

**Jutisi:** Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi  
 Jl. Ahmad Yani, K.M. 33,5 - Kampus STMIK Banjarbaru  
 Loktabat – Banjarbaru (Tlp. 0511 4782881), e-mail: puslit.stmikbjb@gmail.com  
 e-ISSN: 2685-0893  
 p-ISSN: 2089-3787

## Klasifikasi *Land Surface Temperature* Spasial-Temporal di Kalimantan Barat Menggunakan Metode *Naïve Bayes* dan C4.5

Miftah Hidayah<sup>1\*</sup>, Putri Yuli Utami<sup>2</sup>, Rizki Surtiyan Surya<sup>3</sup>

Sistem Informasi, Universitas Muhammadiyah Pontianak, Pontianak, Indonesia  
 Corresponding Author: Miftahh23@gmail.com

### Abstract

*This study aims to determine the performance level and classification results of land surface temperature with climate, as they mutually influence each other and undergo significant changes that impact the environment. The research uses data mining to classify the patterns of LST changes using spatial data and climate attribute data that affect LST in four regencies in West Kalimantan during the peak dry season of the last five years, comparing the Naïve Bayes and C4.5 algorithms. The data used comes from the USGS and the West Kalimantan Climate Station, covering 11 variables: latitude, longitude, maximum temperature, average temperature, average humidity, precipitation, solar radiation, and average wind speed, time, region and labels. Data preprocessing was conducted to facilitate data processing, and the algorithms were applied using RapidMiner tools. The results show that the Naïve Bayes algorithm has an accuracy of 94.57%, while C4.5 achieves 99.22%. This study can serve as a basis for enhancing understanding and planning climate change adaptation*

**Keywords:** C4.5 Algorithm; Classification; Land Surface Temperature; Naïve Bayes Algorithm; Prediction

### Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat kinerja dan hasil klasifikasi land surface temperature dengan iklim karena saling memengaruhi dan mengalami perubahan signifikan yang berdampak terhadap lingkungan. Penelitian menggunakan data mining untuk mengklasifikasi pola perubahan LST menggunakan data spasial dan data atribut iklim yang memengaruhi LST pada empat kabupaten di Kalimantan Barat pada puncak kemarau 5 tahun terakhir menggunakan perbandingan algoritma *Naïve Bayes* dan C4.5. Data yang digunakan berasal dari USGS dan Stasiun Iklim Kalimantan Barat yang mencakup 11 variabel yaitu latitude, longitude, temperatur maximall, rata-rata temperature, rata-rata kelembapan, intensitas hujan, penyinaran matahari, dan rata-rata kecepatan angin, waktu, wilayah dan label. Pre-proses data dilakukan memudahkan pengolahan data, penerapan algoritma menggunakan *tools RapidMiner*. Hasil menunjukkan bahwa penggunaan algoritma *Naïve Bayes* memiliki *accuracy* sebesar 94,57%, sedangkan C4.5 sebesar 99.22%. Penelitian ini dapat menjadi dasar dalam meningkatkan pemahaman dan dalam perencanaan adaptasi perubahan iklim.

**Kata kunci:** Algoritma C4.5; Klasifikasi; Land Surface Temperature; Algoritma Naïve Bayes; Prediksi.

### 1. Pendahuluan

*Land surface temperature* (LST) atau suhu permukaan daratan yang tinggi dapat mempengaruhi suhu udara karena dipengaruhi oleh banyak faktor termasuk atribut iklim seperti suhu udara, cahaya matahari, kelembaban, dan benda yang ada di daratan [1]. LST yang tinggi dapat memberikan pengaruh yang tidak baik bagi alam dan terjadinya perubahan suhu secara luar biasa yang mengakibatkan kekurangan sumber daya alam yang baik dibidang pertanian, perairan dan beresiko pada kesehatan manusia [2]. Selanjutnya pemantauan LST yang tepat dan analisis terhadap faktor-faktor yang mempengaruhinya sangat penting untuk memahami perubahan iklim sehingga dapat merencanakan langkah awal dalam mitigasi bencana. Selanjutnya Iklim mempengaruhi LST secara langsung karena sifat-sifat susunan kimia seperti bahan yang belum diolah dan bahan utama berpengaruh atas percepatan dan jalannya proses

pada bebatuan, dan susunan mineral yang membuat sifat permukaan berinteraksi dengan suatu reaksi kimia [3].

Penelitian sebelumnya cenderung terbatas pada analisis LST tanpa mempertimbangkan pemodelan yang lebih beragam dan hanya ditujukan untuk analisis dalam memahami hasil keakuratan algoritma, sehingga hasilnya masih terbatas dan belum ada hasil dari prediksi mengenai pola perubahan LST konteks spasial dan temporal yang lebih luas. Selain itu belum banyak penelitian yang menggunakan metode *Naïve Bayes* dan C4.5 untuk perbandingan spasial dan temporal yang luas seperti di wilayah Kalimantan Barat yang mempunyai karakteristik iklim beragam yang dapat mempengaruhi perubahan iklim LST.

Mengatasi permasalahan LST, penelitian ini menerapkan metode *Naïve Bayes* dan C4.5 bagaimana kinerja dari metode dalam klasifikasi pola perubahan *land surface temperature* spasial-temporal di Kalimantan Barat serta menganalisis prediksi pola perubahan *land surface temperature* di empat kabupaten tahun 2024 dari metode yang terbaik. Melalui analisis prediksi perubahan LST masyarakat dapat mengetahui bahwa hal itu memengaruhi iklim dengan melihat pola perubahan dan faktor-faktor yang membuat LST menjadi tinggi di seluruh wilayah tersebut [4]. Hal ini juga dapat membantu para ilmuwan dan masyarakat untuk mengembangkan pemodelan iklim yang lebih baik dan melakukan prediksi bagaimana LST akan berubah di masa depan [5]. Penelitian analisis terkait sebelumnya pernah dipublikasikan dengan hasil LST pada Tahun 2009 hingga 2019 mengalami kenaikan menjadi 32,4°C [6]. Selanjutnya *Naïve Bayes* merupakan algoritma klasifikasi terbaik dalam tingkat akurasi [7]. Selanjutnya, perbandingan Algoritma *Naïve Bayes* dan C4.5 Untuk Klasifikasi Penyakit Anak Terdapat beberapa algoritma klasifikasi, penelitian ini melakukan perbandingan kedua algoritma tersebut untuk klasifikasi penyakit anak. Dari hasil perbandingan menunjukkan bahwa algoritma terbaik dengan akurasi sebesar 90.00% yaitu C4.5. Sementara algoritma *Naïve Bayes* memperoleh tingkat akurasi sebesar 89.58% [8]. Sedangkan penelitian terkait perbandingan algoritma dengan hasil nilai accuracy sebesar 75% sedangkan algoritma *Naïve Bayes* mempunyai nilai accuracy 50%, temuan tersebut hanya dilakukan dengan pemantauan perubahan LST menggunakan metodologi yang kurang bervariasi [9]. Klasifikasi dapat membantu dalam memprediksi dan analisis yang lebih akurat dan memberikan peran dalam membantu memprediksi [10]

Tujuan dari penulisan ini untuk mengetahui kinerja dan tingkat akurasi dari metode data mining dari algoritma *Naïve Bayes* dan C4.5 dalam klasifikasi pola perubahan *land surface temperature* di Kalimantan Barat sehingga memberikan manfaat kepada pemerintah dalam mengembangkan pemodelan iklim di bumi dan melakukan mitigasi.

## 2. Tinjauan Pustaka

Berdasarkan penelitian terdahulu, hasil penelitian dari Reindino Letedara dengan judul Analisis Spasio-Temporal Perubahan Suhu Permukaan Daratan Pulau Letti Tahun 2013 dan 2023 Menggunakan Data Citra Ladsat 8 OLI/TIRS Pada Geogle Earth Engine spasio temporal bahwa Pada tahun 2013 suhu permukaan daratan Pulau Letti berkisar antar 28,05 °C – 18-54°C dan mengalami peningkatan diketahui 2023 berkisar 14,70 °C – 26-90 °C, dengan pemanfaatan Google Earth dapat memberikan wawasan mendalam tentang dinamika lingkungan Pulau Letti dan memberikan panduan untuk tindakan adaptasi dan mitigasi yang berkelanjutan dalam menghadapi perubahan suhu permukaan [11].

Alifian Wahyu Prakhoso dengan judul Perbandingan Metode Klasifikasi Untuk Mengestimasi LST di Jawa Barat, penelitian ini menggunakan metode *Random Forest*, *Decision Tree*, *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), dan *Naïve Bayes*. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Support Vector Machine* (SVM) memberikan *output excellent* dengan nilai akurasi terbaik sebesar 93,70 persen dan nilai kappa terbaik sebesar 87,36 persen, dan tahun 2023 adalah tahun terpanas global dalam sejarah, dengan prediksi pemanasan global mencapai 1,5°C diatas periode pra-industri pada paruh pertama tahun 2030 [12].

Novie Rahmadani dengan judul Penerapan Algoritma *Random Forest* untuk Memprediksi Curah Hujan pada Masa Mendatang di Daerah Berpotensi Banjir hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma ini bekerja dengan cukup baik dengan nilai R<sup>2</sup> sebesar 74,84%. Prediksi yang dihasilkan memungkinkan untuk menentukan target curah hujan di setiap lokasi di masa depan, sehingga dapat meningkatkan kesiapsiagaan terhadap potensi banjir [13].

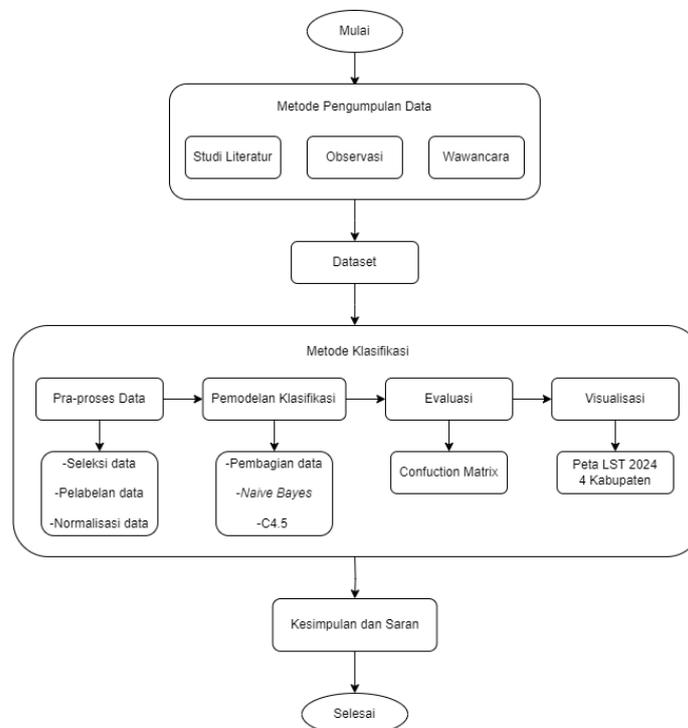
Triloka Mahesti dengan judul Penerapan Algoritma *Random Forest* dalam Menganalisa Perubahan Suhu Permukaan Wilayah Kota Salatiga hasil klasifikasi menghasilkan ada 7 kelurahan di Kota Salatiga dengan kenaikan suhu tinggi yaitu Cebongan, Mangunsari, Ledok,

Kutowinangun Kidul, Gendongan, Salatiga dan Kalicacing, dan algoritma Random Forest yang dihasilkan cukup akurat dengan nilai akurasi sebesar 90% dan nilai kappa sebesar 73% [14].

Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya yang telah dijelaskan, terdapat perbedaan dalam Klasifikasi pola perubahan *Land Surface Temperature*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui kinerja dan tingkat akurasi terbaik pada algoritma *Naïve Bayes* dan *C4.5*.

### 3. Metodologi

Tahapan penelitian pada penelitian ini dimulai dengan metode pengambilan data yaitu studi literatur, observasi, dan wawancara, selanjutnya menjelaskan atribut dari dataset yang akan digunakan, kemudian masuk ke tahap klasifikasi dimulai dengan pre-proses data dengan seleksi data, dilanjutkan dengan pelabelan data berdasarkan standarisasi klimatologi, dan normalisasi data untuk membuat nilai pada data menjadi setara, selanjutnya pemodelan klasifikasi dimulai dengan membagi data menjadi data latih dan data uji dan diolah menggunakan metode *Naïve Bayes* dan *C4.5* untuk mengetahui kinerja akurasi yang berbasis probabilitas dan yang menghasilkan pohon keputusan berdasarkan atribut yang ada, kemudian hasil dari evaluasi akan dilakukan pengujian menggunakan *confusion matrix*, dari hasil prediksi penelitian ini akan diakhiri dengan kesimpulan dan saran. Tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahap Penelitian

#### 3.1 Dataset

Dataset penelitian berbentuk dokumen digital resmi BMKG pada empat kabupaten di Kalbar yaitu Kapuas Hulu, Ketapang, Melawi dan Kota Pontianak yang diperoleh melalui website resmi USGS dan data iklim pada puncak kemarau tahun 2020-2024 yang diperoleh dari website resmi BMKG yaitu <http://dataonline.bmkg.go.id> dengan data online yang dapat diakses. Selanjutnya pelabelan dilakukan berdasarkan standarisasi stasiun klimatologi Kalbar yang bersumber resmi dari hasil wawancara dengan ahli meteorologi dalam memprediksi dan analisis data iklim dari BMKG Stasiun Klimatologi Kalbar. Total dataset yang digunakan sebanyak 644 yang terdiri dari 515 data latih, 129 data uji dan menggunakan 11 variabel data yang cocok digunakan dalam penelitian ini berupa *Latitude* yaitu garis lintang, *Longitude* yaitu garis bujur, *Tx* yaitu temperatur *maximum*, *Tavg* yaitu temperatur rata-rata, *RH\_avg* yaitu kelembapan rata-rata, *RR* yaitu curah hujan, *ss* yaitu lamanya penyinaran matahari, *ff\_avg*

yaitu kecepatan angin rata-rata, tanggal, kabupaten atau kota wilayah, dan kategori penentu LST yaitu status atribut penentu label LST.

Table 1 Sample Dataset

No	Latitude	Longitude	Tx	Tavg	RH_avg	RR	ss	ff_avg	Tanggal	Kabupaten/Kota	Status LST
1	0° 49' 0.01" N	112° 46' 0.01" E	33	28,2	82	1,2	3	1	02-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
2	0° 49' 0.01" N	112° 46' 0.01" E	32,3	26,5	84	0,6	3	0	03-08-2020	Kapuas Hulu	Tidak Panas
3	0° 49' 0.01" N	112° 46' 0.01" E	32,3	26,6	84	42	0,5	1	06-08-2020	Kapuas Hulu	Tidak Panas
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
644	0° 1' 14" S	109° 20' 29" E	32,2	28,8	84	4,4	0	0	29-04-2024	Pontianak	Panas

### 3.2 Metode Klasifikasi

Metode klasifikasi terdiri dari tahap pre-proses, pemodelan klasifikasi. Pada tahap pre-proses dilakukan seleksi data dengan membersihkan data yang nihil, belum terukur, dan tidak dilakukan pengukuran data agar tidak ada yang *missing value*, selanjutnya melakukan proses normalisasi sehingga data menjadi setara, pembagian dataset dan melakukan proses pemodelan menggunakan metode *Naïve Bayes* dan *C4.5* untuk mengetahui kinerja akurasi yang berbasis probabilitas dan yang menghasilkan pohon keputusan berdasarkan atribut yang ada.

- 1) Perhitungan *Naïve Bayes* dituliskan dengan persamaan dibawah ini (1):

$$P(H | X) = \frac{P(X | H) \cdot P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Keterangan:

X : Data yang ingin diklasifikasikan dengan kelas yang belum diketahui.

H : Hipotesis bahwa data X adalah bagian dari suatu kelas tertentu.

$P(H | X)$ : Probabilitas hipotesis H, mengingat informasi atau data yang kita miliki (X). Ini disebut juga sebagai posteriori probabilitas.

$P(H)$  : Probabilitas hipotesis H tanpa adanya informasi tambahan.

$P(X | H)$ : Probabilitas mendapatkan data X jika hipotesis H benar.

$P(X)$  : Probabilitas munculnya data X.

- 2) Perhitungan Entropy C4.5 dituliskan dengan persamaan dibawah ini (2):

$$Entropy(S) = - \sum_{i=1}^m p_i \log_2(p_i) \quad (2)$$

Keterangan:

S : Kumpulan Data

m : Banyaknya kelas dalam s

$p_i$  : Probabilitas kelas  $i$  (panas atau tidak panas).

### 3.3 Evaluasi

Pada tahap evaluasi, hasil dari algoritma *Naïve Bayes* dan *C4.5* dievaluasi menggunakan *operator Performance* pada *tools RapidMiner* untuk melihat performa kinerja yang berbentuk *confuction matrix* dari kedua algoritma sehingga didapatkan hasil perbandingan algoritma yang terbaik.

### 3.4 Visualisasi

Pada tahapan visualisasi dilakukan dengan teknik *overlay* menggunakan Citra Landsat 8 pada situs resmi *USGS Earth Explorer* yaitu (<https://earthexplorer.usgs.gov/>) dengan proses visualisasi yang dapat dilihat pada Gambar 2.

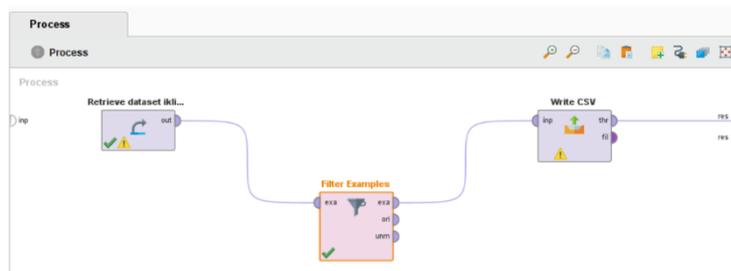


Gambar 2 Proses Visualisasi LST Di Kalimantan Barat Tahun 2024

## 4. Hasil dan Pembahasan

### 4.1 Pre-Proses

Pada tahap pre-proses dilakukan seleksi data dengan membersihkan data yang nihil, belum terukur, tidak dilakukan pengukuran data agar tidak ada yang *missing value*, melakukan pelabelan data, dan melakukan proses normalisasi data sehingga data menjadi setara. Proses seleksi dilakukan dengan *tools RapidMiner* yang dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Proses Seleksi Data

Proses seleksi data menggunakan *operator filter examples* untuk menghapus data yang kosong dan tidak terukur dengan hasil dari total 920 data menjadi 644 data, dilanjutkan dengan menggunakan *operator write CSV* untuk menyimpan file agar dapat dilakukan pra-proses data selanjutnya.

Name	Type	Missing	Statistics
Latitude	Real	0	Min: 0.817, Max: 0.817, Average: 0.817
Longitude	Integer	0	Min: 0, Max: 1, Average: 0.354
Tx	Real	0	Min: 0, Max: 1, Average: 0.559
Tavg	Real	0	Min: 0, Max: 1, Average: 0.477
RH_avg	Real	0	Min: 0, Max: 1, Average: 0.563
RR	Real	0	Min: 0, Max: 1, Average: 0.077
ss	Real	0	Min: 0, Max: 1, Average: 0.404
ff_avg	Real	0	Min: 0, Max: 1, Average: 0.347
Tanggal	Polynomial	0	Last: 30-04-2024 (1), Most: 02-03-2024 (4), Values: 02-03-2024 (4), 03-03-2024 (4), ... [243 more]

Gambar 4 Hasil Seleksi Data

Pada gambar 4 menunjukkan bahwa tidak adanya data yang *missing value* karena operator *Filter Examples* berguna untuk menghapus data yang kosong dan tidak terukur (8888) dengan hasil *dataset* menjadi 644 data kemudian dilanjutkan dengan pelabelan data.

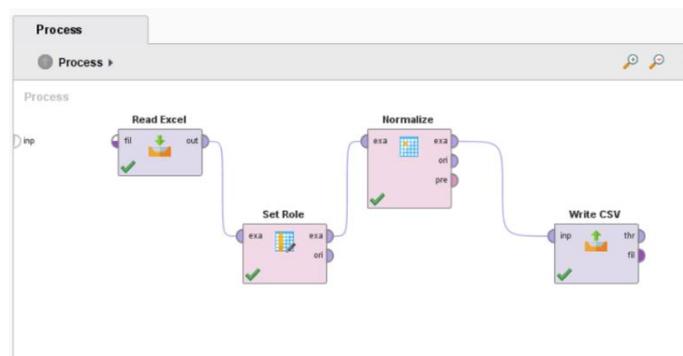
Setelah *dataset* diseleksi, dilanjutkan dengan pelabelan data berdasarkan kategori syarat dikatakan panas adalah jika  $Tx > 31.4\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,  $RH\_avg > 85\%$ , dan  $ss > 7\text{ jam}$  atau minimal dua syarat terpenuhi (BMKG Staklim Kalbar 2022).

Table 2 Hasil Pelabelan Data

Dataset awal	Dataset setelah diseleksi	Hasil pelabelan data	
		Panas	Tidak Panas
920	644	535	109

Pada tabel 2 menunjukkan bahwa hasil pelabelan data dengan kategori panas sebanyak 535 data, sedangkan kategori tidak panas sebanyak 109.

Normalisasi data pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan teknik *min-max normalization*. Proses normalisasi dilakukan menggunakan tools RapidMiner dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Proses Normalisasi Data

Proses normalisasi data menggunakan operator *set role* untuk membuat id dan label, operator *normalize* untuk membuat kelas data menjadi seimbang dengan menyetarakan nilai pada data agar tidak terjadi *overfitting* dan *underfitting* [15]. Proses diakhiri dengan menyimpan file menggunakan operator *write CSV* untuk dilanjutkan pengolahan data.

Row No.	Latitude	Longitude	Tx	Tavg	RH_avg	RR	ss	ff_avg	Tanggal	Kabupaten/...	Status LST
1	0.817	1	0.602	0.526	0.562	0.006	0.250	0.250	02-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
2	0.817	1	0.542	0.303	0.625	0.003	0.250	0	03-08-2020	Kapuas Hulu	Tidak Panas
3	0.817	1	0.542	0.316	0.625	0.216	0.042	0.250	06-08-2020	Kapuas Hulu	Tidak Panas
4	0.817	1	0.669	0.474	0.500	0	0.183	0	07-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
5	0.817	1	0.814	0.368	0.531	0	0.325	0.250	08-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
6	0.817	1	0.814	0.618	0.312	0	0.167	0.250	10-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
7	0.817	1	0.627	0.368	0.438	0	0.742	0.250	11-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
8	0.817	1	0.602	0.382	0.469	0.008	0.200	0.250	12-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
9	0.817	1	0.763	0.566	0.375	0.001	0.567	0.250	13-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
10	0.817	1	0.636	0.408	0.500	0.001	0.583	0.250	14-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
11	0.817	1	0.483	0.224	0.625	0.032	0.617	0.250	15-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
12	0.817	1	0.686	0.263	0.688	0.051	0.333	0.250	16-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
13	0.817	1	0.568	0.211	0.688	0.005	0.375	0.250	18-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
14	0.817	1	0.492	0.289	0.625	0.252	0.417	0.250	19-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
15	0.817	1	0.492	0.276	0.688	0.363	0.250	0.250	20-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
16	0.817	1	0.686	0.553	0.438	0.004	0.375	0.250	21-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
17	0.817	1	0.788	0.382	0.625	0.029	0.750	0.250	22-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
18	0.817	1	0.559	0.382	0.562	0.246	0.667	0.250	23-08-2020	Kapuas Hulu	Panas

ExampleSet (644 examples, 0 special attributes, 11 regular attributes)

Gambar 6 Hasil Normalisasi Data

Pada gambar 6 menunjukkan *dataset* yang sudah dinormalisasi dengan hasil yaitu nilai data telah diubah dengan *range* antara 0 sampai dengan 1 pada atribut *Longitude*, *Latitude*, *Tx*, *Tavg*, *RH\_avg*, *RR*, *ss*, dan *ff\_avg* karena memiliki nilai satuan data yang berbeda.

#### 4.2 Pembagian dan Pemodelan Dataset

Hasil dari pembagian dataset menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji yang menggunakan operator Split Data pada tools RapidMiner dengan perbandingan 80:20. Data latih dan data uji dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 3.

Tabel 3 Data Latih

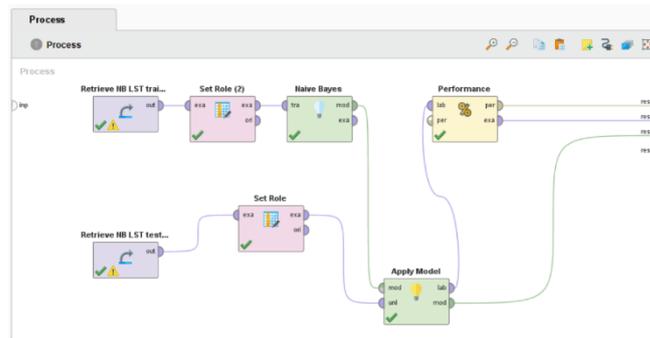
No	Latitude	Longitude	Tx	Tavg	RH_avg	RR	ss	ff_avg	Tanggal	Kabupaten/Kota	Status LST
1	0,8167	1	0,6	0,526	0,5625	0,006	0,25	0,25	08/02/2020	Kapuas Hulu	Panas
2	0,8167	1	0,54	0,303	0,625	0,003	0,25	0	08/03/2020	Kapuas Hulu	Tidak Panas
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
515	0,8167	1	0,53	0,605	0,625	0,023	0	0	29-04-2024	Pontianak	Panas

Tabel 4 Data Uji

No	Latitude	Longitude	Tx	Tavg	RH_avg	RR	ss	ff_avg	Tanggal	Kabupaten/Kota	Status LST
1	0,8167	1	0,76	0,566	0,375	0,001	0,57	0,25	13-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
2	0,8167	1	0,79	0,382	0,625	0,029	0,75	0,25	22-08-2020	Kapuas Hulu	Panas
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
129	0,8167	1	0,53	0,605	0,625	0,023	0	0	29-04-2024	Pontianak	Panas

##### 1) Pemodelan *Naïve Bayes*

Proses pemodelan klasifikasi dimulai dengan pembagian data dan dilanjutkan dengan pengolahan data menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan C4.5. Proses pemodelan algoritma *Naïve Bayes* dilakukan dengan tools RapisMiner dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7 Proses Pemodelan Algoritma Naïve Bayes

Pada gambar 7 merupakan proses pemodelan algoritma C4.5. Pertama, data latih dan data uji diberi id dan label terlebih dahulu menggunakan *operator Set Role*. Kemudian data latih disambungkan ke *operator Naïve Bayes*, kemudian *Naïve Bayes* disambungkan ke *Apply Model*. Sedangkan data uji disambungkan ke *operator Apply Model*, lalu disambungkan ke *operator Performance* untuk melihat akurasi.

Hasil pengolahan data menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dalam memprediksi dapat dilihat pada gambar 8.

Row No.	Kabupaten/...	Status LST	prediction(S...	confidence...	confidence...	Latitude	Longitude	Tx	Tavg	RH_avg	RR	ss
1	Kapuas Hulu	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	1	0.763	0.566	0.375	0.001	0.567
2	Kapuas Hulu	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	1	0.788	0.382	0.625	0.029	0.750
3	Kapuas Hulu	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	1	0.836	0.434	0.562	0.075	0.625
4	Ketapang	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	0	0.619	0.500	0.500	0	0.792
5	Ketapang	Panas	Panas	0.556	0.444	0.817	0	0.500	0.303	0.562	0.075	0
6	Ketapang	Tidak Panas	Tidak Panas	0.000	1.000	0.817	0	0.246	0.197	0.688	0.009	0.367
7	Ketapang	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	0	0.534	0.355	0.688	0	0.542
8	Ketapang	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	0	0.661	0.526	0.656	0	0.742
9	Melawi	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	0	0.551	0.539	0.500	0	0.675
10	Melawi	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	0	0.500	0.500	0.594	0	0.375
11	Melawi	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	0	0.669	0.526	0.656	0.003	0.008
12	Melawi	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	0	0.669	0.684	0.500	0	0.608
13	Melawi	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	0	0.602	0.382	0.625	0	0.483
14	Melawi	Panas	Panas	0.998	0.002	0.817	0	0.466	0.408	0.750	0.033	0.542
15	Melawi	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	0	0.627	0.447	0.594	0.095	0.158
16	Melawi	Panas	Panas	0.993	0.007	0.817	0	0.500	0.237	0.719	0.216	0.542
17	Kapuas Hulu	Panas	Panas	1.000	0.000	0.817	1	0.644	0.329	0.500	0.065	0.167
18	Kapuas Hulu	Tidak Panas	Tidak Panas	0.001	0.999	0.817	1	0.441	0.289	0.656	0.386	0.267

Gambar 8 Data Hasil Prediksi Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

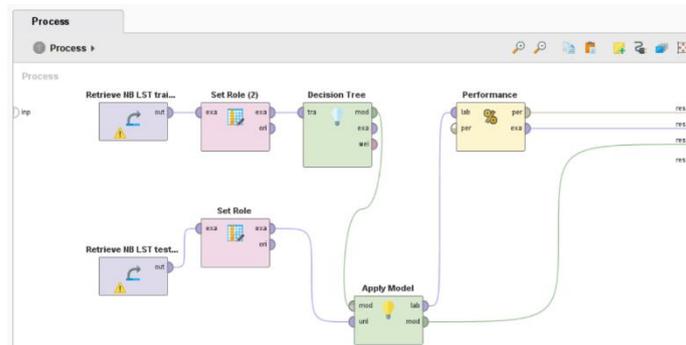
Pada gambar 8 menunjukkan bahwa hasil prediksi menggunakan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* pada implementasi data latih ke data uji adalah data yang berstatus panas sebanyak 106 data, sedangkan data yang berstatus tidak panas sebanyak 23 data. Percobaan pemodelan dilakukan tiga kali menggunakan data latih, data uji, dan implementasi data latih ke data uji dengan hasil yang dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 5 Hasil Prediksi Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*

Data Latih		Data Uji		Implementasi	
<b>Panas</b>	Tidak Panas	Panas	Tidak Panas	Panas	Tidak Panas
<b>382</b>	133	102	27	106	23

2) **Pemodelan C.45.**

Proses pemodelan algoritma C4.5 dilakukan dengan *tools RapidMiner* yang dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9 Proses Pemodelan Algoritma C4.5

Pada gambar 9 merupakan proses pemodelan algoritma C4.5. Pertama, data latih dan data uji diberi id dan label terlebih dahulu menggunakan operator *Set Role*. Data latih kemudian disambungkan ke operator *Decision Tree*, kemudian *Decision Tree* disambungkan ke *Apply Model*. Sedangkan data uji disambungkan ke operator *Apply Model*, lalu disambungkan ke operator *Performance* untuk melihat akurasi. Hasil prediksi dari pemodelan menggunakan algoritma C4.5 dapat dilihat gambar 10.

Row No.	Kabupaten/...	Status LST	prediction(\$...	confidence...	confidence...	No	Tanggal	Latitude	Longitude	Tx	Tavg	RH_avg
1	Kapuas Hulu	Panas	Panas	0.992	0.008	1	01-03-2024	0.817	1	0.653	0.382	0.750
2	Kapuas Hulu	Panas	Panas	0.992	0.008	2	02-03-2024	0.817	1	0.712	0.487	0.562
3	Kapuas Hulu	Panas	Panas	0.992	0.008	3	03-03-2024	0.817	1	0.576	0.500	0.688
4	Kapuas Hulu	Panas	Panas	0.992	0.008	4	28-03-2024	0.817	1	0.568	0.342	0.594
5	Kapuas Hulu	Panas	Panas	0.992	0.008	5	29-03-2024	0.817	1	0.890	0.487	0.594
6	Ketapang	Panas	Panas	0.992	0.008	6	01-03-2024	0.817	0	0.610	0.553	0.625
7	Ketapang	Panas	Panas	0.992	0.008	7	02-03-2024	0.817	0	0.602	0.539	0.562
8	Ketapang	Panas	Panas	0.992	0.008	8	03-03-2024	0.817	0	0.602	0.513	0.625
9	Ketapang	Panas	Panas	0.992	0.008	9	04-03-2024	0.817	0	0.602	0.579	0.594
10	Ketapang	Panas	Panas	0.992	0.008	10	05-03-2024	0.817	0	0.517	0.579	0.625
11	Ketapang	Panas	Panas	0.992	0.008	11	06-03-2024	0.817	0	0.585	0.539	0.594
12	Ketapang	Panas	Panas	0.992	0.008	12	07-03-2024	0.817	0	0.653	0.684	0.375
13	Ketapang	Panas	Panas	0.992	0.008	13	08-03-2024	0.817	0	0.636	0.461	0.656
14	Ketapang	Tidak Panas	Tidak Panas	0	1	14	09-03-2024	0.817	0	0.390	0.447	0.688
15	Ketapang	Panas	Panas	0.992	0.008	15	11-03-2024	0.817	0	0.653	0.513	0.625
16	Ketapang	Panas	Panas	0.992	0.008	16	12-03-2024	0.817	0	0.534	0.618	0.469
17	Ketapang	Panas	Panas	0.992	0.008	17	13-03-2024	0.817	0	0.619	0.671	0.344
18	Ketanann	Panas	Panas	0.992	0.008	18	14-03-2024	0.817	0	0.669	0.684	0.312

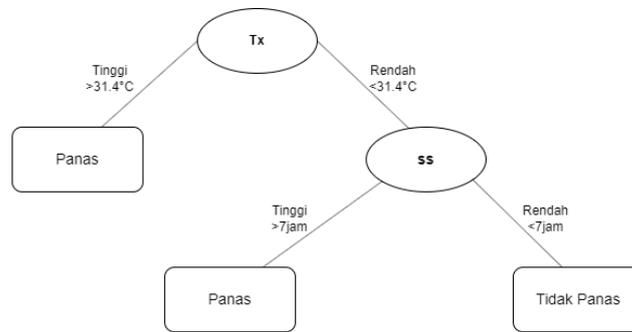
Gambar 10 Data Hasil Prediksi Menggunakan Algoritma C4.5

Pada gambar 10 menunjukkan bahwa hasil prediksi menggunakan menggunakan algoritma C4.5 pada implementasi data latih ke data uji adalah data yang berstatus panas sebanyak 106 data, sedangkan data yang berstatus tidak panas sebanyak 23 data dengan. Percobaan pemodelan dilakukan tiga kali menggunakan data latih, data uji, dan implementasi data latih ke data uji dengan hasil yang dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6 Hasil Prediksi Menggunakan Algoritma C4.5

Data Latih		Data Uji		Implementasi	
<b>Panas</b>	Tidak Panas	Panas	Tidak Panas	Panas	Tidak Panas
<b>426</b>	89	103	26	106	23

Setelah dilakukan pencarian node dengan menggunakan entropy masing-masing atribut untuk memprediksi hasil nilai entropy dan gain menggunakan C4.5, hasil pembentukan pohon keputusan dapat dilihat pada Gambar 11.



Keterangan :  
 Tx : Temperatur maksimum  
 ss : Lamanya penyinaran matahari

Gambar 11 Pohon Keputusan

Pada Gambar 11 menunjukkan jika data berstatus panas rata-rata dipengaruhi dengan nilai *Tx* berkategori tinggi, sedangkan jika data berstatus panas memiliki nilai *Tx* berkategori rendah, maka atribut lain yaitu *ss* dengan kategori tinggi yang memengaruhi status LST.

### 4.3 Hasil Evaluasi

Hasil pengujian klasifikasi pada kinerja C4.5 dalam memprediksi dengan menggunakan operator Performance untuk menghasilkan nilai accuracy yang dapat dilihat pada Gambar 12.

accuracy: 94.57%

	true Panas	true Tidak Panas	class precision
pred. Panas	103	3	97.17%
pred. Tidak Panas	4	19	82.61%
class recall	96.26%	86.36%	

Gambar 12 Hasil Pengujian Kinerja Algoritma Naïve Bayes

Pada Gambar 12 menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* memiliki accuracy sebesar 94,57%, dan menghasilkan jumlah true positive 103 data dan true negative 19 data, sedangkan false positive 4 data dan false negative 3 data dari total jumlah 129 data.

Hasil pengujian klasifikasi pada kinerja C4.5 dalam memprediksi dengan menggunakan operator *Performance* untuk menghasilkan nilai *accuracy* yang dapat dilihat pada Gambar 13.

accuracy: 99.22%

	true Panas	true Tidak Panas	class precision
pred. Panas	106	0	100.00%
pred. Tidak Panas	1	22	95.65%
class recall	99.07%	100.00%	

Gambar 13 Hasil Pengujian Kinerja Algoritma C4.5

Pada Gambar 13 menunjukkan bahwa algoritma C4.5 memiliki *accuracy* sebesar 99.22% dan menghasilkan jumlah *true positive* 106 data dan *true negative* 22 data, sedangkan *false positive* 1 data dan *false negative* 0 data dari total jumlah 129 data.

Perbandingan dari pengujian menggunakan *Confuction Matrix* untuk melihat nilai performa tertinggi dari kedua algoritma yang dapat dilihat dari Tabel 7.

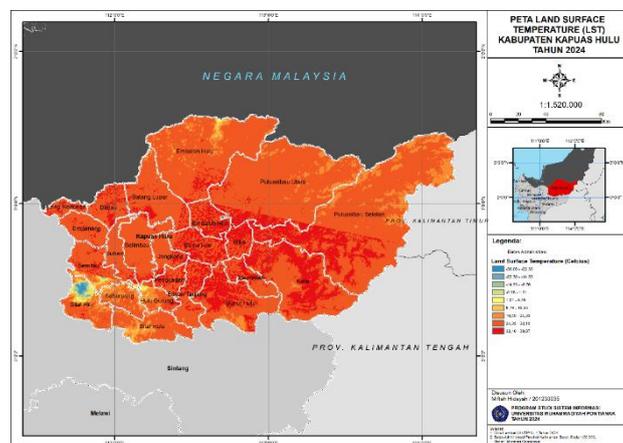
Tabel 7 *Confuction Matrix*

Algoritma	Accuracy	Precision		Recall	
		Panas	Tidak Panas	Panas	Tidak Panas
Naïve Bayes	94.57%	97.17%	82.61%	96.26%	86.36%
C4.5	99.22%	100%	95.65%	99.07%	100%

Pada Tabel 7 memperlihatkan hasil perbandingan kinerja kedua algoritma dalam mengetahui algoritma yang lebih baik dalam memprediksi pola perubahan LST.

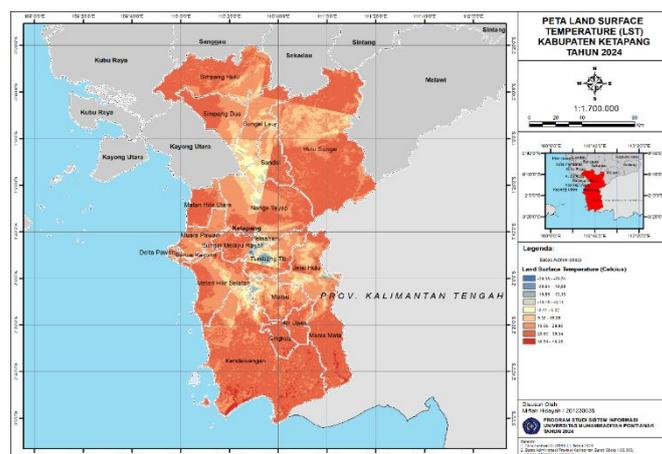
4.4 Visualisasi

Hasil visualisasi LST di Kabupaten Kapuas Hulu tahun 2024 dapat dilihat pada Gambar 14 dibawah ini.



Gambar 14 Hasil visualisasi LST Kabupaten Kapuas Hulu 2024

Hasil visualisasi LST di Kabupaten Ketapang tahun 2024 dapat dilihat pada Gambar 15 dibawah ini.



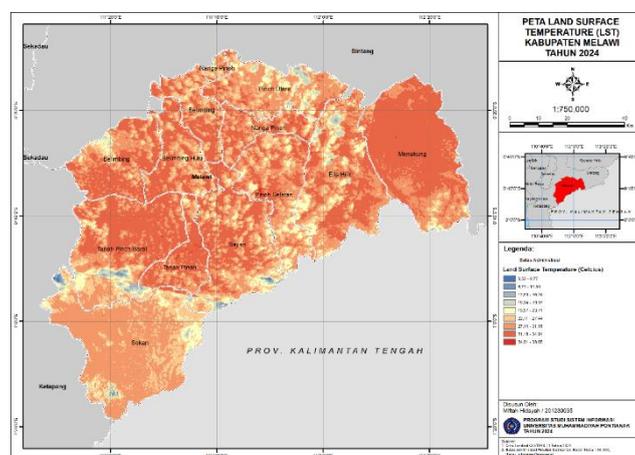
Gambar 15 Hasil visualisasi LST Kabupaten Ketapang 2024

Pada Gambar 14 memperlihatkan hasil daerah yang memiliki tingkat temperatur LST yang tinggi terjadi di daerah Embaloh Hilir, Bunut Hilir, Bika, Mentebah, Bunut Hulu, dan Kalis

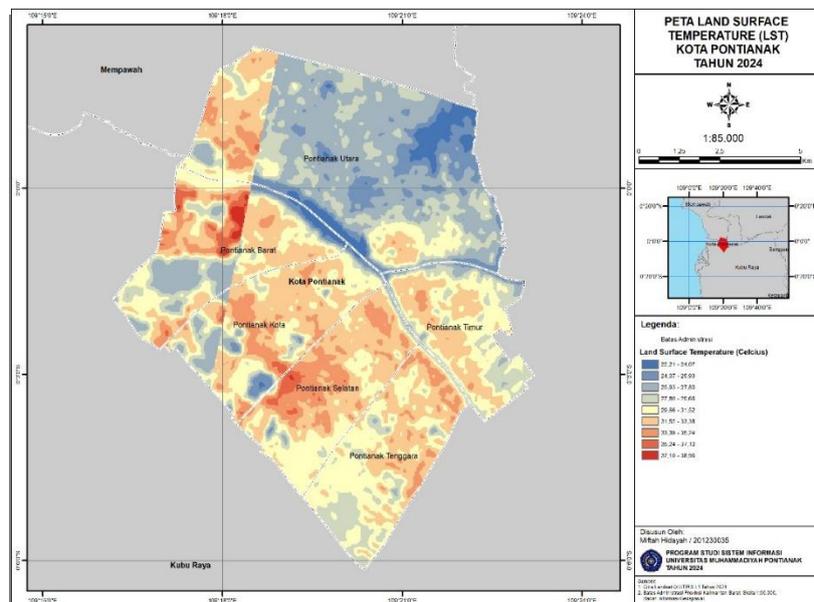
dengan rata-rata range dari 32.10°C–39.07°C, sedangkan daerah yang memiliki LST normal adalah daerah Putusibau Selatan, Putusibau Utara, Embaloh Hulu, Batang Lupar, Badau, Selimbau, Jongkong, Pengkadan, Empanang, dan Puring Kencana dengan range 24.33°C–32.10°C. Hal ini menunjukkan bahwa Kapuas Hulu mengalami kenaikan rata-rata LST sebesar 3.61% dari 5 tahun terakhir yaitu pada tahun 2020 rata-rata sebesar 33.2°C menjadi 34.4°C pada tahun 2024.

Pada Gambar 15 memperlihatkan hasil daerah yang memiliki tingkat temperatur LST yang tinggi terjadi di daerah Kendawangan, Bunut Manis Mata, Singkup, Matan Hilir Utara, Air Upas, Simpang Hulu, dan Hulu Sungai dengan rata-rata range dari 36.54°C–40.28°C, sedangkan daerah yang memiliki LST normal adalah daerah Simpang Dua, Sungai Laut, Sandai, Nanga Tayap, Jelai Hulu, dan Muara Rawan dengan range 28°C–36.54°C. Hal ini menunjukkan bahwa Ketapang mengalami kenaikan rata-rata LST sebesar 1.85% dari 5 tahun terakhir yaitu pada tahun 2020 rata-rata LST sebesar 32.5°C menjadi 33.1°C pada tahun 2024.

Hasil visualisasi LST di Kabupaten Melawi tahun 2024 dapat dilihat pada Gambar 16 dibawah ini.



Gambar 16 Hasil visualisasi LST Kabupaten Melawi 2024



Gambar 17 Hasil visualisasi LST Kota Pontianak 2024

Pada Gambar 16 memperlihatkan hasil daerah yang memiliki tingkat temperatur LST yang tinggi terjadi di daerah Menukung, Tanah Pinoh Barat, dan Tanah Pinoh dengan rata-rata

range dari 34.01°C- 38.65°C, sedangkan daerah yang memiliki LST normal adalah daerah Sokan, Pinoh Utara, Nanga Pinoh, Ella Hilir, Belimbing, Belimbing Hulu, dan Sayan dengan range 23.71°C-34.91°C. Hal ini menunjukkan bahwa Kabupaten Melawi mengalami kenaikan rata-rata LST sebesar 1.84% dari 5 tahun terakhir yaitu pada tahun 2020 rata-rata LST sebesar 32.6°C menjadi 33.1°C pada tahun 2024. Hasil visualisasi LST di Kota Pontianak tahun 2024 dapat dilihat pada gambar 17.

Pada gambar 17 memperlihatkan hasil daerah yang memiliki tingkat temperatur LST yang tinggi terjadi di Kecamatan Pontianak Barat dengan rata-rata *range* dari 29.56°C-38.95°C, sedangkan daerah yang memiliki LST normal adalah Kecamatan Pontianak Kota, Pontianak Selatan, Pontianak Tenggara, Timur, Pontianak Utara dengan *range* 24.07°C-33.38°C. Hal ini menunjukkan bahwa Pontianak mengalami kenaikan rata-rata LST sebesar 2.88% dari 5 tahun terakhir yaitu pada tahun 2020 rata-rata LST sebesar 31.2°C menjadi 32.1°C pada tahun 2024.

#### 4.5 Pembahasan

Hasil pengujian tingkat akurasi algoritma *Naïve Bayes* memiliki nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall* yang lebih rendah daripada algoritma C4.5 yaitu perbandingan *accuracy* 94.57% dan 99.22%, sedangkan perbandingan *precision* yaitu 97.17% dan 100% pada data berkategori Panas, 82.61% dan 95.65% pada data berkategori Tidak Panas, terakhir pada perbandingan *recall* yaitu 96.26% dan 99.07% pada data berkategori Panas, 86.36% dan 100% pada data berkategori Tidak Panas. Sedangkan pada penelitian azrul yang berjudul *Comparative analysis of classification techniques for leaves and land cover texture* bahwa pengujian menunjukkan algoritma NB memiliki akurasi keseluruhan terbaik sebesar 78,67% dan 93,60% untuk masing-masing kumpulan data dan tutupan lahan perkotaan dibandingkan dengan hasil RF dan KNN [16]. Sedangkan pada penelitian Ester yang berjudul Penerapan Algoritma C4.5 *Data Mining* Dalam Mengukur Tingkat Kepuasan Masyarakat Kecamatan Siantar Terhadap Perbaikan Jalan 2019 bahwa hasil pengujian menunjukkan akurasi 100% *excellent* dari model C4.5 [17]. Sehingga penelitian ini memperkuat temuan sebelumnya yang menunjukkan bahwa model C4.5 lebih unggul dibandingkan *Naïve Bayes* dalam hal *accuracy*, *precision* dan *recall* dalam *land surface temperature*. Sedangkan untuk hasil visualisasi Kapuas Hulu mengalami kenaikan rata-rata LST sebesar 3.61% dari 5 tahun terakhir yaitu pada tahun 2020 rata-rata sebesar 33.2°C menjadi 34.4°C pada tahun 2024, Ketapang mengalami kenaikan rata-rata LST sebesar 1.85% dari 5 tahun terakhir yaitu pada tahun 2020 rata-rata LST sebesar 32.5°C menjadi 33.1°C pada tahun 2024, Melawi mengalami kenaikan rata-rata LST sebesar 1.84% dari 5 tahun terakhir yaitu pada tahun 2020 rata-rata LST sebesar 32.6°C menjadi 33.1°C pada tahun 2024, dan Pontianak mengalami kenaikan rata-rata LST sebesar 2.88% dari 5 tahun terakhir yaitu pada tahun 2020 rata-rata LST sebesar 31.2°C menjadi 32.1°C pada tahun 2024.

#### 5. Simpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan yaitu klasifikasi menggunakan metode *Naïve Bayes* dan C4.5 didapatkan beberapa kesimpulan yaitu sebagai berikut. Hasil prediksi pola perubahan *land surface temperature* secara spasial dan temporal dengan diketahui total 644 data dibagi menggunakan tools RapidMiner dengan perbandingan 80:20 menjadi data latih sebanyak 515 dan data uji sebanyak 129, dengan hasil prediksi menggunakan metode *Naïve Bayes* dengan hasil *accuracy* sebesar 94,57%, sedangkan hasil prediksi menggunakan metode C4.5 memiliki nilai *accuracy* sebesar 99,22%. Hal ini menunjukkan bahwa metode yang lebih baik digunakan untuk memprediksi pola perubahan LST berdasarkan spasial-temporal di Kalimantan Barat adalah metode C4.5.

Metode C4.5 lebih baik daripada *Naïve Bayes* dalam memprediksi pola perubahan *land surface temperature*. Hasil analisis pada tahun 2024 di empat kabupaten mengalami peningkatan rata-rata LST sebanyak 3.61% di Kapuas Hulu, 1.85% di Ketapang, 1.84% di Melawi, dan 2.88% di Pontianak. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan LST tertinggi di Kalimantan Barat terjadi di Kabupaten Kapuas Hulu. Dengan hasil analisa ini, pemerintah patut waspada terutama pada empat kabupaten tersebut karena dapat memengaruhi perubahan iklim terhadap cuaca di Kalimantan Barat. Dari analisa klasifikasi yang telah dilakukan, maka diperoleh pengembangan model prediksi baru untuk menganalisis LST yaitu dengan membandingkan pemodelan klasifikasi *data mining* antara *Naïve Bayes* dan C4.5 dengan hasil bahwa dalam memprediksi pola perubahan LST lebih baik dilakukan dengan menggunakan algoritma C4.5.

**Daftar Referensi:**

- [1] P. C. Latue, H. Rakuasa, G. Somae, and A. Muin, "Analisis Perubahan Suhu Permukaan Daratan di Kabupaten Seram Bagian Barat Menggunakan Platform Berbasis Cloud Google Earth Engine," *sudo J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 45–51, 2023, doi: 10.56211/sudo.v2i2.261.
- [2] F. Salim Hehanussa, S. S. Respati Dyah, and H. Rakuasa, "Pemanfaatan Google Earth Engine Untuk Identifikasi Perubahan Suhu Permukaan Daratan Kabupaten Buru Selatan Berbasis Cloud Computing," *Gudang J. Multidisiplin Ilmu*, vol. 1, pp. 37–45, 2023.
- [3] T. Notohadiprawiro, "Tanah Dan Lingkungan," in *Repro: Ilmu Tanah Universitas Gadjah Mada*, 2006, pp. 1–22.
- [4] H. Rakuasa and S. Pertuack, "Pola Perubahan Suhu Permukaan Daratan di Kecamatan Ternate Tengah, Kota Ternate Tahun 2013 dan 2023 Menggunakan Google Earth Engine," *sudo J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 78–85, 2023, doi: 10.56211/sudo.v2i2.271.
- [5] W. B. Adi, Sukuryadi, J. S. Adiansyah, Ibrahim, and H. I. Johari, "Analisis Pola Spasial Fenomena Urban Heat Island (UHI) Berdasarkan Faktor Emisivitas Lahan Dan Kerapatan Vegetasi Di Kota Mataram," *J. Kajian, Penelit. dan Pengemb. Pendidik.*, vol. 10, no. 2, pp. 156–168, 2022, [Online]. Available: <http://journal.ummat.ac.id/index.php/geography/article/view/9740>.
- [6] A. Saskia, "Hubungan Perubahan Penggunaan Lahan Dengan Perubahan Land Surface Temperature Di Kota Depok Tahun 2009 -2019," Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta, 2021.
- [7] A. U. Budi Santosa, "Data Mining dan Big Data Analytics Teori dan Implementasi menggunakan Python & Apache Spark Edisi 2," in *Data Mining dan Big Data Analytics Teori dan Implementasi menggunakan Python & Apache Spark Edisi 2*, Penebar Media Pustaka, 2018.
- [8] S. Bahri, D. Marisa Midyanti, R. Hidayati, J. Sistem Komputer, and F. Mipa, "Perbandingan Algoritma Naïve Bayes dan C4.5 Untuk Klasifikasi Penyakit Anak," in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*, 2018, pp. 11–2018.
- [9] Awliya Wanhari, "Perbandingan Algoritma C4. 5 dan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Mustahik," Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta, 2018.
- [10] W. Apriliah, I. Kurniawan, M. Baydhowi, and T. Haryati, "Prediksi Kemungkinan Diabetes pada Tahap Awal Menggunakan Algoritma Klasifikasi Random Forest," *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 10, no. 1, pp. 163–171, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i1.1129.
- [11] H. Letedara, R., Manakane, S. E., Latue, P. C., & Rakuasa, "Analisis Spasio-Temporal Perubahan Suhu Permukaan Daratan Pulau Letti Tahun 2013 dan 2023 Menggunakan Data Citra Ladsat 8 OLI/TIRS Pada Geogle Earth Engine," *Larisa Penelit. Multidisiplin*, vol. 1, no. 1, pp. 36–42, 2023.
- [12] A. W. Prakhoso, N. Rokhmah, R. Pratamawati, and R. Kurniawan, "Perbandingan Metode Klasifikasi Untuk Mengestimasi Land Surface Temperature di Jawa Barat," vol. 2024, no. Senada, pp. 154–165, 2024.
- [13] N. Rahmadani, A. S. Handayani, and I. Hadi, "Penerapan Algoritma Random Forest untuk Memprediksi Curah Hujan pada Masa Mendatang di Daerah Berpotensi Banjir," vol. 6, no. 2, pp. 1222–1230, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i2.5593.
- [14] T. Mahesti, K. D. Hartomo, and S. Y. J. Prasetyo, "Penerapan Algoritma Random Forest dalam Menganalisa Perubahan Suhu Permukaan Wilayah Kota Salatiga," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 4, p. 2074, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i4.4603.
- [15] M. Rafly, A. Fattah, and M. Kamayani, "Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Online Ubi Madu Cilembu Abah Nana Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 5, no. September, pp. 11–21, 2023, doi: 10.30865/json.v5i1.6646.
- [16] A. A. Azmer, N. Hassan, S. H. Khaleefah, S. A. Mostafa, and A. A. Ramli, "Comparative analysis of classification techniques for leaves and land cover texture," *Int. J. Adv. Intell. Informatics*, vol. 7, no. 3, pp. 357–367, 2021, doi: 10.26555/ijain.v7i3.706.
- [17] R. E.A. Sihombing, J.T. Hardinata, and Z.M. Nasution, "Penerapan Algoritma C4.5 Data Mining Dalam Mengukur Tingkat Kepuasan Masyarakat Kecamatan Siantar Terhadap Perbaikan Jalan 2019," *Kesatria J. Penerapan Sist. Inf. (Komputer Manajemen)*, vol. 2, no. 2, pp. 91–98, 2021.