

**KLASIFIKASI SENTIMEN UJARAN KEBENCIAN TERHADAP AGAMA  
ISLAM PADA *PLATFORM TWITTER* MENGGUNAKAN  
*MULTINOMIAL NAÏVE BAYES***

**SKRIPSI**

Oleh:  
**ZUL IFLAH AL JUHAEDA**  
NIM. 200605110139



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2024**

**KLASIFIKASI SENTIMEN UJARAN KEBENCIAN TERHADAP AGAMA  
ISLAM PADA *PLATFORM TWITTER* MENGGUNAKAN  
*MULTINOMIAL NAÏVE BAYES***

**SKRIPSI**

Diajukan kepada:  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang  
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Oleh:  
**ZUL IFLAH AL JUHAEDA**  
NIM. 200605110139

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2024**

**HALAMAN PERSETUJUAN**

**KLASIFIKASI SENTIMEN UJARAN KEBENCIAN TERHADAP AGAMA  
ISLAM PADA *PLATFORM TWITTER* MENGGUNAKAN  
*MULTINOMIAL NAÏVE BAYES***

**SKRIPSI**

Oleh:

**ZUL IFLAH AL JUHAEDA**

**NIM. 200605110139**

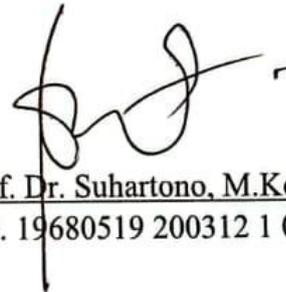
Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:  
Tanggal: 28 November 2024

Pembimbing I,



Dr. Muhammad Faisal, M.T  
NIP. 19740510 200501 1 007

Pembimbing II,



Prof. Dr. Suhartono, M.Kom  
NIP. 19680519 200312 1 001

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Informatika

Fakultas Sains dan Teknologi

Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



  
Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPU  
NIP. 19771020 200912 1 001

## HALAMAN PENGESAHAN

### KLASIFIKASI SENTIMEN UJARAN KEBENCIAN TERHADAP AGAMA ISLAM PADA *PLATFORM TWITTER* MENGGUNAKAN *MULTINOMIAL NAÏVE BAYES*

#### SKRIPSI

Oleh:

**ZUL IFLAH AL JUHAEDA**

**NIM. 200605110139**

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi  
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan  
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer ( S.Kom )  
Tanggal: 13 Desember 2024

#### Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji : Hani Nurhayati, M.T  
NIP. 19780625 200801 2 006

Anggota Penguji I : Supriyono, M.Kom  
NIP. 19841010 201903 1 012

Anggota Penguji II : Dr. Muhammad Faisal, M.T  
NIP. 19740510 200501 1 007

Anggota Penguji III : Prof. Dr. Suhartono, M.Kom  
NIP. 19680519 200312 1 001

(  )  
(  )  
(  )  
(  )

Mengetahui dan Mengesahkan,  
Ketua Program Studi Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Is Fachrul Kurniawan, M.MT, IPU

NIP. 19771020 200912 1 001

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Zul Iflah Al Juhaeda  
NIM : 200605110139  
Fakultas / Program Studi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika  
Judul Skripsi : Klasifikasi Sentimen Ujaran Kebencian Terhadap Agama Islam pada *Platform Twitter* Menggunakan *Multinomial Naïve Bayes*

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut

Malang, 23 Desember 2024  
Yang membuat pernyataan,



Zul Iflah Al Juhaeda  
NIM. 200605110139

**MOTTO**

*“Senang sedih secukupnya, karena semua hal pasti akan berlalu.”*

## **HALAMAN PERSEMBAHAN**

Puji Syukur atas kehadiran Allah Subhanahu wa ta'ala, karena berkat rahmat dan petunjuk-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Shalawat serta salam kepada Rasulullah Shallallahu 'alaihi wasallam, yang telah membawa kita dari zaman *jahiliyah* menuju *addinul Islam*.

Penulis mempersembahkan karya ini kepada kedua orang tua, kerabat, teman, kakak tingkat, dan sahabat yang telah menemani perkuliahan daring maupun luring. Tanpa bantuan mereka penulis tidak akan bisa sampai di titik ini.

## KATA PENGANTAR

*Assalamualaikum wr wb.*

Puji syukur penulis panjatkan kepada kehadiran Allah Swt yang telah melimpahkan nikmat serta karunia-Nya sehingga penulis mampu menyelesaikan penulisan Skripsi yang berjudul “Klasifikasi Sentimen Ujaran Kebencian terhadap Agama Islam Pada Platform *Twitter* Menggunakan *Multinomial Naïve Bayes*.”

Dalam penulisan skripsi ini, penulis menyadari banyak pihak yang terlibat dalam proses membimbing penulisan dan juga memberikan semangat dukungan moril atau materiil. Untuk itu, penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. H.M. Zainuddin, MA., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Sri Hariani, M.Si., selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU, selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Muhammad Faisal, M.T dan Prof. Dr. Suhartono, M.Kom selaku Dosen Pembimbing I dan Dosen Pembimbing II yang telah memberikan banyak dukungan dan bimbingan dalam penulisan skripsi ini.
5. Hani Nurhayati, M.T dan Supriyono, M.Kom selaku Dosen Penguji I dan Dosen penguji II yang telah memberikan banyak saran untuk menyelesaikan skripsi ini.

6. Segenap Dosen, Admin, Laboran dan jajaran pada Program Studi Teknik Informatika yang telah memberikan bimbingan dan bantuan selama studi.
7. Abah, Ibu, Mas Aim, Mbak Nadia, Adek Fia, Mbak Naula dan Mas Adit yang selalu memberikan dukungan dan rangkaian doa kepada penulis untuk menyelesaikan skripsi ini dengan lancar.
8. Qorina Setyaningrum selaku teman, sahabat, dan pasangan yang selalu menemani, mendukung serta selalu berkata “You did great!” ke penulis, sehingga penulis dapat memiliki semangat tersendiri dalam penyelesaian skripsi ini.
9. Sahabat-sahabatku Yoga Deeptalk, Fahrendri Daging dan Mas Nabil yang merupakan sahabat yang membantu penulis dalam melewati berbagai masalah pada masa-masa perkuliahan dan juga pada kehidupan yang ada saat itu.
10. Teman-teman Angkatan 2020 Teknik Informatika “INTEGER” yang telah memberikan banyak bantuan, serta motivasi dalam menyelesaikan penyusunan skripsi ini.

Akhir kata, penulis mengakui bahwa penulisan pada skripsi ini masih banyak kekurangan.

*Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.*

Malang, 22 Desember 2024

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b> .....	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	<b>iv</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN</b> .....	<b>v</b>
<b>MOTTO</b> .....	<b>vi</b>
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b> .....	<b>vii</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>x</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xi</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>xii</b>
<b>ABSTRAK</b> .....	<b>xiii</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>xiv</b>
مستخلص البحث.....	<b>xv</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Pernyataan Masalah .....	7
1.3 Tujuan Penelitian .....	7
1.4 Batasan Penelitian .....	8
1.5 Manfaat Penelitian .....	8
<b>BAB II KAJIAN PUSTAKA</b> .....	<b>9</b>
2.1 Penelitian Terkait .....	9
2.2 Klasifikasi Ujaran Kebencian .....	16
2.3 <i>Bag of Words</i> .....	18
2.4 <i>Multinomial Naïve Bayes</i> .....	19
2.5 Pengukuran Kinerja Sistem.....	23
<b>BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI</b> .....	<b>25</b>
3.1 Pengumpulan Data .....	25
3.2 Desain Sistem.....	27
3.2.1 <i>Preprocessing</i> .....	28
3.2.2 <i>Bag of Words</i> .....	33
3.2.3 <i>Multinomial Naïve Bayes</i> .....	35
<b>BAB IV UJI COBA DAN PEMBAHASAN</b> .....	<b>38</b>
4.1 Uji Coba Model.....	38
4.2 Hasil Uji Coba.....	39
4.3 Pembahasan.....	46
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b> .....	<b>53</b>
5.1 Kesimpulan .....	53
5.2 Saran.....	54
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	

## DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Hasil Perhitungan Presisi, <i>Recall</i> , <i>F-1 Score</i> pada Model A .....	40
Tabel 4.2 Hasil Perhitungan Presisi, <i>Recall</i> , <i>F-1 Score</i> pada Model B .....	41
Tabel 4.3 Hasil Perhitungan Presisi, <i>Recall</i> , <i>F-1 Score</i> pada Model C .....	42
Tabel 4.4 Hasil Perhitungan Presisi, <i>Recall</i> , <i>F-1 Score</i> pada Model D .....	43
Tabel 4.5 Hasil Perhitungan Presisi, <i>Recall</i> , <i>F-1 Score</i> pada Model E.....	44
Tabel 4.6 Hasil Perhitungan Presisi, <i>Recall</i> , <i>F-1 Score</i> pada Model F.....	45
Tabel 4.7 Hasil <i>10-fold cross validation</i> .....	46
Tabel 4.8 Rata-Rata Akurasi, Presisi, <i>Recall</i> , <i>F-1 Score</i> Setiap Skenario Model.	47

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Desain Sistem.....	28
Gambar 3.2 Tahap <i>Preprocessing</i> .....	28
Gambar 3.3 <i>Flowchart Bag of Words</i> .....	34
Gambar 3.4 <i>Flowchart</i> Algoritma MNB.....	36
Gambar 4.1 Uji Coba <i>10-Fold Cross Validation</i> .....	38
Gambar 4.2 <i>Confusion Matrix</i> Model A .....	40
Gambar 4.3 <i>Confusion Matrix</i> Model B .....	41
Gambar 4.4 <i>Confusion Matrix</i> Model C .....	42
Gambar 4.5 <i>Confusion Matrix</i> Model D .....	43
Gambar 4.6 <i>Confusion Matrix</i> Model E.....	44
Gambar 4.7 <i>Confusion Matrix</i> Model F.....	45

## ABSTRAK

Juhaeda, Zul Iflah Al. 2024. **Klasifikasi Sentimen Ujaran Kebencian Terhadap Agama Islam pada Platform Twitter Menggunakan Multinomial Naïve Bayes**. Skripsi. Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Muhammad Faisal, M.T (II) Prof. Dr. Suhartono, M.Kom.

**Kata kunci:** Ujaran Kebencian, Klasifikasi Sentimen, *Multinomial Naïve Bayes*

Twitter merupakan salah satu media sosial yang banyak digunakan oleh tokoh masyarakat, politisi, selebritas, dan organisasi untuk berkomunikasi dengan publik. Namun, kebebasan berbicara di Twitter sering disalahgunakan yang menyebabkan adanya konflik, salah satunya berupa ujaran kebencian, khususnya terhadap agama Islam. Untuk mengatasi masalah tersebut, pada penelitian ini dirancang sistem klasifikasi teks ujaran kebencian terhadap agama Islam, dengan tujuan untuk mengevaluasi kinerja *Multinomial Naïve Bayes* (MNB) dalam mengklasifikasikan teks ujaran kebencian. Data penelitian diperoleh melalui data crawling dari platform twitter. Dataset diproses melalui tahap *preprocessing*, yaitu *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopwords removal*, dan *stemming*. Data hasil *preprocessing* diekstraksi menggunakan *Bag of Words* untuk menghitung frekuensi kemunculan kata, yang kemudian digunakan sebagai input pada MNB. Pengujian pertama dilakukan dengan membandingkan rasio data latih dan data uji menggunakan *hyperparameter tuning* pada parameter *alpha* dalam rentang minimal dan maksimal. Pengujian kedua menggunakan *k-fold cross validation* untuk validasi model. Hasil penelitian menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 85% pada rasio 90:10 dengan parameter *alpha* maksimal. Pengujian menggunakan *10-fold cross validation* menghasilkan rata-rata akurasi 79.09%, dengan akurasi tertinggi pada iterasi ke-4 sebesar 85.05%. Selain itu didapatkan hasil bahwa penggunaan rasio data latih dan data uji, *hyperparameter alpha*, serta validasi silang dapat mempengaruhi kinerja MNB dalam klasifikasi teks ujaran kebencian.

## ABSTRACT

Juhaeda, Zul Iflah Al. 2024. **Classification of Hate Speech Sentiments against Islam on the Twitter Platform Using Multinomial Naïve Bayes**. Undergraduate Thesis. Department of Informatics Engineering Faculty of Science and Technology Maulana Malik Ibrahim State Islamic University Malang. Supervisor: (I) Dr. Muhammad Faisal, M.T (II) Prof. Dr. Suhartono, M.Kom.

Twitter is one of the social media that is widely used by public figures, politicians, celebrities, and organizations to communicate with the public. However, the freedom of speech on Twitter is often misused which causes conflict, one of which is hate speech, especially against Islam. To overcome this problem, this study designed a text classification system for hate speech against Islam, with the aim of evaluating the performance of Multinomial Naïve Bayes (MNB) in classifying hate speech texts. The research data was obtained through data crawling from the twitter platform. The dataset is processed through the preprocessing stage, namely cleaning, case folding, tokenizing, stopwords removal, and stemming. The preprocessing data is extracted using Bag of Words to calculate the frequency of word occurrence, which is then used as input to MNB. The first test was conducted by comparing the ratio of training data and test data using hyperparameter tuning on the alpha parameter in the minimum and maximum ranges. The second test uses k-fold cross validation for model validation. The results showed the highest accuracy of 85% at a ratio of 90:10 with the maximum alpha parameter. Testing using 10-fold cross validation resulted in an average accuracy of 79.09%, with the highest accuracy at the 4th iteration of 85.05%. In addition, it was found that the use of training and test data ratio, alpha hyperparameter, and cross validation can affect the performance of MNB in hate speech text classification.

**Keywords:** Hate Speech, Sentiment Classification, Multinomial Naïve Bayes

## مستخلص البحث

جهيدة، ذو الإفلاح آل. 2024. تصنيف مشاعر خطاب الكراهية ضد الإسلام على منصة تويتر باستخدام متعدد الحدود الساذجة بايز. أطروحة. برنامج دراسة الهندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية، مالانج. المشرف: (أنا) د. محمد فيصل، M.T (II) أ.د. دكتور. سوهارتونو، M.Kom

### الكلمات المفتاحية: خطاب الكراهية، تصنيف المشاعر، متعدد الحدود الساذج

تويتر هو أحد وسائل التواصل الاجتماعي التي تستخدم على نطاق واسع من قبل الشخصيات العامة والسياسيين والمشاهير والمنظمات للتواصل مع الجمهور. ومع ذلك، غالبًا ما يتم إساءة استخدام حرية التعبير على تويتر، مما يتسبب في صراعات، أحدها خطاب الكراهية، خاصة ضد الدين الإسلامي. وللتغلب على هذه المشكلة، تم في هذه الدراسة تصميم نظام تصنيف لنصوص خطاب الكراهية ضد الإسلام، بهدف تقييم أداء Multinomial Naïve Bayes (MNB) في تصنيف نصوص خطاب الكراهية. تم الحصول على بيانات البحث من خلال زحف البيانات من منصة تويتر. تتم معالجة مجموعة البيانات من خلال مراحل المعالجة المسبقة، وهي التنظيف، وطى الحالة، والترميز، وإزالة كلمات التوقف، والقطع. يتم استخراج بيانات المعالجة المسبقة باستخدام تقنية الكلمات لحساب تكرار تكرار الكلمات، والتي يتم استخدامها بعد ذلك كمدخل إلى MNB. تم إجراء الاختبار الأول من خلال مقارنة نسبة بيانات التدريب وبيانات الاختبار باستخدام ضبط المعلمة الفائقة على معلمة ألفا في النطاقين الأدنى والأقصى. يستخدم الاختبار الثاني التحقق المتقاطع k-fold للتحقق من صحة النموذج. أظهرت نتائج البحث أعلى دقة بلغت 85% بنسبة 90:10 مع الحد الأقصى لمعلمة ألفا. أنتج الاختبار باستخدام التحقق المتبادل عشرة أضعاف متوسط دقة يبلغ 79.09%، مع أعلى دقة في التكرار الرابع بنسبة 85.05%. بالإضافة إلى ذلك، أظهرت النتائج أن استخدام نسبة بيانات التدريب لاختبار البيانات، ومقياس ألفا الفائق، والتحقق المتبادل يمكن أن يؤثر على أداء MNB في تصنيف نصوص خطاب الكراهية..

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Perkembangan zaman yang signifikan menjadikan penggunaan media sosial, salah satunya Twitter banyak memberikan dampak positif maupun negatif. Twitter adalah salah satu media sosial yang memberikan bermacam manfaat dalam hal berkomunikasi dan berbagi kehidupan secara *online*. Twitter memungkinkan adanya pertukaran informasi dengan mengirim dan membaca pesan singkat atau *tweet* antar pengguna yang mencakup teks, gambar, tautan, video, dan GIF (Vidgen *et al.*, 2020). Dengan adanya Twitter, pengguna dapat mengakses informasi kapanpun dan dimanapun mengenai berbagai topik mulai dari berita dunia hingga tren populer. Twitter menjadi sumber berita utama dalam situasi krisis atau saat acara besar berlangsung, karena pengguna dapat membagikan pembaruan dan informasi secara instan. *Platform* ini telah berkembang menjadi salah satu media sosial paling berpengaruh yang banyak digunakan oleh tokoh masyarakat, politisi, selebritas, dan organisasi untuk mengkomunikasikan pesan mereka secara langsung ke publik dari berbagai sisi. Namun pada kenyataannya, perkembangan tersebut juga dapat memberikan dampak negatif. Kebebasan berbicara dalam batas tidak wajar dalam media sosial menyebabkan adanya konflik, yaitu kejahatan ujaran kebencian (*hate speech*).

Ujaran kebencian atau sering disebut *hate speech* merupakan salah satu konflik serius yang berdampak pada keharmonisan sosial. Ujaran kebencian adalah ujaran secara langsung maupun tidak langsung yang mengandung kebencian dalam

bentuk provokasi, hasutan, ataupun hinaan kepada individu atau kelompok berupa aspek gender, orientasi seksual, ras, kewarganegaraan, warna kulit, bahkan agama. Kasus ujaran kebencian terhadap agama semakin marak terjadi di kalangan masyarakat, salah satunya terhadap agama Islam. Kasus ini sering muncul dalam bentuk penghinaan terhadap agama Islam, penistaan symbol-simbol keagamaan, pencemaran nama tokoh agama, dan tindakan buruk lainnya yang berkaitan dengan kepercayaan agama Islam. Ujaran kebencian tersebut tidak hanya merusak keharmonisan sosial, tetapi juga memicu tindakan kekerasan yang berakibat pada perpecahan dan hilangnya rasa saling menghormati antar individu.

Berdasarkan data dari Robinopsnal Bareskrim Polri, kepolisian menindak 33 kasus ujaran kebencian dari Januari hingga Mei 2022 dengan 10 kasus pada bulan Januari. Menurut riset Universitas Monash dan Aliansi Jurnalis Independen (AJI) Indonesia, jumlah kasus ujaran kebencian di media sosial dari 1 September 2023 hingga 31 Januari 2024 sebanyak 182.118 unggahan dengan media sosial Twitter menghasilkan paling banyak unggahan sebesar 120.381. Sementara itu, berdasarkan analisis Kumparan dari data direktori putusan Mahkamah Agung, tercatat 60 kasus ujaran kebencian terhadap agama di media sosial dari tahun 2012 hingga 2021, dimana pada tahun 2020 mencapai jumlah tertinggi sebanyak 20 kasus. Dari banyaknya kasus ujaran kebencian terhadap agama yang tercatat, kasus penistaan agama paling tinggi dalam 10 tahun terakhir adalah agama Islam, mencapai 51 kasus dengan persentase sebesar 83.6% dari total kasus penistaan agama. Kasus mengenai ujaran kebencian di media sosial, beberapa diantaranya dikutip dari situs Detik.com pada Juni 2024, selebgram *@psychedellsha* digugat ke

Polda Metro Jaya atas dugaan kasus ujaran kebencian berbentuk rasisme terhadap ras dan warna kulit masyarakat NTT. Selanjutnya, pada bulan Februari 2024, pengguna Tiktok Jay Komal ditetapkan sebagai tersangka dalam tindak pidana ujaran kebencian terkait SARA kepada warga Papua. Berikutnya dikutip dari situs Kompas.com pada bulan November 2023, Lukman Dolok Saribu ditindak polisi atas kasus ujaran kebencian dengan membuat video konten menghina Rasulullah SAW. Sesuai dengan Surat Edaran Kepala Kepolisian Negara Nomor SE/6/X/2015 Tahun 2015, kasus ujaran kebencian dapat ditindak oleh kepolisian yang tertulis dalam KUHP dan ketentuan pidana di luar KUHP (Kepolisian Negara Republik Indonesia, 2015). Mengingat dampak negatif dari penyebaran ujaran kebencian di media sosial terutama terhadap agama Islam, maka diperlukan adanya pencegahan efektif guna menciptakan lingkungan yang lebih aman dan harmonis.

Salah satu upaya pencegahan terjadinya kasus ujaran kebencian terhadap agama Islam dapat dilakukan dengan mengklasifikasikan teks ujaran kebencian (negatif) dan non-ujaran kebencian (positif). Hal tersebut bertujuan untuk memungkinkan platform digital lebih proaktif dalam mendeteksi ujaran kebencian yang beredar, sehingga dapat segera mengambil langkah pencegahan untuk mencegah penyebarannya. Hasil dari klasifikasi ujaran kebencian dapat digunakan untuk memberikan edukasi masyarakat tentang pentingnya menjaga etika dalam berkomunikasi di media sosial.

Dalam ayat-ayat al-qur'an, Allah SWT. menyampaikan ajaran mengenai adanya pengelompokan atau klasifikasi atas penciptaan-Nya dalam qur'an surah Al-Hujurat ayat 13 sebagai berikut.

يَا أَيُّهَا النَّاسُ إِنَّا خَلَقْنَاكُمْ مِنْ ذَكَرٍ وَأُنْثَىٰ وَجَعَلْنَاكُمْ شُعُوبًا ۖ وَقَبَائِلَ لِتَعَارَفُوا ۗ إِنَّ أَكْرَمَكُمْ عِنْدَ اللَّهِ أَتَقْوَاهُ ۗ إِنَّ اللَّهَ عَلِيمٌ خَبِيرٌ

*“Hai manusia, sesungguhnya Kami menciptakan kamu dari seorang laki-laki dan seorang perempuan dan menjadikan kamu berbangsa-bangsa dan bersuku-suku supaya kamu saling kenal-mengenal. Sesungguhnya orang yang paling mulia diantara kamu disisi Allah ialah orang yang paling takwa diantara kamu. Sesungguhnya Allah Maha Mengetahui lagi Maha Mengenal.” (QS. Al-Hujurat: 13)*

Menurut tafsir dari Departemen Keagamaan Republik Indonesia (KEMENAG), ayat tersebut menjelaskan bahwa manusia diciptakan dengan berbagai perbedaan yang dikelompokkan dalam suku bangsa, jenis kelamin, dan warna kulit agar dapat saling menghormati, mengenal dan membantu satu sama lain. Bagi Allah SWT., kemuliaan seseorang tidak ditentukan oleh perbedaan tersebut, melainkan oleh ketakwaannya kepada Sang Pencipta. Riwayat dari Ibnu Hibban dan at-Tirmidhi yang disampaikan melalui Ibnu Umar, menyatakan bahwa manusia terbagi menjadi dua kelompok yaitu manusia mulia di sisi-Nya karena ketakwaan dan perbuatan baik, serta manusia yang hina di sisi-Nya karena perbuatan buruk dan kedurhakaan. Islam mengajarkan pentingnya menjaga keharmonisan antar umat beragama dan antar individu. Hal ini selaras dengan manfaat penelitian ini guna mencegah adanya penyebaran ujaran kebencian di media sosial, salah satunya *twitter*. Hasil klasifikasi tersebut bertujuan untuk mengedukasi masyarakat mengenai dampak kata-kata yang mengandung ujaran kebencian, sehingga menjadi lebih berhati-hati dalam penggunaan bahasa yang menyakiti atau menyinggung orang lain, khususnya terkait dengan agama, baik di media sosial maupun dalam kehidupan sehari-hari. Hal ini selaras dengan ajara

agama Islam mengenai bertutur kata baik yang tertulis dalam qur'an surah An-Nisa ayat 148 sebagai berikut.

﴿لَا يُحِبُّ اللَّهُ الْجَهْرَ بِالسُّوِّءِ مِنَ الْقَوْلِ إِلَّا مَنْ ظَلَمَ وَكَانَ اللَّهُ سَمِيعًا عَلِيمًا﴾

*“Allah tidak menyukai ucapan buruk, (yang diucapkan) dengan terus terang kecuali oleh orang yang dianiaya. Allah adalah Maha Mendengar lagi Maha Mengetahui.” (Q.S An-Nisa:148)*

Menurut tafsir Ibnu Katsir, ayat tersebut mengajarkan bahwa Allah SWT. melarang umat-Nya untuk mengucapkan kata-kata buruk secara terang-terangan, seperti mencaci atau menghina, karena tindakan tersebut akan mendapat balasan dari Allah (Katsir, 2003). Namun, bagi orang-orang yang mengalami kezaliman diperbolehkan untuk menyampaikan keluhannya kepada hakim atau pihak berwenang, agar kezaliman dapat dihentikan dan haknya dipenuhi. Ayat ini juga menegaskan bahwa Allah SWT. Maha Mendengar segala keluhan umat yang teraniaya dan Maha Mengetahui serta memberikan balasan kepada orang-orang yang berbuat zalim.

Dari Abu Hurairah Radhiyallahu ‘anhu berkata:

عَنْ أَبِي هُرَيْرَةَ رَضِيَ اللَّهُ تَعَالَى عَنْهُ أَنَّ رَسُولَ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ قَالَ: مَنْ كَانَ يُؤْمِنُ بِاللَّهِ وَالْيَوْمِ الْآخِرِ فَلْيُكَلِّمْ خَيْرًا أَوْ لِيَصْمُتْ

*“Rasulullah Shallallahu 'alaihi wa Sallam bersabda: Barang siapa yang beriman kepada Allah dan hari kiamat, maka hendaklah ia berbicara yang baik atau diam.” (H.R Bukhari dan Muslim).*

Hadits tersebut mengajarkan umat-Nya untuk menjaga lisan dengan perkataan yang baik, atau jika tidak bisa maka diperintahkan diam (Ramanda, 2024). Hal ini bertujuan untuk menghindari adanya kekacauan dan merusak

hubungan harmonis di kalangan masyarakat. Allah memerintahkan untuk tidak berlebihan dalam berbicara atau mengutarakan pendapat agar tidak menyinggung perasaan orang lain dan menimbulkan penyakit hati, baik bagi yang mengucapkan maupun mendengarkannya. Seperti halnya dalam penelitian ini, untuk mencegah adanya ucapan buruk tersebut, maka dibuatlah klasifikasi teks ujaran kebencian terkait Islam yang bertujuan untuk menjadikan masyarakat lebih sadar tentang dampak kata-kata yang mengandung ujaran kebencian, sehingga lebih berhati-hati dalam penggunaan bahasa yang menyakiti atau menyinggung orang lain.

Metode klasifikasi data dengan *machine learning* dan *Natural Language Processing* merupakan pendekatan yang cocok dalam mengelola dan menganalisis jenis data teks. Sistem akan melakukan klasifikasi sesuai dengan pola algoritma, sehingga dapat menghasilkan kelas prediksi yang tepat. Salah satu algoritma yang cocok dalam klasifikasi teks adalah *Multinomial Naïve Bayes* (MNB) yang mengaplikasikan distribusi multinomial pada setiap fiturnya. MNB merupakan turunan *Naïve Bayes* yang mampu menangani frekuensi kata berdasarkan nilai probabilitas tertinggi pada setiap kelas. Adapun alasan penggunaan algoritma MNB banyak diaplikasikan pada klasifikasi teks dikarenakan performanya dalam mengolah data berkapasitas besar sekaligus dapat melakukan perhitungan probabilitas kata berdasarkan frekuensinya dengan hasil akurasi cukup tinggi (Putri *et al.*, 2020). Penelitian yang dilakukan oleh (Afdhaluzzikri *et al.*, 2022) mengenai klasifikasi kualitas udara menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dengan ekstraksi fitur *Gain Ratio*. Pada proses klasifikasi tanpa menggunakan fitur menghasilkan nilai akurasi rendah sebesar 40%, sedangkan ketika menggunakan fitur *gain ratio*

akurasinya naik hingga 96%. Hal tersebut menunjukkan bahwa peningkatan performa klasifikasi *Naïve Bayes* disebabkan oleh besarnya nilai bobot dari pemilihan atribut pada *gain ratio*. (Rahman *et al.*, 2020) melakukan penelitian mengenai klasifikasi berita bahasa Indonesia menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes*. Pada tahap seleksi fitur menggunakan teknik TF-IDF untuk mengurangi jumlah dimensi data dengan tingkat akurasi tertinggi sebesar 86,62%. Penelitian yang dilakukan oleh (Putri *et al.*, 2020) yang membandingkan beberapa metode untuk klasifikasi ujaran kebencian dengan penggunaan model SMOTE dan tanpa SMOTE menggunakan perbandingan berbagai metode. Hasil terbaik didapatkan dengan penggunaan metode *Multinomial Naïve Bayes* dengan akurasi mencapai 93.2%, maka penelitian ini berusaha menggunakan metode tersebut dengan penggunaan ekstraksi fitur *Bag of Words*.

## 1.2 Pernyataan Masalah

Seberapa besar hasil dari nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f-1 score* yang diperoleh dari algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam melakukan klasifikasi teks ujaran kebencian dengan ekstraksi fitur *Bag of Words*?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Mengukur seberapa besar hasil dari nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f-1 score* dari algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam melakukan klasifikasi teks ujaran kebencian dengan ekstraksi fitur *Bag of Words*.

#### **1.4 Batasan Penelitian**

Mengingat luasnya cakupan masalah yang akan diteliti, maka penulis membatasi penelitian ini yaitu:

1. Data penelitian yang digunakan berupa *tweet* masyarakat di *platform* Twitter mengenai ujaran kebencian terhadap agama Islam yang diambil pada 01 Januari 2024 hingga 31 Juli 2024.
2. Jumlah dataset yang digunakan sebanyak 1.200 data dalam bahasa Indonesia.
3. Kelas klasifikasi yang digunakan yaitu komentar positif dan negatif.

#### **1.5 Manfaat Penelitian**

Dengan dilakukannya penelitian ini, diharapkan dapat memberi beberapa manfaat yaitu:

1. Untuk tim teknis platform digital, membantu mendeteksi ujaran kebencian terhadap agama Islam yang beredar di platform digital sebagai bentuk pencegahan penyebaran konten kebencian, sehingga dapat menciptakan interaksi positif antar pengguna.
2. Untuk pengguna platform digital, memberikan pemahaman mengenai penggunaan bahasa yang menyakiti atau menyinggung orang lain, sehingga lebih berhati-hati dalam memanfaatkan platform digital.

## BAB II

### KAJIAN PUSTAKA

#### 2.1 Penelitian Terkait

Tabel 2.1 menjelaskan mengenai penelitian terdahulu yang berhubungan dengan metode dan penelitian yang dilakukan oleh penulis. Dari salah satu penelitian tersebut, terdapat penelitian yang dilakukan oleh (Putri et al., 2020) yang membandingkan beberapa metode untuk klasifikasi ujaran kebencian dengan penggunaan model SMOTE dan tanpa SMOTE. Hasil terbaik didapatkan dengan penggunaan metode *Multinomial Naïve Bayes*, maka penelitian ini berusaha menggunakan metode tersebut dengan penggunaan ekstraksi fitur *Bag of Words*. Hasil dari klasifikasi teks selanjutnya dilakukan evaluasi dengan *Confusion Matrix* untuk mengetahui kinerja dari klasifikasi teks. Pembaruan pada penelitian ini terdapat pada penggunaan metode *Multinomial Naïve Bayes* dengan ekstraksi fitur *Bag of Words* dengan menggunakan dataset dari *tweet* pada *platform* Twitter.

Tabel 2.1 Perbandingan Penelitian

No	Peneliti	Judul	Persamaan	Perbedaan
1	(Afdhal et al., 2022)	Penerapan Algoritma <i>Random Forest</i> untuk Analisis Sentimen Komentar di Youtube tentang Islamofobia	Topik Penelitian mengenai klasifikasi ujaran kebencian terhadap agama Islam	Metode <i>Random Forest</i> dengan ekstraksi fitur TF-IDF menggunakan dataset dari komentar Youtube.
2	(Yudhanata & Sudarmilah, 2024)	Analisis Sentimen terhadap Isu Islamofobia pada <i>Platform</i> Twitter	Topik Penelitian mengenai klasifikasi ujaran kebencian terhadap agama Islam	Metode <i>Naïve Bayes</i> dengan ekstraksi fitur TF-IDF.

Tabel 2.1 Perbandingan Penelitian

No	Peneliti	Judul	Persamaan	Perbedaan
		menggunakan Metode Klasifikasi <i>Naïve Bayes</i>	menggunakan dataset dari Twitter.	
3	(Asogwa <i>et al.</i> , 2022)	<i>Hate speech Classification Using SVM and Naïve Bayes</i>	Topik Penelitian mengenai klasifikasi ujaran kebencian dengan ekstraksi fitur BoW	Metode <i>Support Vector Machine</i> dan <i>Naïve Bayes</i> dengan dataset dari UCI.
4	(Saputra <i>et al.</i> , 2024)	<i>Indonesian Hate speech Text Classification Using Improved KNN with TF-IDF-ICSpF</i>	Topik Penelitian mengenai klasifikasi ujaran kebencian	Metode <i>K-Nearest Neighbor</i> dengan ekstraksi fitur TF-IDF menggunakan dataset dari Twitter berupa 'Indonesian multi-label hate speech and abusive language'.
5	(Yazid <i>et al.</i> , 2022)	Deteksi Ujaran Kebencian dengan Metode Klasifikasi <i>Naïve Bayes</i> dan metode <i>N-Gram</i> pada Dataset Multi-Laber Twitter Berbahasa Indonesia	Topik Penelitian mengenai klasifikasi ujaran kebencian	Metode <i>Naïve Bayes</i> dengan ekstraksi fitur <i>N-Gram</i> menggunakan multi-label ujaran kebencian dari Twitter
6	(Putri <i>et al.</i> , 2020)	<i>A Comparison of Classification Algorithms for Hate speech Detection</i>	Topik Penelitian mengenai klasifikasi ujaran kebencian dengan salah satu perbandingannya menggunakan metode <i>Multinomial Naïve Bayes</i> .	Menggunakan perbandingan metode <i>AdaBoost</i> , <i>Multi Layer Perceptron</i> , <i>Naïve Bayes</i> , <i>Support Vector Machine</i> , dan <i>Decision Tree</i> menggunakan dataset dari Twitter.

Tabel 2.1 Perbandingan Penelitian

No	Peneliti	Judul	Persamaan	Perbedaan
7	(Ilham <i>et al.</i> , 2023)	Klasifikasi Ujaran Kebencian di Twitter Menggunakan Fitur Ekstraksi <i>Glove</i> dengan <i>Support Vector Machine</i>	Topik Penelitian mengenai klasifikasi ujaran kebencian	Menggunakan Metode <i>Support Vector Machine</i> dengan ekstraksi fitur <i>glove</i> menggunakan dataset dari Twitter berupa 'Multi-label Hate speech and Abusive Language'

Penelitian yang dilakukan oleh (Afdhal *et al.*, 2022) mengenai analisis sentimen komentar islamofobia di *youtube* menggunakan algoritma *random forest*. Dataset dari *platform youtube* sebanyak 1000 komentar berbahasa Indonesia terkait video yang menampilkan kejadian teror atau pengeboman. Hasil analisis menunjukkan bahwa ditemukan sebanyak 631 komentar positif dan 369 komentar negatif (mengandung unsur islamofobia). Pengujian pada penelitian ini menggunakan model *Random Forest* dengan ekstraksi fitur TF-IDF yang melalui tahap *preprocessing* berupa *case folding*, *stopwords removal*, *cleaning*, *stemming*, *tokenizing*. Pengujian dilakukan dengan perbandingan rasio 7:3, 8:2, dan 9:1 dengan menggabungkan nilai dari parameter berbeda, diantaranya *max depth*, *min samples split*, dan *n\_estimators*. Diperoleh hasil penelitian berupa akurasi paling tinggi 79% pada rasio 9:1 menggunakan kombinasi parameter *max depth* = 25, *min samples split* = 10, dan *n\_estimators* = 10 dimana model berhasil mengklasifikasikan 11 kelas negatif (unsur islamofobia) dan 68 kelas positif (non-islamofobia).

(Yudhanata & Sudarmilah, 2024) melakukan penelitian dengan judul “Analisis Sentimen terhadap Isu Islamofobia pada Platform Twitter menggunakan Metode Klasifikasi Naïve Bayes” Dataset diperoleh melalui *platform Twitter*. berjumlah 2132 tweet yang dikumpulkan menggunakan kata kunci seperti “islam” dan “muslim”. Hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa terdapat 885 sentimen negatif dan 933 sentimen positif, yang mencerminkan adanya perbedaan pandangan dan respon dari pengguna Twitter terkait topik tersebut. Pengujian pada penelitian ini menggunakan metode *Naïve Bayes* dengan ekstraksi fitur TF-IDF yang melalui tahap *preprocessing* berupa *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, dan *stopwords removal*. Hasil pengujian model menggunakan *Naïve Bayes* menunjukkan kinerja yang cukup baik, dengan nilai *True Positive* (TP) sebesar 736, *False Positive* (FP) sebesar 197, *True Negative* (TN) sebesar 614, dan *False Negative* (FN) sebesar 271. Berdasarkan perhitungan ini, diperoleh akurasi model sebesar 74.26%, yang mengindikasikan bahwa model *Naïve Bayes* mampu mengklasifikasikan sentimen pada tweet dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi.

Penelitian yang dilakukan oleh (Asogwa *et al.*, 2022) dengan judul “Hate speech Classification using SVM and Naïve Bayes” menggunakan dataset dari *platform online* bernama *Unique Client Identifier* (UCI) sebanyak 62,845 data. Pengujian dari penelitian ini menggunakan perbandingan model *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* dengan ekstraksi fitur BoW dan N-Gram, kemudian diperoleh nilai rata-rata *true positive*, *false positive*, *precision*, *recall*, *f measure*, *roc* secara berturut 0.799, 0.181, 0.816, 0.799, 0.799, 0.922 dengan akurasi model sebesar 90% yang menunjukkan bahwa model ini dapat mengklasifikasikan

sebagian besar data dengan benar. Nilai *precision* dan *recall* yang cukup tinggi menunjukkan bahwa model ini seimbang dalam mengidentifikasi sentimen positif dan negatif, meskipun masih memiliki beberapa kesalahan dalam klasifikasi dengan *false positive* sebesar 0.181. Sedangkan pada model SVM didapatkan nilai rata-rata secara berturut 0.99, 0.011, 0.99, 0.99, 0.994 dengan akurasi model 99.37%. SVM memiliki *false positive* rendah yang menandakan bahwa model lebih efisien dalam menghindari kesalahan klasifikasi, baik dalam hal mengenali ujaran kebencian maupun dalam menghindari klasifikasi negatif yang salah.

(Saputra *et al.*, 2024) melakukan penelitian dengan judul “Indonesian Hate speech Text Classification using Improved K-Nearest Neighbor with TF-IDF-ICSpF”. Dataset diperoleh melalui “Indonesian Multi-Label Hate speech and Abusive Language Detection” sebanyak 13.169 data. Pengujian pada penelitian ini dilakukan dalam dua skenario, skenario pertama adalah penggunaan TF-IDF dengan KNN yang menghasilkan nilai akurasi, *precision*, *recall* dan *f1-score* secara berturut 76.53%, 77.82%, 76.27%, 76.64%. Pada skenario kedua adalah penggunaan TF-IDF-ICSpF dengan peningkatan algoritma KNN yang menghasilkan nilai secara berturut 92.09%, 94.96%, 91.32%, 92.41%. Penelitian ini membuktikan bahwa penggunaan metode TF-IDF-ICSpF bersama dengan KNN yang ditingkatkan secara signifikan dapat meningkatkan performa klasifikasi teks ujaran kebencian dalam bahasa Indonesia. Skenario kedua dengan TF-IDF-ICSpF menunjukkan peningkatan yang sangat signifikan dibandingkan dengan skenario pertama menggunakan TF-IDF standar. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan

yang lebih canggih dalam ekstraksi fitur dan pengolahan data dapat menghasilkan model klasifikasi yang lebih akurat dan efektif.

Penelitian yang dilakukan oleh (Yazid *et al.*, 2022) mengenai pendeteksian ujaran kebencian dengan dataset Multi-Label Twitter menggunakan bahasa Indonesia sebanyak 11.809 data. Pengujian dilakukan menggunakan kombinasi metode *Naïve Bayes* untuk klasifikasi dan ekstraksi fitur menggunakan teknik N-Gram dan TF-IDF. Ekstraksi fitur N-Gram mencakup representasi kata-kata dalam bentuk *unigram*, *bigram*, dan *quadgram* karakter, dimana hasil *f-1 score* terbaik didapatkan ketika penggunaan ekstraksi fitur *word unigram*, *word bigram* dan *character quadgram* dengan hasil 64,957%. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi dari berbagai jenis fitur ekstraksi memberikan hasil yang lebih optimal dalam mendeteksi ujaran kebencian dibandingkan dengan penggunaan satu jenis fitur. Sementara hasil terburuk didapatkan ketika ekstraksi fitur yang digunakan hanya satu yakni *word bigram* dengan hasil 53.698%. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan fitur *bigram* saja tidak cukup efektif dalam menangkap pola ujaran kebencian.

(Putri *et al.*, 2020) melakukan penelitian yang berjudul “A Comparison of Classification Algorithms for Hate speech Detection” menggunakan dataset hasil *Crawling* data dari Twitter dengan *keyword* khusus dengan perbandingan metode *Multinomial Naïve Bayes*, *Multi Level Perceptron*, *AdaBoost Classifier*, *Decision Tree*, dan *Support Vector Machine*. Pengujian pada penelitian ini menggunakan dua skenario yakni penggunaan model dengan SMOTE dan tanpa SMOTE dengan ekstraksi fitur TF-IDF. Hasil penelitian ini didapatkan nilai akurasi *AdaBoost*

SMOTE dan tanpa SMOTE berturut-turut 61.8% dan 77.2%, nilai akurasi model *Multi Level Perceptron* berturut-turut 75.9% dan 77.5%, nilai akurasi model *Decision Tree* berturut-turut 74.1% dan 77.4%, nilai akurasi *Support Vector Machine* berturut-turut 40.8% dan 91.1%, kemudian nilai akurasi *Multinomial Naive Bayes* berturut-turut 75.3% dan 93.2%. Hasil akurasi terbaik didapatkan pada model *Multinomial Naive Bayes* untuk skenario penggunaan model dengan SMOTE sebesar 75.3%, Sementara hasil akurasi terbaik yang didapatkan tanpa penggunaan SMOTE sebesar 93.2%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Ilham *et al.*, 2023) mengenai pengklasifikasian ujaran kebencian menggunakan algoritma *Support Vector Machine* dengan ekstraksi fitur *glove*. Dataset diperoleh dari Twitter yaitu ‘Multi-label Hate speech and Abusive Language Detection in Indonesian’ yang diolah menggunakan teknik *word embedding GloVe* untuk mengekstraksi fitur kata-kata dalam teks, yang kemudian digunakan sebagai input dalam algoritma SVM. Pengujian pada penelitian ini menggunakan dua kernel yakni kernel RBF dan kernel *Sigmoid* sebagai uji coba untuk mencari *f1-score* tertinggi dari keduanya. Selain itu, setiap kernel diuji dengan dua nilai parameter  $C$  yang berbeda, yaitu  $C=10$  dan  $C=1$ , untuk mengetahui pengaruh dari parameter ini terhadap kinerja model dalam mendeteksi ujaran kebencian. Berdasarkan perbedaan kedua kernel dan parameter, didapatkan hasil terbaik pada kernel RBF dengan parameter  $C=10$  dimana rata-rata nilai *f1-score* 68%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kernel RBF lebih efektif dalam menangani dataset ini, sehingga mampu menghasilkan keseimbangan antara *precision* dan *recall* dalam mendeteksi ujaran kebencian. Sedangkan nilai terendah

didapatkan oleh kernel Sigmoid dengan parameter  $C=10$  dengan rata-rata nilai *f1-score* 45.1%. Hasil ini menunjukkan bahwa kernel *Sigmoid* kurang mampu menangani kompleksitas pola dalam dataset tersebut dalam hal mendeteksi ujaran kebencian.

## 2.2 Klasifikasi Ujaran Kebencian

Klasifikasi merupakan istilah yang berasal dari bahasa Belanda yaitu *classificatie*, merujuk pada pengelompokan data berdasarkan kelas berbeda. Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), klasifikasi adalah proses penyusunan data secara sistematis sesuai dengan ketetapan kaidah yang ada. Dalam konteks ilmu komputer dan data mining, klasifikasi merujuk pada proses pengelompokan data atau objek ke dalam kategori tertentu berdasarkan fitur atau atribut yang ada. Tujuan adanya klasifikasi adalah menganalisis suatu data secara efektif dengan memprediksi kategori objek setiap fitur menggunakan algoritma klasifikasi yang tepat (Mayasari *et al.*, 2022). Dalam pengolahan teks, klasifikasi dapat digunakan untuk mengidentifikasi kategori atau label dari suatu dokumen. Proses klasifikasi dilakukan tahap pelatihan dan pengujian data. Tahap pelatihan bertujuan untuk melatih model klasifikasi yang akan diterapkan pada tahap pengujian. Sedangkan tahap pengujian bertujuan untuk menguji model klasifikasi menggunakan data yang telah dibentuk pada tahap pelatihan. Model klasifikasi yang telah dilatih akan menghasilkan prediksi untuk data uji berdasarkan pola yang telah dipelajari pada tahap pelatihan. Hasil prediksi akan dibandingkan dengan label yang sebenarnya untuk mengukur seberapa baik kinerja model klasifikasi.

Ujaran Kebencian merupakan ujaran secara lisan maupun tulisan kepada korban yang mengandung unsur meremehkan karakteristik individu atau kelompok (Asogwa *et al.*, 2022). Ujaran kebencian menurut KBBI adalah ujaran yang menyerukan kebencian terhadap individu atau kelompok tertentu sebagai tindakan komunikasi dalam bentuk hasutan, hinaan, ataupun provokasi. Dalam konteks ini, ujaran kebencian tidak hanya terbatas pada kata-kata kasar, tetapi juga mencakup kalimat atau pernyataan yang mengandung unsur penghinaan, penistaan, atau perlakuan tidak adil terhadap suatu kelompok. Konflik mengenai ujaran kebencian umumnya menyangkut aspek gender, orientasi seksual, ras, kewarganegaraan, warna kulit, agama, dan sebagainya. Ujaran kebencian juga disertai adanya bahasa kasar yang menyinggung perasaan orang lain, sehingga memicu adanya konflik. Ujaran kebencian tidak hanya merusak keharmonisan sosial, tetapi juga memicu tindakan kekerasan, pengucilan, pembantaian, serta diskriminatif (Saputra *et al.*, 2024). Ujaran kebencian umumnya menargetkan kelompok minoritas, sehingga dapat memperburuk polarisasi sosial. Ujaran kebencian juga dianggap sebagai pelanggaran secara hukum, khususnya apabila mengarah pada ancaman kekerasan. Upaya untuk mencegah dan menangani kasus ujaran kebencian, salah satunya dengan memberikan edukasi kepada masyarakat mengenai contoh kata-kata yang mengandung ujaran kebencian, yaitu dengan mengklasifikasikan ujaran kebencian dalam sentiment positif atau negatif. Klasifikasi ujaran kebencian dilakukan untuk mendeteksi kasus ujaran kebencian yang beredar di platform digital sebagai bentuk pencegahan penyebaran konten kebencian dengan memberikan pemahaman mengenai penggunaan bahasa yang menyakiti atau menyinggung orang lain. Hal

tersebut dimaksudkan untuk menciptakan interaksi positif antar pengguna agar lebih berhati-hati dalam memanfaatkan platform digital.

### 2.3 *Bag of Words*

*Bag of Words* (BoW) adalah sebuah model representasi teks yang mengubah dokumen menjadi vektor frekuensi kata tanpa memperhatikan urutan atau konteks kata-kata dalam dokumen tersebut. Model BoW memandang setiap dokumen sebagai kumpulan kata yang independen satu sama lain dengan setiap kata dihitung frekuensinya sebagai representasi dari dokumen tersebut (HaCohen-Kerner *et al.*, 2020). Model ini diadopsi dalam banyak penelitian karena kemampuannya untuk menyederhanakan teks menjadi format yang lebih mudah diolah, terutama dalam tugas-tugas klasifikasi teks. Dalam model BoW, setiap dokumen teks direpresentasikan sebagai vektor dalam ruang vektor di mana setiap dimensi vektor tersebut sesuai dengan kata unik yang muncul dalam kamus kosa kata. Frekuensi kemunculan kata di setiap dokumen menjadi nilai pada vektor tersebut. BoW efektif dalam banyak skenario karena memungkinkan algoritma *machine learning* untuk memperkirakan hubungan antara kata dan kelas dokumen dengan mengabaikan dependensi kata-kata. Metode ini sering digunakan sebagai langkah awal dalam *pipeline* pengolahan teks karena kemudahan implementasinya serta kemampuannya dalam mengolah data teks yang besar (Farhan *et al.*, 2022).

Model *Bag of Words* (BoW) bekerja dengan mengubah dokumen teks menjadi representasi numerik yang dapat diproses dalam algoritma MNB. Model ini membuat daftar semua kata unik dalam korpus dan memberi indeks pada setiap kata tersebut. Setiap dokumen kemudian dipresentasikan dalam bentuk vektor yang

panjangnya sama dengan jumlah kata unik dalam korpus, dimana setiap elemen vektor mewakili kata tertentu. Nilai dalam vektor tersebut adalah frekuensi kemunculan kata tersebut dalam dokumen. Setiap dokumen diubah menjadi vektor numerik yang menggambarkan seberapa sering kata-kata tertentu muncul, tanpa memperhatikan urutan kata atau konteks.

#### **2.4 *Multinomial Naïve Bayes***

*Multinomial Naïve Bayes* (MNB) adalah model pengembangan dari *Naïve Bayes* yang cocok untuk mengklasifikasikan teks atau dokumen. Dalam MNB, penentuan kelas dokumen tidak hanya didasarkan pada kata yang muncul, tetapi juga pada frekuensi kemunculannya. (Yusliani *et al.*, 2022). Dalam algoritma MNB, selain mempertimbangkan kemunculan kata-kata, model ini juga memperhitungkan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen, sehingga dapat menangani data teks yang mengandung banyak kata berulang. MNB menganggap bahwa setiap kata dalam dokumen saling independen dan mengikuti distribusi multinomial. Setiap dokumen dipandang sebagai sebuah vektor yang berisi frekuensi kemunculan kata dalam dokumen tersebut. Dalam hal ini, MNB mengklasifikasikan dokumen berdasarkan jumlah kemunculan kata dalam dokumen tersebut yang dihitung sesuai frekuensi kata yang ada di setiap kelas. MNB digunakan dalam penelitian ini dikarenakan cocok terhadap klasifikasi dokumen teks yang bekerja dengan menghitung frekuensi setiap kata beserta jumlahnya guna menentukan kelas terbaik.

Cara kerja MNB melibatkan perhitungan probabilitas setiap fitur untuk masing-masing kelas, yang kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan

dokumen baru. Dalam algoritma ini, data teks dimodelkan sebagai distribusi multinomial yang direpresentasikan sebagai vektor berisi frekuensi kata yang muncul di dalamnya (Nurhidayati *et al.*, 2023). Pada MNB, klasifikasi dokumen dilakukan dengan menghitung probabilitas masing-masing fitur (kata) dalam setiap kelas. Kemudian, probabilitas tersebut digunakan untuk menentukan kelas yang paling sesuai dengan teks yang diklasifikasikan dengan perhitungan probabilitas posterior dari setiap kelas. Hasil probabilitas dari model digunakan untuk mengklasifikasikan dokumen baru ke dalam kelas yang memiliki probabilitas posterior tertinggi, yang kemudian digunakan sebagai prediksi.

MNB memiliki beberapa *hyperparameter* yang dapat meningkatkan kinerja model, salah satunya adalah parameter *alpha* ( $\alpha$ ) yang berfungsi untuk mengatur *smoothing* pada perhitungan probabilitas. Parameter *alpha* digunakan untuk menghindari probabilitas nol (*zero probability*) pada kata-kata yang tidak muncul dalam data latih, tetapi muncul pada data uji. Dalam penelitian ini, *tuning hyperparameter alpha* diuji dalam rentang nilai tertentu untuk menentukan nilai *alpha* yang menghasilkan kinerja terbaik pada klasifikasi sentimen. Nilai *alpha* yang lebih besar dapat meningkatkan tingkat *smoothing* pada perhitungan probabilitas dan mengurangi *overfitting*, sehingga model cenderung lebih stabil. Sedangkan jika nilai *alpha* kecil, maka dapat menyebabkan model rentan terhadap *overfitting* karena model cenderung mengingat kata-kata yang sering muncul dalam data latih, sehingga kurang mampu mengolah data uji yang belum terlihat. Untuk mendapatkan nilai *alpha* yang optimal, dilakukan *hyperparameter tuning* dalam rentang tertentu (0.01 hingga 1 atau lebih).

Dalam klasifikasi teks, dokumen  $d$  yaitu  $d = \{x_1, x_2, \dots, x_n, c\}$  dimana variabel  $x$  merepresentasikan kata dalam dokumen  $d$ , dan  $c$  adalah label kelas dari dokumen tersebut. Berdasarkan asumsi *Naive Bayes*, kemunculan kata frekuensinya dalam suatu dokumen dianggap sebagai independen secara kondisional. Konsep tersebut dapat digambarkan pada rumus persamaan 2.1 berikut.

$$P(c|d) = P(c) \prod_{i=1}^n P(X_n|c) \quad (2.1)$$

Keterangan:

$P(c|d)$  = Probabilitas dokumen  $d$  pada kelas  $c$

$P(c)$  = Probabilitas awal kelas  $c$

$P(X_n|c)$  = Probabilitas *likelihood* pada kelas  $c$

Hasil klasifikasi dokumen ditentukan dengan memilih kelas terbaik berdasarkan nilai probabilitas tertinggi dari beberapa kelas. Proses ini dilakukan melalui perhitungan nilai maksimum *a posterior* (MAP) kelas  $C_{map}$  untuk seluruh kelas yang dijelaskan pada Persamaan 2.2 berikut.

$$C_{map} = \arg \max_{c \in C} \hat{P}(c) \prod_{k=1}^n \hat{P}(X_n|c) \quad (2.2)$$

Dalam Persamaan 2.2, jika dilakukan perkalian banyak probabilitas bersyarat dalam satu dokumen, hal ini dapat menyebabkan *floating point underflow*. Oleh karena itu, digunakan pendekatan dengan menjumlahkan logaritma dari probabilitas sesuai dengan aturan logaritma, yaitu  $\log(xy) = \log(x) + \log(y)$ . dengan cara tersebut, Persamaan 2.2 diubah menjadi Persamaan 2.3 berikut.

$$C_{map} = \arg \max_{c \in C} [\log \hat{P}(c) + \sum_{1 \leq k \leq n} \log \hat{P}(X_n|c)] \quad (2.3)$$

Dalam perhitungan probabilitas *maximum likelihood*, diperlukan nilai  $\hat{P}(c)$  dan  $\hat{P}(X_n|c)$ . Pada Persamaan 2.1, variabel  $d$  merepresentasikan dokumen, sedangkan variabel  $c$  merepresentasikan kelas. Dapat diartikan  $(X_n|c)$  sebagai tolak ukur dalam mengukur kata  $n$  muncul dalam dokumen yang mendukung bahwa  $c$  adalah kelas yang tepat. Perhitungan probabilitas *prior*  $P(c)$  dirumuskan dalam Persamaan 2.4 berikut.

$$P(c) = \frac{N_{ci}}{N} \quad (2.4)$$

Keterangan:

$N_{ci}$  = Jumlah dokumen kelas  $c$  index  $i$

$N$  = Jumlah keseluruhan dokumen

Dalam penerapan *Multinomial Naïve Bayes* (MNB), perhitungan probabilitas menggunakan metode *maximum likelihood* memiliki kelemahan, yaitu jika suatu kata dalam kelas tidak muncul pada data pelatihan, maka probabilitasnya akan bernilai 0, sehingga nilai  $P(c|d)$  juga akan menghasilkan nilai 0. Hal tersebut dapat diatasi dengan mengimplementasikan teknik *laplace smoothing* dengan menambahkan nilai *hyperparameter alpha* dari setiap probabilitas yang memungkinkan dalam setiap kelas. Proses ini dirumuskan pada Persamaan 2.5 berikut.

$$\hat{P}(X_n|c) = \frac{x_{c_i} + \alpha}{N(c) + V} \quad (2.5)$$

Keterangan:

$x_{c_i}$  = Frekuensi kemunculan kata ke- $n$  dalam kelas  $c$

$N(c)$  = Total jumlah kata yang muncul dalam kelas tertentu

$\alpha$  = Nilai *smoothing* untuk setiap kata dalam kelas  $c$

$V$  = Jumlah kata unik.

## 2.5 Pengukuran Kinerja Sistem

Pengukuran kinerja sistem merupakan sebuah proses untuk menilai sejauh mana sistem beroperasi secara efektif yang mengacu pada evaluasi performa dari suatu sistem (Yusliani *et al.*, 2022). Pengukuran kinerja sistem dilakukan dengan konsep *confusion matrix* untuk mengukur tingkat akurasi dari metode klasifikasi. *Confusion Matrix* adalah alat yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan menilai seberapa baik model dalam mengklasifikasikan data ke dalam kategori yang benar. Perhitungan menggunakan *confusion matrix* dilakukan dengan menentukan nilai *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN). *True Positive* (TP) merupakan jumlah prediksi positif yang benar, di mana model mengklasifikasikan data positif sebagai positif. *True Negative* (TN) merupakan jumlah prediksi negatif yang benar, di mana model mengklasifikasikan data negatif sebagai negatif. *False Positive* (FP) merupakan jumlah prediksi yang salah, di mana model mengklasifikasikan data negatif sebagai positif. *False Negative* (FN) merupakan jumlah prediksi yang salah, di mana model mengklasifikasikan data positif sebagai negatif. Dari *Confusion Matrix* tersebut, dilakukan perhitungan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f-1 score*.

Akurasi merupakan tingkat keakuratan model yang dihitung sebagai perbandingan antara jumlah prediksi benar dengan total keseluruhan data. Rumus perhitungan akurasi ditunjukkan pada Persamaan 2.6 berikut.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (2.6)$$

Presisi merupakan tingkat ketepatan informasi yang diperoleh dengan membandingkan nilai aktual dengan hasil yang diperoleh dari metode klasifikasi.

Presisi digunakan sebagai tolak ukur dalam mengukur sejauh mana model mampu mengidentifikasi kelas positif dengan akurat. Rumus presisi ditunjukkan pada Persamaan 2.7 berikut.

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.7)$$

*Recall* merupakan ukuran hasil percobaan yang menunjukkan tingkat keakuratan informasi dari sudut pandang kelas yang digunakan. Rumus untuk menghitung nilai *recall* dapat dilihat pada Persamaan 2.8 berikut.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.8)$$

*F-1 Score* merupakan rata-rata harmonik berbobot antara presisi dan *recall*, yang digunakan untuk mengukur keseimbangan kinerja model dalam mengidentifikasi kelas positif dan negatif. Rumus perhitungan *F-1 score* dijabarkan pada Persamaan 2.9 berikut.

$$F - 1 \text{ Score} = 2 \times \frac{Recall \times Presisi}{Recall + Presisi} \quad (2.9)$$

## BAB III

### DESAIN DAN IMPLEMENTASI

#### 3.1 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini menggunakan dataset yang diperoleh dari *tweet* pada *platform* Twitter melalui *crawling* data yang berhubungan dengan ujaran kebencian terhadap agama Islam. Data sentimen yang dipilih berupa teks tanpa menyertakan gambar sebanyak 1.190 data yang diambil dalam rentang waktu mulai dari 01 Januari 2024 hingga 31 Juli 2024. Pelabelan dataset dilakukan secara manual melalui kuesioner yang dirancang berdasarkan penilaian khalayak ramai dengan *output* berupa positif (mengandung unsur non-ujaran kebencian terhadap Islam) dan negatif (mengandung unsur ujaran kebencian terhadap Islam). Proses pelabelan melalui kuesioner dilakukan untuk memastikan bahwa data yang dikategorikan sesuai dengan konteks ujaran kebencian yang sebenarnya. Dataset yang telah dilabeli kemudian disimpan dalam file berekstensi .csv yang digunakan sebagai dasar penelitian untuk melatih dan menguji model klasifikasi dalam mendeteksi ujaran kebencian terhadap agama Islam di *platform* media sosial, khususnya Twitter. Contoh data penelitian dapat dilihat pada Tabel 3.1 sebagai berikut.

Tabel 3.1 Contoh Data Penelitian

No	Tweet	Kelas
1.	@Hilmi28 Negara2 Islam sdh seharusnya bersatu menyuarakan / melawan Zionis dan sekutunya...	Positif
2.	@ProfOnline_id betul islam itu rohmatan lillalamin bukan radikal	Positif
3.	@ProfOnline_id Itu hanya segilintir oknum ngak semua orang islam kayak gitu jadi jangan beranggapan bahwa islam itu radikal mau bukti tuh habib jafar temenan ama pendeta	Positif
4.	@Sarcofagus12 @VKunyuk Tidak ada adabnya dan tidak ada hukumnya. Islam membuat muslim jadi biadab. Islam bukan agama damai! Baca ini <a href="https://t.co/B9ImkqK5uw">https://t.co/B9ImkqK5uw</a>	Negatif

Tabel 3.1 Contoh Data Penelitian

5.	@sakkusaitna Kurang biadab apalagi ustad ini mendiskreditkan islam dengan persepsi liarnya sendiri	Negatif
6.	Ya Allah Emang biadab zionis isriwil ini dan masih heran sama orang2 organisasi Islam kemaren kok bisa dengan bangganya foto bareng zionis?!?!	Negatif
7.	@julianas17426 Inilah monster para iblis syaitan Dajjal laknatulloh yang antek antek Yahudi zionis Israel yang telah membunuh dan membantai rakyat Palestina dan Kolum muslimin serta umat Islam di negeri Palestina .. sungguh sangat biadab keji dan sadis melukai hati nurani Kolum muslimin Palestina	Negatif
8.	@abbasy74522 @Buahterlar42596 Sini aku lagi jual nih wkwk emangnya hanya kaum lo yg boleh melarang pembangunan ibadah minoritas kek kami ? Dasar agama biadab pada dasarnya islam itu sama kek zionis cuman beda merek doang	Negatif
9.	@Setiabumi1 @talangijoo Istilah teroris itu hanya berlaku utk Amerika dan sekutunya.israil yg banci dan biadab bunuh orang tua dan anak anak yg teroris sejati.sama hansip Hamas ngak menang menang padahal senjata perang paling modern vs iman Islam didada terbunuh mati syahid	Positif
10.	Gerakan Perlawanan Islam Palestina (Hamas) melontarkan kecaman keras terhadap kejahatan biadab rezim zionis yang didukung penuh oleh rezim Amerika.	Positif
11.	@Siswotomo187571 Ternyata Indonesia ga butuh Zionis cuma butuh ngerusak Islam aja	Negatif
12.	Zionist Israel biadab...!!! Indonesia Rawan pendukung zionist mereka berpakaian dan bicara selayaknya Islam tapi misi mereka memecah belah ummat Islam dgn perkataan mereka.	Positif
13.	ya allah ini udh biadab bngt kalo hukum islam mereka udh kena rajam sampe mati hitungan nya zina muhsan. @sosoo9z ka semoga setelah ini banyak kebahagiaan yg hadir di dalam hidup kamu ya tenang ka kalo mereka lolos di dunia balasan nya di akhirat	Positif
14.	@Tita83079013 Manusia dgn narasi2 biadab seperti ente memang harus di lawan isinya cuma sampah fitnah lompat pagar adu domba umat ..nggak ada tempat buat Penghamba2 Iblis dan Syetan utk selalu hina2 ajaran Islam...	Positif
15.	@_yantooo Lihat pendukung zionis yg makmur drpada pendukung islam biadab wkwkwb lbh baik mendukung israel membasmi teroris drpada mendukung palestina sarang teroris	Negatif
16.	@_yantooo Harusnya omongan lu berlaku utk islam yg selalu serang agama lain kalau agama lain menyerang islam hny sebatas tulisan alias debat nah islam dr menghina agama lain dgn terang2 pake muallaf2 dungu membacok org lg berdoa Kalian lbh biadab dr israel	Negatif

Tabel 3.1 Contoh Data Penelitian

17.	Biadab! Basmi sampah masyarakat intoleran dan tidak menghormati umat islam dan para umatnya! Inilah tindakan terorisme yg sebenarnya. Aparat Pemerintah dimana kalian?	Positif
18.	@talangijoo Goblok biadab anjing Taik keparat jahanam pemgecut kutu kumpret!! yahudi pesek Penulis gila ini cuma berusaha memurtadkan padahal sdh jelas selama 1500 th islam semakin terbukti kebenarannya kasihan dia semakin edan dg cerita karangannya yg tdk jelas.... kasihan de lu iblis	Negatif
19.	@Valhallaah Terserah km blg mengenai islam yg penting tdk mengganggu agamamu dsr kafir biadab km itu	Positif
20.	@DrEvaChaniago Kelakuan manusia biadab melecehkan Islam dan budaya Minang kelakuan mereka mengundang bencana di ranah Minang	Positif
21.	7 Okt 2023 saat Gaza tenang dan damai warga teroris Gaza membantai anak2 muda remaja Israel. Tampak teroris Gaza menembak mati seorang gadis remaja dari jarak nol meskipun sudah mohon2 belas kasihan. Benar2 sadis dan biadab. ISLAM SEDUNIA MERAYAKANNYA! <a href="https://t.co/1EKf6e3R1L">https://t.co/1EKf6e3R1L</a>	Negatif

### 3.2 Desain Sistem

Tahapan ini melibatkan alur sistem dari input data hingga menghasilkan *output* yang dapat memenuhi tujuan penelitian. Alur desain sistem pada penelitian ini dijabarkan pada Gambar 3.1 melalui tahapan-tahapan berupa input data *tweet* ujaran kebencian terhadap agama Islam, *preprocessing*, ekstraksi fitur *Bag of Words*, dan klasifikasi menggunakan *Multinomial Naïve Bayes*. Tahap pertama yaitu pengambilan dataset dari *tweet* pada *platform* Twitter melalui *crawling* data yang berhubungan dengan ujaran kebencian terhadap agama Islam. Tahapan kedua yang ada pada penelitian ini adalah pelaksanaan *preprocessing* dengan beberapa tahapan, diantaranya *case folding*, *cleaning*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming*. Tahapan *preprocessing* bertujuan untuk mempersiapkan data ke tahap selanjutnya yakni ekstraksi fitur *Bag of Words*. Ekstraksi fitur *Bag of Words* digunakan untuk menggambarkan teks dalam bentuk matriks kata berdasarkan

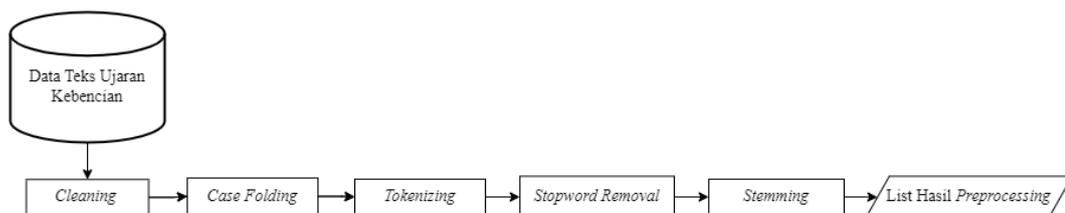
frekuensi kemunculannya, yang akan digunakan untuk melatih model. Kemudian, tahapan terakhir setelah ekstraksi fitur adalah klasifikasi menggunakan *Multinomial Naive Bayes*. Model ini memperhitungkan nilai probabilitas tertinggi dari beberapa kelas untuk menentukan kelas terbaik dari kategori-kategori yang ada. Model akan menghasilkan *output* berupa kelas positif atau negatif. Alur desain sistem pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1 sebagai berikut.



Gambar 3.1 Desain Sistem

### 3.2.1 *Preprocessing*

Data teks ujaran kebencian yang diperoleh dari *Twitter* dalam format Excel akan diproses melalui beberapa tahap *preprocessing* yang terdiri dari *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Tahapan ini bertujuan untuk membersihkan data agar lebih mudah diproses oleh model algoritma dengan menghasilkan data yang lebih terstruktur dalam pemodelan klasifikasi. Hasil dari tahap ini disusun dalam bentuk list yang telah melalui proses *preprocessing* untuk diproses pada tahap pembobotan *Bag of Words*. Alur tahap *preprocessing* dapat dilihat pada Gambar 3.2 berikut.



Gambar 3.2 Tahap *Preprocessing*

### 3.2.2.1 *Cleaning*

Tahap pertama adalah *cleaning* data. Pada tahap ini, teks asli pada dataset dilakukan penghapusan elemen-elemen yang tidak relevan (*noise*). Noise dalam teks berupa tanda baca, angka, URL, *emoticon*, simbol khusus, atau elemen lain yang tidak bermakna signifikan. Tujuan dari proses *cleaning* data adalah memastikan bahwa setiap *tweet* dalam dataset hanya berisi kata-kata yang relevan, sehingga hanya menyisakan teks yang relevan sebagai inputan untuk proses selanjutnya. Hasil dari tahap ini adalah seluruh kata dalam setiap kalimat yang sudah bersih dari *noise*. Hasil data sebelum dan sesudah proses *cleaning* ditunjukkan dalam Tabel 3.2 berikut.

Tabel 3.2 Data sebelum dan sesudah tahap *Cleaning*

<b>Sebelum <i>Cleaning</i></b>	<b>Sesudah <i>Cleaning</i></b>
@ProfOnline_id betul islam itu rohmatan lillalamin bukan radikal	betul islam itu rohmatan lillalamin bukan radikal
@ProfOnline_id Itu hanya segilintir oknum ngak semua orang islam kayak gitu jadi jangan beranggapan bahwa islam itu radikal mau bukti tuh habib jafar temenan ama pendeta	itu hanya segilintir oknum ngak semua orang islam kayak gitu jadi jangan beranggapan bahwa islam itu radikal mau bukti tuh habib jafar temenan ama pendeta
@Sarcophagus12 @VKunyuk Tidak ada adabnya dan tidak ada hukumnya. Islam membuat muslim jadi biadab. Islam bukan agama damai! Baca ini <a href="https://t.co/B9ImkqK5uw">https://t.co/B9ImkqK5uw</a>	tidak ada adabnya dan tidak ada hukumnya islam membuat muslim jadi biadab islam bukan agama damai baca ini
@sakkusaitna Kurang biadab apalagi ustad ini mendiskreditkan islam dengan persepsi liarnya sendiri	kurang biadab apalagi ustad ini mendiskreditkan islam dengan persepsi liarnya sendiri

### 3.2.2.2 *Case Folding*

Tahap kedua adalah *case folding*, pada tahap ini seluruh kata yang semula huruf kapital diubah menjadi bentuk *lowercase* atau huruf kecil. Tahap ini bertujuan untuk menghindari adanya ambiguitas teks ketika suatu kata mengandung huruf

kapital. Selain itu, tahap ini juga bertujuan untuk menyederhanakan analisis teks dengan menghilangkan perbedaan antara huruf besar dan kecil yang tidak signifikan dalam pemrosesan teks. Hasil dari tahap ini adalah seluruh kata dalam setiap kalimat yang sudah menjadi bentuk *lowercase* seluruhnya. Hasil data sebelum dan sesudah proses *case folding* ditunjukkan dalam Tabel 3.3 berikut.

Tabel 3.3 Data sebelum dan sesudah tahap *Case Folding*

<b>Sebelum Case Folding</b>	<b>Sesudah Case Folding</b>
betul islam itu rohmatan lillalamin bukan radikal	betul islam itu rohmatan lillalamin bukan radikal
itu hanya segelintir oknum ngak semua orang islam kayak gitu jadi jangan beranggapan bahwa islam itu radikal mau bukti tuh habib jafar temenan ama pendeta	itu hanya segelintir oknum nggak semua orang islam kayak gitu jadi jangan beranggapan bahwa islam itu radikal mau bukti tuh habib jafar temenan ama pendeta
tidak ada adabnya dan tidak ada hukumnya islam membuat muslim jadi biadab islam bukan agama damai baca ini	tidak ada adabnya dan tidak ada hukumnya islam menurut muslim jadi biadab islam bukan agama damai baca ini
kurang biadab apalagi ustad ini mendiskreditkan islam dengan persepsi liarnya sendiri	kurang biadab apalagi ustad ini mendiskreditkan islam dengan persepsi liarnya sendiri

### 3.2.2.3 Tokenizing

Tahap ketiga adalah *tokenizing*, pada tahap ini setiap kalimat yang telah dibersihkan akan dipecah menjadi unit-unit yang lebih kecil (token) berdasarkan tanda baca atau spasi. Tahap ini bertujuan untuk memecah teks menjadi komponen dasar (kata, frasa, simbol) untuk diproses lebih lanjut dalam model klasifikasi. Hal ini akan memudahkan model dalam memahami struktur dan makna teks dengan rinci. Hasil dari proses *tokenizing* adalah setiap kalimat diubah menjadi *list* atau daftar kata (token) yang merepresentasikan elemen-elemen dasar teks. Hasil data sebelum dan sesudah proses *tokenizing* ditunjukkan dalam Tabel 3.4 berikut.

Tabel 3.4 Data sebelum dan sesudah tahap *Tokenizing*

<b>Sebelum <i>Tokenizing</i></b>	<b>Sesudah <i>Tokenizing</i></b>
betul islam itu rohmatan lillalamin bukan radikal	[betul, islam, itu, rohmatan, lillalamin, bukan, radikal]
itu hanya segelintir oknum nggak semua orang islam kayak gitu jadi jangan beranggapan bahwa islam itu radikal mau bukti tuh habib jafar temenan ama pendeta	[itu, hanya, segelintir, oknum, nggak, semua, orang, islam, kayak, gitu, jadi, jangan, beranggapan, bahwa, islam, itu, radikal, mau, bukti, tuh, habib, jafar, temenan, ama, pendeta]
tidak ada adabnya dan tidak ada hukumnya islam menurut muslim jadi biadab islam bukan agama damai baca ini	[tidak, ada, adabnya, dan, tidak, ada, hukumnya, islam, menurut, muslim, jadi, biadab, islam, bukan, agama, damai, baca, ini]
kurang biadab apalagi ustad ini mendiskreditkan islam dengan persepsi liarnya sendiri	[kurang, biadab, apalagi, ustad, ini, mendiskreditkan, islam, dengan, persepsi, liarnya, sendiri]

### 3.2.2.4 *Stopword Removal*

Tahap keempat adalah *stopword removal*, pada tahap ini dilakukan proses penghapusan kata-kata umum yang tidak bermakna signifikan dalam suatu kalimat, seperti “di”, “yang”, “dan”, “adalah”. Kata tersebut adalah kata yang sering muncul dalam teks, tetapi tidak memberikan informasi yang bermakna dalam klasifikasi. Dengan adanya penghapusan *stopwords*, model klasifikasi dapat memproses struktur kata dalam entitas terpisah. Setiap token yang dihasilkan dari proses *tokenizing* akan dicek apakah terdapat dalam daftar *stopword*. Jika token tersebut ada dalam daftar *stopword*, maka token akan dihapus dan tidak disertakan dalam proses selanjutnya. Sebaliknya, jika token tidak ada dalam daftar *stopword*, token tersebut akan diteruskan ke tahap berikutnya untuk diproses lebih lanjut. Hasil data sebelum dan sesudah proses *stopwords removal* ditunjukkan dalam Tabel 3.5 berikut.

Tabel 3.5 Dataset sebelum dan sesudah tahap *Stopword Removal*

<b>Sebelum <i>stopword removal</i></b>	<b>Sesudah <i>stopword removal</i></b>
[betul, islam, itu, rohmatan, lillalamin, bukan, radikal]	[betul, islam, rohmatan, lillalamin, radikal]
[itu, hanya, segelintir, oknum, nggak, semua, orang, islam, kayak, gitu, jadi, jangan, beranggapan, bahwa, islam, itu, radikal, mau, bukti, tuh, habib, jafar, temenan, ama, pendeta]	[segelintir, oknum, nggak, orang, islam, kayak, gitu, beranggapan, islam, radikal, bukti, habib, jafar, temenan, pendeta]
[tidak, ada, adabnya, dan, tidak, ada, hukumnya, islam, menurut, muslim, jadi, biadab, islam, bukan, agama, damai, baca, ini]	[adabnya, hukumnya, islam, muslim, biadab, islam, agama, damai, baca]

### 3.2.2.5 *Stemming*

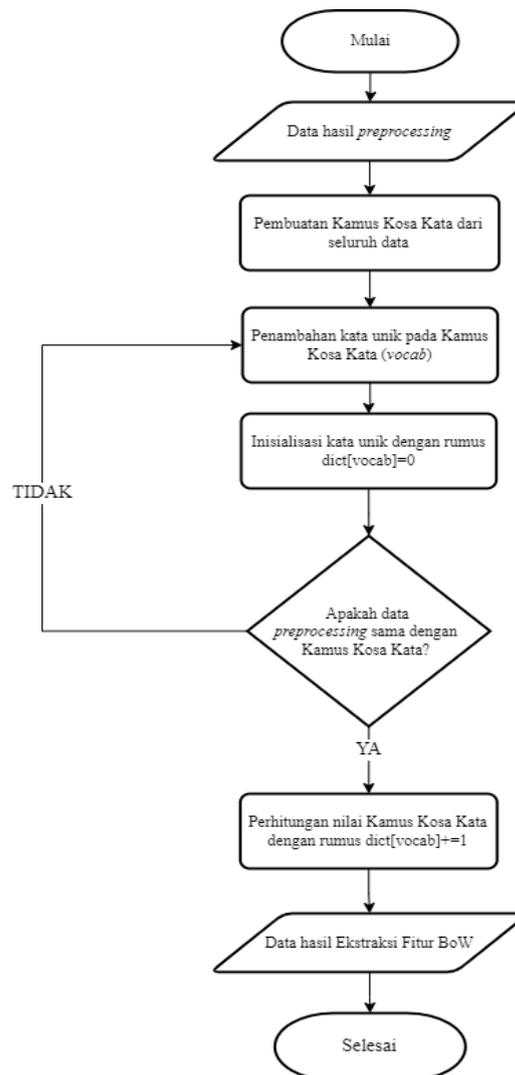
Tahap terakhir adalah *stemming*, pada tahap ini dilakukan perubahan kata-kata dalam suatu kalimat menjadi bentuk kata dasar. Tahap ini bertujuan untuk mengurangi variasi kata dalam teks, sehingga kata-kata yang memiliki akar yang sama dapat direpresentasikan dalam bentuk yang seragam. Dalam tahap ini, setiap token yang dihasilkan dari tahap sebelumnya akan diperiksa terhadap kamus kata dasar. Apabila token tersebut ditemukan dalam kamus kata dasar, maka kata tersebut dianggap sebagai kata dasar dan tidak perlu dilakukan perubahan lebih lanjut. Kemudian, jika token tidak ditemukan dalam kamus kata dasar, maka token tersebut dianggap sebagai kata imbuhan, sehingga dilakukan *stemming* dengan menghilangkan *prefix* (awalan), *infix* (sisipan), dan *suffix* (akhiran). Hasil dari tahap *stemming* adalah teks yang sudah direduksi menjadi bentuk kata dasar, sehingga memudahkan tahap analisis dalam perhitungan frekuensi kata. Hasil data sebelum dan sesudah proses *stemming* ditunjukkan dalam Tabel 3.6 berikut.

Tabel 3.6 Dataset sebelum dan sesudah tahap *Stemming*

<b>Sebelum <i>stemming</i></b>	<b>Sesudah <i>stemming</i></b>
[betul, islam, rohmatan, lillalamin, radikal]	[betul, islam, rohmatan, lillalamin, radikal]
[segelintir, oknum, nggak, orang, islam, kayak, gitu, beranggapan, islam, radikal, bukti, habib, jafar, temenan, pendeta]	[segelintir, oknum, nggak, orang, islam, kayak, gitu, anggap, islam, radikal, bukti, habib, jafar, teman, pendeta]
[adabnya, hukumnya, islam, muslim, biadab, islam, agama, damai, baca]	[adab, hukum, islam, muslim, biadab, islam, agama, damai, baca]
[kurang, biadab, ustad, mendiskreditkan, islam, persepsi, liarnya]	[kurang, biadab, ustad, diskredit, islam, persepsi, liar]

### 3.2.2 *Bag of Words*

*Bag of Words* mengubah teks menjadi vektor dengan menghitung frekuensi kemunculan setiap kata tanpa mempertimbangkan urutan atau konteks kata dalam dokumen. Tahap ini dilakukan dengan memetakan setiap kata unik yang muncul dalam korpus ke sebuah indeks dan menghitung jumlah kemunculan kata tersebut dalam setiap dokumen. Dalam representasi BoW, setiap dokumen dianggap sebagai kantong kata tanpa mempertimbangkan urutan kata, diwakili dalam bentuk vektor di ruang berdimensi jumlah kata unik dalam seluruh korpus. Sebagai contoh, jika korpus terdiri dari seribu kata unik, maka setiap dokumen akan direpresentasikan sebagai vektor seribu dimensi, dengan setiap elemen vektor mengindikasikan frekuensi kemunculan kata yang bersesuaian dalam dokumen tersebut, berdasarkan indeks yang diberikan kepada setiap kata unik dalam daftar kosakata yang dibuat saat implementasi BoW. Alur proses *Bag of Words* dapat dilihat pada Gambar 3.8 sebagai berikut.



Gambar 3.3 Flowchart Bag of Words

Ekstraksi fitur BoW dilakukan setelah tahap *preprocessing* dengan beberapa tahapan. Tahapan pertama yakni membuat data Kamus Kosa Kata (KKK) yang akan menampung kata unik yang ada pada data yang akan digunakan. Tahapan kedua yaitu penambahan kata unik yang ada pada data ke dalam KKK dengan tujuan memperbanyak kata unik ke dalam KKK. Tahap ketiga yaitu inisialisasi nilai dari kata unik tersebut dengan nilai 0. Selanjutnya dilakukan perulangan (*looping*)

dengan memeriksa apakah data *preprocessing* sama dengan data Kamus Kosakata, bila tidak maka proses akan kembali ke tahapan penambahan kata unik ke dalam KKK, sedangkan jika iya maka proses akan berlanjut pada tahapan selanjutnya. Pada tahap ini nilai dari kata unik yang sudah di inialisasi sebelumnya akan ditambahkan *value*-nya dengan tambah 1. *Output* dari proses ini adalah dataset baru yang sudah melalui ekstraksi fitur BoW. Hasil ekstraksi fitur BoW pada contoh dataset dapat ditunjukkan pada Tabel 3.7 berikut.

Tabel 3.7 Hasil dataset tahap BoW

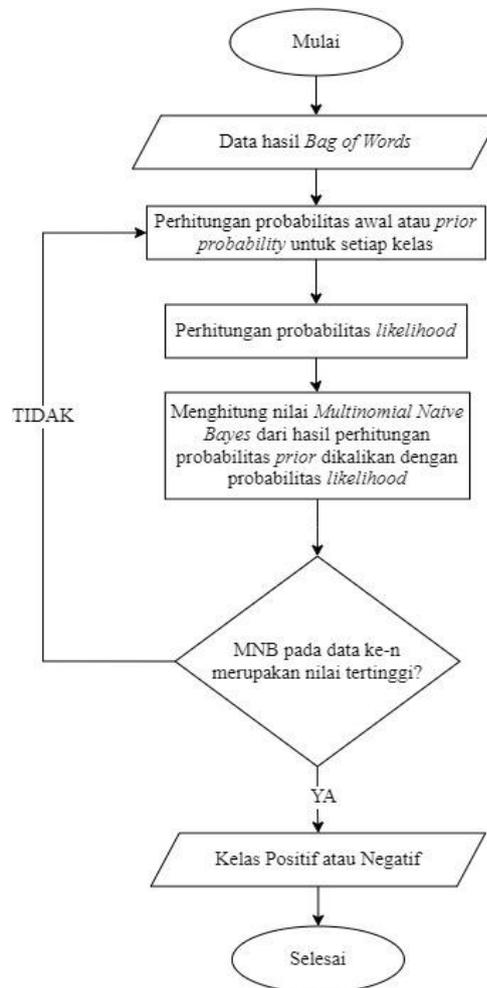
<b>List Hasil Preprocessing</b>	<b>Ekstraksi Fitur BoW</b>
betul islam itu rohmatan lillalamin bukan radikal	[1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0 ... 0]
itu hanya segilintir oknum ngak semua orang islam kayak gitu jadi jangan beranggapan bahwa islam itu radikal mau bukti tuh habib jafar temenan ama pendeta	[0, 0, ... 1, 1, 1, 1, 0, ... 0]
tidak ada adabnya dan tidak ada hukumnya islam membuat muslim jadi biadab islam bukan agama damai baca ini	[0, 0 ... 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, ... 0]
kurang biadab apalagi ustad ini mendiskreditkan islam dengan persepsi liarnya sendiri	[0, 0, ... 1, 1, 1, 1]

### 3.2.3 Multinomial Naïve Bayes

MNB adalah salah satu model turunan *Naïve Bayes* yang dirancang khusus sebagai algoritma pengklasifikasian teks dalam skala data besar. Model ini mengasumsikan bahwa fitur-fitur dalam setiap kelas bersifat independen. Untuk menentukan kelas suatu dokumen, MNB menghitung probabilitas setiap kata dalam masing-masing kelas serta frekuensinya, yang kemudian dimodelkan sebagai distribusi multinomial. Hasil perhitungan model digunakan untuk menentukan

kelas dengan nilai probabilitas posterior tertinggi sebagai hasil prediksi klasifikasi.

Alur proses klasifikasi menggunakan MNB dapat dilihat pada Gambar 3.9 berikut.



Gambar 3.4 Flowchart Algoritma MNB

Alur proses klasifikasi MNB berdasarkan Gambar 3.4 dimulai dari tahap pertama yaitu perhitungan probabilitas awal atau *prior probability* untuk setiap kelas menggunakan data hasil ekstraksi fitur *Bag Of Words*. Pada tahap kedua dilakukan perhitungan probabilitas *likelihood*, yaitu peluang munculnya fitur dalam setiap kelas. Tahap selanjutnya, dilakukan perhitungan *maximum a posterior* dengan perkalian probabilitas *prior* dan *likelihood*. Kelas dengan nilai *posterior*

tertinggi akan digunakan sebagai kelas prediksi dalam klasifikasi dengan *output* berupa sentiment positif atau negatif.

### 3.3 Rancangan Uji Coba

Pada penelitian ini, pengujian dilakukan dengan menggunakan rancangan dengan model berbeda-beda untuk mendapatkan hasil akurasi terbaik dalam kombinasi parameter. Rancangan uji coba dilakukan menggunakan data latih untuk membangun model klasifikasi menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes*, sementara data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja sistem dari model klasifikasi tersebut. Pengujian dilakukan dengan membagi data latih dan data uji berdasarkan rasio yang berbeda, seperti yang ditampilkan pada Tabel 3.8 mengenai rancangan uji coba pada penelitian ini.

Tabel 3.8 Rancangan Uji Coba

Model	Data Training	Data Testing	Hyperparameter Tuning	Split Ratio	K-fold Cross Validation	Random Seed
Model A	833	357	Min	70:30	10 Fold	42
Model B			Max			
Model C	952	238	Min	80:20		
Model D			Max			
Model E	1071	119	Min	90:10		
Model F			Max			

## BAB IV

### UJI COBA DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Uji Coba Model

Pada tahap ini, pengujian dilakukan sesuai dengan rancangan uji coba yang telah dijelaskan sebelumnya. Pengujian ini dijalankan oleh model dengan kombinasi parameter berupa *hyperparameter tuning* dengan rentang minimal dan maksimal, serta *random seed*. Selain itu, dilakukan pembagian data latih dan data uji dengan perbandingan rasio sebesar 70:30, 80:20, dan 90:10. Hasil terbaik dari pembagian data pada ketiga rasio tersebut digunakan dalam pengujian menggunakan metode *k-fold cross validation* untuk mengevaluasi kinerja model secara menyeluruh dimana data dibagi menjadi 10 *folds*. Pada setiap iterasi, model dilatih menggunakan 9 *fold* sebagai data latih dan 1 *fold* sebagai data uji seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.1 berikut.

iterasi-1	testing	training								
iterasi-2	training	testing	training							
iterasi-3	training	training	testing	training						
iterasi-4	training	training	training	testing	training	training	training	training	training	training
iterasi-5	training	training	training	training	testing	training	training	training	training	training
iterasi-6	training	training	training	training	training	testing	training	training	training	training
iterasi-7	training	training	training	training	training	training	testing	training	training	training
iterasi-8	training	testing	training	training						
iterasi-9	training	testing	training							
iterasi-10	training	testing								
	Fold-1	Fold-2	Fold-3	Fold-4	Fold-5	Fold-6	Fold-7	Fold-8	Fold-9	Fold-10

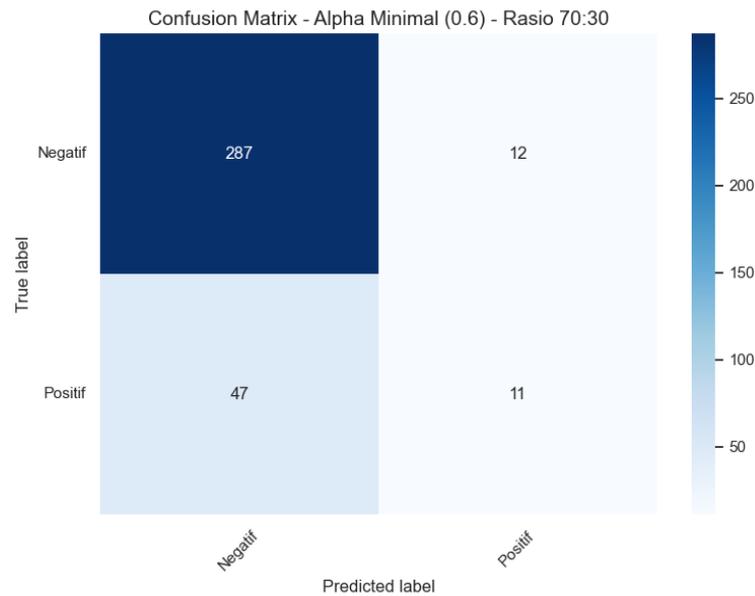
Gambar 4.1 Uji Coba 10-Fold Cross Validation

## 4.2 Hasil Uji Coba

Pada hasil uji coba diperoleh informasi mengenai pengaruh berbagai jenis percobaan terhadap kinerja model klasifikasi. Pada pengujian model A hingga F dilakukan pembagian data latih dan data uji pada variasi rasio. Kemudian dilakukan dengan membandingkan penggunaan *hyperparameter tuning* untuk parameter *alpha* pada rentang nilai minimal dan maksimal dalam 3 rasio berbeda pada data yang diproses untuk klasifikasi sentimen. Selanjutnya, dilakukan penginisialisasian nilai *random seed* yang bertujuan untuk mengacak urutan pembagian dataset secara konsisten. Dengan menggunakan nilai *random seed* yang tetap, setiap kali pembagian dataset dilakukan, maka urutan data yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian akan tetap sama. Selanjutnya, hasil terbaik dari pembagian data pada ketiga rasio tersebut digunakan dalam pengujian menggunakan metode *k-fold cross validation*. Hasil dari setiap pengujian ini memberikan gambaran mengenai berbagai model yang mempengaruhi kinerja klasifikasi sentimen.

### 4.2.1 Hasil Uji Coba Model A

Pada pengujian model A dengan perbandingan rasio 70:30 menghasilkan 833 *tweet* sebagai data latih dan 357 *tweet* sebagai data uji. Pada data pelatihan, terdapat 696 sentimen negatif dan 137 sentimen positif, sedangkan pada data pengujian terdapat 299 sentimen negatif dan 58 sentimen positif. Selanjutnya penggunaan *hyperparameter tuning* untuk parameter *alpha* pada rentang nilai minimal, dimana ditemukan nilai *alpha* terbaik yaitu 0.6. Evaluasi model klasifikasi MNB pada rasio 70:30 dengan parameter *alpha* 0.6 dalam *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 4.2 berikut.



Gambar 4.2 *Confusion Matrix* Model A

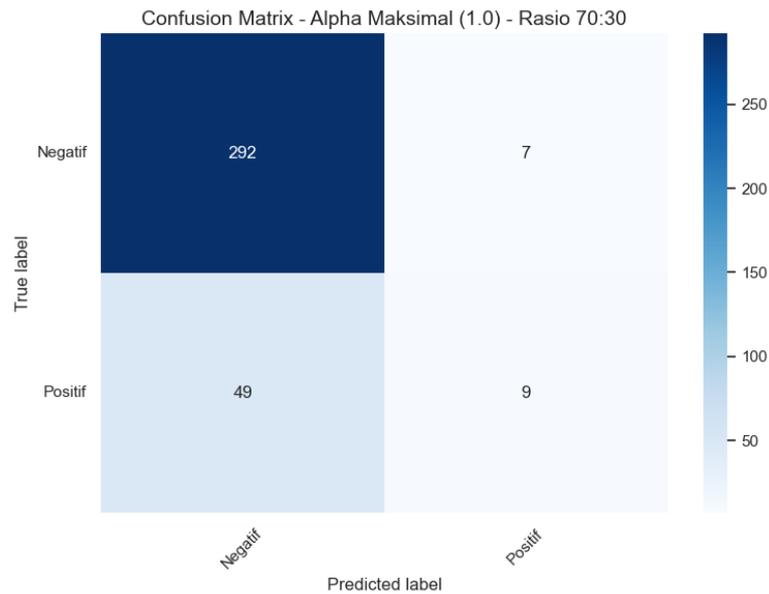
Berdasarkan Gambar 4.2 diperoleh hasil perhitungan *confusion matrix* dengan parameter *alpha* 0.6 untuk presisi, *recall*, dan *f-1 score* yang dijabarkan pada Tabel 4.1 berikut.

Tabel 4.1 Hasil Perhitungan Presisi, *Recall*, *F-1 Score* pada Model A

Kelas	<i>Confusion Matrix</i>		
	Presisi	<i>Recall</i>	<i>F-1 Score</i>
Positif	48%	19%	27%
Negatif	86%	96%	91%

#### 4.2.2 Hasil Uji Coba Model B

Pada pengujian model B dengan perbandingan rasio 70:30 menggunakan *hyperparameter tuning* untuk parameter *alpha* pada rentang nilai maksimal, dimana ditemukan nilai *alpha* terbaik yaitu 1.0. Evaluasi model klasifikasi MNB pada rasio 70:30 dengan parameter *alpha* 1.0 dalam *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 4.3 berikut.

Gambar 4.3 *Confusion Matrix* Model B

Berdasarkan Gambar 4.3 diperoleh hasil perhitungan *confusion matrix* dengan parameter alpha 1.0 untuk presisi, *recall*, dan *f-1 score* yang dijabarkan pada Tabel 4.2 berikut.

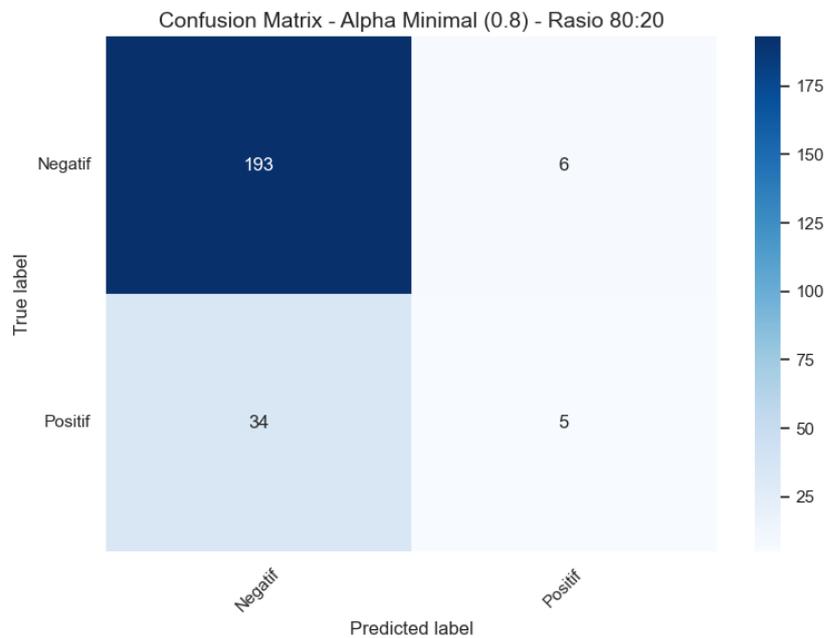
Tabel 4.2 Hasil Perhitungan Presisi, *Recall*, *F-1 Score* pada Model B

Kelas	<i>Confusion Matrix</i>		
	Presisi	<i>Recall</i>	<i>F-1 Score</i>
Positif	56%	16%	24%
Negatif	86%	98%	91%

### 4.2.3 Hasil Uji Coba Model C

Pada pengujian model C dengan perbandingan rasio 80:20 menghasilkan 952 *tweet* sebagai data latih dan 238 *tweet* sebagai data uji. Pada data pelatihan, terdapat 796 sentimen negatif dan 156 sentimen positif, sedangkan pada data pengujian terdapat 199 sentimen negatif dan 39 sentimen positif. Selanjutnya penggunaan *hyperparameter tuning* untuk parameter *alpha* pada rentang nilai minimal, dimana ditemukan nilai *alpha* terbaik yaitu 0.8. Evaluasi model klasifikasi

MNB pada rasio 80:20 dengan parameter  $\alpha$  0.8 dalam *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 4.4 berikut.



Gambar 4.4 *Confusion Matrix* Model C

Berdasarkan Gambar 4.4 diperoleh hasil perhitungan *confusion matrix* dengan parameter  $\alpha$  0.8 untuk presisi, *recall*, dan *f-1 score* yang dijabarkan pada Tabel 4.3 berikut.

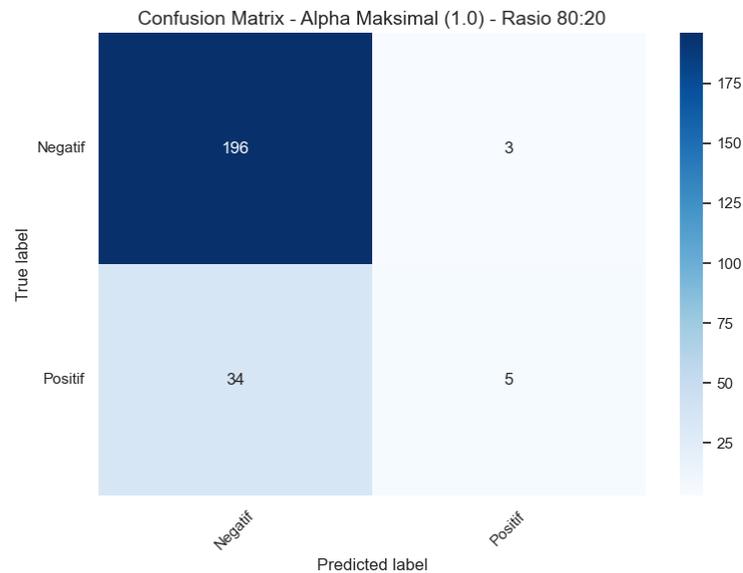
Tabel 4.3 Hasil Perhitungan Presisi, *Recall*, *F-1 Score* pada Model C

Kelas	<i>Confusion Matrix</i>		
	Presisi	<i>Recall</i>	<i>F-1 Score</i>
Positif	45%	13%	20%
Negatif	85%	97%	91%

#### 4.2.4 Hasil Uji Coba Model D

Pada pengujian model D dengan perbandingan rasio 80:20 menggunakan *hyperparameter tuning* untuk parameter  $\alpha$  pada rentang nilai maksimal, dimana ditemukan nilai  $\alpha$  terbaik yaitu 1.0. Evaluasi model klasifikasi MNB pada rasio

80:20 dengan parameter  $\alpha$  1.0 dalam *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 4.5 berikut.



Gambar 4.5 *Confusion Matrix* Model D

Berdasarkan Gambar 4.5 diperoleh hasil perhitungan *confusion matrix* dengan  $\alpha$  1.0 untuk presisi, *recall*, dan *f-1 score* yang dijabarkan pada Tabel 4.4 berikut.

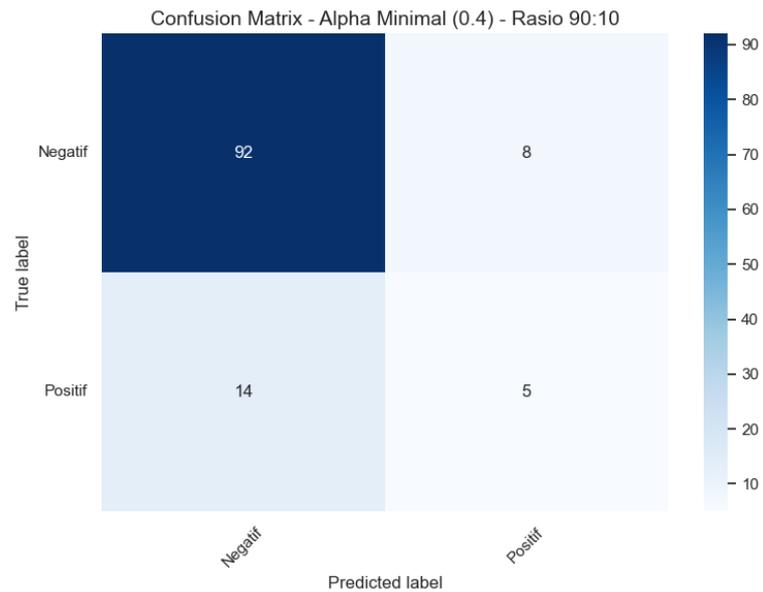
Tabel 4.4 Hasil Perhitungan Presisi, *Recall*, *F-1 Score* pada Model D

Kelas	<i>Confusion Matrix</i>		
	Presisi	<i>Recall</i>	<i>F-1 Score</i>
Positif	62%	13%	21%
Negatif	85%	98%	91%

#### 4.2.5 Hasil Uji Coba Model E

Pada pengujian model E dengan perbandingan rasio 90:10 menghasilkan 1071 *tweet* sebagai data latih dan 119 *tweet* sebagai data uji. Pada data pelatihan, terdapat 895 sentimen negatif dan 176 sentimen positif, sedangkan pada data pengujian terdapat 100 sentimen negatif dan 19 sentimen positif. Selanjutnya

penggunaan *hyperparameter tuning* untuk parameter *alpha* pada rentang nilai minimal, dimana ditemukan nilai *alpha* terbaik yaitu 0.4. Evaluasi model klasifikasi MNB pada rasio 90:10 dengan parameter *alpha* 0.4 dalam *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 4.6 berikut



Gambar 4.6 *Confusion Matrix* Model E

Berdasarkan Gambar 4.6 diperoleh hasil perhitungan *confusion matrix* dengan *alpha* 0.4 untuk presisi, *recall*, dan *f-1 score* yang dijabarkan pada Tabel 4.5 berikut.

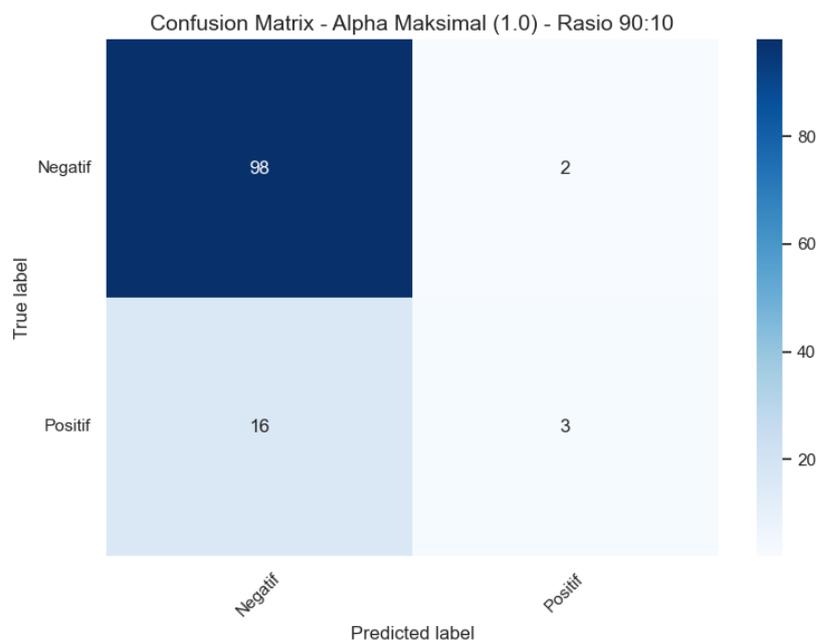
Tabel 4.5 Hasil Perhitungan Presisi, *Recall*, *F-1 Score* pada Model E

Kelas	<i>Confusion Matrix</i>		
	Presisi	<i>Recall</i>	<i>F-1 Score</i>
Positif	38%	26%	31%
Negatif	87%	92%	89%

#### 4.2.6 Hasil Uji Coba Model F

Pada pengujian model F dengan perbandingan rasio 90:10 menggunakan *hyperparameter tuning* untuk parameter *alpha* pada rentang nilai maksimal, dimana

ditemukan nilai  $\alpha$  terbaik yaitu 1.0. Evaluasi model klasifikasi MNB pada rasio 90:10 dengan parameter  $\alpha$  1.0 dalam *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 4.7 Berikut.



Gambar 4.7 *Confusion Matrix* Model F

Berdasarkan Gambar 4.7 diperoleh hasil perhitungan *confusion matrix* dengan  $\alpha$  1.0 untuk presisi, *recall*, dan *f-1 score* yang dijabarkan pada Tabel 4.6 berikut.

Tabel 4.6 Hasil Perhitungan Presisi, *Recall*, *F-1 Score* pada Model F

Kelas	<i>Confusion Matrix</i>		
	Presisi	<i>Recall</i>	<i>F-1 Score</i>
Positif	60%	16%	25%
Negatif	86%	98%	92%

#### 4.2.7 Hasil Uji Coba K-Fold Cross Validation

Hasil terbaik dari pembagian data pada ketiga rasio tersebut digunakan dalam pengujian menggunakan metode *k-fold cross validation*. Pengujian ini

digunakan untuk mengevaluasi kinerja model secara menyeluruh dimana data dibagi menjadi 10 *folds*. Hasil dari 10 iterasi tersebut dirata-rata untuk memberikan evaluasi kinerja model yang lebih stabil dan akurat. Hasil uji coba ditunjukkan pada Tabel 4.9 dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 79.09% dengan nilai akurasi tertinggi terletak pada iterasi ke-4. Hasil pengujian menunjukkan bahwa penerapan validasi silang menggunakan metode *10-fold cross-validation* memberikan pengaruh positif terhadap kinerja klasifikasi sentimen. Uji coba ini membuktikan bahwa pemilihan data latih dan data uji memiliki dampak signifikan terhadap kinerja model klasifikasi sentimen.

Tabel 4.7 Hasil *10-fold cross validation*

<b>Iterasi ke-</b>	<b>Akurasi</b>	<b>Presisi</b>	<b>Recall</b>	<b>F-1 Score</b>
1	77.78%	51.84%	51.11%	50.76%
2	75.70%	49.71%	49.77%	49.60%
3	75.70%	54.54%	54.54%	54.54%
4	85.05%	71.78%	69.64%	70.60%
5	78.50%	55.13%	53.82%	54.13%
6	80.37%	60.80%	57.18%	57.42%
7	79.44%	59.30%	56.62%	57.36%
8	78.38%	53.25%	53.25%	53.25%
9	84.11%	71.02%	68.36%	66.10%
10	80.37%	62.32%	59.39%	60.39%
Rata-Rata	79.09%	58.98%	56.48%	57.48%

### 4.3 Pembahasan

Berdasarkan hasil uji coba yang telah dilakukan 1190 data sentimen masyarakat yang diperoleh melalui proses *scraping* dari *platform* Twitter, kemudian dilakukan pengolahan data melalui tahap *preprocessing*. Tahapan *preprocessing* ini mencakup proses seperti *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Tahap ini sangat penting untuk memastikan sistem dapat mengolah data dengan baik. Setelah tahap *preprocessing*, ekstraksi

fitur menggunakan metode *Bag of Words* (BoW) juga dapat mempengaruhi hasil klasifikasi sentimen. Dalam penelitian ini, klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes*, dimana data yang sudah diekstraksi melalui BoW diubah menjadi bentuk numerik agar dapat diproses lebih lanjut oleh sistem.

Hasil uji coba dalam perbandingan 3 rasio tersebut pada pembagian data latih dan data uji menggunakan MNB ditampilkan pada Tabel 4.8 berikut.

Tabel 4.8 Rata-Rata Akurasi, Presisi, *Recall*, *F-1 Score* Setiap Skenario Model

<b>Model</b>	<b>Rasio</b>	<b><i>Tuning Hyperparameter</i></b>	<b>Akurasi</b>	<b>Presisi</b>	<b><i>Recall</i></b>	<b><i>F-1 Score</i></b>
Model A	70:30	Min (0.6)	83%	80%	83%	80%
Model B		Max (1.0)	84%	81%	84%	80%
Model C	80:20	Min (0.8)	83%	79%	83%	79%
Model D		Max (1.0)	84%	81%	84%	80%
Model E	90:10	Min (0.4)	82%	79%	82%	80%
Model F		Max (1.0)	85%	82%	85%	81%

Berdasarkan hasil uji coba perbandingan rasio pembagian data menggunakan *hyperparameter tuning* dengan parameter *alpha* pada rentang minimal dan maksimal, diperoleh hasil tertinggi pada rasio 90:10 dengan parameter *alpha* rentang maksimal (1.0) dimana nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f-1 score* berturut-turut sebesar 85%, 82%, 85%, dan 81%. Hal tersebut menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan klasifikasi sentimen ujaran kebencian secara maksimal pada rasio 90% untuk data latih dan 10% untuk data uji, model memiliki lebih banyak informasi untuk mengenali pola, sehingga mampu meningkatkan kinerja model secara signifikan. Penggunaan parameter *alpha* maksimal (1.0) dalam *smoothing* memberikan performa model terbaik di seluruh rasio. Hal tersebut menunjukkan bahwa *smoothing* dengan *alpha* maksimal dapat membantu model klasifikasi menagani variasi data uji dengan lebih baik sekaligus mengurangi resiko

*overfitting*. Hasil uji coba ini membuktikan bahwa pemilihan rasio data latih dan data uji, serta penggunaan *hyperparameter alpha* dapat mempengaruhi kinerja sistem dalam proses klasifikasi sentimen.

Pada hasil uji coba menggunakan metode *10-fold cross*, data dibagi menjadi 10 *folds* untuk mengevaluasi kinerja model secara menyeluruh. Proses ini digunakan untuk memastikan konsistensi kinerja model terhadap variasi data yang berbeda dengan memanfaatkan seluruh dataset secara bergantian sebagai data latih dan data uji. Hal tersebut bertujuan untuk memberikan representasi yang lebih akurat dari distribusi data serta memastikan model tidak hanya mengenali pola data tertentu, tetapi juga mampu mencapai kinerja maksimal dalam proses klasifikasi. Hasil uji coba dijabarkan pada Tabel 4.7 dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 79.09%. Hasil akurasi tertinggi terletak pada iterasi ke-4 dengan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f-1 score* sebesar 85.05%, 71.78%, 69.64%, dan 70.60%. Kinerja model sangat baik pada *fold* keempat, kesembilan, dan kesepuluh menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang tinggi dalam mengklasifikasikan sentimen secara akurat. Hasil ini membuktikan bahwa pemilihan data latih dan data uji memiliki dampak signifikan terhadap kinerja sistem dalam klasifikasi sentimen.

Pada penelitian ini, tahap *preprocessing* menggunakan *Bag of Words* (BoW) dimana metode ini digunakan untuk menganalisis kata dalam dokumen. BoW digunakan untuk menghitung seberapa sering suatu kata muncul dalam dokumen dan mengidentifikasi kata-kata yang paling sering muncul dalam sebuah kelas. *Output* dari BoW adalah representasi kata-kata dalam bentuk fitur berdasarkan frekuensi kemunculannya. Analisis kata ini diterapkan untuk

memahami pola ujaran kebencian terhadap agama Islam di *platform* Twitter sebagai bentuk pencegahan penyebaran konten ujaran kebencian, khususnya terhadap agama Islam.

Sistem ini dirancang untuk mencegah penyebaran ujaran kebencian terhadap agama Islam yang beredar di *platform* digital, salah satunya Twitter sebagai upaya menciptakan interaksi positif antar pengguna. Selain itu, sistem ini diharapkan dapat memberikan pemahaman kepada pengguna mengenai pentingnya menjaga bahasa agar tidak menyinggung atau menyakiti orang lain, sehingga masyarakat lebih berhati-hati dalam menggunakan platform digital. Dalam Islam juga dijelaskan mengenai larangan mencela, menghina, bahkan mengolok-olok orang lain sebagaimana tercantum dalam qur'an surah Al-Hujurat ayat 11 sebagai berikut.

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ آمَنُوا لَا يَسْخَرْ قَوْمٌ مِّن قَوْمٍ عَسَىٰ أَن يَكُونُوا خَيْرًا مِّنكُمْ وَلَا نِسَاءٌ مِّن نِّسَاءٍ عَسَىٰ أَن يَكُنَّ خَيْرًا مِّنْهُنَّ وَلَا تَلْمِزُوا أَنفُسَكُمْ وَلَا تَنَابَزُوا بِاللُّغَطِ بِئْسَ الْأَسْمُ الْفُسُوقُ بَعْدَ الْإِيمَانِ وَمَن لَّمْ يَتُبْ فَأُولَٰئِكَ هُمُ الظَّالِمُونَ

*“Hai orang-orang yang beriman, janganlah sekumpulan orang laki-laki merendahkan kumpulan yang lain, boleh jadi yang ditertawakan itu lebih baik dari mereka. Dan jangan pula sekumpulan perempuan merendahkan kumpulan lainnya, boleh jadi yang direndahkan itu lebih baik. Dan janganlah suka mencela dirimu sendiri dan jangan memanggil dengan gelaran yang mengandung ejekan. Seburuk-buruk panggilan adalah (panggilan) yang buruk sesudah iman dan barangsiapa yang tidak bertobat, maka mereka itulah orang-orang yang zalim.” (Q.S Al-Hujurat:11)*

Berdasarkan tafsir Kementerian Agama RI, ayat tersebut menjelaskan bahwa Allah SWT. dengan tegas melarang perilaku yang merendahkan martabat orang lain, baik melalui perkataan maupun perbuatan, karena bisa jadi orang yang dihina

justru lebih baik daripada yang menghina (Kementerian Agama RI, 2011). Ayat ini juga mengajarkan bahwa penghinaan tidak sesuai dengan nilai-nilai Islam serta dapat menyebabkan adanya perpecahan di lingkungan masyarakat. Allah SWT. juga melarang orang-orang beriman untuk menjauhkan diri dari prasangka buruk yang tidak memiliki dasar yang jelas, seperti membicarakan aib bahkan mencari-cari kesalahan orang lain. Seperti halnya dalam penelitian mengenai klasifikasi sentimen ujaran kebencian terhadap agama Islam pada *platform* Twitter menggunakan *Multinomial Naïve Bayes* yang dirancang untuk memberikan pemahaman kepada pengguna platform digital mengenai pentingnya menjaga bahasa agar tidak menyinggung atau menyakiti orang lain sebagai bentuk menjauhkan diri dari prasangka dan ucapan buruk. Hal ini juga berkaitan dengan surah Al-Isra ayat 53 sebagai berikut.

وَقُلْ لِعِبَادِي يَقُولُوا الَّتِي هِيَ أَحْسَنُ إِنَّ الشَّيْطَانَ يَنْزِعُ بَيْنَهُمْ إِنَّ الشَّيْطَانَ كَانَ لِلْإِنْسَانِ عَدُوًّا مُّبِينًا

*“Dan katakanlah kepada hamha-hamba-Ku: "Hendaklah mereka mengucapkan perkataan yang lebih baik (benar). Sesungguhnya syaitan itu menimbulkan perselisihan di antara mereka. Sesungguhnya syaitan itu adalah musuh yang nyata bagi manusia.” (Q.S Al-Isra:53)*

Menurut tafsir Kementerian Agama Islam RI, ayat tersebut menjelaskan mengenai perintah Allah SWT. untuk berbicara dan berakhlak mulia agar terhindar dari perselisihan (Kementerian Agama RI, 2016). Barang siapa mampu menjaga lisannya dengan baik, maka dia akan mampu menjaga segala hal dalam hidupnya. Dalam konteks penelitian mengenai klasifikasi ujaran kebencian terhadap agama Islam pada *platform* Twitter menggunakan *Multinomial Naïve Bayes* memiliki pendekatan yang sejalan dengan perintah dalam surah Al-Isra:53. Penelitian ini

dirancang untuk membantu mencegah konflik serta menjaga keharmonisan sosial dengan mengidentifikasi bentuk ujaran kebencian terhadap agama Islam di media sosial. Sebagaimana diperintahkan dalam ayat Al-qur'an untuk berbicara dan bertindak sesuai adab yang baik agar terhindar dari pertikaian.

Dari Abu Hurairah dalam kitab shahihnya, Rasulullah SAW. bersabda:

لمتسابان ماقالا، فعلى البادي منهما حتى يعتدي المظلوم

*“Dosa akibat perkataan dua orang yang saling memaki menjadi tanggungan orang yang memulainya, sampai orang dizalimi melewati batas.” (HR. Muslim)*

Hadits tersebut menekankan bahwa menghina, mencela, atau memaki sesama muslim hukumnya haram dan apabila orang yang dihina membela diri, pihak yang memulai hinaan harus menanggung dosanya, sedangkan jika pembalasan melebihi batas, maka orang yang membalas juga berdosa (Samsudin & Ahmad, 2018). Dalam Islam, sikap yang lebih baik adalah memaafkan orang yang telah menghina atau mencelanya. Islam mengajarkan umatnya untuk selalu menggunakan lisan dengan bijak dan lemah lembut, menyejukkan hati, serta tidak menyinggung. Hal ini sejalan dengan manfaat penelitian dalam bentuk pencegahan penyebaran konten ujaran kebencian terhadap agama Islam guna menciptakan interaksi positif antar pengguna media sosial. Hasil penelitian ini diharapkan mampu memberikan manfaat bagi pengguna *platform* digital agar lebih berhati-hati dalam berkomunikasi di media sosial menggunakan bahasa yang baik, sehingga dapat mencegah penyebaran ujaran kebencian, khususnya terhadap agama Islam di *platform* Twitter. Penggunaan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam

klasifikasi sentimen ujaran kebencian diharapkan dapat memberikan solusi efisien untuk mendeteksi ujaran kebencian terhadap agama Islam yang berpotensi menimbulkan perselisihan. Hal ini selaras dengan nilai-nilai agama yang mengutamakan perdamaian dan persatuan.

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Dataset pada penelitian ini diperoleh melalui teknik *scraping* pada *platform* Twitter mengenai ujaran kebencian terhadap agama Islam yang menghasilkan 1190 *tweet* dengan 2 kelas yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. Pengujian pertama yaitu membandingkan rasio pembagian data 70:30, 80:20, dan 90:10 menggunakan *hyperparameter tuning* dengan parameter *alpha* pada rentang minimal dan maksimal. Hasil tertinggi diperoleh pada rasio 90:10 dengan parameter *alpha* rentang maksimal (1.0) dimana nilai akurasi sebesar 85%, presisi 82%, *recall* 85%, dan *F1-score* 81%. Hal ini menunjukkan bahwa model klasifikasi bekerja lebih optimal pada 90% data latih dan 10% data uji, karena semakin besar proporsi data latih, maka semakin banyak informasi yang dapat dipelajari oleh model untuk mengenali pola.

Penggunaan parameter *alpha* maksimal (1.0) berfungsi untuk mengatur *smoothing* dalam model *Multinomial Naive Bayes* (MNB), sehingga model dapat mengurangi risiko *overfitting* dan model tidak hanya berfokus pada pola-pola spesifik dari data latih, tetapi juga mampu beradaptasi dengan variasi data baru yang ditemukan selama pengujian. Hasil pengujian ini membuktikan bahwa penggunaan *hyperparameter alpha* yang tepat dapat meningkatkan akurasi dan kinerja model dalam klasifikasi sentimen.

Pengujian kedua dilakukan dengan menggunakan metode *10-fold cross validation* untuk mengevaluasi kinerja model terhadap variasi data yang berbeda dimana data dibagi menjadi 10 bagian. Rata-rata akurasi yang diperoleh adalah 79.09%, dengan akurasi tertinggi 85.05% pada iterasi ke-4. Pengujian ini membuktikan bahwa validasi silang memastikan model mampu mengklasifikasikan sentimen dengan konsisten dan baik di berbagai *fold*, serta memberikan hasil lebih akurat tentang kinerja model secara keseluruhan.

Berdasarkan hasil pengujian tersebut, dapat disimpulkan bahwa pemilihan rasio data latih dan data uji, penggunaan *hyperparameter alpha*, serta penerapan validasi silang berpengaruh signifikan terhadap kinerja model *Multinomial Naïve Bayes* dalam proses klasifikasi sentimen.

## 5.2 Saran

Setelah melakukan uji coba, peneliti menyadari bahwa sistem ini masih memiliki beberapa kekurangan. Untuk pengembangan lebih lanjut dalam penelitian berikutnya, peneliti memberikan beberapa saran, diantaranya:

1. Mengoptimalkan fungsi-fungsi pada tahap *preprocessing* agar dataset yang digunakan lebih bersih, karena kualitas data yang baik akan mempengaruhi kinerja sistem secara keseluruhan.
2. Menerapkan teknik ekstraksi fitur dengan pembobotan kata yang berbeda selain *Bag of Words*, serta menggunakan metode klasifikasi lain selain *Multinomial Naïve Bayes* untuk membandingkan kinerja dari berbagai metode dan menemukan hasil terbaik.

## DAFTAR PUSTAKA

- Afdhal, I., Kurniawan, R., Iskandar, I., & Salambue, R. (2022). Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Analisis Sentimen Komentar di Youtube Tentang Islamofobia. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi*, 5(1), 122–130.
- Afdhaluzzikri, A., Mawengkang, H., & Sitompul, O. S. (2022). Performance analysis of Naive Bayes method with data weighting. *Sinkron*, 7(3), 817–821. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v7i3.11516>
- Asogwa, D. C., Chukwuneke, C. I., Ngene, C. C., & Anigbogu, G. N. (2022a). *Hate Speech Classification Using SVM and Naive BAYES*. <https://doi.org/10.9790/0050-09012734>
- Asogwa, D. C., Chukwuneke, C. I., Ngene, C. C., & Anigbogu, G. N. (2022b). *Hate Speech Classification Using SVM and Naive BAYES*. <https://doi.org/10.9790/0050-09012734>
- Bitsanie Zujajmahir Ramanda. (2024). Makna Surah An-Nisa' Ayat 148 Dalam Al-Qur'an Perspektif Tafsir Al-Azhar Karya Buya Haji Abdul Malik Karim Amrullah. *Al-Mizan: Journal of Islamic Studies*, 1(Nomor 1), 15–16. <https://www.ejournal.stiq-kepri.ac.id/index.php/Al-Mizan/index>
- Buya, A. K., Abdul, H., & Karim, M. (2024). *Makna Surah An-Nisa' Ayat 148 Dalam Al-Qur'an Perspektif Tafsir*. 1, 15–16.
- Farhan, R., Pohan, R., Ratnawati, D. E., & Arwani, I. (2022). *Implementasi Algoritma Support Vector Machine dan Model Bag-of-Words dalam Analisis Sentimen mengenai PILKADA 2020 pada Pengguna Twitter* (Vol. 6, Issue 10). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- HaCohen-Kerner, Y., Miller, D., & Yigal, Y. (2020). The influence of preprocessing on text classification using a bag-of-words representation. *PLOS ONE*, 15(5). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0232525>
- Ilham, A., Azmi Verdikha, N., & Latipah, A. J. (2023a). *Jurnal Explore IT/64 Klasifikasi Ujaran Kebencian di Twitter Menggunakan Fitur Ekstraksi Glove dengan Support Vector Machine (SVM)*. <https://doi.org/10.35891/explorit>
- Ilham, A., Azmi Verdikha, N., & Latipah, A. J. (2023b). *Jurnal Explore IT/64 Klasifikasi Ujaran Kebencian di Twitter Menggunakan Fitur Ekstraksi Glove dengan Support Vector Machine (SVM)*. <https://doi.org/10.35891/explorit>
- Katsir, I. I. (2003). *Tafsir Ibnu Katsir Jilid 2*.
- Kementerian Agama RI. (2011). *Al-Qur'an Dan Tafsirnya Kementerian Agama RI (Edisi yang Disempurnakan)*.

- Kementerian Agama RI. (2016). *Tafsir Wajiz Jilid I*.
- Kepolisian Negara Republik Indonesia. (2015). Surat Edaran KAPOLRI Mengernai Penanganan Ujaran Kebencian.
- Mayasari, L., & Indarti, D. (2022). Klasifikasi Topik Tweet Mengenai COVID Menggunakan Metode Multinomial Naïve Bayes dengan Pembobotan TF-IDF. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 27(1), 43–53. <https://doi.org/10.35760/ik.2022.v27i1.6184>
- Nurhidayati, N. I., Yahya, Y., Fathurrahman, F., Samsu, L. M., & Amnia, W. (2023). Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Penerima Beasiswa (Studi Kasus Universitas Hamzanwadi). *Infotek: Jurnal Informatika Dan Teknologi*, 6(1), 177–188. <https://doi.org/10.29408/jit.v6i1.7529>
- Putri, T. T. A., Sriadhi, S., Sari, R. D., Rahmadani, R., & Hutahaeon, H. D. (2020a). A comparison of classification algorithms for hate speech detection. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 830(3). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/830/3/032006>
- Putri, T. T. A., Sriadhi, S., Sari, R. D., Rahmadani, R., & Hutahaeon, H. D. (2020b). A comparison of classification algorithms for hate speech detection. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 830(3). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/830/3/032006>
- Katsir, I. I. (2003). *Tafsir Ibnu Katsir Jilid 2*.
- Ramanda, B. Z. (2024). *Makna Surah An- Nisa ' Ayat 148 Dalam Al- Qur ' an Perspektif Tafsir. 1*, 15–16.
- Samsudin, T., & Ahmad, N. A. (2018). *Disfemisme Warganet di Media Sosial Facebook dalam Tinjauan Semantik dan Hukum Islam. 2*, 267–268.
- Rahman, A., Wiranto, & Doewes, A. (2017). Online News Classification Using Multinomial Naive Bayes. *ITSMART: Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Informasi*, 6(1), 32–38.
- Samsudin, T., & Ahmad, N. A. (2018). *Disfemisme Warganet di Media Sosial Facebook dalam Tinjauan Semantik dan Hukum Islam. 2*, 267–268.
- Saputra, N. A., Aeni, K., & Saraswati, N. M. (2024a). Indonesian Hate Speech Text Classification Using Improved K-Nearest Neighbor with TF-IDF-ICSpF. *Scientific Journal of Informatics*, 11(1), 21–30. <https://doi.org/10.15294/sji.v11i1.48085>
- Saputra, N. A., Aeni, K., & Saraswati, N. M. (2024b). Indonesian Hate Speech Text Classification Using Improved K-Nearest Neighbor with TF-IDF-ICSpF. *Scientific Journal of Informatics*, 11(1), 21–30. <https://doi.org/10.15294/sji.v11i1.48085>

- Vidgen, B., Thrush, T., Waseem, Z., & Kiela, D. (2020). *Learning from the Worst: Dynamically Generated Datasets to Improve Online Hate Detection*. <http://arxiv.org/abs/2012.15761>
- Yazid, R. M., Umbara, F. R., & Sabrina, P. N. (2022). *Deteksi Ujaran Kebencian dengan Metode Klasifikasi Naïve Bayes dan Metode N-Gram pada Dataset Multi-Label Twitter Berbahasa Indonesia* (Vol. 4, Issue 2). <http://index.unper.ac.id>
- Yudhanata, I. D., & Sudarmilah, E. (2024). *Analisis Sentimen terhadap Isu Islamofobia pada Platform Twitter menggunakan Metode Klasifikasi Naïve Bayes*. 1–13.
- Yusliani, N., Aruda, S. A. Q., Marieska, M. D., Saputra, D. M., & Abdiansah, A. (2022). The effect of Chi-Square Feature Selection on Question Classification using Multinomial Naïve Bayes. *Sinkron*, 7(4), 2430–2436. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v7i4.11788>