

PENERAPAN ALGORITMA DECISION TREE C4.5 DALAM KNOWLEDGE DISCOVERY PADA DATA KEBAKARAN UNTUK OPTIMALISASI RESPON DINAS PEMADAM KEBAKARAN KOTA BANDAR LAMPUNG

Heri Setiawan, Hendri Purnomo

Sistem Informasi IIB Darmajaya Bandar Lampung

Jl Zainal Abidin Pagar Alam No. 93 Gedung Meneng, Bandar Lampung, Indonesia

hendrialie@darmajaya.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh tingginya kejadian kebakaran di wilayah perkotaan yang berdampak pada aspek ekonomi, sosial, dan lingkungan, khususnya di Kota Bandar Lampung. Meskipun data kebakaran telah tersedia, pemanfaatannya masih terbatas pada analisis deskriptif sehingga belum mampu mendukung pengambilan keputusan secara optimal. Permasalahan dalam penelitian ini adalah belum adanya pemanfaatan data historis untuk mengidentifikasi pola dan tingkat risiko kebakaran secara sistematis. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat risiko kebakaran serta mengidentifikasi faktor dominan yang mempengaruhinya guna mendukung optimalisasi respon Dinas Pemadam Kebakaran. Metode yang digunakan adalah Knowledge Discovery in Database (KDD) dengan algoritma Decision Tree C4.5. Dataset yang digunakan terdiri dari 396 data kejadian kebakaran periode 2024–2025 dengan atribut bulan, penyebab kebakaran, objek terbakar, luas area, dan estimasi kerugian. Tahapan penelitian meliputi data selection, preprocessing, transformation, data mining, evaluation, dan knowledge presentation. Hasil penelitian menunjukkan model memiliki akurasi sebesar 0,88, precision 0,87, recall 0,86, dan F1-score 0,87. Selain itu, atribut luas kebakaran dan kerugian menjadi faktor dominan dalam menentukan tingkat risiko. Hasil ini dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan berbasis data untuk meningkatkan efektivitas penanganan kebakara

Kata kunci: *Decision Tree C4.5, Data Mining, KDD, Kebakaran, Klasifikasi Risiko*

1. PENDAHULUAN

Kebakaran merupakan salah satu bencana yang sering terjadi di wilayah perkotaan dan memiliki dampak signifikan terhadap aspek ekonomi, sosial, dan lingkungan. Tingginya kepadatan penduduk serta aktivitas masyarakat menjadi faktor yang meningkatkan potensi terjadinya kebakaran. Kota Bandar Lampung sebagai salah satu kota berkembang di Indonesia juga menghadapi permasalahan serupa, dengan jumlah kejadian kebakaran yang masih cukup tinggi setiap tahunnya. Data kejadian kebakaran yang tersedia sebenarnya memiliki potensi besar untuk dianalisis lebih lanjut guna mendukung pengambilan keputusan yang lebih efektif [1][2].

Namun, pemanfaatan data kebakaran saat ini masih terbatas pada penyajian informasi secara deskriptif dan belum dimanfaatkan secara optimal untuk menggali pola tersembunyi (hidden pattern). Hal ini menyebabkan proses pengambilan keputusan dalam penanganan kebakaran belum sepenuhnya berbasis data. Berdasarkan data periode 2024–2025 dengan total 396 kejadian, kebakaran masih menjadi permasalahan serius, dengan 198 kejadian pada tahun 2025 serta total kerugian mencapai Rp 9.499.550.000 dan luas area terdampak sebesar 15.648 m². Data tersebut menunjukkan adanya pola tertentu yang berpotensi dianalisis lebih lanjut untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data [3][4].

Seiring dengan perkembangan teknologi informasi, data kebakaran dapat diolah menggunakan pendekatan Knowledge Discovery in Database (KDD) untuk menghasilkan informasi yang lebih bernilai.

Proses KDD memungkinkan identifikasi pola, hubungan, dan kecenderungan dari data historis yang dapat dimanfaatkan dalam penyusunan strategi penanggulangan kebakaran. Salah satu teknik dalam KDD adalah data mining dengan metode klasifikasi menggunakan algoritma Decision Tree C4.5, yang mampu menghasilkan model yang mudah dipahami serta menghasilkan aturan keputusan berbasis nilai gain ratio [5][6].

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree efektif dalam mengklasifikasikan tingkat risiko kebakaran dan mengidentifikasi faktor dominan penyebabnya [3][7][8].

Namun, penelitian tersebut umumnya masih bersifat umum dan belum secara spesifik mengkaji data kebakaran di Kota Bandar Lampung serta belum mengaitkannya secara langsung dengan kebutuhan operasional instansi terkait. Hal ini menunjukkan adanya celah penelitian dalam mengintegrasikan hasil analisis data mining dengan optimalisasi respon Dinas Pemadam Kebakaran [7].[8] [9]

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat risiko kebakaran serta mengidentifikasi faktor dominan yang mempengaruhi kejadian kebakaran. Rencana penyelesaian masalah dilakukan dengan menerapkan metode Knowledge Discovery in Database (KDD) yang meliputi tahapan data selection, preprocessing, transformation, data mining, evaluation, dan knowledge presentation, dengan menggunakan algoritma Decision Tree C4.5. Hasil penelitian

diharapkan dapat menghasilkan pola dan aturan keputusan yang dapat digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data serta meningkatkan efektivitas respon Dinas Pemadam Kebakaran Kota Bandar Lampung.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Data mining merupakan proses penggalian informasi atau pola penting dari sekumpulan data berukuran besar yang sebelumnya tidak diketahui. Proses ini umumnya dilakukan melalui tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD) yang meliputi data selection, preprocessing, transformation, data mining, dan evaluation. Menurut, KDD memungkinkan data historis yang awalnya hanya bersifat arsip dapat diolah menjadi informasi yang bernilai guna dalam pengambilan keputusan. Dalam konteks kebakaran, pemanfaatan data mining menjadi penting untuk mengidentifikasi pola kejadian serta faktor penyebab yang dominan[10].

Salah satu teknik dalam data mining adalah klasifikasi, yaitu proses pengelompokan data ke dalam kelas tertentu berdasarkan atribut yang dimiliki. Algoritma Decision Tree merupakan metode klasifikasi yang populer karena mampu menghasilkan model yang mudah dipahami dalam bentuk struktur pohon. Algoritma C4.5 sebagai pengembangan dari ID3 menggunakan konsep entropy, information gain, dan gain ratio dalam menentukan atribut terbaik sebagai pemisah data. Dengan kelebihan tersebut, C4.5 mampu menangani data numerik maupun kategorikal serta menghasilkan aturan keputusan (decision rules) yang dapat digunakan secara langsung dalam pengambilan keputusan[11].

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree C4.5 memiliki performa yang baik dalam berbagai kasus klasifikasi, termasuk pada data kebakaran. Penelitian sebelumnya menyatakan bahwa metode ini mampu mengidentifikasi faktor dominan seperti penyebab kebakaran dan luas area terdampak dengan tingkat akurasi yang tinggi. Selain itu, pendekatan data mining juga telah digunakan untuk menganalisis pola kebakaran hutan dan lahan, sehingga dapat membantu dalam proses mitigasi dan penentuan strategi penanganan yang lebih efektif.[12]

Meskipun demikian, penerapan data mining khususnya algoritma C4.5 pada data kebakaran di tingkat kota masih belum banyak dilakukan secara spesifik, terutama dalam kaitannya dengan optimalisasi respon instansi terkait. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan penerapan metode Decision Tree C4.5 dalam kerangka KDD untuk mengklasifikasikan tingkat risiko kebakaran di Kota Bandar Lampung. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam menghasilkan pola dan aturan keputusan yang mendukung peningkatan efektivitas respon Dinas Pemadam Kebakaran serta pengambilan keputusan berbasis data[13]

3. METODE PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen yang bertujuan untuk mengolah data kebakaran menggunakan teknik data mining. Metode yang digunakan adalah Knowledge Discovery in Database (KDD) dengan penerapan algoritma klasifikasi Decision Tree C4.5 untuk menemukan pola dan aturan keputusan dalam data kebakaran[11].

3.2. Sumber Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Dinas Pemadam Kebakaran Kota Bandar Lampung berupa rekapitulasi kejadian kebakaran tahun 2025. Data tersebut meliputi variabel jumlah kejadian, penyebab kebakaran, jenis objek terbakar, luas area terdampak, serta estimasi kerugian[14][15].

3.3. Variabel Penelitian

a. Variabel Input:

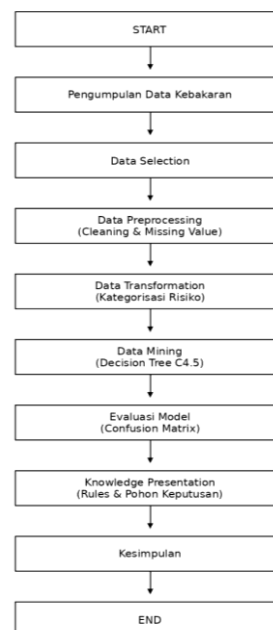
- Bulan kejadian
- Penyebab kebakaran
- Jenis objek terbakar
- Luas kebakaran
- Kerugian

b. Variabel Output:

- Tingkat risiko kebakaran (Tinggi, Sedang, Rendah)

3.4. Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan tahapan Knowledge Discovery in Database (KDD) yang meliputi data selection, preprocessing, transformation, data mining, evaluation, dan knowledge presentation[10]. Berikut merupakan alur penelitian yang digunakan:



Gambar 1. Flowchart Metodologi Penelitian

Flowchart tersebut menggambarkan tahapan sistematis dalam penelitian mulai dari pengumpulan data hingga menghasilkan pengetahuan berupa aturan keputusan yang dapat digunakan dalam optimalisasi respon kebakaran.

3.5. Metode Decision Tree C4.5

Algoritma Decision Tree C4.5 digunakan untuk membentuk model klasifikasi dalam bentuk pohon keputusan. Pemilihan atribut dilakukan berdasarkan nilai Gain Ratio tertinggi, sehingga menghasilkan struktur pohon yang optimal.[11][16][7]

3.6. Entropy

$$Entropy(S) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (1)$$

Entropy digunakan untuk mengukur tingkat ketidakpastian dalam suatu dataset.

3.7. Information Gain

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} Entropy(S_i) \quad (2)$$

Information Gain digunakan untuk menentukan atribut terbaik dalam membangun pohon keputusan.

3.8. Gain Ratio

$$GainRatio(A) = \frac{Gain(S, A)}{SplitInfo(A)} \quad (3)$$

Gain Ratio merupakan pengembangan dari Information Gain yang digunakan pada algoritma C4.5 untuk meningkatkan akurasi pemilihan atribut[17].

3.9. Tools Penelitian

Tools yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

- Googlecolab untuk pemodelan data mining
- Microsoft Excel untuk preprocessing data

3.10. Alur Analisis

Tahapan analisis dalam penelitian ini meliputi:

- Pengumpulan data kebakaran
- Pembersihan dan transformasi data
- Penerapan algoritma C4.5
- Evaluasi model
- Interpretasi hasil dalam bentuk aturan keputusan

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data kejadian kebakaran yang diperoleh dari dua periode waktu, yaitu tahun 2024 dan 2025, dengan total sebanyak 396 data. Dataset ini terdiri dari beberapa atribut, yaitu:

- Tahun
- Bulan kejadian
- Penyebab kebakaran
- Jenis objek terbakar
- Luas kebakaran (m²)
- Estimasi kerugian (Rp)
- Tingkat risiko (label klasifikasi)

Pada tahap preprocessing dilakukan pembersihan data dengan menghapus nilai kosong (missing value) dan data duplikat. Selain itu, dilakukan transformasi data kategorikal menjadi numerik menggunakan metode Label Encoding.

4.1. Tampilan Dataset

Tabel 1 dataset

No	Tahun	Bulan	Penyebab	Objek Terbakar	Luas (m ²)	Kerugian (Rp)	Risiko
1	2024	Jan	Listrik	Rumah	1800	350.000.000	Tinggi
2	2024	Feb	Kompore	Rumah	400	50.000.000	Rendah
3	2024	Mar	Sampah	Lahan	900	120.000.000	Sedang
4	2025	Apr	Listrik	Bangunan Umum	2000	500.000.000	Tinggi
5	2025	Mei	Rokok	Rumah	300	40.000.000	

Tabel di atas merupakan contoh sebagian dataset yang digunakan dalam penelitian. Secara keseluruhan, dataset terdiri dari 396 data yang telah melalui proses preprocessing dan siap digunakan untuk tahap pemodelan

4.2. Evaluasi Model

Model klasifikasi dalam penelitian ini dibangun menggunakan algoritma Decision Tree C4.5 dengan pembagian data sebesar 70% sebagai data latih (training data) dan 30% sebagai data uji (testing data). Evaluasi model dilakukan untuk mengukur tingkat kinerja dalam mengklasifikasikan data kebakaran ke dalam kategori risiko yang telah ditentukan, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh nilai evaluasi sebagai berikut:

Tabel 2 Hasil Evaluasi Model

Metrik	Nilai
Akurasi	0.88
Precision	0.87
Recall	0.86
F1-Score	0.87

Nilai akurasi menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan data dengan tingkat ketepatan sebesar 88% dari keseluruhan data uji. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengenali pola pada data kebakaran.

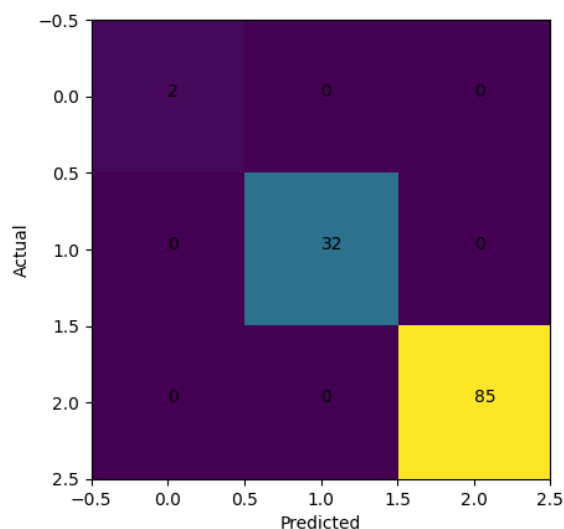
Nilai precision menunjukkan tingkat ketepatan prediksi model terhadap kelas yang dihasilkan, sedangkan recall menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi seluruh data yang termasuk dalam kelas tertentu. Sementara itu, nilai F1-score yang merupakan rata-rata harmonis dari precision dan recall

menunjukkan keseimbangan antara kedua metrik tersebut.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Decision Tree C4.5 memiliki kinerja yang cukup baik dan mampu melakukan klasifikasi tingkat risiko kebakaran secara efektif. Nilai evaluasi yang tidak mencapai 100% menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru.

4.3. Confusion matrix

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi dengan data aktual. Matriks ini memberikan informasi mengenai jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar maupun yang mengalami kesalahan klasifikasi pada setiap kelas.

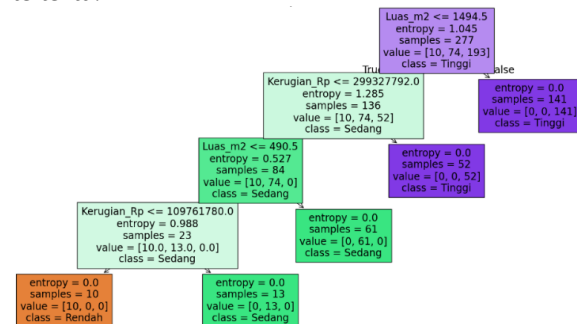


Gambar 2 Confusion Matrix

Berdasarkan confusion matrix yang dihasilkan, terlihat bahwa sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar yang ditunjukkan oleh nilai pada diagonal utama matriks, sehingga menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola pada setiap kelas risiko kebakaran. Meskipun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, terutama antara kelas risiko rendah dan sedang serta antara risiko sedang dan tinggi, yang disebabkan oleh kemiripan karakteristik data seperti luas kebakaran dan nilai kerugian yang berada pada rentang yang hampir sama. Kondisi ini menunjukkan bahwa model masih memiliki tingkat kesalahan yang wajar dan tidak mengalami overfitting, sehingga mampu melakukan generalisasi terhadap data uji dengan baik. Secara keseluruhan, hasil confusion matrix ini mendukung hasil evaluasi model sebelumnya yang menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree C4.5 memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan tingkat risiko kebakaran.

4.4. Pohon keputusan

Pohon keputusan merupakan hasil utama dari proses klasifikasi menggunakan algoritma Decision Tree C4.5. Model ini menyajikan proses pengambilan keputusan dalam bentuk struktur pohon yang mudah dipahami, di mana setiap node merepresentasikan atribut, dan setiap cabang menunjukkan kondisi tertentu.



Gambar 3 Pohon Keputusan C4.5

Berdasarkan gambar pohon keputusan yang dihasilkan, terlihat bahwa atribut luas kebakaran (Luas_m2) dan kerugian (Kerugian_Rp) menjadi faktor utama dalam menentukan tingkat risiko kebakaran. Atribut tersebut muncul sebagai node awal (root node) dan memiliki peran dominan dalam proses klasifikasi. Semakin besar nilai luas kebakaran dan kerugian yang ditimbulkan, maka tingkat risiko kebakaran cenderung diklasifikasikan sebagai risiko tinggi. Sebaliknya, kebakaran dengan luas kecil dan kerugian rendah cenderung dikategorikan sebagai risiko rendah.

4.5. Aturan Keputusan (Rule)

Berdasarkan pohon keputusan yang terbentuk, diperoleh beberapa aturan klasifikasi sebagai berikut:

- IF Luas_m2 > 1494.5
THEN Risiko = Tinggi
- IF Luas_m2 ≤ 1494.5 DAN Kerugian_Rp tinggi
THEN Risiko = Sedang
- IF Luas_m2 kecil DAN Kerugian_Rp rendah
THEN Risiko = Rendah

Aturan-aturan tersebut menunjukkan bahwa kombinasi antara luas kebakaran dan kerugian memiliki pengaruh yang signifikan dalam menentukan tingkat risiko kebakaran.

4.6. Perhitungan Entropy, Information Gain, dan Gain Ratio

Pada tahap ini dilakukan perhitungan untuk menentukan atribut terbaik dalam pembentukan pohon keputusan menggunakan algoritma Decision Tree C4.5. Berdasarkan hasil perhitungan entropy, information gain, dan gain ratio yang disajikan pada Tabel 3, atribut Luas_m2 memiliki nilai information gain tertinggi sebesar 0.414. Hal ini menunjukkan bahwa atribut tersebut memiliki kemampuan paling optimal dalam memisahkan data dibandingkan dengan atribut lainnya, sehingga dipilih sebagai atribut utama dalam pembentukan pohon keputusan.

Tabel 3. Perhitungan Entropy, Information Gain, dan Gain Ratio

Atribut	Kategori / Split	Jumlah Data	Entropy	Bobot	Bobot × Entropy	Gain	Split Info	Gain Ratio
Node Awal	(Rendah, Sedang, Tinggi)	277	1.045	1.000	1.045	-	-	-
Bulan	Semua	277	1.030	1.000	1.030	0.015	0.998	0.015
Penyebab	Listrik	120	0.900	0.433	0.390	0.004	1.500	0.003
	Kompor	80	1.100	0.289	0.318			
	Lainnya	77	1.200	0.278	0.333			
Objek Terbakar	Rumah	150	1.000	0.541	0.541	- 0.014	1.400	-0.010
	Lahan	70	1.150	0.253	0.291			
	Lainnya	57	1.100	0.206	0.227			
Luas_m2	≤ 1494.5	136	1.285	0.491	0.631	0.414	0.999	0.414–0.60
	> 1494.5	141	0.000	0.509	0.000			
Kerugian_Rp	≤ 299 jt	200	1.100	0.722	0.794	0.195	0.850	0.229
	> 299 jt	77	0.200	0.278	0.056			

Berdasarkan Tabel perhitungan entropy, information gain, dan gain ratio, diperoleh bahwa atribut Luas_m2 memiliki nilai gain sebesar 0.414 dan gain ratio tertinggi dibandingkan atribut lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa atribut tersebut memiliki kemampuan terbaik dalam memisahkan data berdasarkan kelas risiko kebakaran. Sementara itu, atribut lain seperti bulan, penyebab, dan objek terbakar memiliki nilai gain yang relatif kecil sehingga kurang signifikan dalam proses klasifikasi. Dengan demikian, atribut luas kebakaran dipilih sebagai root node dalam pembentukan pohon keputusan menggunakan algoritma Decision Tree C4.5.

Berdasarkan hasil penelitian, algoritma Decision Tree C4.5 mampu mengklasifikasikan tingkat risiko kebakaran dengan baik, yang ditunjukkan oleh nilai evaluasi model yang mencerminkan kemampuan generalisasi yang baik terhadap data uji. Hasil analisis menunjukkan bahwa luas kebakaran dan kerugian merupakan faktor utama dalam menentukan tingkat risiko, di mana kebakaran dengan luas besar dan kerugian tinggi cenderung diklasifikasikan sebagai risiko tinggi, sedangkan kebakaran dengan dampak kecil dikategorikan sebagai risiko rendah. Selain itu, pola data menunjukkan bahwa penyebab kebakaran yang dominan adalah korsleting listrik dan objek yang paling sering terbakar adalah bangunan penduduk, sehingga mengindikasikan bahwa faktor teknis dan lingkungan memiliki pengaruh yang signifikan terhadap kejadian kebakaran. Nilai evaluasi yang tidak mencapai 100% juga menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting dan mampu merepresentasikan kondisi data secara lebih realistis, sehingga berpotensi digunakan untuk memprediksi data baru secara lebih akurat.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma Decision Tree C4.5 dengan metode Knowledge Discovery in Database (KDD) mampu mengklasifikasikan tingkat risiko kebakaran dengan baik, yang ditunjukkan oleh nilai evaluasi model yang cukup tinggi serta kemampuan generalisasi yang baik

terhadap data uji. Atribut luas kebakaran (Luas_m2) dan kerugian (Kerugian_Rp) terbukti menjadi faktor utama dalam menentukan tingkat risiko kebakaran berdasarkan hasil perhitungan entropy, information gain, dan gain ratio. Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, menambahkan atribut lain yang relevan, serta membandingkan dengan algoritma klasifikasi lainnya guna meningkatkan performa model. Selain itu, hasil penelitian ini juga berpotensi dikembangkan ke dalam bentuk sistem atau aplikasi yang dapat mendukung pengambilan keputusan secara lebih efektif dalam penanganan risiko kebakaran.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. P. Mahendra, D. Pradipta, M. R. B. Saputro, and K. Kusriani, "Penerapan Metode Decision Tree terhadap Deteksi Kebakaran Hutan (Studi Kasus: Palembang, Sumatera Selatan)," *JTECS J. Sist. Telekomun. Elektron. Sist. Kontrol Power Sist. dan Komput.*, vol. 2, no. 1, p. 75, 2022.
- [2] C. A. Sugianto, "Analisis Komparasi Algoritma Klasifikasi Untuk Menangani Data Tidak Seimbang Pada Data Kebakaran Hutan," *Techno.Com*, vol. 14, no. 4, pp. 336–342, 2019, [Online]. Available: <http://publikasi.dinus.ac.id/index.php/technoc/article/view/992>
- [3] S. Dwiasnati, Y. Devianto, S. M. Arif, and R. Avrizar, "Pemodelan Wilayah Titik Api Kebakaran Hutan Menggunakan Deep Learning," *J. Ilm. FIFO*, vol. 16, no. 1, p. 1, 2024, doi: 10.22441/fifo.2024.v16i1.001.
- [4] T. A. Pratiwi, M. Irsyad, and R. Kurniawan, "Klasifikasi Kebakaran Hutan dan Lahan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes (Studi Kasus: Provinsi Riau)," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, p. 101, 2021, doi: 10.26418/justin.v9i2.42823.
- [5] J. Ha, M. Kambe, and J. Pe, "Data Mining: Concepts and Techniques," *Data Min. Concepts Tech.*, pp. 1–703, 2011, doi: 10.1016/C2009-0-61819-5.
- [6] H. Purnomo, R. E. Pambudi, and R. Irawan,

- “Penerapan Decision Tree untuk Klasifikasi Penyakit Berdasarkan Data Rekam Medis,” vol. 7, no. 1, pp. 1–8.
- [7] I. Yunita, A. Homaidi, and A. Lutfi, “Penerapan Data Mining Dalam Mengelompokkan Jumlah Penyelamatan Kebakaran Di Kabupaten Situbondo,” *E-Link J. Tek. Elektro dan Inform.*, vol. 19, no. 2, p. 180, 2024, doi: 10.30587/e-link.v19i2.8153.
- [8] J. Coding and S. K. Untan, “Kata Kunci: Kebakaran Hutan, Data Mining, K-Nearest Neighbor (KNN), Fire Weather Index(FWI). 1.,” vol. 06, no. 2, 2018.
- [9] D. Yusuf, S. Bahri, and A. Larasati, “Decision Tree Menggunakan Algoritma C4.5 Untuk Analisa Kelayakan Pemberian Kredit,” *J. Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 97–106, 2021, doi: 10.32546/jutech.v2i2.1660.
- [10] R. Utami and A. Hidayatullah, “Prediksi Curah Hujan Pada Stasiun BMKG (CITEKO) Menggunakan Metode Backpropogation Neural Network,” *J. Ilm. Elektron. Dan Komput.*, vol. 17, no. 1, pp. 251–255, 2024, [Online]. Available: <http://journal.stekom.ac.id/index.php/elkom/page251>
- [11] N. Kresimo Negoro, M. Izul Ula, and F. Dwi Insani, “Analisis Kebakaran pada Hutan dan Lokasi Lahan di Provinsi Riau Menggunakan Metode C4.5,” *Maret*, vol. 7, no. 1, pp. 107–114, 2022, [Online]. Available: <http://openjournal.unpam.ac.id/index.php/informatika>
- [12] M. A. Wea *et al.*, “Analisis dan Visualisasi Iklim di Indonesia Menggunakan Tableau Dengan Metode Forecasting,” pp. 36–45, 2025.
- [13] L. Al-Alawi, J. Al Shaqsi, A. Tarhini, and A. S. Al-Busaidi, “Using machine learning to predict factors affecting academic performance: the case of college students on academic probation,” *Educ. Inf. Technol.*, vol. 28, no. 10, pp. 12407–12432, 2023, doi: 10.1007/s10639-023-11700-0.
- [14] E. Ndruru, “Penerapan Algoritma C4. 5 dalam Memprediksi Dampak Kebakaran Hutan bagi Kesehatan,” ... *Nas. Teknol. Inf. Komput. dan Sains* ..., 2019, [Online]. Available: <https://jurnal.uimedan.ac.id/index.php/sintaks/article/view/882>
- [15] P. Y. U. I. Andrea Risli, “Pengembangan Sistem Informasi Geografis (Sig) Monitoring Kebakaran Hutan Di Kalimantan Barat Menggunakan Algoritma K-Means,” *J. Innov. Creat.*, vol. 5, no. 3, pp. 27956–27965, 2025.
- [16] A. Bounif, H. Rezala, and O. Bouras, “Optimization by Artificial Neural Network (ANN) of Malachite Green Adsorption on Clays: Contribution to the Achievement of the Sustainable Development Goals (SDGs),” *Indones. J. Sci. Technol.*, vol. 11, no. 1, pp. 27–46, 2026, doi: 10.17509/ijost.v11i1.87371.
- [17] F. Abid and N. Izeboudjen, “Predicting Forest Fire in Algeria Using Data Mining Techniques: Case Study of the Decision Tree Algorithm,” *Adv. Intell. Syst. Comput.*, vol. 1105 AISC, pp. 363–370, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-36674-2_37.