



Implementasi dan Analisis Model Machine Learning Decision Tree untuk Deteksi Akun Palsu di Twitter

Risqa Taufik, Risti Jimah, Achmad Solichin*

Information Technology, Master of Computer Science, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia

Email: ¹taufikbarca@gmail.com, ²ristijimah08@gmail.com, ^{3,*}achmad.solichin@budiluhur.ac.id

Email Penulis Korespondensi: achmad.solichin@budiluhur.ac.id

Abstrak—Di era digital ini, platform media sosial telah menjadi bagian integral dari kehidupan sehari-hari, memfasilitasi interaksi sosial, pertukaran informasi, dan partisipasi dalam diskusi publik. Namun, munculnya akun bot atau akun palsu di media sosial, khususnya Twitter, telah menjadi tantangan baru. Akun-akun ini seringkali digunakan untuk menyebarkan informasi yang tidak akurat atau menyesatkan, yang dapat berdampak negatif pada dinamika sosial dan politik. Penelitian ini berfokus pada permasalahan deteksi akun palsu di Twitter. Kami melakukan analisis mendalam terhadap profil pengguna dan perilaku posting mereka. Kami mengumpulkan data dari berbagai akun Twitter, baik yang asli maupun palsu, dan mengkategorisasikannya untuk pembuatan model. Model Decision Tree digunakan dalam penelitian ini untuk deteksi akun palsu. Kami memilih metode ini karena efektivitasnya dalam mengidentifikasi dan membedakan antara akun asli dan palsu berdasarkan fitur-fitur yang telah ditentukan. Proses pembuatan model melibatkan pelatihan dan pengujian model dengan dataset yang telah dikategorikan. Sebagai studi kasus, kami menerapkan model ini pada follower akun Twitter Universitas Budi Luhur. Hasilnya, model ini mampu mengidentifikasi akun palsu dengan tingkat akurasi mencapai 99%. Ini menunjukkan bahwa pendekatan kami dalam menggunakan Model Decision Tree efektif dalam menangani permasalahan deteksi akun palsu di Twitter.

Kata Kunci: Akun Palsu (Bot); Deteksi Akun; Klasifikasi Decision Tree; Machine Learning; Platform Twitter

Abstract—In this digital era, social media platforms have become an integral part of daily life, facilitating social interaction, information exchange, and participation in public discussions. However, the emergence of bot or fake accounts on social media, especially Twitter, has posed a new challenge. These accounts are often used to disseminate inaccurate or misleading information, which can negatively impact social and political dynamics. This research focuses on the problem of detecting fake accounts on Twitter. We conducted an in-depth analysis of user profiles and their posting behavior. We collected data from various Twitter accounts, both real and fake, and categorized them for model creation. The Decision Tree model is used in this research for fake account detection. We chose this method because of its effectiveness in identifying and distinguishing between real and fake accounts based on predetermined features. The model creation process involves training and testing the model with the categorized dataset. As a case study, we applied this model to the followers of the Twitter account of Budi Luhur University. The result is, this model is able to identify fake accounts with an accuracy rate reaching 99%. This shows that our approach in using the Decision Tree Model is effective in dealing with the problem of detecting fake accounts on Twitter.

Keywords: Fake Accounts (Bots); Account Detection; Decision Tree Classification; Machine Learning; Twitter Platform

1. PENDAHULUAN

Salah satu manfaat signifikan dari kehadiran internet adalah kemampuannya dalam peredaran informasi. Informasi kini dapat tersebar dari satu tempat ke berbagai penjuru dunia dengan cepat bahkan secara langsung (live). Hal ini menjadikan informasi sebagai sebuah komoditi yang sangat berharga di era internet ini. Konsep ini telah dipahami oleh banyak orang, seperti yang diungkapkan oleh Hammer (1976) [1], bahwa informasi merupakan sesuatu yang dapat dijual, disalin, diciptakan, dan bahkan disalahartikan. Dalam konteks ini, informasi menjadi salah satu dari tiga sumber daya dasar bersama dengan potensi material dan energi. Keberadaan informasi saat ini juga menjadi komoditas utama, terutama dalam bidang pemasaran [2].

Proliferasi platform media sosial, seperti Twitter, telah menghasilkan penyebaran berbagai informasi yang salah di antara para penggunanya [3]. Fenomena ini semakin meresap karena popularitas platform media sosial yang terus berkembang, memberikan ruang bagi berbagai aktor untuk mengeksploitasi jangkauan dan pengaruhnya. Di antara pelaku tersebut adalah individu yang menggunakan akun palsu untuk menyebarkan konten yang merugikan. Penyebaran informasi yang tidak akurat melalui akun palsu dapat menimbulkan konsekuensi yang signifikan, terutama bagi mereka yang sangat bergantung pada media sosial sebagai sumber informasi utama [4].

Oleh karena itu, deteksi akun palsu menjadi suatu keharusan. Fenomena ini menjadi permasalahan yang relevan untuk diteliti karena dapat merusak reputasi dan kepercayaan informasi yang beredar di media sosial, terutama Twitter. Keberadaan akun palsu juga dapat menimbulkan keraguan dan ketidakpastian di antara pengguna media sosial. Hal ini menempatkan urgensi penelitian dalam mengembangkan metode deteksi akun palsu yang efektif, sehingga dapat mengatasi penyebaran misinformasi dan menjaga integritas informasi yang beredar di platform media sosial [5].

Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi akun palsu pada Twitter menggunakan model machine learning Decision Tree. Modus operandi dari akun palsu memerlukan inisiasi permintaan pertemanan, pengiriman pesan pribadi, dan penyebaran informasi palsu melalui akun dengan cara yang sangat cepat dan otomatis [6]. Akun yang disimulasikan menunjukkan perilaku yang mirip dengan pengguna manusia pada umumnya, terlibat dalam komunikasi dengan akun pengguna penerima yang menjadi target permintaan pertemanan yang dikirim. Studi



yang dilakukan oleh [7] menyoroti kemampuan sistem untuk melakukan analisis mendalam terhadap perilaku pengguna dalam jaringan akun palsu. Melalui studi kasus yang dilakukan pada akun – akun follower dari akun twitter Universitas Budi Luhur @kampusbudiluhur, diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih baik tentang cara operasi akun palsu serta menyediakan solusi dalam mendeteksinya [8]. Artikel ini disusun dalam beberapa bagian, dimulai dari pendahuluan yang menjelaskan latar belakang dan urgensi penelitian, dilanjutkan dengan pembahasan metodologi, hasil dan analisis penelitian, serta kesimpulan dan saran untuk penelitian selanjutnya [9].

Penelitian oleh Aditya Perwira Joan Dwitama menggunakan teknik machine learning untuk mendeteksi ujaran kebencian pada Twitter, menunjukkan potensi machine learning dalam analisis teks di media sosial [10]. Sementara itu, penelitian oleh Ade Firman Fauzi [11] fokus pada identifikasi akun palsu Twitter yang melakukan social engineering pretexting pada akun bank dan e-wallet di Indonesia, menunjukkan bahwa berbagai metode machine learning dapat digunakan untuk mendeteksi akun palsu. Begitu pula, penelitian lain yang menggunakan Support Vector Machine (SVM) menunjukkan efektivitas metode ini dalam mendeteksi akun palsu.

Dalam konteks penelitian ini, hasil-hasil penelitian tersebut menegaskan bahwa machine learning, termasuk Decision Tree yang digunakan dalam penelitian ini, memiliki potensi besar dalam mendeteksi akun palsu di Twitter. Selain itu, relevansi dan urgensi penelitian ini juga diperkuat oleh temuan-temuan dari penelitian-penelitian tersebut [12]. Dengan membandingkan metode dan hasil penelitian ini dengan penelitian yang dilakukan, kita dapat memberikan pemahaman yang lebih luas dan mendalam tentang kontribusi penelitian ini dalam mengatasi masalah akun palsu di platform media sosial.

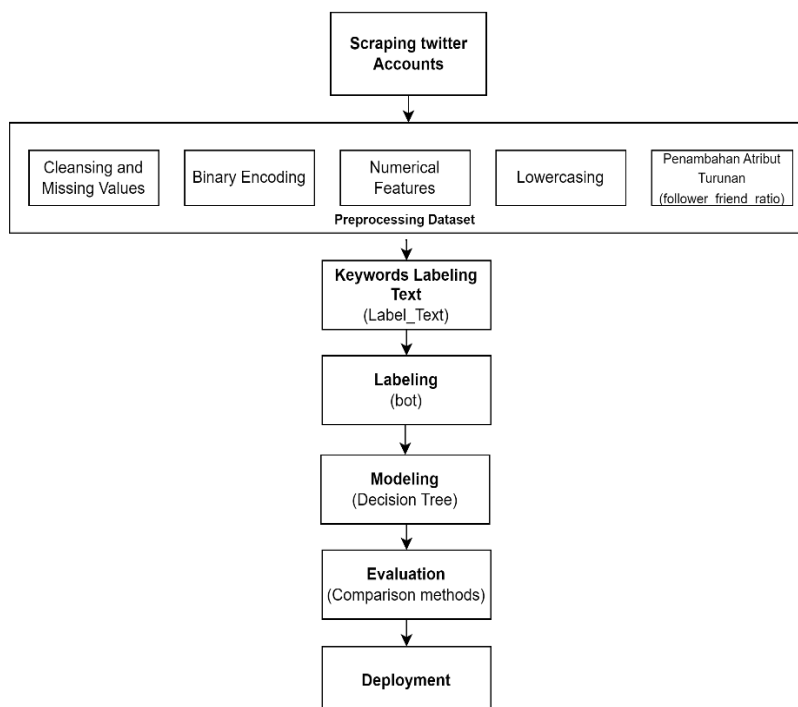
2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metodologi Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) yang merupakan model proses yang banyak digunakan dalam Data Science dan Data Analyst [13].

2.1.1 Penerapan Metode yang Digunakan

Data Mining adalah proses yang melibatkan serangkaian tahapan berdasarkan model CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), model analitik yang paling banyak digunakan oleh para ahli data mining. Proses ini dimulai dengan pengumpulan data dari akun Twitter, yang kemudian diikuti oleh pra-pemrosesan dataset. Pra-pemrosesan melibatkan pembersihan data, penanganan nilai yang hilang, pengubahan data kategorikal menjadi format biner, pengolahan fitur numerik, dan pengubahan semua teks menjadi huruf kecil. Selain itu, atribut turunan seperti rasio follower dan friend juga ditambahkan ke dataset. Setelah pra-pemrosesan, teks diberi label berdasarkan kata kunci dan bot diidentifikasi. Data yang telah diproses kemudian ditambang menggunakan algoritma pohon keputusan [14].



Gambar 1. Flowchart Penelitian



Pola atau model yang ditambang kemudian dievaluasi dan dibandingkan dengan metode lainnya. Akhirnya, model atau pola yang telah dievaluasi diimplementasikan. Akhirnya, model yang telah dibuat diterapkan ke dalam lingkungan operasional dan selanjutnya tahapan – tahapan ini akan diimplementasikan ke dalam penelitian ini dapat dilihat di **Gambar 1**.

2.2 Preprocessing Data

Preprocessing data adalah langkah penting dalam proses data mining. Tujuan dari preprocessing data adalah untuk meningkatkan kualitas data dan membuatnya lebih cocok untuk tugas data mining tertentu [15]. Dan di Gambar 1 sudah bisa dilihat tahapan preprocessing yang akan dilakukan di penelitian ini.

2.2.1 Scraping Twitters Accounts

Web scraping Twitter accounts melibatkan penggalian data dari halaman Twitter menggunakan alat atau skrip otomatis. Ini dapat mencakup informasi seperti nama pengguna, tweet, suka, retweet, dan pengikut. Pengikisan web dapat digunakan untuk berbagai tujuan, seperti analisis data, riset pasar, atau agregasi konten. Penting untuk dicatat bahwa web scraping harus dilakukan sesuai dengan persyaratan layanan platform yang di-scrap dan harus menghormati privasi pengguna [16].

2.2.2 Cleaning Data dan Missing Values

Tahapan Cleaning Data dan Missing Values dalam Data Mining melibatkan beberapa langkah penting:

1. **Data Cleaning:** Proses ini melibatkan pembersihan data, yang dapat mencakup penghapusan entri yang memiliki bagian yang hilang atau mengisi bagian yang hilang berdasarkan informasi lain dalam set data. Tujuan dari data cleaning adalah untuk menangani missing value dan noise. Noise adalah data yang tidak berguna dan tidak dapat diinterpretasikan oleh tools [17].
2. **Missing Values:** Missing value merupakan kondisi dimana adanya data yang hilang atau tidak lengkap di dalam database. Cara untuk mengatasi missing value adalah dengan mengabaikan tupel dan mengisi missing value tersebut. Pengisian missing value dapat dilakukan dengan beberapa cara, seperti mengisi manual missing value tersebut dengan mean atau nilai lain sesuai dengan jenis data [17].

2.2.3 Binary Encoding

Penerapan Binary Encoding menjadi relevan dalam konteks analisis pada penelitian ini, di mana informasi non-biner, seperti keberadaan atau ketiadaan tautan pada dua atribut, yaitu "website" (yang mencakup tautan dalam bio) dan "imgUrl" (yang menunjukkan penggunaan Foto Profil Default atau tidak), diubah menjadi bentuk biner (1 atau 0).

2.2.4 Numerical Features

Pada tahap ini, dilakukan pemrosesan terhadap atribut 'createdAt' dalam dataset follower akun Twitter Universitas Budi Luhur. Langkah-langkah tersebut dimulai dengan penggunaan fungsi `calculate_account_age`.

2.2.5 Lowercasing

Lowercasing pada penelitian ini yaitu melakukan konversi teks menjadi huruf kecil agar tidak ada perbedaan huruf besar dan kecil dalam analisis [18].

2.2.6 Penambahan atribut turunan

Dalam tahap "Penambahan Atribut Turunan", kami membuat atribut tambahan yang disebut "perbandingan" atau "follower_friend_ratio" untuk setiap entitas dalam dataset. Atribut ini menggambarkan hubungan antara jumlah pengikut dan jumlah teman dalam sebuah akun media sosial. Penghitungan atribut ini dilakukan dengan membagi jumlah pengikut dengan jumlah teman untuk setiap entitas.

2.2.7 Keywords Labeling Text

Dilakukan proses labeling pada teks (text) yang terdapat dalam kolom 'screenName', 'name', dan 'bio'. Proses ini bertujuan untuk mengidentifikasi adanya kata kunci atau pola tertentu yang dapat mengindikasikan sifat palsu atau otomatis dari akun tersebut.

2.3 Labeling (bot)

Metode labelisasi digambarkan dalam bagan alir yang merupakan pendekatan berbasis aturan yang kuat untuk mendeteksi akun palsu di Twitter. Berdasarkan kriteria yang ditetapkan, akun akan diberi label sebagai palsu atau bot jika memenuhi salah satu dari beberapa kondisi tertentu.

2.4 Modeling

Metode Decision Tree adalah salah satu metode dalam data mining yang digunakan untuk membangun model prediksi berdasarkan data yang ada. Model prediksi tersebut berbentuk pohon keputusan yang terdiri dari node dan



edge. Node merepresentasikan variabel input, sedangkan edge merepresentasikan hubungan antara variabel input dan output. Model prediksi tersebut dapat digunakan untuk memprediksi hasil dari suatu keputusan dengan mengikuti jalur yang ada pada pohon keputusan [19]. Metode ini menggunakan rumus entropy dan information gain untuk mengukur keberagaman data dan mengukur seberapa baik suatu atribut memisahkan training example ke dalam kelas target. Rumus entropy dan information gain dapat diterapkan pada setiap node dalam pohon keputusan, yang akan membantu mengidentifikasi atribut yang paling relevan dan mengurangi keberagaman data. Rumus entropy:

$$entropy(S) = - \sum p(i) * \log_2(p(i)) \quad (1)$$

Rumus information gain:

$$gain(S, A) = entropy(S) - \sum p(A_i) * entropy(S_{A_i}) \quad (2)$$

Dalam rumus diatas, S adalah kumpulan sampel data, A adalah atribut, $p(i)$ adalah persentase kelas i, $p(A_i)$ adalah persentase atribut A yang mengelompokkan sampel ke kelas i, dan S_{A_i} adalah kumpulan sampel yang mengelompokkan ke kelas i [19].

2.5 Evaluation

Selanjutnya adalah evaluasi untuk menilai hasil dari kategori/kelas yang sebelumnya telah diproses dengan algoritma Decision Tree. Confusion matrix menjadi salah satu metode untuk melakukan analisis prediktif yang mampu digunakan untuk menyajikan dan menguji nilai aktual model dengan nilai yang prediksi model untuk menghasilkan poin akurasi, recall, presisi, dan skor f1 (f-measure) [20].

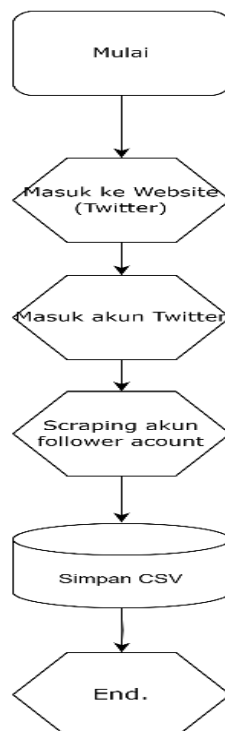
2.6 Deployment

Deployment prototyping data mining merupakan langkah yang penting dalam mengimplementasikan model prediksi yang telah dibangun.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data (webscraping)

Proses ini dimulai dengan mengakses situs web Twitter dan masuk ke akun Twitter yang relevan. Setelah berhasil masuk, data follower dari akun tersebut di-scraping. Data yang telah di-scraping kemudian disimpan dalam format CSV, menandai akhir dari proses ini.



Gambar 2. Flowchart webscraping

Pada **Gambar 2.** memperlihatkan langkah bagaimana melakukan pengumpulan data, sedangkan hasil dari proses webscraping data dilihat di **Tabel 1.**



Tabel 1. Contoh hasil Webscraping Dataset

profileUrl	screenName	userId	name	imgUrl	...	timestamp
https://twitter.com/dapfsa90168	dapfsa90168	1669879591966736391	taqsibam dapfsa	https://pbs.twimg.com/profile_images/1670617486012841984/BQH9iTym_normal.jpg	...	19/07/2023 09:50
https://twitter.com/tony_star_ks__	tony_star_ks__	1603686492617916418	I AM Tony Stark	https://pbs.twimg.com/profile_images/1677813558523101184/ssFreoSP_normal.jpg	...	19/07/2023 09:50
https://twitter.com/purplegrapwry	purplegrapwry	1494030416356917250	reya afynda a.k.a honey girl	https://pbs.twimg.com/profile_images/167704754333806080/0S8sV5bK_normal.jpg	...	19/07/2023 09:50
https://twitter.com/as_nyet	as_nyet	472786985	asnyet	https://pbs.twimg.com/profile_images/1451470131868028931/5wU4tc6M_normal.jpg	...	19/07/2023 09:50
https://twitter.com/myonlyskylar	myonlyskylar	1645456706045104135	Skylar	https://pbs.twimg.com/profile_images/1646160525632438274/l-hjy5gQ_normal.jpg	...	19/07/2023 09:50
https://twitter.com/faizfraaije	faizfraaije	1611019464090451969	faiz	https://pbs.twimg.com/profile_images/1666123685730873345/XYsgs3wq_normal.jpg	...	19/07/2023 09:50
https://twitter.com/RinaldiFDP	RinaldiFDP	752547930	Rinaldi	https://pbs.twimg.com/profile_images/3780806914/6895ffaf0efc659ba549153ea53d1535_normal.jpeg	...	19/07/2023 09:50
https://twitter.com/mwidias	mwidias	235571013	Maya Widias tri	https://pbs.twimg.com/profile_images/1543661624128843777/JmO-40ga_normal.jpg	...	19/07/2023 09:50
https://twitter.com/dzon23615	dzon23615	1642876221406199808	KUNC I SEHA T OFFICIAL	https://pbs.twimg.com/profile_images/1642876415623450626/PSjnhJC4_normal.png	...	19/07/2023 09:50

Tabel 1. Menunjukan contoh Dataset yang didapatkan dalam webscraping tersebut yang mana kami disini mendapatkan Dataset dengan 18 Atribut. Atribut tersebut antara lain mencakup URL profil, nama pengguna, ID unik, nama lengkap, URL gambar profil, URL gambar latar belakang, deskripsi singkat, alamat website terkait, lokasi, tanggal pembuatan akun, jumlah pengikut, jumlah yang diikuti, jumlah tweet yang diposting, status verifikasi akun, informasi apakah akun tersebut mengikuti atau diikuti oleh Universitas Budi Luhur.

3.2 Data Preprocessing

Preprocessing data dilakukan dalam analisis data dan machine learning yang melibatkan transformasi data mentah menjadi format yang lebih terstruktur dan siap untuk analisis [21]. Tahap preprocessing dalam penelitian ini terdiri dari:

3.2.1 Cleaning Data dan Missing Values

a. Cleaning Data

Untuk meningkatkan kualitas dan keterbacaan dataset, disini peneliti melakukan proses pembersihan teks pada kolom 'bio' dan 'name' dalam dataset pengikut akun Twitter Universitas Budi Luhur. Proses ini bertujuan untuk menghilangkan simbol, tanda baca, dan bilangan angka agar informasi yang terkandung dalam teks lebih fokus dan mudah diinterpretasikan. Pada tahap ini, peneliti menggunakan library regular expression (re) untuk mengimplementasikan langkah-langkah penghapusan tersebut.

b. Menangani Missing Values

1. Identifikasi dan Penanganan Missing Values



Setelah memuat dataset, selanjutnya adalah mengidentifikasi dan menangani nilai yang hilang (missing values) pada setiap kolom. Dengan menggunakan library pandas di Python, kita dapat melihat jumlah dan persentase missing values pada tiap kolom.

2. Tindakan Penanganan Missing Values

Setelah mengidentifikasi missing values, langkah berikutnya adalah menangani nilai-nilai yang hilang tersebut. Beberapa tindakan yang dapat dilakukan antara lain:

- Mengisi missing values pada kolom numerik dengan median mereka
 - Mengisi missing values pada kolom kategorikal dengan label 'Tidak Diketahui'
- [1] name diisi dengan 'Tidak Diketahui'.
[2] bio diisi dengan 'Tidak Diketahui'.

3. Memeriksa dataset

Apakah sudah benar benar cleaned dataset memiliki 4881 entri non-null dan semua entri tersebut adalah tipe data integer (int64). Ini menunjukkan bahwa proses pembersihan dan konversi tipe data label ke integer telah berhasil bisa dilihat di Gambar .

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 4881 entries, 0 to 4880
Data columns (total 9 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   imgUrl                               4881 non-null   int64
1   website                             4881 non-null   int64
2   createdAt                           4881 non-null   int64
3   followersCount                      4881 non-null   int64
4   friendsCount                       4881 non-null   int64
5   tweetsCount                        4881 non-null   int64
6   Label_Text                          4881 non-null   int64
7   perbandingan_follower_dan_friends  4881 non-null   float64
8   bot                                 4881 non-null   int64
dtypes: float64(1), int64(8)
memory usage: 343.3 KB
```

Gambar 3. Verifikasi Validitas Data

Berdasarkan hasil output pada **Gambar 3.** dapat disimpulkan bahwa dataset label telah berhasil dibersihkan. Setiap kolom memiliki 4881 entri non-null, dan kolom 'bot' sudah memiliki tipe data integer (int64).

3.2.2 Binary Encoding

Penerapan Binary Encoding menjadi relevan dalam konteks analisis data mining , di mana informasi non-biner, seperti keberadaan atau ketiadaan tautan pada dua atribut, yaitu "website" dan "imgUrl".

Tabel 2. Binary Encoding pada Atribut 'website'

Nama Atribut	Deskripsi Atribut
Ada terdapat Tautan	0
Tidak Terdapat Tautan	1

Dalam **Tabel 2.** yang mencakup tautan dalam bio dan yang menunjukkan penggunaan Foto Profil Default atau tidak, diubah menjadi bentuk biner (1 atau 0).

3.2.3 Numerical Features

Pada tahap ini [22], dilakukan pemrosesan terhadap atribut 'createdAt' dalam dataset follower akun Twitter Universitas Budi Luhur. Langkah-langkah tersebut dimulai dengan penggunaan fungsi calculate_account_age.

**Tabel 3.** Penerapan Numerical Features pada Atribut 'CreateAt'

Sebelum	Sesudah
Sat Jun 17 01:29:16 +0000 2023	215.0
Fri Dec 16 09:40:37 +0000 2022	397.0
Wed Feb 16 19:26:37 +0000 2022	700.0
Tue Jan 24 09:20:32 +0000 2012	4376.0

Fungsi dalam **Tabel 3.** diatas dirancang untuk menghitung usia akun dalam hari berdasarkan tanggal pembuatan akun ('createdAt').

3.2.4 Lowercasing

Proses lowercasing, yang dilakukan pada kolom 'screenName', 'name', dan 'bio' dalam dataset follower akun Twitter Universitas Budi Luhur, bertujuan untuk mengharmonisasi format teks. Hal ini memudahkan analisis dan pencarian kata-kata tanpa memperhatikan apakah hurufnya besar atau kecil.

Tabel 4. Contoh Penerapan Lowercasing

Sebelum	Sesudah
I AM Tony Stark	i am tony stark
Computer Science	computer science
Nothin	nothin
NeoDocto Intern from	neodocto intern from philippines
Philippines	

Contoh hasil penerapan lowercasing pada **Tabel 4.** diatas membantu menciptakan konsistensi dalam data teks, memudahkan analisis, dan mendukung keberlanjutan proses preprocessing data.

3.2.5 Keywords Labeling Text

Dilakukan proses labeling pada teks (text) yang terdapat dalam kolom 'screenName', 'name', dan 'bio'. Dalam proses ini, digunakan beberapa kategori kata kunci, meliputi sebagai berikut:

Tabel 5. Keywords Labeling Text

Sebelum	Sesudah
Automated Keywords	"bot", "auto", "automated", "AI", "robot", "programmed"
Generic or Nonsensical Keywords	"asdf", "123", "qwerty", "randomuser", "user123"
Repetitive Patterns	"user123user123", "followfollowfollow", "repeatedtextrepeatedtext"
Numeric Suffixes or Prefixes	"user123", "bot456", "123user", "456bot"
Excessive Numbers	"user123456", "bot789012", "account12345"
Non-human Language	"Lorem Ipsum" (pseudo-Latin text often used as a placeholder), Random sequences of letters or numbers without coherent meaning
Spam or Scam-related Keywords	"earnmoneyquick", "freemoney", "getrichfast", "spamalert"
Unusual Characters	"user#@!\$%", "bot!!!123"

Keywords yang ada pada **Tabel 5.** ini bertujuan untuk mengidentifikasi adanya kata kunci atau pola tertentu yang dapat mengindikasikan sifat palsu atau otomatis dari akun tersebut.

3.2.6 Penambahan Atribut Turunan

Dalam tahap "Penambahan Atribut Turunan", kami membuat atribut tambahan yang disebut "perbandingan" atau "follower_friend_ratio" untuk setiap entitas dalam dataset.

Tabel 6. Hasil Preprocessing Data

	screen Name	na me	Bio	im gU rl	we bsit e	crea tedA t	followe rsCoun t	friend sCoun t	tweet sCoun t	Labe l_Tex t	perbandingan_fol lower_dan_friend s
1	dapfsa 90168	taqs iba m dapf sa	good	1	0	221	32	892	81	1	0.3



	screen Name	na me	Bio	im gU rl	we bsit e	crea tedA t	followe rsCoun t	friend sCoun t	tweet sCoun t	Labe l_Tex t	perbandingan_fol lower_dan_friend s
2	tony_s tarks_ -	i am tony star k reya afyn da a.k. a hon ey girl	comp uter scien ce	1	0	404	157	317	1019	1	0.4
3	purple grapwr y	a.k. a hon ey girl	crimi nolog y stude nt	1	0	706	2	5	423	1	0.4
4	as_nye t	asn yet	Tidak Diket ahui	1	0	4383	242	512	3963	1	4
5	myonl yskyla r	skyl ar	Tidak Diket ahui ada kalan ya kita harus mene ngok seben tar ke belak ang, untuk melih at sudah sejau h mana kita berjal an	1	0	288	7	47	198	1	1.4
4 8 7 6	rinaldi fdp	rina ldi	belak ang, untuk melih at sudah sejau h mana kita berjal an	1	0	4182	7	12	37	1	0.8
4 8 7 7	1mwid ias	may a widi astri kun ci	rando m tweet selam at	1	0	4764	91	176	3425	1	1
4 8 7 8	dzon2 3615	seha t offi cial	datan g kunci sehat	1	1	296	238	4948	50	1	0.8

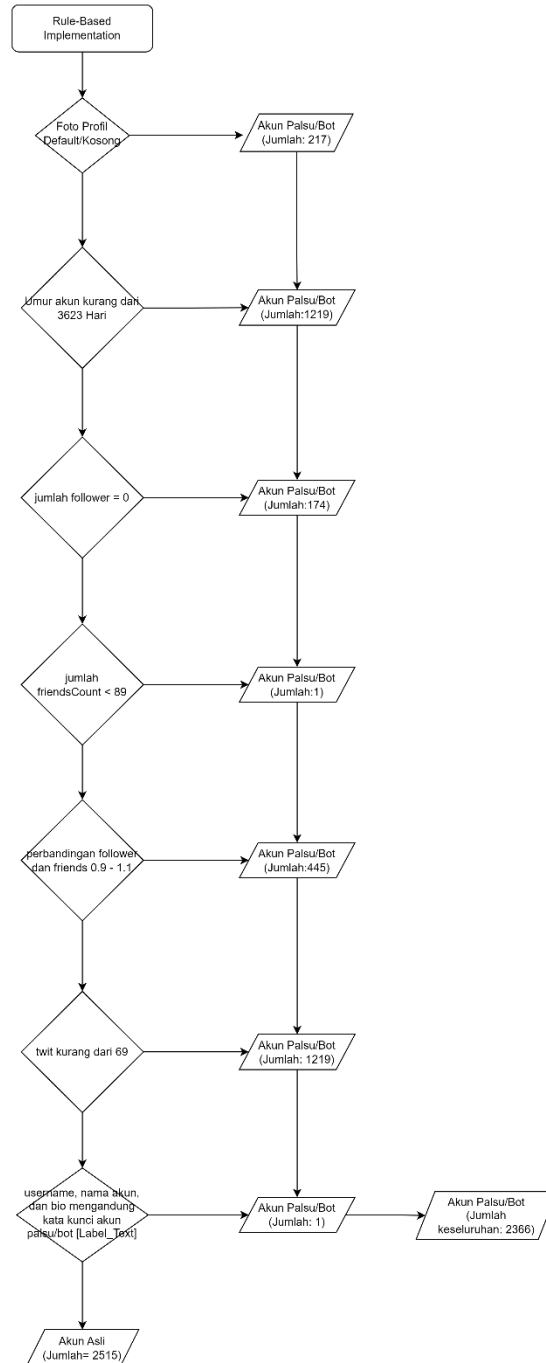
Atribut “**perbandingan_follower_dan_friends**” dalam **Tabel 6**. menggambarkan hubungan antara jumlah pengikut dan jumlah teman dalam sebuah akun media sosial. Penghitungan atribut ini dilakukan dengan membagi jumlah pengikut dengan jumlah teman untuk setiap entitas.

3.3 Labelisasi

Proses Labelisasi menggunakan metode yang digambarkan dalam bagan alir yang merupakan pendekatan berbasis aturan yang ditetapkan untuk mendeteksi akun palsu di Twitter. Berdasarkan kriteria yang ditetapkan, akun akan diberi label sebagai palsu atau bot jika memenuhi salah satu dari beberapa kondisi tertentu. Proses ini dilakukan



secara cermat untuk memastikan ketepatan dalam mengidentifikasi apakah suatu akun dianggap sebagai akun bot/palsu (1) atau akun asli (0). Proses labeling dilakukan dengan menggunakan metode aturan dasar berikut:



Gambar 4. Implementasi Flowchart Rule-Based

Implementasi Rule-Based Labelisasi pada **Gambar 4.** ini dapat menetapkan beberapa aturan untuk mendeteksi akun palsu/bot berdasarkan persentil tertentu dari masing-masing fitur. Dalam hal ini, kita akan menggunakan aturan berdasarkan persentil 25% (Q1) untuk setiap fitur.

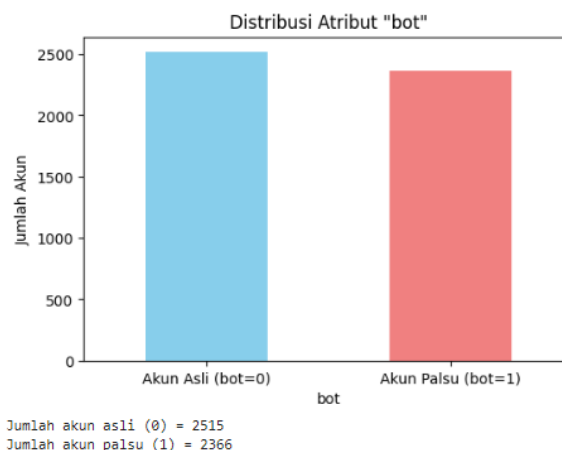
Tabel 7. Hasil Preprocessing setelah Labelisasi

	img Url	webs ite	create dAt	followers Count	friendsC ount	tweetsC ount	Label Text	perbandingan_follower _dan_friends	bot
1	1	0	221	32	892	81	1	0.0358744394618834	1
2	1	0	404	157	317	1019	1	0.4952681388012618	1
3	1	0	706	2	5	423	1	0.4	1
4	1	0	4383	242	512	3963	1	0.47265625	0
5	1	0	288	7	47	198	1	0.1489361702127659	1



	img Url	webs ite	create dAt	followers Count	friendsC ount	tweetsC ount	Label_ Text	perbandingan_follower _dan_friends	bot
48	1	0	4182	7	12	37	1	0.5833333333333334	1
76									
48	1	0	4764	91	176	3425	1	0.5170454545454546	0
77									
48	1	1	296	238	4948	50	1	0.0481002425222312	1
78									
48	1	0	264	0	2	0	1	0	1
79									
48	1	0	1654	485	596	265	1	0.8137583892617449	1
80									

Dalam dataset ini, terdapat beberapa variabel yang digunakan untuk mengidentifikasi apakah sebuah akun adalah bot atau bukan. Variabel imgUrl dan website adalah variabel biner, yang berarti mereka hanya memiliki dua nilai yaitu 0 atau 1. Variabel createdAt, followersCount, friendsCount, dan tweetsCount adalah variabel numerik yang mencerminkan informasi spesifik tentang akun, seperti kapan akun dibuat, berapa banyak pengikut dan teman yang dimiliki akun, serta berapa banyak tweet yang telah diposting oleh akun. Variabel Label_Text juga merupakan variabel biner yang menunjukkan apakah akun mengandung kata kunci tertentu yang mungkin menunjukkan bahwa akun tersebut adalah bot. Variabel perbandingan_follower_dan_friends adalah rasio antara jumlah pengikut dan jumlah teman yang dimiliki akun. Akhirnya pada **Tabel 7**, variabel 'bot' adalah variabel target yang menunjukkan apakah akun tersebut adalah bot (1) atau bukan bot (0).



Gambar 5. Distribusi Atribut Label "bot"

Gambar 5. menggambarkan distribusi atribut label "bot" dalam dua kategori yang berbeda, yaitu Akun Asli (bot=0) dan Akun Palsu (bot=1). Dalam grafik batang, terdapat dua batang yang mencerminkan jumlah akun dalam masing-masing kategori. Batang biru mewakili jumlah akun asli dengan sekitar 2515 akun, sedangkan batang merah mewakili jumlah akun palsu dengan sedikit lebih banyak dari akun asli, yakni sekitar 2366 akun.

3.4 Pemodelan Data/Modeling

Fase pemodelan digunakan untuk melakukan klasifikasi pada dataset setelah melalui serangkaian tahapan yang terstruktur. Pertama-tama, dataset yang telah dibersihkan dimuat menggunakan Pandas, dan fitur serta target yang akan digunakan untuk model ditentukan. Pada penelitian ini, pemodelan dilakukan dengan fokus pada metode Decision Tree.

Kemudian, Decision Tree Classifier diinisialisasi dan diterapkan pada data pelatihan dengan menggunakan metode fit. Model tersebut kemudian digunakan untuk memprediksi label pada data pengujian. Ini memungkinkan evaluasi kinerja model dan pengambilan kesimpulan mengenai keefektifan metode Decision Tree dalam klasifikasi dataset yang diberikan. Model yang dihasilkan bisa dilihat di Tabel 10.:

Tabel 8. Decision Tree Performance

accuracy: 99.91% +/- 0.20% (micro average: 99.91%)			
	true bot	true asli	class precision
pred. bot	1655	2	99.88%
pred. asli	1	1759	99.94%
class recall	99.94%	99.89%	



Pada **Tabel 8**, model ini memiliki akurasi yang sangat tinggi sebesar 99.91%, menandakan seberapa sering prediksi yang dibuat oleh model tersebut benar. Lebih lanjut, recall untuk kelas "pred_bot" mencapai 99.94%, sedangkan untuk kelas "pred_asli" adalah 99.89%, menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi dengan tepat kasus positif dari keseluruhan kasus positif yang sebenarnya. Precision untuk kelas "true bot" adalah 99.88% dan untuk kelas "true asli" adalah 99.94%, menandakan seberapa sering model benar dalam memprediksi kasus positif. Melalui confusion matrix, kita dapat melihat bahwa model sangat baik dalam mengidentifikasi kelas "bot" dan "asli", dengan jumlah prediksi yang benar dan salah yang signifikan untuk setiap kelas. Dengan kombinasi metrik-metrik ini, dapat disimpulkan bahwa model ini memiliki kinerja yang sangat baik dalam membedakan antara "bot" dan "asli". Dengan data ini, kita dapat menghitung metrik-metrik berikut:

a. Akurasi untuk kelas "bot" dan "asli":

$$\text{Accuracy}_{\text{bot}} = \frac{TP_{\text{bot}} + TN_{\text{bot}}}{TP_{\text{bot}} + TN_{\text{bot}} + FP_{\text{bot}} + FN_{\text{bot}}} = \frac{1655 + 1759}{1655 + 1759 + 2 + 1} = 99.91\% \quad (1)$$

$$\text{Accuracy}_{\text{asli}} = \frac{TP_{\text{asli}} + TN_{\text{asli}}}{TP_{\text{asli}} + TN_{\text{asli}} + FP_{\text{asli}} + FN_{\text{asli}}} = \frac{1759 + 1655}{1759 + 1655 + 1 + 2} = 99.91\% \quad (2)$$

b. Recall untuk kelas "bot" dan "asli":

$$\text{Recall}_{\text{bot}} = \frac{TP_{\text{bot}}}{TP_{\text{bot}} + FN_{\text{bot}}} = \frac{1655}{1655 + 1} = 99.94\% \quad (3)$$

$$\text{Recall}_{\text{asli}} = \frac{TP_{\text{asli}}}{TP_{\text{asli}} + FN_{\text{asli}}} = \frac{1759}{1759 + 2} = 99.89\% \quad (4)$$

c. Precision untuk kelas "bot" dan "asli":

$$\text{Precision}_{\text{bot}} = \frac{TP_{\text{bot}}}{TP_{\text{bot}} + FP_{\text{bot}}} = \frac{1655}{1655 + 2} = 99.88\% \quad (5)$$

$$\text{Precision}_{\text{asli}} = \frac{TP_{\text{asli}}}{TP_{\text{asli}} + FP_{\text{asli}}} = \frac{1759}{1759 + 1} = 99.94\% \quad (6)$$

Secara keseluruhan, model ini tampaknya sangat baik dalam mengidentifikasi "bot" dan "asli". Ini menunjukkan bahwa model Decision Tree sangat efektif untuk dataset ini.

3.5 Deployment Prototyping

Fase deployment prototipe adalah tahap akhir dalam proses analisis data. Di sini, model yang telah dikembangkan dan diuji dalam fase pemodelan diterapkan yang selanjutnya hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh model akan dievaluasi untuk memastikan bahwa model bekerja dengan baik dan memberikan hasil yang akurat dan dapat diandalkan.

Interface Deteksi akun palsu/bot

Masukkan nilai imgUrl (0 jika memakai foto profil kosong/default, 1 jika tidak)

Masukkan tanggal pembuatan akun (format: YYYY-MM-DD)

Masukkan nilai followersCount (jumlah follower)

Masukkan nilai friendsCount (jumlah friends)

Masukkan nilai tweetsCount (jumlah tweets)

Informasi keywords contains sebagai berikut:

```
#Automated Keywords = ["bot", "auto", "automated", "AI", "robot", "programmed"]
#Generic or Nonsensical Keywords = ["asd!", "123", "qwerty", "randomuser", "user123"]
#Repetitive Patterns = ["user123user123", "followfollowfollow", "repeatedtextrepeatedtext"]
#Numeric Suffixes or Prefixes = ["user123", "bot456", "123user", "456bot"]
#Excessive Numbers = ["user123456", "bot789012", "account12345"]
#Non-human Language = ["Lorem Ipsum"]
#Spam or Scam-related Keywords = ["earnmoneyquick", "getrichfast", "spamalart"]
#Unusual Characters = ["user#@$%", "bot!!!123"]
[]
```

Masukkan nilai Label_Text (0 jika terdapat keywords bot diatas, 1 jika tidak)

Rasio Followers/Friends: 0.5416666666666666

Hasil Deteksi Bot: Terdeteksi sebagai akun Asli

Gambar 6. Contoh Penerapan Menu Input Fitur



Gambar 6. adalah contoh penerapan Menu Interface deteksi akun palsu/bot ini dilengkapi dengan berbagai input fields yang memungkinkan pengguna untuk mengidentifikasi akun palsu atau bot. Pengguna diminta untuk memasukkan tanggal pembuatan akun dalam format yyyy-mm-dd untuk menghitung umur akun, serta jumlah followers, teman, dan tweets dari akun target. Terdapat juga bagian informasi keyword yang berisi kumpulan kata kunci yang digunakan untuk mendeteksi akun bot. Dengan antarmuka ini, pengguna dapat melakukan analisis yang lebih baik untuk mengidentifikasi akun-akun yang tidak otentik di platform Twitter.

4. KESIMPULAN

Dalam kesimpulan penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa implementasi model machine learning Decision Tree untuk mendeteksi akun palsu pada pengikut akun Twitter Universitas Budi Luhur telah menghasilkan hasil yang sangat memuaskan. Model tersebut mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi, yakni mencapai 99%, menunjukkan efektivitasnya dalam mengidentifikasi akun palsu. Keberhasilan ini memiliki implikasi penting dalam upaya menjaga keamanan dan integritas platform media sosial, khususnya Twitter. Dengan adanya model ini, Universitas Budi Luhur dan entitas lainnya dapat lebih efisien dalam memonitor dan mengelola akun-akun yang mungkin merugikan atau mengganggu. Meskipun demikian, penting untuk diingat bahwa pengembangan model ini harus tetap berkelanjutan, mengingat potensi evolusi taktik dari para pembuat akun palsu. Dengan demikian, penelitian ini memberikan sumbangan penting dalam bidang keamanan cyber dan analisis media sosial, dan dapat menjadi landasan untuk pengembangan lebih lanjut dalam deteksi akun palsu di berbagai platform media sosial.

REFERENCES

- [1] Y. Yusniah, A. Putri, and A. Simatupang, 'Perkembangan Teknologi Komunikasi dan Informasi: Akar Revolusi dan Berbagai Standarnya', *Da'watuna: Journal of Communication and Islamic Broadcasting*, vol. 3, no. 2, 2022, doi: 10.47467/dawatuna.v3i2.2460.
- [2] M. J. Pelletier, A. Krallman, F. G. Adams, and T. Hancock, 'One size doesn't fit all: a uses and gratifications analysis of social media platforms', *Journal of Research in Interactive Marketing*, vol. 14, no. 2, 2020, doi: 10.1108/JRIM-10-2019-0159.
- [3] S. Chen, L. Xiao, and A. Kumar, 'Spread of misinformation on social media: What contributes to it and how to combat it', *Computers in Human Behavior*, vol. 141, 2023, doi: 10.1016/j.chb.2022.107643.
- [4] I. Primasari and A. Puspitasari, 'Analisis Personal Branding di Media Sosial: Studi Kasus Personal Branding Sebagai Komunikasi Bisnis Raffi Ahmad dan Nagita Slavina di Instagram', *JiIP (Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan)* (Online), vol. 6, no. 2, pp. 972–975, Feb. 2023, doi: 10.54371/jiip.v6i2.1665.
- [5] S. Lopez-Joya, J. A. Diaz-Garcia, M. D. Ruiz, and M. J. Martin-Bautista, 'Bot Detection in Twitter: An Overview', in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2023, doi: 10.1007/978-3-031-42935-4_11.
- [6] D. J. Watts and P. S. Dodds, 'Influentials, networks, and public opinion formation', *Journal of Consumer Research*, vol. 34, no. 4, 2007, doi: 10.1086/518527.
- [7] S. Joshi, H. G. Nagariya, N. Dhanotiya, and S. Jain, 'Identifying Fake Profile in Online Social Network: An Overview and Survey', in *Communications in Computer and Information Science*, 2020, doi: 10.1007/978-981-15-6315-7_2.
- [8] A. Priyanto, *Deteksi Akun Spammer Pada Twitter Menggunakan Machine Learning*. CV. Pena Persada, 2021.
- [9] H. Kurniawan, 'Deteksi Twitter Bot menggunakan Klasifikasi Decision Tree', *Jurnal Sustainable: Jurnal Hasil Penelitian dan Industri Terapan*, vol. 9, no. 1, 2020, doi: 10.31629/sustainable.v9i1.2347.
- [10] A. P. J. Dwitama, 'DETEKSI UJARAN KEBENCIAN PADA TWITTER BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING: REVIU LITERATUR', *Jurnal Sains, Nalar, dan Aplikasi Teknologi Informasi*, vol. 1, no. 1, 2021, doi: 10.20885/snati.v1i1.5.
- [11] A. F. Fauzi, 'IDENTIFIKASI FAKE-ACCOUNT TWITTER TERHADAP SOCIALENGINEERING PRETEXTING PADA AKUN BANK DAN E-WALLET DI INDONESIA MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES, NEURALNETWORK & SVM', Universitas Mercu Buana Jakarta., Oct. 2022.
- [12] A. Putra, A. Herdiani, and I. Asror, 'Identifikasi Fake Account Twitter Menggunakan Support Vector Machine', *eProceedings ...*, vol. 6, no. 2, 2019.
- [13] M. Rafi Muttaqin, T. Iman Hermanto, M. Agus Sunandar, P. Studi Teknik Informatika, and S. Tinggi Teknologi Wastukencana, 'Penerapan K-Means Clustering dan Cross-Industry Standard Process For Data Mining (CRISP-DM) untuk Mengelompokan Penjualan Kue', *Journal.Unpak.Ac.Id*, vol. 191, Rafi, no. 1, 2022.
- [14] L. F. Narulita and D. H. Sulistyawati, 'Pengumpulan Data Twitter Tentang Covid-19 di Indonesia untuk Menghitung Tingkat Engagement Pengguna', *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 3, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021834626.
- [15] GfG, 'Data Preprocessing in Data Mining', *GeeksforGeeks*. [Online]. Available: URL. [Accessed: Jan. 4, 2024].
- [16] J. Tjaden, 'Web Scraping for Migration, Mobility, and Migrant Integration Studies: Introduction, Application, and Potential Use Cases', *International Migration Review*, Oct. 2023.
- [17] M. R. A. Prasetya, A. M. Priyatno, and Nurhaeni, 'Penanganan Imputasi Missing Values pada Data Time Series dengan Menggunakan Metode Data Mining', *Jurnal Informasi dan Teknologi*, pp. 52–62, Jun. 2023, doi: 10.37034/jidt.v5i2.324.
- [18] H. Ma'rifah, A. P. Wibawa, and M. I. Akbar, 'Klasifikasi Artikel Ilmiah Dengan Berbagai Skenario Preprocessing', *Sains, Aplikasi, Komputasi dan Teknologi Informasi*, vol. 2, no. 2, p. 70, Apr. 2020, doi: 10.30872/jsakti.v2i2.2681.



- [19] M. P. E. Fauziningrum and E. I. Sulistyaningsih, 'PENERAPAN DATA MINING METODE DECISION TREE UNTUK MENGUKUR PENGUASAAN BAHASA INGGRIS MARITIM (STUDI KASUS DI UNIVERSITAS MARITIM AMNI)', JURNAL SAINS DAN TEKNOLOGI MARITIM, vol. 22, no. 1, p. 41, Sep. 2021, doi: 10.33556/jstm.v22i1.285.
- [20] M. Raja Nurhusen, J. Indra, and K. Ahmad Baihaqi, 'JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Kenaikan Harga Bahan Bakar Minyak (BBM) Menggunakan Metode Logistic Regression', JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA, vol. 7, no. 1, 2023.
- [21] X. Liang, Z. Ge, L. Sun, M. He, and H. Chen, 'LSTM with Wavelet Transform Based Data Preprocessing for Stock Price Prediction', Math Probl Eng, vol. 2019, pp. 1–8, Jul. 2019, doi: 10.1155/2019/1340174.
- [22] M. YUSA, E. ERNAWATI, Y. SETIAWAN, and D. ADRESWARI, 'Handling Numerical Features on Dataset Using Gauss Density Formula and Data Discretization Toward Naïve Bayes Algorithm', in Proceedings of the Sriwijaya International Conference on Information Technology and Its Applications (SICONIAN 2019), Paris, France: Atlantis Press, 2020. doi: 10.2991/aisr.k.200424.072.