

ANALISIS SENTIMEN PERFORMA “VIDEO ASSISTANT REFEREE” MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES

Fajar Athariq¹, Garno³, Iqbal Maulana³

^{1,2}, Universitas Singaperbangsa Karawang, Jl. HS. Ronggo Waluyo, Pseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat, 41361

Received: 12 Juli 2024

Accepted: 31 Juli 2024

Published: 7 Agustus 2024

Keywords:

Video Assistant Referee, Naïve Bayes classification, analisis sentimen, sepakbola, TF-IDF, SMOTE.

Correspondent Email:

fajarathariq14@gmail.com

Video Assistant Referee (VAR) adalah teknologi yang diterapkan dalam sepak bola untuk membantu wasit membuat keputusan yang lebih akurat. Meskipun bertujuan untuk meningkatkan keadilan dalam permainan, penerapan VAR sering kali memicu kontroversi dan perdebatan di kalangan penggemar serta pemain sepak bola. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap VAR melalui data yang dikumpulkan dari Twitter. Masalah utama yang dihadapi adalah adanya perbedaan pandangan terhadap efektivitas dan dampak VAR, yang mempengaruhi persepsi publik. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Naïve Bayes dengan fitur TF-IDF dan teknik oversampling SMOTE. Beberapa skenario pembagian data latih dan uji diterapkan, yaitu 90:10, 80:20, 70:30, dan 60:40. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan SMOTE menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 77% pada skenario 80:20 dan 60:40. Sementara itu, nilai precision tertinggi dicapai pada skenario 90:10 dan 80:20 dengan 68%, recall tertinggi pada skenario 90:10 dengan 82%, dan F1-score tertinggi pada skenario 90:10 dengan 85%. Analisis word cloud dari tweet menunjukkan bahwa sentimen negatif terhadap VAR terkait dengan kata-kata seperti "abolish", "rugi", "lama", "kualitas wasit", "problem", dan "kontroversi". Sentimen netral berfokus pada kata-kata seperti "petition", "sign petition", "technology", "league", "football", dan "match official", sementara sentimen positif mencakup kata-kata seperti "langsung", "jelas", "guna", "adil", "bantu", dan "cepat".

The Video Assistant Referee (VAR) is a technology implemented in football to assist referees in making more accurate decisions. Despite its aim to enhance fairness in the game, the implementation of VAR often triggers controversy and debate among fans and players. This research aims to analyze public sentiment towards VAR through data collected from Twitter. The main issue addressed is the differing opinions on the effectiveness and impact of VAR, which influence public perception. The method used in this research is Naïve Bayes with TF-IDF features and the SMOTE oversampling technique. Several training and testing data split scenarios were applied, namely 90:10, 80:20, 70:30, and 60:40. The results indicate that using SMOTE achieved the highest accuracy of 77% in the 80:20 and 60:40 scenarios. Meanwhile, the highest precision was achieved in the 90:10 and 80:20 scenarios with 68%, the highest recall in the 90:10 scenario with 82%, and the highest F1-score in the 90:10 scenario with 85%. The word cloud analysis of the tweets shows that negative sentiment towards VAR is associated with words like "abolish", "rugi", "lama", "kualitas wasit", "problem", and "kontroversi". Neutral sentiment focuses on words such as "petition", "sign petition", "technology", "league", "football", and "match official" while positive sentiment includes words like "langsung", "jelas", "guna", "adil", "bantu", and "cepat".

1. PENDAHULUAN

Sepakbola adalah salah satu olahraga paling populer di dunia, dengan wasit yang berperan penting dalam menentukan insiden di lapangan seperti gol, offside, pelanggaran, atau kartu merah. Namun, keputusan wasit sering kali kontroversial dan dapat mempengaruhi hasil pertandingan. *Video Assistant Referee* (VAR) diperkenalkan untuk membantu wasit mengambil keputusan yang lebih akurat dengan melihat tayangan ulang kejadian penting [2].

VAR pertama kali diinisiasi oleh The Royal Netherlands Football Association (KNVB) pada tahun 2012 dan diresmikan dalam Laws of the Game oleh IFAB pada tahun 2018 [3]. Meskipun bertujuan untuk mengurangi kesalahan wasit, penggunaan VAR sering kali menimbulkan kontroversi, seperti keputusan yang salah atau terlewatkan, dan dugaan manipulasi hasil pertandingan.

Contohnya, berdasarkan yang dilansir di website *goal.com* pada pertandingan Arsenal vs Brentford pada 11 Februari 2023, VAR salah menganulir gol offside yang seharusnya tidak sah. Voting oleh ESPN menunjukkan bahwa 58% dari 13.513 responden menganggap VAR harus dihilangkan karena merusak esensi sepakbola. Di media sosial seperti Twitter, banyak penggemar sepakbola menyuarakan pendapat negatif tentang inkonsistensi VAR.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen opini publik mengenai performa VAR menggunakan algoritma Naïve Bayes, yang terbukti memiliki akurasi tinggi [4]. Analisis ini penting untuk memahami bagaimana VAR mempengaruhi keputusan wasit dan hasil pertandingan, serta memberikan kontribusi pada pengembangan teknologi VAR yang lebih efektif dan efisien.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah metode untuk menilai pandangan masyarakat terhadap subjek tertentu yang diperoleh dari sekumpulan data [1]. Teknik ini mencakup aspek pengolahan bahasa alami, komputasi linguistik, dan *text mining* untuk menyelidiki opini, sentimen, evaluasi, sikap, penilaian, dan emosi seseorang terkait topik tertentu [5]. Penelitian ini sering dilakukan pada media sosial seperti Twitter, di mana sentimen dievaluasi pada tingkat kalimat dan aspek [5]. Proses ini melibatkan kategorisasi tweet menjadi objektif atau subjektif serta penentuan sentimen positif atau negatif [6].

2.2 Media Sosial X

Twitter, yang kini dikenal sebagai X, adalah platform media sosial yang populer untuk mengirim informasi secara real-time melalui tweet. Indonesia menempati peringkat ketiga dalam jumlah pengguna

X, setelah Amerika Serikat dan Jepang [7]. Platform ini efektif untuk mengumpulkan opini terkait berbagai entitas seperti produk, layanan, organisasi, dan individu [5].

2.3 Text Mining

Text mining adalah proses ekstraksi pola dari data tekstual yang tidak terstruktur untuk menemukan informasi yang belum diketahui [8]. *Text mining* fokus pada analisis sikap, perasaan, pendapat, dan emosi individu terkait topik tertentu [9]. Teknik ini berbeda dari data mining karena menggunakan data yang tidak terstruktur, seperti dokumen teks, dan hasilnya sering memiliki noise dan dimensi data yang besar [10].

2.4 Knowledge Discovery in Database (KDD)

KDD adalah konsep untuk ekstraksi informasi yang berpotensi dan implisit dari sekumpulan data. Proses ini melibatkan data mining untuk mengidentifikasi pola atau tren dalam data, yang kemudian diubah menjadi informasi yang dapat dimengerti [11]. Dalam penelitian ini, analisis sentimen terhadap performa VAR di sepakbola dilakukan menggunakan algoritma Naïve Bayes sebagai teknik data mining.

Tahapan KDD:

1. *Data Selection*: Memilih data yang relevan, seperti tweet terkait VAR.
2. *Preprocessing*: Membersihkan data dari tautan, tanda baca, dan melakukan normalisasi teks.
3. *Transformation*: Mengubah data ke format numerik menggunakan teknik seperti TF-IDF.
4. *Data Mining*: Menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk klasifikasi sentimen.
5. *Evaluation*: Menilai kinerja model menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

2.5 Algoritma Naïve Bayes

Naïve Bayes adalah algoritma yang menggunakan teori Bayes untuk klasifikasi. Algoritma ini mengasumsikan bahwa semua atribut tidak saling bergantung pada nilai variabel kelas dan bertujuan untuk menebak label kelas berdasarkan ciri-ciri yang ada [12]. Kinerja algoritma diukur menggunakan *confusion matrix*, yang menghitung tingkat akurasi dan kesalahan prediksi [12].

2.6 Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)

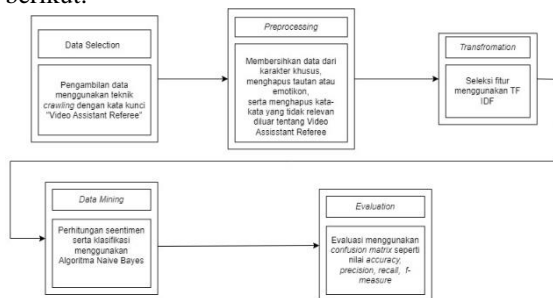
SMOTE adalah metode *oversampling* untuk menyeimbangkan distribusi data dengan meningkatkan jumlah data kelas minoritas. Teknik ini mengatasi masalah *class imbalance* dan meningkatkan kinerja metode klasifikasi, namun berisiko *overfitting* [13].

2.7 Video Assistant Referee (VAR)

VAR adalah sistem yang digunakan dalam sepakbola untuk membantu wasit mengambil keputusan kontroversial dengan teknologi video dan komunikasi [14]. Tujuan utama VAR adalah meningkatkan keadilan dalam sepakbola dengan mengurangi kesalahan pengambilan keputusan yang signifikan [15].

3. METODE PENELITIAN

Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Knowledge Discovery in Database (KDD)*. Proses ini mencakup beberapa tahapan, sebagai berikut:



Gambar 3. 1 Metodologi KDD

3.1 Data Selection

Pemilihan data yang relevan dari sumber yang tersedia, yaitu tweet yang terkait dengan performa teknologi *Video Assistant Referee (VAR)* dalam sepak bola.

3.2 Preprocessing

Tahapan preprocessing dalam analisis sentimen Twitter terhadap performa teknologi *Video Assistant Referee (VAR)* pada dunia sepakbola menggunakan algoritma Naïve Bayes melibatkan beberapa langkah, yaitu:

- *Cleaning*
Menghilangkan data yang tidak diperlukan seperti URL dan tanda baca yang tidak relevan.
- *Case Folding*
Mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil agar tidak ada perbedaan dalam pengenalan kata berdasarkan kapitalisasi.
- *Tokenizing*
Memecah teks menjadi unit-unit kecil (token) seperti kata atau frasa.
- *Stopword Removal*
Menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna khusus.
- *Stemming atau Lemmatization*
Mengubah kata-kata ke bentuk dasarnya untuk mengurangi variasi kata.

3.3 Transformation

Mengubah data ke dalam format yang sesuai untuk analisis. Pada tahap ini, teknik vektorisasi teks seperti TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document*

Frequency) digunakan untuk mengubah data teks menjadi data numerik serta SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas dalam data pelatihan dengan mensintesis contoh-contoh baru dari kelas minoritas.

3.4 Data Mining

Menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk melakukan klasifikasi sentimen terhadap performa VAR. Algoritma ini mengklasifikasikan sentimen tweet sebagai positif, negatif, atau netral berdasarkan atribut-atribut yang relevan.

3.5 Evaluation

Menilai kinerja model atau hasil analisis menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi sentimen cuitan para pengguna media sosial X terhadap usulan atau opini mengenai kualitas penggunaan teknologi *Video Assistant Referee (VAR)* dalam sepak bola. Teknologi VAR telah menjadi topik perdebatan di kalangan pecinta sepak bola dan profesional, karena kemampuannya dalam membantu wasit membuat keputusan yang lebih akurat selama pertandingan. Namun, implementasi teknologi ini juga menimbulkan berbagai reaksi dari masyarakat, mulai dari dukungan penuh hingga kritik tajam. Oleh karena itu, penting untuk memahami bagaimana sentimen publik terbentuk terkait penggunaan VAR dalam pertandingan sepak bola.

Analisis dilakukan menggunakan metode klasifikasi dengan algoritma Naive Bayes. Dengan menganalisis sentimen publik, hasilnya dapat digunakan sebagai wawasan yang lebih dalam mengenai pandangan masyarakat terhadap VAR, yang kemudian dapat digunakan sebagai referensi data informasi untuk menilai apakah opini masyarakat terhadap penggunaan VAR dapat direalisasikan atau tidak.

4.1 Pengumpulan Data

Aspek penting dalam penelitian ini adalah pengumpulan data yang representatif dan relevan. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan dari platform media sosial X, yang populer di kalangan masyarakat untuk berbagi pendapat dan diskusi mengenai berbagai topik, termasuk sepak bola. Media sosial X dipilih karena luasnya jangkauan dan kemampuannya dalam menangkap sentimen publik secara *real-time*.

1	Date	Tweet	username
2	Sat May 18 13:50:25	@BBCMOTD The use of Video Assistant Referee (VAR) in the Premier League has been a topic of c	FreshSport87
3	Sat May 18 13:00:32	1. The Premier League clubs are set to vote at their annual general meeting next month on a propo	Football_BM
4	Sat May 18 12:51:34	Penggunaan Video Assistant Referee (VAR) di Premier League 2023/2024 terus mendapat sorotan r	ngopbareng_id
5	Sat May 18 12:51:09	@ThePeakSami The problem is not the technology the problem is the person designated as the Vid	Dem_Roalq
6	Sat May 18 12:00:35	VAR Review: Why Man United didn't get a penalty vs. Arsenal Video Assistant Referee causes con	DisplayBZ
7	Sat May 18 10:59:39	Remove the use of the Video assistant referee (VAR) from Premier League football - Sign the Petiti	ColinHalling
8	Sat May 18 10:50:45	@UyahGand47 @okinawaze @simamaung video assistant referee	kipong_
9	Sat May 18 10:15:10	@ThePeakSami Offides will be automated - It does not require a Video Assistant Referee to get i	unintrose
10	Sat May 17 21:12:05	@RogulTrad @brfootball @SP1_EN VAR (Video assistant referee) U5gUuHUS g-UfU... @S6L_UU5d	saed3373
11	Fri May 17 20:16:43	Remove the use of the Video assistant referee (VAR) from Premier League football - Sign the Petiti	lacar32
12	Fri May 17 19:31:16	@UtdDistrict @DaleJohnsonESPN @premierleague Terrible idea. Video Assistant Referee should b	stevemor123
13	Fri May 17 18:00:00	+A5E VIENE UN VAR 2.0? Gianni Infantino mandamA5s de la FIFA revelA que estA5n poniendo a pr	ESPNChile
14	Fri May 17 17:56:08	Is a recent press conference Manchester United manager Erik ten Hag shared his thoughts on the	PaulK4kay3
15	Fri May 17 17:00:26	+Bek Manchester United Harry Maguire mendukung wacana agar video assistant referee (VAR) di Pr	bolacomID
16	Fri May 17 16:16:12	Remove the use of the Video assistant referee (VAR) from Premier League football - Sign the Petiti	GrandpaGamer
17	Fri May 17 15:49:22	+@gwoionfydydydd @Orbinoho Automated offside separate from VAR which is for subjective decisio	Mythgama
18	Fri May 17 15:27:40	+El ciudadano colombiano Wilmar Roldán varA el encargado de impartir justicia en el estadio meti	HumorPao
19	Fri May 17 15:17:10	+@urochil3 @CE3B3*5f18,A5 "G3"53,"5D5,"3K3"3,"51e-Kace-45BCEA5"5A5,55A5B3,D505X05X Refe	FR_jongweoud
20	Fri May 17 14:30:00	+Michal Richards has demanded the Premier League get rid of the controversial Video Assistant	Ref MirrorSportE
21	Fri May 17 13:10:33	+@AspeyCarroB8030 @janierubien @piersmogon Agreed - but only if initiated by the referee in th	thetooncentre
22	Fri May 17 13:05:50	+Should VAR be scrapped from the premier league? @premierleague clubs will vote to scrap or keep	RonKuplo
23	Fri May 17 11:57:25	+Manager Manchester United Erik ten Hag tak melihat ada jalan menghilangkan video assistant	refer deniksport
24	Fri May 17 11:29:51	+@HermiMexis @AlCTeacher? @CEVideo Assistant Referee@CE3,5,CE3,5,CE3*5e,"58CE443*5B5 FR_jongweoud	
25	Fri May 17 11:14:03	+@SteveMadeley78 Drives me insane. VAR stands for Video Assistant Referee. It literally is the	pers OldGilles
26	Fri May 17 09:51:52	+An Arabian man who went missing since 1996 26 years ago was found in the neighbor's undergrou	MediaVAR

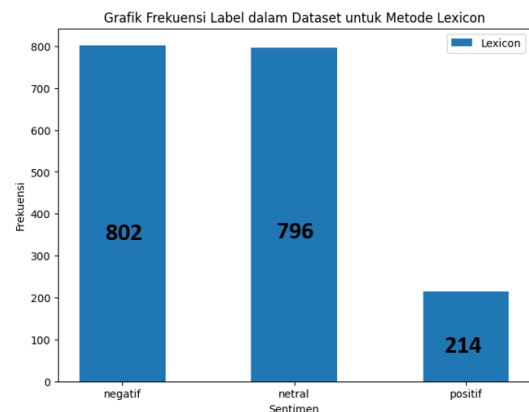
Gambar 4. 1 Dataset Mentah

Teknik pengumpulan data dilakukan dengan cara crawling menggunakan Twitter API pada tanggal 27 Mei 2024. Proses ini melibatkan penarikan data secara otomatis dari Twitter berdasarkan kriteria tertentu. Data yang diambil adalah cuitan yang dibuat dalam rentang waktu 1 Mei 2024 hingga 27 Mei 2024, yang secara eksplisit menyebutkan *Video Assistant Referee* (VAR) dalam konteks positif, netral, atau negatif. Pemilihan rentang waktu ini bertujuan untuk mendapatkan sampel data yang cukup besar dan bervariasi, sehingga analisis yang dilakukan dapat memberikan gambaran yang komprehensif mengenai sentimen publik terhadap VAR. Hasil dari proses crawling ini menghasilkan 2.093 tweet, yang dianggap cukup representatif untuk analisis sentimen.

4.2 Data Selection

Pada tahap ini, proses pemilihan data dilakukan untuk memastikan bahwa dataset yang digunakan relevan dan berkualitas tinggi. Dari hasil crawling sebanyak 2.093 tweet, data yang dipilih merupakan tweet yang sesuai dengan kriteria yang telah ditentukan. Kriteria tersebut meliputi pemilihan tweet berdasarkan bahasa yang tidak terbatas pada Bahasa Indonesia untuk mendapatkan perspektif yang lebih luas. Selain itu, dilakukan beberapa penyaringan data seperti penghapusan duplikasi, penghapusan retweet, serta pembersihan data. Setelah seleksi, jumlah tweet yang terpilih adalah 1.812.

Data yang telah terseleksi kemudian dibagi menjadi tiga kelas (proses *labelling*) yaitu sentimen positif, negatif, dan netral. Hasilnya adalah 822 tweet berlabel negatif, 813 tweet berlabel netral, dan 177 tweet berlabel positif. Distribusi hasil labelling ini memberikan gambaran umum tentang bagaimana pengguna media sosial X merespons penggunaan teknologi VAR dalam pertandingan sepak bola. Jumlah tweet yang berhasil dikumpulkan dan dilabeli ini dianggap cukup representatif untuk analisis sentimen lebih lanjut.



Gambar 4. 2 Hasil Labeling

4.3 Preprocessing

Tahap selanjutnya yaitu fengan melakukan tahapan *preprocessing* yang mencakup *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*, data yang digunakan dalam penelitian ini menjadi lebih bersih dan siap untuk digunakan dalam proses klasifikasi. Tahapan preprocessing ini sangat penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan adalah data yang relevan dan dapat memberikan hasil analisis yang akurat.

4.3.1 Cleaning

Proses pembersihan data melibatkan penghapusan URL, angka, atau simbol-simbol yang tidak diperlukan dalam klasifikasi. Contoh hasil dari penerapan tahap pembersihan data dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Proses Cleaning

Tweet sebelum dilakukan Cleaning	Tweet sesudah dilakukan Cleaning
The Premier League: Remove the use of the Video assistant referee (VAR) from Premier League football https://t.co/ZbkYKhiota via @UKChange	the premier league remove the use of the video assistant referee var from premier league football.
Mimpi Buruk #Vietnam Bernama VAR Vietnam kembali dihukum karena kesalahan yang ditinjau ulang Video Assistant Referee (VAR). The Golden Star Warriors kerap apes saat teknologi itu digunakan. https://t.co/wixwBflzPW https://t.co/ijeW0C9PCA	mimpi buruk vietnam bernama var vietnam kembali dihukum karena kesalahan yang ditinjau ulang video assistant referee var the golden star warriors kerap apes saat teknologi itu digunakan.

Dari tabel 4.1, sebelum dilakukan proses cleaning masih terdapat URL, karakter, emotikon, dan hashtag yang tidak dibutuhkan untuk proses

klasifikasi. Setelah proses cleaning, tweet sudah dibersihkan untuk proses klasifikasi.

4.3.2 Case folding

Tahap ini mengubah semua huruf kapital dalam dataset menjadi huruf kecil. Proses ini dilakukan agar semua data memiliki penyeragaman karakter. Contoh hasil tahap case folding dapat dilihat pada tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Proses *Case Folding*

Tweet sebelum dilakukan Case Folding	Tweet sesudah dilakukan Case Folding
Ref influencing the decision? The on field ref is in charge. VAR is there to help. That's why it's called VAR Video ASSISTANT Referee. The on field ref is the highest ranking official. He has to say what he thinks. What are you waffling on about?	ref influencing the decision the on field ref is in charge var is there to help that s why it s called var video assistant referee the on field ref is the highest ranking official he has to say what he thinks what are you waffling on about
Tak perlu risau kembali karena telah hadir teknologi Video Assistant Referee (VAR) atau yang lebih kerennya disebut sebagai Mata Elang.	tak perlu risau kembali karena telah hadir teknologi video assistant referee var atau yang lebih kerennya disebut sebagai mata elang.

Dapat dilihat pada tabel 4.2, setelah dilakukan tahap casefolding bisa dilihat semua huruf yang ada pada dalam dataset menjadi huruf kecil, maupun itu huruf yang seharusnya kapital. Hal ini untuk memudahkan proses klasifikasi. Salah satu contoh tahap casefolding yaitu kata "VAR" yang tadinya kalimat kapital setelah mengalami tahap case folding berubah menjadi huruf kecil "var".

4.3.3 Tokenizing

Setelah data dibersihkan dan diubah ke huruf kecil, selanjutnya dilakukan tokenizing. Tokenizing merupakan proses pemecahan kalimat pada data komentar menjadi kata per kata. Contoh hasil tokenizing dapat dilihat pada tabel 4.3.

Tabel 4. 3 Proses *Tokenizing*

Tweet sebelum dilakukan Tokenizing	Tweet sesudah dilakukan Tokenizing
If you remove the video assistant referee the on field referee (who are part of the same group of people) will make all the same	'if', 'you', 'remove', 'the', 'video', 'assistant', 'referee', 'the', 'on', 'field', 'referee', 'who', 'are', 'part', 'of', 'the',

mistakes. The VAR is the right position that is filled with the wrong people.	'same', 'group', 'of', 'people', 'will', 'make', 'all', 'the', 'same', 'mistakes', 'the', 'var', 'is', 'the', 'right', 'position', 'that', 'is', 'filled', 'with', 'the', 'wrong', 'people'
VAR (Video Assistant Referee) in football matches helps referees make more accurate decisions by reviewing key incidents reducing errors and ensuring fairness.	'var', 'video', 'assistant', 'referee', 'in', 'football', 'matches', 'helps', 'referees', 'make', 'more', 'accurate', 'decisions', 'by', 'reviewing', 'key', 'incidents', 'reducing', 'errors', 'and', 'ensuring', 'fairness'

Pada tabel 4.3 menunjukkan hasil pada tahap tokenizing di mana data tweet yang awalnya berupa kalimat berhasil dipecah menjadi kata per kata. Adapun karakter pemisah dari tiap kata tersebut ditandai dengan tanda kutip satu yang bet ada di tiap awal dan akhir huruf dalam tiap kata.

4.3.4 Stopword Removal

Tahap stopwords removal menyaring kata-kata yang tidak relevan untuk klasifikasi. Proses ini menggunakan dokumen berisi kata-kata stopwords untuk membantu penyaringan. Contoh hasil stopwords removal dapat dilihat pada tabel 4.4

Tabel 4. 4 Proses *Stopword Removal*

Tweet sebelum Stopword Removal	Tweet setelah Stopword Removal
'Chelsea', 'head', 'coach', 'Mauricio', 'Pochettino', 'has', 'expressed', 'frustration', 'with', 'the', 'Video', 'Assistant', 'Referee', 'otherwise', 'known', 'as', 'VAR', 'stating', 'that', 'it', 'is', 'damaging', 'English', 'football'.	'chelsea', 'head', 'coach', 'mauricio', 'pochettino', 'expressed', 'frustration', 'video', 'assistant', 'referee', 'otherwise', 'known', 'var', 'stating', 'damaging', 'english', 'football'
'It', 'seems', 'every', 'game', 'there', 'is', 'a', 'clear', 'and', 'obvious', 'mistake', 'made', 'by', 'the', 'video', 'assistant', 'referee', 'at', 'stockly', 'park'. 'Get',	'seems', 'every', 'game', 'clear', 'obvious', 'mistake', 'made', 'video', 'assistant', 'referee', 'stockly', 'park', 'get', 'football', 'completely'

'it', 'out', 'if', 'football', 'completely'	
---	--

4.3.5 Stemming

Tahap terakhir dari *preprocessing* adalah stemming. *Stemming* bertujuan mengubah kata-kata dalam dokumen ke dalam kata dasar. Contoh hasil stemming dapat dilihat pada tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Proses *Stemming*

Tweet sebelum dilakukan <i>Stemming</i>	Tweet sebelum dilakukan <i>Stemming</i>
'Sorry', 'but', 'you', 'cannot', 'get', 'away', 'with', 'that', 'on', 'a', 'football', 'field', 'We', 'need', 'some', 'sort', 'of', 'Video', 'Assistant', 'Referee'	'sorry', 'get', 'away', 'football', 'field', 'need', 'sort', 'video', 'assistant', 'referee'
'Video', 'assistant', 'referee', 'working', 'to', 'perfection', 'Bayern', 'could've', 'been', 'robbed', 'there', 'Nice', 'that', 'the', 'goal', 'has', 'been', 'chopped', 'off'	'video', 'assistant', 'referee', 'working', 'perfection', 'bayern', 'could', 'robbed', 'nice', 'goal', 'chopped'

Dapat dilihat pada tabel 4.5 terdapat penggunaan stemming untuk misalnya seperti kata 'couldve' yang diganti menjadi kata dasar yaitu 'could', lalu ada juga 'chopped odd' yang dihapus menjadidi hanya kata 'chopped', dan masih banyak beberapa ontoh lainnya.

4.4 Transformation Data

Setelah transformasi, data diolah menggunakan algoritma Naive Bayes. Penelitian ini mencakup empat skenario pengujian data latih dan data uji dengan persentase berbeda: 90:10, 80:20, 70:30, dan 60:40. Berikut merupakan data yang digunakan.

Tabel 4. 6 Data Untuk Skenario

Skenario Pengujian	Data Latih	Data Uji
90:10	1630	182
80:20	1449	363
70:30	1268	544
60:40	1087	725

Setelah menentukan skenario, dilakukan pengujian menggunakan tiga tahapan:

1. Klasifikasi dengan TF-IDF.
2. Klasifikasi dengan SMOTE (*Synthetic Minority Oversampling Technique*).

4.4.1 Skenario 90:10

Tabel 4. 7 Skenario 90:10

Klasifikasi 90:10		Hasil Klasifikasi			
		TF-IDF		SMOTE	
		Nega tif	Posit if	Nega tif	Posit if
Prediksi	Nega tif	67	39	79	27
	Positif	13	63	16	60

Berdasarkan tabel 4.7, hasil klasifikasi dengan TF-IDF pada skenario 90% data latih dan 10% data uji menunjukkan bahwa dari 182 data uji, terdapat 67 data kelas negatif yang benar terprediksi (TN), tetapi 13 data kelas negatif salah prediksi (FN). Untuk kelas positif, 63 data terprediksi benar (TP), namun 39 data salah prediksi (FP).

Pengujian lanjutan menggunakan SMOTE pada skenario yang sama menunjukkan peningkatan data kelas negatif yang benar terprediksi (TN) menjadi 79, namun data kelas negatif salah prediksi (FN) meningkat menjadi 16. Untuk kelas positif, data yang benar terprediksi (TP) menurun menjadi 60, dan data salah prediksi (FP) menurun menjadi 27.

4.4.2 Skenario 80:20

Tabel 4. 8 Skenario 80:20

Klasifikasi 90:10		Hasil Klasifikasi			
		TF-IDF		SMOTE	
		Nega tif	Posi tif	Nega tif	Posi tif
Prediksi	Nega tif	153	64	169	52
	Positif	23	117	29	113

Berdasarkan tabel 4.8, pada skenario 80% data latih dan 20% data uji, hasil klasifikasi dengan TF-IDF menunjukkan bahwa dari 363 data uji, terdapat 153 data kelas negatif yang benar terprediksi (TN), tetapi 64 data kelas negatif salah prediksi (FN). Untuk kelas positif, 117 data terprediksi benar (TP), namun 153 data salah prediksi (FP). Setelah menggunakan SMOTE pada skenario yang sama, data kelas negatif yang benar terprediksi (TN) meningkat menjadi 169, namun data kelas negatif salah prediksi (FN) juga meningkat menjadi 29. Untuk kelas positif, data yang benar terprediksi (TP) menurun menjadi 113, dan data salah prediksi (FP) menurun menjadi 52.

4.4.3 Skenario 70:30

Tabel 4. 9 Skenario 70:30

Klasifikasi 70:30		Hasil Klasifikasi			
		TF-IDF		SMOTE	
		Nega tif	Posit if	Nega tif	Posit if
Predi ksi	Nega tif	223	102	242	83
	Positi f	36	183	48	171

Berdasarkan tabel 4.9, pada skenario 70% data latih dan 30% data uji, hasil klasifikasi dengan TF-IDF menunjukkan bahwa dari 544 data uji, terdapat 223 data kelas negatif yang benar terprediksi (TN), tetapi 36 data kelas negatif salah prediksi (FN). Untuk kelas positif, 183 data terprediksi benar (TP), namun 102 data salah prediksi (FP). Setelah menggunakan SMOTE pada skenario yang sama, data kelas negatif yang benar terprediksi (TN) meningkat menjadi 242, namun data kelas negatif salah prediksi (FN) juga meningkat menjadi 48. Untuk kelas positif, data yang benar terprediksi (TP) menurun menjadi 171, dan data salah prediksi (FP) menurun menjadi 83.

4.4.4 Skenario 60:40

Tabel 4. 10 Skenario 60:40

Klasifikasi 70:30		Hasil Klasifikasi			
		TF-IDF		SMOTE	
		Nega tif	Posit if	Nega tif	Posit if
Predi ksi	Nega tif	302	137	331	108
	Positi f	48	238	58	228

Berdasarkan tabel 4.10, pada skenario 60% data latih dan 40% data uji, hasil klasifikasi dengan TF-IDF menunjukkan bahwa dari 725 data uji, terdapat 302 data kelas negatif yang benar terprediksi (TN), tetapi 48 data kelas negatif salah prediksi (FN). Untuk kelas positif, 238 data terprediksi benar (TP), namun 137 data salah prediksi (FP). Setelah menggunakan SMOTE pada skenario yang sama, data kelas negatif yang benar terprediksi (TN) meningkat menjadi 331, namun data kelas negatif salah prediksi (FN) juga meningkat menjadi 58. Untuk kelas positif, data yang benar terprediksi (TP) menurun menjadi 228, dan data salah prediksi (FP) menurun menjadi 108.

Berdasarkan pengujian dengan beberapa perbandingan data latih dan data uji, yaitu perbandingan 90:10, 80:20, 70:30, dan 60:40,

diperoleh hasil yang bervariasi. Pengujian menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan TF-IDF mencapai nilai akurasi tertinggi sebesar 74% pada perbandingan 70:30 dan 60:40. Sedangkan, pada pengujian dengan algoritma Naïve Bayes dan SMOTE, nilai akurasi tertinggi sebesar 77% diperoleh pada perbandingan 80:20 dan 60:40. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu memprediksi mayoritas data uji dengan baik.

Precision tinggi pada pengujian dengan SMOTE mencapai 68% pada perbandingan 90:10 dan 80:20, menunjukkan model memiliki tingkat kesalahan yang rendah dalam memprediksi positif. Recall tertinggi sebesar 82% diperoleh dari pengujian menggunakan TF-IDF pada perbandingan 90:10, menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi mayoritas kasus positif. Nilai F1-score tertinggi sebesar 85% dicapai pada pengujian menggunakan TF-IDF dengan perbandingan 90:10, menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall.

Tabel 4. 11 Hasil Akhir

Sken ario	Peng ujian	Accu racy	Preci sion	Recal l	F1- scor e
90:10	TF- IDF	71%	61%	82%	85%
	SMO TE	76%	68%	75%	71%
80:20	TF- IDF	72%	63%	82%	71%
	SMO TE	77%	68%	79%	73%
70:30	TF- IDF	74%	64%	83%	72%
	SMO TE	75%	67%	78%	72%
60:40	TF- IDF	74%	63%	83%	71%
	SMO TE	77%	67%	79%	72%

Hasil pengujian yang ditunjukkan pada table 4.11 menunjukkan bahwa pada skenario 60:40 dengan SMOTE, model mencapai akurasi tertinggi, menandakan bahwa menyeimbangkan dataset menggunakan SMOTE memberikan model data yang lebih representatif untuk belajar. Precision

tertinggi pada skenario 90:10 dan 80:20 dengan SMOTE menunjukkan bahwa model lebih akurat dalam mengidentifikasi prediksi positif tanpa banyak kesalahan. Recall tertinggi pada skenario 90:10 dengan TF-IDF menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi sebagian besar kasus positif, sedangkan F1-score tertinggi pada skenario 90:10 dengan TF-IDF menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*.

Dengan demikian, pemilihan metode dan skenario yang optimal tergantung pada metrik yang menjadi fokus utama. Jika akurasi adalah prioritas utama, maka perbandingan 60:40 dengan SMOTE adalah yang terbaik. Namun, jika *precision*, *recall*, atau F1-score menjadi fokus, maka perbandingan 90:10 atau 80:20 dengan metode yang sesuai lebih direkomendasikan. Penelitian ini menekankan pentingnya pemilihan metode dan skenario yang tepat sesuai dengan tujuan analisis yang ingin dicapai dalam konteks sentiment analysis terhadap VAR, karena metode dan skenario yang berbeda dapat memberikan hasil yang bervariasi.



Gambar 4.3 Word Cloud Netral

Dalam analisis *word cloud* untuk kategori netral pada VAR (gambar 4.3), kata-kata seperti "petition", "sign petition", "technology", "league", "football", "Premier League", "match official", "goal", dan "video" menunjukkan pandangan yang seimbang terhadap penggunaan VAR dalam sepak bola. Istilah "petition" dan "sign petition" mencerminkan upaya mempengaruhi penggunaan VAR. Kata "technology" menyoroti peran teknologi dalam pengambilan keputusan, sedangkan "league" dan "Premier League" menunjukkan konteks kompetisi. "Match official" dan "goal" mengacu pada aspek spesifik pertandingan yang terpengaruh oleh VAR, dan "video" menegaskan peran teknologi video dalam evaluasi keputusan di lapangan.



Gambar 4.4 Word Cloud Negatif

Dalam analisis *word cloud* untuk kategori negatif pada VAR (gambar 4.4), kata-kata seperti "abolish", "rugi", "lama", "kualitas wasit", "problem", dan "kontroversi" mencerminkan pandangan negatif terhadap VAR dalam sepak bola. Istilah "abolish" mengindikasikan keinginan untuk menghapus VAR, sementara "rugi" dan "lama" menyoroti kerugian waktu dan pengalaman pertandingan. "Kualitas wasit" menunjukkan keraguan pada konsistensi keputusan wasit, dan "problem" serta "kontroversi" menggarisbawahi adanya masalah dan perdebatan seputar implementasi VAR.



Gambar 4.5 Word Cloud Positif

Dalam analisis *word cloud* positif untuk VAR (gambar 4.5), kata-kata seperti "langsung", "cepat", "jelas", "pasti", "bantu", "adil", "decision", "guna", "lengkap", "nyata", "super", "pakai", dan "terapi" mencerminkan pandangan menguntungkan terhadap penggunaan teknologi ini dalam sepak bola. Kata "langsung" dan "cepat" menunjukkan respons cepat VAR dalam situasi krusial. "Jelas" dan "pasti" menekankan kejelasan dan kepastian keputusan, sementara "bantu", "guna", "adil", dan "decision" menunjukkan dukungan terhadap peran VAR dalam membantu wasit membuat keputusan yang adil. "Lengkap", "nyata", dan "super" mencerminkan dukungan terhadap transparansi dan keteraturan pertandingan, sedangkan "pakai" dan "terapi" menunjukkan implementasi efektif VAR. Secara keseluruhan, word cloud ini mencerminkan pandangan positif terhadap kontribusi VAR dalam meningkatkan kualitas dan keadilan dalam sepak bola.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai analisis sentimen terhadap sistem *Video Assistant Referee* (VAR) dalam sepak bola, beberapa kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut:

- Efektivitas Algoritma Naïve Bayes dalam Analisis Sentimen Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes efektif dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap teknologi *Video Assistant Referee* (VAR). Evaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-

- score menunjukkan kinerja yang baik dalam mengidentifikasi sentimen negatif, netral, dan positif dalam berbagai skenario pembagian data.
- b. Visualisasi Word Cloud sebagai Representasi Sentimen Penggunaan word cloud berhasil memvisualisasikan kata-kata yang sering muncul dalam setiap kategori sentimen terhadap VAR. Ini memberikan gambaran yang jelas tentang persepsi positif, negatif, dan netral terhadap teknologi VAR di kalangan penggemar sepak bola.
 - c. Rekomendasi untuk Masyarakat dan Penggemar Sepak Bola Hasil penelitian ini mengemukakan perlunya peningkatan transparansi dan komunikasi terkait penggunaan VAR dalam sepak bola. Edukasi tentang teknologi VAR juga penting untuk meningkatkan pemahaman publik, sementara dukungan terhadap inovasi dapat mendorong pengembangan teknologi yang lebih baik untuk olahraga sepak bola.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Rahman I.F., Hasanah A.N., Heryana N. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Samsat Digital Nasional (SIGNAL) Dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 2, Apr. 2024, <http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v12i2.407>
- [2] Abdi, H. (2023, November 5). VAR dalam sepak bola, peran, dan cara kerjanya. *Liputan6.com*. Retrieved from <https://www.liputan6.com/hot/read/5444984/var-dalam-sepak-bola-peran-dan-cara-kerjanya?page=4>.
- [3] Samuel, R. D., Galily, Y., Filho, E., & Tenenbaum, G. (2020). Implementation of the Video Assistant Referee (VAR) as a Career Change-Event: The Israeli Premier League Case Study. *Frontiers in Psychology*, 11.
- [4] Pattiiha, F. S., Hita, I. P. A. D., & Juliansyah, M. A. (2022). Perbandingan Metode K-NN, Naïve Bayes, Decision Tree untuk Analisis Sentimen Tweet Twitter Terkait Opini Terhadap PT PAL Indonesia. *Jurnal Riset Komputer*, 506-514.
- [5] Liu, B. (2012). Sentiment Analysis and Opinion Mining. *Synthesis Lectures on Human Language Technologies*, 5(1), 1-167. <https://doi.org/10.2200/S00416ED1V01Y201204HLT016>
- [6] Barbosa, L., & Feng, J. (2010). Robust Sentiment Detection on Twitter from Biased and Noisy Data. *Coling 2010: Poster Volume*, 36-44.
- [7] Rindu, P. H. (2013). Indonesia Pengguna Twitter Nomor 3 di Dunia. *Tempo.co*. Retrieved from <https://tekno.tempo.co/read/538043/indonesia-pengguna-twitter-nomor-3-di-dunia>
- [8] Gupta, V., & Lehal, G. S. (2009). A Survey of Text Mining Techniques and Applications. *Journal of Emerging Technologies in Web Intelligence*, 1(1), 60-76.
- [9] Luqyana, W. A., Cholissodin, I., & Perdana, R. S. (2018). Analisis Sentimen Cyberbullying pada Komentar Instagram dengan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (Tesis Master). Universitas Brawijaya.
- [10] Somantri, O., & Apriliani, D. (2018). Support Vector Machine Berbasis Feature Selection untuk Sentiment Analysis Kepuasan Pelanggan terhadap Pelayanan Warung dan Restoran Kuliner Kota Tegal. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 5(5), 537-548.
- [11] Sukumaran, D. A., & Kasi, M. (2023). Unveiling the Sentiments and Opinions of Football Fans towards Video Assistant Referee (VAR) Technology: A Natural Language Processing Analysis. *European Chemical Bulletin*, 5352-5362.
- [12] Lestari, S., & Saepudin, S. (2021, September). Analisis Sentimen Vaksin Sinovac pada Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. In *Seminar Nasional Sistem Informasi dan Manajemen Informatika Universitas Nusa Putra* (Vol. 1, No. 01, pp. 163-170).
- [13] Rabbani, S., Safitri, D., Rahmadhani, N., Sani, A. A. F., & Anam, M. K. (2023). Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM. *MALCOM Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 3(2), 153-160. <https://doi.org/10.57152/malcom.v3i2.897>
- [14] Salam, F. A., Hita, I. P. A. D., & Juliansyah, M. A. (2021). Aksiologi Penggunaan VAR dalam Industri Olahraga. *Jurnal Penjakora*, 8(2), 106-113.
- [15] Kalén, A., Rey, E., de Rellán-Guerra, A. S., & Lago-Peñas, C. (2019). Are Soccer Players Older Now Than Before? Aging Trends and Market Value in the Last Three Decades of the UEFA Champions League. *Frontiers in Psychology*, 10, Article 76. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00076>