

Prediction of Rice Field Planted Area with CRISP-DM Using Classification and Regression Tree (Cart) Algorithms

¹Elfina Novalia, ²Apriade Voutama, ³Garno

¹Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Buana Perjuangan Karawang

²Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Singaperbangsa Karawang

³Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Singaperbangsa Karawang

Email: elfinanovalia@ubpkarawang.ac.id

Abstract

Every year the area of paddy fields in Karawang Regency has increased and decreased due to land conversion. Climate change also causes changes in the amount of rain and rain patterns that cause shifts in the beginning of the season and the planting period. If the decrease in planting area will be affected, then the price of rice will increase and farmers will maintain the area and not convert their rice fields to function, therefore a study was conducted to predict the rice planting area in order to know the description of the area of rice planted in Karawang Regency will increase, decreased or stabilized. So the search for information on the data on the area of rice planting in Karawang Regency was carried out. A total of 180 data were processed using data mining techniques so that they could mine information from the data. Data mining is a technique of extracting or new discoveries from large data and then extracting the data into information that can later be used. Experiments were carried out using the CART algorithm and cross validation using the Weka tools. The results of the evaluation carried out can be concluded that the CART algorithm using different K values provides different evaluation results. The performance of the algorithm is seen from the accuracy, precision, recall and F-Measurement, thus providing different performance values for each result. The value of k=8 has the highest accuracy value, which is 90% with precision 0.918%, recall 0.906% and F-measure 0.949%.

Keywords: *Planting area of rice, Data Mining, CART Algorithm, Classification.*

1. INTRODUCTION

Berdasarkan data dari Dinas Pertanian Kabupaten Karawang, hingga tahun 2017 luas baku sawah mencapai 95.536 hektar. Sumber daya petani sangat menunjang terhadap keberhasilan pembangunan pertanian di Kabupaten Karawang, hal ini juga didukung dengan 61,9% penduduknya bergerak di bidang usaha pertanian dengan persentase buruh tani sekitar 59,43%. Naik turunnya luas tanam sawah di Kabupaten Karawang, pada tahun 2015 terlihat sangat pesat luas tanam padi sawah namun terus mengalami penurunan dari tahun 2016-2017.

Setiap tahun luas lahan sawah di Kabupaten Karawang mengalami peningkatan dan penurunan akibat alih fungsi lahan, hal ini berdampak pada hasil produksi padi yang terus menurun setiap tahun. Intensitas cuaca juga merupakan faktor lainnya yang mempengaruhi jumlah produksi padi [1]. Perubahan iklim juga menyebabkan terjadinya perubahan jumlah hujan dan pola hujan yang menyebabkan pergeseran awal musim dan periode masa tanam. Dalam rangka memantapkan kapasitas produksi pangan, maka dalam jangka panjang lahan-lahan produktif tetap dipertahankan dan upaya konversi lahan sawah menjadi bukan sawah dapat dikendalikan [2]. Lahan yang semula digunakan

memproduksi padi berubah menjadi pemukiman warga, pabrik, pusat bisnis, dan infrastruktur lainnya. Prediksi luas tanam padi sawah perlu dilakukan agar ketersediaan pangan tetap terjaga [3]. Klasifikasi adalah salah satu teknik yang dapat digunakan untuk memprediksi nilai dari sekelompok atribut dalam menggambarkan dan membedakan kelas data, klasifikasi merupakan metode pembelajaran [4]. Classification and Regression Tree (CART) adalah salah satu algoritma dalam teknik klasifikasi.

Data mining adalah suatu istilah yang digunakan untuk menemukan pengetahuan yang tersembunyi di dalam database [5]. Data mining merupakan proses semi otomatis yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan machine learning untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi pengetahuan potensial dan berguna yang bermanfaat yang tersimpan di dalam database besar [6]. Menurut Gartner Group data mining adalah suatu proses menemukan hubungan yang berarti, pola, dan kecenderungan dengan memeriksa dalam sekumpulan besar data yang tersimpan dalam penyimpanan dengan menggunakan teknik pengenalan pola seperti teknik statistik dan matematika [7] [8].

CART (Classification and Regression Tree) adalah satu metode atau algoritma dari salah satu teknik eksplorasi data yaitu teknik pohon keputusan. Algoritma CART mengembangkan pohon keputusan dengan memilih percabangan yang paling optimal bagi tiap simpul. Pemilihan dilakukan dengan menghitung segala kemungkinan pada tiap variable [9].

CART mempunyai beberapa kelebihan dibandingkan metode klasifikasi lainnya, yaitu hasilnya lebih mudah diinterpretasikan, lebih akurat dan lebih cepat penghitungannya, selain itu CART bisa diterapkan untuk himpunan data yang mempunyai jumlah besar, variabel yang sangat banyak dan dengan skala variabel campuran melalui prosedur pemilahan biner [10]. Metode CART (Classification and Regression Tress) memiliki kelemahan sebagai berikut :

1. CART mungkin tidak stabil dalam decision trees (pohon keputusan) karena CART sangat sensitif dengan data baru. CART sangat bergantung dengan jumlah sampel. Jika sampel data learning dan testing berubah maka pohon keputusan yang dihasilkan juga ikut berubah.
2. Tiap pemilihan bergantung pada nilai yang hanya berasal dari satu variabel penjelas.

Pohon keputusan dibentuk dengan menggunakan algoritma penyekatan rekursif secara biner (binary recursive partitioning) [11]. Pemilahan dilakukan untuk memilah data menjadi 2 kelompok, yaitu kelompok yang masuk simpul kiri dan yang masuk simpul kanan. Pemilahan dilakukan pada tiap simpul sampai didapatkan suatu simpul terminal/akhir [12].

Langkah-langkah algoritma CART adalah:

1. Susunlah calon cabang (candidate split) yang dilakukan terhadap seluruh variable prediktor. Daftar yang berisi calon cabang disebut calon cabang mutakhir.
2. Berikan penilaian keseluruhan calon cabang mutakhir dengan menghitung besaran $\Phi(s|t)$.
3. Tentukan cabang yang memiliki.

Kesesuaian (goodness) $Q(s|t)$ dari calon cabang s pada noktah keputusan t , didefinisikan sebagai persamaan-persamaan berikut:

$$Q(s|t) = \sum_{j=1}^{\text{jumlah kategori}} |P(j|t_L) - P(j|t_R)| \quad (1)$$

t_L = cabang kiri dari noktah keputusan t

t_R = cabang kanan dari noktah keputusan t

$$P_L = \frac{\text{calon cabang kiri } t_L}{\text{jumlah data latihan}} \quad (2)$$

$$P(j|t_L) = \frac{j \text{ calon cabang kiri } t_L}{\text{noktah keputusan } t} \quad (3)$$

$$P_R = \frac{\text{calon cabang kanan } t_R}{\text{jumlah data latihan}} \quad (4)$$

$$P(j|t_R) = \frac{j \text{ calon cabang kanan } R}{\text{noktah keputusan } t} \quad (5)$$

WEKA adalah sebuah alat yang digunakan untuk membandingkan beberapa algoritma machine learning yang bisa diaplikasikan untuk permasalahan data mining. WEKA dikembangkan oleh University of Waikato, New Zealand yang bersifat open source. Penelitian yang dilakukan oleh Seongwook Youn dan Dennis Mcleod (2006) menggunakan WEKA sebagai alat bantu untuk membandingkan kinerja empat algoritma yaitu Neural Network, Support Vektor Mechine (SVM), Naïve Bayesian dan C4.5. Keempat algoritma tersebut digunakan dalam kasus yang sama yaitu mengklasifikasikan email menjadi spam atau non-spam. Beberapa kelebihan yang dimiliki WEKA antara lain mudah digunakan, berbasis GUI (Graphical Interface User) dan bisa digunakan untuk mengintegrasikan metode baru yang dibuat sendiri dengan beberapa ketentuan [13].

2. METHODS

Dalam penelitian ini menggunakan metode pengumpulan data dan metodologi penelitian kuantitatif dengan memanfaatkan metode yang ada dalam data mining yaitu CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) [14].

2.1 Business Understanding (Pemahaman Bisnis)

Pada tahap ini ditetapkan tujuan dan kebutuhan dari sudut pandang bisnis, kemudian menerjemahkan pengetahuan ini ke dalam pendefinisian masalah dalam data mining [15].

2.2 Data Understanding (Pemahaman Data)

Pada fase ini dilakukan observasi ke tempat yang dijadikan objek penelitian yaitu Dinas Kabupaten Karawang untuk mendapatkan informasi yang dibutuhkan agar dapat menyelesaikan penelitian [16]. Dengan memanfaatkan data-data luas tanam terdahulu yang sudah ada, maka akan dianalisis dan diprediksi menggunakan teknik data mining.

2.3 Data Preparation (Persiapan Data)

Fase persiapan data merupakan fase yang terdiri dari pemilihan data, pembersihan data, mentransformasikan data agar dapat dilanjutkan ke tahap pemodelan, mengubah nilai angka dengan nilai ordinal dan memilah atribut yang dipakai [17].

2.4 Modeling (Pemodelan)

Setelah fase persiapan data maka masuk ke tahap pemodelan. Di dalam tahap ini akan dibangun model untuk memprediksi luas tanam padi sawah yaitu dengan menerapkan algoritma Classification and Regression Tree pada data training dengan menggunakan tools WEKA 3.8.

2.5 Evaluation (Evaluasi)

Fase evaluasi merupakan fase interpretasi terhadap hasil pemodelan data mining. Evaluasi terdiri dari beberapa kegiatan yaitu mengevaluasi akurasi yang didapat pada fase sebelumnya [18]. Pengujian akan dilakukan dengan menggunakan confusion matrix. Evaluasi menggunakan confusion matrix menghasilkan nilai akurasi, Precision, Recall dan F-Measure.

2.6 Deployment (Penyebaran)

Tahap terakhir pada metodologi CRISP-DM yaitu Deployment. Pada tahap ini akan dibuat laporan akhir atau laporan hasil kegiatan yang sudah dilakukan [13] [19].

3. RESULTS AND DISCUSSION

3.1 Business Understanding (Pemahaman Bisnis)

Dengan memanfaatkan data-data luas tanam terdahulu yang sudah didapat dari tempat penelitian, maka akan dianalisis dan diprediksi menggunakan teknik data mining . Dengan melakukan prediksi tentunya akan bermanfaat menjadi sebuah informasi dan pengetahuan untuk Dinas Pertanian Kabupaten Karawang. Tujuan penelitian ini adalah menerapkan algoritma yang ada di dalam data mining untuk memprediksi luas tanam padi sawah di Kabupaten Karawang. Algoritma yang digunakan dalam penelitian yaitu algoritma Classification and Regression Tree.

3.2 Data Understanding (Pemahaman Data)

Data understanding adalah pemahaman data yang sudah didapat dari Dinas Pertanian Kabupaten Karawang menggunakan teknik observasi dan wawancara. Data yang didapatkan berupa record history data dari tahun 2012 sampai dengan tahun 2017 pemahaman data mengacu pada data-data tersebut.

Tabel 1 Deskripsi Data

Atribut	Tipe Data	Keterangan	Satuan
Kecamatan	Nominal	Data kecamatan di Kabupaten Karawang	-
Tahun	Nominal	Data tahun dari 2012-2017	-
Luas Baku Sawah	Numerik	Atribut perkecamatan dalam setiap tahun	ha

Luas Tanam	Numerik	Atribut perkecamatan dalam setiap bulan	ha
Luas Panen	Numerik	Atribut perkecamatan dalam setiap bulan	ha
Produksi	Numerik	Atribut perkecamatan dalam setiap bulan	ton
Produktivitas	Numerik	Atribut perkecamatan dalam setiap bulan	ton/ha
Curah Hujan	Numerik	Atribut perkecamatan dalam setiap bulan	Mm
Hari Hujan	Numerik	Atribut perkecamatan dalam setiap bulan	Mm

3.3 Data Preparation (Persiapan Data)

Data preparation mencakup semua kegiatan untuk membangun dataset yang akan dimasukkan ke dalam alat pemodelan dari data mentah awal. Fungsi utamanya khusus untuk alat pemodelan klasifikasi data. Pada tahap membersihkan data dilakukan pembersihan data pada seluruh atribut yang ada pada dataset. Pembersihan data merupakan syarat awal yang harus dikerjakan dalam data mining sehingga akan diperoleh dataset yang bersih untuk digunakan, data yang dimaksud bersih adalah data tersebut tidak missing value. Terdapat beberapa data ketika diinputkan kembali dalam Ms.excel dengan hasil penjumlahan pada data kertas atau hardcopy berbeda. Oleh karena itu untuk dataset final menggunakan hasil penjumlahan yang dihitung oleh format Ms.excel. Sedangkan data yang dikatakan missing value bila atribut-atribut dalam dataset tidak berisi nilai atau diisi dengan simbol “-“. Jika pada dataset terdapat missing value maka data dengan simbol “-“ diganti dengan nilai “0” karena memang tidak ada kejadian yang terjadi pada saat itu.

3.4 Modeling (Pemodelan)

Teknik pemodelan data mining yang dipilih adalah klasifikasi prediksi dengan menggunakan algoritma CART. Klasifikasi algoritma CART digunakan untuk mencapai tujuan awal penelitian yaitu memprediksi luas tanam padi di Kabupaten Karawang.

1. Menyusun Calon Cabang (Candidate Split)

Setelah pengkategorian, kemudian data – data tersebut disusun menjadi calon cabang (candidate split) terhadap seluruh variabel prediktor secara lengkap. Sehingga terbentuk daftar calon cabang mutakhir seperti pada tabel berikut ini.

Tabel 2 Daftar Calon Cabang

No	Calon cabang kiri	Calon cabang kanan
1	Produktivitas = Rendah	Produktivitas = (Sedang, Tinggi)
2	Produktivitas = Sedang	Produktivitas = (Rendah, Tinggi)
3	Produktivitas = Tinggi	Produktivitas = (Rendah, Sedang)
4	Curah Hujan = Rendah	Curah Hujan = (Sedang, Tinggi)

5	Curah Hujan = Sedang	Curah Hujan = (Rendah, Tinggi)
6	Curah Hujan = Tinggi	Curah Hujan = (Rendah, Sedang)
7	Produksi = Rendah	Produksi = (Sedang, Tinggi)
8	Produksi = Sedang	Produksi = (Rendah, Tinggi)
9	Produksi = Tinggi	Produksi = (Rendah, Sedang)
10	Luas Panen = Rendah	Luas Panen = (Sedang, Tinggi)
11	Luas Panen = Sedang	Luas Panen = (Rendah, Tinggi)
12	Luas Panen = Tinggi	Luas Panen = (Rendah, Sedang)

2. Menilai Keseluruhan Calon Cabang

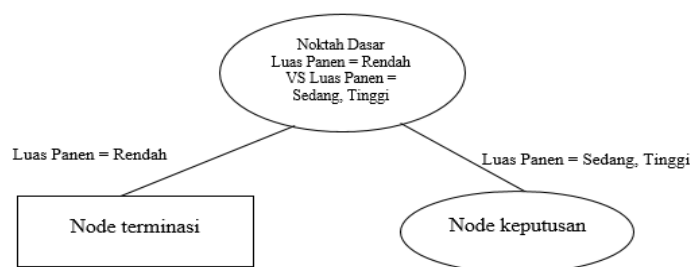
Langkah kedua adalah mneilai kinerja keseluruhan calon cabang keseluruhan pada daftar calon cabang mutakhir. Kinerja dari setiap calon cabang akan diukur melalui ukuran yang disebut kesesuaian (goodness). Hasil perhitungan nilai kesesuaian bagi tiap calon cabang masih terdapat dalam daftar calon cabang mutakhir.

Tabel 3 Perhitungan $\phi(s|t)$

No	P_L	P_R	$2P_L P_R$	$Q(s t)$	$\phi(s t)$
1	0,888	0,111	0,19713	0,1625	0,03203
2	0,105	0,894	0,18774	0,52999	0,09950
3	0,005	0,994	0,00994	1,27374	0,01266
4	0,022	0,977	0,04298	0,50001	0,02149
5	0,061	0,938	0,11443	0,49049	0,05612
6	0,916	0,083	0,15205	0,52117	0,07924
7	0,155	0,844	0,26164	0,42482	0,11114
8	0,311	0,688	0,42793	0,17858	0,07641
9	0,533	0,466	0,49675	0,08631	0,04287
10	0,4	0,6	0,48	0,50366	0,24175
11	0,294	0,705	0,41454	0,35389	0,14670
12	0,305	0,694	0,42334	0,57019	0,24138

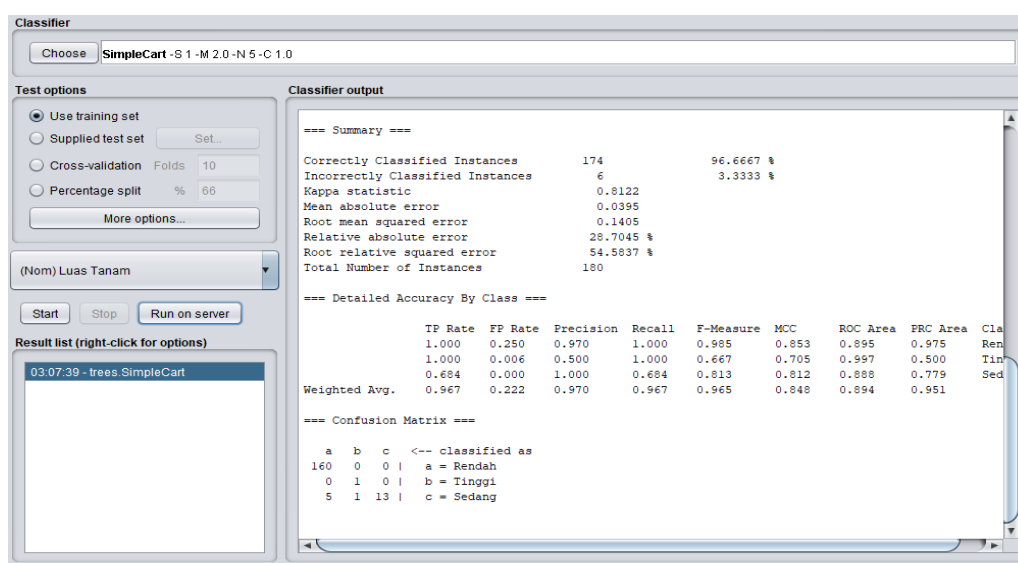
3. Menentukan Calon Cabang Mutakhir

Tahap selanjutnya adalah menentukan calon cabang manakah yang akan dijadikan sebagai cabang muthakhir. Pemilihan cabang muthakhir ini ditentukan oleh nilai kesesuaian (goodness) terbesar yang dimiliki oleh tiap calon cabang. Pada table 4 terdapat nilai kesesuaian semua calon cabang, namun yang memiliki kesesuaian terbesar adalah nilai kesesuaian (goodness) pada calon cabang ke 10 yaitu 0,24175.



Gambar 1 Pohon Keputusan Klasifikasi

Proses pembangunan model algoritma CART menggunakan tools weka dan data yang dipakai adalah data tahun 2012-2017 yang berjumlah 180 record. Algoritma CART termasuk ke dalam modul tree di dalam aplikasi weka dan memiliki kode nama simpleCart.



Gambar 2 Use Training Set

Berdasarkan Gambar 2 dapat dilihat bahwa hasil yang diperoleh dari pemodelan CART persentase untuk Correctly Classified Instance adalah sebesar 96.6667% sementara persentase untuk Incorrectly Classified Instance adalah sebesar 3,3333%. Dimana dari 180 data luas tanam padi, ada sebanyak 174 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dan sebanyak 6 data tidak berhasil diklasifikasikan dengan benar. Kemudian hasil Precision adalah 0,970, Recall 0,967 dan F-measure 0,965.

```

CART Decision Tree

Luas Panen < 8167.0: Rendah(113.0/3.0)
Luas Panen >= 8167.0
| Luas Panen < 8839.0
| | Tahun < 2014.5
| | | Produktivitas < 52.338499999999996
| | | | Luas Panen < 8657.0: Rendah(5.0/0.0)
| | | | Luas Panen >= 8657.0: Tinggi(1.0/1.0)
| | | | Produktivitas >= 52.338499999999996: Sedang(3.0/0.0)
| | | Tahun >= 2014.5: Sedang(10.0/0.0)
| | Luas Panen >= 8839.0: Rendah(42.0/2.0)

Number of Leaf Nodes: 6
Size of the Tree: 11
  
```

Gambar 3 CART Decision tree

3.5 Evaluation (Evaluasi)

Dari hasil pemodelan yang telah dilakukan menggunakan test option use training set dan cross validation dari algoritma CART, kemudian dilakukan evaluasi terhadap hasil. Evaluasi dilakukan untuk menilai apakah pemodelan yang dihasilkan baik atau tidak dengan melihat pada parameter evaluasi yang telah ditentukan sebelumnya yaitu accuracy, precision, recall dan F-measure. Dalam mengevaluasi hasil dilakukan dengan menggunakan cross validation dengan nilai K=2, K=3, K=4, K=5, K=6, K=7, K=8, K=9, K=10. Pengujian evaluasi menggunakan tools weka.

Tabel 4 Hasil Evaluasi CART dengan Cross Validation

k=n	akurasi	precision	recall	f-measure
k=2	89%	0,908	0,903	0,945
k=3	89%	0,886	0,894	0,887
k=4	88%	0,897	0,883	0,937
k=5	88%	0,902	0,889	0,940
k=6	89%	0,908	0,894	0,943
k=7	88%	0,871	0,883	0,867
k=8	90%	0,918	0,906	0,949
k=9	89%	0,898	0,894	0,944
k=10	89%	0,922	0,963	0,942

Hasil dari tabel 4.2 klasifikasi pada dataset dengan menggunakan algoritma CART dengan cross validation nilai K berbeda-beda memeberikan hasil evaluasi yang berbeda-beda. Nilai k=8 memiliki nilai akurasi paling tinggi yaitu 90% dengan precision 0,918%, recall 0,906% dan F-measure 0,949% yang artinya bahwa classifier tersebut membentuk model yang baik.

4. CONCLUSION

Penerapan Algoritma CART dengan metode CRIPS-DM dengan tools WEKA. Pada data training, untuk menentukan puncak pohon keputusan maka diambil empat atribut utama yaitu produktivitas, luas panen, produksi, dan curah hujan. Variabel prediktor yang masuk dalam klasifikasi pohon maksimal yang terbentuk adalah variabel Luas Panen, Tahun dan Produktivitas Berdasarkan hasil klasifikasi CART, variabel Luas Panen menjadi root tertinggi dalam pohon keputusan dan merupakan variabel yang sangat dominan dalam pengelompokan. Pengujian yang telah dilakukan menggunakan test option use training set dan cross validation dari algoritma CART, kemudian dilakukan evaluasi terhadap hasil. Pengujian Algoritma CART diukur berdasarkan nilai accuracy, precision, recall dan F-Measure. menghasilkan nilai akurasi sebesar 99,44% , precision sebesar 95,5% , recall 94,4% dan F-Measure sebesar 94,4%

REFERENCES

- [1] B. Nuryanto, "Pengendalian Penyakit Tanaman Padi Berwawasan Lingkungan Melalui

- Pengelolaan Komponen Epidemik,” *J. Penelit. dan Pengemb. Pertan.*, vol. 37, no. 1, p. 1, 2018, doi: 10.21082/jp3.v37n1.2018.p1-8.
- [2] T. N. Padilah and R. I. Adam, “Analisis Regresi Linier Berganda Dalam Estimasi Produktivitas Tanaman Padi Di Kabupaten Karawang,” *FIBONACCI J. Pendidik. Mat. dan Mat.*, vol. 5, no. 2, p. 117, 2019, doi: 10.24853/fbc.5.2.117-128.
- [3] D. I. S. Utara, P. Algoritma, and M. Produksi, “Prediksi, Produksi, Beras,” vol. 4, no. 1, pp. 77–86, 2018.
- [4] D. A. Siregar and H. Hambali, “Alat Pembasmi Hama Tanaman Padi Otomatis Berbasis Mikrokontroler Menggunakan Tegangan Kejut Listrik,” *JTEIN J. Tek. Elektro Indones.*, vol. 1, no. 2, pp. 55–62, 2020, doi: 10.24036/jtein.v1i2.17.
- [5] F. Yunita, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Clustering Pada Penerimaan Mahasiswa Baru,” *Sistemasi*, vol. 7, no. 3, p. 238, 2018, doi: 10.32520/stmsi.v7i3.388.
- [6] D. B. Sastra, N. C. Aminuallah, S. Informasi, and S. Lanka, “Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Mutu Padi,” vol. 3, no. 1, pp. 1–14, 2023.
- [7] N. V. B. Siahaan, P. Poningsih, D. Suhendro, D. Hartama, and S. Suhada, “Penerapan Data Mining Algoritma C4.5 Terhadap Prediksi Faktor Menurunnya Hasil Panen Padi,” *Jurasik (Jurnal Ris. Sist. Inf. dan Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 1, p. 27, 2022, doi: 10.30645/jurasik.v7i1.412.
- [8] R. Takdirillah, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan,” *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 37–46, 2020, doi: 10.29408/edumatic.v4i1.2081.
- [9] A. Aribowo, R. Kuswandhie, and Y. Primadasa, “Penerapan dan Implementasi Algoritma CART Dalam Penentuan Kelayakan Penerima Bantuan PKH Di Desa Ngadirejo,” *CogITO Smart J.*, vol. 7, no. 1, pp. 40–51, 2021, doi: 10.31154/cogito.v7i1.293.40-51.
- [10] A. Purnamawati, M. N. Winnarto, and M. Mailasari, “Analisis Cart (Classification and Regression Trees) Untuk Prediksi Pengguna Sepeda Berdasarkan Cuaca,” *J. Teknoinfo*, vol. 16, no. 1, p. 14, 2022, doi: 10.33365/jti.v16i1.1478.
- [11] N. I. Prabawati, Widodo, and M. F. Duskarnaen, “Kinerja Algoritma Classification and Regression Tree (Cart) dalam Mengklasifikasikan Lama Masa Studi Mahasiswa yang Mengikuti Organisasi di Universitas Negeri Jakarta Available at : Available at :,” *J. Pinter*, vol. 3, no. 2, pp. 139–145, 2019.
- [12] F. Haris and Kurniati, “Penerapan Algoritma Classification and Regression Tree (Cart) Untuk Klasifikasi Jurusan Siswa Baru Man 1 Oku Timur,” pp. 331–339, [Online]. Available: http://repository.umrah.ac.id/219/1/JURNAL_ZUMROTUL_MUTIAH.pdf.
- [13] B. Nurseptia, A. Voutama, N. Haeryana, and J. HSRonggo Waluyo, “Penerapan Algoritma K-

- Means Untuk Mengelompokkan Kabupaten/Kota Dalam Upaya Pemetaan Lapangan Pekerjaan Baru,” *J. Teknol. Informasi*), vol. 6, no. 2, pp. 181–186, 2022.
- [14] M. A. Hasanah, S. Soim, and A. S. Handayani, “Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 103–108, 2021, doi: 10.30871/jaic.v5i2.3200.
- [15] Abdussalam Amrullah, Intam Purnamasari, Betha Nurina Sari, Garno, and Apriade Voutama, “Analisis Cluster Faktor Penunjang Pendidikan Menggunakan Algoritma K-Means (Studi Kasus: Kabupaten Karawang),” *J. Inform. dan Rekayasa Elektron.*, vol. 5, no. 2, pp. 244–252, 2022, doi: 10.36595/jire.v5i2.701.
- [16] A. Voutama and E. Novalia, “Perancangan Sistem Informasi Plakat Wisuda Berbasis Web Menggunakan UML dan Model Waterfall,” *Syntax J. Inform.*, vol. 11, no. 1, pp. 36–49, 2022.
- [17] A. Y. Permana and A. Voutama, “Pemodelan UML Pada Sistem Penjualan Sembako Di Toko Amshop Berbasis Website,” vol. 7, no. 1, pp. 41–50, 2022.
- [18] A. Voutama, G. Garno, A. S. Y. Irawan, and E. Novalia, “Design of E-Commerce Distro Using Rapid Application Development (Rad) Model,” *J. Ris. Inform.*, vol. 4, no. 4, pp. 363–370, 2022, doi: 10.34288/jri.v4i4.357.
- [19] A. Prasetyo, A. Voutama, N. Heryana, and J. H. Ronggowaluyo, “Penerapan Logika Fuzzy Tsukamoto Dalam Perolehan Tunjangan Hari Raya,” *J. Teknol. Informasi*), vol. 6, no. 2, 2022.