Sentimen Analisis Publik di Instagram Terhadap Penghargaan Sepak Bola Ballon d'Or 2024 Menggunakan Algoritma Machine Learning

1st Rigger Damaiarta Tejayanda Program Studi Teknik Informatika Universitas Buana Perjuangan Karawang Karawang, Indonesia if21.riggertejayand@mhs.ubpkarawang.ac.i 2nd Rakha Abigael Program Studi Teknik Informatika Universitas Buana Perjuangan Karawang Karawang, Indonesia if21.rakhaabigael@mhs.ubpkarawang.ac.id 3rd Trisya Nurmayanti Program Studi Teknik Informatika Universitas Buana Perjuangan Karawang Karawang, Indonesia if21.trisyanuramayanti@mhs.ubpkarawang.

4th Bayu Prasetyo
Program Studi Teknik Informatika
Universitas Buana Perjuangan Karawang
Karawang, Indonesia
if21.bayuprasetyo@mhs.ubpkarawang.ac.id

5th Deden Wahiddin Program Studi Teknik Informatika Universitas Buana Perjuangan Karawang Karawang, Indonesia deden.wahiddin@ubpkarawang.ac.id

Abstract—Ballon d'Or adalah penghargaan sepak bola bergengsi yang diadakan setiap tahun untuk mengakui pemain terbaik dunia. Pada ajang Ballon d'Or 2024, keputusan juri yang memilih Rodri sebagai pemenang menimbulkan kontroversi, dengan banyak pihak menganggap Vinicius lebih layak meraih penghargaan tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap keputusan tersebut dengan menggunakan data dari komentar di platform Instagram. Empat algoritma klasifikasi, yaitu Random Forest, Decision Tree, Support Vector Machine (SVM), dan Logistic Regression, digunakan untuk menganalisis sentimen komentar yang berhubungan dengan Ballon d'Or 2024. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa SVM mencatatkan performa terbaik dengan akurasi 85,78%, diikuti oleh Decision Tree (82,35%), Logistic Regression (81,37%), dan Random Forest (78,92%). SVM juga menunjukkan presisi, recall, dan F1-score tertinggi di semua label sentimen. Penelitian ini memberikan wawasan tentang bagaimana algoritma klasifikasi dapat digunakan untuk mengevaluasi opini publik terkait kontroversi penghargaan individu dalam dunia sepak bola dan mengidentifikasi pola sentimen yang muncul di media sosial.

Keywords—analisis sentimen, ballon d'or, decision tree, logistic regression, random forest, support vector machine

I. INTRODUCTION

Ballon d'Or merupakan penghargaan sepak bola tahunan yang dianggap sebagai salah satu penghargaan individu paling bergengsi dalam dunia olahraga ini. Penghargaan ini diberikan untuk mengakui pemain sepak bola pria terbaik di dunia sejak tahun 1956, serta pemain sepak bola wanita terbaik di dunia sejak tahun 2018 [1]. Penghargaan ini sangat dinantikan oleh penggemar sepak bola di seluruh dunia karena menjadi simbol prestasi dan pengakuan tertinggi atas pencapaian seorang pemain [2]. Setiap tahunnya, hasil pemilihan pemenang Ballon d'Or selalu menjadi perdebatan sengit, baik di kalangan penggemar sepak bola maupun di media massa. Pada ajang Ballon d'Or 2024, terjadi kontroversi terkait keputusan juri dalam menentukan pemenang penghargaan, yang memicu tanggapan keras dari berbagai pemain dan penggemar [3]. Pemilihan Rodri dari Manchester City sebagai pemenang menuai kritik karena banyak yang berpendapat bahwa pemain lain, seperti Vinicius, lebih layak menerima penghargaan tersebut berdasarkan performanya selama musim sebelumnya. Cristiano Ronaldo, mantan bintang sepak bola dunia dan peraih Ballon d'Or lima kali, menyatakan bahwa Vinicius pantas mendapatkan penghargaan tersebut. Menurut Ronaldo, keputusan untuk memberikan penghargaan kepada Rodri adalah "tidak adil" mengingat kontribusi Vinicius dalam membawa Real Madrid meraih gelar Liga Champions dan La Liga. Dalam sebuah wawancara, Ronaldo menekankan bahwa meskipun Rodri juga layak mendapatkan penghargaan tersebut atas prestasinya bersama Manchester City dan tim nasional Spanyol, keputusan juri harus mempertimbangkan pencapaian Vinicius yang luar biasa selama musim lalu [4], [5].

Pernyataan Ronaldo ini menunjukkan bagaimana seorang legenda sepak mempengaruhi opini publik dan menambah bobot pada diskusi mengenai keadilan dalam pemilihan penghargaan ini. Kontroversi seputar Ballon d'Or 2024 tidak hanya menjadi perdebatan di kalangan pemain dan analis sepak bola, tetapi juga memicu reaksi luas di media sosial, terutama di platform seperti Instagram. Banyak pengguna media sosial menyampaikan pendapatnya mengenai keputusan juri dengan menggunakan tagar tertentu dan membagikan meme atau grafik. Reaksi ini menunjukkan bahwa masyarakat memiliki suara yang kuat dalam menilai keadilan pemilihan penghargaan ini. Berbagai opini muncul, mulai dari dukungan untuk Rodri hingga penyesalan atas ketidakadilan yang dirasakan oleh pendukung Vinicius. Hal ini menciptakan ruang diskusi yang dinamis dan menunjukkan bagaimana media sosial berfungsi sebagai platform bagi penggemar untuk mengekspresikan pandangannya secara terbuka. Oleh karena itu, perlu adanya analisis sentimen untuk memahami bagaimana masyarakat merespons keputusan juri dan bagaimana opini tersebut terbentuk di kalangan penggemar sepak bola terkait kontroversi Ballon d'Or 2024.

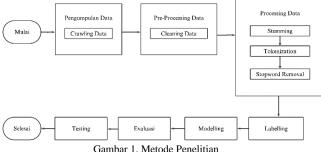
Penelitian mengenai analisis sentimen telah dilakukan sebelumnya dengan berbagai pendekatan. Salah satunya oleh [6], menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dan Random Forest untuk menganalisis sentimen atas tentang Indonesia sebagai runner-up keenam kalinya pada final Piala AFF Suzuki Cup 2020. Penelitian menghasilkan akurasi masing-masing 75% dan 71%. Penelitian lainnya oleh [7], menganalisis sentimen terkait kinerja PSSI dengan data Instagram menggunakan algoritma Decision Tree dan Support Vector Machine (SVM). Penelitian tersebut menggunakan representasi kata yang dihitung menggunakan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Hasilnya menunjukkan

akurasi 87,45% untuk Decision Tree dan 94,36% untuk SVM. Berikutnya [8] mengkaji sentimen seputar Piala Dunia 2022 di Qatar pada data Twitter. Penelitian tersebut menggunakan algoritma Naïve Bayes, SVM, dan Logistic Regression, yang juga mengaplikasikan pendekatan TF-IDF. Penelitian tersebut menghasilkan akurasi 76% untuk Bernoulli Naïve Bayes, serta 92% untuk SVM dan Logistic Regression. Selain itu, penelitian oleh [9] menganalisis sentimen untuk mengukur ulasan pengguna aplikasi Mobile Legends menggunakan algoritma Naïve Bayes, SVM, Random Forest, Decision Tree, dan Logistic Regression. Penelitian ini menunjukkan akurasi tertinggi pada algoritma SVM sebesar 87%, diikuti oleh Random Forest 86%, Logistic Regression 75%, Naïve Bayes 73%, dan Decision Tree 70%.

Memanfaatkan data dari media sosial, analisis ini dapat mengidentifikasi pola sentimen yang muncul setelah pengumuman pemenang. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja empat algoritma klasifikasi, yaitu Random Forest, Decision Tree, Support Vector Machine, dan Logistic Regression, untuk mengevaluasi algoritma yang lebih baik dan akurat dalam menganalisis sentimen terkait Ballon d'Or. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan lebih dalam mengenai hubungan antara penghargaan individu dan persepsi publik dalam dunia sepak bola.

II. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, diuraikan tahapan-tahapan metode penelitian yang dilakukan. Alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

Berdasarkan Gambar 1. metode penelitian melibatkan tujuh tahapan utama, termasuk pengumpulan data, preprocessing data, processing data, labelling, modelling, evaluasi dan testing. Ketujuh tahapan tersebut dilakukan secara sistematis untuk memastikan hasil penelitian yang valid dan dapat diandalkan. Berikut rincian dari masingmasing tahapan yang dilakukan.

A. Pengumpulan Data

Pada Penelitian ini pengumpulan data dilakukan menggunakan metode crawling data yang berperan sebagai langkah awal dalam proses analisis sentimen terhadap suatu topik. Crawling data merupakan teknik otomatis untuk mengumpulkan informasi dari web berdasarkan kata kunci yang ditentukan oleh pengguna [10]. Data penelitian diperoleh dari komentar-komentar pada media sosial Instagram yang menggambarkan persepsi publik terhadap ajang penghargaan sepak bola tahunan Ballon d'Or. Total data yang berhasil dikumpulkan melalui proses crawling data adalah sebanyak 1.131 komentar.

B. Pre-Processing Data

Tahap Pre-Processing Data merupakan tahap yang dilakukan untuk pembersihan data sebelum proses klasifikasi dilakukan [11]. Data yang terkumpul pada tahap crawling data akan melalui proses pembersihan dengan menghapus komentar yang tidak memiliki informasi relevan atau bernilai null, serta menghilangkan data duplikat atau spam. Kemudian, dilakukan penghapusan elemenelemen yang tidak relevan, seperti mention, hastag, simbol, emoji, nama pengguna, URL, dan alamat email. Oleh karena itu, pembersihan data dilakukan untuk memastikan bahwa data telah benar-benar bersih dan dapat diproses dengan baik untuk dilakukan proses lebih lanjut [12].

C. Processing Data

Tahap selanjutnya, processing data dilakukan untuk mengubah data menjadi format bahasa yang lebih standar, umum, dan dasar. Tahap ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data agar siap digunakan dalam analisis selanjutnya [13]. Berikut tiga tahapan utama yang dilakukan *processing*

- Stemming, merupakan proses menghilangkan semua imbuhan yang terdapat pada suatu kata sehingga menghasilkan bentuk kata dasar [14]. Termasuk menghilangkan tanda baca, kata-kata umum yang tidak relevan, serta peningkatan efisiensi dalam analisis teks.
- Tokenization, merupakan proses untuk membagi atau memecah kalimat menjadi bagian-bagian potongan kata, yang hasilnya disebut token [15].
- Stopword Removal, adalah proses penghapusan katakata yang dianggap tidak memiliki makna penting atau tidak berpengaruh dalam analisis sentimen [16]. Contohnya meliputi kata hubung "yang", "di", "akan", "dan", "pada" dan sebagainya.

D. Labelling

Setelah melalui serangkaian tahap processing data, dilakukan tahap labelling yang bertujuan untuk menentukan kelas sentimen, yaitu positif, netral, atau negatif berdasarkan ulasan yang terdapat dalam dataset. Proses labelling ini dapat dilakukan secara manual maupun otomatis [17]. Selain itu, proses ini bertujuan untuk menentukan nilai bobot untuk setiap kata.

E. Modelling

Modelling merupakan tahap yang penting dalam menguji keakuratan sistem prediksi [18]. Pada tahap ini, data komentar yang telah melalui proses processing data dan labelling akan diuji menggunakan algoritma klasifikasi seperti Random Forest, Decision Tree, Support Vector Machine, dan Logistic Regression.

1. Random Forest

Random Forest adalah algoritma yang menggabungkan beberapa pohon keputusan (decision tree) dengan "weak learners" menjadi mengelompokkan "strong learners" melalui teknik gabungan (ensemble techniques) [19]. Algoritma ini membangun beberapa pohon keputusan dengan menggunakan subset sampel dan variabel dari data latih yang dipilih secara acak [20]. Hasil akhir diperoleh melalui penentuan simpul akar sebagai titik awal, kemudian diakhiri dengan simpul daun yang merepresentasikan keputusan atau hasil klasifikasi [21].

2. Decision Tree

Decision Tree (pohon keputusan) adalah algoritma induksi yang membentuk pohon secara rekursif dari atas ke bawah [14]. Algoritma ini menggunakan ukuran seleksi atribut untuk memilih atribut yang diuji pada setiap simpul, yang pada akhirnya membantu dalam mengambil keputusan. Pohon keputusan berfungsi untuk mencari solusi atas masalah dengan mengubah kriteria menjadi simpul-simpul yang saling terhubung, membentuk struktur menyerupai pohon. Pohon keputusan juga menggambarkan model prediktif untuk sebuah keputusan dalam bentuk struktur hierarki atau pohon [22].

3. Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk tugas klasifikasi dan regresi. Algoritma ini bekerja dengan menemukan hyperplane optimal yang mampu memisahkan data ke dalam dua kelas. Pada prosesnya, SVM memaksimalkan margin, yaitu jarak antara hyperplane dengan titik data terdekat dari masing-masing kelas, yang dikenal sebagai support vectors [23]. Selain itu, SVM juga melakukan evaluasi terhadap parameter standar berupa nilai diskrit atau nilai tetap, yang dikenal sebagai himpunan kandidat, untuk memastikan klasifikasi data dengan akurasi yang tinggi. Proses pelatihan pada SVM bertujuan untuk menentukan bobot dan bias yang paling optimal [24].

4. Logistic Regression

Logistic Regression merupakan jenis regresi yang menghubungkan satu atau lebih variabel independen dengan variabel dependen yang berbentuk kategori, seperti 0 atau 1, benar atau salah, besar atau kecil [25]. Regresi logistik merupakan bentuk khusus dari analisis regresi yang menggunakan respon biner dan prediktor yang dapat terdiri dari data kontinu, data kategori, atau campuran keduanya. Pembeda utama regresi logistik dengan regresi berganda atau regresi linier lainnya terletak pada bentuk variabel independen yang bersifat kategori. Selain itu, regresi logistik tidak memerlukan asumsi distribusi multivariat persamaan matriks varians-kovarians, atau sehingga dapat diterapkan pada data dengan skala yang berbeda [26].

F. Evaluasi

Pada tahap evaluasi, penelitian ini menggunakan confusion matrix untuk mengukur kinerja atau performa dari model yang diusulkan. Confusion matrix adalah sebuah tabel yang menyajikan informasi perbandingan antara hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh sistem prediksi dengan hasil klasifikasi yang sebenarnya [27]. Tabel pada confusion matrix menunjukkan jumlah data uji yang diklasifikasikan dengan benar serta jumlah data uji yang salah diklasifikasikan. Gambar 2 merupakan gambar confusion matrix.

Predicted Class True Positive (TP) False Negative (FN) False Positive (FP) True Negative (TN)

Gambar 2. Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 2, terdapat empat istilah yang digunakan untuk menghitung nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score, yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). TP merupakan jumlah sampel yang dengan tepat diberi label "Positif". FP merujuk pada jumlah sampel yang salah diberi label "Positif". FN adalah jumlah sampel yang secara keliru diberi label "Negatif". Sedangkan TN adalah jumlah sampel yang dengan benar diberi label "Negatif". Berdasarkan nilai yang diperoleh dari confusion matrix, dapat dihitung nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score dengan menggunakan persamaan berikut [28].

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \tag{1}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3}$$

$$F1 - score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recal}$$
 (4)

G. Testing

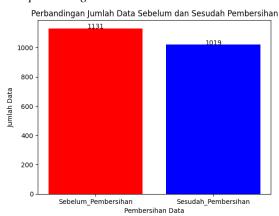
Pada tahap *testing* atau pengujian, model yang telah dilatih kemudian diuji dengan menggunakan *form input*. Hasilnya model akan melakukan klasifikasi untuk menentukan apakah sentimen pada data tersebut tergolong positif, negatif, atau netral. Proses *testing* bertujuan untuk menilai kemampuan model dalam menangani data baru yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan (*unseen data*).

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dimulai dengan melakukan eksplorasi di platform Instagram untuk mendapatkan komentar yang berisi opini terkait penghargaan Ballon d'Or. Melalui teknik data *crawling*, berhasil dikumpulkan sebanyak 1131 komentar. Data tersebut kemudian disimpan dalam file berformat Excel untuk proses analisis lebih lanjut.

B. Pre-processing Data



Gambar 3. Perbandingan Total Data Sebelum Dan Sesudah

Pada Gambar 3, memperlihatkan hasil dari tahap *preprocessing dat*a, yang membandingkan jumlah data sebelum dan sesudah dilakukan proses pembersihan. Total awal sebanyak 1.131 data komentar, jumlahnya berkurang menjadi 1.019 data setelah melalui proses pembersihan. Setelah tahap *pre-processing* selesai, data akan diproses lebih lanjut pada tahap *processing data*.

C. Processing Data

Terdapat 3 tahapan yang dilakukan dalam *processing data*, yaitu *stemming*, tokenisasi, dan *stopwords removal*. Tahap pertama yang dijalankan pada *processing data* dalam penelitian ini adalah *stemming*. Hasil dari *stemming* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan Data Sebelum Dan Sesudah Stemming

No	Sebelum Stemming	Setelah Stemming		
1	kalo ballon dor cuma dinilai dr gol assist maka harusnya lev yashin ga pernah menang	kalo ballon dor cuma nilai dr gol assist maka harus lev yashin ga pernah menang		
2	yang bikin vini kalah yaitu permasalahan attitude dia sbnarnya	yang bikin vini kalah yaitu masalah attitude dia sbnarnya		
3	coba bandingkan dengan lautaro	coba banding dengan lautaro		
4	pokoknya kalo bukan pemain madrid yang dapet semuanya settingan	pokok kalo bukan main madrid yang dapet semua settingan		
5	rodri layak vini menang hype karena punggawa madrid suara fans disosmed pasti didominasi fans klub sebesar madrid	rodri layak vini menang hype karena punggawa madrid suara fans disosmed pasti dominasi fans klub besar madrid		

Tabel 1 menampilkan data sebelum dan hasil setelah dijalankan proses *stemming*. Proses *stemming* menghasilkan kata-kata yang telah dikembalikan ke bentuk dasarnya, sehingga mengurangi variasi kata dengan makna serupa. Hal ini membantu menyederhanakan data teks dan meningkatkan akurasi dalam tahap analisis selanjutnya. Setelah tahap *stemming*, tahap selanjutnya yaitu *tokenization* yang dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Data Sebelum Dan Sesudah Tokenization

No	Sebelum Tokenisasi	Setelah Tokenisasi		
1	ketidakhadiran rodri di city karena cedera sangat jelas dampaknya	['ketidakhadiran', 'rodri', 'di', 'city', 'karena', 'cedera', 'sangat', 'jelas', 'dampak']		
2	kroos tertawa di pojokan	['kroos', 'tertawa', 'di', 'pojok']		
3	layak sih dibanding vini	['layak', 'sih', 'banding', 'vini']		
4	gak layak	['gak', 'layak']		
5	pemenang nya sesuai keinginan panitia	['menang', 'nya', 'sesuai', 'ingin', 'panitia']		

Tabel 2 memperlihatkan perbandingan data sebelum dan sesudah dilakukan proses tokenisasi. Pada proses ini, katakata dalam data dipisahkan menjadi unit-unit yang lebih kecil agar dapat lebih mudah diolah pada proses selanjutnya. hasil tokenisasi akan digunakan pada proses stopwords removal, seperti yang ditampilkan dalam Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Data Sebelum dan Sesudah Stopwords Removal

No	Sebelum Stopwords Removal	Setelah Stopwords Removal	
1	harusnya carvajal	['carvajal']	
2	lah knpa nggk vini	['knpa', 'nggk', 'vini']	
3	sangat layak gelandang bertahan terbaik didunia saat ini	['layak', 'gelandang', 'tahan', 'dunia']	
4	iniesta seharusnya dapat ya kalau bukan gegara messi	['iniesta', 'ya', 'gegara', 'messi']	
5	antony lebih layak	['antony', 'layak']	

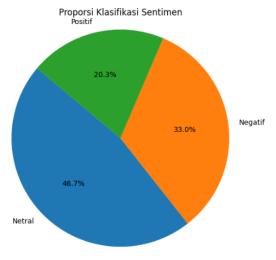
Tabel 3 menampilkan perbandingan data sebelum dan sesudah diterapkan metode *stopwords removal*. Proses ini berfungsi untuk menyaring dan menghapus kata-kata yang tidak memiliki nilai penting dalam analisis. Data hasil dari berbagai tahap *processing* tersebut kemudian akan digunakan sebagai dasar untuk tahap l*abelling*.

D. Labelling

Tabel 4. Data Hasil Labelling

No	Teks	Score	Label
1	vini itu bad attitude catat ya	-2	Negatif
2	lebih layak dan carvajal sih bukan rodry atau vini	0	Netral
3	tp rodri emng layak sih	2	Positif
4	if not vini why not carvajal	-1	Negatif
5	fair enough	1	Positif

Tabel 4 menyajikan lima sampel data komentar yang telah diberi label. Proses pelabelan dilakukan berdasarkan bobot kata atau skor yang diperoleh. Skor tersebut dihasilkan melalui analisis otomatis terhadap kata-kata dalam kalimat, yang kemudian dijumlahkan. Skor akhir yang diperoleh digunakan sebagai dasar untuk melakukan klasifikasi. Hasil klasifikasi dari tahap pelabelan yang telah dilakukan ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Visualisasi Distribusi Klasifikasi

Berdasarkan Gambar 4, distribusi klasifikasi sentimen menunjukkan bahwa sentimen positif mencapai 20,3% atau 207 data komentar positif, sementara sentimen negatif sebesar 33,0% atau 336 data. Sentimen netral mendominasi dengan proporsi sebesar 46,7% atau 476 data. Setelah *labelling*, data komentar ini akan digunakan untuk tahap *modelling*.

E. Modelling

Tahapan pemodelan diawali dengan proses pembagian data menjadi dua kelompok dengan rasio 80:20, data yang digunakan untuk pelatihan sebesar 80% dan 20% data digunakan untuk pengujian. Pemodelan dilakukan menggunakan empat algoritma machine learning, yaitu Random Forest, Decision Tree, Support Vector Machine, dan Logistic Regression. Berikut hasil analisis sentimen pemenang Ballon d'Or 2024 menggunakan keempat algoritma tersebut.

1. Random Forest

Tabel 5. Hasil Modelling Random Forest

NI.	Performa Random Forest				
No	Label	Presisi	Recall	F1-score	Akurasi
1.	Negatif	78%	73%	75%	
2.	Netral	79%	79%	79%	78.92%
3.	Positif	80%	88%	84%	

Berdasarkan Tabel 5, model *Random Forest* menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 78,92%, yang merupakan performa terendah dibandingkan algoritma lainnya. Pada label negatif, algoritma ini mencapai presisi 78%, *recall* 73%, dan *F1-score* 75%. Untuk label netral, presisi, *recall*, dan *F1-score* berada di angka 79%. Pada label positif, presisi mencapai 80%, *recall* 88%, dan *F1-score* 84%, menunjukkan kekuatan *Random Forest* dalam menangani data positif meskipun performa pada label lainnya cenderung lebih rendah.

2. Decision Tree

Tabel 6. Hasil Modelling Decision Tree

No	Performa Decision Tree				
NO	Label	Presisi	Recall	F1-score	Akurasi
1.	Negatif	78%	85%	81%	
2.	Netral	86%	82%	84%	82.35%
3.	Positif	82%	79%	80%	

Pada Tabel 6, model *Decision Tree* menunjukkan performa yang cukup baik dengan akurasi keseluruhan sebesar 82,35%. Pada label negatif, algoritma ini mencapai presisi 78%, *recall* 85%, dan *F1-score* 81%. Untuk label netral, presisi mencapai 86%, *recall* 82%, dan *F1-score* 84%. Sementara itu, pada label positif, algoritma ini mencatat presisi 80%, *recall* 79%, dan *F1-score* 80%. Hal ini menunjukkan bahwa *Decision Tree* mampu menangkap pola dengan baik, terutama pada label netral, meskipun performanya pada label positif sedikit lebih rendah.

3. Support Vector Machine

Tabel 7. Hasil Modelling Support Vector Machine

No	Performa Support Vector Machine				
	Label	Presisi	Recall	F1-score	Akurasi
1.	Negatif	92%	81%	86%	
2.	Netral	84%	88%	86%	85.78%
3.	Positif	82%	88%	85%	

Sesuai dengan Tabel 7, model *Support Vector Machine* mencatat akurasi tertinggi sebesar 85,78%. Pada label negatif, algoritma ini memiliki presisi 92%, *recall* 81%, dan *F1-score* 86%. Label netral mencapai presisi 84%, *recall* 88%, dan *F1-score* 86%, menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi data netral. Untuk label positif, algoritma ini menunjukkan presisi 82%, *recall* 88%, dan *F1-score* 85%. Secara keseluruhan, SVM memberikan performa konsisten pada semua label dengan tingkat presisi dan *recall* yang tinggi.

4. Logistic Regression

Tabel 8. Hasil Modelling Logistic Regression

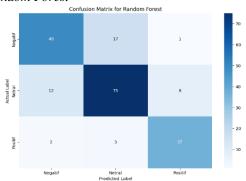
No	Performa Logistic Regression				
	Label	Presisi	Recall	F1- score	Akurasi
1.	Negatif	88%	69%	77%	
2.	Netral	77%	91%	83%	81.37%
3.	Positif	85%	81%	83%	

Pada data yang ditunjukkan pada Tabel 8, model *Logistic Regression* menunjukkan akurasi sebesar 81.37%. Pada label negatif, algoritma ini mencatat presisi tertinggi sebesar 88%, tetapi *recall* hanya mencapai 69%, *F1-score* sebesar 77%. Untuk label netral, presisi mencapai 77%, *recall* 91%, dan *F1-score* 83%, yang menunjukkan keseimbangan yang cukup baik dalam mengenali data netral. Sementara itu, pada label positif, *Logistic Regression* mencatat presisi 85%, *recall* 81%, dan *F1-score* 83%. Hal ini mencerminkan kemampuan algoritma yang baik dalam aspek presisi, meskipun tingkat *recall* pada beberapa label masih perlu ditingkatkan.

F. Evaluasi

Pada penelitian ini, empat algoritma klasifikasi yang berbeda telah dilakukan evaluasi untuk menentukan algoritma yang paling efektif dalam mengklasifikasikan sentimen publik terhadap penghargaan sepak bola Ballon d'Or 2024. Hasil evaluasi setiap algoritma terhadap sentimen tersebut ditampilkan melalui *confusion matrix*.

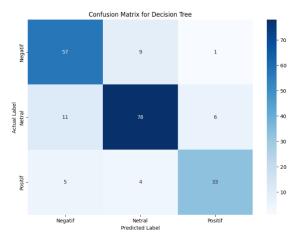
1. Random Forest



Gambar 5. Hasil Confusion Matrix Random Forest

Berdasarkan Gambar 5, evaluasi *Confusion Matrix* pada model *Random Forest* menunjukkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 78,92%. Untuk kategori negatif, terdapat 49 *True Positive* (TP), 14 *False Positive* (FP), 18 *False Negative* (FN), dan 123 *True Negative* (TN). Pada kategori netral, model mencatat 75 *True Positive* (TP), 20 *False Positive* (FP), 20 *False Negative* (FN), dan 89 *True Negative* (TN). Sementara itu, untuk kategori positif, terdapat 37 *True Positive* (TP), 9 *False Positive* (FP), 5 *False Negative* (FN), dan 153 *True Negative* (TN). Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam mengenali kategori netral dan positif, namun masih kurang optimal dalam mengenali kategori resebut yang cukup tinggi.

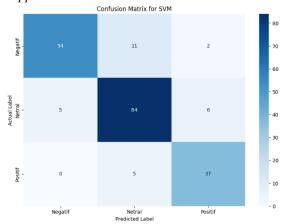
2. Decision Tree



Gambar 6. Hasil Confusion Matrix Decision Tree

Pada Gambar 6, confusion matrix pada model Decision Tree, evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 82.35%. Untuk kategori Negatif, terdapat 57 True Negative (TN), 121 True Negative (TN), 16 False Positive (FP), dan 10 False Negative (FN). Pada kategori Netral, model mencatat 78 True Positive (TP), 96 True Negative (TN), 17 False Negative (FN), dan 13 False Positive (FP). Sementara itu, untuk kategori Positif, terdapat 33 True Positive (TP), 155 True Negative (TN), 9 False Negative (FN), dan 7 False Positive (FP). Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam mengenali kategori Netral. Namun, model masih kurang optimal dalam mengenali kategori Negatif karena tingkat False Positive pada kategori tersebut cukup tinggi. Selain itu, model juga kurang efektif dalam mengenali kategori Positif akibat jumlah False Negative yang masih signifikan, sehingga perlu perbaikan dalam mengidentifikasi data Positif secara lebih akurat.

3. Support Vector Machine

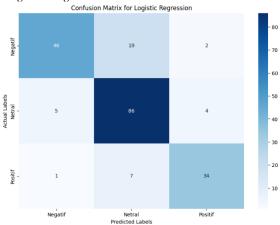


Gambar 7. Hasil Confusion Matrix Support Vector Machine

Berdasarkan Gambar 7, Berdasarkan gambar confusion matrix pada model SVM, evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 85.78%. Untuk kategori Negatif, terdapat 54 True Positive (TP), 132 True Negative (TN), 5 False Positive (FP), dan 13 False Negative (FN). Pada kategori Netral, model mencatat 84 True Positive (TP), 93 True Negative (TN), 11 False Negative (FN), dan 16 False Positive (FP). Sementara itu, untuk kategori Positif, terdapat 37 True Positive (TP), 154 True Negative (TN), 5 False Negative (FN), dan 8 False Positive (FP).

Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang baik, khususnya dalam mengenali kategori Netral dan Positif, dengan tingkat kesalahan prediksi yang relatif kecil.

4. Logistic Regression



Gambar 8. Hasil Confusion Matrix Logistic Regression

Gambar 8, menunjukkan hasil confusion matrix dari model Logistic Regression. Model ini menunjukkan performa yang baik dengan akurasi keseluruhan sebesar 81.37%. Pada label negatif, model berhasil memprediksi 46 data dengan benar (True Positives), namun terdapat 6 False Positives dan 21 False Negatives, dengan 131 True Negatives. Untuk label netral, model memiliki 86 True Positives, 26 False Positives, 9 False Negatives, dan 83 True Negatives. Sedangkan untuk label positif, terdapat 34 True Positives, 6 False Positives, dan 8 False Negatives, dengan 156 True Negatives. Secara keseluruhan, model ini menunjukkan kemampuan yang baik dalam memprediksi label-label yang ada, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan prediksi terutama pada label negatif dan positif.

G. Testing

Pada proses ini, algoritma SVM dipilih sebagai yang terbaik berdasarkan performanya yang paling optimal dalam memprediksi sentimen berdasarkan hasil pemodelan sebelumnya. Hasil testing yang menunjukkan tingkat kesesuaian prediksi algoritma dapat dilihat pada Gambar 8, 9, dan 10.

```
*** Masukkan komentar yang ingin diuji:
sangat layak rodri no bacot no drama vini bad attitude
Pilih model untuk prediksi:
1. Random Forest
2. Decision Tree
3. SVM
4. Logistic Regression
Masukkan angka (1-4): 3
Komentar: sangat layak rodri no bacot no drama vini bad attitude
Prediksi Sentimen (SVM): Positif
Apakah Anda ingin melanjutkan testing? (ya/tidak):
```

Gambar 9. Testing Komentar Positif

Pada Gambar 9, ditunjukkan hasil pengujian prediksi sentimen pada komentar "sangat layak rodri no bacot no drama vini bad attitude", yang diprediksi sebagai sentimen positif. Prediksi ini mengindikasikan bahwa algoritma berhasil mengenali pola dalam komentar yang memberikan dukungan terhadap Rodri, sesuai dengan konteks kalimat tersebut.

Masukkan komentar yang ingin diuji:
carvajal klo hitung trofi sih
Pilih model untuk prediksi:
1. Random Forest
2. Decision Tree
3. SVM
4. Logistic Regression
Masukkan angka (1-4): 3
Komentar: carvajal klo hitung trofi sih
Prediksi Sentimen (SVM): Netral
Apakah Anda ingin melanjutkan testing? (ya/tidak):

Gambar 10. Testing Komentar Netral

Berdasarkan Gambar 10, menunjukkan komentar "carvajal klo hitung trofi sih" diprediksi sebagai sentimen netral, dan prediksi ini benar. Algoritma tidak menemukan kecenderungan sentimen positif atau negatif yang kuat, sehingga mengklasifikasikannya sebagai netral sesuai dengan konteks komentar tersebut.

Masukkan komentar yang ingin diuji:
gak layak, vini bener bener dirampok
Pilih model untuk prediksi:
1. Random Forest
2. Decision Tree
3. SVM
4. Logistic Regression
Masukkan angka (1-4): 3
Komentar: gak layak, vini bener bener dirampok
Prediksi Sentimen (SVM): Negatif
Apakah Anda ingin melanjutkan testing? (ya/tidak):

Gambar 11. Testing Komentar Negatif

Pada Gambar 11, komentar "gak layak vini benar-benar dirampok" diprediksi memiliki sentimen negatif, dan hasil prediksi ini sesuai. Algoritma mampu mendeteksi makna atau emosi yang mencerminkan ketidakpuasan, penolakan, atau kekecewaan, sehingga komentar tersebut diklasifikasikan sebagai negatif, sesuai dengan konteksnya.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa proses analisis sentimen terhadap komentarkomentar terkait penghargaan Ballon d'Or 2024 berhasil dilakukan dengan menggunakan berbagai algoritma machine learning. Algoritma SVM menunjukkan performa terbaik dengan akurasi 85,78%, diikuti oleh Decision Tree dengan akurasi 82,35%, Logistic Regression dengan akurasi 81,37%, dan Random Forest dengan akurasi 78,92%. SVM juga unggul dalam semua label sentimen, dengan presisi, recall, dan F1-score tertinggi di kategori negatif, netral, dan positif. Hasil testing pada komentar positif, netral, dan negatif juga menunjukkan bahwa SVM memprediksi dengan akurat sesuai dengan konteks komentar. Dengan demikian, SVM terbukti sebagai algoritma yang paling optimal untuk analisis sentimen pada penelitian ini.

REFERENCES

- [1] M. A. Saavedra-García, M. Santiago-Alonso, H. Vila-Suárez, A. Montero-Seoane, and J. J. Fernández-Romero, "Relative Age Effect Analysis in the History of the Ballon d'Or (1956–2023)," *Sports*, vol. 12, no. 4, pp. 2–9, Apr. 2024, doi: 10.3390/sports12040115.
- [2] Y. wisnu Oktyandito, "Ballon d'Or: Sejarah, Jenis Penghargaan dan Daftar Pemenangnya," IDN Times. Accessed: Dec. 31, 2024. [Online]. Available: https://www.idntimes.com/sport/soccer/yogama-wisnu-oktyandito/ballon-d-or-sejarah-jenis-penghargaan-dan-daftar-pemenangnya?page=all
- [3] I. Parandaru, "Ballon d'Or: Gelar Pemain Terbaik Sejagat dan Politik Sepakbola," Kompas Pedia. Accessed: Dec. 31, 2024. [Online]. Available: https://kompaspedia.kompas.id/baca/paparan-

- topik/ballon-dor-gelar-pemain-terbaik-sejagat-dan-politik-
- sepakbola#:~:text=Ballon%20d'Or%20merupaka n%20lambang%20supremasi%20tertinggi%20unt uk%20pemain%20sepakbola.
- [4] Newswire, "Ronaldo Sebut Vinicius Lebih Pantas Dapat Ballon d'Or 2024 Ketimbang Rodri," Bisnis Indonesia. Accessed: Dec. 31, 2024. [Online]. Available: https://bola.bisnis.com/read/20241228/402/18274 90/ronaldo-sebut-vinicius-lebih-pantas-dapat-
- [5] CNN, "Ronaldo Anggap Vinicius Dicurangi di Ballon d'Or 2024," CNN Indonesia. Accessed: Dec. 31, 2024. [Online]. Available: https://www.cnnindonesia.com/olahraga/2024122 8065927-142-1181691/ronaldo-anggap-viniciusdicurangi-di-ballon-dor-2024

ballon-dor-2024-ketimbang-rodri

- [6] D. A. Prabowo and S. Sudianto, "Analisis Sentimen Sepak Bola Indonesia pada Twitter menggunakan K-Nearest Neighbors dan Random Forest," *JSAI: Journal Scientific and Applied Informatics*, vol. 06, no. 02, pp. 217–227, 2023, doi: 10.36085.
- [7] M. F. Asshiddiqi and K. M. Lhaksmana, "Perbandingan Metode Decision Tree dan Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen pada Instagram Mengenai Kinerja PSSI," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 7, no. 3, pp. 9936–9948, 2020, Accessed: Jan. 03, 2025. [Online]. Available: https://openlibrarypublications.telkomuniversity.a c.id/index.php/engineering/article/view/14217
- [8] M. Z. Anbari and B. Sugiantoro, "Studi Komparasi Metode Analisis Sentimen Naïve Bayes, SVM, dan Logistic Regression Pada Piala Dunia 2022," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 2, pp. 688–695, Apr. 2023, doi: 10.30865/mib.v7i2.5383.
- [9] N. C. Ramadani, "Analisis Sentimen Untuk Mengukur Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile Legend Menggunakan Algoritma Naive Bayes, SVM, Random Fores, Decision Tree, dan Logistic Regression," JSI: Jurnal Sistem Informasi (E-Journal), vol. 16, no. 1, pp. 123–138, 2024, doi: https://doi.org/10.18495/jsi.v16i1.152.
- [10] K. Zuhri and N. A. O. Saputri, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Pilpres 2019 Berdasarkan Opini Dari Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Journal of Computer and Information Systems Ampera*, vol. 1, no. 3, pp. 185–199, 2020, doi: https://doi.org/10.51519/journalcisa.v1i3.45.
- [11] I. P. Rahayu, A. Fauzi, and J. Indra, "Analisis Sentimen Terhadap Program Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes Dan Support Vector Machine," *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 4, no. 2, pp. 296–301, Dec. 2022, doi: 10.30865/json.v4i2.5381.
- [12] R. D. Kurniawan and J. Muliawan, "Sentiment Analysis Of Indonesian Election 2024 Using The K-Nearest Neighbor Method," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 5, no. 3, pp. 653–659, 2024, doi: https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.2.1934.

- [13] R. D. Tejayanda, B. Prasetyo, M. A. Faisal, R. Abigael, T. Rohana, and C. E. Sukmawati, "Public senteiment Analysis On Electric Cars Using Machine Learning Algoritms," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 5, no. 4, pp. 1129–1138, 2141, doi: https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.4.2141.
- [14] K. A. Rokhman, Berlilana, and P. Arsi, "Perbandingan Metode Support Vector Machine Dan Decision Tree Untuk Analisis Sentimen Review Komentar Pada Aplikasi Transportasi Online," *JOISM: Jurnal Of Information System Management*, vol. 2, no. 2, pp. 1–7, 2021, doi: https://doi.org/10.24076/joism.2021v3i1.341.
- [15] W. Yulita, E. D. Nugroho, and M. H. Algifari, "Analisis Sentimen Terhadap Opini Masyarakat Tentang Vaksin Covid-19 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier," *Jurnal Data Mining dan Sistem Informasi (JDMSI)*, vol. 2, no. 2, pp. 1–9, 2021, doi: 10.33365/jdmsi.
- [16] M. I. Fikri, T. S. Sabrila, and Y. Azhar, "Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter," *SMATIKA Jurnal : STIKI Informatika Jurnal*, vol. 10, no. 02, pp. 71–76, 2020, doi: https://doi.org/10.32664/smatika.v10i02.455.
- [17] E. Apriani, I. F. Hanif, F. Oktavianalisti, L. D. H. Monasari, and I. Winarni, "Analisis Sentimen Penggunaan TikTok Sebagai Media Pembelajaran Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 3, pp. 1160–1168, Jul. 2024, doi: https://doi.org/10.57152/malcom.v4i3.1482.
- [18] A. N. Huzna, I. Nurhayati, A. E. Saputri, and M. Q. Huda, "Analisis Sentimen Terhadap Mobil Listrik Di Indonesia Pada Twitter: Penerapan Naive Bayes Classifier Untuk Memahani Opini Publik," *Just IT : Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 14, no. 2, pp. 80–149, 2024, doi: https://doi.org/10.24853/justit.14.2.87-93.
- [19] J. A. Nursiyono and Q. Huda, "Analisis Sentimen Twitter Terhadap Perlindungan Data Pribadi dengan Pendekatan Machine Learning," *Jurnal Pertahanan Dan Bela Negara*, vol. 13, no. 01, pp. 1–16, 2023, doi: https://doi.org/10.33172/jpbh.v13i1.1877.
- [20] H. C. Morama, D. E. Ratnawati, and I. Arwani, "Analisis Sentimen berbasis Aspek terhadap Ulasan Hotel Tentrem Yogyakarta menggunakan Algoritma Random Forest Classifier," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 6, no. 4, pp. 1702–1708, 2022, Accessed: Jan. 03, 2025. [Online]. Available: https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/10908
- [21] R. Aryanti, T. Misriati, and A. Sagiyanto, "Analisis Sentimen Aplikasi Primaku Menggunakan Algoritma Random Forest dan SMOTE untuk Mengatasi Ketidakseimbangan Data," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 5, no. 1, pp. 218–227, Nov. 2023, doi: 10.47065/josyc.v5i1.4562.

- [22] A. T. Octa.N, M. Hasbullah, M. Rizal, M. F. Rajab, and N. Agustina, "Algoritma Decision Tree Untuk Analisis Sentimen Public Terhadap Marketplace Di indonesia," *NARATIF: Jurnal Ilmiah Nasional Riset Aplikasi dan Teknik Informatika*, vol. 05, no. 01, pp. 18–25, 2023, doi: https://doi.org/10.53580/naratif.v5i1.186.
- [23] O. M. Febriani, A. S. Putra, and R. P. Prayogie, "Rancang Bangun Sistem Monitoring Sirkulasi Obat Pada Pedagang Besar Farmasi (PBF) Di Kota Bandar Lampung Berbasis Web," *Darmajaya*, pp. 122–132, 2020.
- [24] M. Fachriza and Munawar, "Analisis Sentimen Kalimat Depresi Pada Pengguna Twitter Dengan Naive Bayes, Support Vector Machine, Random Forest," *Komputek*, vol. 7, no. 2, pp. 49–58, 2023, doi: https://doi.org/10.24269/jkt.v7i2.2218.
- [25] M. R. Romadhon and F. Kurniawan, "A Comparison of Naive Bayes Methods, Logistic Regression and KNN for Predicting Healing of Covid-19 Patients in Indonesia," 2021 3rd East Indonesia Conference on Computer and Information Technology (EIConCIT), pp. 41–44, Apr. 2021, doi: 10.1109/EIConCIT50028.2021.9431845.
- [26] L. P. R. Noviana and I. N. B. S. Nugraha, "Analisis Kinerja Logistic Regression Classifier Berdasarkan Seleksi Fitur Warna, GLCM (Gray Level Cooccurrence Matrix) dan Bentuk (Studi Kasus Jenis Ketupat Khas Bali)," *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 6, no. 2, pp. 124–132, Jul. 2024, doi: 10.35746/jtim.v6i2.521.
- [27] A. I. Safitri and T. B. Sasongko, "Sentiment Analysis Of Cyberbullying Using Bidirectional Long short Term memory Algorithm On Twitter," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 5, no. 2, pp. 615–620, 2024, doi: https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.2.1922.
- [28] Y. Pratama, D. T. Murdiansyah, and K. M. Lhaksmana, "Analisis Sentimen Kendaraan Listrik Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Logistic Regression dan Principal Component Analysis," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 1, pp. 529–535, Feb. 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5575.