaian terhadap kualitas dosen dalam melakukan program kerja di lingkungan kampus universitas pelita bangsa. Oleh karena itu penting adanya suatu proses pengolahan data opini dari mahasiswa, sehingga opini tersebut menjadi sebuah keluaran berupa nilai pada sentimen. Semakin sentimen positif maka nilai kualitas dosen semakin baik begitu sebaliknya jika opini mahasiswa negatif berarti menunjukkan kualitas dosen tidak baik. Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini memiliki tahapan diantaranya adalah dengan terlebih dahulu melakukan Preprocessing pada dokumen opini mahasiswa yang terdiri dari 300 dokumen opini yang dibagi menjadi data training dan testing 70:30 dengan asumsi pembagian dokumen 250 data training dan 50 data testing. Pada tahapan awal proses sentimen analisa pada dokumen opini mahasiswa dilakukan proses preprocessing dengan beberapa tahapan diantaranya stopword removal, case folding dan filtering serta stemming. Dari hasil stemming kemudian dilakukan proses pengujian data training dan data testing dengan algoritma KNN. Pada penelitian ini dihasilkan nilai akurasi training sebesar 100%, sedangkan hasil prediksi dari sentimen analisisnya memiliki tingkat akurasi sebesar 80%, precision training bernilai 1 dan testing bernilai 0.909 dan hasil recall training bernilai 1 dan hasil recall testing bernilai 0.889

Kata Kunci: stemming, prediksi, preprocessing, KNN

Pendahuluan

Opini merupakan bagian terpenting dalam pengambilan keputusan dalam suatu kebijakan yang bersifat kompleks, tahapan proses penilaian mahasiswa pada kinerja dosen merupakan urutan pertama dalam proses penilaian kinerja dosen di institusi kampus pelita bangsa. Oleh karena itu diperlukan sebuah proses pengolahan dokumen opini berupa dokumen teks, yang mana hasil dari pada proses pengolahan dokumen opini ini berupa sentimen analisis pada penilaian opini mahasiswa terhadap kinerja dosen dengan kelas sentimen yaitu positif, negatif dan netral.

Kelas positif menandakan bahwa opini dari mahasiswa baik artinya penilaiannya baik, opini dengan prediksi netral artinya prediksi sentimennya tidak merujuk kepada baik dan buruk, sedangkan prediksi sentiment negatif artinya opini penilaian dari mahasiswa tidak baik. Untuk menghasilkan kelas prediksi yang baik, dokumen opini akan dilakukan proses awal yang disebut proses preprocessing dengan beberapa proses diantaranya stop-

word removal, case folding dan filtering serta stemming. Setelah preprocessing ditahapan awal, kemudian ditahapan berikutnya akan dilakukan proses klasifikasi pada data training opini dengan algoritma KNN dan dilakukan testing opini dengan prediksi algoritma KNN. Penelitian ini diharapkan akan menghasilkan sentimen analisis berupa hasil prediksi sentimen pada opini mahasiswa terhadap kinerja dosen dengan hasil evaluasi tahap akhir berupa nilai akurasi dari pada data testing prediksi dengan menggunakan algoritma KNN. Diharapkan dari hasil evaluasi data testing ini akan memberikan gambaran serta rujukan penelitian untuk membantu menentukan salah satu faktor penilaian terhadap kinerja dosen pada institusi kampus universitas pelita bangsa.

Bahasa Indonesia dan Pengenalan Teks

Imbuhan Bahasa Indonesia, Bahasa Indonesia merupakan bahasa yang memiliki morfologi yang

berbeda dan unik dengan bahasa lainnya. Bahasa Indonesia memiliki imbuhan-imbuhan yang beraneka ragam dan masuk sebagai kata serapan atau lainnya. Sering kali sebuah kata dasar atau bentuk dasar perlu diberi imbuhan untuk dapat digunakan dalam pertuturan[1]. Imbuhan ini dapat mengubah makna, jenis dan fungsi sebuah kata dasar atau bentuk dasar menjadi kata lain yang fungsinya berbeda dengan kata dasar atau bentuk dasarnya.

Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah bidang interdisipliner, yaitu bidang dimana pendekatan pemecahan masalahnya dengan menggunakan tinjauan dari berbagai sudut pandang ilmu serumpun secara relevan dan terpadu[2]. Analisis sentimen terdiri dari pemrosesan bahasa alami, analisis teks dan komputasi linguistik untuk mengidentifikasi sentimen dari suatu dokumen[3].

Teks Mining

Text mining adalah salah satu bidang khusus dari data mining, mendefinisikan text mining sebagai suatu proses menggali informasi dimana seorang user berinteraksi dengan sekumpulan dokumen menggunakan tools analisis yang merupakan komponen-komponen dalam data mining. Tujuan dari text mining adalah untuk mendapatkan informasi yang berguna dari sekumpulan dokumen. Dalam memberikan solusi, text mining mengadopsi dan mengembangkan banyak teknik dari bidang lain, seperti Data mining, Information Retrieval (IR), Statistic and Mathematic, Machine Learning, Linguistic, Natural Language Processing (NLP), dan Visualization.

Kegiatan riset untuk text mining antara lain ekstraksi dan penyimpanan teks, preprocessing akan konten teks, pengumpulan data statistik dan indexing, dan analisa konten[4]. Tahapan dalam text mining meliputi tokenizing, filtering, stemming, tagging dan analyzing.

Salah satu bagian dari Data Mining yang cukup menarik adalah Text Mining. Teks mining dapat didefinisikan sebagai “penemuan informasi baru dan tidak diketahui sebelumnya oleh komputer, dengan secara otomatis mengekstrak informasi dari sumber – sumber teks tak terstruktur yang berbeda”[5].

Preprocessing

Proses preprocessing dilakukan pada tahapan awal penelitian sebelum melakukan labelisasi dan klasifikasi pada dokumen opini. Ada beberapa langkah dari preprocessing diantaranya adalah:

Case Folding

Pada proses case folding data set soal yang memiliki karakter, angka dan tanda baca dihilangkan sehingga tanda baca tidak akan muncul pada saat pelabelan klasifikasi kategori.

Stopword Removal

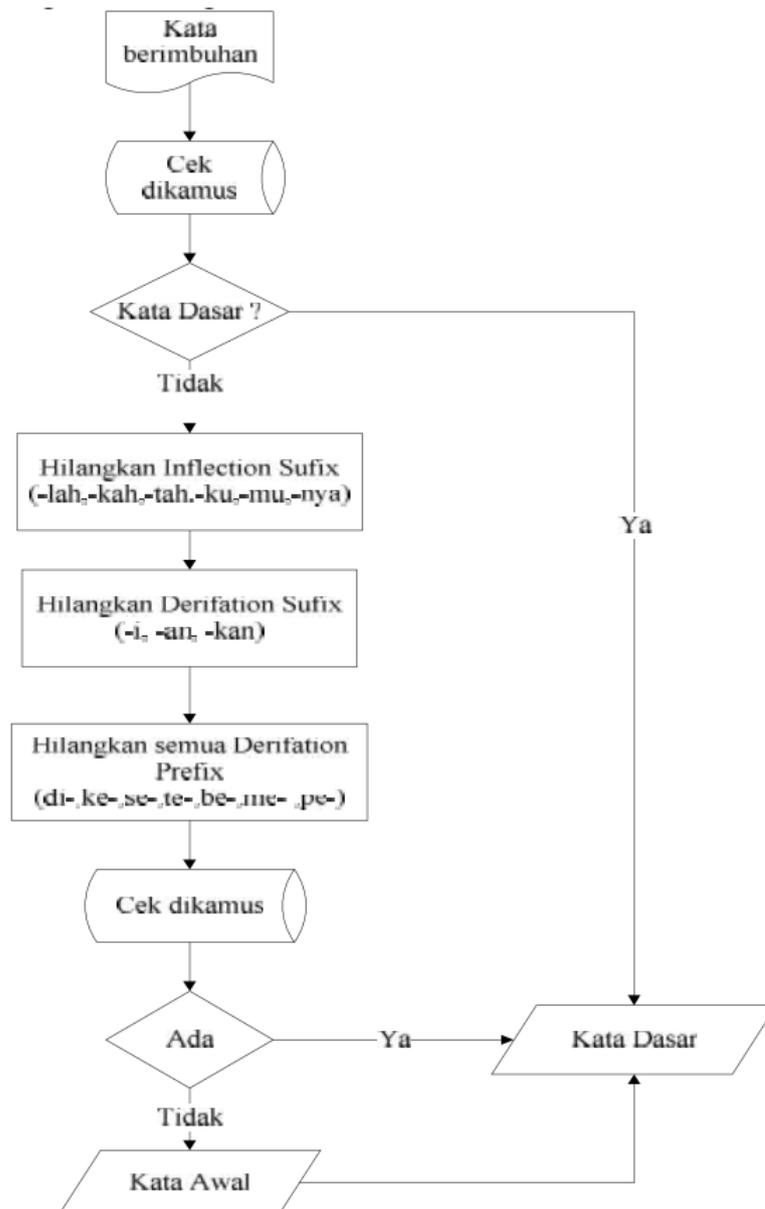
Kemudian selanjutnya yaitu proses memeriksa stop word list, stopword list adalah daftar kata-kata penghubung antar kalimat yang semestinya dihilangkan, jika kata pada dataset terdapat pada stop word list maka kata akan dihilangkan. Tetapi jika tidak terdapat di dalamnya maka proses akan berlanjut tanpa menghilangkan kata pada dokumen.

Tokenizing

Pada tahapan tokenizing terdapat beberapa proses yang harus dilakukan adalah diantaranya mengubah semua huruf besar menjadi huruf kecil (text to lowercase). Proses selanjutnya adalah penguraian, proses penguraian yang dimaksud adalah membagi teks menjadi kumpulan kata tanpa memperhatikan keterhubungan diantara kata satu dengan yang lain serta peran dan posisinya pada kalimat, karakter diterima dalam kumpulan kata menurut abjad.

Stemming KBBI

Algoritma KBBI diperkenalkan oleh Bobby Nazief dan Mirna Adriani pada tahun 1996[6]. Algoritma ini mengacu pada aturan morfologi bahasa Indonesia yang mengelompokkan imbuhan, yaitu imbuhan yang diperbolehkan atau imbuhan yang tidak diperbolehkan. Algoritma ini mengusulkan penambahan aturan-aturan seperti penambahan aturan untuk duplikasi dan penambahan aturan untuk awalan dan akhiran, untuk meningkatkan presisi dari setiap kata yang di stemming. Adapun algoritma yang digunakan oleh Nazief dan Adriani untuk stemming bahasa Indonesia adalah sebagai berikut [7]. Alur proses stemming algoritma Nazief & Adriani dapat dilihat pada Gambar 1



Gambar 1: Alur proses stemming dengan Algoritma Nazief dan Adriani

Nearest Neighbor

Pada penelitian sebelumnya untuk menentukan akurasi menggunakan algoritma naïve bayes. Akan tetapi proses klasifikasi naïve bayes bergantung pada nilai probabilitas tertinggi dari semua dokumen yang akan diujikan sehingga hasil evaluasi tidak maksimal[8]. Nearest Neighbour adalah algoritma pengklasifikasian yang didasarkan pada analogi, yaitu membandingkan data uji dengan data pelatihan yang berada dekat dengan dan memiliki kemiripan dengan data uji tersebut. Kemiripan data uji dengan data pelatihan didasarkan pada jaraknya. Banyak persamaan yang dapat digunakan untuk menghitung jarak antara data uji dan data pelatihan. Tiga diantaranya yang paling sering digunakan adalah:

1. Atribut yang bertipe numerik

Terdapat dua pendekatan perhitungan jarak/kemiripan yang umum digunakan untuk atribut yang bertipe numerik, yaitu euclidean distance dengan persamaan berikut:

$$Dist(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^2}$$

Keterangan:

n : jumlah data

x_1 : data uji

x_2 : data pembelajaran

Persamaan yang kedua yaitu Manhattan distance sebagai berikut:

$$Dist(p_i(an), p_i(nc)) = \frac{p_i(an) - p_i(nc)}{\max_dist_i}$$

Keterangan:

p_i : atribut ke- i

an : data pembelajaran

nc : data uji

2. Atribut yang bertipe simbolik

Persamaan yang digunakan untuk atribut yang menggunakan istilah eksplisit yaitu ada atau tidak ada, memiliki atau tidak memiliki, ya atau tidak dan sebagainya maka perhitungan kemiripan atau jarak dapat dihitung dengan fungsi sebagai berikut:

$$Sim(K_i(a), K_i(b)) = \begin{cases} 0 & K_i(a) \neq K_i(b) \\ 1 & K_i(a) = K_i(b) \end{cases}$$

Keterangan :

$K_i(a)$: kriteria ke- i dari kasus a

$K_i(b)$: kriteria ke- i dari kasus b

$Sim(K_i(a), K_i(b))$: nilai kemiripan kriteria ke- i antara kasus a dengan kasus b

Perhitungan selanjutnya adalah persamaan untuk mencari kemiripan dengan nearest neighbour yaitu:

$$Similarity(T,S) = \frac{\sum_{i=1}^n Sim(K_i(T), K_i(S)) \times W_i}{\sum_{i=1}^n W_i}$$

Keterangan:

T : data uji

S : data pembelajaran

n : jumlah kriteria

w : bobot kriteria

$Sim(K_i(T), K_i(S))$: Nilai kemiripan/jarak kriteria kasus target dan target sumber

Secara umum rumus akurasi sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Keterangan:

TP : True Positif

FP : False Positif

TN : True Negatif

FN : False Negatif

Precision

Precision adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. Rumus precisson umum:

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

Keterangan:

TP : True Positif

FP : False Positif

Recall

Recall adalah tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi. Rumus recall umum:

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

Keterangan:

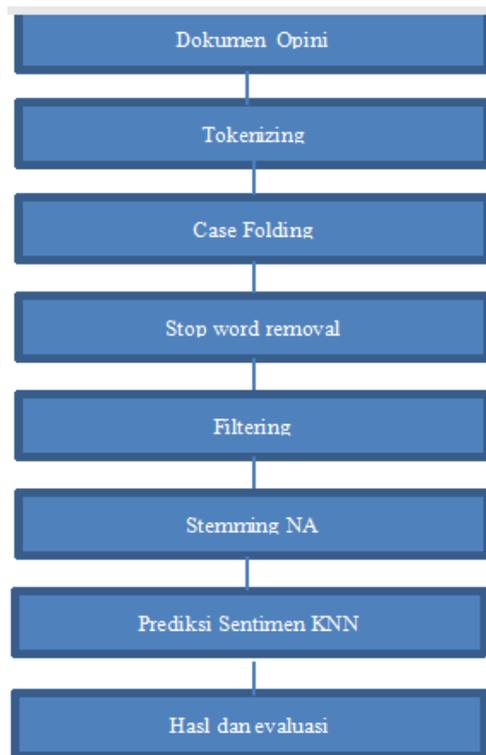
TP : True Positif

FN : False Negatif

Pendekatan metode dengan algoritma KNN akan menambah hasil akhir akurasi, precision dan recall manakah dari ke dua pendekatan ini yang memiliki hasil lebih akurat dalam menentukan hasil prediksi dari hasil analisis sentimen.

Hasil akurasi, precisson dan recall pada proses akhir testing merupakan bagian terpenting untuk melihat hasil testing akhir dari ke dua lagoritma tersebut, akurasi semakin baik dan hasil senitmen sesuai prediksi kelasnya maka hasil dari akurasi akan baik. Akan tetapi apabila hasil dari testing tahap akhir berupa hasil akurasi rendah dan disertai tidak tepatnya prediksi terhadap kelas maka hasil akhir dari anlisis sentimennya buruk.

Metodologi Penelitian



Gambar 2: Metode penelitian

Penjelasan Diagram Alur Penelitian:

1. Data sample sebanyak 300 dokumen teks opini mahasiswa dengan data training 250 dokumen dan data testing 50 dokumen.
2. Tahapan awal dokumen opini diproses melalui proses teks mining yaitu preprocessing yang terdiri dari case folding, tokenizing, filtering, stemming KBBI nazief adriani.
3. Tahapan selanjutnya dilakukan proses klasifikasi pada data training.
4. Melakukan training dan validasi data prediksi testing
5. Menghitung nilai akurasi, precision dan recall dari algoritma KNN
6. Melakukan analisa hasil uji testing

Hasil dan Pembahasan

Evaluasi tahap akhir dari penelitian ini adalah menganalisis hasil akhir dari evaluasi pada langkah penelitian yaitu dengan mencari dan menentukan nilai akurasi, precision dan recall.

Koleksi Dokumen Opini

Koleksi dokumen yang digunakan untuk dan evaluasi pada penelitian ini berdasarkan pada dokumen teks opini mahasiswa. Jumlah koleksi dokumen sebanyak 300 opini, dengan dokumen training sebanyak 250 dokumen sedangkan untuk dokumen testing sebanyak 50 dokumen.

Tabel 1: Koleksi Dokumen opini

| No | Opini Mahasiswa | Opini Training | Opini Testing |
|----|-----------------|----------------|---------------|
| 1 | Positif | 136 | ? |
| 2 | Negatif | 88 | ? |
| 3 | Netral | 28 | ? |
| | Total Opini | 250 | 50 |

Dokumen tersebut di atas akan diolah sesuai dengan metode atau pendekatan preprocessing dan klasifikasi opini dengan terlebih dahulu dilakukan normal data.

Hasil preprocessing dan stemming nazief adriani

Pada tahapan awal penelitian ini sebelum dilakukan proses klasifikasi KNN maka terlebih dahulu dilakukan tahapan preprocessing yang terdiri dari case folding, tokenisasi dan stopword removal sebelum dilanjutkan ketahapan selanjutnya dan ada tahapan Stemming Nazief adriani.

Tabel 2: Dokumen opini training sebelum preprocessing

| No | Dokumen Opini |
|----|---|
| 1 | ada beberapa dosen yang jarang masuk dan kurang disiplin, pembahasannya pun kurang dimengerti |
| 2 | masih ada dosen yang kurang disiplin |
| 3 | masih ada dosen yang kurang disiplin |

| | |
|----|--|
| 4 | saya merasa adanya kurang ketidakadilan terhadap mahasiswa reguler dan non reguler, saya sebagai mahasiswa reguler merasa dibertkan terutama dalam hal penyampaian materi tugas yang harus ontime, sementara di sini kebanyakan pekerja non shift |
| 5 | saya merasa adanya kurang ketidakadilan terhadap mahasiswa reguler dan non reguler, saya sebagai mahasiswa reguler merasa dibertkan terutama dalam hal penyampaian materi tugas yang harus ontime, sementara di sini kebanyakan pekerja non shift |
| 6 | ada beberapa dosen pada saat mengajar di kelas, interaksinya kurang, menjelaskan tetapi seperti ngomong sendiri |
| 7 | banyak dosen yang kurang baik dalam pendekatan belajar kepada mahasiswa, dan terkesan terlalu memaksakan suatu pembelajaran tanpa pemerataan skill pada mahasiswa |
| 8 | dosen terkadang memberikan tugas di luar materi yang belum dipelajari |
| 9 | terkadang ada beberapa dosen yang terlalu banyak cerita di luar pembahasan mata kuliah, sehingga tidak bisa memaksimalkan waktu pengajaran yang diberikan, apalagi untuk mahasiswa yang non reguler, waktu hanya sedikit sekali, akibatnya waktu terbuang percuma dan kami sebagai mahasiswa tidak mendapatkan ilmu yang maksimal dari waktu yang diberikan. Untuk kedepannya saya harap agar setiap dosen bisa mengajar dengan objektif terhadap pengajaran matakuliah di kelas, sehingga dapat memanfaatkan waktu. Terimakasih |
| 10 | ada beberapa dosen yang cukup puas bahkan memuaskan, tetapi ada juga beberapa dosen yang sistem pembelajarannya terlalu banyak materi sedangkan STT harus sering banyak menggunakan praktek. Ada juga dosen yang langsung praktek tetapi tanpa adanya dorongan materi |
| 11 | ada beberapa dosen yang mengajarkan materi tidak sampai ke mahasiswa, kurang cakap untuk menyampaikan materi. |

| | |
|----|---|
| 12 | Kebanyakan dosen materi yg disampaikan kurang,tidak berpedoman silabus,arah pembelajaran maupun tujuan pembelajaran juga tidak jelas. |
| 13 | tolong dosen pak darmanto kalau ngajar yang jelas, dan penilaian juga harus jelas. |
| 14 | tolong untuk dosen Soedarmanto penyampaian materinya perlu lebih jelas lagi, dan tolak ukur penilaian juga harus jelas |
| 15 | untuk Dosen Ir.U.Darmanto soer tolong untuk proses penyampaian materi pembelajaran kepada mahasiswa/i harus jelas dan ada komunikasi ke mahasiswa/i nya dan tidak menjelaskan sendiri. Untuk tolak ukur penilaian nya juga harus jelas.. Terimakasih. |

Dokumen diatas merupakan fase awal dokumen training sebelum proses preprocessing. Dokumen ini selanjutnya akan dilakukan tahapan case folding, tokenizing, dan stopword removal. Berikut adalah dokumen opini hasil dari preprocessing dengan pendekatan case folding, tokenizing, dan stopword removal.

Tabel 3: Hasil dokumen preprocessing

| No | Opini Mahasiswa |
|----|---|
| 1 | ada beberapa dosen jarang masuk dan kurang disiplin bahas pun mengerti |
| 2 | masih ada dosen kurang disiplin |
| 3 | kurang bisa kukur batas mampu mahasiswa nya dan toleransi hadap kena shift kerja |
| 4 | banyak dosen lalu at tugas ke mahasiswa |
| 5 | saya rasa ada kurang ke adil hadap mahasiswa reguler dan non bagai at utama hal sampai materi tugas harus ontime sementara s banya kerja shift |
| 6 | ada beberapa dosen saat ajar di kelas interaksi kurang jelas tapi seperti ngomong sendiri |
| 7 | banyak dosen kurang baik dekat ajar ke mahasiswa dan kesan lalu paksa suatu tanpa ata skill |
| 8 | dosen kadang ikan tugas luar materi yg belum lajar |
| 9 | kadang ada beberapa dosen lalu banyak cerita luar bahas matakuliah sehingga bisa paksimal waktu kajar ikan apalagi mahasiswa non regular hanya sedikit sekali akibat buang cuma dan |

| | |
|----|---|
| | bagai dapat ilmu maksimal dap saya harap agar tiap ajar objektif hadap kelas panfaat imakasih |
| 10 | ada beberapa dosen cukup puas bahkan tetapi yg sistem ajar lalu banyak materi dang stt harus sering guna aktek langsung tanpa dorong |
| 11 | ada beberapa dosen ajar kan materi sampai ke mahasiswa kurang cakap |
| 12 | banya dosen materi yg sampai kurang pedoman silabus arah ajar maupun tuju jelas |
| 13 | tolong dosen pak darmanto kalau ngajar jelas dan tilai harus |
| 14 | tolong dosen soedarmanto sampai materi perlu lebih jelas lagi dan tolak ukur tilai harus |
| 15 | dosen ir u darmanto soer tolong proses sampai materi ajar ke mahasiswa i harus jelas dan ada komunikasi nya sendiri tolak ukur tilai imakasih |

Dokumen pada tabel 3 merupakan hasil data training setelah melalui tahapan preprocessing dengan menghilangkan kata sambung, memecah kata demi kata dan menghilangkan imbuhan.

Tabel 4: Hasil Term frekuensi data training

| No | Term | Doc_id | Count |
|----|----------|--------|-------|
| 1 | Ada | 1 | 1 |
| 2 | beberapa | 1 | 1 |
| 3 | dosen | 1 | 1 |
| 4 | jarang | 1 | 1 |
| 5 | masuk | 1 | 1 |
| 6 | Dan | 1 | 1 |
| 7 | kurang | 1 | 2 |
| 8 | disiplin | 1 | 1 |
| 9 | bahas | 1 | 1 |
| 10 | pun | 1 | 1 |
| 11 | mengert | 1 | 1 |
| 12 | masih | 2 | 1 |
| 13 | Ada | 2 | 1 |
| 14 | dosen | 2 | 1 |
| 15 | kurang | 2 | 1 |
| 16 | disiplin | 3 | 1 |
| 17 | kurang | 3 | 2 |
| 18 | Bias | 3 | 1 |
| 19 | kukur | 3 | 1 |
| 20 | batas | 3 | 1 |

Hasil dari term frekuensi yaitu berupa token kata yang sudah melalui tahapan preprocessing dan stemming, proses selanjutnya dengan tahapan klasifikasi, tetapi terlebih dahulu diberikan pelabelan kelas pada tiap opini agar komputer mengenali dokumen kelas dari pada opini mahasiswa tersebut.

Tabel 5: Hasil labelisasi dokumen training opini

| No | Dokumen Opini | Kelas Sentimen |
|----|--|----------------|
| 1 | ada beberapa dosen jarang masuk dan kurang disiplin bahas pun mengert | negatif |
| 2 | masih ada dosen kurang disiplin | negatif |
| 3 | kurang bisa kukur batas mampu mahasiswa nya dan toleransi hadap kena shift kerja | Negatif |
| 4 | banyak dosen lalu at tugas ke mahasiswa | negatif |
| 5 | saya rasa ada kurang ke adil hadap mahasiswa reguler dan non bagai at utama hal sampai materi tugas harus ontime sementara s banya kerja shift | negatif |
| 6 | dosen kurang jelas materi | negatif |
| 7 | banyak dosen baik sampai materi | negatif |
| 8 | sampai materi dosen ke mahasiswa mudah paham | negatif |
| 9 | mayoritas dosen sudah bagus dan metode nya cepat di paham namun alangkah lebih baik jika hati mahasiswa alami kendala ajar | negatif |
| 10 | sudah cukup baik moga depan lebih amiin | positif |

Pada tabel 5 di atas merupakan tabel dokumen labelisasi dari opini mahasiswa, dokumen yang sudah dilabelisasi akan dilakukan pengujian, dalam hal ini pengujian dokumen training dengan menggunakan KNN.

Tabel 6: Hasil labelisasi dokumen testing opini

| No | Dokumen Opini | Prediksi Sentimen |
|----|--|-------------------|
| 1 | ada dosen yg kurang toleransi hadap mhs lambat kumpul tugas situ saya rasa sedih | ? |
| 2 | banyak dosen kurang disiplin | ? |

| | | |
|----|--|---|
| 3 | banyak dosen ngampu mata kuliah sesuai background didi | ? |
| 4 | disiplin tdk sesuai jadwal kadang hars ganti kuliah ikut jam dosen kosong bukan krs | ? |
| 5 | tingkat kinerja dosen ajar banyak luar bidang misal saja t arsitektur masih harus bagai informatika case ancing interface sehingga jadi tugas mahasiswa konteks rancang desain rumah | ? |
| 6 | ada bagi dosen kurang disiplin | ? |
| 7 | ada beberapa dosen cara ajar kurang bisa di faham mahasiswa karena suara jelas pun lalu cepat | ? |
| 8 | banyak dosen kurang bisa sampai materi baik | ? |
| 9 | dosen pak yud lalu cepet jelas baik teori praktekum | ? |
| 10 | dosen pak yud lalu cepet jelas baik teori paraktekum | ? |

Training klasifikasi dengan KNN

Pada tahapan klasifikasi KNN dokumen training yang sudah melalui preprocessing juga melalui tahapan term frekuensi dan labelisasi, akan dilakukan proses klasifikasi dengan pendekatan dengan algoritma klasifikasi KNN. Berikut adalah hasil klasifikasi KNN dokumen training.

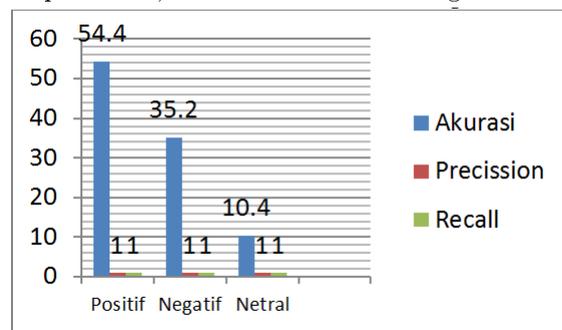
Tabel 7: hasil evaluasi dokumen sentimen training KNN

| No | Kelas Sentimen | Akurasi | Precision | Recall |
|----|----------------|----------------|-----------|--------|
| 1 | Positif | 136 atau 54.4% | 1.0 | 1.0 |
| 2 | Negatif | 88 atau 35% | 1.0 | 1.0 |
| 3 | Netral | 26 atau 10.4% | 1.0 | 1.0 |
| | Total/average | 100% | 1.0 | 1.0 |

Tabel diatas merupakan tabel hasil training sentiment KNN dengan hasil akurasi pada kelas sentiment positif sebesar 54.5%, kelas sentiment negatif

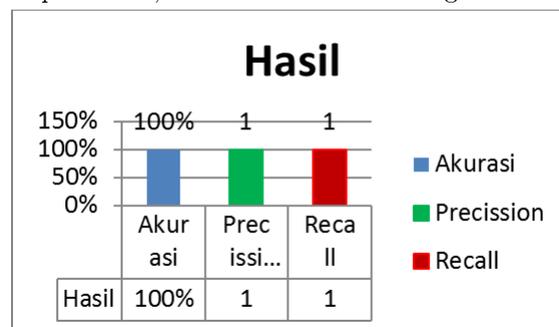
35% dan kelas sentiment netral 10.4% dengan hasil total akurasi yaitu 100%. Sedangkan hasil precision pada kelas sentiment positif bernilai 1, kelas sentiment negatif bernilai 1 dan juga kelas sentiment netral bernilai 1, dengan demikian hasil precision sangat akurat. Sedangkan untuk hasil recall sama dengan hasil precision dengan hasil kelas sentiment positif, negatif dan netral bernilai 1.

Grafik 1 Evaluasi Sentimen nilai akurasi, precision, Recall dokumen training KNN



Grafik di atas menunjukkan nilai akurasi, precision dan recall dari masing masing kelas sentiment dengan hasil akurasi 100%, hasil pada precision bernilai 1 dan juga hasil recall bernilai 1. Pada proses training sentiment semua koleksi dokumen training di klasifikasi dengan baik oleh algoritma KNN.

Grafik 2 Evaluasi nilai total dan average akurasi, precision, Recall dokumen training KNN



Hasil dari Akurasi menunjukkan 100% dengan precision dengan nilai 1.0 dan recall dengan nilai 1.0. artinya hasil sentiment data training bernilai benar semua klasifikasi sentimennya.

Testing prediksi dengan KNN

Pada tahapan prediksi sentiment dengan KNN dokumen testing yang sudah melalui preprocessing juga melalui tahapan term frekuensi tetapi tidak melalui tahapan labelisasi karna hasil akhirnya adalah prediksi dari sentiment.

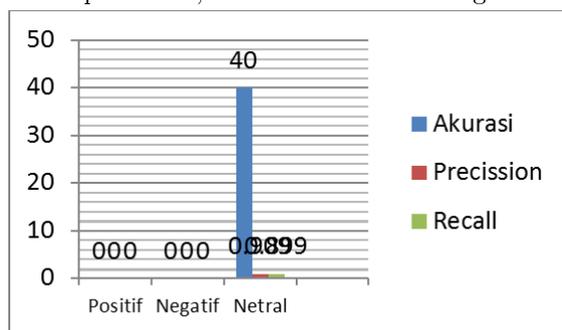
Tabel 8: hasil evaluasi prediksi sentimen testing KNN

| No | Kelas Sentimen | Akurasi | Precision | Recall |
|----|----------------|-------------|-----------|--------|
| 1 | Positif | 0 atau 0% | 0 | 0 |
| 2 | Negatif | 40 atau 80% | 0.909 | 0.889 |
| 3 | Netral | 0 atau 0% | 0 | 0 |
| | Total/average | 80% | 0.909 | 0.889 |

Tabel diatas merupakan tabel hasil prediksi testing sentimen KNN dengan hasil akurasi pada kelas sentimen positif sebesar 0%, kelas sentimen negatif 80% dan kelas sentimen netral 0% dengan hasil total akurasi yaitu 80%. Sedangkan hasil precision pada kelas sentimen positif bernilai 0, kelas sentimen negative bernilai 0.909 dan juga kelas sentimen netral bernilai 0.

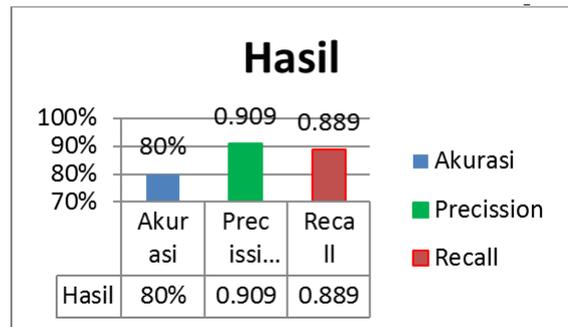
Sedangkan untuk hasil recall pada kelas sentimen positif bernilai 0, pada kelas sentimen negatif bernilai 0.899 sedangkan pada kelas sentimen netral bernilai 0. Tidak terprediksinya kelas sentimen dengan di pengaruhi banyak faktor sehingga ada kelas sentimen yang tidak terprediksi dengan baik sehingga banyak kelas yang di akhir kelas prediksinya tidak tepat kalsifikasinya. Oleh karena itu diperlukan analisis pada hasil sentimen prediksinya.

Grafik 3 Evaluasi prediksi sentimen nilai akurasi, precision, Recall dokumen testing



Grafik diatas merupakan hasil prediksi kelas sentimen, hasil prediksi kelas sentimen pada saat proses awal tidak mempunyai label setelah di proses dengan prediksi kelas sentimen, maka kelas sentimen terbentuk dengan hasil akurasi sebesar 80%, hasil precision bernilai 1 dan hasil recall bernilai 1.

Grafik 4 Evaluasi nilai total dan average prediksi akurasi, precision, Recall dokumen testing



Hasil dari prediksi dengan algoritma KNN menghasilkan akurasi menunjukkan nilai presentase 80% dengan precision dengan nilai 0.909 dan recall dengan nilai 0.889.

Hasil Prediksi Sentimen

Hasil akhir dari prediksi sentimen adalah kelas dari pada sentimen yang terdiri dari sentimen opini positif, negatif dan netral.

Tabel 9: Hasil Prediksi Sentimen dengan algoritma KNN

| No | Dokumen Opini | Prediksi Sentimen |
|----|--|-------------------|
| 1 | ada dosen yg kurang toleransi hadap mhs lambat kumpul tugas situ saya rasa sedih | negatif |
| 2 | banyak dosen kurang disiplin | negatif |
| 3 | banyak dosen ngampu mata kuliah sesuai background didi | negatif |
| 4 | disiplin tdk sesuai jadwal kadang hars ganti kuliah ikut jam dosen kosong bukan krs | negatif |
| 5 | tingkat kinerja dosen ajar banyak luar bidang misal saja t arsitektur masih harus bagai informatika case ancang interface sehingga jadi tugas mahasiswa konteks rancang desain rumah | netral |
| 6 | ada bagi dosen kurang disiplin | negatif |
| 7 | ada beberapa dosen cara ajar kurang bisa di faham mahasiswa karena suara jelas pun lalu cepat | negatif |

| | | |
|----|--|---------|
| 8 | banyak dosen kurang bisa sampai materi baik | negatif |
| 9 | dosen pak yud lalu cepet jelas baik teori paraktekum | negatif |
| 10 | dosen pak yud lalu cepet jelas baik teori paraktekum | negatif |

| | | | |
|----|--|---------|---------|
| 6 | 'banyak dosen sering kosong hal sudah di tunggu2 mahasiswa' | negatif | negatif |
| 7 | 'banyak dosen yg hanya erang saja tapi mahasiswa ada kert' | negatif | positif |
| 8 | 'banyak dosen kurang jelas ikan materi dan jarang masuk kelas' | negatif | negatif |
| 9 | 'ada beberapa dosen jarang masuk kelas' | negatif | negatif |
| 10 | 'dosen pak yud lalu cepet jelas baik teori paraktekum' | negatif | negatif |

Analisis dari hasil sentimen

Pada proses terakhir dari hasil prediksi sentimen akan di evaluasi , sehingga kemungkinan adanya pengaruh dari proses baik itu pada tahapan preprocessing dan prediksi bias di evaluasi. Berikut adalah tabel hasil prediksi setelah dilakukan proses pre-view pada tools weka dengan melihat hasil prediksi dan kelas asal yang terbentuk pada dokumen testing setelah dilakukan proses prediksi.

Tabel 10: Hasil evaluasi data training dan testing prediksi

| No | Dokumen Opini | Kelas Sentimen | Kelas Prediksi |
|----|---|----------------|----------------|
| 1 | 'banyak dosen kurang bisa sampai materi baik' | negatif | negatif |
| 2 | 'banyak dosen jam kuliah bentrok' | negatif | negatif |
| 3 | 'dosen matkul bahasa inggris edr fauz kurang disiplin karena jarang masuk kelas dan cara ajar detail' | negatif | negatif |
| 4 | 'banyak dosen kurang kuasa makul' | negatif | negatif |
| 5 | 'ada beberapa dosen kurang disiplin' | negatif | netral |

Dari tabel data testing diatas ada dokumen teks opini yang terbentuk pada kelas sentimen dengan kelas negatif tetapi apada proses prediksi sentimen kelas menjadi positif. Adanya kemungkinan ketidak tepatan hasil prediksi sentimen yang keluar dari kelas sentimen dikarenakan banyak kumpulan teks yang mempunyai bobot hamper sama dengan dokumen teks yang lain, sehingga komputer menganggap nilai relevan bobot teks yang di jadikan hasil prediksi sentimennya.

Kemudian adanya ketidak tepatan pada saat preprocessing ditahapan stemming misalnya tidak tepatnya stemming penamaan orang yang punya nama akhiran "I" sehingga hasil stemming menganggap huruf "I" itu sebgai imbuhan akhir pada teks.

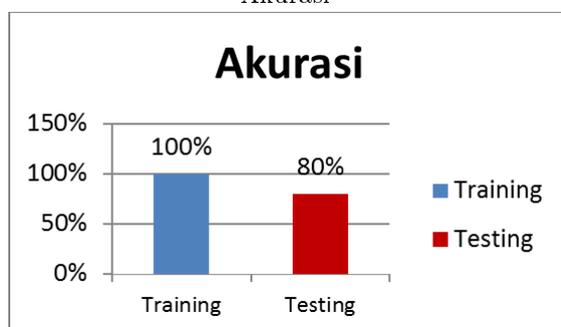
Tabel 11: Hasil Stemming tidak Tepat

| No | Teks Sebelum Stemming | Teks Setelah stemming |
|----|---|---|
| 1 | 'dosen pak yudi lalu cepet jelas baik teori paraktekum' | 'dosen pak yud lalu cepet jelas baik teori paraktekum' |
| 2 | 'banyak dosen kurang jelas menyajikan materi dan jarang masuk kelas' | 'banyak dosen kurang jelaskan materi dan jarang masuk kelas' |

| | | |
|---|---|--|
| 3 | banyak dosen mengampu mata kuliah sesuai background didi | banyak dosen ngampu mata kuliah sesuai background didi |
| 4 | 'dosen matkul bahasa inggris edri fauz kurang disiplin karena jarang masuk kelas dan cara ajar detail' | 'dosen matkul bahasa inggris edr fauz kurang disiplin karena jarang masuk kelas dan cara ajar detail' |
| 5 | 'banyak dosen sering kosong padahal sudah di tunggu2 mahasiswa' | 'banyak dosen sering kosong hal sudah di tunggu2 mahasiswa' |
| 6 | 'banyak dosen yg hanya menerangkan saja tapi mahasiswa ada yang mengerti | 'banyak dosen yg hanya erang saja tapi mahasiswa ada kert' |

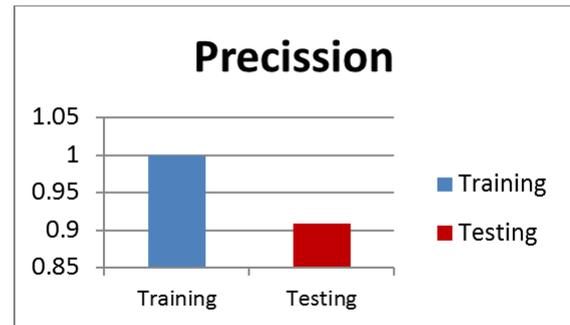
Dari hasil analisa pada ketidak tepatan stemming, masih ada penamaan seseorang yang dianggap sebagai imbuhan dan masih ada kata yang mengandung kata imbuhan diawal dan himpitan ditengah yang belum di stemming dengan baik. Adanya ketidak tepatan hasil stemming besar kemungkinan karna database stemming kbbi ya ng belum bias menyelesaikan masalah hasil stemming artinya database stemming kbbya belum terlalu banyak. Berikut adalah hasil dari perbandingan hasil training dan testing.

Grafik 5 Hasil Evaluasi training dan testing Akurasi



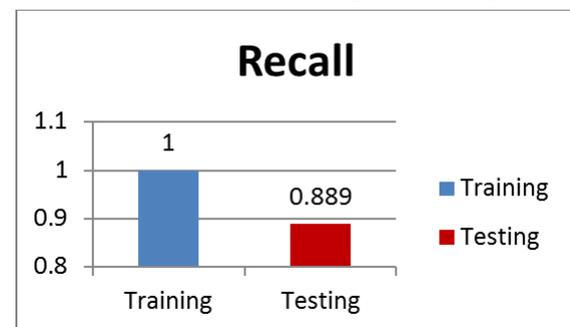
Dari hasil grafik di atas nilai prediksi sentimen dengan akurasi 80% dari kelas sentimen asal dengan akurasi 100%

Grafik 6 Hasil Evaluasi training dan testing Precision



Dari hasil grafik diatas menunjukkan hasil precision pada prediksi sentimen dengan nilai 0.909 sedangkan pada kelas sentimen bernilai 1. Hasil dari pada akurasi dan precession akan menentukan tingkat keakuratan pada pengambilan hasil sentimen begitu juga pada hasil recall, semakin hasil recall mendekati nila 1 maka hasil recal semakin baik.

Grafik 7 Hasil Evaluasi training dan testing Recall



Dari hasil grafik diatas menunjukkan hasil recall pada prediksi sentimen dengan nilai 0.889 sedangkan pada kelas sentimen bernilai 1.

Penutup

Kesimpulan dari hasil penelitian sebagai berikut:

1. Penggunaan algoritma KNN pada kasus opini teks memiliki kontribusi baik pada hasil akurasi, precision dan recallnya.
2. Hasil dari pada prediksi sentimen nilai akurasi mencapai 80% dari keseluruhan kelas sentimen, dan precision bernilai 0.909 sedangkan recall bernilai 0.889.
3. Penggunaan stemmer KBBI nazief adriani membantu pada tahapan preprocessing dengan menghasilkan kata dasar yang baik sesuai database kata dasar.
4. Adanya ketidak tepatan stemmer berdasarkan analisa basis data kata dasar KBBI yang belum sempurna.
5. Perlu adanya penelitian lanjutan dengan penerapan metode processing yang lebih kebaruan.

Daftar Pustaka

- [1] Abdul Chaer, "Tata Bahasa Praktis Bahasa Indonesia", Rineka Cipta Jakarta. 194-197, 2011.
- [2] Hamzah Amir, "Klasifikasi teks dengan naïve bayes classifier (NBC) untuk mengelompokkan teks berita dan abstract akademis", Seminar Nasional Aplikasi Sains & Teknologi (SNAST), 2012.
- [3] G. Vinodhini & R.M. Chandrasekaran, "A comparative performance evaluation of neural network based approach for sentiment classification of online reviews", Journal of King Saud University -Computer and Information Sciences, 28(1): 2-12, 2016.
- [4] Chandra Triawati, "Metode Pembobotan Statistical Concept Based untuk Klastering dan Kategorisasi Dokumen Berbahasa Indonesia", Institut Teknologi Telkom. Bandung, 2009.
- [5] A. Tan, "Text Mining: The state of the art and the challenges", In Proc of the Pacific Asia Conf on Knowledge Discovery and Data Mining PAKDD'99 workshop on Knowledge Discovery from Advanced Databases, 1999.
- [6] Bobby Nazief dan Mirna Adriani, "Confix-Stripping: Approach to Stemming Algorithm for Bahasa Indonesia", Faculty of Computer Science University of Indonesia, 1996.
- [7] Ledy Agusta, "Perbandingan Algoritma Stemming Porter dengan Algoritma Nazief & Adriani untuk Stemming Dokumen Teks Bahasa Indonesia", Konferensi Nasional Sistem dan Informatika KNS&I09-036, 2009.
- [8] Yudi Permana, Ismasari Ismasari, dan M. Makmun Effendi, "Optimasi Stemming Porter KBBI dan Cross Validation Naïve Bayes untuk Klasifikasi Topik Soal UN Bahasa Indonesia", Jurnal Ilmiah KOMPUTASI, Vol : 17, No :4 , hal: 357-368, 2018.