

# PENGUJIAN PELABELAN OTOMATIS DATASET KUALITAS PEMBELAJARAN DARING UNIVERSITAS TERBUKA DI FORUM DAN YOUTUBE

Rhini Fatmasari\*<sup>1)</sup>, Niko Purnomo<sup>2)</sup>, Septian Ade Putra<sup>3)</sup>, Windu Gata<sup>4)</sup>, Nia Kusuma Wardhani<sup>5)</sup>

1. Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan, Universitas Terbuka, Indonesia
2. Fakultas Teknologi Informasi, Ilmu Komputer, Universitas Nusa Mandiri, Jakarta, Indonesia
3. Fakultas Teknologi Informasi, Ilmu Komputer, Universitas Nusa Mandiri, Jakarta, Indonesia
4. Fakultas Teknologi Informasi, Ilmu Komputer, Universitas Nusa Mandiri, Jakarta, Indonesia
5. Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Mercubuana, Indonesia

## Article Info

**Kata Kunci:** universitas terbuka, forum, youtube, *Naïve Bayes*, *Deep Learning*

**Keywords:** *open university*, *forum*, *youtube*, *Naïve Bayes*, *Deep Learning*

## Article history:

Received 2 June 2024

Revised 20 July 2024

Accepted 4 August 2024

Available online 1 September 2024

## DOI :

<https://doi.org/10.29100/jupi.v9i3.5231>

\* Corresponding author.

Corresponding Author

E-mail address:

[nicopurnomo07@gmail.com](mailto:nicopurnomo07@gmail.com)

## ABSTRAK

Keberhasilan suatu organisasi pendidikan atau universitas dalam mencapai tujuannya erat kaitannya dengan kualitas pembelajaran daring yang sedang dilaksanakan. Tujuan untuk keberhasilan tersebut dapat dicapai dengan cara memuaskan para akademisi yang masih aktif. Studi kasus menggunakan Forum media social dan komentar YouTube sebagai pengolahan data untuk memprediksi kepuasan pembelajaran online di Universitas Terbuka. Pendekatan *text mining* adalah alternatif yang baik untuk menafsirkan makna komentar yang dibuat. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis prediksi kepuasan layanan dari beberapa kategori. Salah satu tolok ukurnya yang dilakukan adalah moderasi komentar Forum dan YouTube. Metode penelitian yang digunakan adalah empat algoritma klasifikasi *machine learning* dan dua algoritma *Deep Learning* yaitu *Naive Bayes*, *Support Vector Machine*, *K-Nearest Neighbors*, *Decision Trees*, dan *Logistic Regresi*, pembelajaran mendalam (*Deep Learning*) untuk akurasi prediksi. Total kumpulan data awal mencakup 801 data yang dikumpulkan dari 1 Oktober 2023 hingga 31 Oktober 2023. Pembersihan dan pra-pemrosesan selanjutnya menghasilkan total 249 data. Kemudian dievaluasi akurasinya dengan menerapkan algoritma klasifikasi pohon keputusan, akurasi tertinggi pada pengelolaan data komentar Forum dan Youtube dengan nilai akurasi tertinggi 92,0 % dengan menerapkan algoritma *Decision Tree*.

## ABSTRACT

The success of an educational organisation or university in achieving its goals is closely related to the quality of online learning that is being implemented. The goal of success can be achieved by satisfying active academics. The case study uses social media Forum and YouTube comments as data processing to predict online learning satisfaction in an Open University. A text mining approach is a good alternative to interpret the meaning of the comments made. The purpose of this study is to analyse the prediction of service satisfaction from several categories. One of the benchmarks is the moderation of Forum and YouTube comments. The research methods used are four machine learning classification algorithms and two Deep Learning algorithms namely Naive Bayes, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbors, Decision Trees, and Logistic Regression, Deep Learning for prediction accuracy. The total initial dataset includes 801 data collected from 1 October 2023 to 31 October 2023. Subsequent cleaning and pre-processing resulted in a total of 249 data. Then evaluated for accuracy by applying decision tree classification algorithms, the highest accuracy in the management of Forum and Youtube comment data with the highest accuracy value of 92.0% by applying the Decision Tree algorithm.

## I. PENDAHULUAN

P EMBELAJARAN daring (*Online Learning*) masih menjadi salah satu alternatif pembelajaran yang banyak diminati masyarakat, termasuk di Indonesia. Hal ini disebabkan oleh berbagai faktor, seperti kemudahan aksesibilitas, fleksibilitas waktu dan lokasi, serta biaya yang relatif terjangkau. Universitas Terbuka merupakan salah satu perguruan tinggi terbuka negeri yang sudah lama menerapkan pembelajaran daring. Universitas Terbuka juga memiliki sistem pembelajaran online terintegrasi yang mencakup berbagai fitur seperti Forum Diskusi dan akun YouTube, materi pembelajaran online, dan penilaian. Forum Diskusi dan akun YouTube merupakan fitur penting dalam sistem pembelajaran online Universitas Terbuka.

Forum diskusi dan akun YouTube memungkinkan mahasiswa untuk mengobrol dengan dosen dan mahasiswa lainnya. Melalui forum diskusi dan akun YouTube, siswa dapat bertukar informasi, berbagi pengalaman dan menyelesaikan permasalahan yang ditemui selama pembelajaran online. Dengan memanfaatkan data komentar masyarakat, Forum Diskusi Universitas Terbuka dan akun YouTube juga dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas pembelajaran daring yang berlangsung. Data dari komentar papan diskusi dan akun YouTube dapat digunakan untuk memahami kebutuhan dan tantangan siswa dalam pembelajaran online berkelanjutan. Data komentar papan diskusi dan akun YouTube juga dapat digunakan untuk memberikan masukan kepada guru dan tenaga kependidikan lainnya. Secara umum, strategi pengelolaan data komentar di forum diskusi UT dan akun YouTube untuk meningkatkan kualitas pembelajaran daring dapat dibagi menjadi dua tahap, yaitu: tahap pengumpulan dan analisis. Pada tahap pengumpulan dan analisis data, data yang berasal dari komentar di forum diskusi dan akun YouTube dikumpulkan kemudian dianalisis untuk memahami kebutuhan dan kesulitan belajar siswa. Analisis data dapat dilakukan secara manual maupun menggunakan software tertentu.

Pada tahap penggunaan data, data komentar forum diskusi dan akun YouTube digunakan untuk memberikan masukan kepada guru dan tenaga kependidikan lainnya. Umpan balik tersebut dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan mutu pembelajaran, misalnya: peningkatan mutu materi pembelajaran, peningkatan mutu metode pembelajaran, peningkatan mutu pelayanan akademik. Pengelolaan data komentar yang efektif pada forum diskusi Universitas Terbuka dan akun YouTube dapat menjadi salah satu upaya meningkatkan kualitas pembelajaran daring. Dengan mengelola data komentar di Forum Diskusi dan akun YouTube dengan baik, Universitas Terbuka dapat memberikan pembelajaran yang lebih berkualitas bagi mahasiswanya. Melihat tayangan dan opini sebagai komentar dapat dilakukan lebih cepat menggunakan media sosial. Karena Internet menjadikan jejaring sosial sebagai forum yang dapat berkembang lebih cepat, cepat, dan efektif.

Media sosial kini menjadi cara orang berkomunikasi dengan orang lain dengan berbagai cara. Salah satu solusinya adalah melalui YouTube [1]. YouTube merupakan media terbesar untuk berbagi informasi dalam bentuk video. YouTube sendiri merupakan jejaring sosial yang memungkinkan penggunanya menonton, streaming, dan berbagi video. YouTube berkembang sangat pesat di Indonesia. Banyak channel YouTube yang memuat berbagai konten video yang diunggah oleh pengguna Youtube. YouTube memberikan rating iklan dengan fungsi suka dan tidak suka. Para pengguna Youtube yang menonton video di channel Youtube bisa mengutarakan pendapatnya mengenai video tersebut di kolom komentar. Ulasan pengguna dapat digunakan sebagai sumber untuk menilai dan mengevaluasi kualitas saluran YouTube [2]. YouTube adalah salah satu jenis berbagi video untuk tujuan interaksi antar pengguna. Selain mengumpulkan informasi, YouTube juga dapat.

Ulasan pendapat masyarakat terhadap suatu topik dapat menjadi sumber data yang potensial untuk mencari informasi mengenai pendapat dan minat masyarakat terhadap suatu topik. Penambahan opini atau analisis sentimen adalah proses memahami, mengekstraksi, dan memproses data teks secara otomatis untuk memperoleh informasi tentang sentimen yang terkandung dalam sebuah kalimat opini [3]. Terdapat penelitian serupa yang melibatkan text mining dari komentar YouTube, termasuk penelitian yang dilakukan oleh Yoga et al. Berjudul "Menerapkan analisis sentimen komentar pada saluran video layanan pemerintah di YouTube menggunakan algoritma *Naïve Bayes*". Penelitian ini melakukan analisis sentimen menggunakan klasifikasi data YouTube terhadap komentar video yang diposting pemerintah tentang kinerja pemerintah di kalangan masyarakat. Data ini diklasifikasikan dengan nilai akurasi sebesar 69,23% untuk Kementerian PUPR dan 64,10% untuk Kementerian.

Fungsi dari komentar yang ada adalah agar informasi dapat diambil dari komentar yang ditinggalkan. Oleh karena itu, untuk mengetahui pendapat masyarakat baik masyarakat umum maupun almahasiswa Universitas Terbuka, maka dilakukan penelitian ini. Pendekatan *Text Mining* adalah salah satu opsi terbaik untuk menafsirkan makna sebuah komentar. Untuk memudahkan pengklasifikasian jenis komentar yang ada maka dilakukan pengolahan terhadap data komentar.

## II. METODE PENELITIAN

Forum adalah sebuah sarana komunikasi bagi penggunanya. Biasanya, di dalam sebuah forum diskusi itu sendiri terdapat beberapa kategori forum dengan tujuan memudahkan pengguna dalam berinteraksi atau memilih sebuah forum [5]. YouTube adalah situs berbagi video populer di mana pengguna dapat mengunggah, menonton, menyukai, berkomentar, dan berbagi klip video secara gratis. YouTube didirikan pada bulan Februari 2005 oleh tiga mantan karyawan PayPal: Chad Hurley, Steve Chen dan Jawed Karim. Video di YouTube sering kali berupa klip video dari film, acara TV, dan video yang dibuat oleh pengguna sendiri. YouTube, salah satu layanan Google, memberikan fungsionalitas kepada pengguna berupa fitur download video yang tersedia secara gratis untuk pengguna lain di seluruh dunia [6].

Analisis sentimen adalah bidang ilmu yang menganalisis opini, perasaan, penilaian, sikap dan emosi terhadap suatu entitas seperti produk, layanan, organisasi, individu, isu, peristiwa dan topik [8]. Analisis sentimen berfokus pada komentar yang mengungkapkan emosi positif atau negatif.

*Text preprocessing* merupakan langkah awal dalam proses text mining untuk mendapatkan data yang siap diproses [9]. Urutan *preprocessing* teks adalah: *stemming*, *tokenization*, dan *filtering*. Tahap preprocessing teks membuat kumpulan kata yang kemudian digunakan sebagai indeks. *Rooting* adalah proses mengubah bentuk suatu kata menjadi akarnya. Setiap kata mempunyai imbuhan (awalan dan akhiran) yang akan dihilangkan dan dibentuk menjadi kata dasar agar proses *text mining* lebih optimal. Dalam penelitian ini digunakan pustaka *Sastrawi Stemmer Python* [9]. *Tokenisasi* adalah proses pemisahan kata-kata dalam sebuah dokumen. Selama proses ini, spasi dihilangkan karena karakter tersebut tidak mempengaruhi prapemrosesan teks [9]. *Filtering* merupakan langkah menyaring kata dari hasil proses pengkodean. Penelitian ini menggunakan metode *stop list*. *Stop word list* merupakan kumpulan kata-kata yang tidak penting yang dapat dihilangkan dengan menggunakan metode *bag of word*. Daftar *stopword* yang digunakan merupakan daftar kata kunci yang telah dioptimasi dengan penambahan kata kunci *emoji* [9].

Pembobotan kata merupakan suatu mekanisme yang memberikan nilai atau skor terhadap kemunculan kata dalam sekumpulan dokumen teks. Untuk menghitungnya, Anda dapat menggunakan persamaan 1 di bawah ini [10].

$$tf - idf_{t,d} = tf_d * idf_t \quad (1)$$

Frekuensi *term* (tf) adalah frekuensi kemunculan istilah (t) pada dokumen (d). Salah satu metode penimbangan magnetik yang populer adalah TF - IDF. Metode TF-IDF [11], merupakan metode yang menggabungkan dua konsep perhitungan bobot, yaitu frekuensi kemunculan suatu kata dengan frekuensi terbalik dan dokumen spesifik di mana kata tersebut muncul [11]. Frekuensi sebuah kata dalam dokumen tertentu menunjukkan pentingnya kata tersebut dalam dokumen tersebut. Frekuensi dokumen yang mengandung kata tersebut menunjukkan frekuensi kata tersebut. Jika frekuensi kata dalam suatu dokumen bernilai tinggi, sedangkan nilai frekuensi seluruh dokumen rendah, maka bobot hubungan antara dokumen dengan kata tersebut harus tinggi [12]. Sedangkan frekuensi dokumen adalah jumlah dokumen yang memunculkan istilah tersebut. Semakin rendah frekuensi kemunculannya, semakin kecil nilainya. Saat menghitung frekuensi suatu istilah, semua kata di dalamnya dianggap penting. Namun, ada kata-kata yang sebenarnya kurang penting dan tidak perlu diperhatikan, seperti “di -”, “krim”, “dan”, dll. Oleh karena itu, kata-kata yang kurang penting tersebut perlu dikurangi dan ditambahkan kata-kata yang lebih penting. Inilah ide dasar mengapa kata-kata berhenti diperlukan. Jadi diperlukan TF – IDF untuk menghitungnya, titiknya dapat diperoleh dengan Persamaan. Metode TF – IDF menentukan frekuensi relatif kata pada dokumen tertentu sebagai kebalikan rasio kata pada keseluruhan kumpulan dokumen. [13].

Klasifikasi adalah proses memasukkan data kelas yang tidak diketahui pada database yang kelasnya telah ditentukan sebelumnya. Oleh karena itu, proses klasifikasi dibagi menjadi dua tahap, yaitu tahap pembelajaran dan tahap klasifikasi. Selama fase pelatihan, model klasifikasi dibuat menggunakan algoritma pembelajaran data dengan kelas atau data pelatihan yang telah diidentifikasi sebelumnya. Karena kelas sudah diketahui sebelumnya, langkah ini disebut pembelajaran terawasi. Kemudian model dari tahapan pembelajaran digunakan pada tahap klasifikasi untuk memprediksi data yang kelasnya belum diketahui. [14].

*Lexicon based features* adalah fitur atau kata yang diberi bobot berdasarkan kamus atau kosa kata. Bobot yang diberikan pada setiap kata meliputi sentimen positif dan sentimen negatif. Tujuan penggunaan fitur berbasis leksikon adalah untuk mengetahui bias emosional suatu kata. Kamus atau kosa kata yang digunakan adalah kamus Barasa karya David Moeljadi. Barasa adalah *SentiWord-net* dalam bahasa Indonesia, gabungan antara *WordNet v1.1* dan *SentiWordNet 3.0* dalam bahasa Inggris. Struktur bahasanya adalah sebagai berikut: *synset*, bahasa, kebaikan, lemma, *PosScore* dan *NegScore*. Kamus Barasa diperoleh dari pembuatan file *barasa.py* menggunakan *prompt Anaconda*. Nilai yang dijadikan bobot adalah nilai sentimen yang dihitung dengan menjumlahkan nilai *PosScore* atau *NegScore* dibagi dengan penjumlahan nilai *PosScore* dan *NegScore* untuk menghitung bobot setiap kata. Dapat dilihat pada persamaan (1) dan persamaan (2).

$$sum\_PosScore(kata) = \sum_{i=1}^n PosScore(kata) \quad (1)$$

$$sum\_NegScore(kata) = \sum_{i=1}^n NegScore(kata) \quad (2)$$

Perhitungan nilai total dari *PosScore* dan *NegScore* dari suatu kata dapat dilihat pada Persamaan (3).

$$total\_score = sum\_PosScore + sum\_NegScore \quad (3)$$

Perhitungan nilai sentimen suatu kata pada kelas positif dan kelas negatif dapat dilihat dalam Persamaan (4) dan Persamaan (5).

$$senti\_score\_pos(kata) = \frac{sum\_PosScore(kata)}{total\_score(kata)} \quad (4)$$

$$senti\_score\_neg(kata) = \frac{sum\_NegScore(kata)}{total\_score(kata)} \quad (5)$$

Nilai sentimen suatu kata merupakan bilangan real yang berkisar antara 0 sampai 1. Jika nilai sentimen suatu kata mendekati 1 maka kata tersebut semakin mempunyai sentimen positif. Sedangkan jika mendekati 0, maka kata tersebut semakin bermakna negatif. Nilai sentimen tersebut kemudian dimasukkan ke dalam perhitungan posterior masing-masing kelas positif dan negatif. Perhitungannya disajikan pada Persamaan (6) [15].

$$P(c|w) = \frac{(P(c)+senti\_score)*P(c)}{P(w)+senti\_score} \quad (6)$$

*TextBlob* adalah perpustakaan Python (versi 2 dan 3) yang digunakan untuk memproses data teks. *TextBlob* menyediakan API yang dapat digunakan untuk pemrosesan bahasa alami (NLP), seperti ekstraksi frasa kata benda, analisis sentimen, klasifikasi, terjemahan, dan banyak lagi. [26].

Matriks konfusi merupakan tabel yang digunakan untuk menganalisis seberapa akurat suatu metode klasifikasi dapat memprediksi kelas data [14]. Dalam penelitian ini, data diklasifikasikan menjadi positif dan negatif atau disebut klasifikasi biner. Tabel 1 menunjukkan tabel matriks konfusi.

TABEL I  
CONFUSION MATRIX

KELAS	Diklasifikasikan sebagai kelas positif	Diklasifikasikan sebagai kelas negatif
positif	true positive (tp)	false negative (fn)
negatif	false positive (fp)	true negative (tn)

Berdasarkan Tabel 1 dapat dihitung akurasi, presisi, *recall*, dan *f-measure*.

Akurasi adalah persentase data uji yang kelasnya diklasifikasikan dengan benar oleh sistem berdasarkan kelas aslinya. Perhitungan a dapat dilihat pada persamaan (7). Kelas asli. Perhitungan pastinya dapat dilihat pada persamaan (7).

$$accuracy = \frac{tp + tn}{tp + tn + fp + fn} \quad (7)$$

Presisi adalah nilai kompromi antara kelas data yang dihasilkan sistem dan kelas sebenarnya. Perhitungan pastinya dapat dilihat pada persamaan (8).

$$precision = \frac{tp}{tp + fp} \quad (8)$$

*Re-call* adalah nilai pasti dari jumlah data yang berhasil dihasilkan sistem berdasarkan lapisan sebenarnya. Perhitungan *recovery* dapat dilihat pada Persamaan (9).

$$recall = \frac{tp}{tp+fn} \quad (9)$$

$F$  – *measure* adalah ukuran keterkaitan antara presisi dan perolehan. Pengukuran  $F$  juga dianggap sebagai alternatif dengan menggabungkan presisi dan perolehan menjadi satu metrik evaluasi. Perhitungan besarnya  $f$  dapat dilihat pada Persamaan (10).

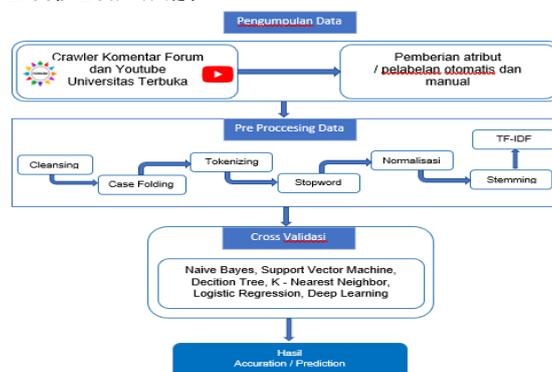
$$F = \frac{2 \times precision \times recall}{precision+recall} \quad (10)$$

### A. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dengan data mining dari komentar di forum diskusi dan akun YouTube. Dari hasil data yang terkumpul, akan digunakan 249 komentar untuk pengecekan data latih dan uji, meliputi 126 data positif dan 122 data negatif. Pelabelan data komentar dilakukan secara otomatis berdasarkan kamus yang dibuat [2].

### B. Diagram Alir Sistem

Persiapan awal yang dilakukan adalah dengan mengumpulkan komentar dari forum dan bagian komentar YouTube menggunakan metode perayapan web menggunakan kata kunci "Universitas Terbuka". Sebelum data diolah menggunakan bahasa pemrograman Python, terlebih dahulu dilakukan proses pembersihan untuk menghilangkan singkatan dan kata yang tidak bermakna. Proses ini diolah terlebih dahulu menggunakan metode-Transform Cases, Tokenize Hapus URL, Tokenize Mention @xxx, To-kenize Hastag #xxx, Hapus Duplikat, Tokenize, Filter Tokens (berdasarkan panjang), dan Filter Stopwords (Kamus) yang akan dijalankan. Algoritma TF-IDF digunakan untuk pembobotan token. Proses selanjutnya adalah validasi silang dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine*, *Naive Bayes*, *K-Nearest Neighbors*, *Decision Tree*, *Logistic Regression*, dan *Deep Learning*. Format keluaran sistem adalah nilai *Performance Vector (Performance - Support Vector Machine)*, *Performance Vector (Performance - Decision Tree)*, *Performance Vector (Performance - Naive Bayes)*, *Performance Vector (Performance - K-Nearest Neighbors)*, *Performance Vector (Performance - Logistic Regression)* dan *Performance Vector (Performance - Deep Learning)*.



Gambar. 1. Diagram alir sistem

### C. Preprocessing

Pra-pemrosesan merupakan langkah penting saat melakukan penambahan teks. Pra-pemrosesan mengubah format dokumen menjadi data terstruktur [22]. Tahap preprocessing bertujuan untuk mempersiapkan data sebelum dilakukan pembobotan dan klasifikasi menggunakan enam algoritma (*Naive Bayes*, *Support Vector Machine*, *K - Nearest Neighbor*, *Decision Tree*, *Logistic Regression*, *Deep Learning*).

#### 1. Naïve Bayes Classifier

*Naïve bayes classifier* merupakan salah satu metode klasifikasi berbasis statistik berdasarkan *teorema Bayes* yang digunakan untuk mengklasifikasikan suatu data ke dalam kelas yang sudah ditentukan sebelumnya [14]. Disebut '*naïve*' karena nilai dari suatu atribut tidak berpengaruh atau independen terhadap nilai dari atribut lainnya yang disebut *conditional independence*.

## 2. Support Vector Machine

Pengklasifikasian *SVM* merupakan teknik *machine learning* yang cukup populer untuk pengklasifikasian teks serta memiliki performa yang baik pada banyaknya domain dan serta mampu mengidentifikasi *hyperplane* secara terpisah di antara dua *class* yang berbeda sehingga hasilnya termaksimalkan dan dapat memaksimalkan pula jarak antara data yang paling dekat dengan *hyperplane* [16]. Klasifikasi dilakukan dengan mencari *hyperplane* atau garis pembatas (*decision boundary*) yang dapat memisahkan antara suatu kelas dengan kelas lain, *Support Vector Machine* bisa juga melakukan pencarian nilai *hyperplane* dengan menggunakan *support vector* dan nilai margin [17]. Selanjutnya metode ini dapat digunakan sebagai salah satu metode yang handal dalam menyelesaikan masalah klasifikasi data, permasalahan tersebut dapat dipecahkan dengan menyelesaikan persamaan Lagrangian yang merupakan bentuk dual dari *Support Vector Machine* melalui *quadratic programming* [18].

## 3. K – Nearest Neighbor

Merupakan cara atau metode dimana suatu objek akan dikelompokkan berdasarkan data yang memiliki kemiripan atau jarak terdekat dengan objek yang sudah ditetapkan. Dalam penerapannya nilai K digunakan untuk mencari tetangga paling dekat yang terlibat dalam proses menentukan prediksi label pada data uji. Setelah nilai terpilih kemudian melakukan perhitungan kelas dari nilai K tetangga terdekat. Hasil kelas dengan jumlah perhitungan suara terbanyak yang akan dilakukan proses pemberian label sebagai label kelas hasil prediksi pada data uji tersebut [19].

## 4. Decision Tree

Pohon Keputusan Model atau algoritma prediksi yang menggunakan struktur pohon untuk mencari dan mengambil keputusan guna memecahkan suatu masalah dengan mempertimbangkan berbagai faktor dalam kerangka masalah. Pohon keputusan adalah metode klasifikasi yang populer dan sering digunakan dalam praktik. Metode ini mencoba menemukan model klasifikasi yang tahan terhadap *noise*. Pohon keputusan mempunyai beberapa algoritma, salah satunya yang sangat populer yaitu *Iterative Dychotomizer Version (ID3)* [20].

## 5. Logistic Regression

Model ini sangat cocok digunakan untuk memprediksi ketika variabel dependen atau output suatu data bersifat biner. Sedangkan untuk memprediksi data yang memiliki lebih dari dua kemungkinan maka akan digunakan multinomial logistic regression [21].

## 6. Deep Learning

*Deep Learning* yang merupakan sebuah teknik berbasis jaringan syaraf tiruan telah banyak digunakan dalam beberapa tahun terakhir sebagai salah satu metode implementasi *Machine Learning (ML)* [25].

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Crawling Data

Data komentar ini diambil dari Forum Dan Akun Youtube Universitas Terbuka. Pada media sosial Forum data diambil dengan menggunakan bahasa pemrograman python yang dijalankan menggunakan editor anaconda crawling data Forum berdasarkan kata kunci “Universitas Terbuka”. Selanjutnya, pada media sosial Youtube data komentar diambil dari Youtube resmi Universitas terbuka (@universitasterbukatv), data ini diambil dengan membuat akun pada *google console untuk mendapatkan Application Programming Interface (API)* Youtube dan Forum. Gabungan data Youtube dan Forum tersebut diperoleh data komentar sebanyak 801 data.

	tanggal	username	komentar	suka
0	2023-12-25T08:01:17Z	@tania6380	Min mau tanya. Apa kalo mau daftar matkul buat...	0
1	2023-12-14T14:55:32Z	@suciaprilia1452	Kalo pake ovo gimana ka	0
2	2023-12-04T13:58:50Z	@fadhlas1807	Min, kalau mahasiswa/i UPBJJ seluruh Indonesia...	0
3	2023-11-29T08:56:30Z	@amrul1891	Pas tahap satu saya pilih sosiologi tapi saya ...	0
4	2023-11-09T11:56:03Z	@affahagustin3367	Kalo ambil d3 pilih non sipas apa paket tanpa ...	0

Gambar. 2. Hasil *Crawling* Data

### B. Pelabelan Data

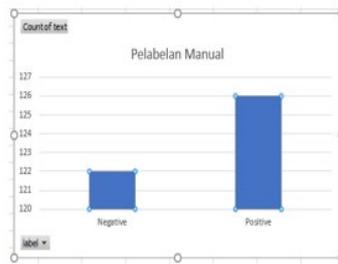
Data harus dilabelkan dan dibagi menjadi 2 kelas sentimen yaitu kelas sentimen positif dan kelas sentimen negatif berdasarkan kata – kata yang terdapat pada data komentar. melalui tiga cara, yaitu metode *VADER*, *TextBlob*, dan

Manual. Contoh data yang sudah dilabelkan dapat dilihat pada Tabel 2.

TABEL 2  
 HASIL PELABELAN DATA

KOMENTAR	Vader	TextBlob	Manual
sedih telat uplod	Positive	Positive	Positive
Sungguh rumit jrtt	Nuetral	Nuetral	Positive
Sangat membantu, terima kasih	Nuetral	Nuetral	Positive

Dari 801 data komentar yang diperoleh melalui media sosial Forum Diskusi dan akun Youtube melalui proses labeling secara manual diperoleh 249 data yang dibagi menjadi 2 kelas yaitu sentimen negatif sebanyak 126 data komentar dan sentiment positif sebanyak 122 data komentar.



Gambar. 3. Hasil Pelabelan Manual

### C. Pra pemrosesan Teks

Pemrosesan awal teks, juga dikenal sebagai pemrosesan awal teks, adalah proses pembersihan data sebelum diproses lebih lanjut. Pada tahap ini ada 5 proses yang disertakan [24]:

#### 1) Cleansing

Pembersihan pada tahap ini bertujuan untuk membersihkan duplikat data atau komentar serta atribut-atribut yang tidak diperlukan yang terdapat pada komentar.

TABEL 2  
 HASIL CLEANSING DATA

No	Sebelum	Sesudah
1	maaf telat upload :(	maaf telat upload
2	Sungguh rumit jrtt	Sungguh rumit j t
3	Sangat membantu, terima kasih	Sangat membantu terima kasih
4	Tanggal di password ddmmyyyy diisi dengan tanggal lahir atau tanggal login?	Tanggal di password ddmmyyyy diisi dengan tanggal lahir atau tanggal login

#### 2) Case Folding

Pada tahap ini bertujuan untuk membakukan seluruh teks yang akan diproses dalam huruf kecil (*lowercase*) [24].

TABEL 3  
 HASIL CASE FOLDING DATA

No	Sebelum	Sesudah
1	maaf telat upload :(	maaf telat upload
2	Sungguh rumit jrtt	sungguh rumit j t
3	Sangat membantu, terima kasih	sangat membantu terima kasih
4	Tanggal di password ddmmyyyy diisi dengan tanggal lahir atau tanggal login?	tanggal di password ddmmyyyy diisi dengan tanggal lahir atau tanggal login

#### 3) Tokenizing

Tokenisasi adalah proses memecah kata dalam sebuah dokumen. Selama proses ini, karakter spasi dihapus karena karakter ini tidak mempengaruhi prapemrosesan teks [24].

TABEL 4

HASIL TOKENZING DATA

No	Sebelum	Sesudah
1	maaf telat upload :(	['maaf', 'telat', 'upload']
2	Sungguh rumit jrtt	['sungguh', 'rumit', 'j', 't']
3	Sangat membantu, terima kasih	['sangat', 'membantu', 'terima', 'kasih']
4	Tanggal di password ddmmyyyy diisi dengan tanggal lahir atau tanggal login?	['tanggal', 'di', 'password', 'ddmmyyy', 'diisi', 'dengan', 'tanggal', 'lahir', 'atau', 'tanggal', 'login']

#### 4) Stemming

Derivasi pada proses ini bertujuan untuk mencari kata dasar, menghilangkan seluruh imbuhan yang terdapat pada kata tersebut [24].

TABEL 5  
 HASIL STEMMING DATA

No	Sebelum	Sesudah
1	maaf telat upload :(	['maaf', 'telat', 'upload']
2	Sungguh rumit jrtt	['sungguh', 'rumit', 'j', 't']
3	Sangat membantu, terima kasih	['sangat', 'membantu', 'terima', 'kasih']
4	Tanggal di password ddmmyyyy diisi dengan tanggal lahir atau tanggal login?	['tanggal', 'di', 'password', 'ddmmyyy', 'diisi', 'dengan', 'tanggal', 'lahir', 'atau', 'tanggal', 'login']

#### 5) Stopword Removal

Salah satu bagian dari tahapan preprocessing teks yang bertujuan untuk menghapus kata yang tidak bermakna didalam suatu kalimat.

TABEL 6  
 HASIL STOPWORD REMOVAL DATA

No	Sebelum	Sesudah
1	maaf telat upload :(	maaf telat upload
2	Sungguh rumit jrtt	sungguh rumit
3	Sangat membantu, terima kasih	bantu terima kasih
4	Tanggal di password ddmmyyyy diisi dengan tanggal lahir atau tanggal login?	tanggal password ddmmyyy isi tanggal lahir tanggal login

#### D. Pembobotan

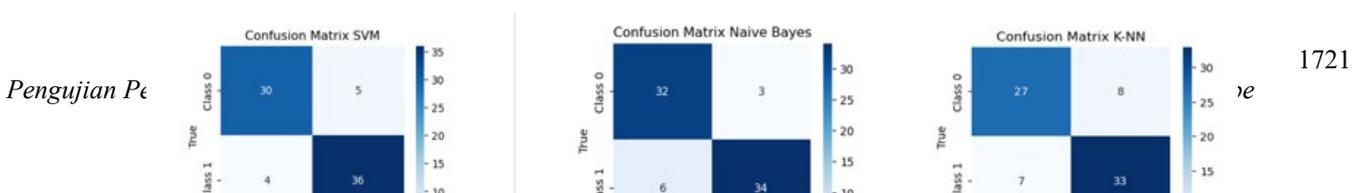
TF – IDF adalah metode pembobotan sebuah kata dalam sistem pencarian informasi. TF – Metode IDF menggabungkan *Term Frekuensi* (TF) dan *Inverse Document Frekuensi* (IDF). Frekuensi istilah adalah berapa kali kata yang sama muncul dalam sebuah dokumen. Frekuensi Dokumen Terbalik Banyaknya dokumen dalam kumpulan yang bersangkutan yang mengandung kata-kata tertentu [13].

TABEL 7  
 HASIL PEMBOBOTAN DATA

(0, 244)	0.4481746366869609
(0, 188)	0.44463751940203733
(0, 187)	0.44463751940203733

#### E. Confusion Matrix

Setelah memeriksa data, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian benchmark menggunakan matriks konfusi untuk mengukur kinerja dari segi akurasi, presisi, dan recall. Hasil klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine*, *Naive Bayes*, *K-Nearest Neighbor*, *Decision Tree*, *Logistic Regression* dan *Deep Learning* untuk menghasilkan perhitungan yang terklasifikasi seperti terlihat pada gambar di bawah ini:



Gambar. 4. Hasil *Confusion Matix*

Setelah diperoleh hasil dari *Confusion Matrix*, maka dapat disimpulkan bahwa:

- Support Vector Machine menghasilkan:  
 True Positives (TP): 30, False Positives (FP): 5, False Negatives (FN): 0, dan True Negatives (TN): 40.  
 Dengan total data (n): 75
- Naïve Bayes menghasilkan:  
 True Positives (TP): 32, False Positives (FP): 3, False Negatives (FN): 6, dan true negative (TN): 34.  
 Dengan total data (n): 75
- Tetangga terdekat menghasilkan:  
 True positif (TP): 27, false positif (FP): 8, false negative (FN): 7, dan true negative (TN): 33.  
 Dengan total data (n): 75
- Pohon Keputusan menghasilkan:  
 True Positives (TP): 31, False Positives (FP): 4, False Negatives (FN): 0, dan True Negatives (TN): 40.  
 Dengan total data (n): 75
- Regresi logistik menghasilkan True Positives (TP): 31, False Positives (FP): 4, Negatif Palsu (FN): 5 dan Benar Negatif (TN): 35. Dengan total data (n): 75
- Deep Learning menghasilkan true Positives (TP): 26, False Positives (FP): 4, False Negatives (FN): 2, dan True Negatives (TN): 18. Dengan total data (n): 75

#### F. Evaluasi Model

Dapat dilihat bahwa model yang paling akurat adalah model *Decision Tree*. Berbeda dalam pengukuran tingkat akurasi sesuai dengan kemampuan model untuk membuat prediksi yang benar, tingkat akurasi disebut nilai prediksi positif, yaitu rasio hasil tes positif. Dapat dilihat dari tabel bahwa *Decision Tree* adalah model level paling akurat. menunjukkan evaluasi hasil dari *Precision*, dan *Recall*, *F1-Score*, *AUC* dengan menggunakan pelabelan *Vader*, *TextBlob* dan *Manual*:

TABEL 9  
 HASIL EVALUASI

No	Algoritma	Vader				TextBlob				Manual			
		<i>Precision</i> %	<i>Recall</i> %	<i>F1 - Score</i>	<i>AUC</i> %	<i>Precision</i> %	<i>Recall</i> %	<i>F1 - Score</i>	<i>AUC</i> %	<i>Precision</i> %	<i>Recall</i> %	<i>F1 - Score</i>	<i>AUC</i> %

			%	%	%	%	%	%	%	%	%	%	
1	<i>SVM</i>	1.0	75.00	85.71	96.33	97.19	1.0	96.57	77.88	83.31	1.0	90.81	48.37
2	<i>Naïve Bayes</i>	1.0	75.00	85.71	92.00	96.29	1.0	98.11	75.24	93.51	1.0	96.65	54.66
3	<i>K-NN</i>	76.0	65.00	70.02	79.66	96.29	1.0	98.11	49.03	93.39	1.0	96.66	45.44
4	<i>Decision Tree</i>	1.0	95.00	97.43	97.43	97.16	1.0	98.09	62.01	93.33	1.0	95.14	49.22
5	<i>Log-Regression</i>	1.0	75.00	85.71	65.43	96.29	1.0	98.11	71.63	93.82	1.0	96.65	55.79
6	<i>Deep Learning</i>	1.0	75.00	85.71	91.99	96.29	1.0	98.11	71.63	93.51	1.0	96.65	55.79

### G. Accuracy

Hasil pengujian menggunakan Vader, TextBlob, dan Manual menunjukkan akurasi seperti yang tertera pada Tabel 8

TABEL 8  
 HASIL PERBANDINGAN AKURASI

NO	Algoritma	Vader	TextBlob	Manual
1	<i>Support Vector Machine</i>	88.0 %	90.00 %	88.0 %
2	<i>Naïve Bayes</i>	88.0 %	88.00 %	88.0 %
3	<i>K-Nearest Neighbor</i>	80.0 %	82.79 %	80.0 %
4	<i>Decision Tree</i>	92.0 %	82.72 %	92.0 %
5	<i>Logistic Regression</i>	80.0 %	79.56 %	80.0 %
6	<i>Deep Learning</i>	90.0 %	70.96 %	90.0 %

Pada penelitian ini dapat digunakan di semua area, namun algoritma yang ada dapat menghasilkan informasi baru. Algoritma untuk pembelajaran mesin terus dikembangkan dalam beberapa penelitian. Tren terkini menunjukkan bahwa algoritma pembelajaran mesin telah dikembangkan di bidang pembelajaran online Universitas Terbuka. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan machine learning dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dalam pengembangan model, dapat meningkatkan kemudahan pengguna dalam melakukan penelitian kuantitatif. Melalui penelitian sebelumnya ditemukan bahwa metode yang digunakan hanya menggunakan naïve bayes. Sedangkan untuk penelitian sekarang dilakukannya uji coba data dengan metode *Support Vector Machine*, *Naïve Bayes*, *K-Nearest Neighbor*, *Decision Tree*, *Logistic Regression* dan *Deep Learning*.

### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mendapatkan perbandingan antara metode yang paling baik untuk digunakan dalam hal prediksi Forum Diskusi dan akun Youtube merupakan metode *Decision Tree*. Dan hasil dari sebuah Penelitian menunjukkan bahwa menggunakan bahasa pemrograman *Python* untuk mengklasifikasikan data mining. Hasil dari penelitian menganalisa prediksi kepuasan kualitas pembelajaran daring pada Universitas Terbuka menggunakan data *hearth attack* yang bertujuan untuk mendapatkan perbandingan antara prediksi dan analisis kepuasan kualitas pembelajaran daring. Dapat disimpulkan bahwa *Decision Tree* merupakan metode terbaik untuk memprediksi dan menganalisa prediksi kepuasan kualitas pembelajaran daring pada Universitas Terbuka dengan score akurasi yang tinggi 92,0 %, *Support Vector Machine* mendapatkan score 88,0 %, *K-Nearest Neighbor* mendapatkan score 80,0 %, *Logistic Regression* mendapatkan score 80,0 % sedangkan *Deep Learning* mendapatkan score 90,0 %. Metode *Decision Tree* membutuhkan waktu training, testing lebih cepat dari pada *Support Vector Machine*, *Naïve Bayes*, *K-Nearest Neighbor*, *Logistic Regression* dan *Deep Learning*. Penelitian ini tidak mengatur banyak metode yang digunakan. Sehingga saat melakukan prediksi dan analisis mungkin mendapatkan hasil yang kurang maksimal. Oleh karena itu, untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan penambahan metode dan perhitungan sehingga menghasilkan hasil yang optimal dan beragam. Selain itu, dengan informasi baru, penyelidikan lebih lanjut dapat dilakukan dan mungkin ada metode lain untuk mencapai akurasi yang lebih baik.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1.] R. Fatmasari, V. M. Ayu, H. Anto, W. Gata, and L. D. Yulianto, "Analisis Sentimen Dalam Pengkategorian Komentar Youtube Terhadap Layanan Akademik dan Non – Akademik Universitas Terbuka Untuk Prediksi Kepuasan," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol.4, no.2, pp.395 - 404, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i2.1738.
- [2.] M. P. Munthe, A. S. R. Ansori, and ..., "Analisis Sentimen Komentar Pada Saluran Youtube Food Vlogger Berbahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *eProceedings Eng.*, vol. 8, no. 6, pp. 11909 –11916, 2021, [Online].
- [3.] R. F. BUSYRA, R. Primartha, and H. Satria, "Opinion Mining Pada Komentar Youtube Menggunakan Algoritma K-Means," 2018, [Online].
- [4.] P. Yoga Saputra, D. Hanifudin Subhi, and Z. Zain Afif Winatama, "Implementasi Sentimen Analisis Komentar Channel Video Pelayanan Pemerintah Di Youtube Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Inform. Polinema*, vol. 5, no. 3, pp. 209 – 213 2019, [Online].
- [5.] A. Indriani, "Klasifikasi Data Forum dengan menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier," *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf. Yogyakarta*, pp. 5–10, 2014, [Online].

- [6.] A. S. A. Fatty Faiqah, Muh. Nadjib, "YOUTUBE SEBAGAI SARANA KOMUNIKASI BAGI KOMUNITAS MAKASSAR VIDGRAM," *J. Komun. KAREBA*, vol. 5, no. 1, pp. 28–42, 2016, doi: 10.1080/14639947.2015.1006801.
- [7.] A. Kurniawan, Indriati, and S. Adinugroho, "Analisis Sentimen Opini Film Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Lexicon Based Features," *J. Pengemb. Teknol. Inf. Dan Komputer.*, vol. 3, no. 9, pp. 8335–8342, 2019, [Online].
- [8.] S. Bhatia, M. Sharma, and K. K. Bhatia, "Sentiment Analysis and Mining of Opinions," *Stud. Big Data*, vol. 30, no. May, pp. 503–523, 2018, doi: 10.1007/978-3-319-60435-0\_20.
- [9.] I. Indriati and A. Ridok, "Sentiment Analysis for Review Mobile Applications Using Neighbor Method Weighted K-Nearest Neighbor (Nwkn)," *J. Environmental Eng. Sustain. Technol.*, vol. 3, no. 1, pp. 23\_32, 2016, doi:10.21776/ub.jeest.2016.003.01.4
- [10.] R. Rasenda, H. Lubis, and R. Ridwan, "Implementasi K-NN Dalam Analisis Sentimen Riba Pada Bunga Bank Berdasarkan Data Twitter," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 2, p. 369, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i2.2051.
- [11.] C. B. Saputra, A. Muzakir, and D. Udariyansyah, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap #2019 Ganti Presiden Berdasarkan Opini Dari Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Bina Darma Conf. Comput. Sci.*, pp. 403–413, 2019.
- [12.] S. Sugiyanto and W. H. Nugraha Putra, "Identifikasi Duplikasi Laporan Bug Pada Repositori Laporan Bug Untuk Menghasilkan Saran Resolusi Bug Perangkat Lunak," *JUTI J. Ilm. Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, p. 35, 2013, doi: 10.12962/j24068535.v11i2.a9.
- [13.] B. Trstenjak, S. Mikac, and D. Donko, "KNN with TF-IDF based framework for text categorization," *Procedia Eng.*, vol. 69, pp. 1356–1364, 2014, doi: 10.1016/j.proeng.2014.03.129.
- [14.] J. Brieva, *Data Mining and its applications*, vol. 2, no. 3. 2022. doi: 10.37965/jait.20.2.0125.
- [15.] K. P. Danukusumo, "Convolutional neural network untuk mendeteksi bangunan," vol. 1, no. 1, pp. 10–12, 2017, [Online]. Available: <http://e-journal.uajy.ac.id/12425/>
- [16.] Normah, B. Rifai, S. Vambudi, and R. Maulana, "Analisa Sentimen Perkembangan Vtuber Dengan Metode Support Vector Machine Berbasis SMOTE," *J. Tek. Komput. AMIK BSI*, vol. 8, no. 2, pp. 174–180, 2022, doi: 10.31294/jtk.v4i2.
- [17.] A. Novantirani, M. K. Sabariah, and V. Effendy, "Analisis Sentimen pada Twitter untuk Mengenai Penggunaan Transportasi Umum Darat Dalam Kota dengan Metode Support Vector Machine," *e-Proceeding Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–7, 2015.
- [18.] R. R. Fiska, "Penerapan Teknik Data Mining dengan Metode Support Vector Machine (SVM) untuk Memprediksi Siswa yang Berpeluang Drop Out (Studi Kasus di SMKN 1 Sutera)," *SATIN - Sains dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 15 –23, 2017, doi:10.33372/stn.v3i1.200.
- [19.] R. M. Candra and A. Nanda Rozana, "Klasifikasi Komentar Bullying pada Instagram Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *IT J. Res. Dev.*, vol. 5, no. 1, pp. 45–52, 2020, doi: 10.25299/itjrd.2020.vol5(1).4962.
- [20.] N. Meliana, "Deteksi Kesesuaian Bidang Minat Terhadap Proposal Tugas Akhir Mahasiswa," *Ukdw*, 2008.
- [21.] F. Sodik and I. Kharisudin, "Analisis Sentimen dengan SVM, NAIVE BAYES dan KNN untuk Studi Tanggapan Masyarakat Indonesia Terhadap Pandemi Covid-19 pada Media Sosial Twitter," *Prisma*, vol. 4, pp. 628–634, 2021.
- [22.] K. Taufik, "Implementasi Text Mining Pada Analisis sentimen Pengguna Twitter Terhadap media Mainstream Menggunakan Naïve bayes Classifier Dan Support Vector Machine," *Sarjana, Progr. Stud. Stat. Dep. Mat. Fak. Ilmu, D A N Alam, Pengetah.*, 2017.
- [23.] A. A. Arifiyanti, M. F. Pandji, and B. Utomo, "Analisis Sentimen Ulasan Pengunjung Objek Wisata Gunung Bromo pada Situs Tripadvisor," *Explorer. J. Sist. Inf. dan Telemat.*, vol. 13, no. 1, p. 32, 2022, doi: 10.36448/jsit.v13i1.2539.
- [24.] H. A. R. Horizon, R. Kurniawan, Iwan Iskandar, R. Salambue, E. Budianita, and F. Syafria, "Analisis Sentimen Komentar Di YouTube Tentang Ceramah Ustadz Abdul Somad Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JNKTI (Jurnal Nas. Komputasi dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 131–140, 2022, [Online]. Available: <http://repository.uin-suska.ac.id/59746/>.
- [25.] Ravi, Daniele, et al. "Deep Learning For health informatics." *IEEE journal of biomedical and health informatics* 21.1 (2016): 4-21.
- [26.] Azhar, Rizaldi, Adi Surahman, and Christina Juliane. "Analisis Sentimen Terhadap Cryptocurrency Berbasis Python TextBlob Menggunakan Algoritma Naïve Bayes." *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)* 6.1 (2022): 267-281.