

Implementasi Algoritma C4.5 Untuk Klasifikasi Tingkat Kerawanan Kekeringan di Kabupaten Cilacap

Arif Hidayat¹, Mochammad Rizky Saputra^{2*}, Muhammad Daffa Aryasatya³, Noel Dwi Marco⁴, Irsyad Amien⁵

^{1,2,3,4,5} Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika
Jl. Letnan Sutopo BSD Serpong Lengkong Gudang Timur, BSD, Tangerang Selatan, Indonesia

e-mail korespondensi: 119220409@bsi.ac.id

Submit: 26-12-2024 | Revisi: 15-01-2025 | Terima: 23-05-2025 | Terbit online: 29-06-2025

Abstrak - Kekeringan merupakan salah satu bencana alam yang sering terjadi di Kabupaten Cilacap dan berdampak signifikan terhadap kehidupan masyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat kerawanan kekeringan menggunakan Algoritma C4.5 dengan mempertimbangkan faktor jumlah penduduk. Data yang digunakan mencakup 105 desa dari berbagai kecamatan di Kabupaten Cilacap dengan atribut Jumlah_Jiwa sebagai variabel utama dalam klasifikasi. Proses klasifikasi menggunakan metode Decision Tree dengan Performance Vector menghasilkan model dengan akurasi $96.18\% \pm 4.94\%$ (micro average: 96.19%). Berdasarkan Confusion Matrix, model berhasil mengklasifikasikan dengan tepat 42 desa kategori rawan, 2 desa kategori sangat rawan, dan 57 desa kategori tidak rawan. Hasil pohon keputusan menunjukkan bahwa daerah dengan Jumlah_Jiwa > 2004 diklasifikasikan sebagai sangat rawan, daerah dengan Jumlah_Jiwa > 997 dan ≤ 2004 sebagai rawan, dan daerah dengan Jumlah_Jiwa ≤ 997 sebagai tidak rawan. Model mencapai class recall 97.67% untuk kategori rawan, 66.67% untuk sangat rawan, dan 96.61% untuk tidak rawan, dengan class precision masing-masing 93.33%, 100%, dan 98.28%. Penelitian ini dapat membantu pemerintah daerah dalam mengidentifikasi dan memprioritaskan wilayah yang membutuhkan penanganan kekeringan berdasarkan tingkat kerawannya.

Kata Kunci: Decision Tree, Klasifikasi, Kekeringan, C4.5, Data Mining

Abstracts - Drought is one of the natural disasters that frequently occurs in Cilacap Regency and significantly impacts community life. This study aims to classify drought vulnerability levels using the C4.5 Algorithm by considering population factors. The data used includes 105 villages from various districts in Cilacap Regency with Total Population as the main classification variable. The classification process using the Decision Tree method with Performance Vector produced a model with $96.18\% \pm 4.94\%$ accuracy (micro average: 96.19%). Based on the Confusion Matrix, the model successfully classified 42 villages as vulnerable, 2 villages as highly vulnerable, and 57 villages as not vulnerable. The decision tree results show that areas with a population $> 2,004$ are classified as highly vulnerable, areas with population > 997 and $\leq 2,004$ as vulnerable, and areas with population ≤ 997 as not vulnerable. The model achieved class recall rates of 97.67% for vulnerable categories, 66.67% for highly vulnerable, and 96.61% for not vulnerable categories, with class precision of 93.33%, 100%, and 98.28% respectively. This research can assist local governments in identifying and prioritizing areas that need drought management based on their vulnerability levels.

Keywords: Decision Tree, Classification, Drought, C4.5, Data Mining

1. Pendahuluan

Kekeringan merupakan salah satu bencana alam yang sering terjadi di Kabupaten Cilacap dan berdampak signifikan terhadap kehidupan masyarakat. Kekeringan lingkungan di Indonesia adalah masalah serius yang memengaruhi banyak wilayah di negara ini. Beberapa faktor yang berkontribusi terhadap kekeringan termasuk perubahan iklim, deforestasi, dan pola penggunaan air yang tidak berkelanjutan[1]. Kekeringan didefinisikan sebagai kondisi defisit air yang terjadi secara alamiah dan berdampak pada berbagai sektor kehidupan. Air merupakan salah satu sumberdaya alam yang menjadi sumber kehidupan seluruh makhluk hidup di alam semesta ini, tidak ada yang bisa menyangkal, bahwa air merupakan elemen penting bagi keberlangsungan hidup manusia[2]. Kekeringan merupakan bencana yang kompleks karena melibatkan berbagai aspek meteorologis, hidrologis, dan sosial-ekonomi. Akibat dari bencana ini adalah kekurangan air, kerusakan sumber daya ekologi, kurangnya produksi pertanian, kelaparan, dan hilangnya nyawa[3].

Identifikasi daerah rawan kekeringan menjadi sangat penting untuk membantu pemerintah dalam

71

Copyright (c) 2025 Arif Hidayat, Mochammad Rizky Saputra, Muhammad Daffa Aryasatya, Noel Dwi Marco, Irsyad Amien



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License. Published under licence by Antartika Media Indonesia.

mengambil kebijakan dan tindakan preventif yang tepat. Tidak adanya peta berisi informasi sebaran daerah rawan kekeringan turut berperan sebagai salah satu faktor yang menghambat penyelesaian masalah kekeringan [4]. Sistem klasifikasi daerah rawan kekeringan yang akurat dapat membantu dalam alokasi sumber daya dan perencanaan mitigasi yang lebih efektif. Mitigasi bencana adalah tindakan yang diambil sebelum terjadinya bencana untuk meminimalkan dampak negatif dan mempersiapkan masyarakat untuk merespons bencana dengan cara yang efektif[5].

Dalam upaya mengidentifikasi daerah rawan kekeringan, faktor demografi khususnya jumlah penduduk menjadi pertimbangan penting karena berkaitan langsung dengan tingkat kebutuhan air dan dampak sosial yang ditimbulkan. Permasalahan kekeringan dari aspek sumber daya manusia diantaranya penggunaan air yang tidak efisien, kurang tepatnya pengelolaan antara kebutuhan dengan penyediaan air dan belum adanya manajemen air yang[6]. Jika kerentanan air bersih dalam jangka panjang tidak segera ditangani akan berubah menjadi bencana kekeringan[7]. Dari total 105 desa yang dianalisis di Kabupaten Cilacap, data menunjukkan adanya pola klasifikasi berdasarkan jumlah penduduk, dimana desa dengan jumlah penduduk lebih dari 2004 jiwa dikategorikan sebagai daerah sangat rawan kekeringan, desa dengan jumlah penduduk antara 997-2004 jiwa termasuk dalam kategori rawan kekeringan, dan desa dengan jumlah penduduk kurang dari atau sama dengan 997 jiwa masuk dalam kategori tidak rawan

Beberapa penelitian terdahulu telah mengkaji masalah kekeringan. Menurut Hounam dkk penentuan tingkat kekeringan bertujuan untuk mengevaluasi kecenderungan klimatologis menuju keadaan kering/tingkat kekeringan dari suatu wilayah, memperkirakan kebutuhan air irigasi pada suatu luasan tertentu, mengevaluasi kekeringan pada suatu tempat secara lokal, dan melaporkan secara berkala perkembangan kekeringan secara regional[8]. Sementara Van Loon, menyatakan bahwa kelangkaan air disebabkan oleh eksploitasi sumber daya air secara berlebihan, ketika kebutuhan air lebih besar dari ketersediaan air, jadi berfokus pada akibat aktivitas manusia terhadap sistem hidrologi[9]. Namun, integrasi faktor sosial-demografis dalam analisis kekeringan masih memerlukan pengembangan lebih lanjut. Dari analisis faktor penyebab kekeringan dan strategi pengendalian maka dapat diambil kesimpulan apakah dari faktor penyebab kekeringan dan strategi pengendalian yang diambil ini layak atau tidak[10]. Penggunaan machine learning, khususnya algoritma C4.5, dapat menjadi salah satu alternatif dalam mengklasifikasikan daerah rawan kekeringan. Algoritma C4.5 dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya dalam menghasilkan model klasifikasi yang mudah diinterpretasi dalam bentuk pohon keputusan. Algoritma C4.5 memiliki keunggulan dalam menangani data numerik dan kategorikal secara bersamaan. Berdasarkan hasil implementasi menggunakan metode Decision Tree dengan Performance Vector, model menghasilkan akurasi $96.18\% \pm 4.94\%$ (micro average: 96.19%) dengan klasifikasi: 42 desa kategori rawan; 2 desa kategori sangat rawan; dan 57 desa kategori tidak rawan.

Dalam penelitian ini, Altair AI Studio digunakan untuk menyederhanakan proses penyiapan data dan melakukan preprocessing data[11]. Altair AI Studio dipilih karena menyediakan berbagai operator machine learning yang dibutuhkan, termasuk Decision Tree, Random Forest, Cross Validation, dan Performance Vector. Penggunaan Altair AI Studio memungkinkan proses pengolahan data yang lebih efisien dan visualisasi hasil yang lebih komprehensif. Crossvalidation berfungsi untuk membuat kombinasi dataset sehingga setiap data pada dataset berpeluang menjadi data training dan data testing[12].

Decision Tree C4.5 dipilih sebagai metode utama karena kemampuannya dalam menghasilkan aturan klasifikasi yang mudah diinterpretasi dalam bentuk pohon keputusan. Random Forest adalah pengembangan dari metode Decision Tree yang menggunakan beberapa Decision Tree, dimana setiap Decision Tree telah dilakukan pelatihan menggunakan sampel individu dan setiap atribut dipecah pada pohon yang dipilih antara atribut subset yang bersifat acak. Random Forest memiliki beberapa kelebihan, yaitu dapat meningkatkan hasil akurasi jika terdapat data yang hilang, dan untuk resisting outliers, serta efisien untuk penyimpanan sebuah data. Selain itu, Random Forest mempunyai proses seleksi fitur dimana mampu mengambil fitur terbaik sehingga dapat meningkatkan performa terhadap model klasifikasi. Dengan adanya seleksi fitur tentu Random Forest dapat bekerja pada big data dengan parameter yang kompleks secara efektif[13]. Big data adalah sekelompok data besar dan rumit yang tidak dapat diolah dengan metode konvensional[14].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi yang dapat mengidentifikasi daerah rawan kekeringan secara akurat, menggunakan pendekatan yang mengintegrasikan faktor demografis dengan metodologi machine learning. Penggunaan machine learning dalam mitigasi dan adaptasi perubahan iklim saat ini dianggap sebagai salah satu solusi terbaik yang tersedia di berbagai disiplin ilmu, termasuk astronomi, pertanian, dan pariwisata[15]. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan tiga kontribusi utama. Pertama, mengembangkan sistem klasifikasi daerah rawan kekeringan berdasarkan kelompok jumlah penduduk, yaitu di atas 2004 jiwa untuk kategori sangat rawan, antara 997-2004 jiwa untuk kategori rawan, dan di bawah 997 jiwa untuk kategori tidak rawan. Kedua, menyediakan landasan ilmiah bagi pemerintah daerah dalam merumuskan kebijakan penanganan kekeringan. Ketiga, meningkatkan efektivitas distribusi bantuan dan alokasi sumber daya untuk mengatasi dampak kekeringan di Kabupaten Cilacap.

2. Metode Penelitian



Gambar 1. Alur Penelitian

Gambar 1 menunjukkan alur penelitian yang dilakukan dalam studi ini. Alur dimulai dari pengumpulan data, dilanjutkan dengan tahap seleksi data, kemudian proses pengolahan data menggunakan algoritma C4.5 dan Random Forest, hingga akhirnya menghasilkan model klasifikasi dan evaluasi performa. Setiap tahapan memiliki peran penting dalam memastikan kualitas hasil klasifikasi yang diperoleh.

2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data kependudukan dan status kekeringan dari 105 desa di Kabupaten Cilacap. Data yang dikumpulkan mencakup informasi demografis seperti jumlah jiwa, jumlah kepala keluarga (KK), kepadatan penduduk, rasio KK, serta status kekeringan sebagai target klasifikasi.

2.2 Tahap Seleksi

Pada tahap seleksi ini melibatkan data cleaning yang dimana tugas utama adalah menangani missing value. Data yang telah dikumpulkan diseleksi untuk mencari missing value. Setelah itu, format data terpilih diubah ke dalam format yang sesuai dengan prosedur data mining menggunakan Altair AI Studio.

Tabel 1. Atribut Data Terpilih

No	Atribut	Keterangan
1	Jumlah_Jiwa	Atribut Fitur
2	Jumlah_KK	Atribut Fitur
3	Kepadatan_Penduduk	Atribut Fitur
4	Rasio_KK	Atribut Fitur
5	Status_Kekeringan	Atribut Label

Tabel 1 menyajikan atribut-atribut yang digunakan dalam penelitian ini setelah melalui proses seleksi. Tabel ini menunjukkan lima atribut utama yang terdiri dari empat atribut fitur (Jumlah_Jiwa, Jumlah_KK, Kepadatan_Penduduk, dan Rasio_KK) dan satu atribut label (Status_Kekeringan). Pemilihan atribut ini didasarkan pada relevansinya terhadap analisis tingkat kerawanan kekeringan di wilayah penelitian.

2.3 Pengolahan Data

Data yang telah diseleksi kemudian diproses menggunakan Altair AI Studio untuk membentuk model Decision Tree. Gambar 2 menampilkan contoh sebagian data yang digunakan dalam penelitian ini. Dataset lengkap dapat diakses secara daring melalui: <https://drive.google.com/file/d/146eybLqvzeI9TE2G4F9yH-tBlajCsUVf/view?usp=sharing>.

Kecamatan	Desa	Jumlah_Jiwa	Jumlah_KK	Kepadatan_Penduduk	Rasio_KK	Status_Kekeringan
Kawunganten	Babakan	1962	654	TINGGI	SEDANG	RAWAN
Kawunganten	Bojong	2532	844	TINGGI	TINGGI	SANGAT_RAWAN
Kawunganten	Ujungmanik	951	317	RENDAH	RENDAH	TIDAK_RAWAN

Gambar 2. Contoh Dataset Kekeringan

Gambar 2 memperlihatkan contoh dataset yang digunakan dalam penelitian ini. Dataset ini menampilkan struktur data dengan tujuh kolom yang mencakup informasi kecamatan, desa, serta atribut-atribut yang telah disebutkan dalam Tabel 1. Format data ini dirancang untuk memudahkan proses pengolahan menggunakan algoritma machine learning.

Keterangan: Kecamatan: Atribut yang mengidentifikasi wilayah kecamatan, Desa: Atribut yang mengidentifikasi nama desa, Jumlah_Jiwa: Atribut jumlah penduduk desa dalam satuan jiwa, Jumlah_KK: Atribut jumlah kepala keluarga desa, Kepadatan_Penduduk: Atribut kategori kepadatan (RENDAH, SEDANG, TINGGI), Rasio_KK: Atribut kategori rasio KK (RENDAH, SEDANG, TINGGI), Status_Kekeringan: Atribut label dengan kelas TIDAK_RAWAN, RAWAN, SANGAT_RAWAN.

Tabel 2. Nilai Atribut Dataset Kekeringan

No	Atribut	Keterangan
1	Kecamatan	Kawunganten, Bantarsari, Patimuan, dst.
2	Desa	Babakan, Bojong, Ujungmanik, dst.
3	Jumlah_Jiwa	1962, 2532, 951, dst.
4	Jumlah_KK	654, 844, 317, dst.
5	Kepadatan_Penduduk	RENDAH, SEDANG, TINGGI
6	Rasio_KK	RENDAH, SEDANG, TINGGI
7	Status_Kekeringan	TIDAK_RAWAN, RAWAN, SANGAT_RAWAN

Tabel 2 memberikan detail nilai-nilai yang mungkin muncul untuk setiap atribut dalam dataset. Tabel ini menunjukkan bahwa beberapa atribut memiliki nilai numerik (seperti Jumlah_Jiwa dan Jumlah_KK), sementara atribut lainnya memiliki nilai kategorikal (seperti Kepadatan_Penduduk dan Status_Kekeringan). Pemahaman tentang tipe data dan nilai-nilai yang mungkin untuk setiap atribut ini penting dalam proses pengolahan data dan pemilihan metode analisis yang tepat.

3. Hasil dan Pembahasan

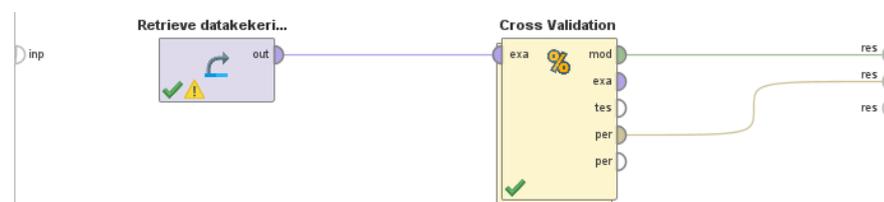
3.1 Analisa Masalah

Penelitian ini membahas implementasi algoritma C4.5 dan Random Forest untuk klasifikasi tingkat kerawanan kekeringan di Kabupaten Cilacap. Dari data yang diperoleh, terdapat total 105 desa yang dianalisis dengan distribusi 57 desa status tidak rawan, 42 desa status rawan, dan 2 desa status sangat rawan. Dataset mencakup informasi seperti jumlah penduduk, jumlah KK, kepadatan penduduk, dan rasio KK yang digunakan sebagai dasar klasifikasi.

3.2 Proses Pengujian pada Altair AI Studio

3.2.1 Implementasi Decision Tree C4.5

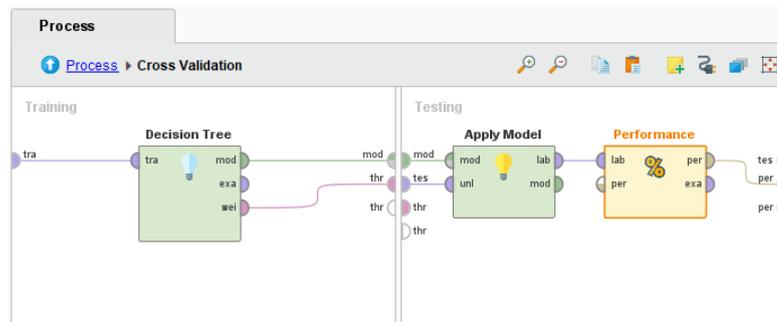
Proses implementasi algoritma C4.5 dilakukan menggunakan Altair AI Studio dengan tahapan Cross Validation untuk memastikan model yang dihasilkan akurat dan konsisten dalam melakukan klasifikasi. Pengujian dilakukan dengan mengintegrasikan beberapa operator termasuk Decision Tree dan Performance Vector.



Gambar 3. Integrasi dataset dengan operator Cross Validation untuk mengukur Performance Vector

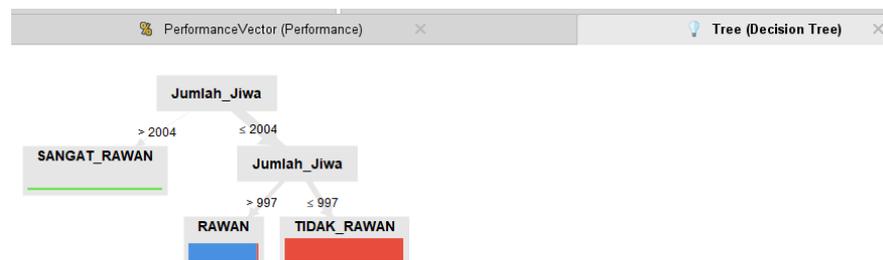
Gambar 3 menunjukkan proses integrasi dataset dengan operator Cross Validation dalam Altair AI

Studio. Cross Validation digunakan untuk memvalidasi performa model dengan membagi dataset menjadi beberapa bagian (fold) secara bergantian sebagai data training dan testing. Proses ini penting untuk memastikan konsistensi dan keandalan model dalam melakukan klasifikasi.



Gambar 4. Integrasi dataset dengan operator Decision Tree untuk menghasilkan model pohon keputusan

Gambar 4 memperlihatkan integrasi dataset dengan operator Decision Tree untuk menghasilkan model pohon keputusan. Operator ini berperan dalam membentuk struktur pohon keputusan berdasarkan atribut-atribut yang telah ditentukan, dengan Jumlah_Jiwa sebagai variabel utama dalam proses klasifikasi.



Gambar 5. Decision Tree

Pada Gambar 5, pohon keputusan yang dihasilkan menunjukkan bahwa Jumlah_Jiwa menjadi variabel utama dalam klasifikasi dengan threshold 2004 dan 997. Pada level pertama, data dipisahkan berdasarkan Jumlah_Jiwa > 2004 untuk kategori SANGAT_RAWAN yang ditandai dengan garis hijau, menunjukkan tingkat kerawanan tertinggi. Kemudian data dengan Jumlah_Jiwa ≤ 2004 dipisahkan lagi menggunakan threshold < 997 dan > 997 untuk membedakan kategori RAWAN yang ditandai dengan warna biru dan TIDAK_RAWAN yang ditandai dengan warna merah. Penggunaan warna berbeda ini membantu visualisasi tingkat kerawanan, dimana hijau menandakan daerah sangat rawan, biru untuk daerah rawan, dan merah untuk daerah tidak rawan kekeringan.

accuracy: 96.18% +/- 4.94% (micro average: 96.19%)

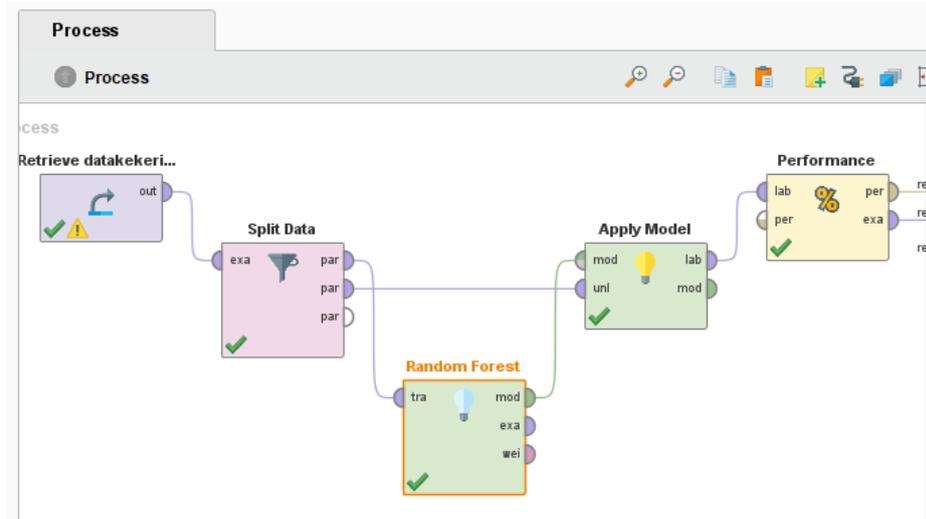
	true RAWAN	true SANGAT_RAWAN	true TIDAK_RAWAN	class precision
pred. RAWAN	42	1	2	93.33%
pred. SANGAT_RAWAN	0	2	0	100.00%
pred. TIDAK_RAWAN	1	0	57	98.28%
class recall	97.67%	66.67%	96.61%	

Gambar 6. Accuracy, Recall, dan Precision

Gambar 6 menyajikan hasil Performance Vector yang menunjukkan metrik-metrik evaluasi model. Hasil menunjukkan akurasi 96.18% ± 4.94% (micro average: 96.19%), yang mengindikasikan tingkat keberhasilan model dalam mengklasifikasikan data dengan benar.

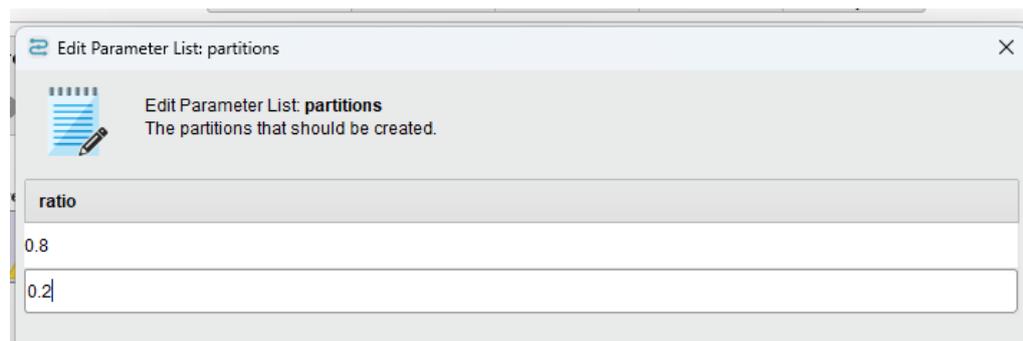
3.2.2 Implementasi Random Forest

Implementasi algoritma Random Forest dilakukan menggunakan Altair AI Studio. Random Forest digunakan sebagai perbandingan dengan algoritma Decision Tree C4.5 untuk mengevaluasi performa klasifikasi tingkat kerawanan kekeringan. Dalam proses ini, beberapa operator diintegrasikan dengan dataset, termasuk Random Forest, Apply Model, dan Performance Vector.



Gambar 7. Integrasi dataset dengan operator Random Forest untuk mengukur Performance Vector

Gambar 7 menampilkan proses integrasi dataset dengan operator Random Forest dalam Altair AI Studio. Integrasi ini mencakup penggunaan operator Random Forest, Apply Model, dan Performance Vector untuk evaluasi performa model secara komprehensif.



Gambar 8. Menunjukkan pengaturan split ratio pada operator Split Data untuk memisahkan dataset menjadi data training dan data testing dengan rasio 0.8 dan 0.2

Gambar 8 menunjukkan pengaturan split ratio pada operator Split Data, yang membagi dataset menjadi 80% data training dan 20% data testing. Pembagian ini penting untuk memastikan evaluasi model yang objektif dengan menggunakan data yang belum pernah dilihat model sebelumnya.

The screenshot shows the Performance Vector output table. The table has columns for true labels (RAWAN, SANGAT_RAWAN, TIDAK_RAWAN) and class precision. The rows show predicted labels and their corresponding counts and precision values. The overall accuracy is 100.00%.

	true RAWAN	true SANGAT_RAWAN	true TIDAK_RAWAN	class precision
pred. RAWAN	9	0	0	100.00%
pred. SANGAT_RAWAN	0	1	0	100.00%
pred. TIDAK_RAWAN	0	0	12	100.00%
class recall	100.00%	100.00%	100.00%	

Gambar 9. Accuracy, Recall, dan Precision dari model Random Forest

Gambar 9 memperlihatkan hasil Performance Vector dari model Random Forest yang mencapai akurasi 100%. Hasil ini menunjukkan bahwa model Random Forest mampu mengklasifikasikan semua sampel dengan tepat, dengan nilai precision dan recall 100% untuk ketiga kategori kerawan.

3.3 Pembahasan

Berdasarkan hasil implementasi menggunakan metode Decision Tree dengan Performance Vector, model menghasilkan akurasi $96.18\% \pm 4.94\%$ (micro average: 96.19%) dengan klasifikasi: 42 desa kategori rawan; 2 desa kategori sangat rawan; dan 57 desa kategori tidak rawan. Model mencapai performa yang baik dengan class recall 97.67% untuk kategori rawan, 66.67% untuk sangat rawan, dan 96.61% untuk tidak rawan. Class precision yang dicapai masing-masing adalah 93.33%, 100%, dan 98.28%. Tingkat akurasi tersebut menunjukkan kehandalan model dalam mengklasifikasikan tingkat kerawanan kekeringan.

Berdasarkan hasil pengujian, algoritma Decision Tree C4.5 menghasilkan akurasi $96.18\% \pm 4.94\%$ dengan precision 93.33% untuk kategori rawan (42 prediksi benar dari total 45), 100% untuk kategori sangat rawan meskipun dengan sampel terbatas, dan 98.28% untuk kategori tidak rawan (57 dari 58 prediksi benar). Nilai recall mencapai 97.67% untuk kategori rawan, 96.61% untuk kategori tidak rawan, dan 66.67% untuk kategori sangat rawan. Threshold Jumlah_Jiwa (>2004 , $>997-\leq 2004$, dan ≤ 997) digunakan dalam memisahkan tiga kategori kerawanan. Sebaliknya, pengujian menggunakan algoritma Random Forest menghasilkan akurasi 100% dengan precision dan recall sempurna untuk semua kategori, termasuk kategori sangat rawan yang memiliki jumlah sampel terbatas. Hal ini mencerminkan keandalan algoritma Random Forest untuk menghasilkan klasifikasi yang lebih stabil dan akurat.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree C4.5 dan algoritma Random Forest, dapat membantu pemerintah memetakan daerah rawan kekeringan dengan lebih akurat dan efisien. Random Forest unggul dalam memberikan akurasi yang tinggi, sementara Decision Tree C4.5 memberikan kemudahan interpretasi melalui visualisasi pohon keputusan.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma C4.5 dan Random Forest untuk klasifikasi tingkat kerawanan kekeringan di Kabupaten Cilacap dengan hasil yang signifikan. Penggunaan algoritma Decision Tree C4.5 menghasilkan akurasi $96.18\% \pm 4.94\%$ dengan model klasifikasi yang mudah diinterpretasi melalui pohon keputusan. Model berhasil mengidentifikasi tiga kategori daerah sangat rawan (>2004 jiwa), rawan (997-2004 jiwa), dan tidak rawan (≤ 997 jiwa). Perbandingan dengan algoritma Random Forest menunjukkan peningkatan akurasi hingga 100% dengan precision dan recall sempurna untuk semua kategori. Hasil penelitian ini memberikan dua kontribusi penting. Pertama, menghasilkan model klasifikasi yang akurat untuk identifikasi daerah rawan kekeringan berdasarkan faktor demografis. Kedua, menyediakan alat pendukung keputusan bagi pemerintah daerah dalam merumuskan kebijakan penanganan kekeringan yang lebih efektif. Model yang dikembangkan dapat membantu prioritas distribusi bantuan dan alokasi sumber daya di daerah-daerah yang paling membutuhkan.

Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengintegrasikan variabel-variabel tambahan seperti data curah hujan, kondisi tanah, dan faktor geografis lainnya untuk meningkatkan kompleksitas dan keakuratan model. Selain itu, pengembangan sistem monitoring real-time ini juga dapat menjadi fokus penelitian berikutnya untuk membangun sistem peringatan dini kekeringan di Kabupaten Cilacap.

Referensi

- [1] A. N. Sari, B. A. Khaerani, K. Rifkiyah, "Pengaruh Penanaman Pohon Dalam Meningkatkan Kesadaran Masyarakat Sebagai Upaya Pencegahan Kekeringan Lingkungan ...," 2023, *proceedings.uinsaizu.ac.id*. [Online]. Available: <https://proceedings.uinsaizu.ac.id/index.php/kampelmas/article/download/961/852>
- [2] I. W. Yasa, A. Setiawan, I. Negara, and ..., "Sebaran Kekeringan Hidrologi Berdasarkan Debit Aliran Di Kabupaten Bima," *Ganec ...*, 2023, [Online]. Available: <https://www.journal.unmasmataram.ac.id/index.php/Gara/article/view/371>
- [3] A. Fatah, M. Ulum, and T. A. Bowo, "Peran LSM Dalam Penanggulangan Kekeringan dan Implikasinya Bagi Ketahanan Wilayah Di Kapanewon Nglipar Gunungkidul, Provinsi Daerah Istimewa ...," *J. Ketahanan Nas.*, 2023, [Online]. Available: <https://journal.ugm.ac.id/jkn/article/view/78982>
- [4] M. P. Prayoga, "Analisis Spasial Tingkat Kekeringan Wilayah Berbasis Penginderaan Jauh dan Sistem Informasi Geografis," 2022, *core.ac.uk*. [Online]. Available: <https://core.ac.uk/download/pdf/291464024.pdf>
- [5] E. Nugroho, S. Indarjo, A. A. Nisa, and ..., "Manajemen Dan Pengurangan Risiko Bencana Melalui Pengembangan Desa Tangguh Bencana (Destana)," *Bookchapter ...*, 2023, [Online]. Available: <https://bookchapter.unnes.ac.id/index.php/km/article/view/98>
- [6] A. Sayoga and A. Artiningsih, "Preferensi Adaptasi Masyarakat Kecamatan Bancak Kabupaten Semarang terhadap Kerentanan Bencana Kekeringan," *J. Litbang Media Inf. ...*, 2023, [Online]. Available: <http://103.110.43.37/index.php/jl/article/view/303>
- [7] M. Riwianto and D. Dwiyaniti, "Kerentanan Ketersediaan Air Bersih dan Penyakit Akibat Perubahan Iklim dan Strategi Adaptasi," *Dampak*, 2019, [Online]. Available: <http://jurnal.dampak.ft.unand.ac.id/index.php/Dampak/article/view/419>
- [8] M. I. Mujtahiddin, "Analisis spasial indeks kekeringan Kabupaten Indramayu," *J. Meteorol. dan Geofis.*,

- 2014, [Online]. Available: <https://jmg.bmkg.go.id/jmg/index.php/jmg/article/view/179>
- [9] S. Subekti, A. Sasmito, E. Apriyanti, "Analisis Potensi Air Tanah Sebagai Upaya Pencegahan Kekeringan Di Kabupaten Banjarnegara," *Merdeka Indones. ...*, 2024, [Online]. Available: <http://merdekaindonesia.com/index.php/MerdekaIndonesiaJournalInternati/article/view/155>
- [10] J. Smur, D. A. Rusim, and J. Manalu, "Analisis Faktor Penyebab Dan Strategi Pengendalian Kekeringan Danau Ayamaru Kabupaten Maybrat," 2021, *pdfs.semanticscholar.org*. [Online]. Available: <https://pdfs.semanticscholar.org/53f1/7468dc529a1ee5685c625a788837f619d713.pdf>
- [11] D. Muriyatmoko, A. Musthafa, and ..., "Klasifikasi Profil Mahasiswa Pada Pola Nilai Akpam Dengan Metode Decision Tree Cart," *Semin. Nas*, 2024, [Online]. Available: <https://corisindo.utb-univ.ac.id/index.php/penelitian/article/view/158>
- [12] I. P. Putri, "Analisis Performa Metode K-Nearest Neighbor (KNN) dan Crossvalidation pada Data Penyakit Cardiovascular," *Indones. J. Data Sci.*, 2021, [Online]. Available: <https://jurnal.yoctobrain.org/index.php/ijodas/article/view/25>
- [13] R. Supriyadi, W. Gata, N. Maulidah, and ..., "Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Menentukan Kualitas Anggur Merah," *E-Bisnis J. Ilm. ...*, 2020, [Online]. Available: <https://journal.stekom.ac.id/index.php/Bisnis/article/view/247>
- [14] B. H. Dzakiyyah, K. D. Putri, N. Y. Salsabila, and ..., "Pemanfaatan Big Data untuk Meningkatkan Kepuasan Pelanggan Shopee," *Innov. J. ...*, 2023, [Online]. Available: <http://j-innovative.org/index.php/Innovative/article/view/5534>
- [15] W. P. Astuti and M. Munir, "Penggunaan Aplikasi Machine Learning (MI) dalam Kurikulum Perubahan Iklim," *J. Educ. Res.*, 2024, [Online]. Available: <https://jer.or.id/index.php/jer/article/view/1841>