

**ANALISIS SENTIMEN PERSPEKTIF MASYARAKAT INDONESIA
PADA MEDIA SOSIAL TWITER TERHADAP DARK JOKES
MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER
DENGAN BOOSTING ADABOOST**

SKRIPSI



DISUSUN OLEH:

MUHAMMAD FAIZAL ARIADI

H76216064

PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL

SURABAYA

2022

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : MUHAMMAD FAIZAL ARIADI.

NIM : H76216064

Program Studi : Sistem Informasi

Angkatan : 2016

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi daya yang berjudul “ANALISIS SENTIMEN PERSPEKTIF MASYARAKAT INDONESIA PADA MEDIA SOSIAL TWITER TERHADAP DARK JOKES MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER DENGAN BOOSTING ADABOOST”. Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 14 Januari 2022


Yang menyatakan,

92FE3AJX566392973
M. Faizal Ariadi

H76216064

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skrpsi oleh

NAMA : MUHAMMAD FAIZAL ARIADI

NIM : H76216064

JUDUL : ANALISIS SENTIMEN PERSPEKTIF MASYARAKAT INDONESIA
PADA MEDIA SOSIAL TWITER TERHADAP DARK JOKES
MENGGUNAKAN METODE *NAIVE BAYES CLASSIFIER* DENGAN
BOOSTING ADABOOST

Ini telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan

Surabaya, 14 Januari 2021

Dosen Pembimbing 1



(Mujib Ridwan, S.Kom., M.T.)
NIP 198604272014031004

Dosen Pembimbing 2



(Ahmad Yusuf, M. Kom)
NIP 199001202014031003

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi Muhammad Faizal Ariadi ini telah dipertahankan
di depan tim penguji skripsi
Surabaya, 10 Januari 2022

Mengesahkan,
Dewan Penguji

Dosen Penguji 1

Mujib Ridwan, S.Kom., M.T
NIP. 198604272014031004

Dosen Penguji 2

Ahmad Yusuf, M. Kom
NIP. 199001202014031003

Dosen Penguji 3

Dr. Eng. Anang Kunaefi, M. Kom
NIP. 197911132014031001

Dosen Penguji 4

Bayu Adhi Nugroho, M. Kom
NIP. 197905182014031001

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

UIN Sunan Ampel Surabaya



Prof. Dr. Hj. Evi Fatimatur Rusydiyah, M.Ag

NIP. 197312272005012003



**KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN**

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

**LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : Muhammad Faizal Ariadi
NIM : H76216064
Fakultas/Jurusan : FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI/SISTEM INFORMASI
E-mail address : oreocoklat04@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah:

Sekripsi Tesis Desertasi Lain-lain (.....)
yang berjudul :

ANALISIS SENTIMEN PERSPEKTIF MASYARAKAT INDONESIA PADA

MEDIA SOSIAL TWITTER TERHADAP DARK JOKES MENGGUNAKAN

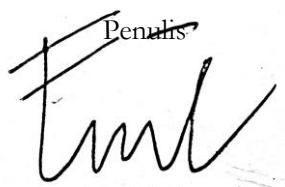
METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER DENGAN BOOSTING ADABOOST

berserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkannya/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara **fulltext** untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 17 Januari 2022


Penulis
(Muhammad Faizal Ariadi)

ABSTRAK

ANALISIS SENTIMEN PERSPEKTIF MASYARAKAT INDONESIA PADA MEDIA SOSIAL TWITER TERHADAP DARK JOKES MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES *CLASSIFIER DENGAN BOOSTING ADABOOST*

Oleh:

Muhammad Faizal Ariadi

Media sosial saat ini merupakan pengaruh perkembangan teknologi, di media sosial semua orang bebas berpendapat, berkespensi, dan beropini. Twitter ialah salah satu media sosial yang digunakan oleh masyarakat untuk mengungkapkan suatu opini. *Dark jokes* merupakan suatu hal yang menuai banyak reaksi dari masyarakat. *Dark jokes* sesuatu hal yang selalu mendapatkan pro dan kontra dari berbagai pandangan masyarakat. Untuk melihat seberapa banyak pandangan masyarakat dapat digunakan analisis sentimen pada tweet yang ada di Twitter. Metode yang digunakan merupakan metode analisis sentimen yaitu NBC dan NBC dengan *Adaboost*. Metode *Adaboost* digunakan untuk optimasi dari metode NBC. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Adaboost* tidak dapat mengoptimasi dari metode NBC. Metode NBC mendapatkan akurasi sebesar 63,5% sedangkan *Adaboost* dengan NBC memperoleh akurasi 64,5%. Metode *Adaboost* dapat mengoptimasi hasil dari NBC meskipun kurang signifikan, hal tersebut dikarenakan data yang digunakan merupakan data yang *semi-imbalance*, metode *Adaboost* merupakan metode yang akan bekerja dengan baik jika data yang digunakan merupakan data yang *imbalance*. Hasil klasifikasi sentimen menggunakan metode NBC mendapatkan 48% label positif, 17% neutral, dan 35% negatif.

Kata Kunci: NBC, Adaboost, Dark Jokes, Twiter, Analisis Sentimen

ABSTRACT

A SENTIMENT ANALYSIS ON TWITTER TOWARDS INDONESIAN PERSPECTIVE OF DARK JOKES USING NAÏVE BAYES CLASSIFIER AND ADABOOST FOR BOOSTING METHODE

By:

Muhammad Faizal Ariadi

Smedia is the influence of technological developments, on social media everyone is free to have opinions, express themselves, and have opinions. Twitter is one of the social media used by the public to express an opinion. Dark jokes are something that gets a lot of reactions from the public. Dark jokes are something that always gets pros and cons from various people's views. To see how many people's views can be used sentiment analysis on tweets on Twitter. The method used is a sentiment analysis method, namely NBC and NBC with Adaboost. Adaboost method is used for optimization of the NBC method. The results of this study indicate that the Adaboost method cannot optimize the NBC method. The NBC method obtained an accuracy of 63.5% while Adaboost with NBC obtained an accuracy of 64.5%. The Adaboost method can optimize the results from NBC even though it is less significant, this is because the data used is semi-balanced data, the Adaboost method is a method that will work well if the data used is imbalanced data. Sentiment classification results using the NBC method get 48% positive labels, 17% neutral, and 35% negative.

Keywords: NBC, Adaboost, Dark Jokes, Twitter, Sentiment Analysis

DAFTAR ISI

BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah.....	5
1.3 Batasan Masalah.....	5
1.4 Tujuan Penelitian.....	5
1.5 Manfaat Penelitian.....	6
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Tinjauan Penelitian Terdahulu	7
2.2.1 Analisis Sentimen	10
2.2.2 Text Mining.....	10
2.2.3 <i>Dark Jokes</i>	12
2.2.4 <i>Pseudo Labeling</i>	13
2.2.5 Validasi Data	13
2.2.6 Pre-processing Text.....	13
2.2.7 Pembobotan kata	14
2.2.8 <i>Naïve Bayes Classifier</i>	15
2.2.9 Adaboost	17
2.2.10 <i>Cross Validation</i>	18
2.2.11 <i>Confusion Matrix</i>	18
2.3 Integrasi Keilmuan	20
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....	22
3.1 Jenis dan Sumber Data	22
3.2 Metodologi Penelitian	22
3.2.1 Tahap Penelitian Awal	24
3.2.2 Data Labeling	26
3.2.3 Validasi Data	26
3.2.4 Klasifikasi Teks.....	26
3.2.5 Analisa Hasil	28
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	29
4.1 Crawling Data Twitter.....	29
4.2 Menghapus Duplikasi Data	30
4.3 <i>Data Preprocessing</i>	30

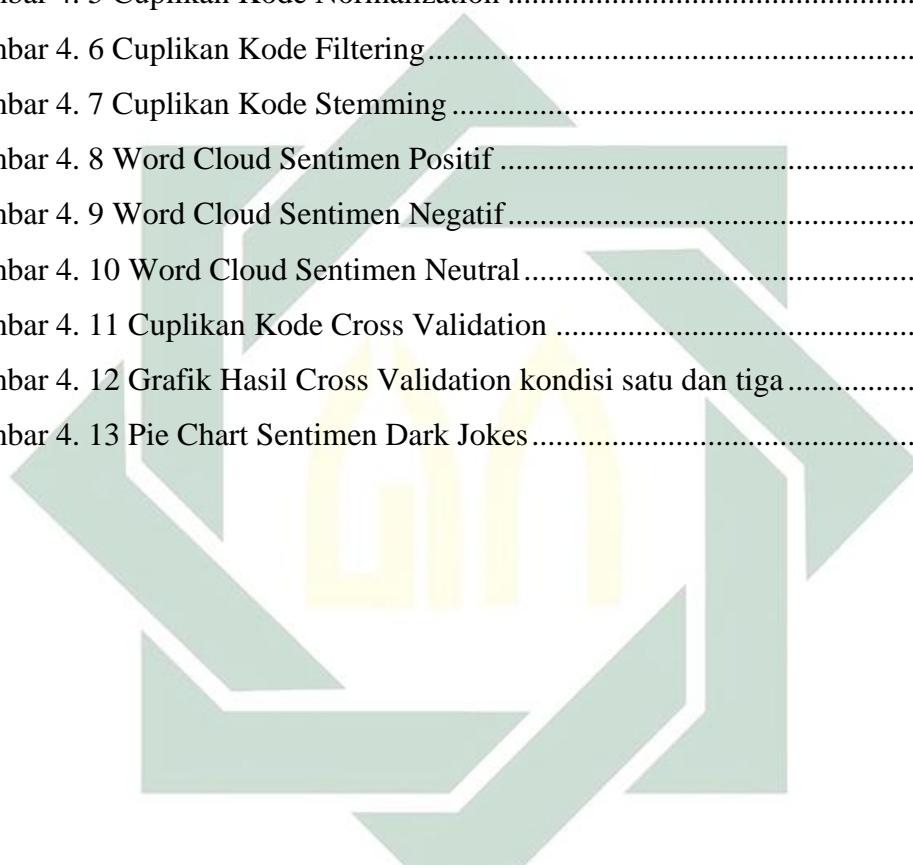
4.3.1	<i>Cleansing</i>	31
4.3.2	<i>Case Folding</i>	33
4.3.3	<i>Tokenizing</i>	34
4.3.4	<i>Normalization</i>	35
4.3.5	<i>Filtering</i>	36
4.3.6	<i>Stemming</i>	37
4.4	<i>Data Labeling</i>	38
4.5	Validasi Hasil <i>Data Labeling</i>	42
4.6	Pembobotan Kata	44
4.7	Evaluasi Hasil	45
4.8	Analisis Hasil Sentimen	48
BAB 5 PENUTUP		50
5.1	Kesimpulan	50
5.2	Saran	50
DAFTAR PUSTAKA		52

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Daftar Penelitian Terdahulu	7
Tabel 2. 2 Tabel Confussion Matrix	19
Tabel 3. 1 Pembobotan Kata TF IDF.....	27
Tabel 4. 1 Hasil Crawling Data.....	30
Tabel 4. 2 Teks Twitter Hasil Cleansing.....	32
Tabel 4. 3 Teks Twitter Hasil Case Folding	33
Tabel 4. 4 Teks Twitter Hasil Tokenizing	34
Tabel 4. 5 Teks Twitter Hasil Normalization.....	35
Tabel 4. 6 Teks Twitter Hasil Filtering	36
Tabel 4. 7 Teks Twitter Hasil Stemming	38
Tabel 4. 8 Hasil Pseudo Labeling	38
Tabel 4. 9 Validasi Data Labeling.....	43
Tabel 4. 10 Hasil pembobotan TF-IDF	44
Tabel 4. 11 Hasil Cross Validation Kondisi Pertama	46
Tabel 4. 12 Hasil Cross Validation Kondisi Kedua	46

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Diagram Alur Penelitian.....	23
Gambar 4. 1 Topik Terkait Dark Jokes (Google Trends)	29
Gambar 4. 2 Kode Tahapan Cleansing	32
Gambar 4. 3 Kode Tahapan Case Folding	33
Gambar 4. 4 Cuplikan Kode Tokenizing	34
Gambar 4. 5 Cuplikan Kode Normalization	35
Gambar 4. 6 Cuplikan Kode Filtering	36
Gambar 4. 7 Cuplikan Kode Stemming	37
Gambar 4. 8 Word Cloud Sentimen Positif	40
Gambar 4. 9 Word Cloud Sentimen Negatif	41
Gambar 4. 10 Word Cloud Sentimen Neutral	42
Gambar 4. 11 Cuplikan Kode Cross Validation	45
Gambar 4. 12 Grafik Hasil Cross Validation kondisi satu dan tiga	47
Gambar 4. 13 Pie Chart Sentimen Dark Jokes	48



BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pada era modern sekarang ini, kemajuan dalam perkembangan informasi dan teknologi berkembang dengan cepat. Salah satu produk hasil perkembangan teknologi adalah internet. Di Indonesia sendiri pengguna internet semakin meningkat, dapat dilihat pada tahun 2020 dinyatakan bahwa sebanyak 175,4 juta masyarakat Indonesia yang menjadi pengguna aktif Internet. Berdasarkan total populasi masyarakat Indonesia yang berjumlah sebesar 272,1 juta jiwa, yang artinya 64% lebih dari setengah masyarakat Indonesia yang menggunakan Internet untuk mengakses dunia maya(We Are Social & Hootsuite, 2020).

Media sosial adalah salah satu fitur yang populer di internet saat ini, karena media sosial menyajikan layanan yang bisa diakses oleh pengguna untuk mengirimkan pesan secara bebas. Pesan yang ditulis oleh pengguna juga beraneka ragam, ada yang sisi positif bahkan juga yang negatif. Salah satu yang menjadi sorotan di media sosial adalah sebuah kritikan yang ditulis oleh pengguna internet. Media sosial yang sering digunakan oleh masyarakat ada berbagai macam seperti Twitter dan Facebook. Pengguna Twitter di Indonesia juga bertambah dengan pesat bahkan Indonesia menjadi peringkat 5 besar di bawah negara Inggris dan negara besar lainnya (*Kementerian Komunikasi dan Informatika*, 2020).

Semakin banyak pengguna media sosial maka semakin banyak juga berbagai macam komentar maupun kritikan yang diungkapkan oleh masyarakat tanpa ada batasan waktu. Masyarakat juga sudah mulai terbiasa menyampaikan sebuah opininya di media sosial. Opini yang disampaikan terkadang menuai pro dan kontra. Opini atau merupakan sebuah pendapat, pikiran, padangan seseorang terhadap kebenaran yang relatif. Opini atau kritik dapat diutarakan melalui berbagai macam contohnya di media sosial. Di Indonesia sendiri semua kalangan masyarakat banyak menyampaikan kritikannya di media sosial, bahkan beberapa politisi juga

sering menyampaikan kritikanya. Penyampaian kritik maupun opini mempunyai khas masing-masing seperti kritikan langsung secara tajam atau ada juga secara halus, yang tidak kalah menarik ialah sebuah kritik yang dibalur dengan sedikit humor.

Manusia memiliki kebutuhan material dan non-material, kebutuhan material ialah sandang, pangan, dan sebagainya., sedangkan non-material seperti *gadget*, hiburan dan sebagainya., secara tidak langsung humor ialah salah satu kebutuhan manusia sebagai sarana hiburan maupun pelipur lara. Humor saat ini bukan hanya digunakan sebagai media hiburan saja bahkan humor bisa digunakan untuk wahana kritik sosial (Hidayah, 2020). Mengkritik sesuatu menggunakan humor adalah sebuah format baru yang sudah menjadi budaya yang maju sehingga humor dapat dijadikan sebuah wadah baru dalam penyampaian sebuah kritik sosial(Laraziza, 2014). Penyampaian kritik secara halus dalam bentuk komedi saat ini adalah sebuah komedi modern yang biasa disebut dengan *satire*. *Satire* ialah “a work or manner that blends a censorious attitude with humor and wit for improving human institutions or humanity”, secara tidak langsung *satire* saat ini bisa dijadikan karya atau media untuk mengkritik kejadian melalui perkataan maupun perbuatan dengan ditambahkannya bumbu humor.(Lázaro and Swift, 2001).

Satire saat ini tidak hanya berbentuk esai, dan drama melainkan banyak yang memakai *satire* dalam bentuk komedi seperti sebuah konsep komedi modern yang dibawakan diatas panggung dengan menyampaikan sebuah materi komedi yang mengandung sebuah pesan untuk ditertawakan lebih mudah ini dinamakan *Stand Up Comedy*. Indonesia sekarang ini sudah banyak ajang perlombaan *Stand Up Comedy* secara siaran TV maupun tidak, melalui ajang ini para *Stand Up Comedian* atau yang biasa disebut dengan komika membawakan materi kritik sosial yang berhubungan dengan Indonesia contohnya adalah deskriminasi dan disampaikan secara *satire*. Penyampaian kritik dengan metode *satire* ini dipelopori orang seorang komedian bernama Chris Rock yang berasal dari Amerika Serikat, di dalam setiap materi *Stand Up* dia menyampaikan sebuah kritik sosial yang pada saat itu sedang ramai diperbincangkan di Amerika Serikat soal maraknya kasus rasisme yang menimpak masyarakat berkulit hitam. Indonesia juga memiliki seorang

komedian yang memiliki materi komedi mengenai isu-isu sensitif terhadap kritik sosial Indonesia yaitu Pandji Pragiwaksono(Abdul, Mahbub and Ab, 2018).

Dalam komedi *satire* ini termasuk dalam salah satu *genre* dalam komedi yaitu *dark jokes* yang menampilkan hal tragis, ironis, atau menyedihkan(*Black Humour / Definition of Black Humour by Oxford Dictionary on Lexico.com also meaning of Black Humour*, 2020). Dapat dikatakan *dark jokes* adalah sebuah komedi yang berhubungan dengan satir, kritikan, penyakit, kecacatan, kematian, tragedi, tabu, dan lain-lain. Biasanya, *dark jokes* disampaikan dengan cara sarkassis dan satiris, tipe humor ini juga dianggap paling ambigu dan dapat membangkitkan emosi(Gubanov, Gubanov and Rokotyanskaya, 2018).Dalam penelitian yang dilakukan (Laraziza, 2014) dengan judul “*KRITIK SOSIAL DALAM KOMEDI (Studi Kasus Stand-Up Comedy di Kalangan Mahasiswa Fakultas Ilmu Sosial Universitas Negeri Jakarta)*” berhasil mewawancara beberapa komika profesional bahwa *satire* dalam kritik sosial memang sering dipakai dalam materi para komika akan tetapi ketika komika tersebut membawakan materi *satire* dalam sebuah TV mereka akan memberikan batas-batas tertentu dalam materinya, beda dengan *satire* atau *dark jokes* yang biasa mereka ungkapkan di media sosial. Seperti yang diketahui saat ini apapun yang diungkapkan dalam media sosial akan selalu mendapat respon yang postif dan negatif, kritik sosial menggunakan *dark jokes* juga tidak lepas dari respon negatif masyarakat seperti *cyberbullying* dan *hate speech*. Kebanyakan respon *cyberbullying* maupun *hate speech* ini muncul karena ketidakpahamannya dengan kritik sosial yang menggunakan *dark jokes* sedangkan tujuan dari *dark jokes* tersebut untuk menghibur dan mengedukasi(Laraziza, 2014). *Dark jokes* diartikan sebagai jenis komedi yang membahas sesuatu serius seperti penyakit, kecacatan, bahkan kematian, untuk memahami *dark jokes* diperlukan kecerdasan yang lebih(Willinger *et al.*, 2017) . Oleh karena itu, dibutuhkan suatu alat untuk mengukur sejauh mana respon negatif dan positif terhadap *dark jokes* sebagai acuan untuk melihat kecocokan *dark jokes* di Indonesia.

Analisis sentimen adalah jenis penelitian dari *Text Mining* yang berfungsi untuk mengklasifikasikan teks berupa opini menjadi dua kelas negatif dan positif(Nurhuda, Widya Sihwi and Doewes, 2016). Analisis sentimen digunakan sebagai riset untuk menghitung opini sentiment maupun emosional yang diutarakan

secara tekstual(Zulfa and Winarko, 2017). Analisis sentimen bisa digunakan sebagai alat untuk meninjau media sosial saat ini, karena sangat memungkinkan untuk memvisualisasikan gambaran dari opini yang bersifat umum menjadi lebih luas dibalik dari maksud opini tersebut. Analisis sentimen di media sosial biasanya melihat sebuah sentimen dari emosi maupun kata yang disampaikan, umumnya ditujukan pada *brand* sebagai pengetahuan untuk melihat karakteristik konsumen, tingkat kepuasan, kualitas serta memanfaatkannya untuk strategi pemasaran(Zuhri and Alamsyah, 2017). Dapat dikatakan analisis sentimen jika digunakan tepat sasaran seperti bisnis, maka perubahan dinamika pasar dan kecocokan suatu *brand* untuk pelanggan akan terlihat. Jika analisis sentimen biasa digunakan untuk melihat kecocokan dari suatu *brand* maka analisis sentimen dapat juga digunakan untuk melihat kecocokan salah satu jenis komedi yaitu *dark jokes*.

Masalah yang dialami sekarang ini ialah dengan cara apa menentukan suatu kelas sentimen terhadap *dark jokes*. Klasifikasi sentimen mengenai *dark jokes* perlu diketahui karena dapat mengukur sejauh mana pandangan masyarakat terhadap *dark jokes*. Selain itu analisis sentimen ini dapat dimanfaatkan untuk masyarakat pengguna media sosial terutama pengguna Twitter dalam penggunaan *dark jokes*. Untuk memecahkan masalah yang sudah dijelaskan, maka solusi yang diusulkan yaitu menggunakan sistem analisis yang mengklasifikasikan dua sentimen negatif dan positif yang berkaitan dengan opini masyarakat mengenai sejauh mana pandangan positif masyarakat terhadap *dark jokes*. Metode klasifikasi ada berbagai macam yang bisa digunakan untuk mengklasifikasikan suatu *text mining* dari hasil analisis sentimen, salah satunya yaitu *Naïve Bayes Classifier*(NBC), metode ini dapat digunakan untuk menganalisa sebuah *brand* dengan tingkat keakuratan yang bagus dengan mengambil data opini dari forum kaskus (Zuhri and Alamsyah, 2017). Metode ini juga menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi untuk menganalisa sentimen opini masyarakat dari Twitter (Cahyani, 2020). Dalam hasil penelitian yang dilakukan oleh (Syakuro, 2017) yang berjudul “**ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP E-COMMERCE PADA MEDIA SOSIAL MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER (NBC) DENGAN SELEKSI FITUR INFORMATION GAIN (IG)**” menyarankan jika metode yang digunakan yaitu NBC dapat digabungkan dengan metode *Adaboost* agar dapat

menaikkan akurasi algoritma NBC secara signifikan. Untuk menambah akurasi dari NBC dapat dilakukan penerapan *boosting* dengan algoritma *Adaboost*. Dalam penelitian lain yang dilakukan oleh Utami membahas mengenai analisis sentimen pada *review* restoran, terbukti bahwa metode *Adaboost* & NBC dapat meningkatkan akurasi dari metode NBC sebesar 29% (Utami, 2015). Penelitian yang dilakukan kali ini ialah pengklasifikasian sentimen positif dan negatif dari *tweet* yang membahas mengenai *dark jokes* menggunakan metode NBC dikarenakan metode tersebut memiliki tingkat akurasi tertinggi dibanding dengan metode lain dan menggabungkan metode NBC dengan *Adaboost* untuk membuktikan metode tersebut dapat dikombinasikan dengan NBC dan apakah dapat menaikkan tingkat akurasi dari algoritma metode NBC.

1.2 Perumusan Masalah

1. Bagaimana membuat klasifikasi sentimen dari media sosial Twitter pada opini masyarakat terkait dengan *dark jokes* menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* dan *Adaboost*?
 2. Bagaimana performa dari *Naïve Bayes Classifier* dan *Naïve Bayes Classifier* dengan optimasi *Adaboost* sebagai analisa sentimen *dark jokes*?
 3. Bagaimana hasil analisis sentimen negatif dan positif terkait *dark jokes*?

1.3 Batasan Masalah

Adapun Batasan – Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Pengambilan data hanya dari media sosial Twitter.
 2. Pengambilan data menggunakan kata kunci “*dark jokes*, *darkjokes*, lelucon, komedi hitam, satir, sarkas”.
 3. Data yang digunakan sebatas *tweet* yang berasal dari Indonesia.
 4. Data yang digunakan berupa sebuah kata maupun kalimat.
 5. Data yang diambil mulai dari tanggal 12-12-2020 sampai dengan 18-09-2021.
 6. Tidak memproses emotikon.

1.4 Tujuan Penelitian

- Mengetahui bagaimana cara implementasi *Naïve Bayes Classifier* & *Adaboost* dalam mengklasifikasikan sentimen terkait opini masyarakat terhadap *dark jokes*.

- Mengetahui seberapa tinggi kinerja metode *Naïve Bayes Classifier* dan *Naïve Bayes Classifier* dengan optimasi *Adaboost*.
 - Untuk mengetahui hasil metode *Naïve Bayes Classifier* seberapa tinggi opini negatif dan positif terkait *dark jokes*.

1.5 Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian yang dilakukan ini diharapkan memiliki manfaat bagi berbagai macam pihak yang berhubungan dalam penelitian ini, diantaranya:

1. Sebagai salah satu bahan rujukan mengenai klasifikasi teks untuk penelitian kedepannya.
 2. Sebagai penambah wawasan dan pengetahuan dalam implementasi metode data mining *Naïve Bayes Classifier*.
 3. Dapat digunakan sebagai batasan acuan masyarakat Indonesia dalam berkomedi terutama penggunaan *dark jokes* sebagai kritik di media sosial.
 4. Sebagai penambah wawasan dalam implementasi metode *Naïve Bayes Classifier & Adaboost*.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Tinjauan Penelitian Terdahulu

Dalam memberikan pemahaman dan interpretasi keterkaitan dengan penelitian terdahulu yang memiliki relevansi dengan penelitian yang akan dilakukan, dapat dilihat lebih lanjut dalam Tabel 2.1 sebagai berikut:

Tabel 2. 1 Daftar Penelitian Terdahulu

No	Judul	Metode	Hasil
1	ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP BRAND SMARTFREN MENGGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFIER DI FORUM KASKUS (Zuhri and Alamsyah, 2017)	<i>Naïve Bayes Classifier</i>	<p>1. Memiliki tujuan untuk mengetahui sejauh mana sentimen pengguna brand smartfren di indonesia.</p> <p>2. Hasil dari analisis sentimen dan <i>word cloud</i> dapat dijadikan acuan oleh perusahaan sebagai informasi untuk meningkatkan kualitas produk.</p> <p>3. Hasil klasifikasi mendapatkan nilai precision sebesar 98.42%, recall 98.40%, dan akurasi sebesar 98.40% yang diartikan sistem dapat mengklasifikasi dengan baik.</p>
2	ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP E-COMMERCE PADA MEDIA SOSIAL MENGGUNAKAN METODE <i>Naïve Bayes Classifier</i> (NBC) DENGAN SELEKSI FITUR <i>Information Gain</i> (IG) (Syakuro, 2017)	<i>Naïve Bayes Classifier</i> dan <i>Information Gain</i>	<p>1. Memiliki tujuan untuk menganalisa sentimen negatif dan positif di Twitter mengenai beberapa <i>e-commerce</i> yaitu lazada, tokopedia, dan bukalapak.</p> <p>2. Hasil dari penggabungan metode NBC dengan seleksi fitur <i>Information Gain</i> dapat meningkatkan batas <i>threshold</i> sebesar 2200 dengan waktu</p>

				proses menjadi 514 detik lebih baik.
3	INTEGRASI METODE INFORMATION GAIN UNTUK SELEKSI FITUR DAN ADABOOST UNTUK MENGURANGI BIAS PADA ANALISIS SENTIMEN REVIEW RESTORAN MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES (Utami, 2015)	<i>Naïve Bayes Classifier, Information Gain, & Adaboost</i>		<p>1. Bertujuan untuk meningkatkan <i>accuracy</i> dan mengurangi bias pada sentiment analisis menggunakan NBC.</p> <p>2. Hasil klasifikasi sentiment menggunakan metode NBC dibandingkan dengan NBC disertai <i>Adaboost</i> mengalami peningkatan <i>accuracy</i> sebesar 29%.</p>
4	ANALISIS SENTIMEN DAN KLASIFIKASI KATEGORI TERHADAP TOKOH PUBLIK PADA TWITTER (Fathan Hidayatullah and Sn, 2014)	<i>Naïve Bayes Classifier</i>		<p>1. Memiliki tujuan klasifikasi sentiment terhadap tokoh publik yang dianggap layak untuk mengikuti pemilu.</p> <p>2. Hasil <i>accuracy</i> menggunakan pembobotan TF menghasilkan <i>accuracy</i> sebesar 79.91% dan TF – IDF sebesar 79.68%.</p>
5	PENERAPAN METODE ADABOOST UNTUK Mengoptimasi PREDIKSI PENYAKIT STROKE DENGAN ALGORITMA NAÏVE BAYES (Byna and Basit, 2020)	<i>Naïve Bayes Classifier & Adaboost</i>		<p>1. Memiliki tujuan untuk mengoptimasikan hasil prediksi dari metode <i>Naïve Bayes Classifier</i>.</p> <p>2. Metode <i>Naïve Bayes Classifier</i> dapat di optimasikan dengan <i>Adaboost</i> dan meningkatkan <i>accuracy</i> dari penelitian ini sebesar 0.5%.</p>
6	SENTIMENT ANALYSIS OF SARCASM IN SPOKEN LANGUAGE (Angraini, 2017)	<i>Descriptive Analysis</i>		<p>1. Memiliki tujuan untuk mengetahui pengaruh penggunaan sarkasme dalam kehidupan.</p> <p>2. Hasil dari penelitian ini sebagian besarorang dapat menerima sarkasme dan dijadikan pelajaran. Dari 26 orang diwawancara, sebesar 65% sering menggunakan</p>

			sarkasme, 25% tidak menggunakannya karena dapat menyakiti orang.
7	COGNITIVE AND EMOTIONAL DEMANDS OF BLACK HUMOUR PROCESSING: THE ROLE OF INTELLIGENCE, AGGRESSIONESS AND MOOD (Willinger <i>et al.</i> , 2017)	<i>Clustering</i>	<p>1. Memiliki tujuan untuk melihat populasi yang dapat mengerti tentang <i>black humor</i> dilihat dari, kapasitas intelektual, mood, dan agresivitasnya.</p> <p>2. Hasil dari penelitian dari 156 orang yang dapat menerima <i>dark jokes</i> dari komik “The Black Book” yang dapat memahaminya hanya orang yang memiliki jenjang pendidikan tinggi.</p>
8	FACTORS OF BLACK HUMOR POPULARITY (Gubanov, Gubanov and Rokotyanskaya, 2018)	<i>Descriptive Analysis</i>	<p>1. Memiliki tujuan untuk melihat faktor apa yang membuat <i>black humor</i> popular dan apa yang membedakannya dengan <i>humor</i> biasa.</p> <p>2. Hasil dari penelitiannya ialah <i>black humor</i> merupakan komedi yang menertawakan mereka yang terluka namun mereka paham bahwa itu haja skedar candaan. <i>Black Humor</i> saat ini dapat mengubah peristiwa hidup menjadi sebuah ide-ide yang abstrak.</p>
9	SENTIMEN ANALISIS KOMENTAR TOXIC PADA GRUP FACEBOOK GAME ONLINE MENGGUNAKAN KLASIFIKASI NAÏVE BAYES (Sidiq, Dermawan and Umaidah, 2020)	<i>Naïve Bayes Classifier</i>	<p>1. Memiliki tujuan untuk klasifikasi komentar toxic dan non-toxic di grup game online facebook.</p> <p>2. Metode <i>Naïve Bayes Classifier</i> dapat mengklasifikasikan toxic dan non-toxic dengan <i>accuracy</i> sebesar 75%.</p>

10	Metode Bagging Untuk Imbalance Class Pada Bedah Toraks Menggunakan Naïve Bayes (Fitriyani, 2018)	<i>Naïve Bayes</i> <i>Classifier &</i> <i>Bagging</i>	1. Mengatasi data imbalance menggunakan metode bagging. 2. Hasil penelitian ini tidak hanya dapat mengatasi data imbalance melainkan juga meningkatkan model prediksi bedah toraks.
----	---	---	--

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Analisis Sentimen

Analisa sentimen dalam sebuah *brand* adalah cara yang digunakan untuk mengolah komentar yang diberikan oleh pengguna suatu *brand* yang ada dalam berbagai media seperti media sosial, mengenai komentar baik maupun buruk (Sipayung, Maharani and Zefanya, 2016).

Analisis sentimen mempunyai fungsi sebagai pengelompokan suatu data berupa text maupun kalimat yang sudah diambil dari sebuah dokumen, setelah itu data tersebut akan ditentukan nilai dari text tersebut apakah termasuk kedalam sentimen positif, negatif, bahkan netral sekalipun. Analisis sentimen juga bisa digunakan untuk menentukan perilaku dari subjek tertentu dengan memperhatikan suatu topik tertentu.

2.2.2 Text Mining

Text Mining adalah sebuah penemuan baru yang belum diketahui oleh komputer yang secara otomatis maupun semi otomatis mengekstraksi informasi dari data berupa teks berkualitas tinggi di suatu sumber yang berbeda-beda dalam jumlah besar(Hearst, 1999). *Text Mining* merupakan sebuah proses dimana pengguna berinteraksi dengan kumpulan dokumen dengan menggunakan alat sebagai analisis untuk mengekstrak informasi yang berguna dari data dengan cara identifikasi dan eksplorasi sehingga mendapatkan suatu pola yang menarik. Dalam proses *text mining* terdapat tiga proses tahapan yaitu *text-preprocessing*, *text transformation*, dan *pattern discovery*(Latif, 2018). *Text Mining* juga memiliki tiga teknik yang berhubungan yaitu *information retrieval*, *natural language processing*, dan *data mining*.

Inti dari *text mining* sebenarnya berada dalam *natural language processing* yang sebenarnya tidak jauh berbeda dari *empirical computational linguistics*. Ada juga masalah dalam komputasi linguistik yang dibahas dalam *information retrieval*.

a. *Information Retrieval*

Information Retrieval atau pencarian informasi merupakan metode yang berfungsi untuk mencari teks yang memiliki karakteristik tertentu sesuai dengan yang dibutuhkan dari kumpulan data teks yang tidak terstruktur (Manning, Raghavan and Schütze, 2008). *Information Retrieval* ini juga memiliki beberapa konsep untuk melakukan analisis teks tersebut yaitu:

1. *Vector* sebagai penentu relevansi teks dengan memetakan semua teks atau query ke dalam model *vector*.
 2. *Similarity*, berguna untuk melakukan kmputasi kesamaan teks dengan query. Dengan dihitungnya persamaan teks dan query, maka beberapa frekuensi hasil query akan menghasilkan nilai 0.
 3. *Indexing*, sebuah pemrosesan dimana semua teks yang sudah terindikasi sebelumnya. Dalam proses pencarian dilakukan pencocokan data sesuai dengan indeks yang dicari sehingga menghilangkan pemrosesan teks yang sebenarnya di dalam pencarian. Konsep seperti ini sudah diterapkan dalam mesin *searching* di website saat ini.
 4. *Filtering*, memiliki dua tingkatan dalamnya yaitu *Passage Retrieval* dan *Text Filtering*. *Passage Retrieval* sebagai penentu dari teks yang sesuai dengan query sedangkan *Text Filtering* sebagai klasifikasi teks yang akan digunakan atau tidak digunakan dalam proses.

b. *Natural Language Processing*

Natural Language Processing adalah suatu proses komputasi dimana proses tersebut dilakukan secara otomatis ataupun semi otomatis kedalam bahasa manusia. Proses ini dilakukan untuk mendeteksi sejauh mana bahasa komputer bisa dipahami bahasa manusia dalam berinteraksi sehari hari.

Dalam proses ini sering terjadi kerumitan yang sering terjadi seperti kata ambigu yang menyebabkan munculnya perbedaan interpretasi. Seringkali ambigu muncul dari perkataan manusia, bahkan termasuk bahasa gaul, logat

daerah maupun konteks sosial, sehingga algoritma analisis teks diperlukan untuk memperbaikinya.

c. Data Mining

Data mining digunakan untuk mengumpulkan informasi yang diinginkan dari sejumlah data informasi yang besar dalam bentuk yang sudah terstruktur rapi(Witten, Frank and Hall, 2011). Istilah data mining biasa digunakan sebagai pengambilan data yang ada dalam suatu *database* dengan berbagai macam teknik matematika, statistik, *machine learning* yang akan diubah menjadi informasi berguna (Kalra and Aggarwal, 2018). *Algoritma Machine Learning* dapat mengenali pola dari statistik biasa digunakan untuk memprediksi suatu pola yang signifikan. Dari pola yang sudah ditemukan kemudian di ekstrak sehingga dapat menyimpulkan informasi baru dari data yang sebelumnya tidak terlihat, hal ini umumnya disebut sebagai prediksi. *Machine Learning* bisa diartikan sebagai dasar dari data mining(Witten, Frank and Hall, 2011).

Data mining juga berkaitan dengan *Text Mining* dimana keduanya adalah termasuk proses dari *Machine Learning* dimana proses tersebut guna menyiapkan dataset yang akan diproses untuk dipelajari dataset tersebut.

2.2.3 *Dark Jokes*

Dark jokes merupakan sebuah jenis komedi yang membahas mengenai hal tabu atau suatu hal yang sulit dipahami, dalam tipe humor ini banyak jenisnya seperti satir, sarkas, penyakit, kematian, dan bencana (Gubanov, Gubanov and Rokotyanskaya, 2018). *Dark jokes* merupakan tipe humor yang sulit dipahami bahkan dapat menyebabkan emosi bagi orang yang tidak bisa memahaminya. Dalam penelitian lain juga mengatakan bahwa tidak semua orang dapat memahami *dark jokes*, untuk memahaminya memerlukan kecerdasan yang lebih (Willinger et al., 2017). *Dark jokes* dapat menimbulkan prasangka yang buruk dan banyak yang menghindarinya untuk dibicarakan (Ford, Richardson and Petit, 2015). Sisi positifnya tipe humor ini sebenarnya bagus untuk digunakan sebagai media kritik sosial, bahkan tujuan dari humor ini ialah mengedukasi dan menghibur (Laraziza, 2014). Komedian dari indonesia yang biasa mengutarakan *dark jokes* di media sosial ialah Tretan Muslim dan Coki Pardede. Mereka merupakan komika yang bernaung dalam manajemen MLI (Majelis Lucu Indonesia) salah satu konten

podcastnya yang berjudul “Musuh Masyarakat” dimana kedua komedian tersebut membawakan materi *dark jokes* seperti “*Selama ini mungkin cara kita memperlakukan pengemis itu istilahnya kayak ngasih umpan ke ikan, jadi setiap ada pengemis kasih uang, saya punya ide kalo kita kasih pengemis mending kasih kail pancingnya jadi kalo ada pengemis anda tempeleng pake tabloid lowongan kerja*”(Gunawan, 2021).

2.2.4 *Pseudo Labeling*

Pseudo labeling merupakan metode *semi-supervised learning* yang difungsikan untuk labeling data dengan teknik yang dibuat dari data yang sudah terlabeli untuk melabeli data yang belum terlabel(Fudholi, Dhomas H;Juwairi, 2019). Penggunaan metode ini memiliki cara kerja dari data yang sudah terlabel dan data yang belum terlabel maka didapatkan label yang sebenarnya, dengan cara kerja tersebut metode ini merupakan salah satu teknik *semi-supervised learning*.

2.2.5 Validasi Data

Hasil pelabelan data dilakukan secara manual dan melibatkan campur tangan manusia. Dalam penelitian kali ini validasi manusia sangat penting dikarenakan data yang didapat ialah data yang belum terlabel dengan tepat. Sentimen analisis memiliki banyak masalah dalam pemrosesan datanya seperti kata yang ambigu, konteks dari suatu kalimat, typo, dan *slang word*.

2.2.6 Pre-processing Text

Tahapan *pre-processing text* ini merupakan salah satu tahapan yang penting di *Text Mining*. Tahapan ini perlu dilakukan guna mengolah data berupa teks kedalam berbagai dokumen agar mempermudah proses klasifikasi. Umumnya dokumen yang nanti diproses memiliki teks yang tidak terstruktur menyebabkan kesulitan dalam proses klasifikasi sehingga perlu dilakukan tahap *pre-processing*. Alasan lainnya adalah ada beberapa data teks yang dimana data tersebut tidak merepresentasikan isi dari dokumen tersebut. Tahapan *pre-processing* ada beberapa tahap yaitu:

- ## 1. *Cleansing*

Tahapan ini digunakan sebagai pembersih spesial karakter yang biasa digunakan sebagai tanda baca seperti titik, koma, hashtag, karakter web, at, dan lain-lain.

2. Case Folding

Proses ini merupakan suatu proses yang berguna sebagai pengubah seluruh format huruf menjadi huruf kecil secara menyeluruh, hal ini diakukan untuk menyamakan arti dalam sebuah kalimat(Manning, Raghavan and Schütze, 2008). Dalam penggunaan media sosial Twitter kebanyakan masyarakat menggunakan huruf kapital semua sebagai penekanan dari makna yang disampaikan.

3. Tokenizing

Proses selanjutnya yang dilakukan adalah *Tokenizing*. Proses ini merupakan proses untuk memisahkan teks dari paragraf maupun kalimat menjadi bagian kecil yang disebut dengan *token*, *token* tersebut akan dilanjutkan untuk proses analisis (Kalra and Aggarwal, 2018). Proses *Tokenizing* ini diperlukan untuk memudahkan dalam pembobotan suatu kata.

4. Filtering

Kalimat yang sudah menjadi bagian kecil atau yang bisa disebut *token* dari proses *Tokenizing* akan dihilangkan kata-kata yang tidak memiliki makna seperti kata hubung, ini disebut dengan proses *Filtering* (Kalra and Aggarwal, 2018). Dalam proses *Filtering* ini menggunakan algoritma *stopword*.

5. Stemming

Tahapan ini adalah salah satu tahapan penting dalam *pre-processing*. *Stemming* merupakan proses menghilangkan *inflection* dalam suatu kata untuk dikembalikan kebentuk dasarnya sehingga kata yang memiliki imbuhan akan dihapus(Kalra and Aggarwal, 2018).

2.2.7 Pembobotan kata

Pembobotan kata dalam proses *Text Mining* bermaksud untuk memberikan nilai untuk term atau kata dari dokumen. Nilai yang diberikan pada kata tergantung dengan metode apa yang akan digunakan(Deolika, Kusrini and Luthfi, 2019).

Contoh pembobokan kata TF (*Term Frequency*) ialah suatu proses pembobotan yang didasari dengan jumlah kemunculan suatu kata pada sebuah kalimat.

2.2.8 Naïve Bayes Classifier

Metode ini sudah di kemukakan oleh ilmuwan inggris bernama *Thomas Bayes*, dia memprediksi peluang – peluang yang ada di masa depan berlandaskan dengan kejadian di masa lampau yang sekarang ini dikenal sebagai *Teorema Bayes*(Bustami, 2014). *Naïve Bayes Classifier* merupakan cara untuk memperkirakan suatu probabilitas baru maupun probabilitas di masa mendatang(Rini, Farida and Puspitasari, 2016). Tingkat peforma dari sistem klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes Classifier* bergantung pada data yang dimiliki dan data training yang digunakan. Bila data yang digunakan sebagai data train dapat mewaliki mayoritas data yang dimiliki, oleh karena itu hasil klasifikasi akan memiliki performa yang lebih baik(Cahyani, 2020). Jika suatu sistem memiliki performa yang baik maka sistem tersebut bisa digunakan sebagai alat untuk klasifikasi dengan data yang banyak. *Naïve Bayes Classifier* berkiblat pada teori bayes yang umum disebut dengan *Bayes Theorem*. Rumus *Bayes Theorem* ialah sebagai berikut:

$$P(A|B) = \frac{(P(B|A) * P(A))}{P(B)} \quad (1)$$

Keterangan:

P(A/B) : Probabilitas B

$P(A)$: Probabilitas prior

$P(B|A)$: Probabilitas posterior dimana B dikondisikan pada A

P(B) : Probabilitas A

Penelitian ini menggunakan aturan *Bayes* pada studi kasus yang diambil. Persamaan aturan *Bayes* yang digunakan sebagai berikut:

$$P(cj|hi) = \frac{P(hi|cj)P(cj)}{P(hi)} \quad (2)$$

Pada proses klasifikasi teks, maka pendekatan *Naïve Bayes Classifier* akan dipilih kategori yang mempunyai probabilitas tertinggi (C_{MAP}) dengan persamaan yang disederhanakan yaitu :

$$C_{MAP} = p(cj) \cdot p(hi|cj) \quad (3)$$

Keterangan:

C_{MAP} : Probabilitas maksimal

$p(cj)$: Probabilitas munculnya hipotesis dalam dokumen

$p(h_i|c_j)$: Probabilitas munculnya hipotesis dalam kelas

cj : Kelas yang di klasifikasi

Naïve Bayes Classifier memiliki langkah-langkah dalam klasifikasi teksnya yaitu:

1. Menyiapkan data yang sudah melalui hasil pre-processing.
 2. Menghitung probabilitas data jenis training.

$$p(cj) = \frac{\text{Jumlah dokumen berlabel } cj}{\text{total dokumen}} \quad (4)$$

3. Menghitung *term frequency* data training.
 4. Menghitung probabilitas kelas dari data training.

$$p(hi|cj) = \frac{pc + 1}{n + term} \quad (5)$$

Dimana,

$pc + 1$ = probabilitas kata c ditambah 1 agar hasil tidak nol

n = total kata dari label cj

term = total keseluruhan kata

5. Menentukan C_{MAP} data testing.
 6. Jika nilai C_{MAP} lebih negatif lebih tinggi dari positif maka hasilnya negatif, begitu juga sebaliknya.

2.2.9 Adaboost

Algoritma *boosting* merupakan konsep sebuah *machine learning* dengan menggabungkan *weak classifier* untuk membentuk sebuah *strong classifier* dengan cara mengulangi kesalahan dari iterasi sebelumnya untuk iterasi selanjutnya. *Adaptive Boosting* yang biasa disebut dengan *Adaboost* merupakan algoritma boosting yang sudah ditemukan oleh Freund and Saphire pada tahun 1997, *Adaboost* yakni metode yang banyak digunakan sebagai *boosting* karena bersifat adaptif dan sederhana (Freund, 2001). *Adaboost* merupakan algoritma boosting yang bersifat adaptif, algoritma ini dapat menyesuaikan nilai *error* yang dihasilkan dari *weak classifier* untuk dijadikan sebagai acuan pada klasifikasi selanjutnya untuk memperoleh *strong classifier* (Wu *et al.*, 2020). *Adaboost* memiliki langkah kerja sebagai berikut (Hu and Hu, 2005):

1. Diberikan : $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ dimana $y_i \in \{+1, -1\}$ (6)

- $$2. \quad \text{Inisialisasi bobot: } D_I(i) = 1/n \quad (i = 1, \dots, n) \quad (7)$$

a. Ambil *weak classifier* h_t untuk meminimalkan *weighted error*:

$$h_t = \arg \min_{h_j \in H} \varepsilon_j = \sum_{i=1}^n D_t(i) I[y_i \neq h_j(x_i)] \quad (9)$$

- b. Jika $\varepsilon_t = \min_j \varepsilon_j > 1/2$, set $T = t - 1$ maka loop dihentikan (10)

- c. Hitung bobot dari model α_t (11)

- $$d = \text{Lekturen update haben } D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)\exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i))}{\sum_j D_t(j)\exp(-\alpha_t y_j h_t(x_j))} \quad (12)$$

d. Lakukan update bobot $D_{t+1}(v)$ (12)

4. Output hasil *strong classifier* $H(x) = \text{sign}(\sum_{t=1}^T a_t h_t(x))$ (13)

2.2.10 *Cross Validation*

Cross validation ialah salah satu teknik untuk membagi partisi dari data secara bergantian dimana semua data akan mempunyai bagian yang difungsikan sekali sebagai data uji(Kusrorong, Neutrino Sae B. Sina, 2019). Pengklasifikasian sentimen dibutuhkan metode untuk menghitung seberapa baik performa dari metode yang digunakan sebagai klasifikasi, metode *cross validation* sudah banyak digunakan oleh banyak jurnal ilmiah tentang klasifikasi sentimen di Twitter sebagai alat ukur untuk memperkirakan kinerja dari klasifikasi sentimen(Mozetič *et al.*, 2018).

Metode *cross validation* memiliki berbagai macam salah satunya adalah *K-fold*. Metode *K-fold* membagi *dataset* secara acak menjadi beberapa bagian sebanyak nilai K (Hutapea, 2018). Kelebihan metode ini dapat menggunakan data yang sudah terkumpul. Metode *cross validation* dengan nilai $k=10$ dapat menghasilkan akurasi yang optimal pada metode klasifikasi SVM, *Descision Tree*, *Naïve Bayes Classifier*(Vidya, 2015). Metode *cross validation* memiliki kekurangan dalam mengatasi data *imbalance* karena data di *split* secara random, solusinya ialah data di *split* secara bertingkat dengan menggunakan metode stratified K-Folds(Vijaysinh, 2021).

2.2.11 Confusion Matrix

Confusion Matrix yakni suatu alat guna memvisualisasikan data hasil prediksi dengan keadaan faktual, *Confusion Matrix* berfungsi sebagai alat hitung *F-f-measure, accuracy, recall, dan precission*. Pada table 2.2 akan ditampilkan *confusion matrix*.

Tabel 2.2 Tabel Confussion Matrix

		Aktual	
		Positif	Negatif
Prediksi	Positif	True Positif (TP)	False Positif (FP)
	Negatif	False Negatif (FN)	True Negatif (TN)

Dari tabel 2.2 di atas sesuai kegunaannya yaitu menghitung *accuracy*, *recall*, dan *precision* dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Accuracy

Akurasi yaitu rasio perhitungan dari jumlah keseluruhan data yang benar dari total data.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (14)$$

2. *Recall*

Recall ialah rasio dari suatu prediksi benar negatif maupun positif dibandingkan dengan total data yang benar negatif maupun positif. Recall positif dapat disebut sebagai sensitivity, sedangkan specificity sebagai recall negatif.

$$\text{Sensitivity} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (15)$$

$$\text{Specificity} = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FP}} \quad (16)$$

3. *Precision*

Precision ialah perhitungan prediksi positif maupun negatif yang benar dibandingkan dengan total hasil prediksi.

$$\text{Precision positif} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (17)$$

$$\text{Precision negatif} = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FN}} \quad (18)$$

4. *F-Measure*

F-Measure ialah perhitungan akuran dari akurasi tes yang mengukur perbandingan rata-rata dari *precision* dan *recall*.

$$F - \text{Measure positif} = 2 \cdot \frac{\text{Precision Positif} \cdot \text{Recall Positif}}{\text{Precision Positif} + \text{Recall Positif}} \quad (19)$$

$$F - \text{Measure negatif} = 2 \cdot \frac{\text{Precision Negatif} \cdot \text{Recall Negatif}}{\text{Precision Negatif} + \text{Recall Negatif}} \quad (20)$$

2.3 Integrasi Keilmuan

Mengenai tema skripsi yang diambil dengan pandangan islam dengan cara mengintegrasikan ayat dari Al-Qur'an maupun hadits, penulis menggunakan ayat Al-Qur'an dan hadits berikut yang didapatkan dari hasil wawancara ustadz Azahri, beliau ialah ustadz sekaligus ketua bidang keagamaan di perumahan GKGA kedanya yang RT 3. Wawancara yang dilaksanakan membahas mengenai pandangan tentang sentimen analis dan *dark jokes* menurut perspektif islam.

Hubungan integrasi penelitian ini dengan nilai islam tertuang dalam Al-Qur'an . Allah swt telah berfirman didalam Al-Qur'an surat Al-Hujurat ayat 6. Isi kandungan ayat tersebut menjelaskan bahwa segala sesuatu yang diterima haruslah diperiksa terlebih dahulu kebenarannya. Jika sesuatu tersebut tidak dipastikan kebenarannya, maka orang lain pun yang akan dirugikan.

**يَا أَيُّهَا الَّذِينَ ءامنُوا إِنْ جَاءَكُمْ فَاسِقٌ بِنَبِيٍّ فَتَبَيَّنُوا أَنْ تُصِيبُوهُ قَوْمًا بِجَهَلٍ فَتُصِيبُوهُ عَلَىٰ مَا
فَعَلْتُمْ نَدِيمِينَ**

Artinya : “Hai orang-orang yang beriman, jika datang kepadamu orang fasik membawa suatu berita, maka periksalah dengan teliti agar kamu tidak menimpakan suatu musibah kepada suatu kaum tanpa mengetahui keadaannya yang menyebabkan kamu menyesal atas perbuatanmu itu”. (QS. Al-Hujurat: 6).

Pada dasarnya setiap individu haruslah dapat mencari sumber yang dapat dipercaya dan hal tersebut dapat dijadikan dasar dalam mendapatkan berita yang benar. Sedangkan langkah dan sikap yang diambil oleh kaum muslimin hendaknya agar tidak terburu-buru untuk bertindak akan tetapi dengan cara memeriksa kebenaran dari berita tersebut. Dikhawatirkan jika mempercayai suatu berita tanpa memeriksa kebenarannya, tindakan tersebut dianggap zhalim dan dapat merugikan suatu kaum. Sikap tersebut yang nantinya akan menyebabkan penyesalan akibat dari tidak mempertahankan keadilan dan kebenaran.

Penelitian ini juga membahas mengenai komedi atau humor yang berjenis dark jokes. Dalam Hadits yang diriwayatkan oleh Al-Tirmidzi (no. hadis: 2315), dan Abu Dawud (no. hadis: 4990) dari hadis Mu'awiyah bin Haidah radiyallahu 'anhu, bahwa Rasulullah shallallahu 'alaihi wasallam bersabda,

وَيْلٌ لِّلَّذِي يُحَدِّثُ فَيُكَذِّبُ لِيُضْحِكَ بِهِ الْقَوْمَ وَيْلٌ لَّهُ وَيْلٌ لَّهُ

“Celakalah orang yang berbicara kemudian ia berdusta agar manusia tertawa karenanya, maka celakalah ia, maka celakalah ia.”

Hadist diatas mengandung peringatan terhadap orang yang berdusta dalam bercanda. Pada dasarnya bercanda itu hukumnya mubah, namun yang menjadikannya haram dan dilarang adalah saat membuat orang tertawa akan tetapi mengandung informasi yang bohong dan mengada-ada. Informasi yang disampaikan harusnya bersifat ilmiah, memiliki sumber yang valid dan dapat dipertanggungjawabkan. Hal ini pula yang menjadikan penulis ingin mencari tahu lebih mengenai efek dari penggunaan dark jokes di media sosial Twitter.

BAB 3

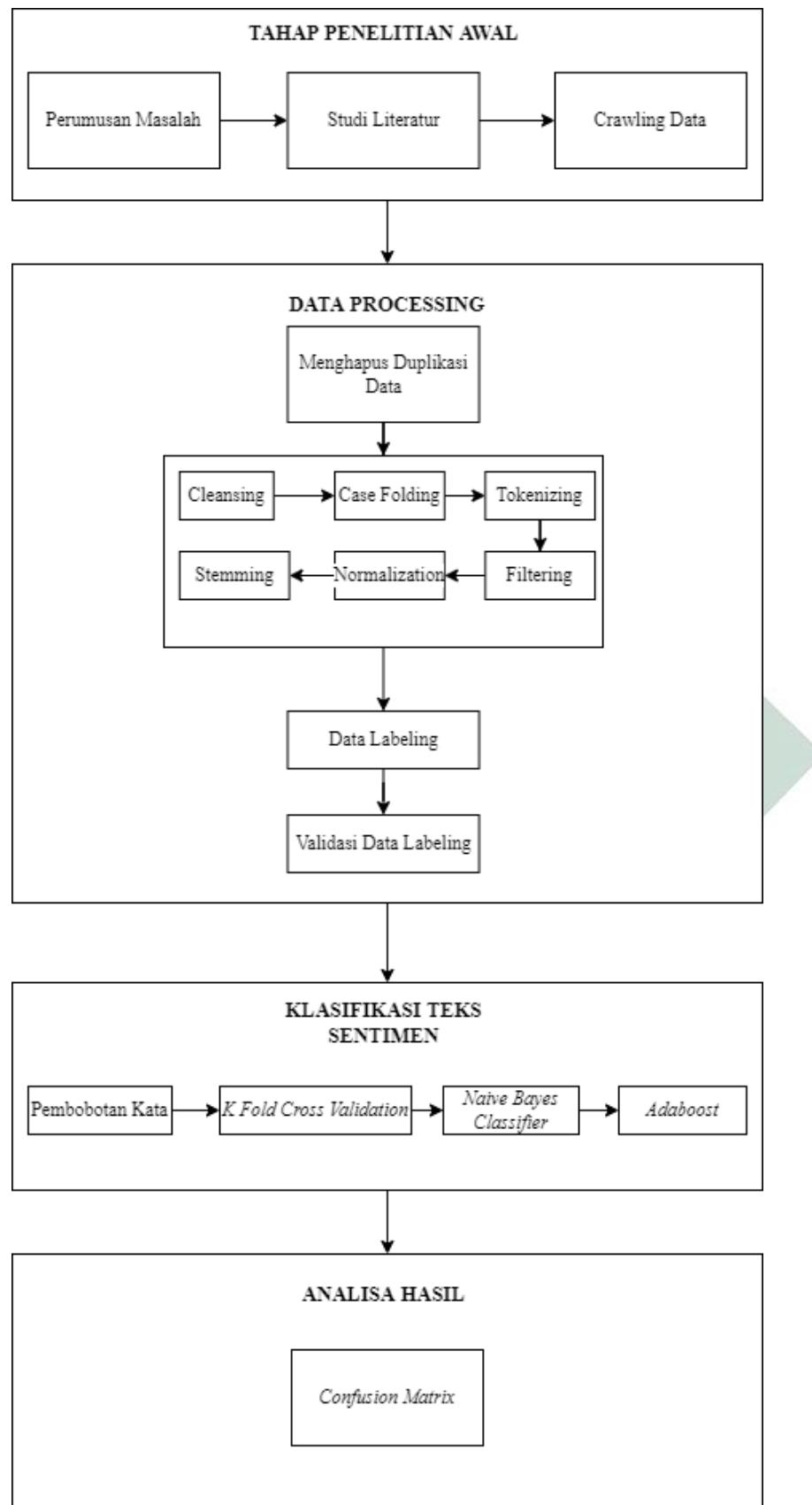
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Jenis dan Sumber Data

Data dalam penelitian ini merupakan kumpulan dataset mengenai opini masyarakat yang berhubungan dengan *dark jokes* pada akhir tahun 2020 – 2021. Data didapatkan dari www.api.twitter.com, situs tersebut menyediakan data yang dapat di publikasikan di Twitter seperti tweet, retweet, nama pengguna, maupun tanggal tweet. Untuk mendapatkan datanya dilakukan tahapan *crawling* data dari situs tersebut menggunakan *Python programming*. Dalam tahapan *crawling* ini ditentukan kata kunci yang ingin dicari dan dari negara mana *tweet* tersebut. Pada penelitian ini membutuhkan dataset yang berupa opini masyarakat Indonesia terkait dengan *dark jokes* maka dari itu kata kunci yang digunakan ialah “*dark jokes*” dan mengambil tweet dari Indonesia saja.

3.2 Metodologi Penelitian

Penelitian yang dilakukan ini akan menggunakan empat tahapan yang akan dilalui yaitu tahap awal penelitian, pemerosesan data, klasifikasi teks dan yang terakhir tahap analisis data. Empat langkah tersebut dapat ditinjau lebih jelas pada gambar berikut.



Gambar 3. 1 Diagram Alur Penelitian

Pada gambar 3.1 terdapat empat proses inti dalam penelitiannya yaitu tahapan awal, data *processing*, klasifikasi teks, dan analisa hasil. Berikut akan dijelaskan proses-proses tersebut.

3.2.1 Tahap Penelitian Awal

Dalam tahapan awal ini memiliki tiga tahapan yang akan dilalui yakni sebagai berikut.

1. Perumusan Masalah

Tahap pertama ini ialah proses yang menjelaskan mengapa penelitian ini dilakukan, dari latar belakang tersebut dapat dibentuk menjadi rumusan masalah yang tertera pada bab pertama. Masalah yang diambil dalam penelitian ini ialah mengklasifikasi opini positif dan negatif masyarakat terhadap *dark jokes* menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*.

2. Studi Pustaka

Tahap kedua ialah proses studi literatur untuk menganalisis kebutuhan dari masalah yang dialami untuk mengimplementasikan algoritma apa yang akan diimplementasikan kedalam sebuah sistem, serta teori apa saja yang akan digunakan untuk penjabaran sistem ini.

3. Crawling Data

Tahap terakhir yakni pengumpulan data atau biasa disebut dengan *crawling* data. Untuk melakukan *crawling* data Twitter harus memiliki akun twitter developer agar dapat mengakses API dari Twitter itu sendiri. Setelah mendapatkan kode akses API Twitter langkah selanjutnya ialah melakukan proses *crawling* dengan *Python programming* dengan cara memasukkan kode akses yang sudah di dapatkan serta kata kunci yang akan dicari. Data *Processing*

Dalam tahapan ini data yang sudah didapatkan akan diolah lebih lanjut. Tahapan pengolahan ini terdiri dari beberapa tahapan, tahapan ini biasa disebut dengan data *preprocessing* namun sebelum dilakukan tahapan tersebut ada tahapan yang harus dilakukan yaitu menghapus duplikasi data, berikut adalah penjelasan setiap tahapan.

4. Menghapus duplikasi data

Proses pertama yaitu penghapusan duplikasi data. Proses ini dilakukan karena data yang diambil merupakan seluruh teks opini yang ada di Twitter di dalam Twitter sendiri terdapat banyak data dari retweet masyarakat sehingga retweet tersebut akan menimbulkan banyaknya duplikasi data muncul sehingga perlu dilakukan penghapusan data tersebut.

5. *Preprocessing*

Proses kedua ini memiliki beberapa tahap lagi untuk mengolah data mentah menjadi data yang lebih bersih, *preprocessing* memiliki lima tahap yang digunakan untuk pemrosesannya sebagai berikut:

a. *Cleansing*

Tahapan awal *preprocessing* ini bertujuan untuk menghapus karakter atau simbol-simbol tanda baca dan menghapus alamat web maupun html yang tidak memiliki makna agar tidak mengganggu proses klasifikasi.

b. *Case Folding*

Tahapan selanjutnya b fungsi sebagai teks yang di dapat dari Twitter memiliki huruf yang besar dan huruf kecil yang bercampuran atau tidak tersusun sesuai dengan cara penulisan, hal tersebut dapat mengganggu proses klasifikasi maka dari itu perlu di lakukan proses *case folding* ini untuk merubah format semua teks menjadi *lowercase*.

c. Tokenizing

Pada tahapan ini teks data dari Twitter akan diberikan pemisah setiap kata sehingga berubah menjadi token-token atau potongan kata.

d. *Normalization*

Tahapan ini digunakan untuk membenarkan kata seperti kata yang memiliki arti sama namun memiliki gaya penulisan yang berbeda hal ini biasa disebabkan karena adanya penyingkatan, *typo*, maupun bahasa yang biasa digunakan sehari-hari atau bahasa gaul.

e. *Filtering*

Kalimat yang sudah menjadi token-token ini akan diproses lagi untuk menghilangkan kata yang tidak memiliki makna seperti kata hubung. Untuk proses tersebut menggunakan algoritma *stoplist* yang sudah ada *library* NLTK,

dalam penelitian ini menggunakan NLTK indonesia dan menambah list *stopword* yang akan di filter.

f. *Stemming*

Tahap terakhir ialah *stemming* dimana dalam tahap ini semua data sudah dirubah menjadi bentuk token dan sudah dihilangkan kata-kata yang tidak memiliki makna. Selanjutnya kata tersebut akan dikembalikan atau dirubah kembali menjadi bentuk dasarnya seperti menghilangkan imbuhan.

3.2.2 Data Labeling

Proses ini ialah tahap dimana setiap data akan diberikan label dikarenakan metode yang akan digunakan dalam klasifikasi nantinya ialah *supervised learning* yaitu menggunakan Naïve Bayes Classifier. Dalam labeling kali ini menggunakan *Pseudo Labeling* dengan tiga model yaitu menggunakan *SentiStrength*, *SentiWord*, dan *TextBlob*.

3.2.3 Validasi Data

Data dari hasil labeling menggunakan *pseudo labeling* divalidasi manual dengan melibatkan 6 orang pakar untuk menilai hasil *tweets*. Pakar yang digunakan merupakan 5 orang yang aktif di media sosial Twitter serta memahami *dark jokes*, 5 orang dipilih dikarenakan sulit untuk mendapatkan pakar yang benar-benar *expert* dalam bidangnya sehingga dipilih 5 pakar tersebut dikarenakan paling dekat dengan pakar yang *expert* yaitu pelaku Stand Up Comedian, dalam validasi ini hanya mendapatkan 1 orang pelaku Stand Up Comedian yang bersedia melabeli data yang akan dipakai. Validasi data akan diambil beberapa sebagai *sample* lalu akan dinilai oleh pakar. Dalam pengambilan *sample* diambil menggunakan metode *judgement sampling* yaitu memilih sample yang akan di validasi secara sengaja. Berdasarkan hasil penilaian dari pakar, akan di dapatkan akurasi dari *pseudo labeling* dengan pakar.

3.2.4 Klasifikasi Teks

Proses selanjutnya ialah klasifikasi teks. Setelah data sudah melalui *preprocessing* data akan digunakan sebagai input dalam proses klasifikasi guna melihat sentimen dari tiap teks data. Proses klasifikasi teks ini menggunakan metode yang sudah dipaparkan di awal penelitian ini, berikut adalah prosesnya.

1. Pembobotan Kata

Untuk pembobotan kata di penelitian ini menggunakan metode TF IDF. Dalam tahap ini setiap kata akan memiliki bobot masing-masing jadi tiap kata yang ada akan dirubah menjadi nilai. Proses ini menggunakan library *Python* yaitu *TF IDF Vectorizer*. Tabel 3.8 merupakan contoh perhitungan TF IDF secara manual.

Tabel 3. 1 Pembobotan Kata TF IDF

Token	TF				W (TF*IDF)		df	D /d f	IDF (log D/df)
	D1	D2	D3	D4					
Bisa	1 0.301	0 0	0 0	1 0.301	2	2	0.30 1		
Suka	1 0.301	0 0	1 0.301	0 0	2	2	0.30 1		
Sopan	0 0	1 0.602	0 0	0 0	1	4	0.60 2		
Takut	0 0	0 0	0 0	1 0.602	1	4	0.60 2		
Terima	0 0	0 0	0 0	1 0.602	1	4	0.60 2		

2. Naïve Bayes Classifier

Proses ini berguna sebagai proses klasifikasi data menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* dengan menghitung probabilitas teks Twitter untuk mendapatkan nilai probabilitas maximum (C_{MAP}) (3) dari sentimen positif maupun negatif. Untuk tahapan klasifikasi lebih detail ada pada BAB II Sub Bab 2.2.8.

3. Adaboost

Dalam tahap ini diterapkan algoritma *boosting* yaitu *Adaboost* agar dapat meningkatkan *weak classifier* menjadi *strong classifier* dari hasil klasifikasi *Naïve Bayes Classifier*. Berikut adalah langkah-langkahnya:

- a. Menentukan kelas dan fitur menggunakan rumus (6).
 - b. Melakukan inisiasi bobot dengan rumus (7).
 - c. Memulai iterasi dengan nomor iterasi (t) dan jumlah iterasi (T) sesuai rumus (8).
 - d. Ambil hipotesis *weak classifier* dengan cara (9).
 - e. Jika nilai *error* lebih besar dari $\frac{1}{2}$ maka set $T=t - 1$ maka loop akan dihentikan sesuai dengan rumus (10).
 - f. Menghitung bobot α_t
 - g. *Update* bobot menggunakan rumus (12).
 - h. *Output* hasil klasifikasi akhir adalah (13).

3.2.5 Analisa Hasil

Setelah selesai dari tahap klasifikasi selanjutnya hasil dari klasifikasi tersebut akan dilakukan analisa dari metode yang sudah digunakan. Pada tahap terakhir ini dilakukan perbandingan dari performa metode *Naïve Bayes Classifier* dengan *Naïve Bayes Classifier boosting Adaboost*. Menggunakan metode Stratified $K=10$ cross validation.

Dari hasil *cross-validation* akan didapatkan data yang memiliki performa terbaik akan digunakan untuk membuat model *confusion matrix NBC* dan *NBC* dengan *Adaboost* untuk didapatkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F-measure*. Dari hasil tersebut akan didapatkan analisis perbedaan dari metode yang digunakan apakah memiliki perbedaan yang signifikan.

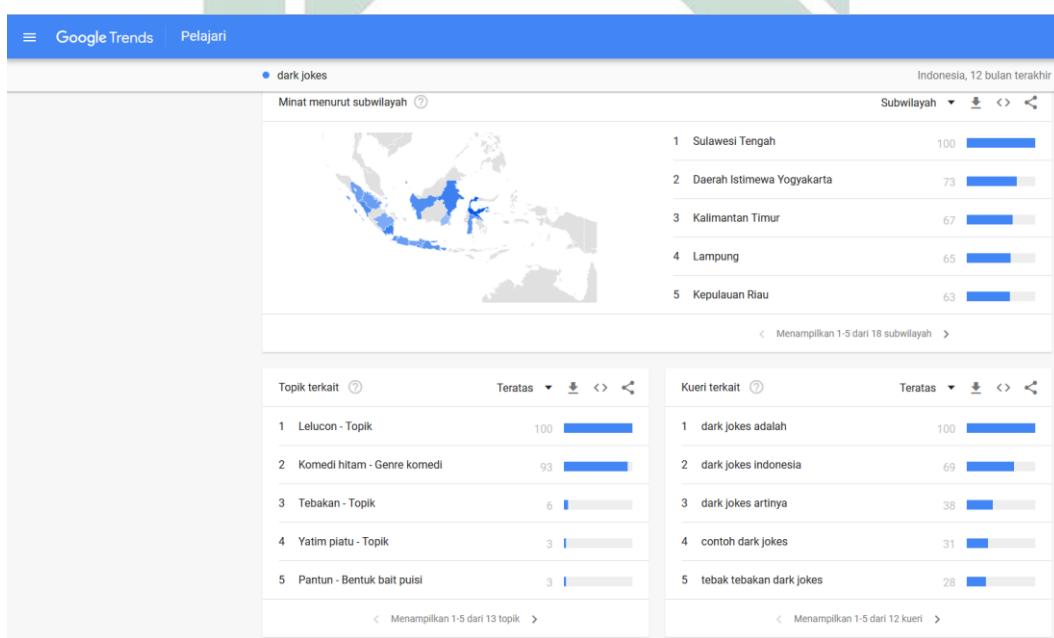
BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dipaparkan proses dan hasil yang diperoleh dari penelitian ini mulai dari tahap awal hingga tahap akhir.

4.1 Crawling Data Twitter

Data dikumpulkan dengan melakukan pengambilan data dari Twitter berdasarkan kata kunci awal yang sudah diambil dari topik penelitian dan kata kunci yang terkait dengan topik penelitian yang didapat dari google trends. Beberapa topik terkait yang diambil dari google trends hanya 3 kata kunci teratas yang dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Topik Terkait Dark Jokes (Google Trends)

Dari gambar 4.1 didapatkan kata kunci 3 teratas yang berhubungan dengan *dark jokes* yaitu “lelucon”, “komedi hitam”, dan “tebakan”. Maka kata kunci yang digunakan yaitu “*darkjokes*”, “*dark jokes*”, “satir”, “sarkas”, dan 3 kata kunci yang didapat dari Google Trends. Dalam proses crawling data ini menggunakan APIv2 Twitter dan Tweepy, hasil data yang didapat sebesar 21.636 data. Contoh data tweets yang didapatkan dari proses crawling data ditampilkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Hasil Crawling Data

T	Tweet
T1	Ya biarin kalau gue suka dark jokes ini, seenggaknya gue bisa sesuaikan dengan tingkat kebaperan lo.
T2	Tidak usah alasan menggunakan dark jokes ya, km yang tidak tahu sopan santun.
T3	Yang suka sama dark jokes sini saya tampar.
T4	Punya banyak dark jokes yang mau dikeluarin, tapi takut gak ada yang bisa terima.
T5	Jokes mu itu tidak ada lucunya loh cuman hati nuranimu aja yg gelap dark.
T6	Gitu aja tersinggung, semua bisa dibercandaikan kalian sih gak punya selera humor! SJW kamu! Sok belain orang!
T7	Asli orang kalau dikritik alesannya ‘gak ngerti dark jokes lo’ dark jokes kadang cuman bisa di pahamin sama beberapa orang.

4.2 Menghapus Duplikasi Data

Menghapus duplikasi data menggunakan fitur *remove duplicate* yang ada di microsoft excel. Dalam penghapusan data ini bertujuan untuk menghilangkan data yang sama, sehingga data yang awalnya sebanyak 21.636 data menjadi 11.539 data.

4.3 Data Preprocessing

Data preprocessing dipergunakan untuk mengolah data hasil crawling menjadi data yang mudah dipahami oleh sistem agar didapatkan hasil yang maksimal. tahap preprocessing mencangkup banyak sekali proses yaitu cleansing, case folding, normalization, tokenizing, filtering, stemming. pada tahap preprocessing ada beberapa proses yang akan dilakukan. Pertama ialah melakukan input data yang dimana pada tahap ini akan dimasukkan data yang masih berupa teks yang berhasil didapat dari media sosial twitter. sehabis data twitter diinput maka teks tadi akan dilakukan proses cleansing yaitu menghapus semua spesial karakter yang tidak bermakna. Selanjutnya proses case folding yaitu teks yang telah diinput akan

dirubah menjadi alfabet kecil (lowercase) untuk seluruh teks. Proses tokenizing artinya proses yang dilakukan setelah case folding, proses tokenizing merupakan proses yang dimana teks masih berbentuk kalimat akan dipotong serta dirubah menjadi perkata. Proses selanjutnya ialah *normalization* tahapan ini digunakan untuk membenarkan kata seperti kata yang memiliki arti sama namun memiliki gaya penulisan yang berbeda atau membenarkan kata yang disingkat-singkat. Selanjutnya ialah proses *filtering* yakni melakukan pembuangan kata-kata yang tidak bermakna. Setelah proses *filtering* maka teks yang sudah berupa token akan dilakukan proses selanjutnya ialah *stemming* tweets yang masih berupa kata yang memiliki imbuhan akan dikembalikan menjadi kata dasarnya. Untuk detail tahapan *preprocessing* akan dijelaskan dibawah ini.

4.3.1 *Cleansing*

Dalam tahapan ini digunakan bahasa pemrograman Python untuk memproses data mentah yang berhasil di dapat. Gambar 4.2 adalah cuplikan kode dari tahapan ini.

```
def remove_tweet_special(text):
    # remove tab, new line, ans back slice
    text = text.replace('\t', " ").replace('\n', " ").replace('\u', " ").replace('\\', "")
    # remove non ASCII (emoticon, chinese word, .etc)
    text = text.encode('ascii', 'replace').decode('ascii')
    # remove mention, link, hashtag
    text = ' '.join(re.sub("(@#)[A-Za-z0-9]+|(\w+:\/\/\S+)", " ", text).split())
    # remove incomplete URL
    return text.replace("http://", " ").replace("https://", " ")

data['text'] = data['text'].apply(remove_tweet_special)

#remove number
def remove_number(text):
    return re.sub(r"\d+", "", text)

data['text'] = data['text'].apply(remove_number)

#remove punctuation
def remove_punctuation(text):
    return text.translate(str.maketrans("", "", string.punctuation))

data['text'] = data['text'].apply(remove_punctuation)

#remove whitespace Leading & trailing
def remove_whitespace_LT(text):
    return text.strip()

data['text'] = data['text'].apply(remove_whitespace_LT)

#remove multiple whitespace into single whitespace
def remove_whitespace_multiple(text):
    return re.sub('\s+', ' ', text)

data['text'] = data['text'].apply(remove_whitespace_multiple)

# remove single char
def remove_singl_char(text):
    return re.sub(r"\b[a-zA-Z]\b", "", text)

data['text'] = data['text'].apply(remove_singl_char)
```

Gambar 4. 2 Kode Tahapan *Cleansing*

Tahapan ini digunakan untuk menghapus karakter spesial yang tidak dibutuhkan, Tabel 4.2 merupakan hasil dari tahapan *cleansing*.

Tabel 4. 2 Teks Twitter Hasil Cleansing

T	Tweet
T1	Ya biarin kalau gue suka dark jokes ini seenggaknya gue bisa sesuaikan dengan tingkat kebaperan lo
T2	Tidak usah alasan menggunakan dark jokes ya km yang tidak tahu sopan santun
T3	Yang suka sama dark jokes sini saya tampar

T4	Punya banyak dark jokes yang mau dikeluarin tapi takut gak ada yang bisa terima
T5	Jokes mu itu tidak ada lucunya loh cuman hati nuranimu aja yg gelap dark
T6	Gitu aja tersinggung semua bisa dibercandaikan kalian sih gak punya selera humor SJW kamu Sok belain orang
T7	Asli orang kalau dikritik alesannya gak ngerti dark jokes lo dark jokes kadang cuman bisa di pahamin sama beberapa orang

4.3.2 Case Folding

Dalam tahapan ini digunakan bahasa pemrograman Python untuk memproses data mentah yang berhasil di dapat. Gambar 4.3 adalah cuplikan kode dari tahapan ini.

```
data = pd.read_json("dataset.json", lines=True)
data.head()
data['text'] = data['text'].str.lower()
print('Case Folding Result : \n')
print(data['text'].head(5))
```

Gambar 4. 3 Kode Tahapan *Case Folding*

Dalam tahapan ini seluruh data teks akan dirubah formatnya menjadi *lowercase*, Tabel 4.3 ialah hasil dari tahapan *case folding*.

Tabel 4. 3 Teks Twitter Hasil Case Folding

T	Tweet
T1	ya biarin kalau gue suka dark jokes ini seenggaknya gue bisa sesuaikan dengan tingkat kebaperan lo
T2	tidak usah alasan menggunakan dark jokes ya km yang tidak tahu sopan santun
T3	yang suka sama dark jokes sini saya tampar
T4	punya banyak dark jokes yang mau dikeluarin tapi takut gak ada yang bisa terima
T5	jokes mu itu tidak ada lucunya loh cuman hati nuranimu aja yg gelap dark

T6	gitu aja tersinggung semua bisa dibercandaikan kalian sih gak punya selera humor sjw kamu sok belain orang
T7	asli orang kalau dikritik alesannya gak ngerti dark jokes lo dark jokes kadang cuman bisa di pahamin sama beberapa orang

4.3.3 Tokenizing

Dalam tahapan ini digunakan bahasa pemrograman Python untuk memproses data mentah yang berhasil di dapat. Gambar 4.4 adalah cuplikan kode dari tahapan ini.

```
def word_tokenize_wrapper(text):
    return word_tokenize(text)

data['tweet_tokens'] = data['text'].apply(word_tokenize_wrapper)
```

Gambar 4. 4 Cuplikan Kode *Tokenizing*

Tahapan dimana teks yang berbentuk kalimat akan dipotong menjadi perkata, tabel 4.4 merupakan hasil dari tahapan *tokenizing*.

Tabel 4. 4 Teks Twitter Hasil Tokenizing

T	Tweet
T1	ya biarin kalau gue suka dark jokes ini seenggaknya gue bisa sesuaikan dengan tingkat kebaperan lo
T2	tidak usah alasan menggunakan dark jokes ya km yang tidak tahu sopan santun
T3	yang suka sama dark jokes sini saya tampar
T4	punya banyak dark jokes yang mau dikeluarin tapi takut gak ada yang bisa terima
T5	jokes mu itu tidak ada lucunya loh cuman hati nuranimu aja yg gelap dark
T6	gitu aja tersinggung semua bisa dibercandainkan kalian sih gak punya selera humor sjw kamu sok belain orang
T7	asli orang kalau dikritik alesannya gak ngerti dark jokes lo dark jokes kadang cuman bisa di pahamin sama beberapa orang

4.3.4 Normalization

Dalam tahapan ini digunakan bahasa pemrograman Python untuk memproses data mentah yang berhasil di dapat. Gambar 4.5 adalah cuplikan kode dari tahapan ini.

```
normalized_word = pd.read_excel("normalisasi.xlsx")

normalized_word_dict = {}

for index, row in normalized_word.iterrows():
    if row[0] not in normalized_word_dict:
        normalized_word_dict[row[0]] = row[1]

def normalized_term(document):
    return [normalized_word_dict[term] if term in normalized_word_dict else term for term in document]

data['tweet_normalized'] = data['tweet_tokens_WSW'].apply(normalized_term)

data['tweet_normalized'].head(10)
```

Gambar 4.5 Cuplikan Kode Normalization

Tahapan ini ialah tahapan yang digunakan untuk membenarkan kata seperti kata yang memiliki arti sama namun memiliki gaya penulisan yang berbeda atau membenarkan penyingkatan kata-kata. Tabel 4.5 ialah isi dari tahapan *normalization*.

Tabel 4. 5 Teks Twitter Hasil Normalization

T	Tweet
T1	ya biarin kalau saya suka dark jokes ini setidaknya saya bisa sesuaikan dengan tingkat kebawa perasaan kamu
T2	tidak usah alasan menggunakan dark jokes ya kamu yang tidak tahu sopan santun
T3	yang suka sama dark jokes sini saya tampar
T4	punya banyak dark jokes yang mau dikeluarin tapi takut tidak ada yang bisa terima
T5	jokes mu itu tidak ada lucunya loh cuman hati nuranimu saja yang gelap dark
T6	begitu saja tersinggung semua bisa dibercandainkan kalian sih tidak punya selera humor sjw kamu sok belain orang

T7	asli orang kalau dikritik alasannya tidak ngerti dark jokes lo dark jokes kadang cuman bisa di pahamin sama beberapa orang
----	--

4.3.5 *Filtering*

Dalam tahapan ini digunakan bahasa pemrograman Python untuk memproses data mentah yang berhasil di dapat. Gambar 4.6 adalah cuplikan kode dari tahapan ini.

```
list_stopwords = stopwords.words('indonesian')

# ----- manually add stopword -----
# append additional stopword
list_stopwords.extend(["yg", "dg", "rt", "dgn", "ny", "d",
                      'amp', 'biar',
                      'nih', 'sih',
                      'si', 'tuh',
                      'aja', 'n', 't',
                      'nyg', 'pen', 'u', 'nan', 'loh', 'rt',
                      'yah'])

# convert List to dictionary
list_stopwords = set(list_stopwords)

#remove stopword pada List token
def stopwords_removal(words):
    return [word for word in words if word not in list_stopwords]

data['tweet tokens WSW'] = data['tweet tokens'].apply(stopwords_removal)
```

Gambar 4. 6 Cuplikan Kode *Filtering*

Selanjutnya ialah proses *filtering* yakni melakukan pembuangan kata-kata yang tidak bermakna. Tabel 4.6 merupakan hasil dari proses *filtering*.

Tabel 4. 6 Teks Twitter Hasil Filtering

T	Tweet
T1	suka setidaknya bisa sesuaikan tingkat kebawa perasaan
T2	tidak usah alasan menggunakan tidak tahu sopan santun
T3	suka sama sini tampar

T4	punya banyak mau dikeluarin tapi takut tidak ada bisa terima
T5	tidak ada lucunya cuman hati nuranimu saja gelap
T6	begitu saja tersinggung semua bisa dibercandain kalian tidak punya selera humor belain orang
T7	asli orang dikritik alasannya tidak ngerti kadang cuman bisa pahamin sama beberapa orang

4.3.6 *Stemming*

Dalam tahapan ini digunakan bahasa pemrograman Python untuk memproses data mentah yang berhasil di dapat. Gambar 4.7 adalah cuplikan kode dari tahapan ini.

```
factory = StemmerFactory()
stemmer = factory.create_stemmer()

# stemmed
def stemmed_wrapper(term):
    return stemmer.stem(term)

term_dict = {}

for document in data['tweet_normalized']:
    for term in document:
        if term not in term_dict:
            term_dict[term] = ' '

print(len(term_dict))
print("-----")

for term in term_dict:
    term_dict[term] = stemmed_wrapper(term)
    print(term,":",term_dict[term])

print(term_dict)
print("-----")

# apply stemmed term to dataframe
def get_stemmed_term(document):
    return [term_dict[term] for term in document]

data['tweet_tokens_stemmed'] = data['tweet_normalized'].swifter.apply(get_stemmed_term)
print(data['tweet_tokens_stemmed'])
```

Gambar 4. 7 Cuplikan Kode *Stemming*

Proses ini digunakan untuk teks tweets yang masih berupa kata yang memiliki imbuhan akan dikembalikan menjadi kata dasarnya. Tabel 4.7 merupakan hasil dari proses *stemming*.

Tabel 4. 7 Teks Twitter Hasil Stemming

T	Tweet
T1	suka tidak bisa sesuai tingkat bawa rasa
T2	tidak usah alas guna tidak tahu sopan santun
T3	suka sama sini tampar
T4	punya banyak mau keluar tapi takut tidak ada bisa terima
T5	tidak ada lucu cuman hati nurani saja gelap
T6	begitu saja singgung semua bisa canda kalian tidak punya selera humor bela orang
T7	asli orang kritik alasan tidak erti kadang cuma bisa paham sama berapa orang

4.4 Data Labeling

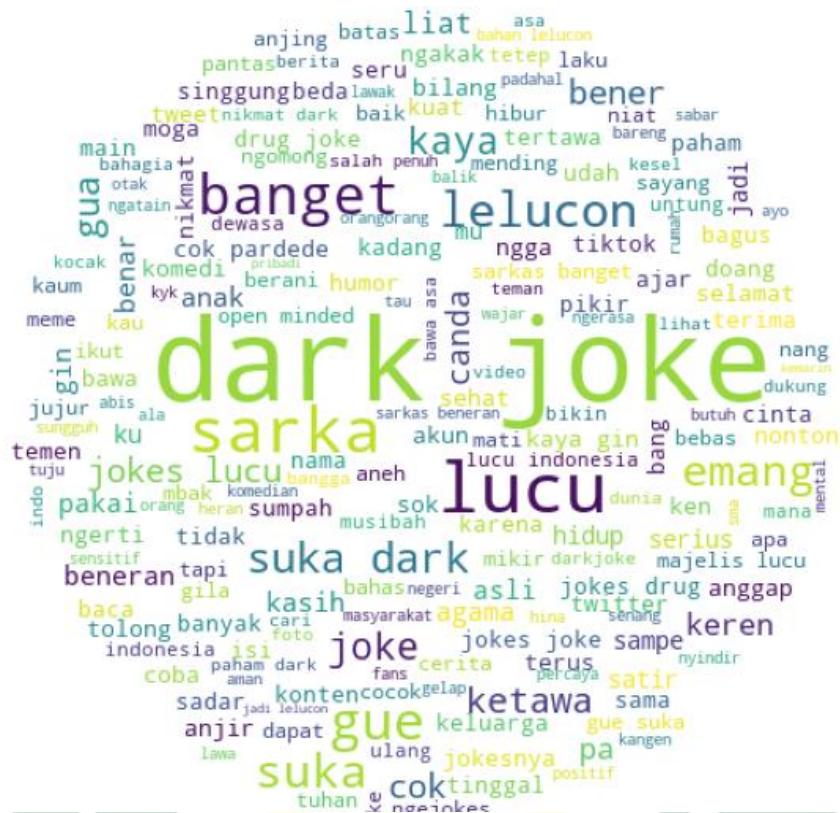
Penelitian ini menggunakan teknik *pseudo labeling* yaitu labeling yang menggunakan tiga model yaitu menggunakan label 1 *SentiStrength*, label 2 *SentiWord*, dan label 3 *TextBlob*. Indikator 1 sebagai positif, -1 sebagai negatif, 0 sebagai netral, dan X merupakan dataset yang tidak akan digunakan karena dari ketiga model menghasilkan label yang berbeda sehingga data menjadi ambigu dan bias. Dari 11.539 data yang berhasil dilabelkan menjadi 7.692 karena menghapus data yang berlabelkan X. Tabel 4.8 merupakan hasil dari *Pseudo Labeling* yang didapat.

Tabel 4. 8 Hasil Pseudo Labeling

T	Tweet	Label			Pseudo Label
		1	2	3	
T1	Ya biarin kalau gue suka dark jokes ini seenggaknya gue bisa sesuaikan dengan tingkat kebaperan lo	1	1	1	1

T2	Tidak usah alasan menggunakan dark jokes ya km yang tidak tahu sopan santun	-1	-1	0	-1
T3	Yang suka sama dark jokes sini saya tampar	-1	1	-1	-1
T4	Punya banyak dark jokes yang mau dikeluarin tapi takut gak ada yang bisa terima	1	0	1	1
T5	Jokes mu itu tidak ada lucunya loh cuman hati nuranimu aja yg gelap dark	-1	-1	1	-1
T6	Gitu aja tersinggung semua bisa dibercandaikan kalian sih gak punya selera humor SJW kamu Sok belain orang	1	-1	1	1
T7	lama-lama twitter ini keliatan jadi kaya manusia buatan udah banyak sisi tersinggungnya	1	-1	0	X

Hasil labeling yang didapat akan dibentuk menjadi sebuah *word cloud* digunakan untuk melihat kata yang paling umum digunakan pada tiap – tiap sentimen.



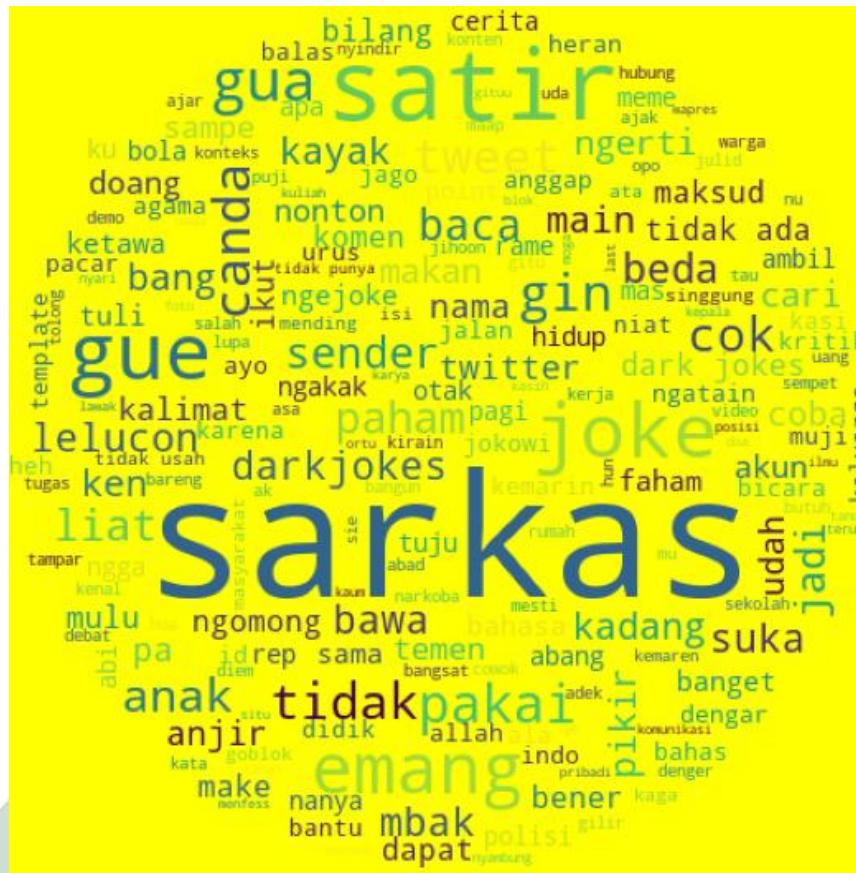
Gambar 4. 8 Word Cloud Sentimen Positif

Pada gambar 4.8 merupakan hasil dari kumpulan kata yang ada pada sentimen positif. Kata yang dominan muncul ialah “*dark joke*” yang merupakan salah satu kata kunci yang digunakan, menjadikan kata tersebut paling sering muncul diikuti oleh kata “lucu” yang menyatakan bahwa pengguna Twitter terhibur dengan *dark jokes*.



Gambar 4. 9 Word Cloud Sentimen Negatif

Gambar 4.9 ialah hasil kemunculan kata yang paling umum digunakan pada tweet yang berlabel negatif. Kemunculan kata disini banyak kata yang bisa dibilang negatif seperti “anjing”, “tolol”, “bego”, dan “bingung”. Kata “bego” dan “tolol” ini mempresentasikan bahwa banyak masyarakat Twitter yang mengatakan bahwa *dark jokes* adalah suatu hal kebodohan dan bisa juga dari kata “bingung” masyarakat masih bingung maksud dari *dark jokes* itu sendiri.



Gambar 4. 10 Word Cloud Sentimen Neutral

Gambar 4.10 ialah hasil kemunculan kata yang paling umum digunakan pada tweet yang berlabel neutral. Kemunculan kata disini paling tinggi ialah “sarkas”, kata tersebut menandakan bahwa sarkas dalam *dark jokes* memiliki pandangan yang tidak bagus maupun jelek dimata masyarakat.

4.5 Validasi Hasil *Data Labeling*

Validasi hasil *data labeling* dilakukan menggunakan validasi manual oleh pakar. Data yang divalidasi ialah data sample dari keseluruhan data yang berhasil dilabelkan oleh *Pseudo Labeling*. Pengambilan sample dilakukan menggunakan teknik judgement sampling yaitu mengambil data sampel secara sengaja. Data yang telah dilabelkan dengan *Pseudo Labeling* berjumlah 7.692. Sampel yang dipergunakan untuk validasi pelabelan berjumlah 200 data, dari data tersebut akan dilabeli oleh 6 pakar yang tiap pakarnya melabeli 100 data. Pada Tabel 4.9 ditampilkan beberapa hasil dari validasi pelabelan pakar dengan indikator B adalah “Benar”, menandakan hasil label dari *Pseudo Labeling* sama dengan pakar, dan S adalah “Salah” yang artinya hasil label dari *Pseudo Labeling* berbeda dengan label

pakar. Dari hasil pelabelan menggunakan *Pseudo Labeling* dan divalidasi dengan label pakar mendapatkan akurasi sebesar 70%, dari 200 data yang di validasi ada 160 data yang benar.

Tabel 4. 9 Validasi Data Labeling

T	Tweet	Label Pakar			Pseudo Label	B/S
		1	2	3		
T1	yang suka sama dark jokes sini saya tampar	1	-1	-1	-1	B
T2	txtdriathaphan ajarin nge darkjokes	1	0	1	0	S
T3	Bayangin malaikat izrail gabut terus nyabut nyawa lu darkjokes darkjoke	1	1	1	1	B
T4	helloverrrr mastourbabe agakbete ntar dikasih dark jokes beneran bilangnya gapunya perasaan hati nuraninya dimana wkwkw	1	1	1	1	B
T5	ailuvsomatcha bukan apa sadar ga sih anak tiktok banyak yg toxic parah deh. ya ngatain fisik lah dikit dijadiin konten atau candaan	-1	-1	-1	1	S
T6	jawafess himbauan buat sjw kalau liat hal seperti ini masih ketawa tidak usah sok menghakimi dark Jokes wkwk	-1	1	1	1	B
T7	sosmedkeras ini gak lucu sumpah. dark jokes yang salah tempat	1	0	1	-1	S
T8	ya biarin kalau gue suka dark jokes ini seenggaknya gue bisa	1	1	1	1	B

	sesuaikan dengan tingkat kebaperan lo					
T9	mothra guyongan murahan kaum dark jokes	-1	-1	-1	1	S

4.6 Pembobotan Kata

Pada tahap penelitian kali ini, pembobotan kata menggunakan perhitungan TF-IDF, pembobotan ini bertujuan agar tiap kata memiliki bobot gabungan tiap kata dalam suatu dokumen. Perhitungan bobot ini nantinya digunakan untuk menentukan hasil sentimen. Pembobotan kata ini menggunakan data hasil dari *preprocessing* dan menghasilkan bobot pada masing-masing kata seperti tabel 4.10 dibawah ini.

Tabel 4. 10 Hasil pembobotan TF-IDF

Kata	TF IDF		
	Dokumen 1	Dokumen 2	Dokumen 3
suka	0.000000	0.346821	0.000000
tidak	0.403016	0.000000	0.000000
bisa	0.403016	0.000000	0.000000
sesuai	0.000000	0.346821	0.000000
tingkat	0.403016	0.000000	0.000000
bawa	0.000000	0.000000	0.528635
rasa	0.000000	0.346821	0.000000
usah	0.403016	0.000000	0.000000
alas	0.000000	0.000000	0.528635
guna	0.000000	0.346821	0.000000
tahu	0.306504	0.000000	0.402040
sopan	0.000000	0.346821	0.000000
santun	0.000000	0.000000	0.528635
sama	0.306504	0.527533	0.000000

sini	0.403016	0.000000	0.000000
------	----------	----------	----------

4.7 Evaluasi Hasil

Cross validation merupakan salah satu *library* dari scikit-learn Python, penelitian kali ini menggunakan *stratified cross validation k-fold* dengan nilai $k = 10$, sehingga akan didapatkan 10 *confusion matrix* serta hasil evaluasinya. metode tersebut dapat digunakan dengan mengimplementasikan kodennya berikut gambar 4.11 merupakan cuplikan kode dari *stratified cross validation k-fold* dengan menggunakan metode NBC dan NBC dengan *Adaboost*.

```
-----Uncomment model yang akan digunakan-----
# model = AdaBoostClassifier(base_estimator = MultinomialNB())
model = MultinomialNB()
fold = StratifiedKFold(10,shuffle=False)
for train_index, test_index in fold.split(x, y):
    X_train, X_test = x[train_index], x[test_index]
    y_train, y_test = y[train_index], y[test_index]
    model.fit(X_train, y_train)
    y_pred = model.predict(X_test)
    cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)
    accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
    precision = precision_score(y_test, y_pred,average='weighted',zero_division=0)
    recall = recall_score(y_test, y_pred, average='weighted',zero_division=0)
    f1 = f1_score(y_test, y_pred, average='weighted',zero_division=0)
    print(cm)
    print('akurasi = ',accuracy)
    print('precision = ',precision)
    print('recall = ',recall)
    print('f1 = ',f1)
    print('=====')
```

Gambar 4. 11 Cuplikan Kode *Stratified Cross Validation K-fold*

Cross validation digunakan untuk memvalidasi dan memperkirakan bagaimana kinerja dari metode klasifikasi yang digunakan. Dalam melakukan tahap ini data akan dikondisikan menjadi dua macam kondisi.

1. *Cross Validation* data kondisi pertama

Kondisi pertama membuat dataset yang digunakan berupa data *balance* 1.200 positif, 1.200 netral, dan 1.200 negatif dengan total 3.600 data. Hasil dari *cross validation* pada kondisi ini dapat dilihat pada Tabel 4.11.

Tabel 4. 11 Hasil *Stratified Cross Validation* Kondisi Pertama

Fold	NBC				NBC dengan Adaboost			
	Accuracy	Precision	Recall	F1	Accuracy	Precision	Recall	F1
1	0,592	0,668	0,592	0,574	0,447	0,537	0,447	0,367
2	0,605	0,683	0,605	0,573	0,452	0,365	0,452	0,365
3	0,738	0,766	0,738	0,742	0,566	0,762	0,566	0,556
4	0,8	0,807	0,8	0,802	0,747	0,818	0,747	0,74
5	0,819	0,828	0,819	0,819	0,783	0,832	0,783	0,781
6	0,872	0,875	0,872	0,873	0,822	0,855	0,822	0,821
7	0,88	0,885	0,88	0,879	0,858	0,877	0,858	0,858
8	0,791	0,795	0,791	0,792	0,738	0,817	0,738	0,728
9	0,783	0,789	0,783	0,782	0,75	0,782	0,75	0,744
10	0,694	0,697	0,694	0,682	0,322	0,421	0,322	0,338
Rata - Rata	0,757	0,779	0,757	0,751	0,648	0,706	0,648	0,629

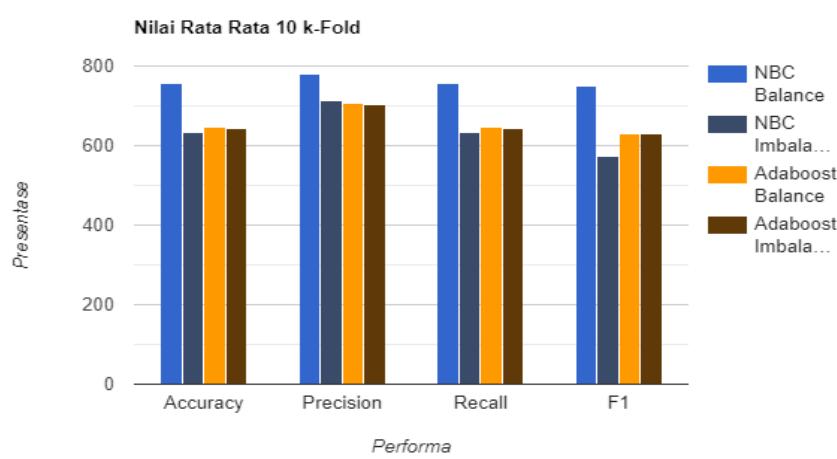
2. *Cross Validation* data kondisi kedua

Kondisi kedua menggunakan dataset asli yang tidak dikondisikan yaitu 3.698 positif, 1.279 netral, dan 2.715 negatif dengan total data 7.692 data. Hasil dari *cross validation* pada kondisi ini dapat dilihat pada Tabel 4.12.

Tabel 4. 12 Hasil *Stratified Cross Validation* Kondisi Kedua

Fold	NBC				NBC dengan Adaboost			
	Accuracy	Precision	Recall	F1	Accuracy	Precision	Recall	F1
1	0,648	0,733	0,648	0,585	0,663	0,701	0,663	0,654
2	0,661	0,731	0,661	0,604	0,716	0,758	0,716	0,69
3	0,607	0,703	0,607	0,537	0,676	0,72	0,676	0,664
4	0,65	0,722	0,65	0,593	0,707	0,739	0,707	0,68
5	0,655	0,731	0,655	0,605	0,684	0,723	0,684	0,645
6	0,663	0,747	0,663	0,609	0,713	0,745	0,713	0,707
7	0,668	0,754	0,668	0,609	0,713	0,753	0,713	0,703
8	0,605	0,697	0,605	0,543	0,55	0,554	0,55	0,54
9	0,577	0,628	0,577	0,503	0,54	0,631	0,54	0,511
10	0,622	0,701	0,622	0,562	0,49	0,735	0,49	0,499
Rata - Rata	0,635	0,714	0,635	0,575	0,645	0,705	0,645	0,629

Dari hasil klasifikasi menggunakan dua kondisi data diatas dapat ditarik kesimpulan bahwa metode NBC dengan *Adaboost* mampu mengklasifikasikan teks namun tidak cukup baik. *Adaboost* merupakan sebuah metode yang dapat mengatasi data yang benar-benar *imbalance* dengan baik, sedangkan pada penelitian kali ini sesuai dengan kondisi kedua bisa dibilang data yang digunakan merupakan data yang *imbalance* namun tidak terlalu *imbalance* sehingga dalam kondisi kedua tersebut metode *Adaboost* memiliki performa yang sedikit lebih baik daripada NBC. Metode *Adaboost* akan dapat bekerja dengan maksimal ketika data yang digunakan merupakan data yang *imbalance* (Rabbani, 2020). Metode *Adaboost* kurang cocok digunakan ketika dataset merupakan data yang *balance*, hal tersebut sudah dibuktikan pada *cross validation* kondisi pertama karena performa NBC lebih baik daripada NBC dengan *Adaboost*. Di kondisi kedua performa *Adaboost* lebih baik daripada NBC meskipun perbandingan nilai *precision*, *recall*, dan *f1* tidak terlalu signifikan namun nilai *accuracy* lebih tinggi 1% daripada metode NBC hal ini dikarenakan data yang digunakan tidak terlalu *imbalance*. Nilai *precision*, *recall*, dan *f1* pada metode NBC semakin menurun ketika daset semakin *imbalance* berbeda dengan *Adaboost* dengan NBC ketiga nilai tersebut tidak berbeda jauh dengan performanya pada kondisi pertama hal tersebut menunjukkan bahwa *Adaboost* dapat mengatasi *imbalance* data. Gambar 4.12 merupakan grafik perbandingan kondisi pertama dan kedua.

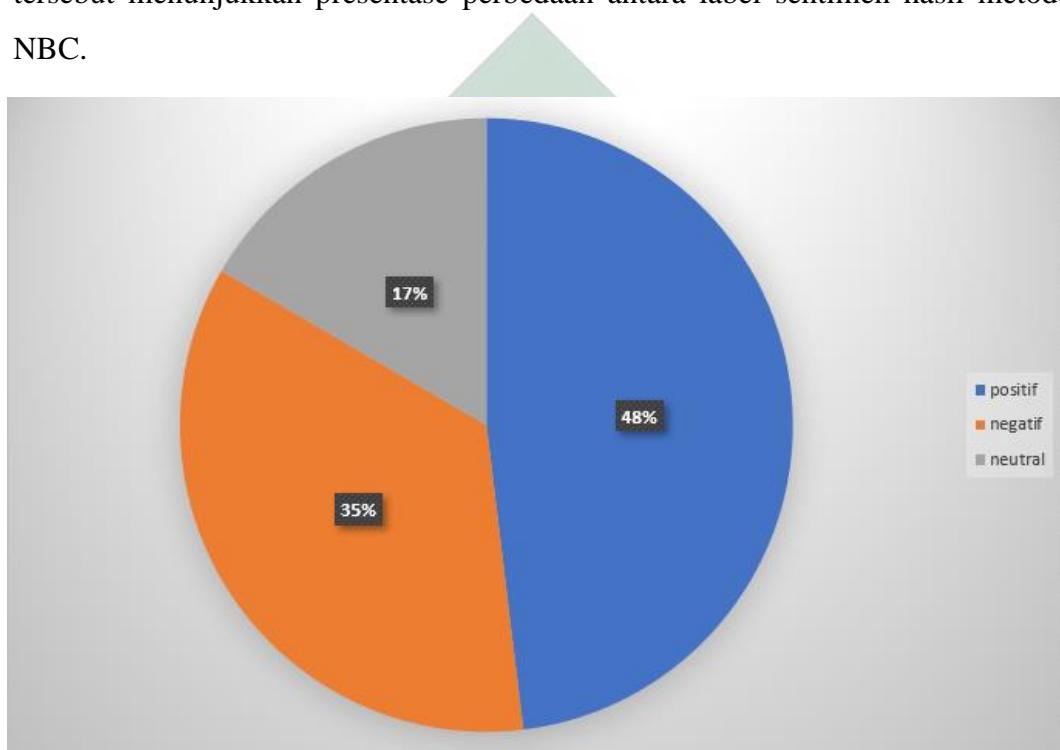


Gambar 4. 12 Grafik Hasil *Cross Validation* kondisi satu dan tiga

4.8 Analisis Hasil Sentimen

Dari 7.692 data yang terkumpul hasil klasifikasi sentimen didapatkan 2.715 label negatif, 1.279 label neutral, dan 3.698 label positif. Berdasarkan dari hasil dari klasifikasi sentimen tersebut, disimpulkan bahwa pandangan masyarakat terhadap *dark jokes* lebih cenderung pada sentimen positif.

Pada gambar 4.5 ditampilkan hasil pelabelan menggunakan *pie chart*. *Chart* tersebut menunjukkan presentase perbedaan antara label sentimen hasil metode NBC



Gambar 4. 13 *Pie Chart* Sentimen *Dark Jokes*

Sesuai hasil yang didapat dari gambar 4.5, *tweet* yang memiliki label positif lebih dominan daripada 2 label yang lain meskipun perbedaannya tidak terlalu jauh dengan label negatif. Hal ini disebabkan masyarakat pengguna Twitter memandang *dark jokes* lebih kearah yang positif. Dari banyaknya label positif terhadap *dark jokes* bisa dibilang masyarakat Twitter juga sudah cerdas dalam memandang *dark jokes*, faktor pendorong masyarakat semakin cerdas karena untuk memahami suatu *dark jokes* dikarenakan untuk memahami suatu hal tabu memang membutuhkan kecerdasan yang lebih(Willinger *et al.*, 2017).

Sesuai hasil analisis penelitian ini, bisa disarankan untuk para pelaku stand up comedian atau para masyarakat yang ingin membuat atau mengutarakan *dark jokes*

di Twitter terutamanya, tidak perlu khawatir akan respon negatif dari masyarakat dikarenakan hasil penelitian yang dilakukan lebih banyak label yang memandang *dark jokes* adalah hal positif, disarankan juga dalam mengutarakan *dark jokes* se bisa mungkin diberikan suatu nilai yang dapat diambil dari *jokes* yang diutarkan karena sebenarnya *dark jokes* sendiri dapat dijadikan sebuah sarana hiburan dan edukasi(Laraziza, 2014). Bisa juga *jokes* yang diutarakan mengandung sarkas maupun kritik sosial terhadap pemerintah agar lebih mudah didengar dan segera diperbaiki oleh pemerintah.

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan proses yang telah dirangkai sedemikian rupa dan sudah dilakukan oleh peneliti, mendapatkan hasil pada proses bab sebelumnya. Maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode NBC dengan *Adaboost* bisa digunakan sebagai analisis sentimen menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan menggunakan salah satu *library* yang ada yaitu Scikit-learn dengan *sourcecode* yang sudah ada di GitHub <https://github.com/Izealous/Machine-Learning>.
 2. Performa dari metode NBC mendapatkan akurasi 63,5% sedangkan performa NBC dengan optimasi *Adaboost* mendapatkan akurasi 64,5%. Berdasarkan latar belakang penelitian ini yang menyatakan bahwa *Adaboost* dapat meningkatkan akurasi metode NBC. Dalam penelitian kali ini metode *Adaboost* bekerja dengan baik bila data yang dipergunakan adalah data yang *imbalance*.
 3. Hasil klasifikasi sentimen memakai NBC memberikan bahwa pandangan warga indonesia pada Twitter terhadap *dark jokes* lebih cenderung ke arah positif. Sentimen yang berlabel positif ada sebanyak 48%, label neutral 17%, sedangkan label negatif sebanyak 35%.

5.2 Saran

Sesuai hasil penelitian dari analisis sentimen tweet menggunakan metode NBC dan NBC dengan optimasi *Adaboost* yang sudah dilakukan, dibutuhkan penelitian lanjut terkait dengan analisis sentimen terhadap *dark jokes* ini. Berikut saran yang dapat mengembangkan penelitian ini:

1. Metode yang digunakan bisa diganti dengan metode *machine learning* yang lain agar dapat dibandingkan seberapa bagus metode lain dalam klasifikasi sentimen terhadap teks Twitter.
 2. Dalam validasi pelabelan bisa digunakan metode *judgement sampling* agar mendapatkan hasil validasi label yang baik dari hasil *pseudo labeling*.

3. Penerapan metode *Adaboost* lebih baik digunakan jika data dari penelitian berupa data yang *imbalance*.
 4. Tahapan *preprocessing* bisa ditambah dengan mengkonversi emotikon dari tweet menjadi sebuah kata agar dapat diproses dalam klasifikasi sentimen.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdul, O., Mahbub, R. and Ab, A. (2018) ‘Stand Up Comedy, Stand Up Comedy Indonesia, Satire, Diskriminasi, Semiotika, John Fiske.’, (071511533055), pp. 1–16.

Angraini, Y. (2017) ‘Sentiment Analysis of Sarcasm in Spoken Language’, *ANGLO-SAXON: Jurnal Ilmiah Program Studi Pendidikan Bahasa Inggris*, 8(1), p. 103. doi: 10.33373/anglo.v8i1.989.

Black Humour / Definition of Black Humour by Oxford Dictionary on Lexico.com also meaning of Black Humour (2020). Available at: https://www.lexico.com/definition/black_humour (Accessed: 13 October 2020).

Bustami (2014) ‘PENERAPAN ALGORITMA NAIVE BAYES’, 8(1), pp. 884–898.

Byna, A. and Basit, M. (2020) ‘Penerapan Metode Adaboost Untuk Mengoptimasi Prediksi Penyakit Stroke Dengan Algoritma Naïve Bayes’, *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, 9(3), pp. 407–411. doi: 10.32736/sisfokom.v9i3.1023.

Cahyani, R. (2020) ‘Analisis Sentimen Pada Media Sosial Twitter Terhadap Tokoh Publik Peserta Pilpres 2019’, *Matics*, 12(1), p. 79. doi: 10.18860/mat.v12i1.8356.

Deolika, A., Kusrini, K. and Luthfi, E. T. (2019) ‘Analisis Pembobotan Kata Pada Klasifikasi Text Mining’, *Jurnal Teknologi Informasi*, 3(2), p. 179. doi: 10.36294/jurti.v3i2.1077.

Fathan Hidayatullah, A. and Sn, A. (2014) ‘ANALISIS SENTIMEN DAN KLASIFIKASI KATEGORI TERHADAP TOKOH PUBLIK PADA TWITTER’, *Seminar Nasional Informatika*, 2014(semnasIF), pp. 115–122. Available at: <http://www.situs.com>.

Fitriyani, F. (2018) ‘Metode Bagging Untuk Imbalance Class Pada Bedah Toraks Menggunakan Naive Bayes’, *Jurnal Kajian Ilmiah*, 18(3), p. 278. doi: 10.31599/jki.v18i3.281.

- Ford, T. E., Richardson, K. and Petit, W. E. (2015) ‘Disparagement humor and prejudice: Contemporary theory and research’, *Humor*, 28(2), pp. 171–186. doi: 10.1515/humor-2015-0017.

Freund, Y. (2001) ‘An Adaptive Version of the Boost by Majority Algorithm’, *Machine Learning*, 43(3), pp. 293–318. doi: 10.1023/A:1010852229904.

Fudholi, Dhomas H;Juwairi, K. (2019) ‘Pemanfaatan_Teknik Media Jamur’.

Gubanov, N. N., Gubanov, N. I. and Rokotyanskaya, L. (2018) ‘Factors of Black Humor Popularity’, 283(Cesses), pp. 379–383. doi: 10.2991/cesses-18.2018.85.

Gunawan, E. F. (2021) ‘Komodifikasi Kemisikinan pada Konten Pocast Dark Joke Coki Pardede dan Tretan Muslim’.

Hearst, M. A. (1999) ‘Untangling text data mining’, pp. 3–10. doi: 10.3115/1034678.1034679.

Hidayah, I. N. . (2020) ‘Strategi Penciptaan Humor oleh Sadana Agung pada Stand Up Indonesia Season 6 Kompas TV Kajian: Anatomy of Humor Asa Berger’.

Hu, Wei and Hu, Weiming (2005) ‘Network-based intrusion detection using adaboost algorithm’, *Proceedings - 2005 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence, WI 2005*, 2005, pp. 712–717. doi: 10.1109/WI.2005.107.

Hutapea, T. & I. (2018) ‘Penerapan Algoritma Modified K-Nearest Neighbour Pada Pengklasifikasian Penyakit Kejiwaan Skizofrenia’, *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(10), pp. 3957–3961.

Kalra, V. and Aggarwal, R. (2018) ‘Importance of Text Data Preprocessing & Implementation in RapidMiner’, *Proceedings of the First International Conference on Information Technology and Knowledge Management*, 14(January), pp. 71–75. doi: 10.15439/2017km46.

Kementerian Komunikasi dan Informatika (2020). Available at: https://kominfo.go.id/content/detail/2366/indonesia-peringkat-lima-pengguna-twitter/0/sorotan_media (Accessed: 1 October 2020).

Kusrorong, Neutrino Sae B. Sina, D. R. R. (2019) ‘KAJIAN MACHINE

LEARNING DENGAN KOMPARASI KLASIFIKASI.pdf".

Laraziza (2014) ‘KRITIK SOSIAL DALAM KOMEDI (Studi Kasus Stand-Up Comedy di Kalangan Mahasiswa Fakultas Ilmu Sosial Universitas Negeri Jakarta)’, *KRITIK SOSIAL DALAM ROMAN MOMO KARYA MICHAEL ENDE (ANALISIS SOSIOLOGI SASTRA)* SKRIPSI Diajukan.

Latif, S. (2018) 'TEXT MINING UNTUK KLASIFIKASI KONTEN ABSTRAK JURNAL BAHASA INGGRIS MENGGUNAKAN METODE REDUKSI DIMENSI DAN NAIVE BAYES', 151(2), pp. 10–17.

Lázaro, L. A. and Swift, J. (2001) 'British Satire', *English*, (1736), pp. 569–572.

Manning, C. D., Raghavan, P. and Schütze, H. (2008) *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press. Available at:
<https://books.google.co.id/books?id=t1PoSh4uwVcC>.

Mozetič, I. et al. (2018) ‘How to evaluate sentiment classifiers for Twitter time-ordered data?’, *PLoS ONE*. doi: 10.1371/journal.pone.0194317.

Nurhuda, F., Widya Sihwi, S. and Doeves, A. (2016) ‘Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Calon Presiden Indonesia 2014 berdasarkan Opini dari Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier’, *Jurnal Teknologi & Informasi ITS*. doi: 10.20961/its.v2i2.630.

Rabbani, M. N. (2020) ‘Pengembangan sistem prediksi daftar ulang calon mahasiswa baru menggunakan metode ADABOOST’. Available at: <http://digilib.uinsby.ac.id/42063/>.

Rini, D. C., Farida, Y. and Puspitasari, D. (2016) ‘Klasifikasi Menggunakan Metode Hybrid Bayesian-Neural Network (Studi Kasus: Identifikasi Virus Komputer)’, *Jurnal Matematika ‘MANTIK’*, 1(2), p. 38. doi: 10.15642/mantik.2016.1.2.38-43.

Sidiq, R. P., Dermawan, B. A. and Umaidah, Y. (2020) ‘Sentimen Analisis Komentar Toxic pada Grup Facebook Game Online Menggunakan Klasifikasi Naïve Bayes’, *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 5(3), p. 356. doi: 10.32493/informatika.v5i3.6571.

Sipayung, E. M., Maharani, H. and Zefanya, I. (2016) ‘Perancangan Sistem Analisis Sentimen Komentar Pelanggan Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier’, *Jurnal Sistem Informasi*, 8(1), pp. 958–965. Available at: <https://ejournal.unsri.ac.id/index.php/jsi/article/view/3250/1907>.

Syakuro, A. (2017) ‘PADA MEDIA SOSIAL MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER (NBC) DENGAN SELEKSI FITUR INFORMATION GAIN (IG) HALAMAN JUDUL SKRIPSI Oleh: ABDAN SYAKURO’, *Analisis sentimen masyarakat terhadap e-commerce pada media sosial menggunakan metode naive bayes classifier (NBC) dengan seleksi fitur information gain (IG)*, pp. 1–89.

Utami, L. D. (2015) ‘Integrasi Metode Information Gain untuk Seleksi Fitur dan AdaBoost untuk Mengurangi Bias pada Analisis Sentimen Review Restoran Menggunakan Algoritma Naive Bayes’, *Journal of Intelligent Systems*, 1(2), pp. 120–126.

Vidya, N. A. (2015) 'TWITTER SENTIMENT ANALYSIS TERHADAP BRAND REPUTATION: STUDI KASUS PT XL AXIATA Tbk.', 3(7), pp. 59–78.

Vijaysinh (2021) *Hands-On Tutorial on Performance Measure of Stratified K-Fold Cross-Validation*. Available at: <https://analyticsindiamag.com/hands-on-tutorial-on-performance-measure-of-stratified-k-fold-cross-validation/>.

We Are Social & Hootsuite (2020) ‘Indonesia Digital report 2020’, *Global Digital Insights*, p. 247. doi: <https://datareportal.com/reports/digital-2020-global-digital-overview>.

Willinger, U. et al. (2017) 'Cognitive and emotional demands of black humour processing: the role of intelligence, aggressiveness and mood', *Cognitive Processing*. doi: 10.1007/s10339-016-0789-y.

Witten, I. H., Frank, E. and Hall, M. A. (2011) *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Elsevier Science (The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems). Available at: <https://books.google.co.id/books?id=bDtLM8CODsQC>.

Wu, Y. et al. (2020) ‘Application of alternating decision tree with AdaBoost and bagging ensembles for landslide susceptibility mapping’, *CATENA*, 187, p. 104396. doi: <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104396>.

Zuhri, F. N. and Alamsyah, A. (2017) ‘Menggunakan Naive Bayes Classifier Di Forum Kaskus Public Sentiment Analysis of Smartfren Brand Using Naive Bayes Classifier on Kaskus Forum’, *e-Proceeding of Management*, 4(1), pp. 242–251.

Zulfa, I. and Winarko, E. (2017) ‘Sentimen Analisis Tweet Berbahasa Indonesia Dengan Deep Belief Network’, *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*. doi: 10.22146/ijccs.24716.