

Klasifikasi Kebakaran Hutan Riau Menggunakan Random Forest dan Visualisasi Citra Sentinel-2

Ahmad Efendi¹, Iwan Iskandar¹, Rahmad Kurniawan^{2,*}, Muhammad Affandes¹

¹ Fakultas Sains dan Teknologi, Prodi Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

² Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email: ¹11950114996@students.uin-suska.ac.id, ²iwan.iskandar@uin-suska.ac.id, ^{3,*}rahmadkurniawan@lecturer.unri.ac.id,

⁴affandes@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: rahmadkurniawan@lecturer.unri.ac.id

Abstrak—Pada bulan September 2019, Riau terkena dampak serius akibat kabut asap yang membahayakan kesehatan penduduk dan mengganggu aktivitas sekitar 6,5 juta orang. Kondisi ini membutuhkan tindakan cepat dan akurat dalam mitigasi dan antisipasi bencana kebakaran hutan dan lahan. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan kebakaran hutan di Riau menggunakan algoritma Pembelajaran Mesin, yaitu Random Forest. Namun, pemahaman yang holistik tentang kebakaran hutan memerlukan visualisasi citra Sentinel-2 dengan indeks Normalized Burn Ratio (NBR). Citra Sentinel-2 memainkan peran kunci dalam identifikasi area terbakar, pengukuran intensitas kebakaran, dan evaluasi dampak lingkungan. Data cuaca selama bulan Januari 2015 hingga September 2019 dengan total 1733 data telah digunakan untuk penelitian ini. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mencapai akurasi tertinggi sebesar 71% dengan alokasi data latih sebesar 90%. Sementara itu, citra Sentinel-2 dapat memvisualisasikan area terbakar dengan tingkat akurasi keseluruhan mencapai 94% dan koefisien kappa 0,92. Penelitian ini menawarkan pendekatan terpadu untuk mengatasi kebakaran hutan di Riau, menghasilkan prediksi yang lebih baik dan pemahaman yang lebih mendalam tentang bencana kebakaran hutan. Dalam konteks mitigasi bencana, penggabungan Machine Learning dan visualisasi citra Sentinel-2 memiliki potensi besar dalam memberikan informasi penting bagi pemangku kepentingan dan pihak berwenang.

Kata Kunci: Random Forest; Kebakaran Hutan; Sentinel-2; Normalized Burn Ratio(NBR); Riau;

Abstract—In September 2019, Riau was severely affected by hazardous haze, impacting the health of the population and disrupting the activities of approximately 6.5 million people. This situation necessitated swift and accurate actions for the mitigation and anticipation of forest and land fires. This research aims to classify forest fires in Riau using Machine Learning algorithms, specifically Random Forests. However, a comprehensive understanding of forest fires requires the visualization of Sentinel-2 satellite imagery using the Normalized Burn Ratio (NBR) index. Sentinel-2 imagery recreates a pivotal role in identifying burnt areas, measuring fire intensity, and assessing environmental impacts. Weather data spanning from January 2015 to September 2019, totaling 1733 data points have been utilized in this study. Experimental results demonstrate that the Random Forest algorithm achieved the highest accuracy of 71% with an overall training data allocation. Meanwhile, Sentinel-2 imagery can visualize burnt areas with an overall accuracy of 94% and a kappa coefficient of 0.92. This study offers an integrated approach to addressing forest fires in Riau, resulting in improved predictions and a deeper understanding of forest fire disasters. In the context of disaster mitigation, the combination of Machine Learning and Sentinel-2 imagery visualization holds significant potential for providing critical information to stakeholders and authorities.

Keywords: Random Forest; Forest Fire; Sentinel-2; Normalized Burn Ratio(NBR); Riau;

1. PENDAHULUAN

Indonesia adalah negara beriklim tropis dengan kawasan hutan yang cukup luas. Berdasarkan hal tersebut menjadikan Indonesia sebagai negara dengan julukan paru-paru dunia. Bahkan, Indonesia dinobatkan sebagai negeri dengan kawasan hutan tropis terbesar dan terluas ketiga di dunia. Peran hutan Indonesia sangat penting dalam perekonomian, dimana hutan menghasilkan pendapatan dari eksploitasi kayu skala besar dan juga dari hasil hutan bukan kayu[1].

Akan tetapi pada tahun ke tahun luas kawasan hutan di Indonesia perlahan mulai menurun. Hal ini disebabkan oleh kebakaran yang dipicu dari alam maupun dari perbuatan oknum tak bertanggung jawab mengakibatkan kerusakan yang cukup signifikan terhadap kawasan hutan. Kebakaran hutan merupakan salah satu tragedi alam yang menyebabkan kerusakan berat terhadap lingkungan dan juga merugikan bagi kehidupan manusia[2]. Provinsi Riau masuk ke dalam 10 besar provinsi yang mempunyai kawasan hutan luas di Indonesia. Pada tahun 2019 jumlah luas daratan dan perairan kawasan hutan di Riau yaitu sebesar 5.406.992 Ha[3]. Dengan kawasan hutan yang luas mengakibatkan Riau menjadi salah satu provinsi dengan wilayah yang rawan akan bencana kebakaran hutan. Pada September 2019 Riau kembali diselimuti bencana kabut asap yang mengakibatkan kualitas udara di Riau sangat tidak sehat bahkan berbahaya untuk kesehatan, selain itu juga mengakibatkan penduduk Riau yang berjumlah 6,5 juta orang sulit untuk melakukan aktivitas sehari-hari dan peristiwa tersebut menjadi salah satu bencana kabut asap yang buruk. Menurut Dinas Kesehatan Provinsi Riau pada tahun 2019 jumlah kasus Infeksi Saluran Pernapasan Akut(ISPA) terhitung sejak bulan Januari hingga pertengahan bulan September 2019 adalah 281.262 kasus. Berdasarkan titik api kabut asap ini bersumber dari kebakaran hutan dari beberapa provinsi di Sumatera yaitu provinsi Riau, Jambi dan Sumatera Selatan. Selain Sumatera terdapat beberapa provinsi yang memiliki jumlah titik api tertinggi yaitu Kalimantan Tengah dan Kalimantan Barat[4]. Agar tidak terulang kembali peristiwa kebakaran hutan dan lahan yang menyebabkan gangguan kesehatan dikarenakan polusi udara yang disebabkan kabut asap, kerugian ekonomis, ekologis, sosial, budaya, politik dan kehilangan kawasan hutan sebagai habitat satwa alam, maka diperlukan pengendalian kebakaran hutan dan lahan.

Pengendalian kebakaran hutan dan lahan selain dilakukan dengan cara pemadaman dapat dilakukan dengan pencegahan[5]. Dalam pencegahan kebakaran hutan kedepan, diperlukan prediksi yang cepat dan akurat. Dengan prediksi yang tepat dapat dilakukan sistem peringatan dini untuk mengatasi masalah kebakaran hutan yang menimbulkan masalah

polusi udara seperti kabut asap. Dengan menggunakan data cuaca, dapat digunakan untuk menganalisis terjadinya kebakaran hutan[2], [6]. Masa kini telah banyak dikembangkan beberapa teknik klasifikasi menggunakan *Machine Learning*. *Machine Learning* mempunyai beberapa algoritma yang efektif dalam klasifikasi seperti *Artificial Neural Network(ANN)*[7], *Naïve Bayes*[8]–[10], *K-Nearest Neighbor*[9], *Decision Tree(DT)*[7], [10], [11], *Rough set Theory(RsT)*[7], *Random Forest*[10]–[12], *Logistic Regression*[10], *Linear Regression(LR)*[11] dan *Support Vector Machine(SVM)*[11]. Namun tidak ada satupun algoritma secara universal lebih baik dari algoritma lainnya teoreman ‘*No Free Lunch*’ dalam menyelesaikan semua masalah[6]. Pada penelitian [11] dalam menganalisa algoritma klarifikasi pada kebakaran hutan dalam mendeteksi permasalahan, dalam penelitian ini menggunakan beberapa algoritma yaitu *Random Forest*, *Decision Tree*, *Logistic Regression* dan *SVM*. Pada penelitian tersebut *Random Forest* diunggulkan dengan perolehan akurasi 0,97 atau 97%, sedangkan untuk *Decision Tree* memperoleh nilai akurasi 0,5 atau 50%, untuk *Logistic Regression* dengan nilai akurasi 0,49 atau 49% dan untuk *SVM* memperoleh nilai 0,55 atau 55%. Berdasarkan hal tersebut, studi ini akan menggunakan metode *Random Forest* dalam mengklasifikasi titik kebakaran di Riau.

Selain mengklasifikasi perlu adanya identifikasi seberapa besar lahan yang terbakar, hal ini bertujuan untuk menganalisa seberapa besar kerugian yang ditimbulkan dan selain itu dapat menjadi bahan kajian dalam meningkatkan usaha pencegahan kebakaran hutan dan lahan. Pemanfaatan data dari penginderaan jarak jauh merupakan pilihan yang efektif dan efisien dalam menganalisa area terbakar yang luas. Beberapa metode atau indeks dalam mengidentifikasi area terbakar yang telah banyak dikembangkan seperti *Burn Area Index(BAI)*[13]–[15], *Normalized Burn Ratio(NBR)*[14]–[17], *Normalized Difference Vegetation Index(NDVI)*[15], [16], [18], *Enhanced Vegetation Index(EVI)*[16], *Soil Adjusted Vegetation Index(SAVI)*[16], *Burn Scar Index(BSI)*[19] dan *Mid-Infrared Burend Index(MIRBI)*[15]. Pada penelitian [14] *Normalized Burn Ratio(NBR)* unggul dalam index separabilitas area terbakar vs vegetasi dengan nilai 3,26 dan area terbakar vs lahan terbangun dengan nilai 3,44. Maka dari itu, studi ini akan menggunakan metode atau indeks *Normalized Burn Ratio(NBR)* dalam memvisualisasikan seberapa besar area terbakar dan juga menganalisa tingkat keparahan pada kebakaran hutan dan lahan di Riau.

Dalam mengidentifikasi kebakaran juga menggunakan citra penginderaan jarak jauh. Terdapat data citra untuk menghitung luas yang terbakar seperti *Landsat 8*[16], [20], *MODIS*[21], [22] dan *Sentinel-2*[23]–[25]. Untuk data citra yang digunakan dalam menganalisa pada penelitian ini adalah data citra pada *Sentinel-2* yang dapat mendeteksi luar area yang terbakar. Hal itu berdasarkan penelitian [24] dengan memanfaatkan data citra *Sentinel-2* dapat mengidentifikasi luas area yang terbakar < 100 Ha di Sub-Sahara Afrika.

Visualisasi citra Sentinel-2 adalah fitur yang sangat penting dalam penelitian untuk mitigasi bencana kebakaran hutan dan lahan. Citra Sentinel-2 adalah sumber data yang memberikan informasi visual tentang daerah yang diamati. Dalam konteks kebakaran hutan, citra Sentinel-2 dapat digunakan untuk mengidentifikasi area yang terbakar, mengukur intensitas kebakaran, dan melihat dampaknya pada lingkungan. Dengan memvisualisasikan citra-citra ini, maka dapat memberikan gambaran yang jelas tentang penyebaran kebakaran hutan dan area yang terdampak kepada para pemangku kepentingan, seperti Pemerintah Daerah, TNI POLRI, BNPB dan lainnya. Visualisasi juga dapat membantu dalam pemahaman yang lebih baik tentang dinamika kebakaran hutan dari waktu ke waktu, sehingga dapat membantu dalam penentuan langkah-langkah mitigasi yang lebih baik. Oleh karena itu, penelitian ini diharapkan memberikan manfaat yang signifikan dalam mengurangi dampak kebakaran hutan di Riau, seperti yang terjadi pada September 2019. Pentingnya penelitian ini adalah untuk memberikan informasi yang lebih baik kepada pihak berwenang dan masyarakat mengenai perkembangan kebakaran hutan, sehingga pihak berwenang dapat mengambil tindakan yang lebih tepat waktu dan efektif[26], [27].

Dalam penelitian ini mengkombinasikan dua metode untuk menangani permasalahan pra dan pasca kebakaran hutan dan lahan di Riau. Kedua metode tersebut adalah klasifikasi kebakaran hutan di Riau menggunakan algoritma *Random Forest* yang bertujuan untuk pencegahan kebakaran hutan dimasa depan dan visualisasi kebakaran menggunakan data citra *Sentinel-2* yang bertujuan untuk mengidentifikasi area pasca kebakaran.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian Pemodelan Klasifikasi

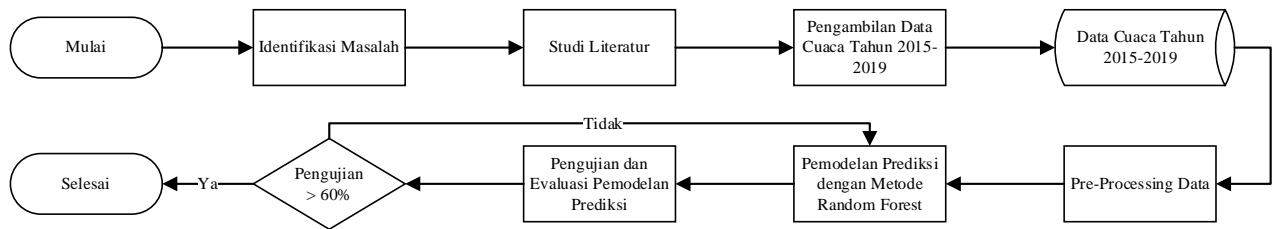
Data cuaca diperoleh dari *IBM Cloud*[28], data ini berisikan data cuaca pada rentang waktu Januari 2015 hingga September 2019 di Riau dengan total data 1733. Tabel 1 menampilkan data cuaca berupa 5 data teratas dan parameter yang diperoleh dari *IBM Cloud*.

Tabel 1. Data Cuaca

Time	Temperat	Temperat	Temperat	Dew	Dew	Dew	Humidity	Humidity	Wind	Wind	Pressure	Pressure	Precipitati	Titik Api
	ure (° F)	ure (° F)	ure (° F)	Point (° F)	Point (° F)	Point (° F)			Speed	Speed				
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	(%)	(%)	(mph)	(mph)	Max	Min	Avg	
01-Jan	92	84	77	76	74	71	94	43	18	0	29.91	29.77	0.00	Sedikit
02-Jan	92	83	74	75	73	72	94	45	13	0	29.89	29.74	0.00	Sedikit
03-Jan	94	84	73	77	72	68	94	35	16	0	29.89	29.74	0.31	Sedikit
04-Jan	88	80	73	76	74	72	95	56	9	0	29.92	29.77	0.00	Sedikit

05-Jan	93	84	75	77	74	72	91	46	10	0	29.86	29.74	0.08	Sedikit
--------	----	----	----	----	----	----	----	----	----	---	-------	-------	------	---------

Adapun tahapan penelitian pemodelan klasifikasi dapat dijelaskan secara singkat pada Gambar 1 dibawah ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian Pemodelan Klasifikasi

Pada gambar 1 dijelaskan bahwa tahapan penelitian dimulai dengan identifikasi masalah, studi literatur, kemudian pengambilan data cuaca tahun 2015-2019, setelah itu tahapan *pre-processing* yang dijelaskan sebagai berikut.

a. *Data Pre-processing*

Dalam membuat dataset yang berkualitas dilakukan *data pre-processing*. *Data pre-processing* memiliki beberapa tahapan yaitu *data integration*, *data cleaning*, *data reduction*, *data transformation* dan *oversampling*[6].

1. *Data Integration*

Dalam penelitian ini tahapan *data integration* diperlukan untuk menjadikan data sampel menjadi satu kesatuan. Data cuaca yang diperoleh terdiri dari beberapa bulan. Maka dari itu, perlu dilakukan data integration ke dalam satu file. Selain itu data integration juga memudahkan untuk melakukan pengujian pada setiap algoritma yang digunakan.

2. *Data Cleaning*

Data cleaning diperlukan dalam membersihkan data dari penulisan dan pemformatan yang salah. *Data cleaning* ini bertumpu pada komponen data yang tidak lengkap, salah ataupun tidak relevan. Pada tahap ini pembersihan data dilakukan pengubahan format yang salah pada data cuaca bertujuan untuk menghasilkan analisis yang benar.

3. *Data Reduction*

Pada tahap ini mereduksi data mentah menjadi data yang dapat di analisa. Pada penelitian ini tidak digunakan tahap *data reduction* disebabkan karena data yang didapatkan sudah dalam bentuk yang berguna dan cocok untuk proses analisa.

4. *Data Transformation*

Tahap *data transformation* berfungsi untuk mengubah skala pengukuran dari data asli ke dalam bentuk lain agar model analisa klasifikasi dapat membaca data cuaca.

5. *Oversampling*

Tahapan *oversampling* berfungsi untuk menumbuhkan data pada kelas yang mempunyai jumlah data sedikit atau sering disebut dengan kelas minoritas. Pada penelitian ini jumlah data setiap kelas memiliki jarak yang cukup jauh mengakibatkan data yang tidak seimbang atau *imbalanced data*, maka dari itu dibutuhkan tahapan *oversampling* untuk menangani permasalahan tersebut.

b. Pemodelan Klasifikasi dengan Metode *Random Forest*

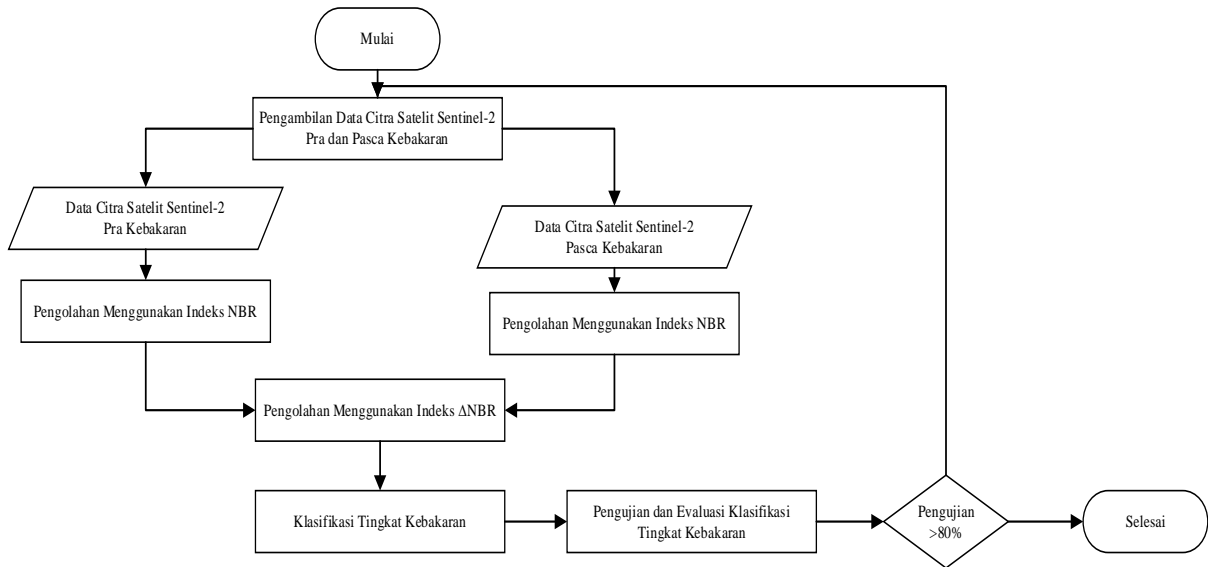
Dalam penelitian ini, menggunakan algoritma *Random Forest*. Didapatkan parameter yaitu *Time*, *Temperature (° F) Max*, *Temperature (° F) Avg*, *Temperature (° F) Min*, *Dew Point (° F) Max*, *Dew Point (° F) Avg*, *Dew Point (° F) Min*, *Humidity (%) Max*, *Humidity (%) Min*, *Wind Speed (mph) Max*, *Wind Speed (mph) Min*, *Pressure (Hg) Max*, *Pressure (Hg) Min*, *Precipitation (in) Avg*, dan Titik Api. Kemudian langkah selanjutnya menentukan jumlah pohon yang akan diperlukan sesuai dengan proses algoritma random forest. Setiap pohon keputusan dibangun menggunakan sampel *bootstrap* yang berasal dari dataset, dataset tersebut dibagi menjadi dua pertiga dari panjang data dan dibentuk sesuai dengan panjang data yang digunakan. Data sisa yang tidak termasuk disebut dengan *out-of-bag(OOB)* dimana data tersebut berfungsi untuk menghitung besar nilai eror pada masing-masing pohon yang dibangun. Setelah pohon keputusan dibangun dilakukan perhitungan kelas paling banyak dari seluruh pohon yang ada.

c. Pengujian dan Evaluasi Pemodelan Klasifikasi

Pengujian dilakukan bertujuan untuk mendapatkan hasil dari model dalam klasifikasi kebakaran hutan di Riau. Pengujian ini menggunakan metode akurasi *Confusion Matrix*.

2.2 Tahapan Penelitian Klasifikasi Tingkat Kebakaran

Pada tahapan penelitian klasifikasi tingkat kebakaran diawali dengan menganalisa lokasi kebakaran hutan dan lahan di Riau yang telah terjadi sebelumnya berdasarkan informasi yang akurat. Pada penelitian ini menggunakan lokasi kebakaran di Desa Lenggadai Hilir Kecamatan Rimba Belintang, Kabupaten Rokan Hilir dengan titik koordinat 1.8944083333333332, 100.99671000000001 berdasarkan informasi di sosial media Instagram BPBD Riau pada 09 Agustus 2019.



Gambar 2. Tahapan Penelitian Klasifikasi Tingkat Kebakaran

Berdasarkan gambar 2 tahapan penelitian klasifikasi tingkat kebakaran dapat dijelaskan sebagai berikut.

a. Pengambilan Data Citra *Sentinel-2* Pra dan Pasca Kebakaran

Tahapan pengambilan data cuaca merupakan tahapan mencari informasi berupa data mentah terkait permasalahan pada penelitian ini. Data yang dibutuhkan pada penelitian ini adalah data citra *Sentinel-2* NIR(Band 8A) dan SWIR(Band 12) . Pengumpulan data citra dilakukan dengan mengakses data citra di website resmi *EO Browser*[29].

b. Pengolahan data Pra Kebakaran dan Pasca Kebakaran Menggunakan Metode *Normalized Burn Ratio*

Tahapan ini merupakan pengolahan data citra sebelum dan sesudah kebakaran. Data pra kebakaran didapatkan dengan mengkalkulasikan nilai dari $NIR(band\ 8A)-SWIR(band\ 12)/NIR(band\ 8A)+SWIR(band\ 12)$. Kemudian pengolahan data pasca kebakaran dengan mengkalkulasikan nilai dari $NIR(band\ 8A)-SWIR(band\ 12)/NIR(band\ 8A)+SWIR(band\ 12)$. Setelah itu dilakukan pengolahan data *dNBR* dengan mengurangi data pra kebakaran dan pasca kebakaran, maka didapatkan hasil *dNBR*.

c. Klasifikasi Tingkat Kebakaran

Pada tahapan ini bertujuan untuk mengetahui tingkat keparahan pada pasca-kebakaran, pengklasifikasian dilakukan berdasarkan hasil proses *dNBR*. Proses klasifikasi dilakukan berdasarkan tingkat keparahan kebakaran menggunakan tabel 2 dibawah ini yang di usulkan oleh *United States Geological Survey (USGS)*[30]. Pada tabel 2 dijelaskan bahwa tingkat keparahan diklasifikasi berdasarkan nilai *dNBR*, kelas *Enhanced Regrowth, high(post-fire)* dengan rentang nilai -0.5 hingga -0.25, kemudian kelas *Enhanced Regrowth, low(post-fire)* dengan rentang nilai -0.25 hingga -0.1, kelas *Unburned* dengan rentang nilai -0.1 hingga 0.99, kelas *Low Severity* dengan rentang nilai 0.1 hingga 0.269, kelas *Moderate- Low Severity* dengan rentang nilai 0.27 hingga 0.439, kelas *Miderate- High Severity* dengan rentang nilai 0.44 hingga 0.659 dan yang terakhir kelas *High Severity* dengan rentang nilai 0.66 hingga 1.3.

Tabel 2. Tabel Tingkat Keparahan Kebakaran

Severity Level	dNBR Range(scaled by 10 ³)	dNBR Range(not scaled)
Enhanced Regrowth, high(post-fire)	-500 to -251	-0.500 to -0.251
Enhanced Regrowth, low(post-fire)	-250 to -101	-0.250 to -0.101
Unburned	-100 to +99	-0.100 to +0.99
Low Severity	+100 to + 269	+0.100 to + 0.269
Moderate- Low Severity	+270 to +439	+0.270 to +0.439
Miderate- High Severity	+440 to +659	+0.440 to +0.659
High Severity	+660 to +1300	+0.660 to +1.300

d. Pengujian Klasifikasi Tingkat Kebakaran

Pengujian dilakukan bertujuan untuk mendapatkan hasil tingkat keparahan pasca-kebakaran hutan di Riau. Pada pengujian dilakukan menggunakan plugin Quantum GIS yaitu AcATaMa dengan data citra pasca-kebakaran sebagai data pengujian, kemudian dilakukan pengujian akurasi menggunakan metode perhitungan *error matrix*. Berdasarkan [31] setelah mendapat nilai *error matrix* dapat dilakukan perhitungan *producer accuracy*, *user accuracy*, *overall accuracy* dan *kappa coefficient*. Persamaan pada setiap perhitungan yaitu :

$$producer\ accuracy = \frac{Jumlah\ Akurasi\ Benar}{Jumlah\ Sampel(Baris)} \times 100\% \quad (1)$$

$$user\ accuracy = \frac{Jumlah\ Akurasi\ Benar}{Jumlah\ Sampel(Kolom)} \times 100\% \quad (2)$$

$$overall\ accuracy = \frac{Jumlah\ Total\ Akurasi\ Benar(Diagonal)}{Jumlah\ Total\ Sampel} \times 100\% \quad (3)$$

$$kappa\ coefficient = \frac{(JTS \times JTBS) - \sum(Total\ Sampel\ Kolom \times Total\ Sampel\ Baris)}{JTS^2 - \sum(Total\ Sampel\ Kolom \times Total\ Sampel\ Baris)} \quad (4)$$

Keterangan :

JTS : Jumlah Total Sampel

JTBS : Jumlah Total Benar Sampel

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pembahasan Pemodelan Klasifikasi

3.1.1 Data Preprocessing

a. Data Integration

Data mentah pada penelitian ini merupakan data cuaca yang terdiri dari beberapa bulan dari bulan Januari tahun 2015 hingga bulan September tahun 2019. Maka dari itu dilakukan *data integration* bertujuan untuk membuat data cuaca pada setiap bulan menjadi satu file. Kemudian untuk menjadikan data cuaca pada setiap bulan kedalam satu file dilakukan secara manual menggunakan software *Microsoft Excel*.

b. Data Cleaning

Data yang telah dijadikan satu file kemudian dilakukan tahapan *data cleaning* untuk membersihkan data dari penulisan, format yang salah, nilai pada parameter yang tidak lengkap salah ataupun yang tidak sesuai. Pada tabel 3 menampilkan lima data teratas yang telah dilakukan tahapan *data cleaning*. Pada tahapan *data cleaning* terdapat 405 data dihapus dikarenakan penulisan, format yang salah, nilai pada parameter yang tidak lengkap salah ataupun yang tidak sesuai

Tabel 3. Hasil Data Cleaning

Time	Temperature (° F) Max	Temperature (° F) Avg	Temperature (° F) Min	Dew	Dew	Dew	Humidity (%) Max	Humidity (%) Min	Wind Speed (mph) Max	Wind Speed (mph) Min	Pressure (Hg) Max	Pressure (Hg) Min	Precipitation (in) Avg	Titik Api
				Point (° F) Max	Point (° F) Avg	Point (° F) Min								
01-Jan	92	84	77	76	74	71	94	43	18	0	29.91	29.77	0.00	Sedikit
02-Jan	92	83	74	75	73	72	94	45	13	0	29.89	29.74	0.00	Sedikit
03-Jan	94	84	73	77	72	68	94	35	16	0	29.89	29.74	0.31	Sedikit
04-Jan	88	80	73	76	74	72	95	56	9	0	29.92	29.77	0.00	Sedikit
05-Jan	93	84	75	77	74	72	91	46	10	0	29.86	29.74	0.08	Sedikit

c. Data Transformation

Data yang telah melalui tahapan *data cleaning* kemudian akan memasuki tahapan *Data Transformation* hal ini disebabkan terdapat beberapa parameter yang nilainya dibutuhkan untuk diubah agar dapat dianalisa oleh model klasifikasi. Tahapan *Data Transformation* yaitu mengubah skala pengukuran dari data asli ke bentuk lain agar model analisa klasifikasi dapat membaca data. Atribut yang dibutuhkan tahapan *Data Transformation* adalah atribut *Time*, nilai atribut ini diubah menggunakan label encoder. Selain itu, atribut *Titik Api* juga dilakukan perubahan nilai yaitu untuk nilai Kosong diubah menjadi 0, Sedikit menjadi 1, Sedang menjadi 2, Banyak menjadi 3. Dapat dilihat pada tabel 4 menampilkan data pada *Time* dan *Titik api* terdapat perubahan nilai.

Tabel 4. Hasil Data Transformation

Time	Temperature (° F) Max	Temperature (° F) Avg	Temperature (° F) Min	Dew	Dew	Dew	Humidity (%) Max	Humidity (%) Min	Wind Speed (mph) Max	Wind Speed (mph) Min	Pressure (Hg) Max	Pressure (Hg) Min	Precipitation (in) Avg	Titik Api
				Point (° F) Max	Point (° F) Avg	Point (° F) Min								
4	92	84	77	76	74	71	94	43	18	0	29.91	29.77	0.00	1
136	92	83	74	75	73	72	94	45	13	0	29.89	29.74	0.00	1
268	94	84	73	77	72	68	94	35	16	0	29.89	29.74	0.31	1
298	88	80	73	76	74	72	95	56	9	0	29.92	29.77	0.00	1
310	93	84	75	77	74	72	91	46	10	0	29.86	29.74	0.08	1

d. Oversampling

Dalam pemrosesan model dilakukan pemisahan data menjadi 2 jenis yaitu data *training* dan *testing*. Data *training* berfungsi untuk menjadi pembelajaran dalam pemodelan sedangkan untuk data *testing* berfungsi sebagai pengujian model yang telah dirancang. Pada data penelitian ini, jumlah data training pada setiap kelas tidak seimbang atau *imbalanced*

data. Pada tabel 5 menampilkan jumlah data training pada setiap kelas yaitu untuk kelas 0 berjumlah 245, kelas 1 berjumlah 713, kelas 2 berjumlah 133 dan kelas 3 berjumlah 104.

Tabel 5. Jumlah Data Pada Setiap Kelas

Titik Api	Jumlah Data
0	245
1	713
2	133
3	104

Berdasarkan tabel 5 untuk data yang memiliki jumlah data terbanyak hingga yang paling sedikit berurut yaitu Sedikit, Kosong, Sedang dan Banyak. Hal itu mengakibatkan akurasi pada klasifikasi kurang optimal dikarenakan jumlah data disetiap kelas terpaut lumayan jauh.

Diperlukan pendekatan yang dapat membantu dalam permasalahan ini sehingga pada data setiap kelas mendapat akurasi yang terbaik. Metode *oversampling* digunakan untuk menumbuhkan data pada kelas minoritas seperti Sedang dan Banyak sehingga rasio pada setiap kelas sama atau berdekatan. Dalam penelitian ini metode *oversampling* yang digunakan adalah *Random Over Sampling*[32], metode *Random Over Sampling* dapat mengoptimalkan akurasi pada setiap kelas. Pada tabel 6 menampilkan jumlah data training yang telah dilakukan *oversampling* menggunakan metode *Random Over Sampling* yaitu untuk kelas 0 berjumlah 713, kelas 1 berjumlah 713, kelas 2 berjumlah 713 dan kelas 3 berjumlah 713.

Tabel 6. Hasil Data *Oversampling*

Titik Api	Jumlah Data
0	713
1	713
2	713
3	713

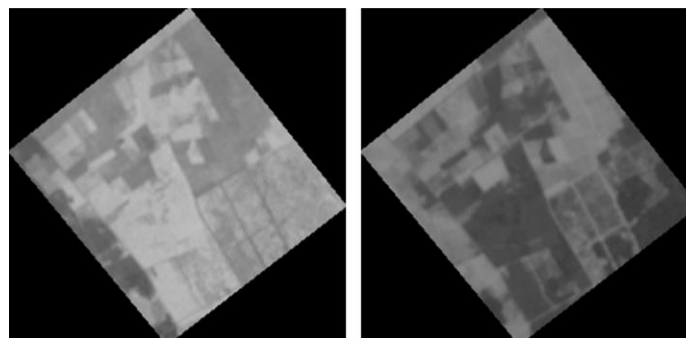
3.2 Hasil Pemodelan Klasifikasi

Pemodelan klasifikasi dibuat menggunakan bahasa pemrograman *python*, pemodelan ini menggunakan metode *Random Forest* dengan *hyperparameter* yaitu $n_estimators = 38$, $criterion = entropy$, $max_depth = 27$, $min_samples_split = 5$, $random_state = 3$, $min_samples_leaf = 1$, kemudian atribut yang menjadi parameter yaitu *Time*, *Temperature (°F) Max*, *Temperature (°F) Avg*, *Temperature (°F) Min*, *Dew Point (°F) Max*, *Dew Point (°F) Avg*, *Dew Point (°F) Min*, *Humidity (%) Max*, *Humidity (%) Min*, *Wind Speed (mph) Max*, *Wind Speed (mph) Min*, *Pressure (Hg) Max*, *Pressure (Hg) Min* dan *Precipitation (in) Avg* sebagai *Independent Variable*, sedangkan untuk parameter Titik Api digunakan sebagai *Dependent Variable*. Pengujian menggunakan metode *Confusion Matrix* dengan rasio 90% data training dan 10% data uji yang menghasilkan akurasi sebesar 71%, dengan nilai *precision* 0.48, *recall* 0.58 dan *f1-score* 0.53 pada kelas Kosong, kemudian nilai *precision* 0.89, *recall* 0.78 dan *f1-score* 0.83 pada kelas Sedikit, nilai *precision* 0.08, *recall* 0.33 dan *f1-score* 0.13 pada kelas Sedang dan nilai *precision* 0.56, *recall* 0.45 dan *f1-score* 0.50 pada kelas Banyak.

3.3 Pembahasan Citra Sentinel-2

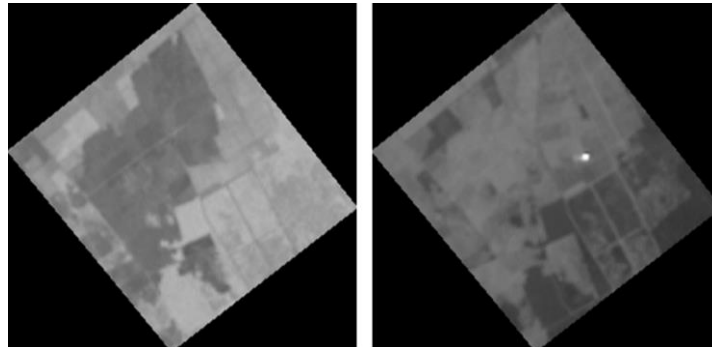
3.3.1 Pengambilan Data Citra Sentinel-2 Pra dan Pasca Kebakaran

Data citra yang diambil dalam penelitian ini diakses dari website resmi *EO-Browser*. Data citra wilayah dalam penelitian ini adalah di Desa Lenggadai Hilir Kecamatan Rimba Belintang, Kabupaten Rokan Hilir dengan titik koordinat 1.8944083333333332, 100.99671000000001 dan untuk waktu terjadinya kebakaran adalah tanggal 07 Agustus 2019, maka dari itu pengambilan data citra untuk sebelum kebakaran (pra kebakaran) yaitu pada tanggal 04 Mei 2019. Kemudian data yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah data citra *sentinel-2 NIR(band 8A)* dan *SWIR(band 12)*. Dapat dilihat pada gambar 3 menampilkan citra sebelum kebakaran dalam bentuk format *NIR(band 8A)* untuk gambar sebelah kiri dan *SWIR(band 12)* untuk gambar sebelah kanan.



Gambar 3. *NIR(band 8A)* dan *SWIR(band 12)* Pra Kebakaran

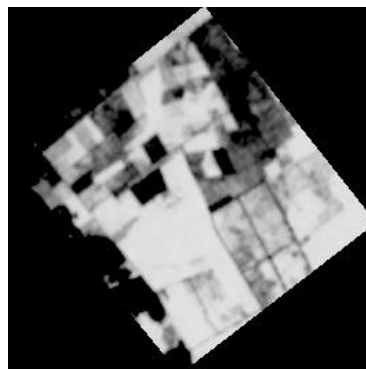
Selanjutnya itu pengambilan data citra untuk setelah terjadinya kebakaran (pasca kebakaran) pada tanggal 12 Agustus 2019. Data yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah data citra *sentinel-2 NIR (band 8A)* dan *SWIR (band 12)*. Dapat dilihat pada gambar 4 menampilkan citra sebelum kebakaran dalam bentuk format *NIR (band 8A)* untuk gambar sebelah kiri dan *SWIR (band 12)* untuk gambar sebelah kanan.



Gambar 4. *NIR (band 8A)* dan *SWIR (band 12)* Pasca Kebakaran

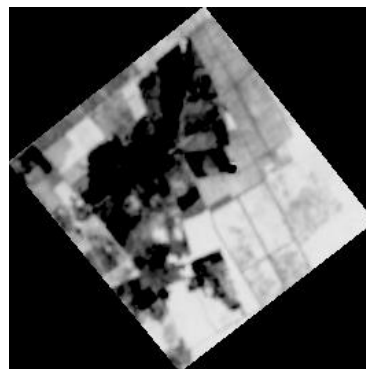
3.3.2 Pengolahan data Pra Kebakaran dan Pasca Kebakaran Menggunakan Metode Normalized Burn Ratio

Pengolahan data citra *sentinel-2 NIR (band 8A)* dan *SWIR (band 12)* diproses menggunakan aplikasi *Quantum Geographic Information System* atau lebih dikenal dengan QGIS. QGIS merupakan salah satu aplikasi pengolahan data spasial. Data citra *sentinel-2* sebelum terjadinya kebakaran diolah menggunakan metode *Normalized Burn Ratio (NBR)* dengan cara mengkalkulasikan nilai dari $NIR(band\ 8A) - SWIR(band\ 12) / NIR(band\ 8A) + SWIR(band\ 12)$. Pada gambar 5 merupakan hasil dari pengolahan data citra sebelum terjadinya kebakaran.



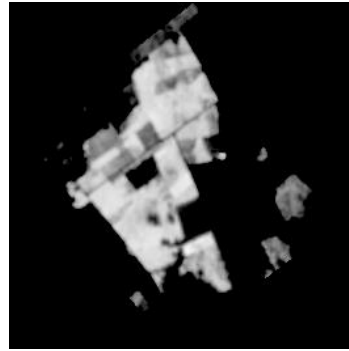
Gambar 5. *NBR* Pra Kebakaran

Kemudian data citra *sentinel-2* setelah terjadinya kebakaran diolah menggunakan metode *Normalized Burn Ratio (NBR)* dengan cara mengkalkulasikan nilai dari $NIR(band\ 8A) - SWIR(band\ 12) / NIR(band\ 8A) + SWIR(band\ 12)$. Pada gambar 6 merupakan hasil dari pengolahan data citra setelah terjadinya kebakaran.



Gambar 6. *NBR* Pasca Kebakaran

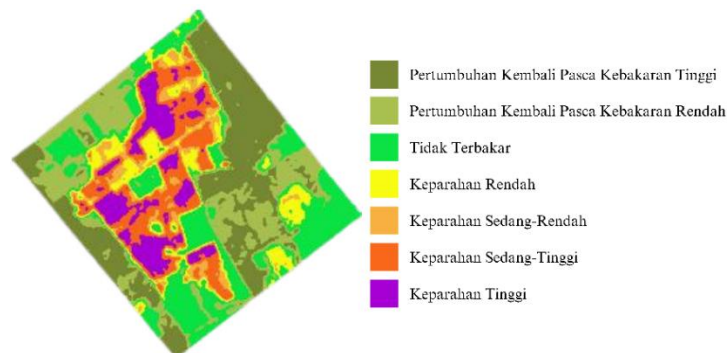
Hasil dari pengolahan data citra sebelum dan sesudah menggunakan metode *Normalized Burn Ratio* diolah kembali untuk menemukan nilai *Differenced Normalized Burn Ratio* atau *dNBR* dengan cara mengkalkulasikan nilai hasil *Normalized Burn Ratio* setelah dan sebelum terjadinya kebakaran dengan cara mengurangkan kedua hasil data citra *Normalized Burn Ratio*. Pada gambar 7 menampilkan hasil dari *Differenced Normalized Burn Ratio* atau *dNBR* berdasarkan pengolahan indeks *Normalized Burn Ratio (NBR)* setelah dan sebelum terjadinya kebakaran.



Gambar 7. DNBR

3.3.3 Klasifikasi Tingkat Kebakaran

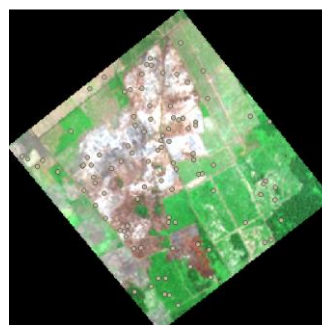
Klasifikasi tingkat kebakaran dilakukan berdasarkan hasil *dNBR* dari *NBR* sebelum dan setelah terjadinya kebakaran yang bertujuan untuk mengetahui tingkat keparahan area yang terbakar setelah terjadinya kebakaran. Klasifikasi dilakukan berdasarkan tingkat keparahan kebakaran yang diusulkan oleh *United States Geological Survey (USGS)*. Klasifikasi tersebut terbagi menjadi beberapa kelas dengan rentang nilai yang berbeda yaitu kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran tinggi dengan rentang nilai -0.5 hingga -0.25, kemudian kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran rendah dengan rentang nilai -0.25 hingga -0.1, kelas tidak terbakar dengan rentang nilai -0.1 hingga 0.1, kelas keparahan rendah dengan rentang nilai 0.1 hingga 0.27, kelas keparahan sedang-rendah dengan rentang nilai 0.27 hingga 0.44, kelas keparahan sedang-tinggi dengan rentang nilai 0.44 hingga 0.66 dan yang terakhir kelas keparahan tinggi dengan rentang nilai 0.66 hingga 1.3. Hasil klasifikasi yang telah diproses berdasarkan nilai *dNBR* dapat pada gambar 8 yang divisualisasikan dengan warna berdasarkan kelas tingkat keparahan.



Gambar 8. Hasil Klasifikasi Tingkat Kebakaran

3.4 Hasil Citra Sentinel-2

Hasil analisa klasifikasi *dNBR* yang menampilkan tingkat keparahan kebakaran yang terbagi atas tujuh kelas yaitu kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran tinggi dengan rentang nilai -0.5 hingga -0.25, kemudian kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran rendah dengan rentang nilai -0.25 hingga -0.1, kelas tidak terbakar dengan rentang nilai -0.1 hingga 0.1, kelas keparahan rendah dengan rentang nilai 0.1 hingga 0.27, kelas keparahan sedang-rendah dengan rentang nilai 0.27 hingga 0.44, kelas keparahan sedang-tinggi dengan rentang nilai 0.44 hingga 0.66 dan yang terakhir kelas keparahan tinggi dengan rentang nilai 0.66 hingga 1.3. Untuk pengujian akurasi dilakukan dengan cara menggunakan data pasca kebakaran sebagai bahan pengujian pada data citra yang telah diklasifikasi. Pada gambar 9 merupakan data pasca kebakaran pada tanggal 12 Agustus 2019 menggunakan indeks *true color* yang akan menjadi bahan pengujian dan evaluasi pada penelitian ini.



Gambar 9. Data Uji

Pada pengujian ini menggunakan plugin Quantum GIS yaitu AcATaMa, plugin ini berfungsi untuk menguji nilai akurasi pada peta tematik dalam data citra. Proses pengujian dilakukan dengan cara menghasilkan beberapa titik sampel acak berdasarkan tingkatan klasifikasi, pada kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran tinggi memiliki 10 titik sampel acak, kemudian kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran rendah memiliki 10 titik sampel acak, kelas tidak terbakar memiliki 10 titik sampel acak, kelas keparahan rendah memiliki 15 titik sampel acak, kelas keparahan sedang-rendah memiliki 15 titik sampel acak, kelas keparahan sedang-tinggi memiliki 20 titik sampel acak dan yang terakhir kelas keparahan tinggi memiliki 20 titik sampel acak. Titik sampel acak yang digunakan dalam pengujian pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 9 dengan jumlah total titik sampel yaitu 100 titik sampel.

Tabel 7. Error Matrix

Class	KSR	TT	PKPKT	KST	KT	PKPKR	KR	Total	User accuracy	Total class area (m ²)
KSR	13	2	0	0	0	0	0	15	0,866	206.693
TT	0	10	0	0	0	0	0	10	1	894.331
PKPKT	0	0	10	0	0	0	0	10	1	835.371
KST	0	0	0	20	0	0	0	20	1	443.498
KT	0	0	0	0	20	0	0	20	1	296.396
PKPKR	0	0	0	0	0	10	0	10	1	704.514
KR	0	4	0	0	0	0	11	15	0,733	217.211
Total	13	16	10	20	20	10	11	100		3.598.016
Producer Accuracy	1	0,62	1	1	1	1	1			

Keterangan :

KSR = Keparahan Sedang-Rendah

TT = Tidak Terbakar

PKPKT = Pertumbuhan Kembali Pasca Kebakaran Tinggi

KST = Keparahan Sedang-Tinggi

KT = Keparahan Tinggi

PKPKR = Pertumbuhan Kembali Pasca Kebakaran Rendah

KR = Keparahan Rendah

Tabel 7 merupakan hasil *error matrix* pada pengujian yang telah dilakukan menggunakan plugin AcATaMa dengan 100 titik sampel dengan tujuh kelas tingkat keparahan pasca kebakaran, kemudian dilakukan perhitungan untuk *producer accuracy*, *user accuracy*, *overall accuracy* dan *kappa coefficient*. Untuk *producer accuracy* pada setiap kelas yaitu pada kelas keparahan sedang-rendah dengan nilai 100%, untuk kelas tidak terbakar mendapatkan nilai 62,5%, kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran tinggi dengan nilai 100%, kelas keparahan sedang-tinggi dengan nilai 100%, kelas keparahan tinggi dengan nilai 100%, kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran rendah dengan nilai 100%, kelas keparahan rendah dengan nilai 100% dan untuk total *producer accuracy* berdasarkan tabel 6 yaitu 94,6%. Kemudian *user accuracy* pada setiap kelas yaitu pada kelas keparahan sedang-rendah dengan nilai 86,6%, untuk kelas tidak terbakar mendapatkan nilai 100%, kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran tinggi dengan nilai 100%, kelas keparahan sedang-tinggi dengan nilai 100%, kelas keparahan tinggi dengan nilai 100%, kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran rendah dengan nilai 100%, kelas keparahan rendah dengan nilai 73,3% dan untuk total *user accuracy* mendapat nilai 94,2%. Untuk *overall accuracy* mendapatkan nilai 94%, sedangkan untuk *kappa coefficient* mendapatkan nilai 0,92.

Selain itu terdapat total area yang teridentifikasi pada setiap kelas yaitu pada kelas keparahan sedang-rendah dengan luas area 206.693 m², untuk kelas tidak terbakar dengan luas area 894.331m², kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran tinggi dengan luas area 835.371m², kelas keparahan sedang-tinggi dengan luas area 443.498m², kelas keparahan tinggi dengan luas area 296.396 m², kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran rendah dengan luas area 704.514 m², kelas keparahan rendah dengan luas area 217.211 m² dan untuk total keseluruhan area yang teridentifikasi adalah 3.598.016 m² atau sekitar 359,80 Ha. Untuk total area terbakar yang mencakup 4 kelas yaitu kelas keparahan sedang-rendah, kelas keparahan sedang-tinggi, kelas keparahan tinggi dan kelas keparahan rendah adalah seluas 1.163.799 m² atau sekitar 116,37 Ha. Sedangkan untuk total area tidak terbakar yang mencakup 3 kelas yaitu kelas tidak terbakar, kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran tinggi dan kelas pertumbuhan kembali pasca kebakaran rendah adalah seluas 2.434.217 m² atau sekitar 243,42 Ha.

4. KESIMPULAN

Pengujian dalam model klasifikasi dengan Algoritma *Random Forest* menggunakan metode Confusion Matrix dengan rasio 90% data training dan 10% data uji yang menghasilkan akurasi sebesar 71%, dengan nilai precision 0.30, recall 0.45 dan f1-score 0.36 pada kelas Kosong, kemudian nilai precision 0.88, recall 0.69 dan f1-score 0.77 pada kelas Sedikit, nilai precision 0.12, recall 0.33 dan f1-score 0.18 pada kelas Sedang dan nilai precision 0.1, recall 0.33 dan f1-score 0.15 pada kelas Banyak. Berdasarkan nilai tersebut pemodelan klasifikasi dinilai cukup baik dalam mengklasifikasikan risiko

kebakaran hutan menggunakan metode *Random Forest*. Kemudian dalam pengujian visualisasi area terbakar berdasarkan tingkat keparahan dengan menggunakan AcATaMa dengan 100 titik sampel untuk *overall accuracy* mendapatkan nilai 94%, sedangkan untuk *kappa coefficient* mendapatkan nilai 0,92. Berdasarkan nilai tersebut klasifikasi tingkat kebakaran dinilai baik dalam memvisualisasikan area yang terbakar. Kemudian untuk total area terbakar yang mencakup 4 kelas yaitu kelas keparahan sedang-rendah, kelas keparahan sedang-tinggi, kelas keparahan tinggi dan kelas keparahan rendah adalah seluas 1.163.799 m² atau sekitar 116,37 Ha. Penelitian ini masih terdapat kekurangan dan masih dalam eksperimen, berdasarkan "*No Free Lunch Theorem*" tidak ada satupun algoritma secara universal lebih baik dari algoritma lainnya dalam menyelesaikan semua masalah, maka dari itu dalam model klasifikasi dibutuhkan penelitian lain menggunakan algoritma yang berbeda, kemudian untuk memvisualisasikan area terbakar dibutuhkan penelitian lain menggunakan data citra dan dengan metode atau indeks yang berbeda.

REFERENCES

- [1] S. S. Tripathi, Ed., *Forest Ecosystem Valuation Study Indonesia*. United Nations Office for REDD Coordination in Indonesia(UNORCID), 2015.
- [2] K. Satoh, Song Weiguo, dan K. T. Yang, "A study of forest fire danger prediction system in Japan," dalam *Proceedings. 15th International Workshop on Database and Expert Systems Applications, 2004.*, IEEE, 2004, hlm. 598–602. doi: 10.1109/DEXA.2004.1333540.
- [3] "Luas Kawasan Hutan dan Kawasan Konservasi Perairan Indonesia Berdasarkan Surat Keputusan Menteri Lingkungan Hidup dan Kehutanan, 2017-2021," Badan Pusat Statistik. Diakses: 25 Juli 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.bps.go.id/statictable/2013/12/31/1716/luas-kawasan-hutan-dan-kawasan-konservasi-perairan-indonesia-berdasarkan-surat-keputusan-menteri-lingkungan-hidup-dan-kehutanan.html>
- [4] "Global Fire Map," NASA. Diakses: 25 Juli 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/map/#m:advanced;d:2019-08-31..2019-09-01;@112.3,-4.2,6.0z>
- [5] Susilawati, *Strategi Pengendalian Kebakaran Hutan Untuk Perlindungan Hutan dan Lahan*. Banjarbaru: CV Banyubening Cipta Sejahter, 2023.
- [6] B. S. Negara, R. Kurniawan, M. Z. A. Nazri, S. N. H. S. Abdullah, R. W. Saputra, dan A. Ismanto, "Riau Forest Fire Prediction using Supervised Machine Learning," *J Phys Conf Ser*, vol. 1566, no. 1, hlm. 012002, Jun 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1566/1/012002.
- [7] R. Kurniawan, M. Z. A. Nazri, dan M. Irsyad, "On machine learning technique selection for classification," dalam 2015 International Conference on Electrical Engineering and Informatics (ICEEI), IEEE, Agu 2015, hlm. 540–545. doi: 10.1109/ICEEI.2015.7352559.
- [8] T. A. Pratiwi, M. Irsyad, R. Kurniawan, S. Agustian, dan B. S. Negara, "Klasifikasi Kebakaran Hutan Dan Lahan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Di Kabupaten Pelalawan," *CESS (Journal of Computer Engineering, System and Science)*, vol. 6, no. 1, hlm. 139, Feb 2021, doi: 10.24114/cess.v6i1.22555.
- [9] I. M. Karo Karo, S. N. Amalia, dan D. Septiana, "Wildfires Classification Using Feature Selection with K-NN, Naïve Bayes, and ID3 Algorithms," *Journal of Software Engineering, Information and Communication Technology (SEICT)*, vol. 3, no. 1, hlm. 15–24, Jun 2022, doi: 10.17509/seict.v3i1.47537.
- [10] H. Haryani, C. I. Agustyaningrum, A. Surniandari, S. Sahara, dan R. K. Sari, "Algoritma Klasifikasi Multilayer Perceptron Dalam Analisa Data Kebakaran Hutan," *Jurnal Infotech*, vol. 5, no. 1, hlm. 64–70, Jun 2023, doi: 10.31294/infotech.v5i1.15792.
- [11] M. D. Molovtsev dan I. S. Sineva, "Classification Algorithms Analysis in the Forest Fire Detection Problem," dalam 2019 International Conference "Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies" (IT&QM&IS), IEEE, Sep 2019, hlm. 548–553. doi: 10.1109/ITQMIS.2019.8928398.
- [12] N. Febriani, S. Yunidar, R. A. Hidayat, G. Amor, dan P. Indrayani, "Klasifikasi Citra Satelit dengan Metode Random Forest Untuk Observasi Dinamika Lanskap Ekosistem Kabupaten Sijunjung," *EL-JUGHRAFIYAH*, vol. 2, no. 2, hlm. 75, Agu 2022, doi: 10.24014/jej.v2i2.18730.
- [13] F. Filipponi, "Exploitation of Sentinel-2 Time Series to Map Burned Areas at the National Level: A Case Study on the 2017 Italy Wildfires," *Remote Sens (Basel)*, vol. 11, no. 6, hlm. 622, Mar 2019, doi: 10.3390/rs11060622.
- [14] K. I. N. Rahmi dan N. Febrianti, "Pemanfaatan Data Sentinel-2 untuk Analisis Indeks Area Terbakar(Burned Area)," *Jurnal Penginderaan Jauh Indonesia*, vol. 02, no. 01, hlm. 1–6, 2020.
- [15] S. N. Rizqika, Y. Prasetyo, dan M. A. Yusuf, "ANALISIS AKURASI PERBANDINGAN ALGORITMA INDEKS KEBAKARAN HUTAN (NBR, BAIS2, MIRBI, dan NDVI) BERDASARKAN CITRA SENTINEL-2A (Studi Kasus :Taman Nasional Gunung Merbabu Provinsi Jawa Tengah)," *Elipsoida : Jurnal Geodesi dan Geomatika*, vol. 5, no. 1, hlm. 1–8, Jun 2022, doi: 10.14710/elipsoida.2022.16858.
- [16] R. Sari, L. Trihardianingsih, R. Firdaus Mulya, M. I. Arief, dan K. Kusri, "Analisis Index Vegetation Wilayah Terdampak Kebakaran Hutan Riau Menggunakan Citra Landsat-8 dan Sentinel-2," *CogITO Smart Journal*, vol. 8, no. 2, hlm. 282–294, Des 2022, doi: 10.31154/cogito.v8i2.439.282-294.
- [17] R. D. Pomey, Fajrin, dan Defwaldi, "Klasifikasi Tingkat Kebakaran Berdasarkan Tutupan Lahan Menggunakan Citra Sentinel 2A(Studi Kasus: Kabupaten Rokan Hulu)," *Jurnal Geomatika dan Ilmu Alam*, vol. 1, no. 2, hlm. 33–43, 2022.
- [18] A. R. Kusuma, F. M. Shodiq, M. F. Hazim, dan D. P. Laksono, "Hasil Studi Pola Kebakaran Lahan Gambut melalui Citra Satelit Sentinel-2 dengan Pengimplementasian Machine Learning Metode Random Forest: Kajian Literatur," *JGISE: Journal of Geospatial Information Science and Engineering*, vol. 4, no. 2, hlm. 81, Des 2021, doi: 10.22146/jgise.60828.
- [19] S. Liu, S. Wang, T. Chi, C. Wen, T. Wu, dan D. Wang, "An improved combined vegetation difference index and burn scar index approach for mapping cropland burned areas using combined data from Landsat 8 multispectral and thermal infrared bands," *Int J Wildland Fire*, vol. 29, no. 6, hlm. 499, 2020, doi: 10.1071/WF18146.
- [20] I. K. Hadi, S. H. Mukti, dan W. Widyatmanti, "PEMETAAN POLA SPASIAL KEBAKARAN HUTAN DAN LAHAN DI TAMAN NASIONAL GUNUNG MERBABU BERBASIS PENGINDERAAN JAUH TAHUN 2019," *Jurnal Geografika (Geografi Lingkungan Lahan Basah)*, vol. 2, no. 1, hlm. 43, Jun 2021, doi: 10.20527/jgp.v2i1.4536.

- [21] S. Aldiansyah, K. A. Wahid, dan D. S. W. Ningsih, "PEMETAAN WILAYAH KEBAKARAN HUTAN DAN LAHAN MENGGUNAKAN CITRA MODIS (Studi Kasus: Provinsi Sulawesi Tenggara)," *Jurnal Geosaintek*, vol. 8, no. 1, hlm. 141, Apr 2022, doi: 10.12962/j25023659.v8i1.12019.
- [22] S. S. Adam dan H. Pasongli, "Evaluasi Area Kebakaran Lahan dan Hutan Berbasis Hotspot Citra Modis," *ScientiCO: Computer Science and Informatics Journal*, vol. 3, no. 1, hlm. 19–34, 2020.
- [23] I. Arizky, M. Rusdi, dan S. Sugianto, "Identifikasi Kebakaran Hutan dengan menggunakan Citra Sentinel-2 pada Kawasan Hutan Seulawah Agam, Aceh Besar," *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian*, vol. 7, no. 3, hlm. 525–530, Agu 2022, doi: 10.17969/jimfp.v7i3.20977.
- [24] E. Roteta, A. Bastarrika, M. Padilla, T. Storm, dan E. Chuvieco, "Development of a Sentinel-2 burned area algorithm: Generation of a small fire database for sub-Saharan Africa," *Remote Sens Environ*, vol. 222, hlm. 1–17, Mar 2019, doi: 10.1016/j.rse.2018.12.011.
- [25] D. P. Roy dkk., "Landsat-8 and Sentinel-2 burned area mapping - A combined sensor multi-temporal change detection approach," *Remote Sens Environ*, vol. 231, hlm. 111254, Sep 2019, doi: 10.1016/j.rse.2019.111254.
- [26] A. Lefebvre dan P. Bogaert, "A Review Of The Potential And Challenges Of Using Satellite Imagery For Wildfire Detection And Management In Close To Real Time," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 151, hlm. 96–116, 2019.
- [27] T. M. Lillesand, R. W. Kiefer, dan J. W. Chipman, *Remote Sensing and Image Interpretation*. Wiley, 2015.
- [28] "Pekanbaru, Riau, Indonesia Weather History," IBM Cloud. Diakses: 15 Oktober 2019. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.wunderground.com/history/monthly/id/pekanbaru/WIBB>
- [29] "EO Browser," Sentinel Hub. Diakses: 25 Juli 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://apps.sentinel-hub.com/eo-browser/?zoom=10&lat=41.90074&lng=12.54364&themeId=DEFAULT-THEME&toTime=2023-05-30T14%3A31%3A25.744Z>
- [30] "Normalized Burn Ratio (NBR)," United Nations General Assembly. Diakses: 25 Juli 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://un-spider.org/advisory-support/recommended-practices/recommended-practice-burn-severity/in-detail/normalized-burn-ratio>
- [31] J. R. Jensen, *Introductory Digital Image Processing : A Remote Sensing Perspective*. London: Pearson Education, 2005.
- [32] S. Sawangarrearak dan P. Thanathamthee, "Random Forest with Sampling Techniques for Handling Imbalanced Prediction of University Student Depression," *Information*, vol. 11, no. 11, hlm. 519, Nov 2020, doi: 10.3390/info11110519.