

IMPLEMENTASI MODEL MAXENT UNTUK ANALISIS DISTRIBUSI KEBAKARAN HUTAN DI KABUPATEN BENGKAYANG MENGUNAKAN R STUDIO

Yusril Nurandi Rachim, Erwin Hermawan, Sahid Agustian Hudjimartsu, Muhamad Rafli Farhan

Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Sains, Universitas Ibn Khaldun Bogor Jl. Sholeh Iskandar,

RT.01/RW.10, Kedungbadak, Kec, Tanah Sereal, Kota Bogor, Jawa Barat, Indonesia 16162

yusril9812@gmail.com

ABSTRAK

Kebakaran hutan dan lahan yang terus meningkat di Indonesia, terutama di Pulau Kalimantan dan Sumatra, adalah masalah besar. Pada bulan Juli 2023, luas karhutla di Provinsi Kalimantan Barat meningkat sebesar 6.682 ha, yang dipengaruhi oleh penurunan curah hujan dan peningkatan risiko kekeringan. Dalam upaya untuk mencegah kebakaran hutan dan lahan di Provinsi Kalimantan Barat, penelitian ini menganalisis metode *MaxEnt* sebagai model distribusi wilayah yang berpotensi rawan kebakaran. Variabel lingkungan digunakan sebagai input dalam metode *MaxEnt*. Ini dapat digunakan dalam pemodelan berbasis penginderaan jarak jauh (*remote sensing*) untuk memetakan sebaran wilayah berpotensi rawan kebakaran dan menentukan parameter yang paling penting. Nilai area di bawah kurva (AUC) digunakan untuk memverifikasi validitas model. Dengan tingkat akurasi model (AUC) 0,929 dan akurasi 77,8% peta kerawanan menunjukkan dalam mencerminkan lokasi titik kebakaran di area berisiko tinggi. variabel lingkungan menunjukkan bahwa parameter suhu permukaan dan indeks KBDI berperan dalam distribusi probabilitas model kebakaran hutan dan lahan. Manfaat dari penelitian ini adalah bahwa peta kerawanan karhutla dan data yang dikumpulkan dapat digunakan sebagai referensi dalam merencanakan pengendalian kebakaran hutan dan lahan di kabupaten Bengkayang, Provinsi Kalimantan Barat.

Kata kunci : AUAC, Kalimantan Barat, Kebakaran Hutan, KBDI, *MaxEnt*, *Remote Sensing*

1. PENDAHULUAN

Kebakaran hutan global menjadi masalah serius dengan dampak besar pada ekosistem, kehidupan manusia, dan ekonomi. Meskipun terjadi di berbagai belahan dunia, penelitian ini fokus pada pemahaman untuk merumuskan strategi pencegahan dan mitigasi yang efektif. Dalam konteks ini, model *MaxEnt* (*Maximum Entropy*) telah terbukti sebagai alat yang andal untuk memprediksi distribusi spasial dari fenomena lingkungan, termasuk kebakaran hutan [1]. kebakaran hutan dan lahan salah satu masalah lingkungan yang dapat menyebabkan kerugian ekonomi, sosial, dan ekologi yang signifikan [2].

Kebakaran hutan dan lahan umumnya terjadi selama musim panas ketika kondisi tanah kering mudah terbakar, terutama di sekitar titik panas. Perilaku penduduk di daerah pinggiran kota atau pedesaan dengan lahan kering dan membuka lahan dengan cara dibakar umumnya yang menjadi pemicu terjadinya kebakaran. Faktor seperti kurangnya pendidikan, ekspansi lahan yang tidak terkendali, dan deforestasi yang terus berlanjut juga turut berkontribusi pada intensitas bencana ini [3][4].

Setiap tahun, Indonesia mengalami kebakaran hutan dan lahan dalam skala yang signifikan di Pulau Kalimantan dan Sumatra. Pada tahun 2022, luas kebakaran hutan dan lahan (karhutla) mencapai 358.867 ha dari Januari hingga Desember. Angka ini meningkat drastis menjadi 994.313 ha dari Januari hingga Oktober 2023 [5].

Penting untuk melakukan penelitian lebih lanjut tentang upaya pencegahan kebakaran hutan dan lahan

di Indonesia. *MaxEnt* adalah metode pendekatan statistik yang berdasarkan prinsip entropi maksimum untuk menghasilkan prediksi berdasarkan data yang ada, termasuk lokasi kebakaran dan variabel lingkungan terkait [6]. Implementasi model ini dapat mendukung upaya pencegahan dan pengetahuan tentang area yang rentan terhadap kebakaran. Saat ini, banyak model telah dikembangkan untuk memprediksi bahaya dan kerawanan kebakaran, termasuk yang menggunakan metode *MaxEnt* dan teknologi penginderaan jauh (*remote sensing*).

Implementasi *MaxEnt* dalam analisis distribusi kebakaran hutan membutuhkan perangkat lunak yang dapat mengelola dan menganalisis data spasial secara efisien. R Studio, sebagai lingkungan pengembangan terintegrasi untuk bahasa pemrograman R, menyediakan berbagai paket dan alat yang mendukung analisis ekologi dan model spasial [7][8]. Dengan menggunakan R Studio, pengguna dapat mengintegrasikan *MaxEnt* dalam alur kerja analisis mereka, mengelola data masukan, menjalankan model, dan memvisualisasikan hasil secara interaktif dan efisien.

Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi penerapan model *MaxEnt* menggunakan R Studio dalam analisis distribusi kebakaran hutan. Tujuannya adalah untuk menghasilkan peta risiko kebakaran yang lebih presisi dan meningkatkan pemahaman terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi distribusi kebakaran hutan di suatu wilayah. Diskusi juga mencakup evaluasi kelebihan, batasan, dan aplikasi praktis dari

model *MaxEnt* dalam upaya mitigasi kebakaran hutan dan lahan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Untuk memperkirakan kebakaran, ada berbagai metode yang dapat digunakan, sebagai contoh studi terdahulu menggunakan ringkasan data curah hujan dan titik panas untuk menganalisis hubungan antara keduanya menggunakan uji *Pearson Correlation* untuk memperkirakan kebakaran [9]. Metode ini berbeda dari metode *MaxEnt*, yang menentukan tingkat kerawanan melalui distribusi keseragaman. Akibatnya, metode ini lebih akurat dalam mewakili wilayah kerawanan. Penelitian kerawanan kebakaran menggunakan metode *MaxEnt* sebelumnya telah berhasil dilakukan di Valencia Spanyol dengan hasil nilai akurasi AUC Model *MaxEnt* sebesar 0,95 [10]

2.2. Titik Panas (Hotspot)

Titik panas atau *hotspot* mengacu pada sebuah *pixel* yang memiliki nilai suhu di atas ambang batas tertentu dari suhu di sekitarnya yang dihasilkan dari interpretasi gambar satelit. Meskipun data *hotspot* tidak sepenuhnya menunjukkan kejadian kebakaran, jumlah *hotspot* yang berkumpul di suatu area menunjukkan adanya kebakaran. Informasi titik panas atau *hotspot* ini dapat digunakan sebagai petunjuk tentang kemungkinan terjadinya kebakaran hutan dan lahan, sesuai dengan peraturan nomor P.32/MenLHK/Setjen/Kum.1/3/2016 tentang pengendalian kebakaran hutan dan lahan [2][9][11].

2.3. R Studio

R Studio adalah IDE (*Integrated Development Environment*) yang dirancang untuk mempermudah penggunaan bahasa pemrograman R, yang digunakan untuk komputasi statistik dan grafik. Pada dasarnya, aplikasi ini menggunakan baris perintah atau teks, sehingga orang yang melakukan analisis data harus mengetikkan perintah tertentu dan menghafalnya. *R Studio* adalah frontend yang paling populer dan mudah digunakan [7] [12].

2.4. Google Earth Enginge

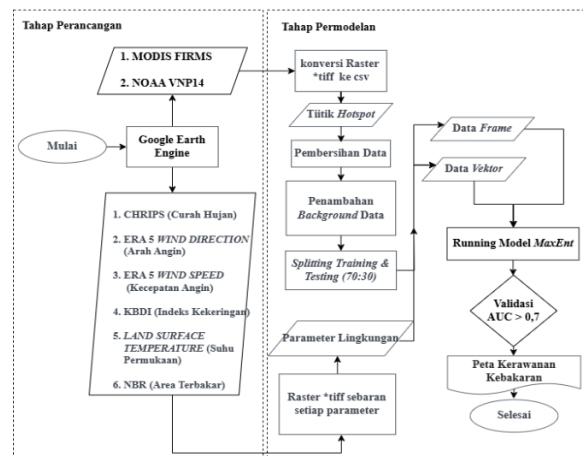
Google Earth Engine (GEE) adalah platform berbasis komputasi awan yang memungkinkan akses mudah ke informasi spasial dari gambar satelit [7][13]. Sebagai contoh dalam penelitian ini peneliti menggunakan GEE mengunduh dan memproses data raster dan vektor di platform ini untuk mendapatkan data set hotspot dan daerah yang terindikasi telah terbakar, yang dikategorikan sebagai data kejadian, serta data variabel lingkungan meliputi data curah hujan, suhu permukaan, indeks kekeringan, indeks area terbakar, arah angin, dan kecepatan angin, untuk pengolahan model *MaxEnt*.

2.5. Maximum Entropy

Metode pembelajaran mesin *MaxEnt* (*maximum entropy*) menggunakan prinsip entropi maksimum untuk membuat model yang menghubungkan kesesuaian habitat spesies dengan variabel lingkungan. Metode ini memungkinkan estimasi karakteristik spesies dan prediksi distribusi geografisnya dengan lebih akurat. Untuk memetakan distribusi potensial suatu kejadian, *MaxEnt* menggunakan dua perhitungan kerapatan probabilitas. Pertama, kerapatan probabilitas dihitung di seluruh wilayah studi berdasarkan titik latar belakang, yang menunjukkan lingkungan yang tersedia. Kedua, kerapatan probabilitas dihitung untuk titik kejadian, yang menunjukkan lingkungan yang disukai spesies. Kemudian, *MaxEnt* menghitung rasio antara kedua kerapatan ini, dan menghasilkan peta tingkat kesesuaian lingkungan yang menunjukkan lingkungan yang sesuai [1][14].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan analisis kuantitatif dan deskriptif, yang fokus pada pengukuran objektif dan analisis data secara statistik, matematis, atau numerik. Penggunaan data spasial bervariasi sesuai dengan tujuan penelitian, seperti penggunaan data titik panas untuk memetakan lokasi kebakaran hutan (*hotspot*). Langkah-langkah penelitian ini tergambar dalam kerangka konseptual yang disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3.1. Tahap Perancangan

Pada tahap perencanaan, peneliti menganalisis penyebab kebakaran hutan dan lahan (karhutla) di Kabupaten Bengkayang, Kalimantan Barat selama bulan Oktober 2022 hingga Maret 2023. Untuk mengatasi masalah ini, model *MaxEnt* dikembangkan untuk memprediksi potensi karhutla berdasarkan data yang berkorelasi dengan faktor-faktor penyebabnya.

Pada tahap perencanaan ini, data dikumpulkan untuk membuat permodelan *MaxEnt*, data yang dikumpulkan dibagi menjadi dua jenis data yaitu kejadian yang berisi hotspot sebagai indikasi kejadian

kebakaran hutan dan lahan (karhutla), serta data parameter lingkungan seperti curah hujan, suhu permukaan, indeks kekeringan (KBDI), indeks area terbakar (NBR), arah angin, dan kecepatan angin.

3.2. Tahap Permodelan

Pada tahap permodelan data, peneliti merancang model menggunakan *Maksimum Entropy* untuk mengidentifikasi pola distribusi faktor lingkungan pada titik pengamatan. Data input berupa koordinat titik kejadian (titik hotspot) dan parameter lingkungan yang mencerminkan variabilitas spasial faktor lingkungan di wilayah studi. Proses ini dimulai dengan pemilihan acak sampel lingkungan dari area studi, di mana nilai faktor lingkungan tersebut kemudian digunakan dalam pelatihan model.

Dalam penelitian ini, model ini diuji menggunakan 1000 titik latar belakang acak sebagai *pseudo-absen (Background Data)*. Selain itu model *MaxEnt* dikembangkan menggunakan 30% data kejadian kebakaran sebagai titik uji. Validitas model dievaluasi dengan validasi silang, memanfaatkan 70% data kebakaran yang tersisa sebagai titik pelatihan, yang tidak terlibat dalam penyesuaian model [8].

Hasil keluaran permodelan *maxent* dalam penelitian ini berupa ROC (*receiver operating characteristic curve*) dan peta probabilitas kerawanan. Analisis ROC juga merupakan metode ambang batas independen untuk mengevaluasi akurasi prediksi permodelan. Sensitivitas (*true positives rate*) versus 1-spesifisitas (*false positives rate*) menghasilkan kurva ROC, dengan AUC (*Area Under Curve*) sebagai luas di bawah kurva [15]. AUC berkisar antara 0,5 (prediksi model setara dengan acak) hingga 1 (akurat sempurna). Umumnya, AUC 0,5-0,7 menunjukkan akurasi sedang, 0,7-0,9 akurasi tinggi, dan lebih dari 0,9 akurasi sangat baik.

Tahap selanjutnya dalam penelitian ini menganalisis dan memvalidasi nilai hasil peta permodelan *maxent*, dengan membuat klasifikasi sesuai hasil nilai probabilitas peta kerawanan kebakaran hutan dan lahan yang di hasilkan oleh permodelan. Untuk mengecek kembali keakuratan peta hasil permodelan peneliti memvalidasi peta permodelan dengan proses *overlay* peta probabilitas dengan data kejadian asli kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Bengkayang, Provinsi Kalimantan Barat pada rentan bulan April 2023 hingga September 2023.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

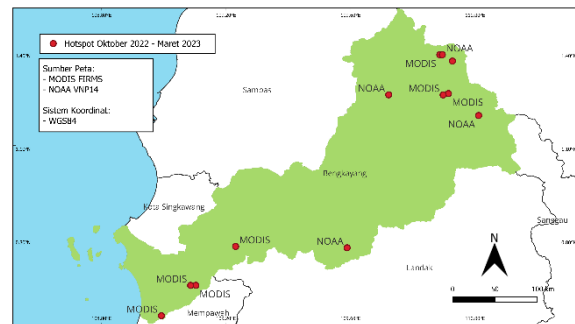
4.1. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, pengumpulan data dilakukan. Data yang diperlukan meliputi:

4.2. Data Kejadian

Data kejadian yang diambil dari data set *hotspot* NOAA VNP14 dan MODIS FIRMS melalui web Google Earth Engine, data yang di unduh merupakan data rata-rata *hotspot* di Kabupaten Bengkayang

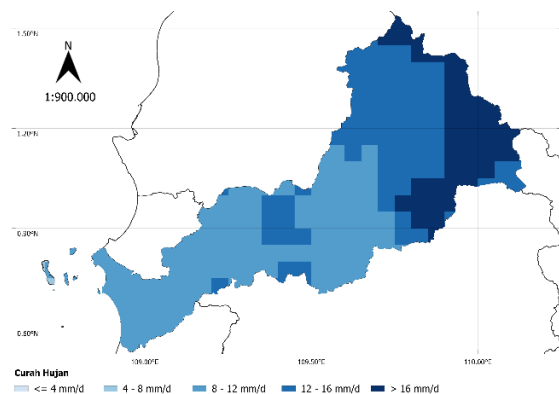
Provinsi Kalimantan Barat pada rentan bulan Oktober 2022 hingga Maret 2023.



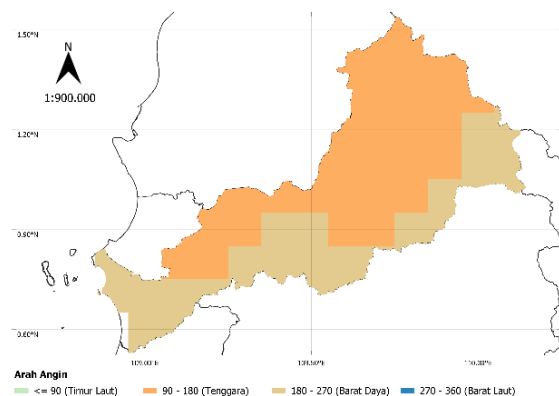
Gambar 2. Titik sampel *hotspot* di Kabupaten Bengkayang, Provinsi Kalimantan Barat.

4.3. Parameter Lingkungan

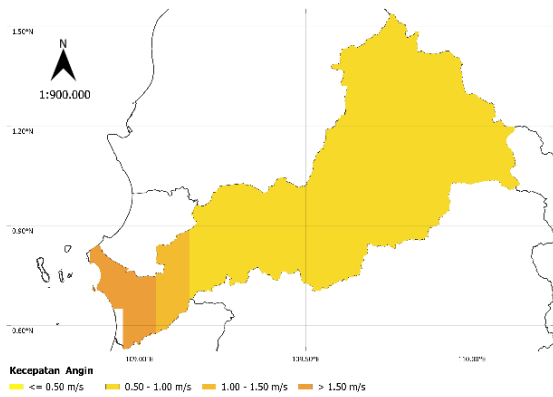
Pemetaan kerawanan kebakaran bergantung pada analisis parameter lingkungan yang menyusunnya. Karakteristik peta hasil akan ditentukan oleh pengolahan dan analisis parameter-parameter ini. Dalam penelitian ini, peneliti melakukan prosedur pengolahan dan analisis data rata-rata parameter lingkungan di Kabupaten Bengkayang Provinsi Kalimantan Barat pada rentan bulan Oktober 2022 hingga Maret 2023, serta mengunduh dataset dengan resolusi 100 meter per *piksel* melalui platform Google Earth Engine, berikut gambar parameter lingkungan yang telah diunduh dengan format *.tiff*.



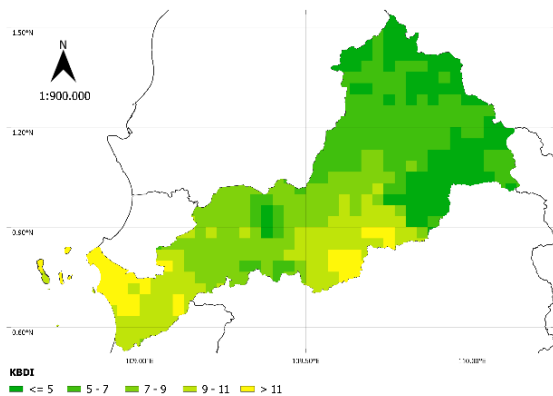
Gambar 3. Sebaran rata-rata nilai curah hujan.



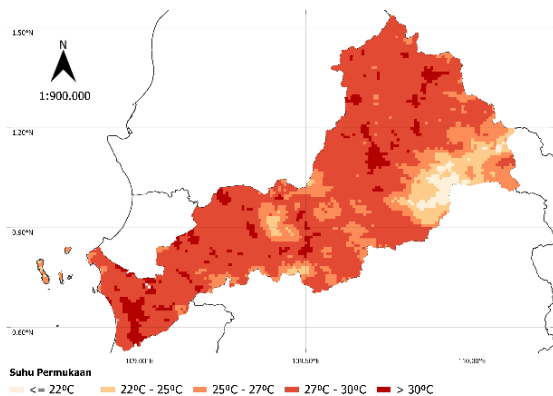
Gambar 4. Sebaran rata-rata arah angin.



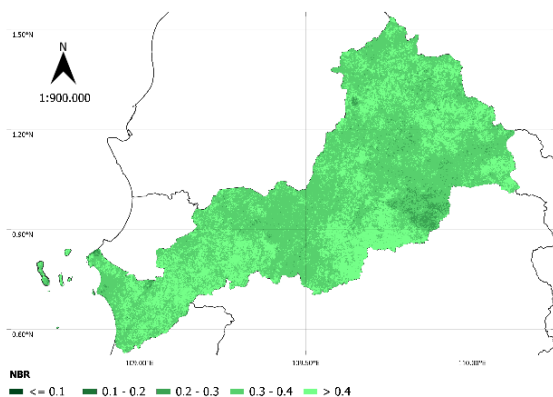
Gambar 5. Sebaran rata-rata kecepatan angin.



Gambar 6. Sebaran nilai indeks KBDI.



Gambar 7. Sebaran rata-rata suhu permukaan.



Gambar 8. Sebaran nilai indeks NBR.

4.4. Permodelan Data

Tahap permodelan data dimulai dengan pembersihan catatan data yang tidak memiliki koordinat lengkap atau data lokasi yang hilang. Peneliti membuat dataset baru, "*occ_clean*," yang hanya mencakup catatan dengan koordinat lintang dan bujur lengkap serta menghapus duplikasi untuk memastikan data akurat. Berikut adalah skrip pembersihan data pada Gambar 9.

```
#Memanggil data variabel lingkungan.
path <- ""C:\\Model\\Bengkayang"
files <- list.files(path, pattern='tif$', full.names=TRUE )
clim <- stack(files)

#Memanggil data sampel.
file <- "C:/Model/Bengkayang/OCC/OCC Bengkulu.csv"
occ_data <- read.csv(file, header = TRUE, sep = ",")

#Hapus koordinat yang salah, di mana salah satu dari lintang
atau bujur tidak ada.
occ_clean <- subset(occ_data,(!is.na(Lat))&(!is.na(Lon)))
cat(nrow(occ_data)-nrow(occ_clean), "records are removed")

#Hapus data duplikat berdasarkan garis lintang dan bujur.
dups <- duplicated(occ_clean[,c("Lat","Lon")])
occ_unique <- occ_clean[!dups,]
cat(nrow(occ_clean)-nrow(occ_unique), "records are removed")

#Membuat data occ ter plot spasial.
coordinates(occ_unique) <- ~ Lon + Lat

#Menggunakan hanya satu titik kejadian per piksel.
cells <- cellFromXY(clim,occ_unique)
dups <- duplicated(cells)
occ_final <- occ_unique[!dups,]
coordinates(occ_final) <- ~ Lon + Lat
```

Gambar 9. Skrip Pembersihan Data

Setelah data telah disortir lalu di lanjutkan dengan pembentukan area studi permodelan, di tahap ini peneliti membuat "*buffer*" selebar 1 km di sekitar lokasi kejadian (*titik hotspot*) untuk menentukan "*wilayah studi*". Ini dilakukan untuk menghindari sampel yang terlalu luas dan memastikan fokus pada area relevan. *MaxEnt* adalah metode permodelan berbasis data kejadian, tetapi juga memanfaatkan titik latar belakang yang tidak disurvei untuk menentukan kehadiran atau ketiadaan kejadian. Titik-titik latar belakang ini diasumsikan memiliki peluang yang sama untuk dihuni oleh spesies di seluruh lanskap. Berikut adalah skrip untuk pembentukan area studi permodelan pada Gambar 10.

```
#Membuat buffer 1 Km.
width <- 1000
occ_buff <- buffer(occ_final, width = width)

#Membuat Proyeksi CRS WGS84 pada buffer area.
crs_wgs84 <- CRS("+proj=longlat +datum=WGS84
+no_defs")
proj4string(occ_buff) <- crs_wgs84

#Memotong raster variabel lingkungan berdasarkan buffer
area.
studyArea <- crop(clim, extent(occ_buff))

#Membuat rea studi dengan mengekstrak area buffer dari
tumpukan raster. studyArea <- mask(studyArea, occ_buff)

#Membuat 10.000 titik latar belakang secara acak dari area
penelitian
set.seed(1)
bg <- sampleRandom(x=studyArea,
size=10000,
na.rm=T, # menghapus poin-poin tidak berlaku
sp=T) # mengembalikan titik-titik spasial
```

Gambar 10. Skrip Untuk Pembentukan Area Studi Permodelan

Setelah menentukan area studi, data kejadian dibagi secara acak untuk pelatihan (70%) dan pengujian (30%) model. Berikut adalah skrip untuk pembagian ini pada Gambar 11.

```
#Memilih acak 70% data training
set.seed(1)
selected <- sample(1:nrow(occ_final), nrow(occ_final) * 0.7)
occ_train <- occ_final[selected, ]
occ_test <- occ_final[-selected, ]
```

Gambar 11. Skrip Untuk Pembagian

Setelah pembagian data kejadian untuk pelatihan dan pengujian model, langkah berikutnya adalah membuat data frame. Model *MaxEnt* dapat mengolah data dalam dua format: peta spasial atau tabel. Untuk keperluan fleksibilitas, dalam penelitian ini digunakan format tabel atau data frame. Peneliti mengekstrak kondisi variabel lingkungan untuk titik-titik latar belakang, pelatihan, dan pengujian ke dalam format *data frame* seperti yang tercantum dalam skrip berikut untuk *input* model *MaxEnt* pada Gambar 12.

```
#Variabel lingkungan untuk pelatihan occ
p <- extract(clim, occ_train)
#Variabel lingkungan untuk pengujian occ
p_test <- extract(clim, occ_test)
#Variabel lingkungan untuk titik-titik latar belakang
a <- extract(clim, bg)
```

Gambar 12. Skrip Input Model

Setelah pembuatan *data frame*, langkah berikutnya adalah membuat data vektor untuk model *MaxEnt*. Model ini mengidentifikasi nilai "1" sebagai kehadiran dan nilai "0" sebagai potensi ketiadaan (bukan ketiadaan mutlak) [8][15]. Oleh karena itu, peneliti mengatributkan nilai "1" untuk kondisi

lingkungan dalam data latihan dan "0" untuk latar belakang. Langkah akhir pada Gambar 13 melibatkan penggabungan baris-baris nilai "1" dan "0" ini menjadi vektor yang kemudian dimasukkan ke dalam data *frame* yang memuat kondisi lingkungan terkait dengan data pengujian dan latar belakang.

```
pa <- c(rep(1, length(p)), rep(0, length(a)))
pder <- as.data.frame(rbind(p, a))
```

Gambar 13. Penggabungan Baris-Baris Nilai

Di tahap akhir, peneliti melatih model *MaxEnt* untuk memprediksi potensi area kebakaran hutan di Kabupaten Bengkayang, Provinsi Kalimantan Barat. Proses ini menggunakan data lingkungan yang mencakup enam variabel: curah hujan, arah dan kecepatan angin rata-rata, indeks kekeringan (KBDI), suhu permukaan tanah pada siang hari, dan indeks area yang terbakar (NBR). Variabel-variabel ini berperan penting dalam menentukan pengaruh data lingkungan terhadap probabilitas kelas kebakaran, interaksi antar variabel lingkungan, dan batas antara dua kelas yang diprediksi. Berikut adalah skrip pelatihan model dan ekstraksi peta probabilitas hasil model *MaxEnt* yang digunakan, pada Gambar 14.

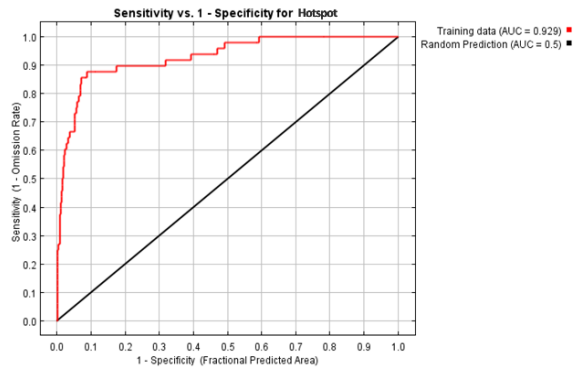
```
mod<dismo::maxent(x=pder[c("precipitation", "winddir_mean",
"windspeed_mean", "KBDI", "LST_Day_1km", "B8")),
p=pa,
path = output_folder,
args=myparameters )

pred <- predict(mod, clim)
writeRaster(pred, filename=output_tiff, format="GTiff",
overwrite=TRUE)
```

Gambar 14. Skrip Pelatihan Model Dan Ekstraksi Peta Probabilitas

4.5. Akurasi Pemodelan

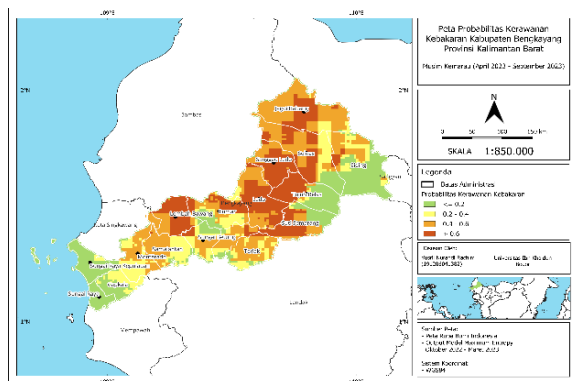
Penilaian keakuratan setiap variabel model diukur menggunakan *Area Under Curve* (AUC) dari kurva *Receiver Operating Characteristics* (ROC). AUC ROC adalah metode standar untuk mengevaluasi akurasi prediksi model distribusi. Nilai AUC yang dihasilkan dari masukan variabel *x* (parameter lingkungan) dan variabel respons *p* (data frame sample) di dalam permodelan kerawanan kebakaran menggunakan data parameter lingkungan di Kabupaten Bengkayang, Provinsi Kalimantan Barat, dari bulan Oktober 2022 hingga Maret 2023 adalah sebesar 0,929. Ketika nilai AUC berada di rentang 0,7 hingga 0,9, prediksi model dikatakan memiliki akurasi tinggi. Nilai AUC yang lebih besar dari atau sama dengan 0,9 menunjukkan bahwa prediksi model sangat baik.



Gambar 15. Grafik AUC MaxEnt.

4.6. Peta kerawanan kebakaran

Peta kerawanan kebakaran yang dihasilkan oleh model *MaxEnt* menunjukkan probabilitas terjadinya kebakaran. Probabilitas ini mengindikasikan kemungkinan kebakaran di suatu daerah; semakin tinggi nilainya, semakin besar kemungkinan terjadinya kebakaran. Dalam penelitian ini, probabilitas pada peta hasil pemodelan *MaxEnt* diklasifikasikan menjadi empat kategori: potensi tinggi ($> 0,6$), potensi baik ($0,4-0,6$), potensi sedang ($0,2-0,4$), dan potensi rendah ($< 0,2$).



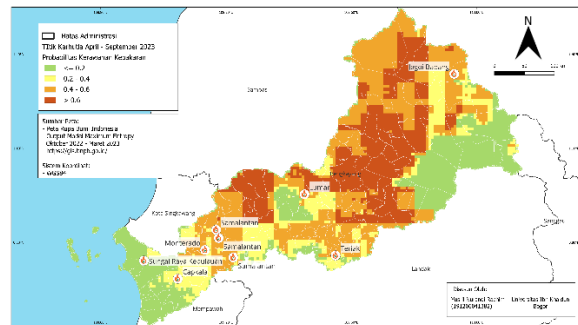
Gambar 16. Peta probabilitas kerawanan kebakaran 2023.

Permodelan Maxent berhasil memetakan tingkat probabilitas kerawanan kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Bengkayang, Provinsi Kalimantan Barat. Daerah berwarna merah tua pada peta menunjukkan probabilitas tinggi dan dikategorikan sebagai daerah rawan terjadi kebakaran. Kecamatan dengan tingkat kerawanan tinggi yaitu Kecamatan lembah Bawang, Kecamatan Ledo, Kecamatan Lumar, Kecamatan Suti Semarang, Sanggau Ledo, dan Kecamatan Tujuh Belas.

4.7. Validasi Data

Validasi data diperlukan untuk menilai akurasi peta terhadap kejadian kebakaran hutan dan lahan aktual di lapangan. Ini dilakukan dengan meng-overlay peta kerawanan kebakaran hutan dan lahan dengan titik kejadian kebakaran hutan dan lahan di wilayah terkait. Titik karhutla pada gambar 18 merupakan representasi wilayah yang terdampak

kebakaran hutan pada rentan bulan April hingga September 2023. Sumber data kejadian bencana kebakaran hutan berasal dari *website Geoportal Data Bencana Indonesia (bnpb.go.id)*.



Gambar 17. Validasi Kerawanan Kebakaran Hutan dan Lahan

Tabel 1. Hasil Validasi Kerawanan

Tingkat Kerawanan	Jumlah Titik Kebakaran	Persentase
Tinggi	0	0%
Baik	7	77,8 %
Sedang	1	11,1%
Rendah	1	11,1%
Total	9	100%

Tabel 1 menunjukkan hasil validasi titik kejadian kebakaran hutan dan lahan (karhutla) terhadap masing-masing tingkat kerawanan. Dari 9 titik kejadian karhutla yang divalidasi, mayoritas titik berada pada tingkat kerawanan baik. Pada tingkat kerawanan sedang, hanya ada satu titik karhutla, sementara pada tingkat kerawanan rendah juga ditemukan satu titik karhutla. Keakuratan peta dapat ditentukan dari konsentrasi titik kebakaran pada area dengan tingkat kerawanan tinggi.

Kesimpulannya, peta kerawanan memiliki tingkat akurasi 77,8% dalam mencerminkan lokasi titik kebakaran hutan dan lahan. Pola Kejadian kebakaran yang berada di titik tingkat kerawanan rendah menjadi salah satu bukti bahwa fenomena tersebut tidak terjadi secara alami atau dikatakan sebagai buatan manusia. Ditekankan oleh beberapa penelitian sebelumnya yang menunjukkan kebakaran hutan juga memiliki hubungan yang kuat dengan pengaruh manusia [9].

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil memanfaatkan aplikasi R Studio untuk memodelkan distribusi area dengan potensi kebakaran hutan dan lahan, di mana analisis distribusi probabilitas risiko kebakaran menunjukkan bahwa Kecamatan Lembah Bawang, Kecamatan Ledo, Kecamatan Lumar, Kecamatan Suti Semarang, Kecamatan Sanggau Ledo, dan Kecamatan Tujuh Belas memiliki risiko tertinggi dengan nilai di atas 0,6. Area-area tersebut juga memiliki nilai suhu permukaan dan indeks KBDI yang tinggi, mengkonfirmasi bahwa parameter lingkungan memperkuat kemungkinan

terjadinya kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Bengkayang, Provinsi Kalimantan Barat. Nilai AUC sebesar 0,929 memvalidasi model distribusi probabilitas risiko kebakaran, dan peta kerawanan menunjukkan akurasi 77,8% dalam memprediksi lokasi titik kebakaran. Temuan ini menunjukkan bahwa model ini mampu memprediksi kejadian kebakaran dengan baik dan hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan untuk perencanaan pencegahan kebakaran.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. Paudel, K. Pandey, P. Lamsal, A. Bhattarai, A. Bhattarai, and S. Tripathi, "Geospatial forest fire risk assessment and zoning by integrating MaxEnt in Gorkha District, Nepal," *Heliyon*, vol. 10, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e31305.
- [2] M. Irfan *et al.*, "Dynamics of Peatland Fires in South Sumatra in 2019 : Role of Groundwater Levels," *land*, vol. 13, no. 373, 2024, doi: 10.3390/land13030373.
- [3] E. A. Kadir *et al.*, "Wildfire Hotspots Forecasting and Mapping for Environmental Monitoring Based on the Long Short-Term Memory Networks Deep Learning Algorithm," *Environments*, vol. 10, no. 124, 2023, doi: 10.3390/environments10070124.
- [4] B. Hero Saharjo and H. Uswatun, "Analisis faktor penyebab terjadinya kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Pulang Pisau, Kalimantan Tengah," *J. Trop. Silv.*, vol. 14, no. 01, pp. 25–29, 2023, doi: 10.29244/j-siltrop.14.01.25-29.
- [5] N. Anugrah, "Kinerja Pengendalian Kebakaran Hutan Dan Lahan Tahun 2023," *Kementrian Lingkungan Hidup dan Kehutanan*, 2023. <https://ppid.menlhk.go.id/berita/siaran-pers/7579/kinerja-pengendalian-kebakaran-hutan-dan-lahan-tahun-2023> (accessed Jan. 01, 2024).
- [6] I. Zainal, F. Lestari, S. Gunawan, A. Adiwibowo, A. Kadir, and N. A. Ramadhan, "Maximum Entropy Based Urban Fire Risk Distribution Modeling Under Climate Influences in North, West, and South of Jakarta City," *PREPOTIF J. Kesehat. Masy.*, vol. 6, no. 2, pp. 1427–1435, 2022, doi: 10.31004/prepotif.v6i2.5085.
- [7] M. Rosidi, *Metode Numerik Menggunakan R Untuk Teknik Lingkungan*. 2019.
- [8] D. Ardiani, L. M. Jaelani, S. Aldiansyah, and M. P. Tambunan, "Spatial Analysis of Mountain and Lowland Anoa Habitat Potential Using the Maximum Entropy and Random Forest Algorithm," *World*, vol. 4, pp. 653–669, 2023, doi: 10.3390/world4040041.
- [9] A. Pratamasari, N. K. Feny Permatasari, T. Pramudiyasari, M. Dwi Mandini Manessa, and Supriatna, "Spatial Distribution Patterns Analysis of Hotspot in Central Kalimantan using FIMRS MODIS Data," *J. Geogr. Lingkung. Trop.*, vol. 4, no. 1, 2020, doi: 10.7454/jglitrop.v4i1.74.
- [10] A. Fernández-Manso and C. Quintano, "A Synergetic Approach to Burned Area Mapping Using Maximum Entropy Modeling Trained with Hyperspectral Data and VIIRS Hotspots," *Remote Sens*, vol. 12, pp. 1–10, 2020, doi: 10.3390/rs12050858.
- [11] B. Hero Saharjo and M. R. Ananda Nasution, "Pola Sebaran Titik Panas (Hotspot) sebagai Indikator Terjadinya Kebakaran Hutan dan Lahan di Kabupaten Aceh Barat," *J. Silviculture Trop.*, vol. 12, 2021, doi: 10.29244/j-siltrop.12.2.60-66.
- [12] S. Urbanek, "The R Quest: from Users to Developers," *R J.*, vol. 13, pp. 22–24, 2021, doi: 10.32614/RJ-2021-111.
- [13] R. D. Crego, J. A. Stabach, and G. Connette, "Implementation of species distribution models in Google Earth Engine," *Divers. Distrib.*, vol. 28, no. January, pp. 904–916, 2022, doi: 10.1111/ddi.13491.
- [14] X. Tang, Y. Yuan, X. Li, and J. Zhang, "Maximum Entropy Modeling to Predict the Impact of Climate Change on Pine Wilt Disease in China," *Front. Plant Sci.*, vol. 12, no. April, 2021, doi: 10.3389/fpls.2021.652500.
- [15] B. Babu, K. Raj, R. Asheshwar, and B. Singh, "Progress in Disaster Science ' Flood risk modeling in southern Bagmati corridor , Nepal ' (a study from Sarlahi and Rautahat, Nepal)," *Prog. Disaster Sci.*, vol. 16, no. July, 2022, doi: 10.1016/j.pdisas.2022.100260.