



VOLUME 03, No 01, Juni 2024

e-ISSN: 2987-906X

<https://ejournal.unib.ac.id/diophantine>,

Klasifikasi Produktivitas Buah Nanas Menggunakan Algoritma *Classification and Regression Tree (CART)*

Moch. Anjas Aprihartha^{1*}, Zulhandi Putrawan², Dicky Zulhan³, Fatma Ahardika Nurfaizal⁴

^{1,2,3,4} Program Studi PJJ Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro

* Corresponding Author: moch.anjas.aprihartha@gmail.com

Article Information

Article History:

Submitted: 05 13 2024

Accepted: 07 19 2024

Published: 07 24 2024

Key Words:

CART

Classification

Pineapple

Prediction

Productivity

DOI:

<https://doi.org/10.33369/diophantine.v3i1.34193>

Abstract

Indonesia is one of the countries that has a variety of fruits cultivated. One of them is the pineapple fruit. Various pineapple-based products such as pineapple juice, canned foods, pineapple jam, etc. The high demand for pineapples presents an opportunity for companies to increase pineapple product processing. The increase in pineapple productivity is influenced by several factors, one of which is the extent of land and the type of pineapple produced. To improve pineapple productivity, it can be done by classifying the types of pineapples based on productive and non-productive categories. The purpose of this classification is to enable farmers or plantation managers to allocate resources more efficiently by providing more intensive care for productive category pineapples. The classification method that can be used to classify productive and non-productive pineapples is the Classification and Regression Tree (CART) algorithm. The CART method is a method that produces decision tree models that are used to solve classification and regression problems. This research uses the CART method to classify pineapple productivity. The research results obtained accuracies, sensitivities, specificities, and precisions of 97.06%; 92.31%; 100%; 100% respectively. Meanwhile, the AUC obtained is 0.962 which indicates that the model is very good at predicting pineapple productivity correctly.

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah negara yang memiliki banyak jenis buah yang dibudidayakan secara turun temurun. Salah satunya adalah buah nanas. Masyarakat biasanya mengonsumsi buahnya secara langsung atau diolah kembali untuk dijadikan jus nanas, makanan kaleng, selai nanas, keripik nanas, dll. Tingginya permintaan buah nanas menjadi peluang bagi komoditas ataupun perusahaan untuk meningkatkan produksi olahan buah nanas.

Naik turunnya hasil produktivitas buah nanas tidak luput dipengaruhi oleh beberapa faktor. Luas lahan menjadi salah satu faktor dari yang memiliki kontribusi tinggi terhadap usaha tani [1]. Produktivitas buah merupakan perbandingan antara total buah hasil panen terhadap luas lahan. Apabila pertumbuhan produksi nanas menjadi rendah dari luas lahan maka dapat menyebabkan produktivitas nanas mengalami penurunan. Selain itu, produktivitas buah nanas juga berpengaruh terhadap jenis nanas yang ditanam. Buah nanas memiliki beragam jenis. Karakteristik yang membedakan adalah diameter nanas, bobot nanas, panjang nanas, dan tinggi tanaman.

Dalam meningkatkan produktivitas buah nanas dapat dilakukan dengan cara mengklasifikasikan jenis buah nanas berdasarkan kategori buah produktif dan tidak produktif. Tujuan dari klasifikasi ini agar petani atau pengelola kebun dapat dapat mengalokasikan sumber daya yang lebih efisien dengan memberikan perawatan yang lebih intensif pada nanas berkategori produktif. Selain itu, cara tersebut juga dapat meminimalkan pengeluaran biaya pada buah nanas yang tidak produktif. Salah satu metode klasifikasi yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan nanas yang produktif dan tidak produktif melalui algoritma *Classification and Regression Tree (CART)*.

Algoritma *Classification and Regression Tree (CART)* digunakan untuk mengatasi masalah klasifikasi dan regresi [2]. CART merupakan metode *machine learning* yang bersifat nonparametrik. Oleh karena itu CART tidak bergantung pada jenis distribusi tertentu. Namun metode ini memerlukan lebih banyak data *training* dibandingkan dengan metode parametrik seperti naive bayes atau analisis diskriminan linear [3]. Algoritma CART menghasilkan model berupa pohon keputusan yang meliputi simpul akar, cabang, simpul internal, dan simpul daun. Hasil model CART lebih baik daripada model regresi biasa, khususnya selama adanya hubungan dan interaksi nonlinier [4]. Selain itu, CART menghasilkan model yang mudah dipahami dengan kombinasi variabel kontinu atau diskrit.

Metode CART telah banyak diterapkan dalam berbagai kasus. Sebagai contoh, dalam bidang kesehatan metode CART digunakan untuk mendeteksi kanker berbasis klasifikasi data *microarray* [5]. Pada bidang bisnis metode CART diterapkan dalam memprediksi penjualan produk *fast moving* dan *slow moving* [6]. Pada bidang pendidikan algoritma CART digunakan dalam penentuan jurusan siswa di SMA [7]. Pada bidang lingkungan dan bencana alam metode CART

digunakan dalam memprediksi curah hujan yang berpotensi banjir [8]. Pada bidang pertanian, algoritma CART diterapkan untuk menentukan masa awal panen kelapa sawit [9].

Berdasarkan uraian diatas, penelitian ini akan ditujukan untuk mengaplikasikan algoritma CART dalam mengklasifikasi jenis buah nanas berdasarkan kategori buah produktif dan tidak produktif. Data yang digunakan diperoleh dari studi yang dilakukan oleh Rambe [10] yang mengkategorikan buah nanas dengan menggunakan metode *naive bayes*.

2. METODE

2.1 Data dan Variabel Penelitian

Data yang diterapkan dalam penelitian ini bersumber dari Rambe [10]. Perolehan sampel data dari kantor Balai Penyuluhan Pertanian (BPP) Panai Tengah. Jumlah data yang diperoleh sebanyak 86 sampel data nanas di Kecamatan Panai Tengah. Data yang diberikan instansi tersebut terdiri atas umur panen, daerah tanam, diameter buah, bobot buah, panjang buah, produksi nanas dalam periode tanam, dan produktivitas buah nanas. Buah nanas dalam kategori produktif adalah tanaman yang memproduksi banyak buah dengan kualitas tinggi, sebaliknya buah nanas dalam kategori tidak produktif adalah tanaman yang memproduksi banyak buah dengan kualitas rendah dan terkena hama penyakit.

Tabel 1. Variabel dan Jenis Data

Variabel	Jenis Data
Produktivitas Nanas	Kategori 1) Produktif 2) Tidak Produktif
Umur Panen (hari)	Kontinu
Daerah Tanaman (ha)	Kontinu
Diameter Buah (mm)	Kontinu
Bobot Buah (kg)	Kontinu
Panjang Buah (cm)	Kontinu
Produksi Buah (kg)	Kontinu

2.2 Classification and Regression Tree (CART)

Classification and Regression Tree (CART) merupakan metode nonparametrik yang menggunakan pohon keputusan sebagai algoritma klasifikasi. Dalam membangun model CART dapat dilakukan melalui tiga tahap yaitu membuat pohon klasifikasi dengan menggunakan pemisahan simpul rekursif, memangkas pohon menjadi lebih sederhana, dan menentukan pohon klasifikasi optimal. Algoritma *Classification and Regression Tree* (CART) secara rekursif mempartisi data berdasarkan variabel dengan nilai *gini index* tertinggi [11][12]. *Gini index* merupakan kriteria berbasis ketidakhomogenan dalam mengukur perbedaan antara distribusi probabilitas dari variabel dependen [13]. Tahap awal yang harus dilakukan adalah menghitung *gain information*.

$$GI = - \sum_{j=1}^n P(j|t) \log_2 P(j|t) \tag{1}$$

dengan $P(j|t) = \frac{n_j(t)}{n(t)}$ adalah proporsi kelas j pada simpul t untuk $j = 1, 2, \dots, n$, $n_j(t)$ adalah banyaknya pengamatan kelas j pada simpul t , dan $n(t)$ adalah banyaknya pengamatan pada simpul t . Setelah menghitung *information gain* selanjutnya menghitung *gini index* [14].

$$i(t) = 1 - \sum_{j=1}^n P^2(j|t) \tag{2}$$

Langkah berikutnya menentukan kriteria *goodness of split* untuk mengukur seberapa baik simpul dalam membagi data menjadi dua kelompok.

$$\varphi(s, t) = i(t) - P_L i(t_L) - P_R i(t_R) \tag{3}$$

dengan $P_L = \frac{m_L}{m}$ adalah proporsi banyaknya objek yang masuk pada t_L , $P_R = \frac{m_R}{m}$ adalah proporsi banyaknya objek yang masuk pada t_R , t_L adalah simpul kiri, t_R adalah simpul kanan, m_L adalah banyaknya data pada calon simpul kiri, m_R adalah banyaknya data pada calon simpul kanan, dan m adalah banyaknya *data training*. Setelah memperoleh semua pemilah pada simpul t selanjutnya diambil pemilah s^* yang dinyatakan sebagai nilai penurunan keheterogenan terbesar.

$$\varphi(s^*, t) = \max_{s \in S} \varphi(s, t) \tag{4}$$

Kesalahan *classifier* pada simpul t dinyatakan sebagai berikut.

$$R(t) = r(t) \times P(t) \tag{5}$$

dengan $R(t)$ adalah kesalahan *classifier* pada simpul t , $r(t) = 1 - \max P(j|t)$ adalah probabilitas kesalahan yang terjadi pada simpul t . Proses pemisahan suatu simpul t menjadi t_L dan t_R dinyatakan sebagai berikut.

$$R(t) > R(t_L) + R(t_R) \tag{6}$$

dengan $R(t_L)$ adalah kesalahan *classifier* pada simpul t sebelah kiri, dan $R(t_R)$ adalah kesalahan *classifier* pada simpul t sebelah kanan. Pemberian label kelas pada simpul terminal menerapkan prinsip jumlah mayoritas.

$$P(j|t) = \max_j \frac{n_j(t)}{n(t)} \tag{7}$$

Dalam memperoleh ukuran *classifier* yang optimum maka dapat dilakukan proses pemangkasan (*pruning*) pohon berdasarkan *cost complexity minimum*.

$$g_t(t) = \frac{R(t) - R(T_k)}{|\tilde{T}_k| - 1} \tag{8}$$

dengan $R(T_k) = \sum_m R(t_{m_k})$ adalah kesalahan *classifier* pada pohon T_k , T_k adalah bagian pohon ke k untuk $k = 1, 2, \dots, n$, $R(t_{m_k})$ adalah kesalahan *classifier* ke k pada simpul t ke m , \tilde{T}_k adalah simpul terminal pada pohon T_k , dan banyaknya simpul terminal pada pohon T_k . Bagian simpul terminal yang dipangkas menghasilkan nilai $g_m(t)$ terendah.

$$g_m(t_m) = \min_{t \in T_k} g_m(t) \tag{9}$$

2.3 Transformasi Data

Transformasi data merupakan teknik untuk mengubah data numerik pada masing-masing variabel menjadi data yang diskalakan dalam range yang lebih kecil. Salah satu transformasi data yang dapat dilakukan dengan menggunakan *z-score normalization* yang dinyatakan dalam persamaan (10). Menurut Whendasmoro dan Joseph [15], teknik *z-score normalization* mempunyai nilai yang stabil terhadap *outlier* walaupun terdapat nilai yang lebih besar atau lebih kecil.

$$Z_{score} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sqrt{\sigma_j^2}} \tag{10}$$

Dengan x_i menyatakan amatan ke- i pada variabel ke- j , \bar{x}_j menyatakan nilai rata-rata variabel ke- j , dan $\sqrt{\sigma_j^2}$ merupakan standar deviasi variabel ke- j .

2.4 Uji Performa Model dan Area Under the ROC Curves

Confusion matrix merupakan tabel silang yang mencatat jumlah kejadian dari hasil uji model klasifikasi. Pada bagian baris mewakili kelas-kelas aktual atau kelas observasi sedangkan pada kolom mewakili kelas-kelas prediksi [16][17].

Tabel 2. Confusion Matrix

		Kelas Prediksi	
		Ya	Tidak
Kelas Aktual	Ya	a	b
	Tidak	c	d

Dalam evaluasi kinerja model klasifikasi terdapat beberapa cara yakni melalui pengukuran akurasi, sensitifitas, spesifisitas, presisi, dan *area under the ROC curves* [18][19].

Tabel 3. Ukuran Kinerja Model

Pengukuran	Rumus
Akurasi	$\frac{a+d}{a+b+c+d}$
Sensitifitas	$\frac{a}{a+b}$
Spesifisitas	$\frac{d}{c+d}$
Presisi	$\frac{c+d}{a}$
AUC	$\frac{a+c}{1+\frac{a}{a+b}+\frac{d}{c+d}}$

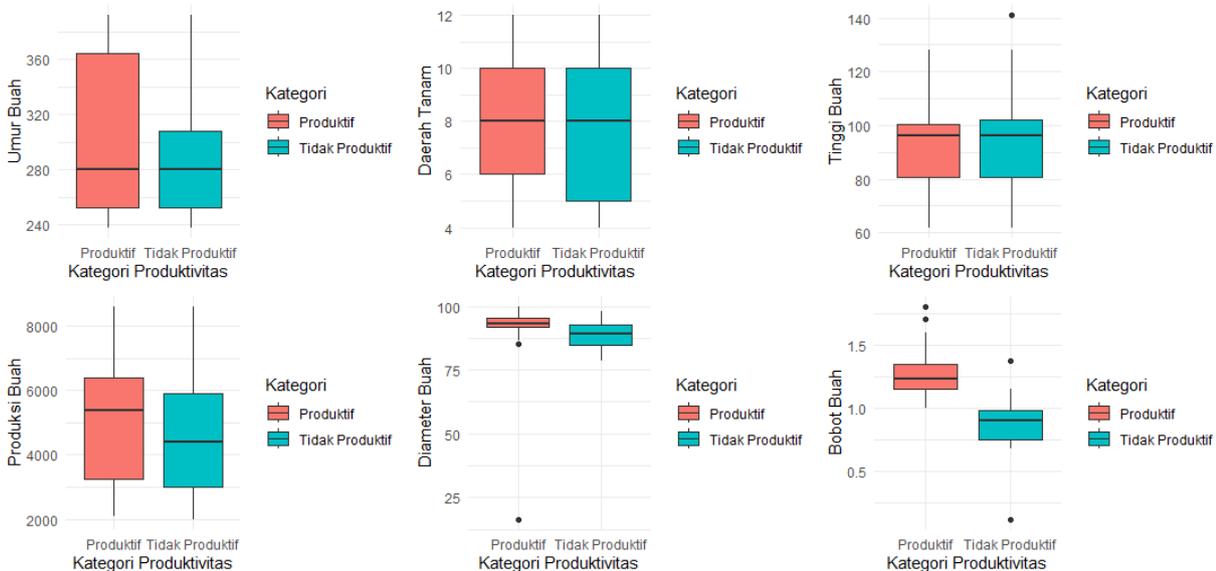
Ukuran yang menjadi dasar penilaian dari hasil klasifikasi menggunakan AUC [20].

- 0,90 – 1,00 = Klasifikasi Baik Sekali
- 0,80 – 0,89 = Klasifikasi Baik
- 0,70 – 0,79 = Klasifikasi Cukup Baik
- 0,60 – 0,69 = Klasifikasi Kurang Baik
- 0,50 – 0,59 = Klasifikasi Gagal

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Eksplorasi Data

Eksplorasi data bertujuan untuk memberikan gambaran setiap variabel independen terhadap variabel dependen yakni produktivitas nanas. Eksplorasi yang dilakukan menggunakan diagram batang dari rata-rata setiap variabel yang dihubungkan dengan produktifitas nanas. Pada penelitian Rambe [10] menjelaskan faktor-faktor yang memengaruhi produktifitas buah nanas meliputi karakter agronomi nanas yaitu umur panen (hari), daerah tanam (ha), diameter buah (mm), bobot buah (kg), panjang buah (cm), dan produksi nanas dalam periode tanam (kg). Pada Gambar (1) memperlihatkan rata-rata umur panen 311 hari menghasilkan buah nanas yang produktif dibandingkan rata-rata umur panen 286 hari. Rata-rata luas tanam 8,3 ha memproduksi buah nanas yang produktif dibandingkan rata-rata luas tanam 7,5 ha. Rata-rata ukuran buah seperti diameter buah 92,12 mm, bobot buah 1,25 kg, dan panjang buah 17,1 cm menghasilkan buah nanas yang produktif. Sementara itu, rata-rata produksi panen nanas yang produktif sebanyak 5114 kg lebih tinggi dibandingkan nanas yang tidak produktif sebanyak 4666 kg.

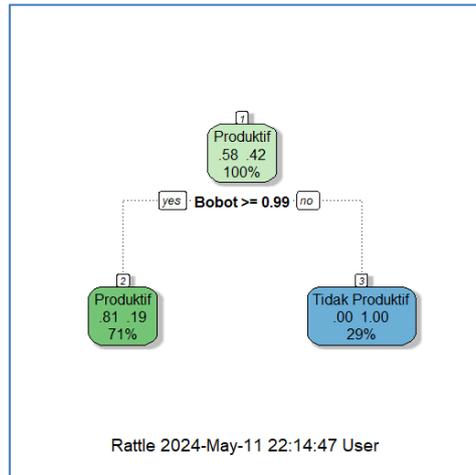


Gambar 1. Asosiasi Variabel Independen Terhadap Variabel Dependen

3.2 Penerapan Algoritma Classification and Regression Tree (CART)

Tahapan ini dimulai dengan melakukan transformasi data menggunakan *z-score normalization* pada persamaan (10). Kemudian membagi data menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk membangun model yang akan menjadi representasi pengetahuan untuk mengklasifikasikan kelas data baru yang belum dikenali. Dalam hal ini dilakukan pengambilan sampel *training* menggunakan teknik *simple random sampling*, dari 86

sampel digunakan untuk pembagian data training sebanyak 52 amatan. Sementara itu, data *testing* digunakan untuk mengukur seberapa jauh model mengklasifikasikan data baru dengan benar. Data yang digunakan sebagai data *testing* sebanyak 34 amatan. Algoritma CART yang dikembangkan dengan data *training* menghasilkan model yang direpresentasikan dalam pohon keputusan seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Model CART

Plot pohon pada Gambar 1 menunjukkan variabel yang digunakan dalam membentuk pohon klasifikasi. Variabel yang berpengaruh dalam proses pembentukan pohon adalah variabel bobot buah. Pada model CART diperlihatkan simpul pertama yaitu variabel bobot buah dibedakan menjadi dua bagian yaitu bobot $\geq 0,99$ kg dan bobot $< 0,99$ kg. Jika bobot buah nanas yang dihasilkan $\geq 0,99$ kg maka buah nanas masuk dalam kategori produktif. Sebaliknya jika bobot buah nanas yang dihasilkan $< 0,99$ kg maka buah nanas masuk dalam kategori tidak produktif. Hasil uji model pada Gambar 1 disajikan dalam bentuk *confusion matrix*.

Tabel 4. Confusion Matrix

		Kelas Prediksi	
		Produktif	Tidak Produktif
Kelas Aktual	Produktif	21	1
	Tidak Produktif	0	12

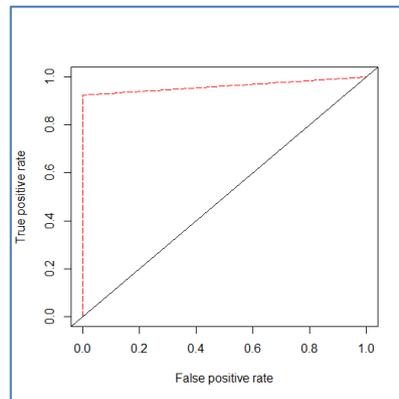
$$Akurasi = \frac{21 + 12}{21 + 1 + 0 + 12} = 0,970$$

$$Sensifititas = \frac{21}{21 + 1} = 0,9231$$

$$Spesifisitas = \frac{12}{12 + 0} = 1$$

$$Presisi = \frac{21}{21 + 0} = 1$$

$$AUC = \frac{1 + \left(\frac{21}{21 + 1}\right) - \left(1 - \frac{12}{12 + 0}\right)}{2} = 0,962$$



Gambar 3. ROC Model CART

Berdasarkan Tabel 4 dijelaskan bahwa pada kelas produktif yang tepat terprediksi sebagai kelas produktif sebanyak 21 amatan. Kelas tidak produktif yang tepat terprediksi sebagai kelas tidak produktif sebanyak 12 amatan. Sedangkan kelas tidak produktif yang terprediksi sebagai kelas produktif sebanyak 1 amatan. Akurasi model CART diperoleh sebesar 0,9706 atau 97,06% yang berarti model berhasil mengenali 97,06% kelas produktif dan kelas tidak produktif secara akurat. Sensitifitas yang diperoleh sebesar 0,9231 atau 92,31% yang berarti bahwa model dapat memprediksi secara akurat kelas produktif sebesar 92,31%. Spesifisitas yang diperoleh sebesar 1 atau 100% yang berarti bahwa model dapat memprediksi secara akurat kelas tidak produktif sebesar 100%. Presisi yang diperoleh sebesar 1 atau 100% yang berarti semua prediksi yang dilakukan model pada kelas produktif semuanya tepat. nilai AUC yang dihasilkan sebesar 0,962 yang menunjukkan kinerja model CART yang diterapkan pada studi kasus ini sudah sangat efektif dalam memisahkan buah nanas yang produktif dan buah nanas yang tidak produktif dengan tingkat keseluruhan yang sangat tinggi dalam klasifikasi benar. Pada Gambar 3 diperlihatkan kurva sangat dekat dengan sudut kiri atas grafik yang mengindikasikan kondisi model ideal. Ini menunjukkan model CART memberikan tingkat sensitifitas dan spesifisitas yang tinggi. Dengan demikian model cenderung memberikan prediksi yang baik dan konsisten dengan kemampuan yang tinggi dalam membedakan kelas produktif dan kelas tidak produktif.

4 SIMPULAN

Berdasarkan total 86 sampel data yang memiliki variabel katagorik dan numerik, dihasilkan sebuah model pohon keputusan yang dapat mengklasifikasikan buah nanas dalam kategori produktif dan tidak produktif. Dari 6 variabel yang memengaruhi produktifitas buah nanas hanya variabel bobot buah yang memiliki peran penting dalam membangun model. Hasil uji model diperoleh akurasi, sensitifitas, spesifisitas, dan presisi masing-masing sebesar 97,06%; 92,31%; 100%; 100%. Sedangkan AUC yang diperoleh sebesar 0,962 yang menunjukkan model sangat baik dalam memprediksi kelas dengan benar.

REFERENSI

- [1] H. Ikram and M. Apriyani, "Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Produksi Nanas di Plantation Group 1 PT Great Giant Pineapple," Artikel Ilmiah Mahasiswa, 2018.
- [2] [2] A. V. Veetil and A. K. Mishra, "Quantifying thresholds for advancing impact-based drought assessment using classification and regression tree (CART) models," *Journal of Hydrology*, vol. 625, pp. 129966, 2023.
- [3] M. M. Ghiasi, S. Zendeheboudi, and A. A. Mohsenipour, "Decision tree-based diagnosis of coronary artery disease: CART model," *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 192, pp. 105400, 2020.
- [4] H. R. Varian, "Big data: New tricks for econometrics," *Journal of Economic Perspectives*, vol. 28, no. 2, pp. 3-28, 2014.
- [5] R. Chairunisa and W. Astuti, "Perbandingan CART dan Random Forest untuk Deteksi Kanker berbasis Klasifikasi Data Microarray," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 4, no. 5, pp. 805-812, 2020.
- [6] F. D. Savitri, "Penerapan Metode Cart Dalam Memprediksi Penjualan Produk Fast Moving Dan Slow Moving," *Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering*, vol. 1, no. 4, pp. 119-125, 2022.
- [7] K. Amanda, D. Saripurna, & M. Z. Siambaton, "Penerapan Algoritma Cart dalam Penentuan Jurusan Siswa di SMA: Studi Kasus SMA Negeri 2 Perbaungan," *Hello World Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 4, pp. 169-177, 2024.
- [8] M. A. Hasanah, S. Soim, & A. S. Handayani, "Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 5, no. 2, pp. 103-108, 2021.

- [10] P. Sulistiawaty & N. Nurahman, "Klasifikasi Masa Awal Panen Sawit pada PT. Mustika Sembuluh Menggunakan Algoritma Classification and Regression Tree" *Jurnal Tekinkom (Teknik Informasi dan Komputer)*, vol. 6, no. 2, pp. 557-566, 2023.
- [11] R. B. Rambe, "Klasifikasi Nanas Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classification Pada Balai Penyuluhan Pertanian (BPP) Panai Tengah," *Doctoral dissertation, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara Medan, Medan*, 2022.
- [12] M. A. Bouke, A. Abdullah, J. Frnda, K. Cengiz, & B. Salah, "BukaGini: A Stability-Aware Gini Index Feature Selection Algorithm for Robust Model Performance," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 59386-59396, 2023.
- [13] M. A. Aprihartha, F. Astutik, and N. Sulistianingsih, "Comparison of Naïve Bayes, CART, dan CART Adaboost Methods in Predicting Tire Product Sales," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 20, no. 3, pp. 596-605, 2024.
- [14] O. Z. Maimon and L. Rokach, "Data mining with decision trees: theory and applications," 1st ed. World Scientific, 2014.
- [15] M. A. Aprihartha, J. Prasetya, and S. I. Fallo, "Implementasi CART-Real Adaboost dalam Memprediksi Minat Pelanggan Membeli Sepatu," *Jurnal EurekaMatika*, vol. 12, no. 1, pp. 35-46.
- [16] R. G. Whendasmoro & J. Joseph, "Analisis Penerapan Normalisasi Data Dengan Menggunakan Z-Score Pada Kinerja Algoritma K-NN," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 4, pp. 872-876, 2022.
- [17] M. A. Aprihartha, T. N. Alam, and M. Husniyadi, "Perbandingan Metrik Euclidean dan Metrik Manhattan untuk K-Nearest Neighbors dalam Klasifikasi Kismis," *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 4, no. 1, pp. 21-30, 2024.
- [18] J. Prasetya, S. I. Fallo, and M. A. Aprihartha, "Stacking Machine Learning Model for Predict Hotel Booking Cancellations," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 20, no. 3, pp. 525-537, 2024.
- [19] M. A. Aprihartha, "Implementasi CART-Real Adaboost dalam Memprediksi Minat Pelanggan Membeli Sepatu," *Jurnal EurekaMatika*, vol. 12, no. 1, pp. 35-46, 2024.
- [20] M. A. Aprihartha, "Penyelesaian Masalah Ketidakseimbangan Data Melalui Teknik Oversampling dan Undersampling pada Klasifikasi Siswa Tidak Naik Kelas," *Jurnal Teknik Ibnu Sina (JT-IBSI)*, vol. 9, no. 1, pp. 43-52, 2024.
- [21] T. T. Maskoen and A. Masthura, "Nilai Area Under Curve dan Akurasi Neutrophil Gelatinase Associated Lipocalin untuk Diagnosis Acute Kidney Injury pada Pasien Politrauma di Instalasi Gawat Darurat RSUP dr. Hasan Sadikin Bandung," *Maj Anest dan Crit Care*, vol. 35, no. 3, pp. 158-164, 2017.