

PENGARUH SELEKSI FITUR PADA TINGKAT AKURASI METODE RANDOM FOREST UNTUK IDENTIFIKASI AKUN BUZZER TWEET TOKOH POLITIK INDONESIA

Ichas Purnama Ginandjar, Puspita Nurul S, Ridwan Ilyas

Teknik Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani

Jalan Raya Karanglo km 2 Malang, Indonesia

Ichaspurnama12@gmail.com

ABSTRAK

Media sosial merupakan salah satu bentuk media yang paling banyak digunakan saat ini. *Twitter* merupakan salah satu media sosial yang digunakan untuk mencari informasi, seiring peningkatan pengguna *twitter*, jumlah akun-akun *Buzzer* pun mengalami peningkatan. Akun *buzzer* seringkali menyebarkan informasi-informasi *hoax* dan ujaran kebencian, hal ini dapat menimbulkan kegaduhan di masyarakat. Pada penelitian ini akan digunakan algoritma *Random Forest Classifier* untuk mengidentifikasi akun-akun *buzzer* dengan menggabungkan fitur-fitur dataset dari penelitian sebelumnya, dataset terbaru dan dilakukan juga seleksi fitur menggunakan *Spearman Correlation Based Feature Selection* untuk mencari nilai korelasi dari semua fitur. Pada penelitian ini disimpulkan bahwa sistem mampu mendeteksi akun *buzzer* dengan tingkat akurasi 74% dan tingkat presisi 76.65% berdasarkan dataset yang sudah didapatkan oleh penulis. Disimpulkan juga bahwa semakin banyak fitur yang digunakan dalam proses klasifikasi semakin tinggi juga tingkatan akurasi yang didapat.

Kata kunci : *Buzzer, Politik, Social Network, Twitter*

1. PENDAHULUAN

Twitter adalah satu dari banyak platform media sosial yang digunakan oleh masyarakat Indonesia dengan total pengguna mencapai angka 18.45 juta pengguna [1]. Dengan banyaknya informasi yang dapat dicari di *twitter* banyak juga pengguna yang menggunakan *twitter* untuk mencari informasi akan suatu hal. Namun dalam beberapa waktu belakangan banyak terjadi fenomena akun *buzzer*, *buzzer* merupakan pengguna media sosial yang memiliki pengaruh terhadap pengguna lain [2]. *Buzzer* dalam penelitian ini Sebagian besar adalah orang-orang biasa, biasanya user *twitter* akan membaca tweet dari *buzzer* lalu me *retweet* tweet tersebut maupun berinteraksi dengan tweet *buzzer*. Tujuan dari *buzzer* yaitu menciptakan informasi 'dari mulut ke mulut' pada media sosial. *Buzzer* biasanya digunakan untuk meningkatkan kesadaran atas sesuatu yang sedang di kampanyekan baik itu brand, event, hingga faham politik [3].

Dimulai dari beberapa waktu yang objek yang di promosikan oleh *buzzer* mulai mengalami perubahan, yang pada awalnya hanya memasarkan produk komersil dari berbagai perusahaan kini menjadi produk kebijakan pemerintah yang akan di terapkan, tokoh-tokoh publik yang akan mencalonkan diri mereka untuk menjadi Pimpinan Lembaga Pemerintahan. *Buzzer* sendiri di sini memiliki tugas utama yaitu membangun kesadaran rakyat akan calon yang sedang melakukan kampanye dan membangun dukungan pada calon tersebut. Dengan budaya media sosial di Indonesia saat ini menjadikan media sosial sebagai salah satu dari banyaknya peran penting dalam menjalankan kampanye politik [4][5]. Di Indonesia sendiri efek dari *buzzer* telah mencapai level yang cukup buruk hingga dapat menimbulkan perpecahan

antar masyarakat [6]. Tren kemunculan *buzzer* dalam dunia politik juga terus meningkat setiap tahunnya [7].

Fenomena *buzzer* juga dapat menyebabkan misinformasi di kalangan masyarakat terutama mendekati tahun-tahun pemilu. Pada penelitian ini akan dilakukan penggabungan dan pembuatan kombinasi fitur dari penelitian sebelumnya [8][9][10][11] fitur yang akan digunakan yaitu fitur yang berfokus pada user based features yang akan digabungkan dan dibuat beberapa kombinasi fitur dari beberapa fitur yang sudah didapat dari penelitian tersebut, dari banyaknya fitur yang didapat akan dilakukan seleksi fitur menggunakan metode *Spearman Correlation-base Feature Selection (SCFS)* dengan data baru. Untuk proses identifikasi akan dilakukan dengan metode klasifikasi dengan menggunakan metode pembelajaran *Random Forest* yang menurut penelitian [10] cukup baik untuk melakukan klasifikasi terhadap data *twitter*. Sehingga hasil dari penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi sebagai tambahan referensi untuk penelitian berikutnya yang serupa baik dalam metode maupun objek yang di teliti.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian sebelumnya merujuk kepada studi yang telah dilakukan sebelumnya dan berfungsi sebagai landasan bagi penelitian yang sedang dilakukan dengan mengadopsi beberapa teori dan metode dari penelitian sebelumnya. Tabel 1 merupakan beberapa penelitian mengenai identifikasi akun *buzzer* [8][9][10][11].

Tabel 1. Peneliiian terdahulu

Fitur	Hasil
Followers Count, Friend Count, Favourite Count, Statuses Count, MonthCreated, Year Created	Hasil klasifikasi Decision Tree 88.84% dan hasil perhitungan kurva AUC dengan capaian nilai 0.965. Penelitian
user_description, default_profile, geo_enabled, friends_count, status_count ,listed_count, followers_count, favourites_count, popularity, followergrowth_rate, user_account_age, tweet frequency dan friends_growth_rate	Hasil skor AUC sebesar 0.9624, nilai precision 0.97443 dan nilai recall sebesar 0.9717 dan f-1 score 0.9730
User based Features, Tweet Based Features, Periodic Features	Logistic Regression 75% tingkat akurasi, Multinomi nal Naive Bayes 78% tingkat akurasi, SVM 82% akurasi, Gradient Boosted Trees 86%
Most_active_days, Most_active_h ours, Freq_of_most_hashtag, Location, Verified, Followers Count, Friend Count, Favourite Count, Statuses Count, Month Created, Year Created	Akurasi tertinggi : menggunakan Adaboost 62,3%, Gradient Boosting 60%, Xtreme Gradient Boosting 67,9%, Histogram Basd Gradient Boosting 63,6%

Tabel 1 menunjukan fitur yang digunakan pada penelitian [8][9][10][11] beserta hasil yang di capai oleh masing-masing penelitian.

2.2. Buzzer

Buzzer adalah sebuah persona di twitter yang menerima penawaran dari pemilik merek untuk mengunggah tweet yang berhubungan dengan produk atau layanan yang dan mendapatkan keuntungan dari tweet tersebut. Buzzer biasanya terlahir dari orang-orang biasa, followers dari buzzer tersebut akan membaca tweet dari buzzer dan me retweet nya. Tujuan utama dari buzzer adalah menciptakan pembicaraan mulut ke mulut di media. Dari persepektif pemilik merek buzzer adalah persona yang pantas untuk meningkatkan kesadaran masyarakat dari produk, layanan, paham, maupun event yang ingin dipromosikan dari pemilik merek tersebut[3].

Dalam industri pemasaran digital, peran buzzer telah menjadi salah satu strategi yang populer dan

efektif dalam membangun kesadaran merek di kalangan konsumen. Keberhasilan seorang buzzer tidak hanya bergantung pada jumlah pengikut, tetapi juga pada kemampuan mereka dalam menyampaikan pesan yang menarik dan relevan kepada audiens mereka.[3].

2.3. Random Forest

Random forest classifier terdiri dari kombinasi klasifikasi pohon di mana setiap klasifikasi dihasilkan menggunakan vektor acak yang diambil secara independen dari vektor masukan, dan setiap pohon memberikan suara unit untuk kelas paling populer untuk mengklasifikasikan vektor masukan. Random forest classifier yang digunakan untuk studi ini terdiri dari menggunakan fitur yang dipilih secara acak atau kombinasi fitur di setiap node untuk membuat pohon. Bagging, metode untuk menghasilkan set data latihan dengan mengambil contoh secara acak dengan penggantian N kali, di mana N adalah ukuran set data latihan asli), digunakan untuk setiap fitur/kombinasi fitur yang dipilih. Setiap contoh (piksel) diklasifikasikan dengan mengambil kelas yang paling banyak mendapatkan suara dari semua prediktor pohon dalam hutan. Desain dari sebuah pohon keputusan memerlukan pemilihan metode pengukuran pemilihan atribut dan metode pruning. Terdapat banyak pendekatan untuk pemilihan atribut yang digunakan dalam induksi pohon keputusan dan sebagian besar pendekatan memberikan pengukuran kualitas langsung ke atribut tersebut[12].

Pengukuran pemilihan atribut yang paling sering digunakan dalam induksi pohon keputusan adalah kriteria Information Gain Ratio dan Indeks Gini. Random forest classifier menggunakan Indeks Gini sebagai pengukuran pemilihan atribut, yang mengukur ketidakmurnian atribut terkait dengan kelas-kelas[12].

Random forest classifier memiliki beberapa keunggulan dibandingkan dengan algoritma klasifikasi lainnya [13]. Ia dapat menangani data berdimensi tinggi dengan jumlah fitur yang besar dan lebih sedikit rentan terhadap overfitting dibandingkan dengan algoritma lainnya. Selain itu, ia juga mampu menangani data yang hilang dan dapat memberikan estimasi pentingnya fitur, yang dapat berguna untuk pemilihan fitur[12].

2.4. Spearnab Correlation-based Feature Selection (SCFS)

Metode Correlation-based Feature Selection (CFS) merupakan salah satu metode yang digunakan dalam proses seleksi fitur untuk mengevaluasi korelasi antara setiap fitur dalam dataset dengan variabel target. Dalam metode ini, langkah awal yang dilakukan adalah mengurutkan fitur-fitur berdasarkan korelasi mereka dengan variabel target menggunakan koefisien korelasi Spearman. Koefisien korelasi Spearman adalah ukuran statistik yang digunakan untuk mengukur hubungan monoton antara dua variabel yang diukur pada skala ordinal atau skala yang tidak

terukur. Dengan menggunakan koefisien ini, metode CFS mampu mengidentifikasi sejauh mana hubungan relatif antara dua variabel dengan memperhatikan urutan relatif data pada kedua variabel tersebut[14].

Korelasi ini dihitung menggunakan algoritma perhitungan Spearman's Rank Correlation Coefficient[15] :

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2-1)}$$

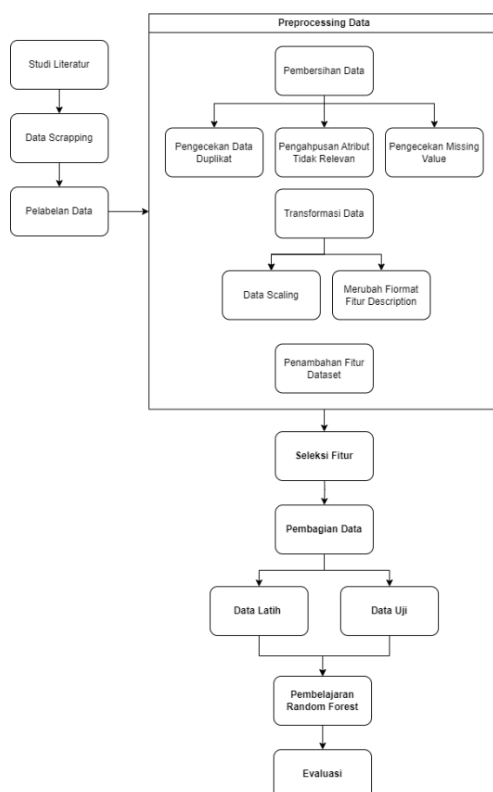
P = Koefisien Spearman

di = Jumlah kuadrat dari perbedaan urutan dari setiap pasangan variabel

n = Jumlah value pada list X dan list Y

Setelah fitur-fitur diurutkan berdasarkan korelasi Spearman, metode CFS melanjutkan dengan menghitung skor untuk setiap fitur berdasarkan korelasi fitur tersebut dengan variabel target, serta relevansi fitur tersebut sebagai bagian dari subset fitur lainnya. Skor ini membantu dalam menentukan tingkat relevansi fitur dengan variabel target dan dalam menyeleksi fitur yang paling penting untuk digunakan dalam pembentukan model[14].

Kelebihan dari metode CFS adalah kemampuannya untuk mengevaluasi korelasi antara fitur-fitur dengan variabel target secara lebih komprehensif. Dengan menggunakan koefisien korelasi Spearman, metode CFS dapat mengidentifikasi korelasi baik dalam bentuk linier maupun non-linier antara fitur-fitur dan variabel target. Hal ini memungkinkan pemodelan yang lebih akurat dan efektif dalam menganalisis dataset yang kompleks[14].



Gambar 1. Metode Penelitian

3. METODE PENELITIAN

3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data yang diambil dari *twitter* dengan metode *scraping* menggunakan *library* *snsrape*. Data tersebut diambil berisi data user dan juga tweet pada 24 April 2023 s.d 27 April 2023 dengan *keyword* pencarian antara lain yaitu “Ridwan Kamil”, “Ganjar Pranowo”, “Puan Maharani” dan “Anies Baswedan”. Proses *scraping* data ini berfokus pada pengambilan informasi data *user*. Data *tweet* yang diperoleh yaitu sebanyak 20100 data lalu data tersebut dibagi menjadi 4000 data user dengan jumlah data user sebanyak 1000 dari masing-masing tokoh yang akan diteliti.

3.2. Pelabelan Data

Setelah didapat data *user* sebanyak 4000 yang terdiri dari 1000 akun dari setiap tokoh yang diteliti, terdapat sebanyak 2132 akun yang berlabel ‘buzzer’ dan sebanyak 1868 akun yang berlabel ‘non-buzzer’. Pada tahapan ini dilakukan pelabelan terhadap dataset yang sudah diperoleh, label yang di berikan adalah ‘buzzer’ yang direpresentasikan dengan nilai 1 dan ‘non-buzzer’ yang direpresentasikan dengan nilai 0. Definisi akun ‘buzzer’ yang digunakan adalah akun yang berisi tweet tentang satu tokoh secara terus menerus dan tidak ada topik lain selain salah satu tokoh yang di teliti [11].

3.3. Data Preprocessing

Pada tahap ini dilakukan pra-proses data yang dimana terdapat beberapa proses yaitu pembersihan data dan juga transformasi data. Detail dari proses tersebut adalah sebagai berikut:

3.3.1. Pembersihan Data

Proses pembersihan data memiliki beberapa proses didalam nya seperti penghapusan atribut yang tidak relevan, pengecekan data duplikat, dan pengecekan missing value dan data kosong.

3.3.2. Transformasi Data

Pada tahapan ini dilakukan transformasi terhadap format data agar dapat digunakan untuk tahapan selanjutnya yaitu data mining. Proses ini memiliki beberapa proses didalam nya seperti Data Scaling dan Merubah Format Fitur Description.

3.3.3. Penambahan Fitur Dataset

Pada tahapan ini dilakukan penambahan fitur dalam dataset yang akan digunakan untuk melatih model Random Forest, fitur-fitur yang ditambahkan merupakan fitur yang digunakan pada penelitian[9][11][16].

Tabel 2. Fitur Tambahan

Fitur	Deskripsi
Account_Age	Umur akun sejak pembuatan.
Popularity	Rasio jumlah followers dan gabungan jumlah followers dan following.

Fitur	Deskripsi
Daily_Frequency	Frekuensi harian tweet yang dihasilkan oleh pengguna.
Media_Ratio	Rasio antara jumlah media dengan jumlah tweet.
Follower_Growth_Rate	Rasio antara jumlah follower dengan umur akun.
Friends_Growth_Rate	Rasio antara jumlah following dengan umur akun.
Follower_Friends_Ratio	Rasio antara jumlah followers dan following.

Tabel 2 menjelaskan fitur-fitur yang ditambahkan pada dataset berdasarkan penelitian sebelumnya.

Tabel 3. Fitur yang Digunakan Setelah dilakukan Pemanambahan Fitur

Fitur	
Account Age	Media Ratio
Followers	Popularity
Friends	Daily_Frequency
Status Count	Description_Flag
Favorite Count	Follower_Growth_Rate
Listed Count	Friends_Growth_Rate
Media Count	Follower_Friends_Ratio

Tabel 3 menampilkan fitur-fitur yang digunakan untuk proses selanjutnya yaitu seleksi fitur.

3.4. Seleksi Fitur

Pada tahapan ini seleksi fitur dilakukan dengan cara mengevaluasi korelasi antara setiap fitur didalam dataset dengan target variable yang dimana pada penelitian ini Buzzer menjadi target variable tersebut. Setiap fitur akan diurutkan berdasarkan nilai korelasi yang diperoleh menggunakan metode Spearman yang merupakan ukuran statistic yang digunakan untuk mengukur hubungan monoton antara 2 variable pada skala ordinal.

Tabel 4. Interpretasi nilai spearman correlation

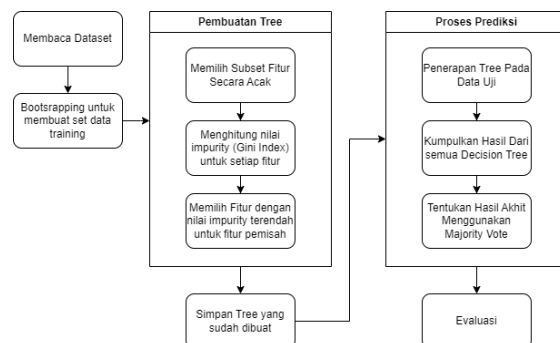
Nilai Korelasi	Interpretasi
0.00 – 0.09	Tidak ada korelasi
0.10 – 0.39	Korelasi lemah
0.40 – 0.69	Korelasi sedang
0.70 – 0.89	Korelasi kuat
0.90 – 1.00	Korelasi sangat kuat

Pada Tabel 4, didapatkan beberapa interpretasi dari nilai spearman correlation. Didapatkan bahwa korelasi dengan nilai dibawah 0.4 merupakan nilai korelasi yang lemah. Untuk korelasi dengan nilai diantara 0.4 sampai dengan 0.7 merupakan korelasi sedang. Dan terakhir, edangkan nilai korelasi diatas 0.7 merupakan nilai korelasi yang kuat. Selain itu, nilai pada table tersebut juga berlaku untuk angka yang negatif. Artinya jika suatu atribut memiliki nilai

korelasi sebesar -0.7, maka atribut tersebut memiliki nilai korelasi yang kuat.

3.5. Klasifikasi Random Forest

Pada tahap klasifikasi menggunakan metode Random Forest, terdapat dua proses yang dilakukan yaitu proses training dan testing. Proses training dilakukan proses untuk membuat model Random Forest, setelah model Random Forest terbentuk maka dilakukan proses uji untuk menguji klasifikasi dari model.



Gambar 2. Alur Klasifikasi Random Forest

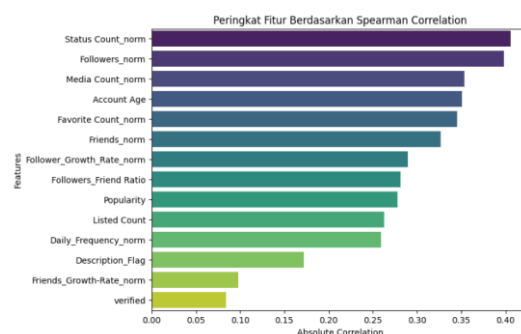
3.6. Evaluasi

Pada tahapan ini dilakukan evaluasi dan pengukuran akurasi menggunakan confusion matrix untuk mengukur kinerja klasifikasi Random Forest. Confusion matrix dapat mengetahui akurasi, error, presisi dan recall dari suatu prediksi. Jumlah data yang ada dalam confusion matrix dapat digambarkan menjadi dua nilai, yaitu akurasi dan nilai *error*

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Perhitungan Nilai Korelasi Setiap Fitur

Didapatkan bahwa sistem dapat menunjukkan apa saja atribut yang mempengaruhi hasil klasifikasi menggunakan metode Spearman Correalition.



Gambar 3. Nilai korelasi setiap fitur

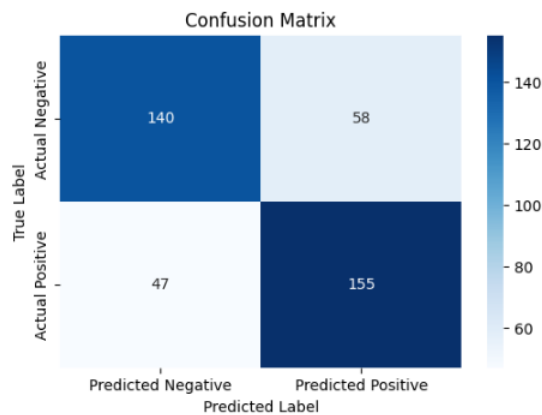
4.2. Hasil Pengujian Model Random Forest Tanpa Tambahan Fitur

Pada pengujian model ini digunakan model tanpa tambahan fitur yang ditambahkan pada sub Bab 3.3.3 dengan ukuran data uji sebanyak 10% dengan hasil sebagai berikut.

Tabel 5. Hasil Pengujian Model Random Forest Tanpa Tambahan Fitur

Akurasi	73.75%
Presisi	72.77%
Recal	76.73%
Error	26.25%

Tabel 5 menampilkan hasil pengujian dari model random forest tanpa tambahan fitur dari penelitian sebelumnya.



Gambar 4. Confussion matrix model random forest tanpa tambahan fitur

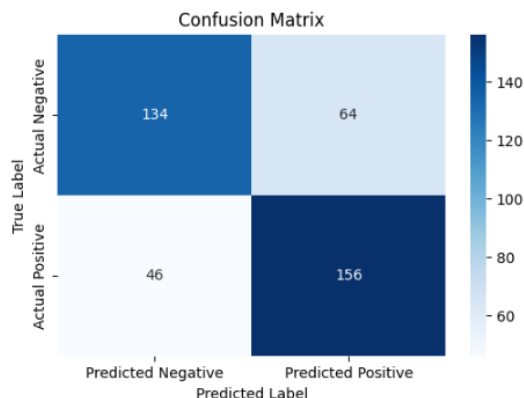
4.3. Hasil Pengujian Model Random Forest 14 Fitur

Pada pengujian model ini digunakan model menggunakan 14 fitur dengan ukuran data uji sebanyak 10%.

Tabel 6 . Hasil Pengujian Model Random Forest 14 Fitur

Akurasi	72.50%
Presisi	70.91%
Recal	77.23%
Error	27.50%

Tabel 6 menampilkan hasil pengujian dari model random forest menggunakan semua fitur (14 fitur)



Gambar 5. Confussion matrix model random forest 14 fitur

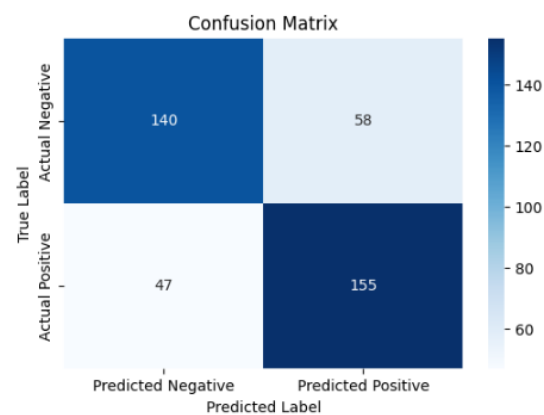
4.4. Hasil Pengujian Model Random Forest 10 Fitur

Pada pengujian model ini digunakan model menggunakan 10 fitur dengan nilai korelasi tertinggi dengan ukuran data uji sebanyak 10%.

Tabel 7. Hasil Pengujian Model Random Forest 14 Fitur

Akurasi	74.00%
Presisi	81.19%
Recal	76.73%
Error	26.25%

Tabel 7 menampilkan hasil pengujian dari model random forest menggunakan 10 fitur dengan nilai korelasi tertinggi dengan ukuran data uji sebanyak 10%.



Gambar 6. Confussion matrix model random forest 14 fitur

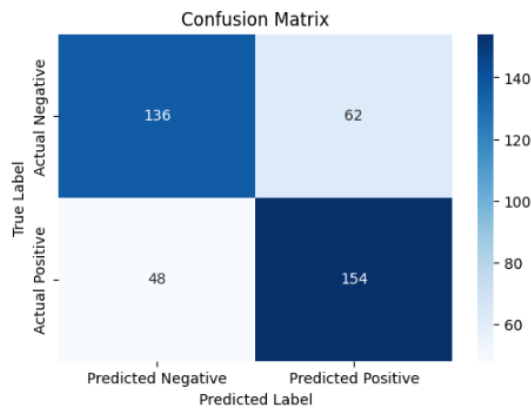
4.5. Hasil Pengujian Model Random Forest 5 Fitur

Pada pengujian model ini digunakan model menggunakan 5 fitur dengan nilai korelasi tertinggi dengan ukuran data uji sebanyak 10%.

Tabel 8 . Hasil Pengujian Model Random Forest 14 Fitur

Akurasi	72.50%
Presisi	71.30%
Recal	76.24%
Error	27.50%

Tabel 8 menampilkan hasil pengujian dari model random forest menggunakan 5 fitur dengan nilai korelasi tertinggi dengan ukuran data uji sebanyak 10%.



Gambar 7. Confussion matrix model random forest 14 fitur

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil perhitungan dapat disimpulkan bahwa model Random Forest dengan 14 Fitur memiliki nilai akurasi dan presisi lebih baik dibanding dengan model 10 fitur dan 5 fitur, dimana model Random Forest dengan 14 Fitur memiliki nilai rata-rata akurasi sebesar 72.33% dengan capaian akurasi tertinggi sebesar 74.00% dan nilai rata-rata presisi dengan rata-rata nilai 74.36% dengan capaian tertinggi dengan nilai presisi sebesar 81.19%. Nilai akurasi dan presisi menjadi penting untuk mengidentifikasi secara akurat dan tepat seberapa banyak akun pengguna twitter yang berperan sebagai buzzer dan mengurangi klasifikasi buzzer Ketika sebenarnya pengguna twitter tersebut bukanlah seorang buzzer.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Simon Kemp, "DIGITAL 2022: INDONESIA," *www.datareportal.com*, Feb. 15, 2022.
- [2] *2018 5th International Conference on Data and Software Engineering (ICoDSE)*. IEEE, 2018.
- [3] R. Juliadi, "The Construction of Buzzer Identity on Social Media (A Descriptive Study of Buzzer Identity in Twitter)," 2018.
- [4] M. S. Saraswati, "Social Media and the Political Campaign Industry in Indonesia," *Jurnal Komunikasi Ikatan Sarjana Komunikasi Indonesia*, vol. 3, no. 1, Mar. 2018, doi: 10.25008/jkiski.v3i1.124.
- [5] I. Syahputra, S. Kalijaga, and J. Marsda Adi Sucipto Yogyakarta, "DEMOKRASI VIRTUAL DAN PERANG SIBER DI MEDIA SOSIAL: PERSPEKTIF NETIZEN INDONESIA."
- [6] S. Sugiono, "Fenomena Industri Buzzer Di Indonesia: Sebuah Kajian Ekonomi Politik Media," *Communicatus: Jurnal Ilmu komunikasi*, vol. 4, no. 1, pp. 47–66, Jun. 2020, doi: 10.15575/cjik.v4i1.7250.
- [7] B. Arianto, "Salah Kaprah Ihwal Buzzer: Analisis Percakapan Warganet di Media Sosial," *JIIIP: Jurnal Ilmiah Ilmu Pemerintahan*, vol. 5, no. 1, pp. 1–20, Apr. 2020, doi: 10.14710/jiip.v5i1.7287.
- [8] H. Kurniawan and M. Raja Ali Haji Jl Politeknik Senggarang, "Jurnal Sustainable: Jurnal Hasil Penelitian dan Industri Terapan Deteksi Twitter Bot Menggunakan Klasifikasi Decision Tree," vol. 09, no. 01, pp. 31–37, 2020.
- [9] S. Barhate, R. Mangla, D. Panjwani, S. Gatkhal, and F. Kazi, "Twitter bot detection and their influence in hashtag manipulation," in *2020 IEEE 17th India Council International Conference, INDICON 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Dec. 2020, doi: 10.1109/INDICON49873.2020.9342152.
- [10] E. Adali, Akdeniz Üniversitesi, and Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2. *Uluslararası Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği Konferansı = 2nd International Conference on Computer Science and Engineering: Antalya - Türkiye 5-8 Ekim (October) 2017*.
- [11] IEEE Staff, A. Suciati, A. Wibowo, and P. Mursanto, *2019 3rd International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS)*. IEEE, 2019.
- [12] M. Pal, "Random forest classifier for remote sensing classification," *Int J Remote Sens*, vol. 26, no. 1, pp. 217–222, Jan. 2005, doi: 10.1080/01431160412331269698.
- [13] Md. I. Hossain *et al.*, "Heart disease prediction using distinct artificial intelligence techniques: performance analysis and comparison," *Iran Journal of Computer Science*, Jun. 2023, doi: 10.1007/s42044-023-00148-7.
- [14] K. Pitipaldi, A. Bakhtiar, and H. Suliantoro, "ANALISIS KORELASI SPEARMAN SNI ISO STANDAR SISTEM MANAJEMEN KUALITAS TERHADAP HAK KEKAYAAN INDUSTRIAL DI INDONESIA."
- [15] B. Siregar, C. Aprilia, F. D. Anggaraeni, and I. Jaya, "Klasifikasi Kecerdasan Majemuk pada Anak Berdasarkan Posting Aktivitas di Media Sosial Menggunakan SentiStrength dan Spearman's Rank Correlation Coefficient," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 3, no. 4, p. 357, Oct. 2019, doi: 10.30865/mib.v3i4.1500.
- [16] M. Ibrahim, O. Abdillah, A. F. Wicaksono, and M. Adriani, "Buzzer Detection and Sentiment Analysis for Predicting Presidential Election Results in a Twitter Nation," in *Proceedings - 15th IEEE International Conference on Data Mining Workshop, ICDMW 2015*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Jan. 2016, pp. 1348–1353. doi: 10.1109/ICDMW.2015.113