

PENGUNAAN MACHINE LEARNING UNTUK ESTIMASI KEPADATAN SAMBARAN PETIR KOTA PONTIANAK

Juliyanto Pangestu¹, Danial², Managam Rajagukguk³
juliyanto0235pangestu@gmail.com¹, danial.noah@ee.untan.ac.id²,
managam.rajagukguk@ee.untan.ac.id³
Universitas Tanjungpura

ABSTRAK

Kota Pontianak yang terletak di daerah tropis memiliki kondisi yang mendukung pembentukan awan-awan konvektif tinggi. Pembentukan awan-awan konvektif ini menyebabkan uap air naik ke lapisan atas atmosfer, membentuk awan yang mengandung muatan listrik dan menimbulkan fenomena petir. Penelitian ini bertujuan untuk mempelajari penggunaan machine learning berbasis bahasa pemrograman Python guna mempercepat pengelompokan data sambaran petir ke dalam grid, mendapatkan estimasi kepadatan sambaran petir, dan menganalisis penggunaan machine learning untuk memprediksi kepadatan sambaran petir yang akan datang. Algoritma machine learning yang digunakan adalah regresi dan time series menggunakan metode decision tree regressor. Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan data sekunder untuk membuat model prediksi dan peta kepadatan sambaran petir. Hasil penelitian menunjukkan bahwa proses pengelompokan data sambaran petir ke dalam grid dapat dilakukan dengan bantuan pemrograman Python. Analisis estimasi dan prediksi menggunakan machine learning menunjukkan bahwa machine learning tidak mengubah data aktual dan dapat digunakan untuk memprediksi kepadatan sambaran petir yang akan datang. Akurasi terbaik dari machine learning sebesar 23,0152% untuk mean absolute percentage error. Keakuratan estimasi dan prediksi dipengaruhi oleh jumlah data latih yang digunakan; semakin banyak data latih, semakin baik hasil yang diperoleh. Peta kepadatan sambaran petir menunjukkan bahwa wilayah dengan tingkat kerawanan tertinggi berada di Kecamatan Pontianak Kota, Pontianak Utara, dan Pontianak Barat dengan rentang kepadatan sambaran petir sebesar 14-25 sambaran petir/grid/tahun.

Kata Kunci: Machine Learning, Estimasi, Prediksi, Python.

ABSTRACT

The Pontianak city, located in a tropical region, has conditions that support the formation of high convective clouds. The formation of these convective clouds causes water vapor to rise to the upper layers of the atmosphere, forming clouds that contain electrical charges and result in lightning phenomena. This study aims to investigate the use of Python-based machine learning to accelerate the clustering of ground flash data into grids, obtain estimation of ground flash density, and analyse the use of machine learning to predict future ground flash densities. The machine learning algorithms used are regression and time series using the decision tree regressor method. This study employs a quantitative method with secondary data to create prediction models and ground flash density maps. The results show that the process of clustering ground flash data into grids can be facilitated with Python programming. The analysis of estimates and predictions using machine learning indicates that machine learning does not alter actual data and can be used to predict future ground flash densities. The best accuracy achieved by the machine learning model is 23.0152% for the mean absolute percentage error. The accuracy of estimates and predictions is influenced by the amount of training data used; the more training data, the better the results obtained. The ground flash density map shows that areas with the highest risk levels are in Pontianak Kota, Pontianak Utara, and Pontianak Barat districts, with a lightning strike density range of 14-25 strikes/grid/year.

Keywords: Machine learning, Estimation, Prediction, Python.

PENDAHULUAN

Kota Pontianak yang terletak pada koordinat $0^{\circ} 02' 24''$ Lintang Utara dan $0^{\circ} 05' 37''$ Lintang Selatan dan antara $109^{\circ} 16' 25''$ Bujur Timur sampai dengan $109^{\circ} 23' 01''$ Bujur Timur, merupakan daerah tropis atau yang biasanya dikenal daerah khatulistiwa memiliki suhu yang lebih tinggi dan tingkat kelembaban udara yang tinggi dibandingkan dengan daerah subtropis. Kondisi ini sangat mendukung pembentukan awan-awan konvektif yang tinggi, akibat terbentuknya awan-awan konvektif ini uap air naik ke lapisan atas atmosfer sehingga membentuk awan-awan yang mengandung muatan listrik dan menimbulkan fenomena petir.

Petir adalah salah satu fenomena alam yang sering terjadi di bumi terutama di daerah dengan tingkat pemanasan dan kelembaban yang tinggi. Indonesia yang merupakan daerah yang dilewati garis khatulistiwa, sehingga Indonesia memiliki intensitas hari guruh (thunderdays) yang sangat tinggi pertahunnya. Petir terjadi dikarenakan proses pelepasan muatan listrik dari dalam awan untuk mencapai kesetimbangan. Ketika awan bermuatan, muatan positif terbentuk pada bagian atas awan dan muatan negatif terbentuk pada bagian bawah awan. Muatan dilepaskan akibat perbedaan potensial antara dua medium, seperti awan dengan bumi atau awan dengan awan. Semakin besar beda potensial antara muatan pada awan dan permukaan bumi, maka terjadi pelepasan muatan berupa petir.[1].

Apabila sambaran petir terjadi baik berupa radiasi, konduksi atau induksi gelombang elektromagnetik, sambaran tersebut berpotensi tinggi menimbulkan kerugian. Kerugian–kerugian tersebut dapat merugikan manusia seperti menimbulkan kerusakan pada konstruksi bangunan, kebakaran, kerusakan infrastruktur lainnya hingga pada tahap mengancam nyawa manusia. Sedangkan pada sisi peralatan elektronik seperti pada peralatan rumah tangga, peralatan kantor, peralatan industri dan peralatan lainnya, arus lebih yang terjadi akibat sambaran merusak peralatan tersebut tidak secara langsung akan tetapi mengurangi umur pakai peralatan tersebut. Akibat kerugian – kerugian tersebut, maka diperlukan usaha untuk meminimalisir kerugian yang terjadi akibat sambaran petir yang akan mendatang.

Bentuk usaha yang dapat dilakukan untuk meminimalisir dampak sambaran petir adalah dengan memprediksi sambaran petir tiap daerah. Dalam mengupayakan hal tersebut dapat dimanfaatkannya perkembangan teknologi baik berupa hardware dan software, salah satunya dengan machine learning berbasis bahasa pemrograman python untuk mengetahui sambaran petir waktu yang akan datang, kemudian hasilnya dipetakan menggunakan software ArcGIS. Hasil prediksi kerapatan sambaran petir yang didapat dipengaruhi dari akurasi dari model machine learning, Akurasi dari hasil algoritma model machine learning dipengaruhi dengan banyaknya data latih yang dimasukkan pada model machine learning, data latih sendiri merupakan sekumpulan data untuk mengajari model untuk dapat membuat prediksi. Semakin banyak data yang dimasukkan maka akan semakin baik model memberikan hasil keluaran data. Dengan mengetahui kerapatan sambaran petir, maka dapat direncanakan upaya – upaya untuk meminimalisir dampak akibat sambaran petir. Hasil prediksi yang didapatkan bisa dijadikan kajian dalam perencanaan peralatan pengaman atau proteksi petir yang memadai.

METODE PENELITIAN

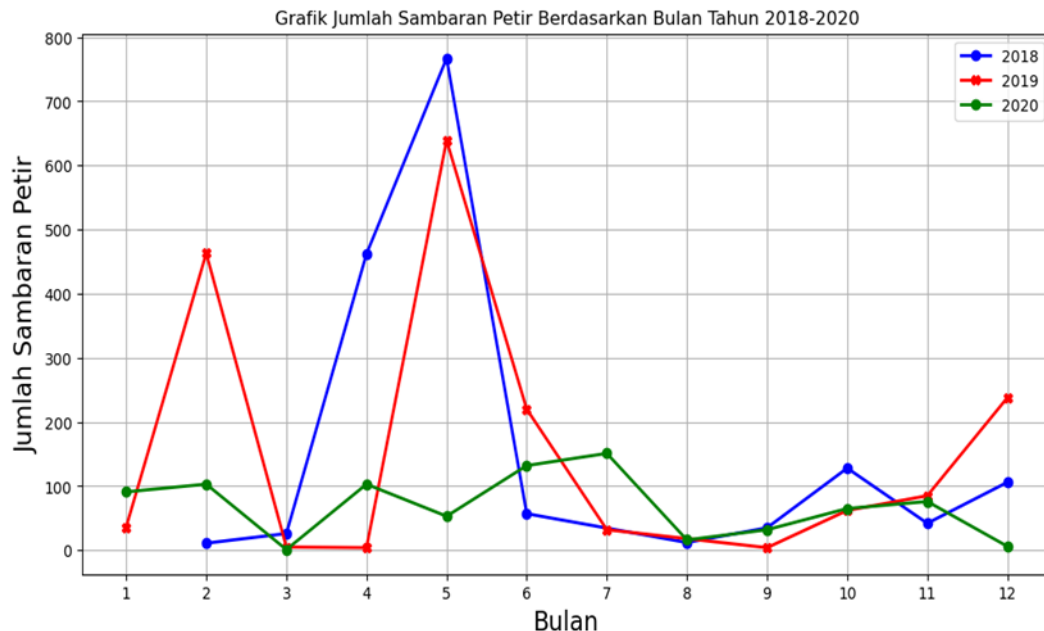
Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode kuantitatif dengan menggunakan data sekunder, sehingga teknik peramalan pada machine learning ini akan bersifat data spasial yang dimana data akan berupa waktu dan lokasi atau letak geografis dari data sekunder yang diperoleh. Dari data tersebut akan dilakukan perancangan model

peramalan menggunakan regresi dan visualisasi berupa interpolasi kriging.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Data Sambaran Petir di Kota Pontianak

Berdasarkan hasil pengolahan data petir dari data sekunder yang telah didapatkan, ditampilkan jumlah sambaran petir per bulan tiap tahunnya dari tahun 2018 hingga 2020 pada wilayah kota Pontianak sebagai berikut:



Gambar 1 Grafik jumlah sambaran petir per bulan tahun 2018-2020

Pada grafik di atas, jumlah sambaran petir pada tahun 2018 dan 2019 memiliki kemiripan dimana pada bulan 5 terjadi jumlah sambaran petir yang banyak dimana pada tahun 2018 terjadi 767 sambaran petir, pada tahun 2019 terjadi 639 sambaran petir. Pada tahun 2018 dan 2019 ada beberapa bulan dimana tidak ada terjadi sambaran petir di kota Pontianak, yakni pada tahun 2018 bulan 1 dan bulan 7, pada tahun 2019 tidak ada sambaran petir pada bulan 8. Data tahun 2020 tidak menunjukkan kesamaan jumlah sambaran petir seperti 2 tahun sebelumnya, namun setiap bulannya selalu terjadi sambaran petir.

2. Pengolahan Data

Data-data yang sudah didapatkan selanjutnya diolah dengan program ArcGIS dengan cara melakukan pembagian kejadian petir ke grid yang telah ditentukan, kemudian dihitung secara manual dengan bantuan program Microsoft Excel. Selanjutnya akan digunakan Visual Studio Code untuk membuat model machine learning dengan metode decision tree regressor secara regresi dan time series. Hasil yang didapat berupa estimasi dari model machine learning akan diolah dengan Microsoft Excel dan ditampilkan pada program ArcGIS.

A. Proses Pengelompokkan Data Sambaran Petir ke Dalam Grid Peta Sambaran Petir

Data koordinat titik ekstrem tiap grid pada peta sambaran petir yang telah dibuat pada ArcGIS di-input ke dalam program Visual Studio Code. Pada Program Visual Studio Code, data koordinat titik ekstrem akan dijadikan pembatas sehingga ketika dimasukkan data sambaran petir, data sambaran petir tersebut langsung dikelompokkan ke dalam grid peta petir. Berikut alur pengelompokkan data sambaran petir ke dalam grid peta sambaran petir.

1. Pengolahan Data Koordinat Latitude – Longitude Sambaran Petir

Data sambaran petir yang telah dikumpulkan diolah dengan hanya menyisahkan label berupa koordinat latitude – longitude, waktu yang berupa tanggal kejadian sambaran petir dan jenis cloud to ground sambaran petir.

2. Mendata Ekstrem Grid Peta Kota Pontianak Pada Software ArcGIS

Pada grid peta petir yang telah dibuat dari SHP kota Pontianak, dikumpulkan koordinat ekstrem yang berupa koordinat latitude-longitude titik di ujung kiri atas dan ujung kanan bawah pada masing-masing grid.

3. Membuat Skrip Pengelompokkan Data Sambaran Petir Berdasarkan Data Koordinat Ekstrem

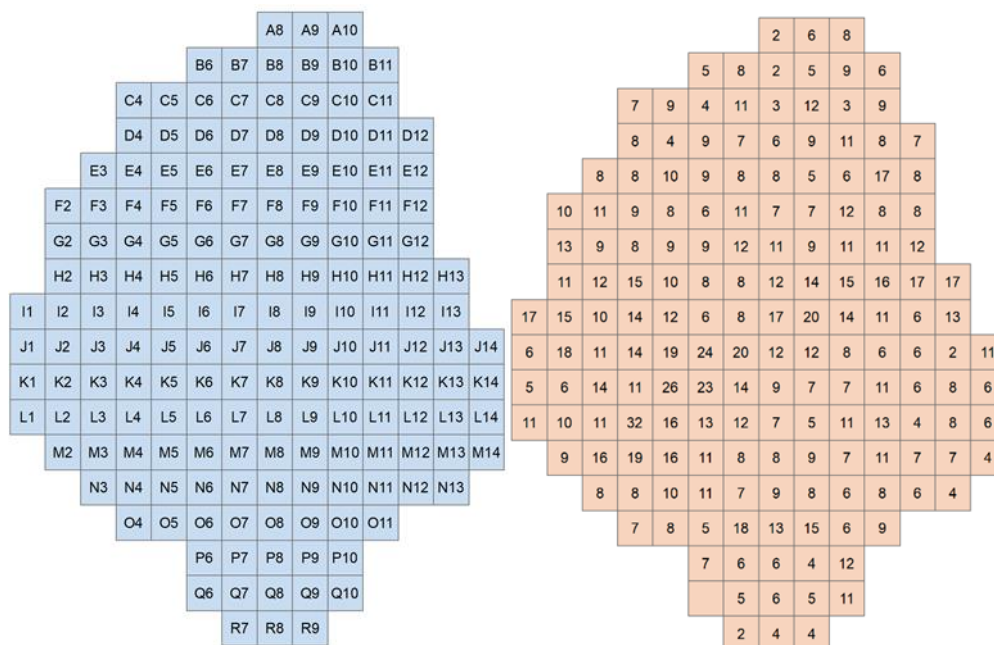
Membuat skrip pengelompokkan data sambaran petir berdasarkan data koordinat ekstrem grid peta petir dengan cara memasukkan data koordinat ekstrem ke dalam program python sebagai batas agar data sambaran petir termasuk dalam kategori sebuah grid sehingga memudahkan perhitungan jumlah sambaran petir tiap grid. Untuk skrip yang digunakan dapat dilihat pada lampiran A

4. Memasukkan Data Sambaran Petir Ke Dalam Skrip

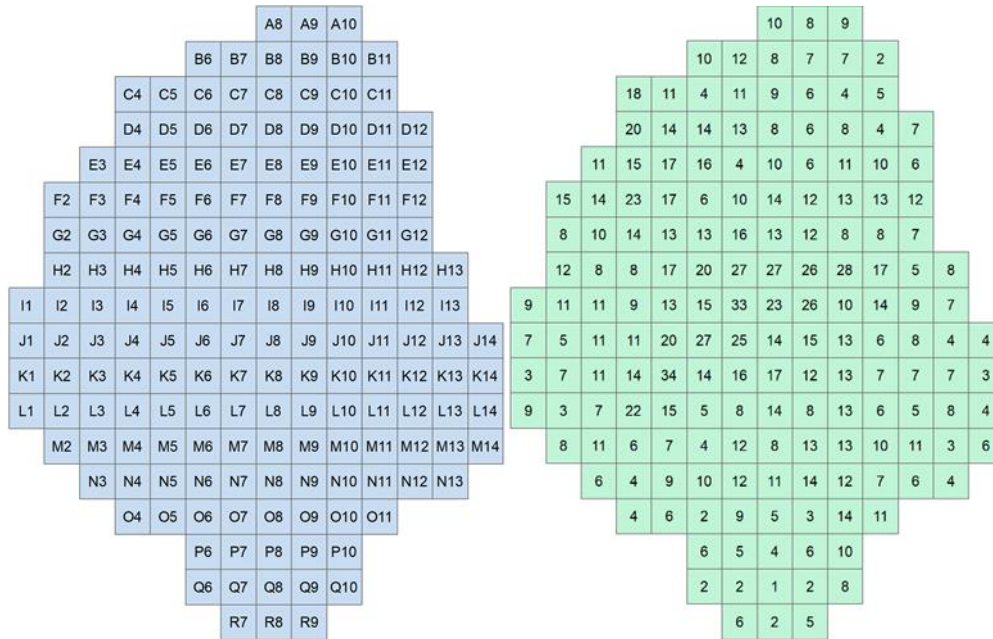
Data sambaran petir tahun 2018-2020 yang telah diolah sebelumnya dimasukkan ke dalam skrip pengelompokkan data sambaran petir dan selanjutnya akan didapatkan hasil berupa jumlah sambaran petir tiap grid.

B. Jumlah Kepadatan Sambaran Petir

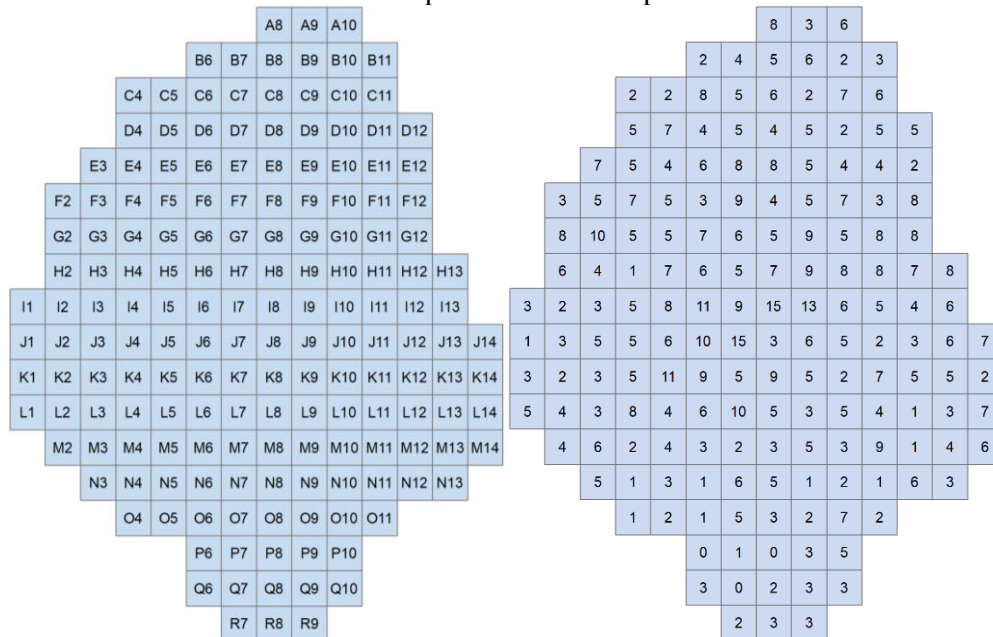
Data sambaran petir dari data sekunder yang telah dilakukan pengelompokkan data sambaran petir ke dalam grid peta sambaran petir dengan alur yang tertera pada sub bab A akan dihitung jumlah kepadatan sambaran petirnya dan rata-rata kepadatan sambaran petir per tahun per gridnya yang tertera pada tabel di lampiran B dan ditampilkan sebagai berikut:



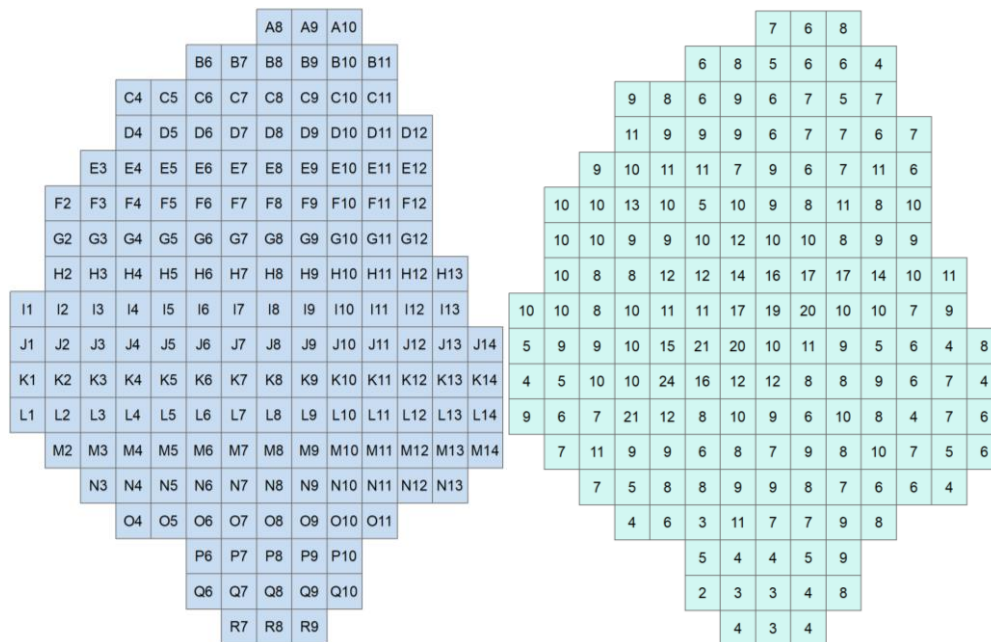
Gambar 2 Jumlah kepadatan sambaran petir tahun 2018



Gambar 1 Jumlah kepadatan sambaran petir tahun 2019



Gambar 2 Jumlah kepadatan sambaran petir tahun 2020



Gambar 3 Jumlah rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020

Dari gambar 2 hingga gambar 5 di atas, dapat dilihat bahwa jumlah kepadatan sambaran petir terbanyak terjadi pada *grid* K5 pada tahun 2019 yakni terjadi 34 sambaran petir/*grid*. Sedangkan kepadatan sambaran petir dengan jumlah terkecil adalah 0 sambaran petir/*grid* yang terjadi pada *grid* Q6 tahun 2018 dan *grid* P6, P8 dan Q7 pada tahun 2020. Adapun rata-rata kepadatan sambaran petir terbesarnya adalah 24 sambaran petir/*grid*/tahun yang terletak di *grid* K5 dan yang tersedikit adalah 2 sambaran petir/*grid*/tahun yang terletak di *grid* Q6.

C. Jumlah Kepadatan Sambaran Petir Menggunakan Machine Learning

Langkah-langkah estimasi kepadatan sambaran petir menggunakan *machine learning* dilakukan dengan memisahkan data sambaran petir tahun 2018-2020 dari data sekunder menjadi data latih dan data uji. Pada data latih dikelompokkan menjadi 2 jenis komponen yakni variabel *independent* dan variabel *dependent*, yang tergolong variabel *independent* adalah tanggal terjadinya sambaran petir, jenis *cloud to ground* sambaran petir, koordinat terjadinya sambaran petir, koordinat ekstrem *grid* per 1 km² pada peta sambaran petir dan koordinat *centeroid grid* yang telah dibuat sebelumnya. Sedangkan yang tergolong sebagai variabel *dependent* adalah jumlah sambaran petir yang terjadi per harinya di tiap *grid*. Data uji sendiri adalah data sambaran petir tahun 2018-2020 dari data sekunder yang dapat diatur sesuai kebutuhan.

Kemudian setelah memisahkan data latih dan data uji, dilakukan pembuatan model machine learning sebagai berikut:

```

from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.model_selection import train_test_split

dtr=DecisionTreeRegressor(random_state=0)
# Fit train data to GBR

dtr.fit(X_train2018,y_train2018)

```

DecisionTreeRegressor
DecisionTreeRegressor(random_state=0)

Gambar 6 Pembuatan model machine learning

X_train2018 sendiri adalah data independent tahun 2018, sedangkan y_train2018 adalah data dependent tahun 2018. Adapun untuk mendapatkan hasil estimasi machine learning digunakan command seperti berikut:

Hasil 2018 estimasi = `abs((dtr.predict(X_test2018)).astype(int))`

Kemudian dilakukan lagi langkah-langkah di atas untuk mengestimasi tahun-tahun berikutnya.

Setelah didapatkan hasil estimasi dari machine learning maka perlu dilakukan perhitungan nilai error untuk menguji keakuratan estimasi machine learning. Adapun cara untuk menghitung nilai error tiap grid digunakan rumus absolute percentage error seperti berikut:

$$\text{Absolute percentage error} = \left| \frac{\text{data}_i - \text{estimasi machine learning}_i}{\text{data}_i} \right| \times 100\%$$

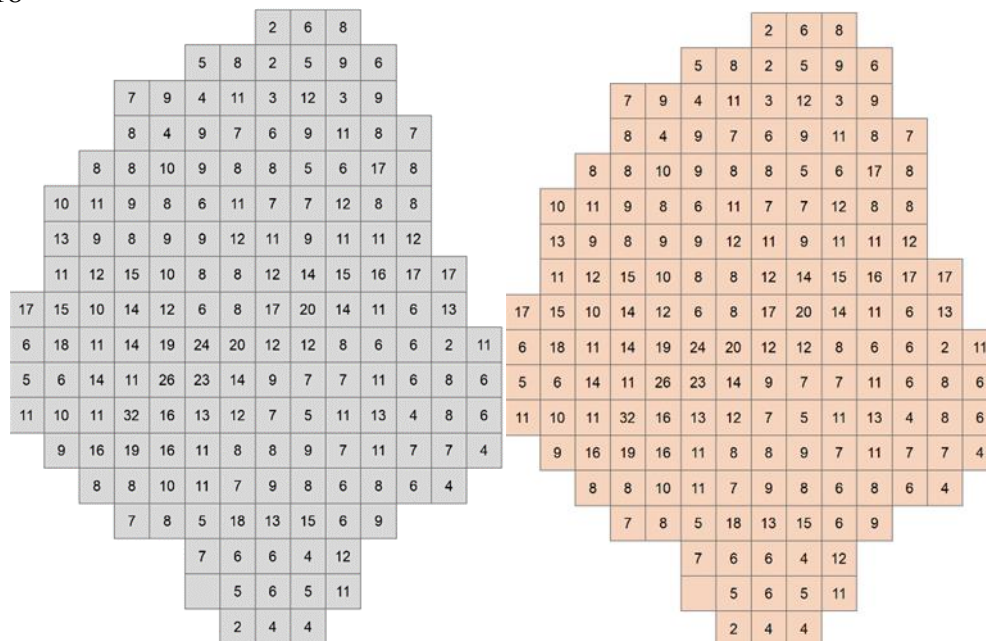
Dimana:

- data adalah data asli
- estimasi machine learning_i adalah nilai yang didapat dari machine learning.

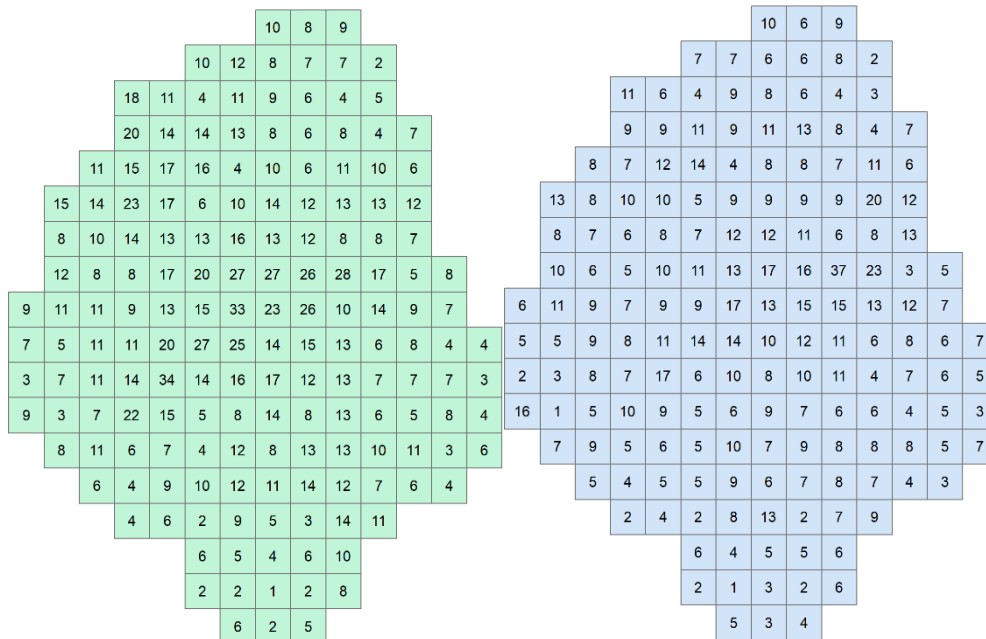
Apabila kedua data baik data asli dan estimasi *machine learning* memiliki nilai 0 yang tidak terlalu banyak, maka nilai absolut dibagi dengan data sebenarnya dianggap -, data tersebut akan diabaikan.

Berdasarkan data sambaran petir sebelumnya dibuat model *machine learning* dengan metode *decision tree regressor* didapat data sebagai berikut:

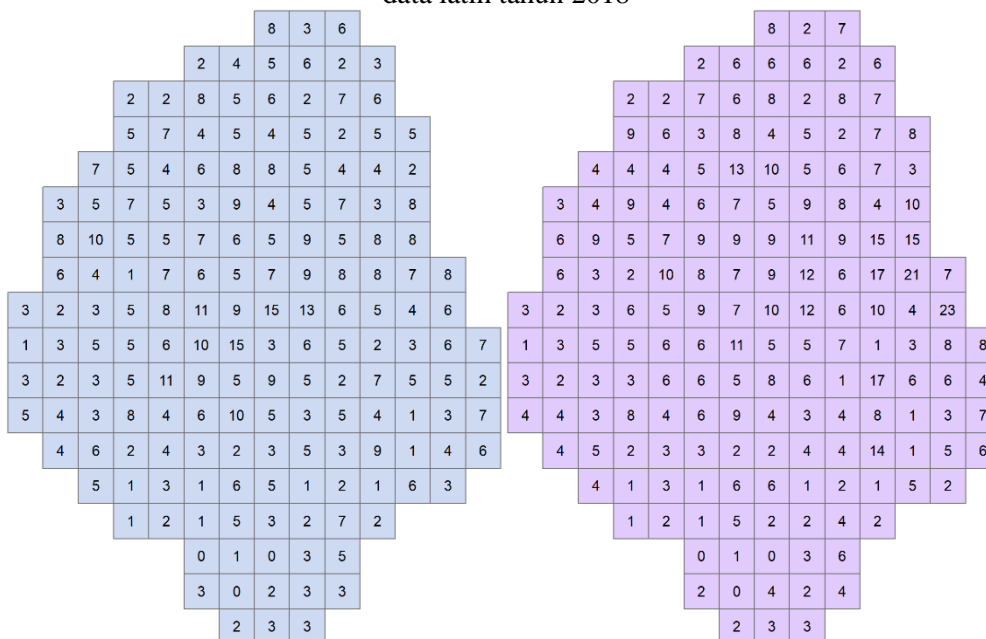
1. Estimasi Kepadatan Sambaran Petir Tahun 2019-2020 Menggunakan Data Latih Tahun 2018



Gambar 4 Estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2018 menggunakan *machine learning* dengan data latih tahun 2018



Gambar 5 Estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2019 menggunakan *machine learning* dengan data latih tahun 2018



Gambar 6 Estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2020 menggunakan *machine learning* dengan data latih tahun 2018

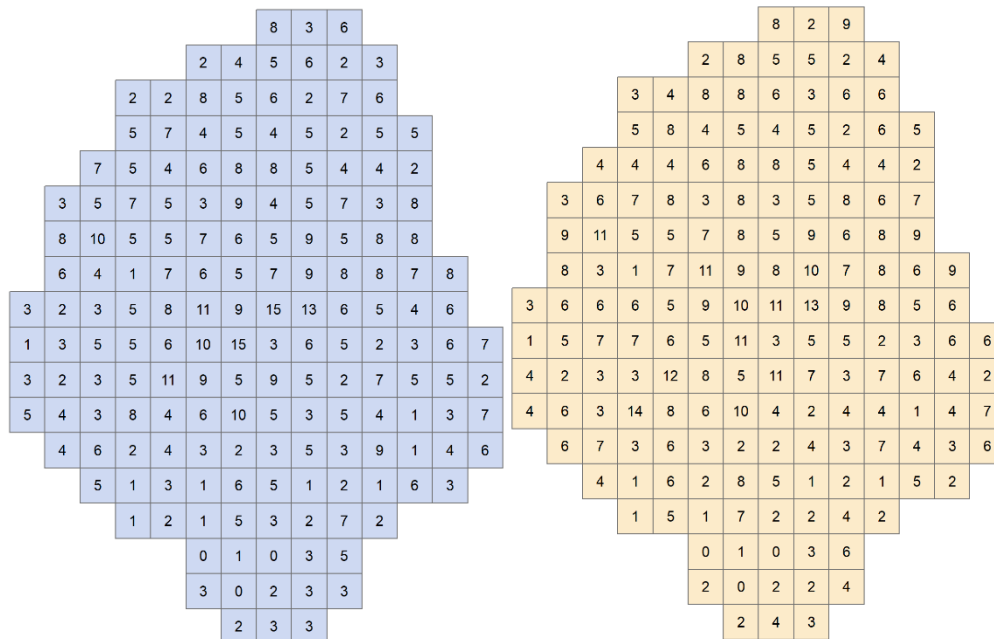
Pada gambar 7 hingga gambar 9 di atas, dapat dilihat bahwa estimasi menggunakan *machine learning* tidak mengubah data yang asli seperti pada gambar 7. Dari hasil estimasi menggunakan *machine learning* ketika data tahun 2018 sebagai data latih didapatkan *error* terbesar pada estimasi tahun 2019 sebesar 200%, sedangkan untuk tahun 2020 didapatkan *error* terbesar sebesar 283% yang tertera pada lampiran C. Nilai *error* terkecilnya berupa 0% hal ini dapat dilihat pada tabel kolom tahun 2018, data yang sebenarnya sama dengan data hasil estimasi *machine learning*. Adapun pada estimasi *machine learning* menggunakan data tahun 2018 untuk tahun 2019 dan tahun 2020 data masih menunjukkan nilai yang belum cukup akurat.

Setelah menghitung masing-masing *absolute percentage error* tiap *grid*, didapat nilai *mean absolute percentage error* (MAPE) data estimasi tahun 2019 sekitar 30,212%

sedangkan untuk estimasi tahun 2020 didapatkan MAPE sekitar 26,6359%, untuk data tahun 2020 sendiri bisa didapat cukup rendah MAPE-nya dikarenakan adanya kesamaan nilai kepadatan sambaran petir yang berjumlah 0 pada hasil estimasi dan data aktual yang terletak di 3 *grid*. Adapun jumlah *grid* yang belum tepat diestimasi pada tahun 2019 oleh data latih tahun 2018 sebanyak 142 *grid* sedangkan jumlah *grid* yang belum tepat diestimasi pada tahun 2020 oleh data latih tahun 2018 sebanyak 107 *grid*.

Kemudian dilakukan lagi estimasi menggunakan *machine learning* menggunakan data latih tahun 2018-2019 dan didapatkan hasil seperti berikut:

1. Estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2020 menggunakan data tahun 2018-2019 sebagai data latih

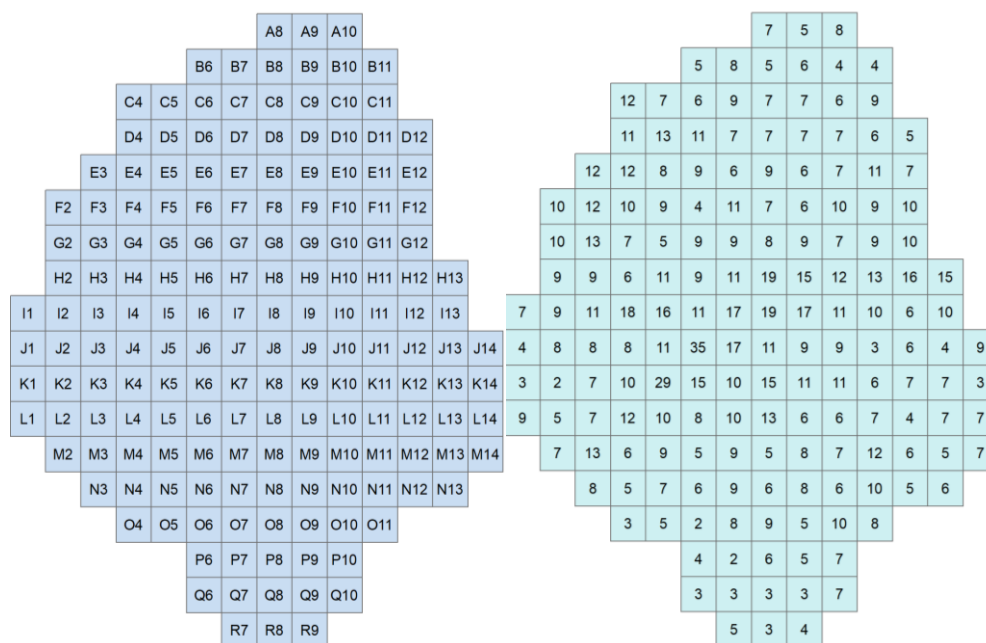


Gambar 7 Estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2020 menggunakan machine learning dengan data latih tahun 2018-2019

Pada gambar 10 di atas, dapat dilihat pada estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2020 didapat jumlah kepadatan sambaran petir tersedikit adalah 0 sambaran petir/*grid* baik pada *grid* P6, P8 dan Q7 yang berlaku sama dengan kejadian sebenarnya. Nilai *absolute percentage error* terbesar terjadi pada *grid* M12 sebesar 300% yang tertera pada lampiran D. Nilai MAPE yang didapatkan ketika menggunakan data tahun 2018-2019 untuk mengestimasi tahun 2020 sebesar 23,0152%. Adapun jumlah *grid* yang belum tepat diestimasi oleh *machine learning* sebanyak 97 *grid*.

Selanjutnya model *machine learning* akan digunakan untuk membuat prakiraan kepadatan sambaran petir tahun 2021 dengan cara memasukkan data *independent* untuk tahun 2021 ke dalam model *machine learning* dan didapatkan hasil yang dapat dilihat pada table di lampiran E dan ditampilkan sebagai berikut:

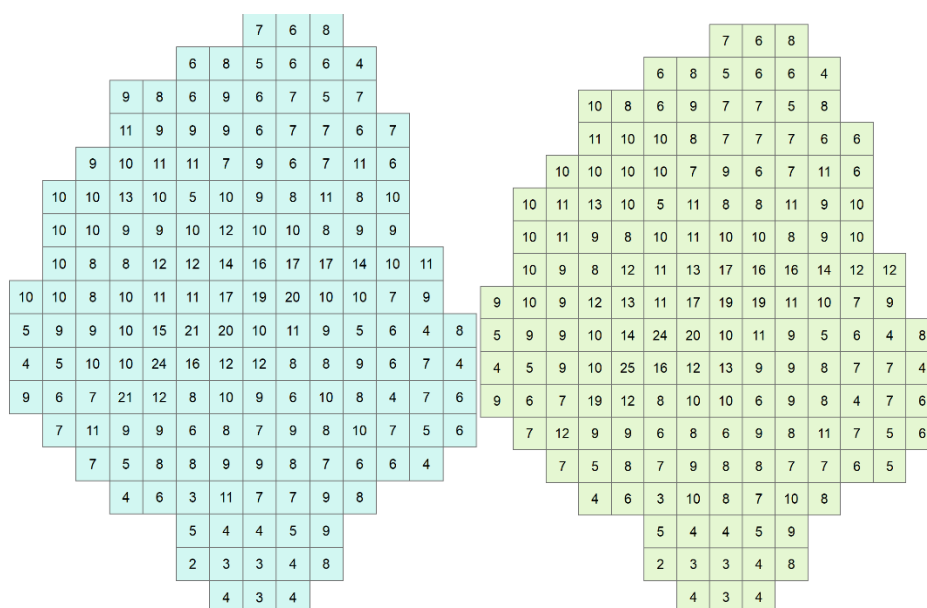
2. Estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2021 menggunakan data tahun 2018-2020 sebagai data latih



Gambar 8 Estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2021 menggunakan *machine learning* dengan data latih tahun 2018-2020

Pada gambar 11 di atas, kepadatan sambaran petir terbanyak terjadi di *grid* J6 sebanyak 35 sambaran petir/*grid*. Sedangkan sambaran petir tersedikit terjadi sebanyak 2 sambaran petir/*grid* yang terletak di *grid* K2, O6, P7.

Kemudian dari data rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020 akan disandingkan dengan data rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2021, pada data rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2021, data tahun 2018-2020 merupakan data aktual sedangkan data tahun 2021 merupakan data hasil estimasi *machine learning*. Hal ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh data estimasi *machine learning* terhadap rata-rata kepadatan sambaran petir yang sebenarnya. Perbandingan data rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020 dengan data rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2021 dapat dilihat pada lampiran F dan ditampilkan pada gambar berikut:



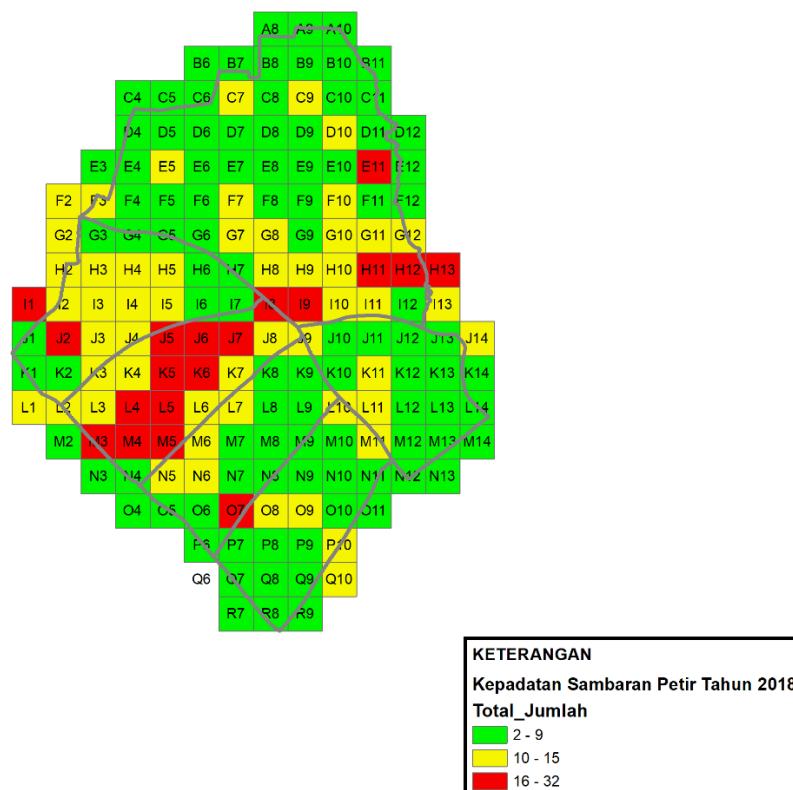
Gambar 9 Rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020 dan rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2021

Pada gambar 12 di atas, gambar disebelah kiri merupakan rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020 dan gambar di sebelah kanan merupakan rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2021. Didapat rata-rata kepadatan sambaran petir pada kedua data memiliki nilai terbesar berada di *grid* K5 sebanyak 24 dan 25 sambaran/grid/tahun. Sedangkan nilai terkecilnya berada di *grid* Q6 sebanyak 2 sambaran/grid/tahun. Hasil rata-rata yang ditunjukkan ketika ditambahkan data tahun 2021 tidak merubah jauh hasil rata-rata tahun 2018-2020.

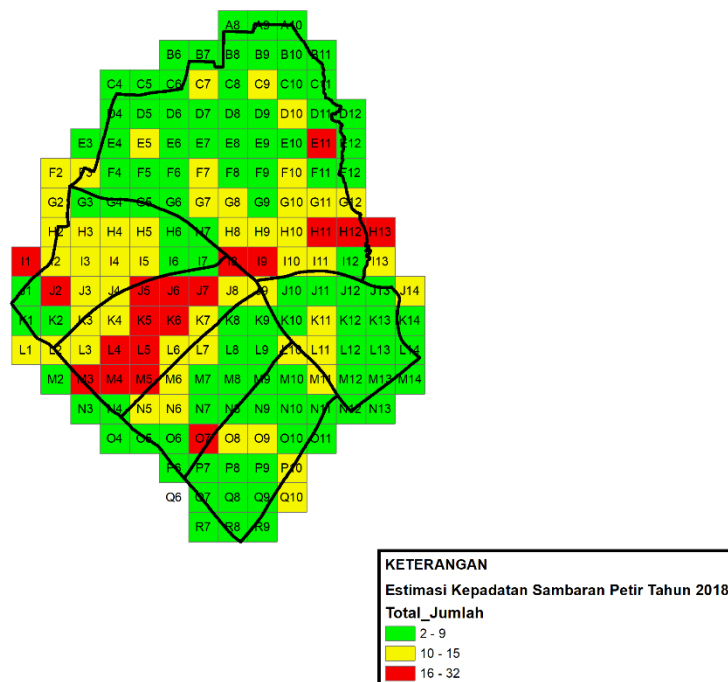
D. Pola Kepadatan Sambaran Petir

Berdasarkan data jumlah kepadatan sambaran petir sebelumnya dibuat peta pola kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020 dan tahun 2021 serta peta rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020 yang akan disandingkan dengan peta rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2021 untuk melihat pengaruh data kepadatan sambaran petir tahun 2021 hasil estimasi *machine learning* terhadap data rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020. Pada peta, apabila pola menunjukkan warna hijau maka *grid* tersebut memiliki kepadatan sambaran petir yang rendah, apabila kuning menunjukkan *grid* tersebut kepadatan sambaran petirnya menengah, sedangkan merah menunjukkan kepadatan petir di *grid* tersebut tinggi. Interpolasi yang digunakan adalah metode *kriging* tipe *ordinary* semivariogram model *spherical*.

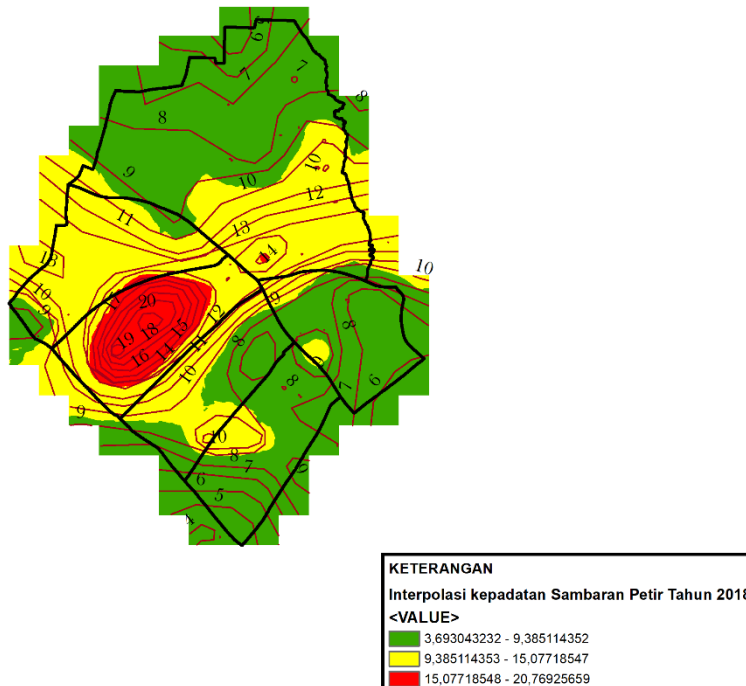
Pada peta kepadatan sambaran petir tahun 2018 menggunakan data tahun 2018 sebagai data latih, didapat perbandingan pola sebagai berikut:



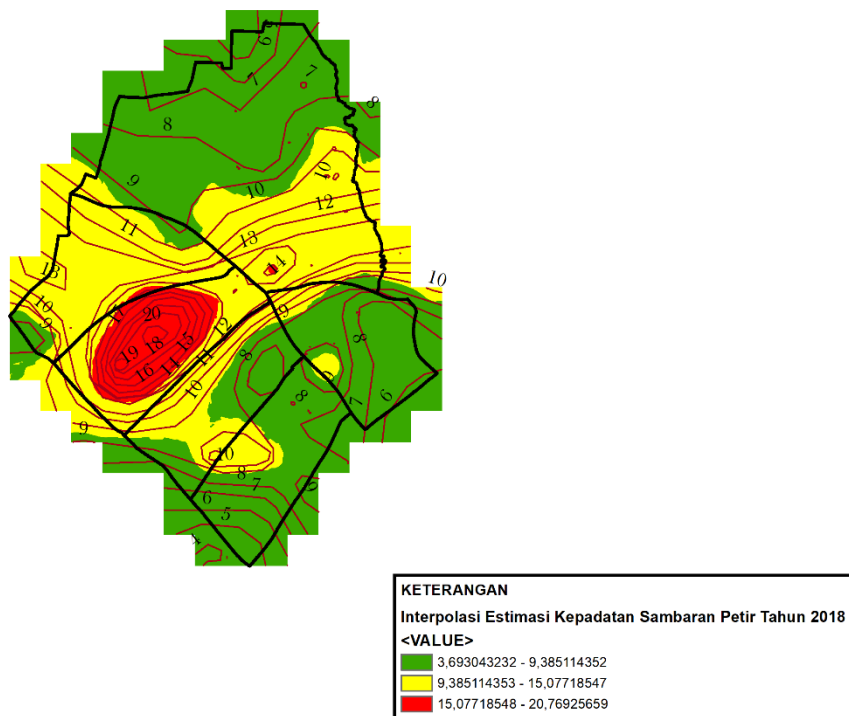
Gambar 10 Peta kepadatan sambaran petir tahun 2018



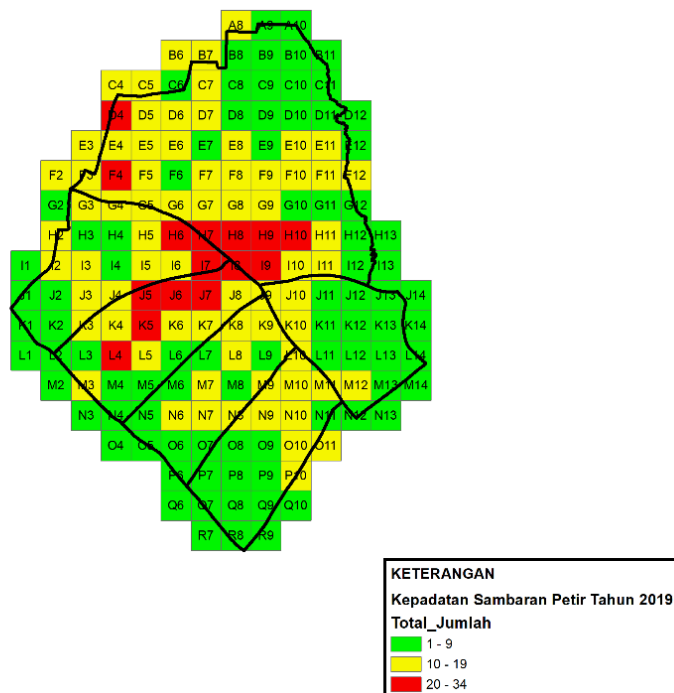
Gambar 11 Peta estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2018
 Pada perbandingan pola kepadatan sambaran petir di atas, *machine learning* tidak mengubah data asli. Adapun hasil interpolasinya sebagai berikut:



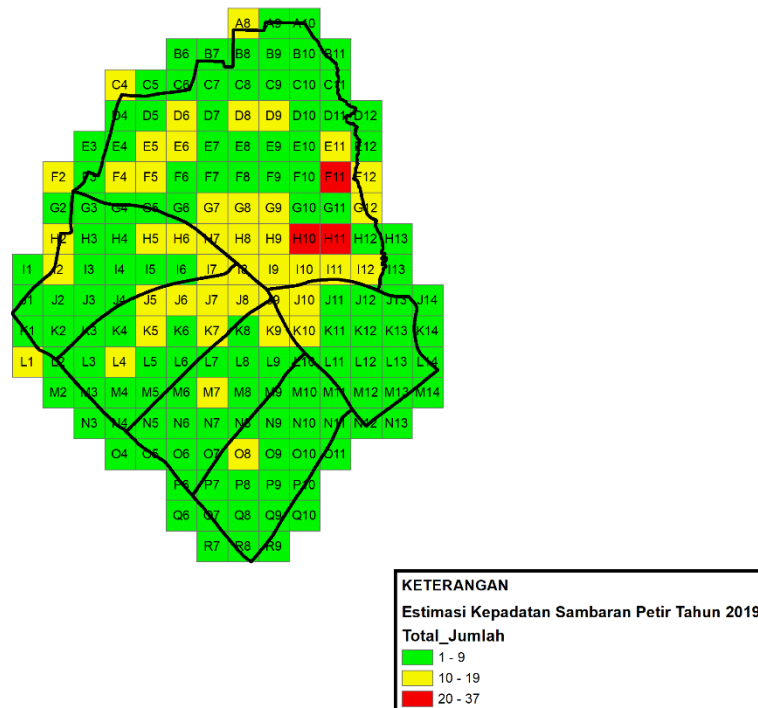
Gambar 12 Peta interpolasi kepadatan sambaran petir tahun 2018



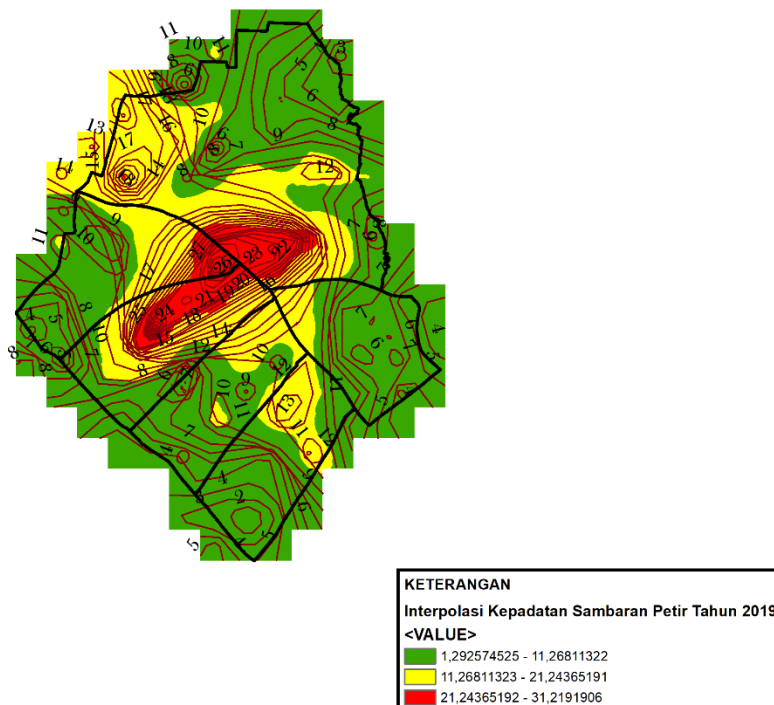
Gambar 13 Peta interpolasi estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2018
 Pada peta kepadatan sambaran petir tahun 2019 menggunakan data tahun 2018 sebagai data latih, didapat perbandingan pola sebagai berikut:



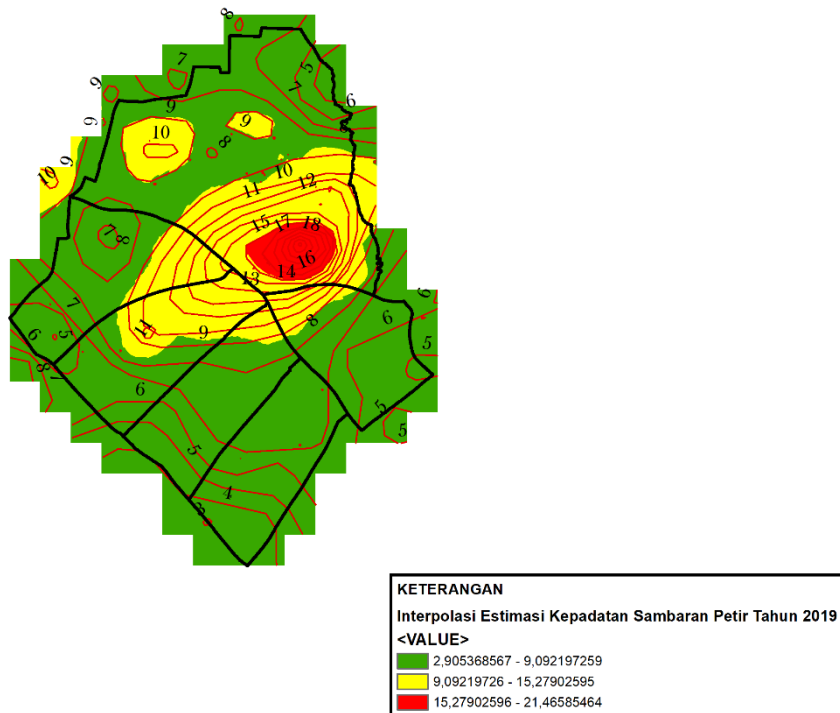
Gambar 14 Peta kepadatan sambaran petir tahun 2019



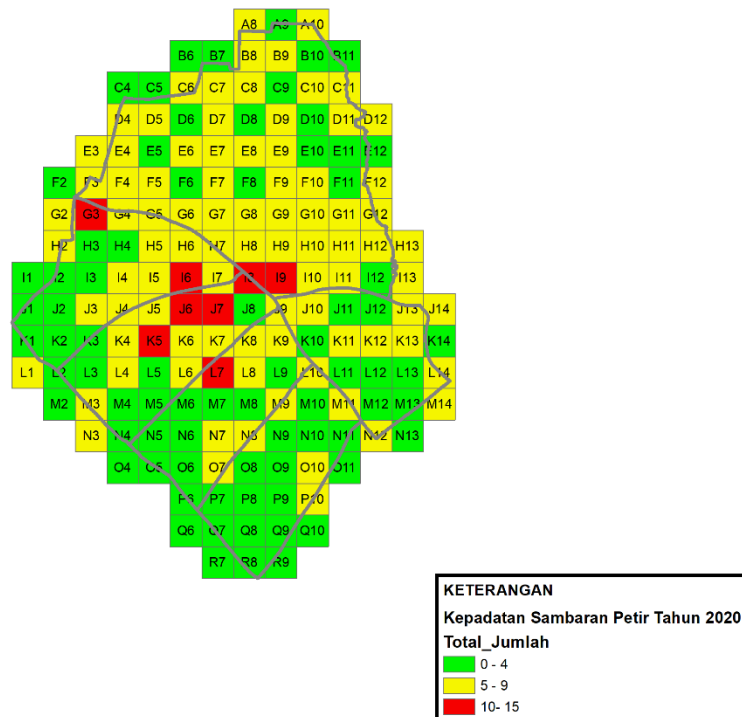
Gambar 15 Peta estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2019
 Pola yang didapat terjadi perbedaan yang signifikan, pengelompokan warna *grid* terjadi penyimpangan yang begitu jauh. Berikut hasil interpolasinya:



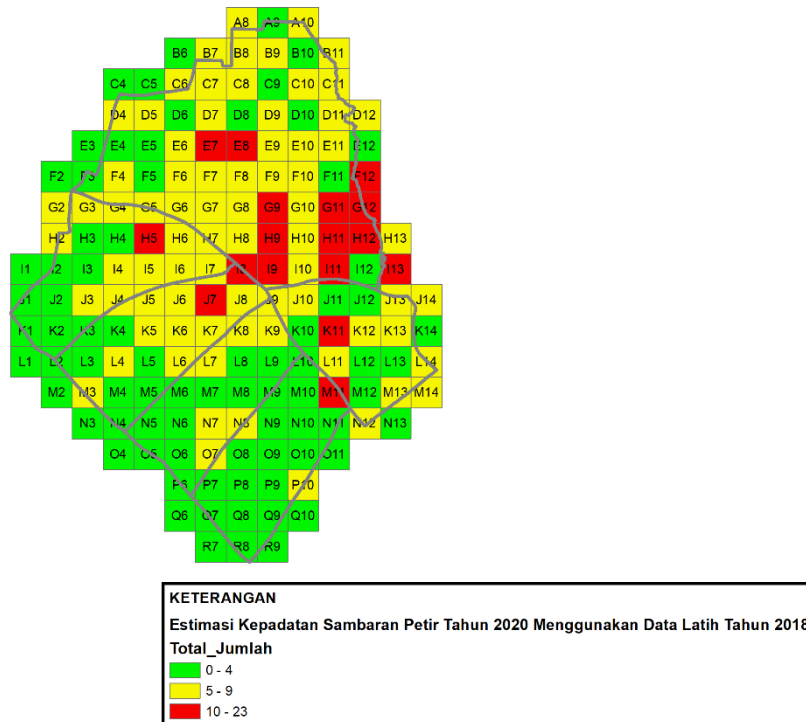
Gambar 16 Peta interpolasi kepadatan sambaran petir tahun 2019



Gambar 17 Peta interpolasi estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2019
Pada peta kepadatan sambaran petir 2020 menggunakan data latih 2018 didapatkan perbandingan pola kepadatan sambaran petir sebagai berikut:

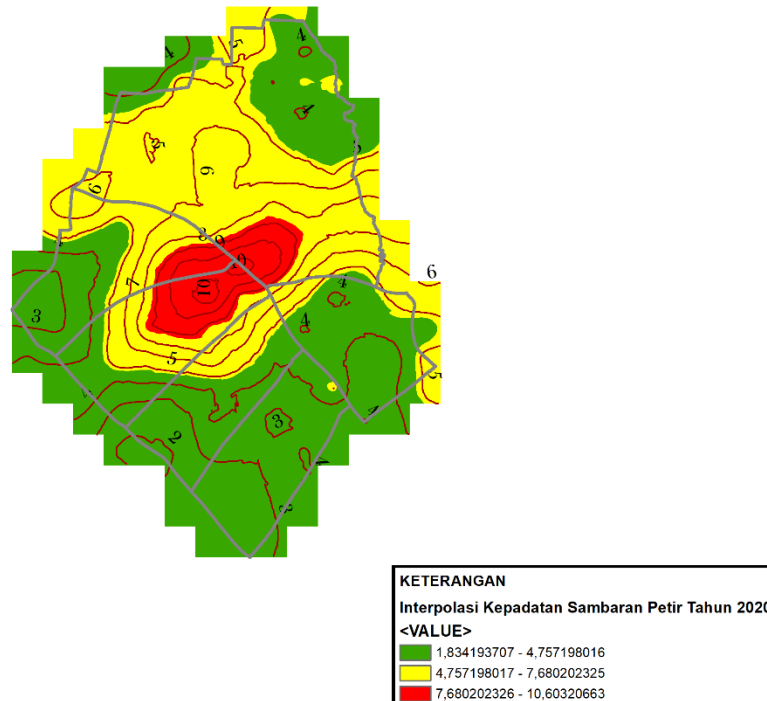


Gambar 18 Peta kepadatan sambaran petir tahun 2020

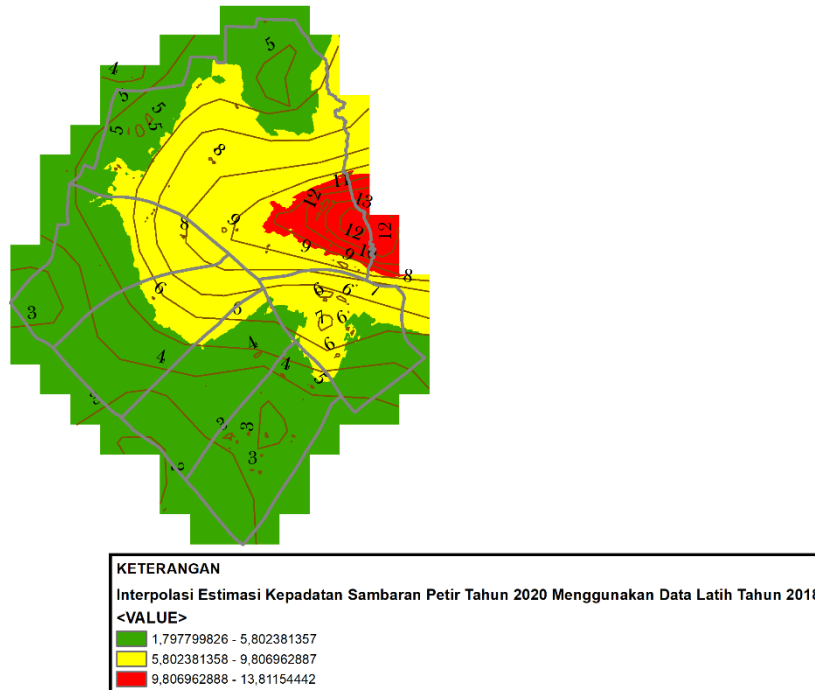


Gambar 19 Peta estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2020 menggunakan data latih tahun 2018

Pola kepadatan petir yang didapat juga belum akurat. Persebaran area yang berwarna merah pada hasil estimasi lebih condong ke arah kanan sedangkan pada kejadian sebenarnya lebih berada di tengah-tengah peta. Berikut hasil interpolasinya:

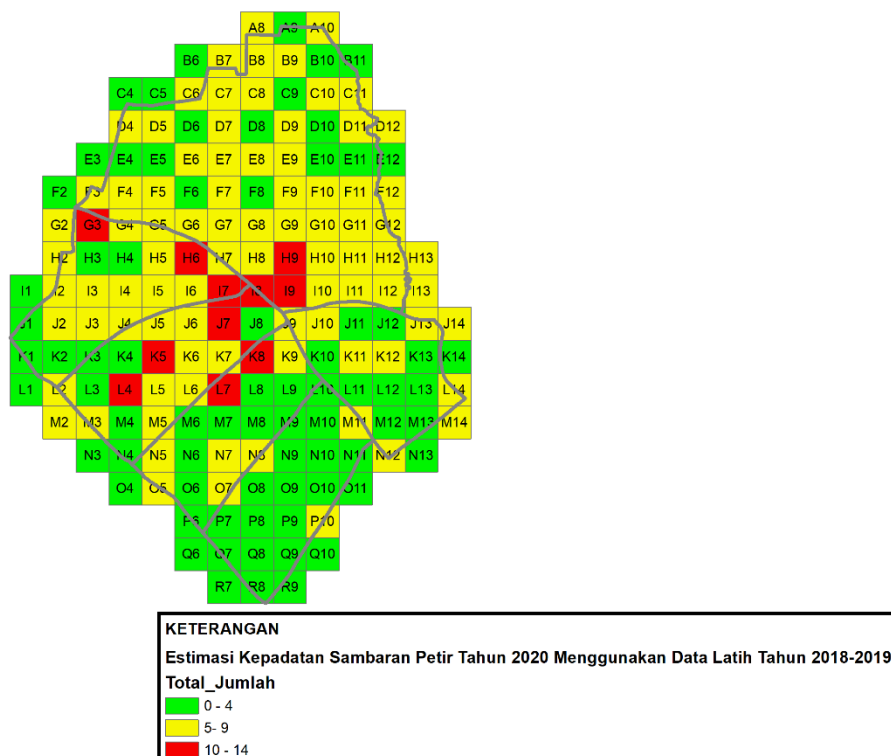


Gambar 20 Peta interpolasi kepadatan sambaran petir tahun 2020



Gambar 21 Peta interpolasi estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2020 menggunakan data latih tahun 2018

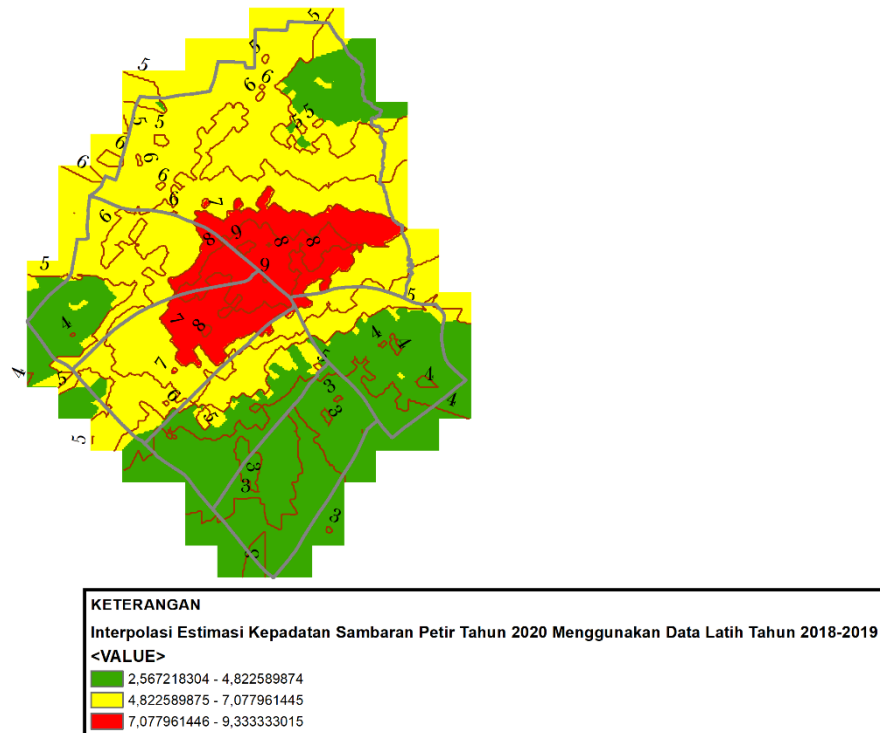
Pada peta kepadatan sambaran petir tahun 2020 menggunakan data latih tahun 2018-2019 didapatkan hasil sebagai berikut:



Gambar 22 Peta estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2020 menggunakan data latih tahun 2018-2019

Pola kepadatan sambaran petir yang didapat sudah semakin mirip dengan kejadian yang sebenarnya, hanya terjadi sedikit ketidakselarasan warna tetapi tidak terlalu jauh signifikan. Adapun peta kepadatan sambaran petir di atas setelah dilakukan interpolasi

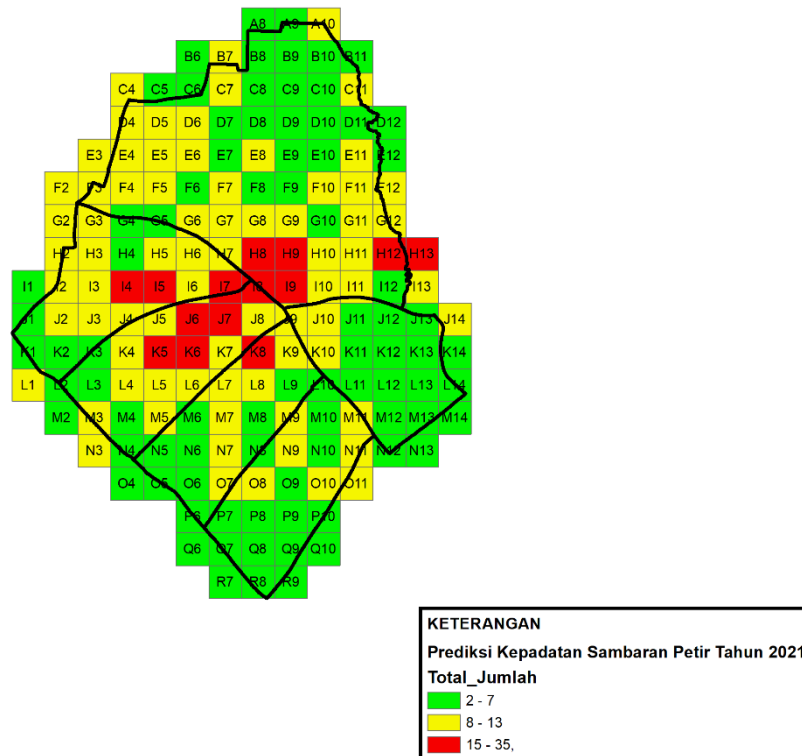
memiliki kontur yang saling mendekati dimana warna merah berada di pusat peta yang ditunjukkan sebagai berikut:



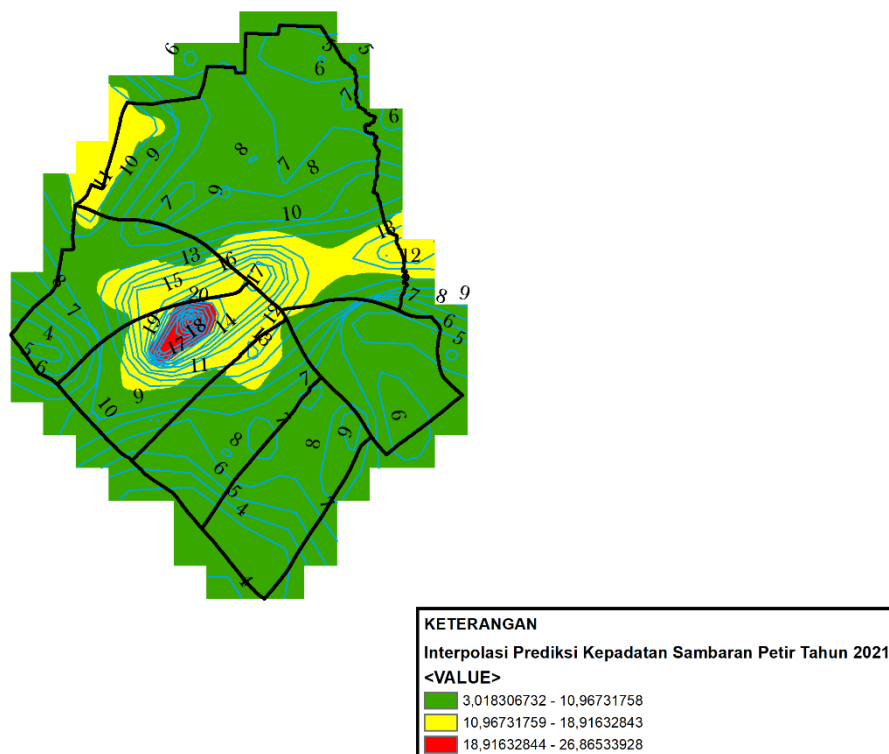
Gambar 23 Peta interpolasi estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2020 menggunakan data latih tahun 2018-2019

Pada peta kepadatan sambaran petir tahun 2020 menggunakan data latih tahun 2018-2019 hasil kepadatan petir dapat terkoreksi mendekati seperti pada data aslinya.

Selanjutnya dibuat peta pola kepadatan sambaran petir dan peta interpolasi sambaran kepadatan petir untuk tahun 2021 berdasarkan hasil estimasi dari model *machine learning* yang ditunjukkan sebagai berikut:

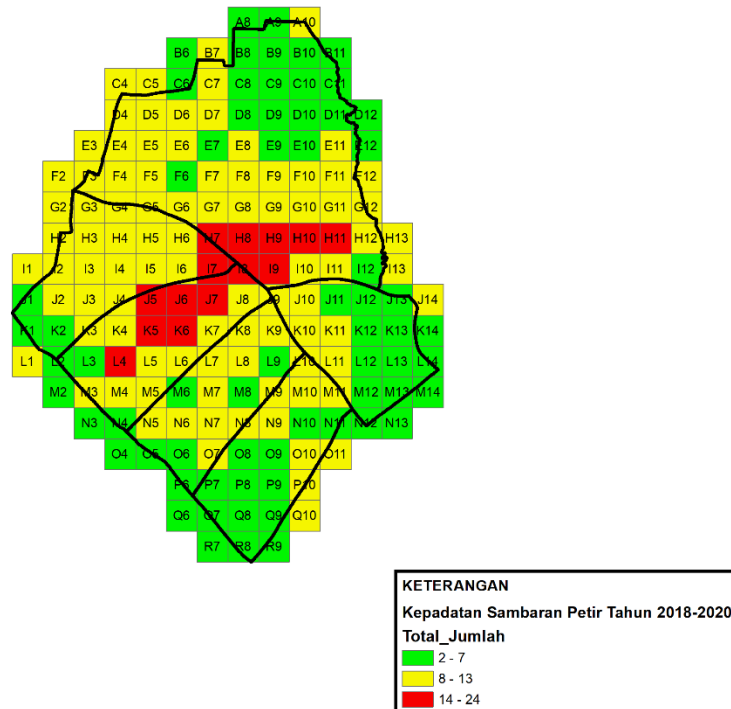


Gambar 24 Peta prediksi kepadatan sambaran petir tahun 2021

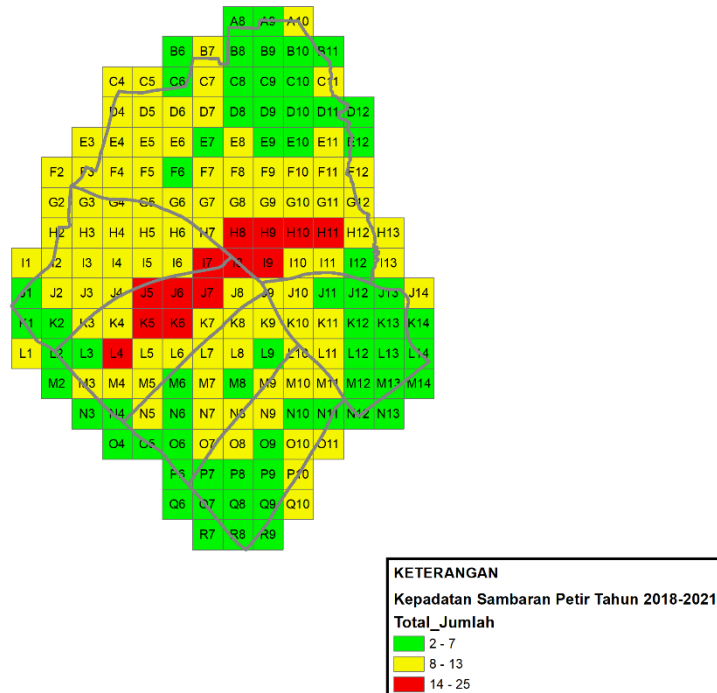


Gambar 25 Peta interpolasi prediksi kepadatan sambaran petir tahun 2021

Kemudian dari peta estimasi kepadatan sambaran petir tahun 2021, akan dibuat peta rata-rata kepadatan sambaran petir pada tahun 2018-2021 untuk disandingkan dengan peta rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020 seperti berikut:

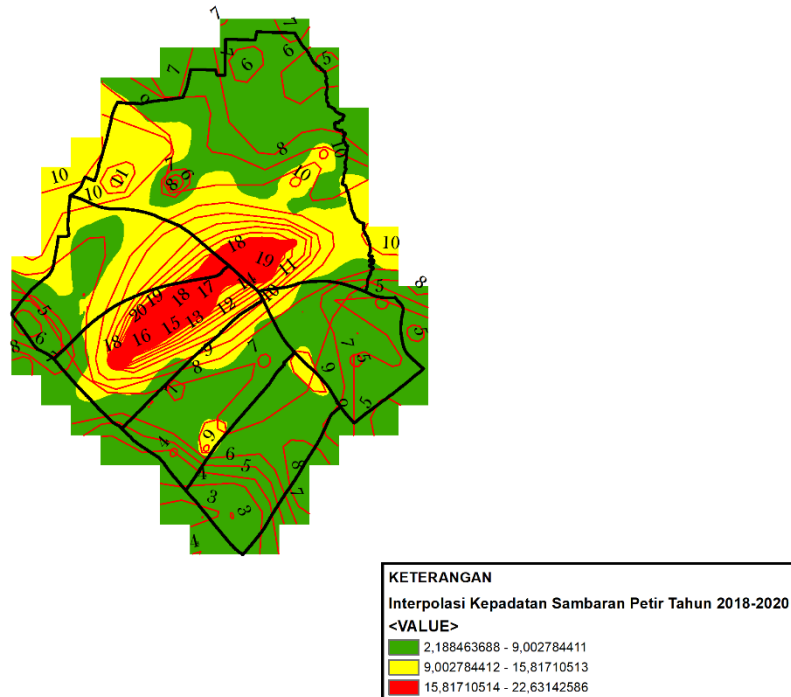


Gambar 26 Peta kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020

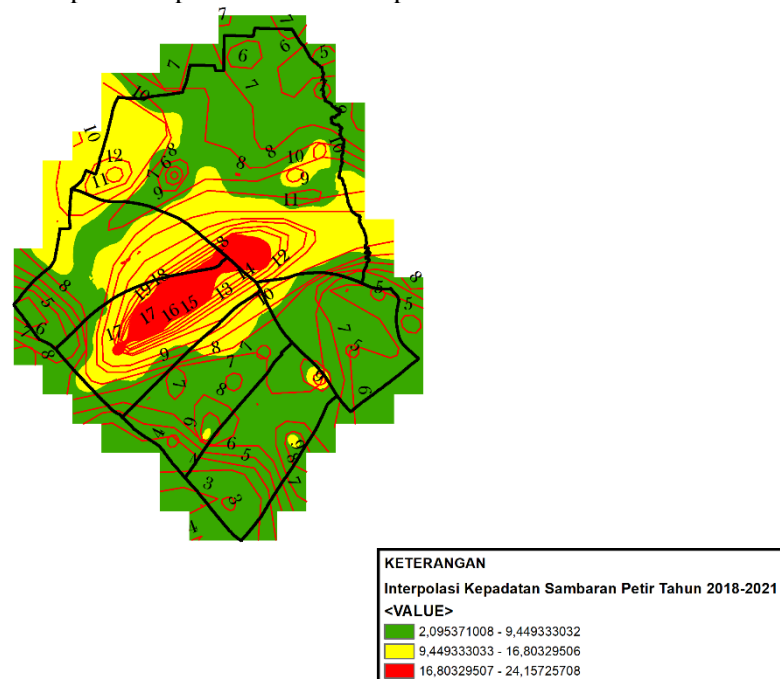


Gambar 27 Peta kepadatan sambaran petir tahun 2018-2021

Pada gambar 19 dan gambar 20 di atas, dapat dilihat bahwa data prediksi tahun 2021 tidak mempengaruhi banyak pada hasil kepadatan sambaran petir pada tahun 2018-2020. Berikut hasil perbandingan interpolasi peta kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020 dan peta kepadatan sambaran petir tahun 2018-2021:



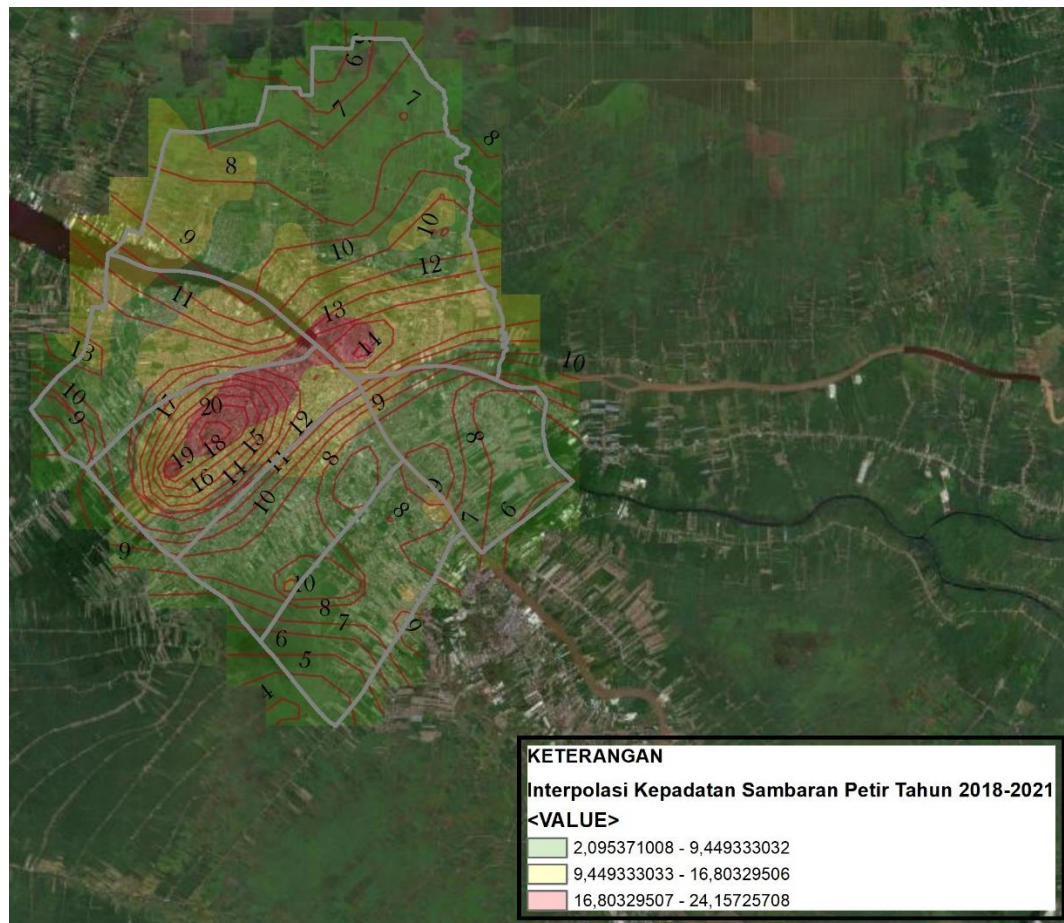
Gambar 28 Peta interpolasi kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020



Gambar 29 Peta interpolasi kepadatan sambaran petir tahun 2018-2021

Pada hasil interpolasi di atas dapat dilihat bahwa kepadatan sambaran petir dari peta rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020 dan peta rata-rata kepadatan sambaran petir tahun 2018-2021 tidak terlalu jauh perbedaannya, pola kepadatan sambaran petir yang tergolong tinggi pun terlihat mirip.

Berikut adalah tampilan peta kepadatan sambaran petir untuk tahun 2018-2021 yang telah digabungkan dengan peta satelit kota Pontianak



Gambar 30 Peta kepadatan sambaran petir kota Pontianak tahun 2018-2021

Pada peta didapatkan wilayah kecamatan Pontianak Kota dan Pontianak Utara yang terdapat banyak bangunan dan terletak dekat dengan sungai Kapuas memiliki nilai kepadatan sambaran petir yang besar untuk per tahunnya yang ditandai dengan warna merah, sedangkan wilayah yang ditandai dengan warna hijau seperti pada wilayah kecamatan Pontianak Timur, Pontianak Selatan, Pontianak Tenggara dan sebagian di ujung atas kecamatan Pontianak Utara, kepadatan sambaran petir per tahunnya cenderung lebih sedikit karena areanya tidak terlalu padat akan bangunan yang tinggi dan terletak jauh dari wilayah sungai Kapuas. Warna Kuning cenderung ditunjukkan di wilayah kecamatan Pontianak Kota, Pontianak Utara dan Pontianak Barat.

3. Analisa dan Pembahasan

Berdasarkan data kepadatan sambaran petir tahun 2018, kecamatan di kota Pontianak yang memiliki daerah rawan petir terbanyak adalah kecamatan Pontianak Kota dengan 12 *grid*, diikuti oleh kecamatan Pontianak Utara dengan 6 *grid*, dengan kepadatan sambaran petir berkisar antara 16-32 sambaran petir/*grid*. Pada tahun 2019, data menunjukkan bahwa kecamatan Pontianak Utara memiliki daerah rawan petir terbanyak dengan 9 *grid*, diikuti oleh kecamatan Pontianak Kota dengan 8 *grid*, dengan kepadatan sambaran petir berkisar antara 20-34 sambaran petir/*grid*. Pada tahun 2020, kecamatan Pontianak Kota kembali memiliki daerah rawan petir terbanyak dengan 7 *grid*, diikuti oleh kecamatan Pontianak Barat dan Pontianak Utara, sebanyak 3 *grid*, dengan kepadatan sambaran petir berkisar antara 10-15 sambaran petir/*grid*. Kemudian, rata-rata kepadatan sambaran petir pada tahun 2018-2020 menunjukkan bahwa kecamatan Pontianak Kota memiliki 9 *grid* rawan petir, diikuti oleh kecamatan Pontianak Utara dengan 7 *grid* dan kecamatan Pontianak Barat sebanyak 5 *grid*, dengan kepadatan sambaran petir berkisar antara 14-24

sambaran petir/tahun/*grid*. Hal ini disebabkan oleh lokasi kecamatan Pontianak Kota, Pontianak Utara, dan Pontianak Barat yang berdekatan dengan Sungai Kapuas, yang dapat meningkatkan kelembaban udara, konduktivitas tanah, serta menciptakan kondisi iklim mikro yang mendukung pembentukan awan petir, menjadikan daerah tersebut rawan terhadap sambaran petir yang lebih sering terjadi. Selain itu, daerah kecamatan Pontianak Kota memiliki gedung-gedung yang relatif lebih tinggi dibandingkan dengan daerah kecamatan lainnya.

Setelah melakukan estimasi kepadatan sambaran petir menggunakan *machine learning* dapat dilihat bahwa model *machine learning* tidak mempengaruhi hasil asli data, akurasi data yang didapatkan dipengaruhi oleh banyaknya data latih yang digunakan, semakin banyak data latih yang digunakan maka estimasi yang didapatkan semakin baik. Perhitungan *error* berdasarkan MAE (*mean absolute error*) pada *machine learning* untuk kejadian sambaran petir per harinya dapat dilihat pada gambar grafik di lampiran G. Sedangkan, MAPE (*mean absolute error*) digunakan untuk melihat akurasi *machine learning* saat data sambaran petir hasil estimasi *machine learning* dikelompokkan ke dalam *grid* peta petir, didapatkan MAPE terendah sebesar 23,0152% saat menggunakan data latih tahun 2018-2019.

Pembuatan peta pola kepadatan sambaran petir menggunakan pendekatan interpolasi metode kriging pada *software* ArcGIS diperlukan untuk memperjelas perilaku antar titik kejadian sambaran petir. Pada tahun 2019, hasil estimasi menggunakan *machine learning* menunjukkan daerah rawan petir yang ditandai dengan warna merah menggambarkan hanya berpusat di kecamatan Pontianak Utara, sedangkan pada data aktual menunjukkan daerah rawan petir berpusat di kecamatan Pontianak Kota, seperti yang terlihat pada peta interpolasi kepadatan sambaran petir tahun 2019 dalam gambar 19. Pada tahun 2020, hasil interpolasi estimasi menggunakan data latih tahun 2018 menunjukkan pusat daerah rawan petir terjadi di kecamatan Pontianak Utara, pada data aktual menunjukkan pusatnya terjadi di kecamatan Pontianak Kota dan Pontianak Utara, seperti yang terlihat pada gambar 23. Estimasi dari *machine learning* berhasil dikoreksi dengan penambahan data latih dari tahun 2018-2019, yang menghasilkan estimasi tahun 2020 dengan pusat daerah rawan petir terjadi di kecamatan Pontianak Kota dan Pontianak Utara, yang terlihat pada gambar 26.

Setelah melakukan pembuatan peta pola kepadatan sambaran petir untuk tahun 2021 menggunakan *machine learning*, ditemukan bahwa daerah rawan petir berpusat di kecamatan Pontianak Kota dengan kepadatan sambaran petir berkisar antara 15-35 sambaran petir/*grid*. Prediksi ini kemudian digabungkan dengan data tahun 2018-2020 untuk dirata-ratakan. Hasilnya menunjukkan bahwa daerah rawan petir pada tahun 2021 juga terpusat di kecamatan Pontianak Kota, Pontianak Utara, dan Pontianak Barat, dengan kepadatan sambaran petir berkisar antara 14-24 sambaran petir/*grid*/tahun untuk periode 2018-2020, dan berkisar antara 14-25 sambaran petir/*grid*/tahun setelah penggabungan dengan data tahun 2021.

Berdasarkan hasil interpolasi metode kriging tipe *ordinary* semivariogram model *spherical* untuk peta kepadatan sambaran petir tahun 2018-2020 dan peta kepadatan sambaran petir tahun 2018-2021, didapatkan wilayah dengan tingkat kerawanan sambaran petir tertinggi berpusat di Pontianak Kota dan Pontianak Utara dikarenakan padatnya bangunan dan terletak dekat dengan sungai Kapuas, kemudian wilayah kuning yang merupakan wilayah dengan tingkat kerawanan sambaran petir sedang, berada di kecamatan Pontianak Kota, Pontianak Utara dan Pontianak Barat. Hal ini dikarenakan pada daerah yang diwarnai kuning tersebut tidak terlalu padat akan bangunan seperti pada wilayah yang ditandai dengan warna merah. Adapun wilayah dengan tingkat kerawanan

sambaran petir sedang diwarnakan dengan warna hijau berlokasikan di kecamatan Pontianak Timur, Pontianak Selatan, Pontianak Tenggara dan di ujung atas Pontianak Utara, hal ini disebabkan karena wilayah tersebut tidak terlalu padat bangunan seperti 2 wilayah sebelumnya dan juga disebabkan jauhnya lokasi tersebut dari sungai Kapuas.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengolahan dan analisa data sambaran petir selama 3 tahun serta pemodelan machine learning diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Proses pengelompokan data petir ke dalam grid spasial dapat dilakukan dengan bantuan program Visual Studio Code yang berbasis bahasa pemrograman python dan ArcGIS.
2. Machine learning dalam penggunaannya untuk memprediksikan suatu data tidak merubah data asli yang telah diberikan.
3. Dalam penelitian ini telah dibuktikan bahwa machine learning dapat memprediksikan kepadatan sambaran petir.
4. Akurasi prediksi dari model machine learning dipengaruhi oleh banyaknya data latih, semakin banyak data latih yang diberikan maka keakuratan dalam prediksi menggunakan machine learning akan meningkat. Nilai akurasi berdasarkan MAPE yang didapatkan ketika menggunakan data latih tahun 2018 memiliki nilai terbaik sebesar 26,6359% sedangkan ketika menggunakan data latih tahun 2018-2019 didapatkan nilai akurasi sebesar 23,0152%.
5. Wilayah kecamatan Pontianak Kota dan Pontianak Utara cenderung memiliki daerah rawan petir tertinggi dengan rentang 14-24 sambaran petir/grid/tahun pada tahun 2018-2020 dan rentang 14-25 sambaran petir/grid/tahun pada tahun 2018-2021 dikarenakan padat akan bangunan dan terletak dekat dengan sungai Kapuas.

Saran

Adapun saran yang dapat diberikan untuk pengembangan skripsi ini adalah sebagai berikut:

1. Untuk penelitian selanjutnya agar dapat menyederhanakan proses pengelompokan data sambaran petir ke dalam grid peta petir dan melakukan penelitian dengan data yang lebih besar sehingga didapat keakuratan yang lebih baik
2. Pemilihan model algoritma dengan model lainnya atau parameter lainnya bisa dicoba untuk membandingkan hasil MAPE dan MAE yang lebih optimal.
3. Penambahan atribut penelitian bisa ditambahkan dengan menambahkan atribut lain misalnya kondisi cuaca pada bulan-bulan tertentu.

DAFTAR PUSTAKA

- “PREDKSI HARGA EMAS DI INDONESIA MENGGUNAKAN ALGORITMA GRADIENT BOOSTING REGRESSOR.”
- A. Byna, “MONOGRAF ANALISIS KOMPARATIF MACHINE LEARNING UNTUK KLASIFIKASI KEJADIAN STUNTING”, doi: 10.31237/osf.io/dtcz.
- A. S. Pabla, Sistem distribui daya listrik. Jakarta: Erlangga, 1986.
- A. Suryadi, “PERANCANGAN INSTALASI PENANGKAL PETIR EKSTERNAL POLITEKNIK ENJINERING INDORAMA,” SINERGI, vol. 21, no. 3, p. 219, Nov. 2017, doi: 10.22441/sinergi.2017.3.009.
- C. G. Price and B. P. Murphy, “Lightning activity during the 1999 Superior derecho,” Geophys Res Lett, vol. 29, no. 23, 2002, doi: 10.1029/2002GL015488.
- G. Vadivu, “Big Data Analytics for Gold Price Forecasting Based on Decision Tree Algorithm and Support Vector Regression (SVR),” 2013.
- H. Hermanto, S. J. Kuryanti, and S. N. Khasanah, “Comparison of Naïve Bayes Algorithm, C4. 5 and Random Forest for Classification in Determining Sentiment for Ojek Online Service,”

- Sinkron: jurnal dan penelitian ..., 2019.
- I. Okqye, R. Kurnianto, and D. Danial, "DETERMINATION OF FLASH CLOUD – GROUND DENTITY APPROACHED BY GEOSTATISTIC," *Journal of Electrical Engineering, Energy, and Information Technology (J3EIT)*, vol. 11, no. 2, p. 36, Aug. 2023, doi: 10.26418/j3eit.v11i2.68581.
- Indrayanti, D. Sugianti, and M. A. Al Karomi, "OPTIMASI PARAMETER K PADA ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOUR UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETES MELLITUS," *Prosiding SNATIF Ke -4 Tahun 2017*, 2017.
- M. K. Anam and D. A. Jakaria, "Sistem Prediksi Harga Kripto Dengan Metode Regresi," vol. 10, no. 2, pp. 467–479, 2023, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- M. Septian Tanalepy, U. A. Gani, R. Kurnianto, M. Rajagukguk, and P. Studi Teknik Elektro, "ANALISIS PEMETAAN DAERAH RAWAN PETIR MENGGUNAKAN METODE KRIGING DI WILAYAH KOTA PONTIANAK SEKITARNYA."
- N. K. Asih and E. Eliyani, "Algoritma J48 untuk Pemodelan Sistem Prediksi Tingkat Kerawanan Banjir dengan Visualisasi Web GIS," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, vol. 10, no. 1, p. 7, Jan. 2022, doi: 10.26418/justin.v10i1.41374.
- S. Adinugroho and Y. A. Sari, "Implementasi Data Mining Menggunakan Weka," Universitas Brawijaya Press. 2018.
- S. Hidayat, "Penentuan Harga Puncak Waktu Dahi Gelombang Arus Petir Dari Pengukuran Medan Elektrik Jarak Jauh," Institut Teknologi Bandung, Bandung, 1991.
- Sebastian. Raschka and Vahid. Mirjalili, *Python Machine Learning : Machine Learning and deep learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow*. Packt Publishing, 2017.