JOURNAL DIGITAL TECHNOLOGY TREND
E-ISSN: 2963-8143, P-ISSN: 2963-9190
Volume 5 Number 2, December 2026, pp 94-103.
DOI: https://doi.org/10.56347/jdtt.v5i2.469.

Pemetaan Kerawanan Kebakaran Hutan dan Lahan Berbasis *Hybrid* AHP-RF dan NASA VIIRS-FIRMS di Kalimantan

Hertanto Suryoprayogo [1*], Ilham Roni Yansyah [2], Arif Rahman Hakim [3], Demi Adidrana [4]
[1*,4] Program Studi Teknologi Informasi, Direktorat Kampus Jakarta, Universitas Telkom, Kota Jakarta Barat, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.
[2] Program Studi Sistem Informasi, Universitas Telkom, Kota Jakarta Barat, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.
[3] Program Studi Teknik Telekomunikasi, Universitas Telkom, Kota Jakarta Barat, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

ABSTRACT
Forest and land fires are recurrent disasters in Kalimantan that have significant impacts on the environment, public health, and the economy. This study develops a hybrid model that combines Analytic Hierarchy Process (AHP) and Random Forest weighting using four criteria: rainfall, peatland, hotspot history, and distance to settlements. The final model assigns the highest weight to hotspot history (43.0%) as the strongest predictor. Four districts/cities, namely Ketapang, Pulang Pisau, Kubu Raya, and Palangka Raya, are classified as high risk (7.3% of the total evaluated districts/cities), while 26 districts/cities (47.3%) are classified as medium risk and 25 (45.5%) as low risk. Validation against 15,272 independent hotspot observations demonstrates a strong Pearson correlation (r = 0.718), a moderate Spearman correlation (ρ = 0.573), and significant differences among risk classes based on one-way ANOVA ($F = 27.724$, $p < 0.0001$). A ±20% weight sensitivity analysis indicates that the model is highly robust, while classification accuracy yields a Cohen's Kappa of 0.288. Overall, the hybrid AHP–Random Forest model provides adequate validity to support decision-making in forest and land fire mitigation.

ARTICLE HISTORY
Received: 6 September 2026.
Revised: 11 September 2026.
Accepted: 26 September 2026.
Available Online: 10 October 2026.
Published: 1 December 2026.

KEYWORDS
Forest and Land Fires; Analytic Hierarchy Process; Random Forest; Hybrid AHP-R; Remote Sensing.

ABSTRAK
Kebakaran hutan dan lahan (karhutla) merupakan bencana berulang di Pulau Kalimantan yang berdampak signifikan pada lingkungan, kesehatan masyarakat, dan ekonomi. Penelitian ini mengembangkan model hibrida yang mengintegrasikan pembobotan Analytic Hierarchy Process (AHP) dan Random Forest menggunakan empat kriteria: curah hujan, lahan gambut, riwayat hotspot, dan jarak ke permukiman. Model akhir menetapkan riwayat hotspot sebagai prediktor terkuat dengan bobot tertinggi (43,0%). Berdasarkan pemetaan risiko, empat kabupaten/kota (Ketapang, Pulang Pisau, Kubu Raya, dan Palangka Raya) tergolong ke dalam kelas risiko tinggi (7,3% dari total kabupaten/kota), 26 kabupaten/kota (47,3%) pada kelas risiko sedang, dan 25 kabupaten/kota (45,5%) pada kelas risiko rendah. Validasi terhadap 15.272 titik observasi hotspot independen menunjukkan korelasi Pearson r = 0,718, korelasi Spearman ρ = 0,573, serta perbedaan kejadian karhutla yang signifikan antar kelas risiko berdasarkan uji ANOVA satu arah dengan nilai F = 27,724 (seluruhnya $p < 0,0001$). Analisis sensitivitas bobot sebesar ±20% menunjukkan model sangat tangguh, sedangkan pengujian akurasi klasifikasi menghasilkan nilai Cohen's Kappa sebesar 0,288. Secara keseluruhan, model hibrida AHP–Random Forest memberikan validitas yang memadai untuk mendukung pengambilan keputusan dalam mitigasi karhutla.

KATA KUNCI
Kebakaran Hutan dan Lahan; Analytic Hierarchy Process; Random Forest; Hybrid AHP-RF; Remote Sensing.

CONTACT Hertanto Suryoprayogo hertantosp@telkomuniversity.ac.id Program Studi Teknologi Informasi, Direktorat Kampus Jakarta, Universitas Telkom, Kota Jakarta Barat, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.
© 2026 Information KAWANAD Institute

1. Pendahuluan

Kebakaran hutan dan lahan (karhutla) merupakan bencana ekologis berulang di Kalimantan yang frekuensinya meningkat saat musim kemarau panjang serta berkaitan erat dengan luasnya ekosistem gambut. Kebakaran pada lahan gambut dipicu oleh degradasi lingkungan dan drainase masif akibat alih fungsi lahan. Sistem Informasi Pengendalian Kebakaran Hutan dan Lahan (SiPongi) Kementerian Kehutanan mencatat bahwa akumulasi luas karhutla nasional pada periode Januari–Juni 2026 mencapai 107.465,47 ha, melonjak 366% dibandingkan periode yang sama pada tahun 2025, dengan Provinsi Kalimantan Barat menyumbang 26,7% dari total luas kebakaran nasional (Kementerian Kehutanan, 2026a, 2026b). Estimasi luas lahan gambut di Indonesia mencapai 13,43 juta ha, dengan 4,54 juta ha atau sekitar 32% di antaranya terkonsentrasi di Pulau Kalimantan (Anda *et al*., 2021). Pada kondisi kemarau, material gambut yang kaya kandungan bahan organik menjadi sangat rentan terbakar dan api dapat merambat di bawah permukaan tanah (ground fire), sehingga jauh lebih sulit dipadamkan dibandingkan kebakaran vegetasi di lahan mineral. Proyek Pengembangan Lahan Gambut (Mega Rice Project) pada periode 1995–1998 yang mengonversi sekitar satu juta hektare gambut di Kalimantan Tengah, terutama di Kabupaten Kapuas dan Pulang Pisau, telah mengakibatkan kerusakan hidrologis berkepanjangan yang melipatgandakan kerentanan karhutla hingga saat ini (Widyatmanti *et al*., 2022).

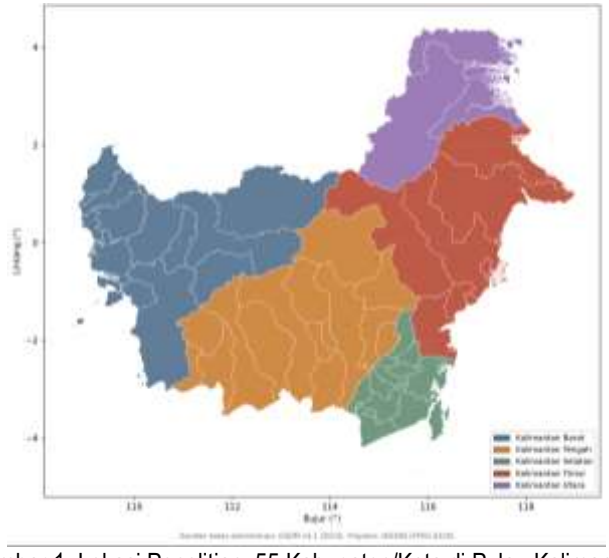
Pemantauan titik panas (hotspot) melalui teknologi penginderaan jauh menjadi komponen esensial dalam deteksi dini karhutla. Penelitian ini memanfaatkan data sensor Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) yang terpasang pada satelit Suomi NPP dan konstelasi satelit NOAA berikutnya, yang dirancang untuk meneruskan misi pengamatan sensor MODIS dan AVHRR guna menjamin keberlanjutan arsip data jangka panjang (NASA Earthdata, n.d.). Untuk mendeteksi kebakaran aktif, sensor VIIRS mengidentifikasi anomali termal pada resolusi spasial 375 m, yang memberikan tingkat ketelitian lebih tinggi daripada sensor MODIS beresolusi 1 km (Schroeder *et al*., 2014). Data near real-time yang disalurkan melalui sistem Fire Information for Resource Management System (FIRMS) NASA menjadi rujukan utama pemantauan karhutla yang diintegrasikan dalam platform SiPongi maupun riset mitigasi kebakaran (Kementerian Kehutanan, 2026a).

Kendati demikian, sebaran hotspot kebakaran aktif belum merefleksikan tingkat kerawanan inheren suatu wilayah secara komprehensif, sehingga diperlukan pendekatan multikriteria untuk menganalisis berbagai faktor pemicu kebakaran. Analytic Hierarchy Process (AHP) merupakan metode pengambilan keputusan multikriteria yang mampu memadukan kriteria kuantitatif dan kualitatif melalui perbandingan berpasangan (pairwise comparison) sekaligus mengevaluasi konsistensi logis penetapan bobot (Saaty, 1980). AHP telah diterapkan oleh Komara *et al*. (2016) untuk menentukan prioritas pemadaman hotspot dengan tingkat kesesuaian 91% terhadap operasional Pusdalkarhutla, serta menjadi rujukan dalam kerangka pengkajian risiko bencana nasional (Badan Nasional Penanggulangan Bencana [BNPB], 2012; Afrizal *et al*., 2025). Pada sejumlah riset di Kalimantan dan Sumatra, Dicelebica *et al*. (2022) serta Afrizal *et al*. (2025) menerapkan pembobotan skoring dan AHP, yang mengonfirmasi bahwa defisit curah hujan dan sebaran lahan gambut merupakan parameter dominan pemicu karhutla. Akan tetapi, kajian tersebut umumnya masih terbatas pada ruang lingkup satu kabupaten atau provinsi, di mana pembobotan AHP ditentukan secara apriori tanpa mempertimbangkan distribusi kejadian aktual di lapangan.

Perkembangan literatur terkini menunjukkan kecenderungan untuk memadukan bobot pertimbangan pakar pada AHP dengan bobot objektif dari algoritma machine learning guna menghasilkan model spasial yang lebih akurat. Zhang *et al*. (2024) menerapkan skema integrasi bobot AHP dan Random Forest (CF-combination) untuk analisis kerawanan longsor dan mencapai akurasi AUC sebesar 96,1%, sejalan dengan pendekatan serupa oleh Izquierdo-Horna *et al*. (2022) dalam memetakan risiko seismik di Pisco, Peru. Selain itu, kajian kerawanan kebakaran hutan skala global oleh Shmuel dan Heifetz (2022) mengonfirmasi bahwa riwayat kejadian kebakaran masa lalu secara konsisten merupakan prediktor dengan tingkat kepentingan tertinggi (feature importance) pada berbagai model machine learning. Penelitian ini bertujuan memetakan pola spasial kerawanan karhutla di lima provinsi Pulau Kalimantan melalui model hibrida yang mengintegrasikan pembobotan AHP dan Random Forest berdasarkan empat kriteria utama: curah hujan, tutupan lahan gambut, riwayat hotspot, dan jarak ke permukiman. Model yang dikembangkan dievaluasi melalui zonasi kelas risiko, validasi statistik multivariat, uji korelasi, analisis varians (ANOVA), analisis sensitivitas bobot, serta pengujian akurasi klasifikasi berbasis data hotspot near real-time yang independen.

Evaluasi ini bertujuan menguji keselarasan indeks kerawanan terhadap kejadian aktual sekaligus memastikan ketahanan (robustness) model terhadap variasi pembobotan kriteria, sehingga menghasilkan peta kerawanan karhutla Kalimantan yang objektif, valid, dan aplikatif bagi penentuan prioritas mitigasi.

Wilayah penelitian mencakup 55 kabupaten/kota yang tersebar di lima provinsi di Pulau Kalimantan pada koordinat geografis 4°LU–4°LS dan 108°BT–119°BT, meliputi Kalimantan Barat (14 kabupaten/kota), Kalimantan Tengah (14 kabupaten/kota), Kalimantan Selatan (13 kabupaten/kota), Kalimantan Timur (9 kabupaten/kota), dan Kalimantan Utara (5 kabupaten/kota) sebagaimana disajikan pada Gambar 1. Bentang wilayah Kalimantan diposisikan sebagai satu kesatuan geografis terpadu yang memiliki kerentanan ekologis serupa terhadap karhutla, khususnya terkait keberadaan kubah gambut tropis lintas batas administratif yang saling terhubung secara hidrologis. Analisis berskala pulau memungkinkan identifikasi pola spasial kerawanan diamati secara utuh dibandingkan pemodelan parsial per provinsi, sekaligus memperluas variasi sampel untuk pengujian statistik korelasi dan ANOVA guna memperkuat validasi empiris model.



Gambar 1. Lokasi Penelitian: 55 Kabupaten/Kota di Pulau Kalimantan

Kebutuhan data dalam penelitian ini dikelompokkan ke dalam data kriteria pembobotan, data batas spasial administratif, dan data ground truth untuk validasi independen. Rincian sumber data beserta metode akuisisinya dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Sumber Data dan Metode Akuisisi Penelitian

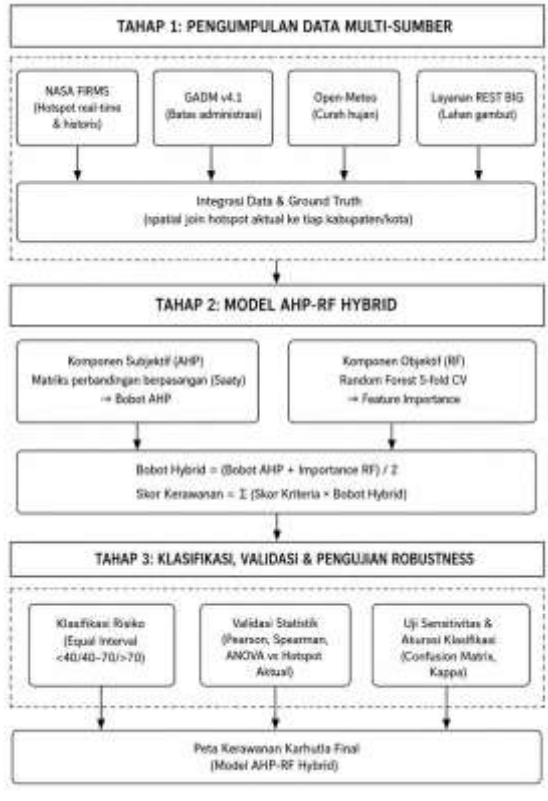
Kriteria / Fungsi	Sumber Data	Metode Akuisisi
Curah hujan	Open-Meteo Archive API	REST API, agregasi tingkat kabupaten/kota
Lahan gambut (% tutupan gambut)	Peta Lahan Gambut, Badan Informasi Geospasial (BIG)	ArcGIS REST query dan overlay spasial
Riwayat hotspot	NASA FIRMS (sensor VIIRS S-NPP)	REST API dan spatial join
Jarak ke permukiman	Titik referensi ibu kota kabupaten/kota	Perhitungan jarak Euclidean terproyeksi
Batas administrasi	Database of Global Administrative Areas (GADM) v4.1	Vektor poligon GeoJSON
Validasi independen	NASA FIRMS (sensor VIIRS S-NPP, near real-time)	REST API, independen dari data riwayat

Seluruh dataset spasial dan atribut yang dihimpun kemudian diseragamkan ke dalam sistem referensi spasial terproyeksi yang sama serta diagregasikan ke tingkat unit analisis administrasi 55 kabupaten/kota di

Pulau Kalimantan. Penentuan jarak ke permukiman diproses melalui kalkulasi jarak Euclidean terdekat dari titik pusat aktivitas kabupaten/kota, sedangkan persentase luas tutupan gambut dihitung dari hasil tumpang susun (*overlay*) poligon BIG terhadap batas administrasi GADM. Secara khusus, data kejadian hotspot *near real-time* dari NASA FIRMS dialokasikan murni sebagai dataset validasi independen (*ground truth*) dan dipisahkan sepenuhnya dari data riwayat hotspot yang berperan sebagai variabel masukan model. Pemisahan ini dirancang untuk mencegah potensi bias dan kebocoran data (*data leakage*), sehingga proses evaluasi akurasi dan ketahanan model hibrida pada tahap selanjutnya dapat dilakukan secara objektif.

2. Metodologi

Tahapan penelitian dilaksanakan melalui tiga fase utama, yaitu 1) pengumpulan dan integrasi data multikriteria beserta penyiapan data observasi lapangan aktual (ground truth), 2) formulasi dan pembangunan model hibrida AHP–Random Forest, serta 3) zonasi kelas risiko kerawanan, validasi statistik multivariat, dan pengujian ketahanan (robustness). Kerangka alur kerja penelitian secara menyeluruh disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Metodologi Penelitian Pemetaan Kerawanan Karhutla

Model hibrida dirancang dengan memadukan bobot kriteria dari metode AHP dan algoritma Random Forest. Pendekatan AHP merepresentasikan bobot teoretis berbasis literatur dan pertimbangan pakar, sedangkan Random Forest menghasilkan pembobotan objektif berdasarkan tingkat kepentingan variabel (*feature importance*) terhadap sebaran kejadian kebakaran aktual. Pada pembobotan AHP, penilaian dihitung melalui matriks perbandingan berpasangan (*pairwise comparison*) menggunakan skala preferensi Saaty 1–9. Untuk n kriteria, dibentuk matriks perbandingan berpasangan A berukuran n×n dengan elemen aij yang menyatakan rasio kepentingan kriteria i relatif terhadap kriteria j, di mana berlaku relasi resiprokal aji=1/aij. Bobot prioritas AHP (wAHP,i) diperoleh melalui proses normalisasi kolom yang dilanjutkan dengan perataan

baris, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (1):

$$wAHP, i \; = \; (1/n) \; \Sigma j \; (\; aij \; / \; \Sigma k \; akj \;) \qquad (1)$$

Konsistensi logis matriks dievaluasi menggunakan rasio konsistensi (*Consistency Ratio* atau CR) yang didefinisikan sebagai CR=CI/RI, dengan ambang batas penerimaan konsistensi CR<0,10. Matriks perbandingan disusun dengan merujuk pada tiga kajian acuan: Peraturan Kepala BNPB No. 2 Tahun 2012 yang menetapkan jenis tanah dan curah hujan sebagai parameter berbobot tertinggi (masing-masing 20%) serta jarak pusat aktivitas pada bobot terendah (10%) (Badan Nasional Penanggulangan Bencana [BNPB], 2012; Afrizal *et al*., 2025); studi Dicelebica *et al*. (2022) yang membuktikan dominasi faktor defisit hujan dan lahan gambut di Kalimantan Barat; serta prosedur kalkulasi bobot dan verifikasi konsistensi dari Komara *et al*. (2016). Sementara itu, bobot Random Forest diturunkan dari nilai *feature importance* setelah model dilatih menggunakan empat variabel kriteria yang sama terhadap data target kejadian kebakaran aktual. Model dikonfigurasikan dengan hiperparameter yang mencakup 300 pohon keputusan (*trees*), kedalaman maksimum pohon (*maximum depth*) sebesar 4, jumlah sampel minimum per simpul daun (*minimum samples per leaf*) sebanyak 3 untuk meminimalkan risiko lewat-suai (*overfitting*) pada jumlah data terbatas, serta dievaluasi melalui 5-*fold stratified cross-validation*. Bobot komposit akhir model hibrida (wHybrid,i) diperoleh dengan merata-ratakan bobot AHP dan tingkat kepentingan variabel Random Forest yang kemudian dinormalisasi hingga mencapai total 100% (Persamaan 2). Selanjutnya, skor kerawanan komposit pada setiap kabupaten/kota dihitung melalui penjumlahan terbobot dari nilai terstandardisasi masing-masing kriteria dikalikan bobot hibrida akhirnya (Persamaan 3):

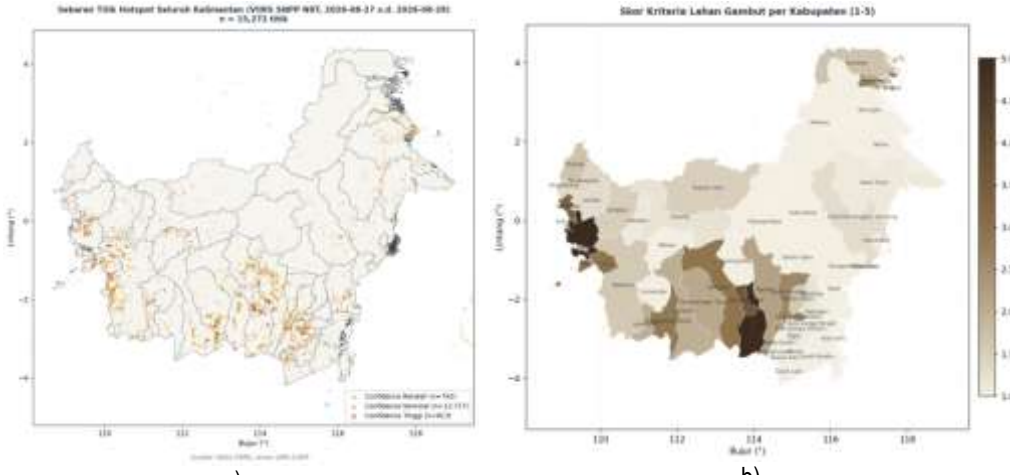
$$wHybrid \; = \; (wAHP \; + \; wRF) \; / \; \Sigma (wAHP \; + \; wRF) \qquad (2)$$

$$Skor \; Kerawanan \; = \; \Sigma \; (Skor \; Kriteriai \; \times \; wHybrid, i) \qquad (3)$$

Berdasarkan Persamaan (3), skor kerawanan komposit dihitung dengan mengalikan kriteria curah hujan rendah (bobot 0,202), tutupan lahan gambut (0,251), riwayat hotspot (0,430), dan jarak ke permukiman (0,117). Nilai indeks yang dihasilkan kemudian dikelompokkan ke dalam tiga kategori zonasi risiko karhutla, yaitu kelas Rendah (skor < 40), Sedang (skor 40–69,9), dan Tinggi (skor ≥70). Evaluasi kinerja model dilakukan melalui tiga pendekatan pengujian utama. Pertama, validasi empiris dilaksanakan dengan menguji korelasi statistik antara skor indeks model hibrida dan jumlah kejadian hotspot aktual independen (*near real-time*) menggunakan analisis korelasi Pearson untuk melihat linearitas hubungan, korelasi peringkat Spearman untuk melihat konsistensi urutan, serta analisis varians (*one-way* ANOVA) untuk menguji signifikansi disparitas rata-rata hotspot antar kelas risiko. Kedua, uji sensitivitas bobot AHP dilakukan guna mengukur ketahanan (*robustness*) model terhadap ketidakpastian penilaian subjektif pakar, di mana setiap bobot kriteria AHP dinaikkan dan diturunkan sebesar 20% secara bergantian disertai penyesuaian proporsional pada kriteria lainnya (menghasilkan 8 skenario pengujian untuk 55 kabupaten/kota). Ketiga, akurasi zonasi spasial diuji dengan membandingkan hasil klasifikasi model terhadap kelas kuantil sebaran kejadian aktual melalui *confusion matrix*, evaluasi *overall accuracy*, dan koefisien Cohen's Kappa (κ).

3. Hasil

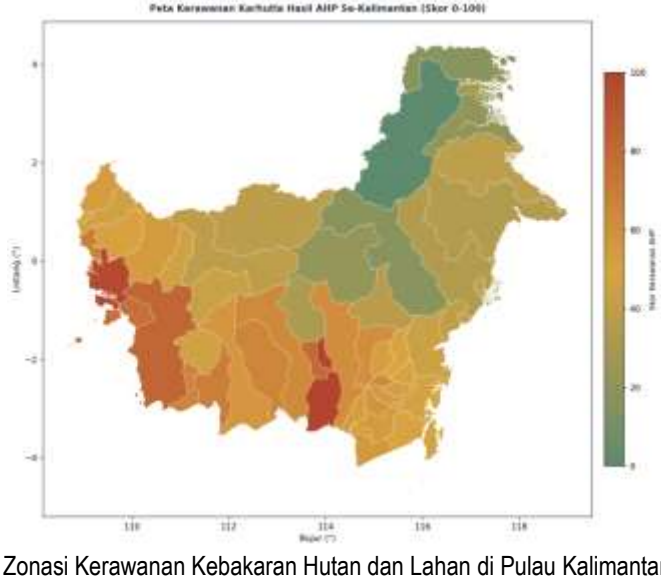
Distribusi titik panas hasil perekaman sensor VIIRS S-NPP (NASA FIRMS) selama periode observasi mencatat akumulasi 15.272 hotspot di seluruh Pulau Kalimantan sebagaimana disajikan pada Gambar 3a. Konsentrasi titik panas tertinggi berada di kawasan pesisir dan dataran rendah bagian barat serta tengah, khususnya di wilayah Provinsi Kalimantan Barat dan Kalimantan Tengah. Secara spasial, hasil tumpang susun (*overlay*) batas administrasi kabupaten/kota dengan peta tutupan lahan gambut Badan Informasi Geospasial (BIG) memperlihatkan variasi luasan gambut yang mencolok (Gambar 3b), dengan proporsi tutupan tertinggi berada di Kabupaten Kubu Raya dan Kabupaten Pulang Pisau.



a) b)

Gambar 3. Distribusi Spasial Parameter Kebakaran Lahan di Kalimantan: a) Sebaran Titik Hotspot Aktual Nasa Firms Viirs; b) Proporsi Skor Tutupan Lahan Gambut per Kabupaten/Kota.

Hasil pemodelan kerawanan komposit mengelompokkan 55 kabupaten/kota ke dalam tiga tingkatan kelas risiko: 4 kabupaten/kota (7,3%) berada pada kelas risiko Tinggi, 26 kabupaten/kota (47,3%) pada kelas risiko Sedang, dan 25 kabupaten/kota (45,5%) pada kelas risiko Rendah sebagaimana dipetakan pada Gambar 4. Kabupaten Ketapang membukukan skor kerawanan akhir tertinggi (100,0), diikuti oleh Kabupaten Pulang Pisau (88,6), Kabupaten Kubu Raya (88,1), dan Kota Palangka Raya. Seluruh wilayah berisiko tinggi tersebut berlokasi di Provinsi Kalimantan Barat dan Kalimantan Tengah. Sebagai perbandingan struktural awal, lima kabupaten/kota dengan perolehan skor pembobotan AHP murni tertinggi dirangkum pada Tabel 2.



Gambar 4. Peta Zonasi Kerawanan Kebakaran Hutan dan Lahan di Pulau Kalimantan Berbasis Model Hibrida AHP–Random Forest

Tabel 2.Lima Kabupaten/Kota dengan Skor Kerawanan AHP Tertinggi

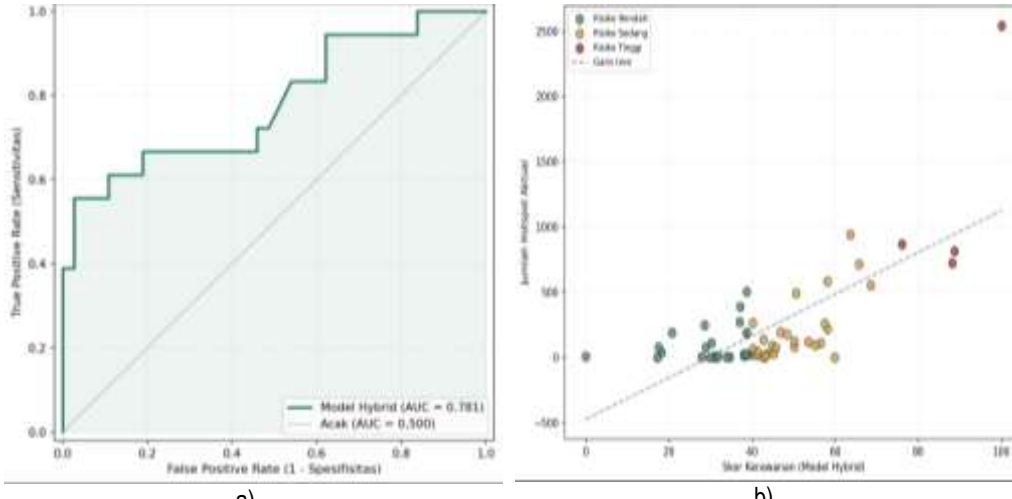
Peringkat	Kabupaten/Kota	Provinsi	Skor AHP
1	Pulang Pisau	Kalimantan Tengah	100,0
2	Kubu Raya	Kalimantan Barat	96,8
3	Ketapang	Kalimantan Barat	82,4

4	Palangka Raya	Kalimantan Tengah	80,0
5	Kayong Utara	Kalimantan Barat	76,2

Kalkulasi pembobotan AHP menghasilkan matriks perbandingan berpasangan dengan rasio konsistensi (*Consistency Ratio*) sebesar 0,0023, yang memenuhi batas logis konsistensi (CR<0,10*CR*<0,10). Sementara itu, evaluasi model Random Forest melalui 5-*fold cross-validation* menghasilkan nilai ROC-AUC sebesar 0,781 yang menunjukkan daya diskriminasi kelas yang andal (Gambar 5a). Perbandingan bobot antara skema AHP murni, tingkat kepentingan variabel (*feature importance*) Random Forest, dan bobot integrasi model hibrida disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Bobot Kriteria pada Model AHP, Random Forest, dan Hibrida

Kriteria	Bobot AHP	Feature Importance RF	Bobot Hibrida
Curah hujan rendah	33,1%	7,3%	20,2%
Lahan gambut	33,1%	17,2%	25,1%
Riwayat hotspot	23,4%	62,6%	43,0%
Jarak ke permukiman	10,5%	12,9%	11,7%



a) b)

Gambar 5. Evaluasi Kinerja Model Hibrida: (a) Kurva ROC Model terhadap Titik Kejadian Aktual; (b) Diagram Pencar Skor Model terhadap Akumulasi Hotspot Aktual

Uji korelasi statistik antara skor kerawanan model hibrida dan jumlah titik hotspot aktual menghasilkan koefisien korelasi linear Pearson $r = 0,718$ ($p < 0,0001$) dan korelasi peringkat Spearman $\rho = 0,573$ ($p < 0,0001$), yang membuktikan hubungan searah yang signifikan secara statistik pada taraf signifikansi $\alpha = 0,05$ (Gambar 5b). Selanjutnya, hasil uji *one-way* ANOVA mengonfirmasi disparitas rata-rata hotspot aktual yang sangat signifikan antarkelas risiko ($F = 27,724$; $p < 0,0001$). Rata-rata kejadian hotspot meningkat tajam dari 97,0 titik pada kelas Rendah menjadi 208,5 titik pada kelas Sedang, dan mencapai 1.238,5 titik pada kelas Tinggi sebagaimana dirinci pada Tabel 4.

Tabel 4. Rata-Rata dan Median Jumlah Hotspot Aktual per Kelas Risiko

Kelas Risiko	Jumlah Kabupaten/Kota	Rata-Rata Hotspot Aktual	Median Hotspot Aktual
Rendah	25	97,0	24,0
Sedang	26	208,5	117,0
Tinggi	4	1.238,5	842,0

Pengujian ketahanan (*robustness*) model melalui analisis sensitivitas bobot AHP sebesar ±20% per kriteria disajikan pada Tabel 5. Korelasi peringkat Spearman antara skor hasil perturbasi dan skor dasar berkisar antara 0,9932 hingga 0,9996, yang mengindikasikan urutan relatif kerawanan 55 kabupaten/kota sangat

stabil. Selain itu, empat kabupaten/kota pada kelas risiko Tinggi (Ketapang, Pulang Pisau, Kubu Raya, dan Palangka Raya) mempertahankan stabilitas klasifikasi 100% pada seluruh delapan skenario pengujian.

Tabel 5. Hasil Analisis Sensitivitas Bobot Komponen AHP pada Model Hibrida

Kriteria Diperturbasi	Arah Perturbasi	Korelasi Spearman vs Baseline	Stabilitas Kelas Tinggi (%)
Curah hujan rendah	+20%	0,9967	100
Curah hujan rendah	-20%	0,9932	100
Lahan gambut	+20%	0,9960	100
Lahan gambut	-20%	0,9984	100
Riwayat hotspot	+20%	0,9994	100
Riwayat hotspot	-20%	0,9986	100
Jarak ke permukiman	+20%	0,9995	100
Jarak ke permukiman	-20%	0,9996	100

Evaluasi akurasi zonasi spasial yang membandingkan prediksi kelas risiko model hibrida terhadap sebaran tertil kejadian hotspot aktual disajikan melalui matriks konfusi pada Tabel 6. Matriks ini menghasilkan nilai kesesuaian Cohen's Kappa sebesar 0,288.

Tabel 6. Matriks Konfusi Kelas Risiko Model Hibrida terhadap Tertil Kejadian Hotspot Aktual

Kelas Aktual (Tertil)	Hybrid: Rendah	Hybrid: Sedang	Hybrid: Tinggi	Total Aktual
Aktual: Rendah (Tertil 1)	13	5	0	18
Aktual: Sedang (Tertil 2)	7	12	0	19
Aktual: Tinggi (Tertil 3)	5	9	4	18

4. Pembahasan

Validasi statistik membuktikan bahwa model hibrida AHP–Random Forest memiliki validitas prediktif yang kuat dalam menggambarkan pola kerawanan karhutla di lapangan pada skala Pulau Kalimantan. Koefisien korelasi Pearson yang tergolong kuat (r=0,718) dan korelasi Spearman yang moderat (ρ=0,573), didukung oleh nilai uji ANOVA yang sangat signifikan (F=27,724;p<0,0001) serta nilai ROC-AUC sebesar 0,781, menunjukkan bahwa model mampu membedakan intensitas kerawanan wilayah secara berjenjang. Perbedaan nilai antara korelasi linear Pearson dan korelasi peringkat Spearman merupakan fenomena yang wajar karena distribusi kejadian hotspot di lapangan memiliki nilai ekstrem (*outliers*) yang terkonsentrasi pada beberapa kabupaten sentra kebakaran. Secara spasial, zonasi risiko Tinggi terkonsentrasi di Provinsi Kalimantan Barat (Ketapang dan Kubu Raya) serta Kalimantan Tengah (Pulang Pisau dan Palangka Raya), tanpa ada wilayah di Kalimantan Selatan, Kalimantan Timur, maupun Kalimantan Utara yang tergolong kelas tertinggi ini. Pola konsentrasi ini selaras dengan profil kerentanan biofisik wilayah, di mana wilayah kubah gambut tebal yang mengalami degradasi hidrologis berkepanjangan akibat pembukaan jaringan kanal drainase dan alih fungsi lahan menjadi faktor determinan esensial dalam memicu kerentanan kebakaran berulang di kedua provinsi tersebut (Dicelebica *et al*., 2022). Pengeringan lapisan gambut menurunkan muka air tanah secara drastis pada musim kemarau, mengubah material organik bawah permukaan menjadi bahan bakar yang sangat mudah terbakar dan sulit dipadamkan.

Integrasi algoritma Random Forest memberikan kontribusi penting dalam menyesuaikan bobot teoretis AHP dengan kondisi aktual di lapangan. Kriteria riwayat hotspot mengalami lonjakan bobot dari 23,4% pada AHP menjadi 43,0% pada model hibrida akhir, didorong oleh nilai tingkat kepentingan variabel (*feature importance*) Random Forest yang mencapai 62,6%. Temuan ini sejalan dengan hasil riset pemodelan kebakaran hutan berskala global oleh Shmuel dan Heifetz (2022), yang membuktikan bahwa riwayat kebakaran masa lalu merupakan prediktor terkuat dalam model pembelajaran mesin karena merefleksikan persistensi interaksi antara faktor iklim mikro, kondisi bahan bakar gambut, dan tekanan aktivitas manusia di suatu lanskap. Kendati model memperlihatkan ketahanan klasifikasi yang sempurna pada kelas Tinggi (stabilitas 100% pada uji sensitivitas ±20%), perolehan nilai Cohen's Kappa sebesar 0,288 menunjukkan tingkat kesesuaian yang berada pada kategori cukup (*fair agreement*). Nilai ini merefleksikan adanya batas

tumpang tindih (*overlap*) klasifikasi antara kelas Rendah dan Sedang pada Tabel 6, di mana sistem pembagian kelas berbasis skor linier belum sepenuhnya sejalan dengan distribusi frekuensi non-linear kejadian aktual di lapangan. Penerapan teknik klasifikasi berbasis klastering data spasial pada studi lanjutan berpotensi meningkatkan konkordansi proporsi kelas risiko model dengan sebaran empiris di lapangan.

5. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil merumuskan dan memvalidasi model hibrida AHP–Random Forest untuk zonasi kerawanan kebakaran hutan dan lahan (karhutla) pada skala regional Pulau Kalimantan. Integrasi pembobotan berbasis pakar (AHP) dan berbasis data empiris (*Random Forest*) menghasilkan struktur bobot akhir komposit yang menempatkan riwayat hotspot sebagai kriteria terpenting (43,0%), diikuti tutupan lahan gambut (25,1%), defisit curah hujan (20,2%), dan jarak ke permukiman (11,7%). Lonjakan bobot riwayat hotspot dari 23,4% pada AHP menjadi 43,0% pada model hibrida membuktikan signifikansi pola historis dalam memprediksi kerawanan aktual di lapangan. Zonasi pada 55 kabupaten/kota memetakan 4 wilayah berisiko Tinggi (7,3%), 26 wilayah berisiko Sedang (47,3%), dan 25 wilayah berisiko Rendah (45,5%). Model memperlihatkan kinerja statistik yang andal melalui korelasi linear Pearson yang kuat ($r=0,718;p<0,0001$), korelasi peringkat Spearman yang moderat ($\rho=0,573;p<0,0001$), disparitas antarkelas yang sangat signifikan pada uji ANOVA ($F=27,724;p<0,0001$), serta nilai ROC-AUC sebesar 0,781. Selain itu, pengujian sensitivitas bobot AHP (±20%) membuktikan ketahanan (*robustness*) model yang tinggi dengan retensi korelasi dasar sebesar 0,9932–0,9996 dan stabilitas klasifikasi kelas Tinggi mencapai 100%. Peta kerawanan yang dihasilkan memberikan landasan objektif bagi pemangku kepentingan dalam menetapkan skala prioritas intervensi mitigasi, patroli terpadu, dan alokasi sumber daya pemadaman. Fokus operasional mendesak perlu diarahkan secara khusus ke empat wilayah episentrum berisiko Tinggi yang seluruhnya berada di Provinsi Kalimantan Barat (Kabupaten Ketapang dan Kabupaten Kubu Raya) serta Provinsi Kalimantan Tengah (Kabupaten Pulang Pisau dan Kota Palangka Raya).

Kerangka integrasi hibrida ini memiliki potensi aplikatif yang kuat untuk dikembangkan lebih lanjut menjadi instrumen sistem pemantauan dan peringatan dini bahaya kebakaran musiman yang adaptif. Terlepas dari capaian performa model, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan teknis. Nilai kesesuaian Cohen's Kappa sebesar 0,288 (*fair agreement*) mengindikasikan adanya ruang penyempurnaan, khususnya dalam mereduksi tumpang tindih ambang batas antara kelas risiko Rendah dan Sedang. Dari sisi representasi spasial, parameter jarak ke permukiman masih dihitung menggunakan titik pusat administrasi ibu kota kabupaten/kota akibat keterbatasan data permukiman dinamis. Selain itu, penggunaan 55 unit agregasi administratif pada tingkat kabupaten/kota serta ketergantungan pada rentang data hotspot *near real-time* satu musim pengamatan menyebabkan variasi lokal antarkecamatan dan fluktuasi iklim antar-tahun belum sepenuhnya terakomodasi. Model ini juga belum mengintegrasikan variabel dinamis seperti alih fungsi tutupan lahan dan batas konsesi perkebunan. Penelitian selanjutnya direkomendasikan untuk memperluas ketelitian model melalui: 1) peningkatan resolusi unit spasial ke tingkat kecamatan, desa, atau sel kisi (*grid*) teratur; 2) inkorporasi variabel sosio-ekologis tambahan seperti batas konsesi perkebunan, klasifikasi tutupan vegetasi terperinci, dan jaringan hidrologi kanal gambut; 3) validasi pembobotan pakar secara partisipatif multisektor; serta 4) pemanfaatan data deret waktu (*time-series*) hotspot multi-musim guna menguji ketahanan model terhadap anomali iklim ekstrem seperti fase El Niño–Southern Oscillation (ENSO).

Referensi

Afrizal, D., Putra, R. M., & Syafii, M. (2025). Analisis spasial tingkat kerawanan kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Indragiri Hulu. *Daun: Jurnal Ilmiah Pertanian dan Kehutanan*, *12*(1), 77–87. https://doi.org/10.33084/daun.v12i1.9750

Anda, M., Ritung, S., Suryani, E., Sukarman, Hikmat, M., Yatno, E., Mulyani, A., Subandiono, R. E., Suratman, & Husnain. (2021). Revisiting tropical peatlands in Indonesia: Semi-detailed mapping, extent and depth distribution assessment. *Geoderma*, *402*, Artikel 115235. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115235

Badan Nasional Penanggulangan Bencana. (2012). *Peraturan Kepala Badan Nasional Penanggulangan Bencana Nomor 2 Tahun 2012 tentang pedoman umum pengkajian risiko bencana*. BNPB.

Dicelebica, T. F., Akbar, A. A., & Jati, D. R. (2022). Identifikasi dan pencegahan daerah rawan bencana kebakaran hutan dan lahan gambut di Kalimantan Barat. *Jurnal Ilmu Lingkungan*, *20*(1), 115–126. https://doi.org/10.14710/jil.20.1.115-126

Izquierdo-Horna, L., Zevallos, J., & Yepez, Y. (2022). An integrated approach to seismic risk assessment using random forest and hierarchical analysis: Pisco, Peru. *Heliyon*, *8*(10), Artikel e10926. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e10926

Kementerian Kehutanan. (2026a). *Indikasi luas kebakaran* [Kumpulan data]. Sistem Informasi Pengendalian Kebakaran Hutan dan Lahan (SiPongi). https://sipongi.gakkum.kehutanan.go.id/indikasi-luas-kebakaran

Kementerian Kehutanan. (2026b, 18 Juli). *Kementerian Kehutanan perkuat pengendalian karhutla di Kalimantan Selatan dan seluruh wilayah rawan hadapi puncak musim kemarau 2026*. Siaran Pers Kementerian Kehutanan. https://www.kehutanan.go.id/pers/kementerian-kehutanan-perkuat-pengendalian-karhutla-di-kalimantan-selatan-dan-seluruh-wilayah-rawan-hadapi-puncak-musim-kemarau-2026

Komara, A. D., Djamal, E. C., & Renaldi, F. (2016). Sistem pendukung keputusan penentuan prioritas pemadaman hotspot kebakaran hutan dan lahan menggunakan metode analytic hierarchy process dan weighted product. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, *2*(3), 382–392. https://doi.org/10.28932/jutisi.v2i3.524

NASA Earthdata. (n.d.). *VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite)*. National Aeronautics and Space Administration. Diakses 29 Agustus 2026, dari https://www.earthdata.nasa.gov/data/instruments/viirs

Saaty, T. L. (1980). *The analytic hierarchy process: Planning, priority setting, resource allocation*. McGraw-Hill.

Schroeder, W., Oliva, P., Giglio, L., & Csiszar, I. A. (2014). The new VIIRS 375 m active fire detection data product: Algorithm description and initial assessment. *Remote Sensing of Environment*, *143*, 85–96. https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.12.008

Shmuel, A., & Heifetz, E. (2022). Global wildfire susceptibility mapping based on machine learning models. *Forests*, *13*(7), Artikel 1050. https://doi.org/10.3390/f13071050

Widyatmanti, W., Minasny, B., Awanda, D., Umarhadi, D. A., Fatma, Z. S. N., Mahendra, W. K., & Field, D. J. (2022). Codification to secure Indonesian peatlands: From policy to practices as revealed by remote sensing analysis. *Soil Security*, *9*, Artikel 100080. https://doi.org/10.1016/j.soisec.2022.100080

Zhang, X., Xie, H., Xu, Z., Li, Z., & Chen, B. (2024). Evaluating landslide susceptibility: An AHP method-based approach enhanced with optimized random forest modeling. *Natural Hazards*, *120*(9), 8153–8207. https://doi.org/10.1007/s11069-023-06306-1