

**ANALISIS SENTIMEN MENGENAI KULIAH DARING DI
TWITTER MENGGUNAKAN METODE *NAÏVE BAYES* DAN
PEMBENTUKAN *STOPWORD* DENGAN *TERM BASED
RANDOM SAMPLING***

PROPOSAL SKRIPSI

Disusun oleh:
Raditya Rinandyaswara
NIM: 175150200111047



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2020

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	ii
DAFTAR TABEL	iv
DAFTAR GAMBAR	v
DAFTAR LAMPIRAN.....	vi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan	2
1.4 Manfaat	2
1.5 Batasan Masalah.....	3
1.6 Sistematika Pembahasan.....	3
BAB 2 LANDASAN KEPUSTAKAAN	5
2.1 Kajian Pustaka.....	5
2.1.1 <i>New Normal</i>	6
2.1.2 Kuliah Daring.....	6
2.1.3 Twitter	7
2.2 Teks <i>Pre-processing</i>	7
2.2.1 Case Folding.....	7
2.2.2 Cleaning	7
2.2.3 Tokenisasi	7
2.2.4 <i>Stopword</i> Removal.....	7
2.2.5 Stemming.....	7
2.3 <i>Term Based Random Sampling</i>	8
2.4 Pembobotan Kata (TF-IDF)	9
2.5 Algoritme <i>Naïve Bayes</i>	9
2.6 <i>Confusion Matrix</i>	10
2.7 <i>K-Fold Cross Validation</i>	11
BAB 3 METODOLOGI.....	13
3.1 Tipe Penelitian	13
3.2 Strategi Penelitian	13

3.3 Subjek Penelitian	13
3.4 Peralatan Pendukung	13
3.5 Lokasi Penelitian	14
3.6 Teknik Pengumpulan Data	14
3.7 Data Penelitian	14
3.8 Teknik Analisis Data	14
3.9 Implementasi Algoritme	14
DAFTAR REFERENSI	15

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Spesifikasi Hardware	13
Tabel 3.2 Spesifikasi Software	13

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Ilustrasi <i>K-Fold Cross Validation</i>	11
---	----

DAFTAR LAMPIRAN

BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini terdiri dari hal yang melatarbelakangi dari penelitian ini dilaksanakan, rumusan masalah yang diperoleh dari latar belakang hingga tujuan dan manfaat dari penelitian ini serta batasan yang dijabarkan sesuai dengan cakupan dan kemampuan penulis, maupun sistematika yang menuliskan secara rangkum isi dari tiap bab.

1.1 Latar Belakang

Pada saat ini kemajuan teknologi di dunia maupun di Indonesia mengalami perkembangan yang cukup pesat. Kemajuan teknologi ini salah satunya adalah ditandai dengan mudahnya proses pertukaran Informasi antara satu pengguna dan pengguna lainnya. Kemudahan proses pertukaran informasi ini ditandai dengan maraknya bermunculan sosial media di Internet. Twitter merupakan salah satu contoh dari sosial media yang banyak digunakan oleh masyarakat Indonesia yang digunakan sebagai sarana pertukaran informasi di dunia digital. Dalam penggunaannya, Twitter memberi istilah kepada pertukaran informasi tersebut dengan nama *Tweets*, yang mana *Tweets* adalah suatu teks atau kata yang dibatasi panjangnya hingga 280 karakter yang nanti akan di-*posting* dalam platform Twitter tersebut.

Pada akhir tahun 2019 lalu, dunia dikejutkan dengan adanya wabah yang diakibatkan oleh virus corona yang berasal dari kota Wuhan, China. Penyakit yang disebut sebagai (COVID-19) ini adalah penyakit yang menyerang sistem pernapasan virus manusia. Menurut data pemerintah China, penduduk Hubei menjadi kasus pertama Covid-19 pada 17 November 2019 (Arnani, 2020). Setelah kasus pertama Covid-19 di dunia itu terjadi peningkatan pasien tiap bulannya. Hingga saat ini Indonesia sudah melewati angka 190 ribu kasus Covid-19 yang sudah terkonfirmasi yang terhitung dari sejak pasien pertama (Ramadhan, et al., 2020). Dengan adanya pandemi Covid-19 ini, pemerintah Indonesia mengadakan sistem *New Normal* dengan tujuan untuk mempercepat penanganan Covid-19 (Putsanra, 2020). Dalam penerapannya banyak perilaku yang biasa dilakukan secara luring berubah menjadi daring. Salah satu contohnya adalah perkuliahan. Tentunya kuliah daring ini menyebabkan banyak pro dan kontra dan salah satu sarana masyarakat menuliskan opininya mengenai kuliah daring tersebut yaitu melalui Twitter. Namun twitter sendiri hanya berfungsi sebagai sosial media sehingga tidak menyediakan analisis sentimen dari *tweet* pengguna dan bagaimana masyarakat Indonesia menanggapi protokol baru tersebut.

Analisis Sentimen atau *Opinion Mining* adalah salah satu bidang studi yang menganalisis pendapat, sentimen, evaluasi, penilaian, sikap, dan emosi orang terhadap entitas seperti produk, layanan, organisasi, isu, peristiwa, topik, dan atributnya (Liu, 2012). Dengan proses analisis sentimen ini kita dapat mengetahui bagaimana pendapat orang apakah cenderung positif, negatif atau pun netral.

Pada penelitian ini, peneliti akan membangun sebuah sistem analisis sentimen terhadap kuliah daring yang dituliskan masyarakat di Twitter menggunakan metode klasifikasi *Naïve Bayes*. Dalam penelitian ini klasifikasi akan dibuat menjadi 3 kelas yaitu opini netral, positif dan negatif sesuai dari saran penelitian analisis sentimen sebelumnya (Sa'rony, et al., 2019). Dalam proses analisis sentimen diperlukan *preprocessing* data agar data dapat dihitung dan diolah. Salah satu tahap yang penting dalam *preprocessing* adalah *Stopword Removal*, yaitu penghapusan kata yang tidak memiliki nilai keunikan dalam suatu dokumen. Biasanya dalam proses penghapusan *stopword* ini memanfaatkan *digital library* namun ada *stopword* yang kurang tepat sehingga hal itu dapat membuat kualitas proses *stopword removal* menjadi berkurang (Dila Purnama Sari, et al., 2020). Oleh karena itu perlu adanya suatu mekanisme sistem daftar *stopword* dinamik yang dapat menghasilkan daftar *stopword* yang sesuai dengan yang diperlukan sesuai saran dari penelitian sebelumnya (Rahutomo & Ririd, 2018). Oleh karena itu pada penelitian ini, peneliti akan melakukan pembuatan daftar *stopword* menggunakan metode *Term Based Random Sampling*.

1.2 Rumusan Masalah

Dari latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya, berikut adalah rumusan masalah untuk penelitian ini:

1. Bagaimanakah pengaruh parameter X, Y dan L pada *Term Based Random Sampling* terhadap hasil pembentukan *stopword*?
2. Bagaimana hasil evaluasi dari pembentukan *stopword Term Based Random Sampling* terhadap hasil *accuracy, precision, recall, dan f-measure* dari analisis sentimen kuliah daring menggunakan *Naïve Bayes*?
3. Bagaimana perbandingan dari pembentukan *stopword* dengan *Term Based Random Sampling* dengan *stopword Tala*?

1.3 Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Mengetahui pengaruh parameter X, Y dan L pada *Term Based Random Sampling* terhadap hasil pembentukan *stopword*.
2. Mengetahui hasil evaluasi dari pembentukan *stopword Term Based Random Sampling* terhadap hasil *accuracy, precision, recall, dan f-measure* dari analisis sentimen kuliah daring menggunakan *Naïve Bayes*.
3. Mengetahui perbandingan dari pembentukan *stopword* dengan *Term Based Random Sampling* dengan *stopword Tala*.

1.4 Manfaat

Manfaat penelitian ini adalah:

1. Dapat mengetahui bagaimana pengaruh parameter X, Y dan L pada *Term Based Random Sampling* terhadap hasil pembentukan *stopword*
2. Dapat mengetahui kinerja dari pembentukan *stopword Term Based Random Sampling* berdasarkan hasil pengujian dari *Naïve Bayes* dalam klasifikasi *tweet* mengenai Kuliah Daring.
3. Dapat mengetahui perbandingan dari pembentukan *stopword* dengan *Term Based Random Sampling* dengan *stopword* Tala.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah penelitian ini adalah:

1. Hanya menggunakan opini pengguna Twitter mengenai Kuliah Daring.
2. Algoritma yang digunakan hanya *Naïve Bayes Classifier* tidak membandingkan dengan algoritma lain.
3. Hasil klasifikasi sentimen hanya dibagi menjadi tiga kelas yaitu positif, netral, dan negatif.
4. *Tweet* yang merupakan data hanya *tweet* yang berbahasa Indonesia.
5. Jumlah data yang digunakan sebanyak 400 data.

1.6 Sistematika Pembahasan

Berikut sistematika pembahasan dalam penelitian ini:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan mengenai latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, batasan masalah dan sistematika pembahasan sesuai dengan aturan dalam penelitian

BAB II LANDASAN KEPUSTAKAAN

Landasan Kepustakaan menjelaskan penelitian-penelitian sebelumnya yang serupa dengan penelitian dalam proposal ini, serta dasar-dasar teori yang akan di implementasikan dalam penelitian ini seperti *preprocessing*, *term weighting*, *Naïve Bayes*, *Term Based Random Sampling*, serta tabel *confusion matrix* sehingga dapat mendukung penelitian.

BAB III METODOLOGI

Pada bab ini dijelaskan tentang bagaimana menerapkan penelitian seperti untuk mengimplementasikan *Naïve Bayes* dengan pembuatan daftar *Stopword* untuk analisis sentimen pengguna Twitter terhadap layanan Kuliah Daring.

BAB IV PERANCANGAN

Bab ini menjelaskan bagaimana proses perancangan dalam sistem yang akan dibangun.

BAB V IMPLEMENTASI

Pada bab ini menjelaskan bagaimana implementasi sistem yang sudah dirancang di bab sebelumnya.

BAB VI PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pada bab ini dilakukan pengujian terhadap sistem yang sudah dibangun dan menganalisa hasil yang didapatkan untuk menemukan kesimpulan dari hasil pengujian.

BAB VII PENUTUP

Pada bab terakhir ini menjelaskan tentang bagaimana kesimpulan dari penelitian ini dan saran untuk penelitian berikutnya.

BAB 2 LANDASAN KEPUSTAKAAN

Pada bab ini akan dijelaskan bagaimana penelitian-penelitian sebelumnya yang serupa dengan penelitian yang sedang diajukan, serta dasar-dasar teori yang akan diimplementasikan dalam penelitian ini seperti *preprocessing*, *term weighting*, *Naïve Bayes*, *Term Based Random Sampling*, serta tabel *confusion matrix* yang dapat mendukung penelitian.

2.1 Kajian Pustaka

Pada bagian ini akan dibahasnya mengenai penelitian atau kajian pustaka yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari beberapa penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya dan memiliki keterkaitan dengan judul skripsi Analisis Sentimen mengenai Kuliah Daring di Twitter menggunakan metode *Naïve Bayes* dan Pembentukan *Stopword* dengan *Term Based Random Sampling*.

Contoh salah satu penelitian terkait judul skripsi yang telah disebutkan adalah penelitian yang dilakukan oleh (Septian, et al., 2019) yaitu mengenai analisis sentimen pengguna Twitter terhadap polemik persepakbolaan Indonesia menggunakan pembobotan TF-IDF dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor*. Penelitian ini menggunakan kamus kata tidak baku yang dibuat oleh peneliti secara manual yang nantinya akan digunakan sebagai normalisasi kata. Hasil pengujian yang didapatkan dari pengujian silang sebanyak 10 kali dan mendapatkan hasil akurasi optimal pada nilai k-23 sejumlah 79.99%.

Selain *K-Nearest Neighbor*, salah satu metode klasifikasi umum yang digunakan adalah *Naïve Bayes*. Pada penelitian sebelumnya oleh (Devita, et al., 2018) Kinerja metode *Naïve Bayes* dibandingkan dengan *K-Nearest Neighbor* untuk Klasifikasi Teks Artikel berbahasa Indonesia. Hasil yang didapatkan menunjukkan metode *Naïve Bayes* memiliki kinerja yang lebih baik dengan tingkat akurasi 70% sedangkan metode *K-Nearest Neighbor* memiliki tingkat akurasi yang cukup rendah yaitu 40%.

Contoh selanjutnya adalah pada penelitian yang dilakukan oleh (Rahman, et al., 2017) dimana dalam penelitiannya, metode *Multinomial Naïve Bayes* digunakan untuk Klasifikasi Berita Online dengan menggunakan *feature selection Document Frequency Thresholding* dan menggunakan TF-IDF untuk pembobotan *term* dan menghasilkan akurasi tertinggi pada saat menggunakan TF-IDF 86,62%.

Tak hanya seleksi fitur, *stopword* merupakan salah satu tahapan penting dari *preprocessing*, dalam tahap *preprocessing* perlu adanya suatu mekanisme sistem daftar *stopword* dinamik yang dapat menghasilkan daftar *stopword* yang sesuai dengan yang diperlukan sesuai saran dari penelitian sebelumnya (Rahutomo & Ririd, 2018). Contoh pembuatan *stopword* dinamik ada pada penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh (Dila Purnama Sari, et al., 2020) dimana

dalam penelitiannya dilakukan pembentukan daftar *Stopword* menggunakan Zipf Law dan Pembobotan Augmented TF-Probability IDF pada klasifikasi Dokumen Ulasan Produk yang menggunakan metode Support Vector Machine dan Polynomial Kernel untuk memperoleh hasil klasifikasi. Daftar *Stopword* yang dibentuk secara dinamis dengan menggunakan metode Zipf Law dan pembobotan kata memiliki pengaruh terhadap hasil akurasi klasifikasi. Akurasi terbaik didapatkan pada saat persentase 15% untuk daftar *stopword* yaitu dengan nilai *precision* 0,73, *recall* 0,7 dan *f-measure* 0,64

Lalu dilanjutkan penelitian oleh (Sa'rony, et al., 2019) analisis sentimen positif dan negatif yang dilakukan menggunakan *Multinomial Naïve Bayes* yang menggunakan Raw Term Frequency serta pembuatan *stopword* menggunakan *Term Based Random Sampling* dan berhasil mendapatkan *macroaverage* terbaik pada klasifikasi dengan stoplist 20 persen dengan *macroaverage* akurasi sebesar 0,94 *macroaverage precision* sebesar 0,945, *macroaverage recall* sebesar 0,94, dan *macroaverage f-measure* sebesar 0,938.

Contoh selanjutnya adalah pada penelitian (Imtiyazi, et al., 2015) dimana dilakukan perbandingan terhadap penggunaan *Multinomial Naïve Bayes* dengan TF-IDF dan dibandingkan terhadap *Multinomial Naïve Bayes* dengan TF-Improved Gini. Hasil yang didapatkan penggunaan TF-IDF memiliki kinerja lebih baik dibandingkan dengan TF-iGini.

Dari penelitian yang sudah disebutkan diatas, belum ada di antaranya yang melakukan Analisis Sentimen yang dibagi menjadi 3 kelas klasifikasi yaitu negatif, netral, dan positif yang menggunakan *Multinomial Naïve Bayes* sebagai metodenya serta pembentukan *Stopword* menggunakan Algoritma *Term Based Random Sampling* yang menggunakan TF-IDF sebagai pembobotan katanya.

2.1.1 New Normal

Dengan adanya pandemi Covid-19 ini, pemerintah Indonesia mengadakan sistem *New Normal* yakni dengan tujuan untuk mempercepat penanganan COVID-19 (Putsanra, 2020).

2.1.2 Kuliah Daring

Kuliah daring merupakan salah satu dari efek kebijakan sistem *New Normal* yang terjadi karena pandemi Covid-19 ini. Kuliah daring adalah metode pembelajaran yang dilakukan secara daring (*online*) dengan menggunakan berbagai fasilitas seperti platform Zoom, Google Meet, Google Classroom, situs pembelajaran universitas, dan lain- lain. Dengan adanya fasilitas- fasilitas tersebut, mahasiswa dan dosen tetap dapat berinteraksi satu sama lain layaknya kuliah secara tatap muka atau offline (Tania, 2020).

2.1.3 Twitter

Twitter merupakan sosial media besutan Amerika Serikat yang diluncurkan pada tahun 2006. Twitter merupakan salah satu contoh dari sosial media yang banyak digunakan oleh masyarakat Indonesia yang digunakan sebagai sarana pertukaran informasi di dunia digital. Dalam penggunaannya, Twitter memberi istilah kepada pertukaran informasi tersebut dengan nama *Tweets*, yang mana *Tweets* adalah suatu teks atau kata yang dibatasi panjang nya hingga 280 karakter yang nanti akan di-*posting* dalam *platform* Twitter tersebut.

2.2 Teks *Pre-processing*

Teks pre-processing merupakan langkah awal yang dilakukan dalam analisis sentimen untuk menyiapkan data yang berupa teks agar mudah untuk diproses nantinya (Gaddam, 2019). Teks pre-processing ini meliputi, case folding, cleaning, tokenisasi, *stopword* removal dan stemming.

2.2.1 Case Folding

Case folding adalah suatu tahapan untuk menyeragamkan kalimat menjadi huruf kecil atau lowercase semua. Contohnya, jika ada kalimat “Saya suka bermain Komputer” menjadi “saya suka bermain komputer”.

2.2.2 Cleaning

Cleaning adalah suatu tahapan pembersihan kalimat dari simbol-simbol, tanda baca, maupun angka. Contohnya, jika ada kalimat “Selamat pagi Adis, semoga harimu menyenangkan!” menjadi “Selamat pagi Adis semoga harimu menyenangkan”.

2.2.3 Tokenisasi

Tokenisasi adalah suatu tahapan untuk memisahkan antar kata dari suatu kalimat sehingga kata-kata tersebut menjadi satu tidak tergabung dengan kata-kata lainnya (Gaddam, 2019). Contohnya, jika ada kalimat “saya sedang bermain gitar” menjadi [‘saya’, ‘sedang’, ‘bermain’, ‘gitar’].

2.2.4 *Stopword* Removal

Stopword Removal adalah suatu tahapan untuk menghilangkan kata-kata yang kurang relevan berdasarkan kamus *stopword* yang digunakan (Gaddam, 2019). Kamus *Stopword* yang digunakan dalam penelitian ini adalah kamus *stopword* yang bersifat dinamis yang akan dibuat sesuai dengan kebutuhan sistem.

2.2.5 Stemming

Stemming adalah suatu tahapan untuk mencari kata dasar dari suatu kata (Gaddam, 2019). Contohnya jika ada kata “bermain” menjadi main.

2.3 Term Based Random Sampling

Term Based Random Sampling adalah suatu metode yang dapat digunakan untuk menghasilkan daftar *stopword* secara otomatis berdasarkan seberapa informatif kata tertentu (Lo, et al., 2005). Kita dapat mengetahui apakah kata tersebut *stopword* atau bukan dengan melihat kepentingannya, semakin tidak penting kata tersebut, maka kemungkinan menjadi *stopword*-nya lebih tinggi. Untuk mencari nilai kepentingan dari suatu *term* dapat dilakukan dengan perhitungan dengan rumus dari teori *Kullback-Leibler*. Dengan rumus tersebut kita dapat memberi bobot dari suatu *term* pada dokumen sampel. Berikut rumus dari *Kullback-Leibler* direpresentasikan dalam Persamaan 2.1.

$$w(t) = P_x \cdot \log_2 \left(\frac{P_x}{P_c} \right) \quad (2.1)$$

Yang dimana P_x dipresentasikan dalam Persamaan 2.2 dan P_c dipresentasikan dalam Persamaan 2.3 adalah sebagai berikut.

$$P_x = \frac{tf_x}{l_x} \quad (2.2)$$

$$P_c = \frac{F}{token_c} \quad (2.3)$$

Keterangan :

$w(t)$: bobot *term* t pada dokumen sampel

tf_x : frekuensi kueri *term* dalam dokumen sampel

l_x : jumlah dari panjang dokumen sampel

F : frekuensi kueri *term* dari keseluruhan dokumen

$token_c$: total token dari keseluruhan dokumen

Dalam perhitungannya dilakukan pemilihan acak *term* dari keseluruhan *term*, lalu kemudian ambil dokumen yang mengandung *term* tersebut dan cari semua *term* dalam dokumen tersebut. Setiap *term* dalam dokumen tersebut akan dilakukan perhitungan bobot nya menggunakan *Kullback-Leibler*. Lalu setelah perhitungan bobotnya diambil sejumlah X *term* yang diurutkan dari bobot terendah yang dimana X adalah parameter yang dapat diubah-ubah nantinya. Dalam prosesnya pemilihan *term* acak ini dilakukan sebanyak Y kali dimana Y adalah sebuah parameter yang dapat diisi secara manual untuk mendapatkan hasil yang terbaik. Setelah melakukan proses yang dijelaskan sebelumnya dihitung rata-rata keseluruhan bobot yang didapat oleh *term* lalu diambil sejumlah L dimana L

adalah parameter yang dapat diubah nantinya. L adalah parameter yang menentukan berapa jumlah daftar *stopword* yang ingin digunakan.

2.4 Pembobotan Kata (TF-IDF)

Pada tahap ini dilakukan pembobotan kata yang mempresentasikan kata-kata tersebut untuk dilakukan perhitungan nantinya. Salah satu metode dalam *term weighting* yang sering digunakan adalah *Term Frequency – Inverse Document Frequency* (*tf. idf*) (Jones, 2004). Metode TF-IDF adalah penggabungan dua metode untuk melakukan pembobotan kata. TF atau *Term Frequency* adalah frekuensi kemunculan *term* pada suatu dokumen dan IDF atau *Inverse Document Frequency* adalah perhitungan inverse terhadap frekuensi dokumen yang mengandung kata tersebut (Prabowo, et al., 2016). Berikut rumus yang digunakan untuk perhitungan tf-idf direpresentasikan pada Persamaan 2.4 dan Persamaan 2.5.

Berikut perhitungan nilai log tf :

$$tf_{t,d} = 1 + \log (f_{t,d}) \quad (2.4)$$

Berikut perhitungan nilai idf :

$$idf(t) = \frac{\log(N)}{df_t} \quad (2.5)$$

Keterangan :

$tf_{t,d}$: frekuensi *term* pada dokumen d

$idf(t)$: nilai *Inverse Document Frequency* suatu *term* t

N : total dokumen

$df(t)$: nilai *Document Frequency* suatu *term* t

2.5 Algoritme Naïve Bayes

Algoritma *Naïve Bayes* yaitu algoritma klasifikasi *supervised* yang berbasis dengan teorema bayes dengan asumsi independensi tiap fitur (Sawla, 2018). Algoritma ini menggunakan metode probabilistik dan statistik.

Algoritma ini mencari probabilitas tertinggi untuk proses klasifikasi. Perhitungan Algoritma *Naïve Bayes* direpresentasikan pada Persamaan 2.6.

$$P(c|d) = P(c) * P(d|c) \quad (2.6)$$

Keterangan :

$P(c|d)$: Posterior atau Probabilitas kelas c diberikan dokumen d

$P(c)$: Prior atau Probabilitas awal muncul kategori c

$P(d|c)$: Likelihood

Dalam perhitungan likelihood atau *conditional probability* salah satu metodenya adalah menggunakan Multinomial. Perhitungan *conditional probability* dengan multinomial direpresentasikan pada Persamaan 2.7

$$P(w|c) = \frac{\text{count}(w, c) + 1}{\text{count}(c) + |V|} \quad (2.7)$$

Keterangan :

$P(w|c)$: Likelihood w dalam kelas c

$\text{count}(w, c)$: Jumlah kemunculan kata w pada kategori c

$\text{count}(c)$: Jumlah semua total kemunculan kata pada kategori c

$|V|$: Jumlah term unik atau fitur

2.6 Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah pengukur performa dari klasifikasi pembelajaran mesin (*Machine Learning*) (Narkhede, 2018). Confusion Matrix berisikan tabel untuk menampilkan hasil evaluasi yang didalamnya terdapat 2 kolom yaitu kelas hasil prediksi dan kelas sebenarnya.

Tabel Confusion Matrix

		Predicted	
		Negatif	Positif
Actual	Negatif	TN	FP
	Positif	FN	TP

Keterangan :

- True Negative (TN) : jumlah dokumen yang predicted negatif dan actual negatif
- False Positive (FP) : jumlah dokumen yang predicted positif namun actual negatif
- False Negative (FN) : jumlah dokumen yang predicted negatif namun actual positif
- True Postive (TP) : jumlah dokumen yang predicted positif dan actual positif.

Fungsi dari confusion matrix untuk mempermudah evaluasi hasil klasifikasi untuk mencari *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-measure*. Berikut rumus *accuracy*

direpresentasikan pada Persamaan 2.8, *recall* direpresentasikan pada Persamaan 2.9, *precision* direpresentasikan pada Persamaan 2.10, *f-measure* direpresentasikan pada Persamaan 2.11.

- *Accuracy* : kesesuaian nilai prediksi dengan nilai aktual

$$accuracy = \frac{TN + TP}{TN + FP + FN + TP} \quad (2.8)$$

- *Recall* : jumlah banyak atau sedikitnya kesesuaian informasi yang didapatkan berdasarkan sudut pandang kelas atau label yang digunakan

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.9)$$

- *Precision* : tingkat ketepatan antara informasi yang diminta

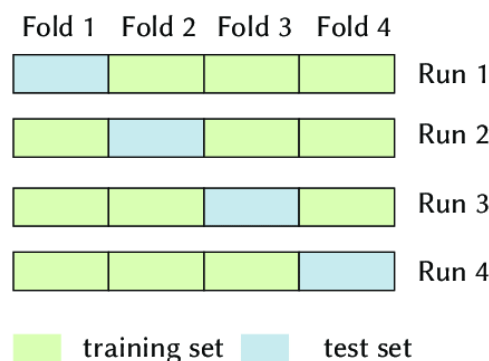
$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.10)$$

- *F-measure* : bobot harmonic mean pada *recall* dan *precision*

$$f - measure = \frac{2 * precision * recall}{precision + recall} \quad (2.11)$$

2.7 K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation adalah suatu metode yang berfungsi untuk membagi data sebanyak K dengan ukuran yang sama atau hampir sama rata. Pada implementasinya pengujian *K-Fold* ini dilakukan dengan iterasi sebanyak K dimana pada setiap iterasinya data dibagi menjadi 2 tipe yaitu data latih dan data uji (Singh & Shukla, 2016). Berikut contoh ilustrasi dari *K-Fold Cross Validation* yang ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Ilustrasi K-Fold Cross Validation

Sumber : https://www.researchgate.net/figure/The-technique-of-KFold-cross-validation-illustrated-here-for-the-case-K-4-involves_fig10_278826818 (2015)

Berdasarkan Gambar 2.1 ditunjukkan bahwa tiap iterasi dibagi menjadi 2 tipe data yaitu yang berwarna hijau adalah data latih dan yang berwarna biru adalah data uji. Untuk menghitung nilai evaluasi akhir maka dihitung rata-rata dari evaluasi tiap iterasi (Neale, et al., 2019).

BAB 3 METODOLOGI

Pada bab ini akan dijelaskan metodologi yang digunakan pada penelitian ini. Metodologi yang digunakan berupa tipe penelitian, strategi penelitian, subjek penelitian, lokasi penelitian, teknik pengumpulan data, peralatan pendukung, implementasi algoritme, analisis, serta kesimpulan.

3.1 Tipe Penelitian

Tipe penelitian yang dilakukan adalah bersifat non-implementatif dengan menggunakan pendekatan analitik. Penelitian bertipe non-implementatif adalah penelitian yang menguji hubungan terhadap suatu kejadian yang kemudian akan di analisis. Sedangkan pendekatan analitik memiliki fungsi untuk menjelaskan hubungan suatu kejadian dengan suatu objek penelitian yang sedang diteliti.

3.2 Strategi Penelitian

Strategi penelitian ini menggunakan studi kasus analisis sentimen masyarakat terhadap kuliah daring yang didapat dari Twitter. Data tersebut dilabeli manual oleh pakar lalu dibagi menjadi data latih dan data uji. Studi eksperimen berfokus kepada pengujian pada parameter X, Y, dan L pada *Term Based Random Sampling*.

3.3 Subjek Penelitian

Subjek penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah pengguna Twitter yang membahas mengenai kuliah daring.

3.4 Peralatan Pendukung

Peralatan pendukung yang digunakan pada penelitian ini adalah:

Tabel 3.1 Spesifikasi Hardware

Spesifikasi	Keterangan
Laptop	Dell XPS 15 9575
CPU	Core i7-8750G
GPU	NVIDIA GeForce GTX 1050 (4GB GDDR5)
RAM	16 GB
Tipe Memori	DDR4
SSD	512GB SSD PCIe NVMe

Tabel 3.2 Spesifikasi Software

Jenis	Keterangan
-------	------------

<i>Operating System</i>	MacOS Catalina 10.15.4
Bahasa Pemrograman	Python 3.7.7
IDE	Visual Studio Code
Library	Sastrawi, Pandas, Numpy, Re, Math

3.5 Lokasi Penelitian

Lokasi penelitian ini bertempat di Laboratorium Komputasi Cerdas, Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya.

3.6 Teknik Pengumpulan Data

Teknik yang digunakan untuk pengumpulan data pada penelitian ini berasal dari Pengguna Twitter. Data diambil menggunakan *library Twint* yang berfungsi sebagai *data scrapper* Twittter untuk *Python*. Kata kunci yang digunakan pada saat pengumpulan data adalah “Kuliah Daring”. Pengumpulan data dilakukan dalam 3 bulan terhitung sejak Juni 2020 hingga Agustus 2020.

3.7 Data Penelitian

Pada penelitian kali ini, data yang digunakan adalah *tweet* berbahasa Indonesia. Total dokumen yang akan diambil dari Twitter adalah 400 dokumen dimana dari 400 dokumen akan dibagi menjadi 300 data latih, dan 100 data uji. Proses klasifikasi akan dibagi menjadi 3 yaitu positif, netral dan negatif.

3.8 Teknik Analisis Data

Teknik Analisis Data pada penelitian ini ditujukan untuk mengetahui kinerja dari sistem yang telah dibuat sesuai algoritma yang diajukan oleh peneliti. Tingkat kinerja sistem diperoleh dengan menggunakan *Confusion Matrix* dan nantinya hasil yang diterima akan dimasukkan ke dalam tabel *Confusion Matrix* dan dicari nilai *precision*, *recall*, *accuracy*, dan *f-measure* pada tiap iterasi *fold* dalam *K-fold cross validation*.

3.9 Implementasi Algoritme

Implementasi Algoritme diawali dengan melakukan pembuatan daftar *Stopword* yang proses nya diawali dengan *preprocessing* data latih dengan tujuan untuk merubah data berbentuk kumpulan dokumen menjadi *term* untuk dilakukan perhitungan algoritma *Term Based Random Sampling*. Setelah daftar *stopword* didapatkan, data latih akan melalui tahap *preprocessing* yang dimana didalamnya terdapat tahap-tahapan seperti *case folding*, *cleaning*, tokenisasi, *stopword removal* dengan menggunakan daftar *stopword* yang telah dibuat, lalu diakhiri dengan *stemming*. Lalu dilanjutkan dengan pembobotan kata menggunakan *tf. idf* untuk merubah kata tersebut menjadi suatu nilai yang nantinya dapat diproses oleh sistem untuk dilatih dan diklasifikasi menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes*.

DAFTAR REFERENSI

- Gaddam, S. H. R., 2019. *Text Preprocessing in Natural Language Processing*. [Online]
Available at: <https://towardsdatascience.com/text-preprocessing-in-natural-language-processing-using-python-6113ff5decd8>
- Sawla, S., 2018. *Introduction to Naive Bayes for Classification*. [Online]
Available at: <https://medium.com/@srishtisawla/introduction-to-naive-bayes-for-classification-baefeb43a2d>
- Narkhede, S., 2018. *Understanding Confusion Matrix*. [Online]
Available at: <https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62>
- Arnani, M., 2020. *KOMPAS*. [Online]
Available at: <https://www.kompas.com/tren/read/2020/03/13/111245765/kasus-pertama-virus-corona-di-china-dilacak-hingga-17-november-2019>
- Ramadhan, A., Nugraheny, D. E. & Maharani, T., 2020. *KOMPAS*. [Online]
Available at: <https://nasional.kompas.com/read/2020/09/05/15204581/update-kembali-bertambah-di-atas-3000-kasus-covid-19-lewati-190000?page=all>
- Putsanra, D. V., 2020. *tirto*. [Online]
Available at: <https://tirto.id/apa-itu-new-normal-dan-bagaimana-penerapannya-saat-pandemi-corona-fCSg>
- Liu, B., 2012. *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Chicago: Morgan & Claypool.
- Sa'rony, A., Adikara, P. P. & Wihandika, R. C., 2019. Analisis Sentimen Kebijakan Pemindahan Ibukota Republik Indonesia dengan Menggunakan Algoritme Term-Based Random Sampling dan Metode Klasifikasi *Naïve Bayes*. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, pp. 10086-10094.
- Dila Purnama Sari, D. E., Sari, Y. A. & Furqon, M. T., 2020. Pembentukan Daftar Stopword menggunakan Zipf Law dan Pembobotan Augmented TF - Probability IDF pada Klasifikasi Dokumen Ulasan Produk. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, pp. 406-412.
- Rahutomo, F. & Ririd, A. R. T. H., 2018. EVALUASI DAFTAR STOPWORD BAHASA INDONESIA. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, pp. 41-48.
- Rahman, A., Wiranto & Doewes, A., 2017. Online News Classification Using Multinomial Naive Bayes. *ITSMArt: Jurnal Ilmiah Teknologi dan Informasi*.
- Septian, J. A., Fahrudin, T. M. & Nugroho, A., 2019. Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Polemik Persepakbolaan Indonesia Menggunakan Pembobotan TF-IDF dan K-Nearest Neighbor. *JOURNAL OF INTELLIGENT SYSTEMS AND COMPUTATION*.

Devita, R. N., Herwanto, H. W. & Wibawa, A. P., 2018. ERBANDINGANKINERJAMETODE NAIVE BAYES DAN K-NEAREST NEIGHBOR UNTUK KLASIFIKASI ARTIKEL BERBAHASA INDONESIA. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, 5(4), pp. 427-434.

Imtiyazi, M. A., S. & Bijaksana, M. A., 2015. Sentiment Analysis Berbahasa Indonesia Menggunakan Improved Multinomial Naive Bayes. *e-Proceeding of Engineering*, 2(2), p. 6331.

Tania, A., 2020. *Muda Kompas*. [Online] Available at: <https://muda.kompas.id/baca/2020/05/13/perlu-kerjasama-dosen-dan-mahasiswa-dalam-kuliah-daring/> [Accessed 22 September 2020].

Lo, R. T.-W., He, B. & Ounis, I., 2005. *Automatically Building a Stopword List for an Information Retrieval System*, Glasgow, UK: Department of Computing Science.

Jones, S., 2004. A Statistical Interpretation of Term Specificity and Its Retrieval. *Journal Of Documentation*, 60(5), pp. 11-21.

Prabowo, D. A., Fhadli, M., Najib, M. A. & Fauzi, H. A., 2016. TF-IDF-Enhanced Genetic Algorithm Untuk Extractive Automatic Text Summarization. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(3), pp. 208-215.

Singh, S. & Shukla, S., 2016. *Analysis of k-Fold Cross-Validation over Hold-Out Validation on Colossal Datasets for Quality Classification*. Bhimavaram, IEEE.

Neale, C., Workman, D. & Dommalapati, A., 2019. *Cross Validation: A Beginner's Guide*. [Online] Available at: <https://towardsdatascience.com/cross-validation-a-beginners-guide-5b8ca04962cd> [Accessed 23 September 2020].