



InfoTekJar : Jurnal Nasional Informatika dan Teknologi Jaringan

ISSN (Print) 2540-7597 | ISSN (Online) 2540-7600



Available online at : <http://bit.ly/InfoTekJar>

Prediksi Lokasi Titik Panas Kebaran Hutan Menggunakan Model Regresion SVM (*Support Vector Machine*) pada Data Kebakaran Hutan Daops Manggala Agni Oki Provinsi Sumatera Selatan Tahun 2019

Jepri Yandi, Tri Basuki Kurniawan, Edi Surya Negara, Muhamad Akbar

Program Pascasarjana, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Bina Darma, Palembang, Indonesia

KEYWORDS

regresi SVM, prediksi lokasi, hotspot, titik panas, kebakaran hutan

CORRESPONDENCE

Phone: 081271795190

E-mail: tribasukikurniawan@binadarma.ac.id

A B S T R A K

Peningkatan titik panas (*hotspot*) setiap tahunnya di Daops Manggala Agni OKI, dikhawatirkan akan terus terjadi jika tidak dilakukan upaya pengendalian titik panas. Salah satu upaya pengendalian titik panas yaitu dengan memperkirakan wilayah yang berpotensi menghasilkan titik panas kebakaran hutan dan lahan di Daops Manggala Agni OKI. Tujuan penelitian ini adalah untuk memprediksi lokasi hotspot kebakaran hutan pada masa depan berdasarkan data hotspot kebakaran hutan pada Daops Manggal Agni OKI pada tahun 2019. Metode prediksi data menggunakan algoritma regresi SVM (*Support Vector Machine*) dengan data *date*, *time*, *satellite*, *accuration*, *district*, *sub district*, *humadity* dan *temperature*. Dari data jumlah hotspot yang muncul pada tahun 2019 dilakukan prediksi data untuk tahun 2020, kemudian untuk prediksi jumlah *hotspot* tahun 2021 diprediksi menggunakan data pada tahun 2019 dan 2020, demikian seterusnya. Berdasarkan hasil analisis didapatkan yang cukup baik, yaitu nilai RSME 2.1 dan nilai R^2 0.83. Dimana *hotspot* terbanyak hasil dari proses pada tahun 2021 terdapat pada kecamatan Pematang Panggal dengan jumlah 448 lokasi hotspot untuk tahun 2021. Sedangkan data untuk tahun 2022, jumlah *hotspot* terbanyak terdapat pada kecamatan Cengal dengan jumlah hotspot 571 lokasi. Selanjutnya, untuk memberikan visualisasi data yang lebih baik, data hasil prediksi *hotspot* divisualisasikan dalam bentuk *Heatmap*.

PENDAHULUAN

Kebakaran hutan dan lahan merupakan permasalahan serius yang harus dihadapi bangsa Indonesia hampir setiap tahun pada musim kemarau. Kebakaran yang terjadi tidak hanya pada lahan kering tetapi juga pada lahan basah (terutama lahan gambut). Kebakaran pada lahan gambut jauh lebih sulit untuk ditangani dibandingkan dengan yang terjadi di hutan tanah mineral / dataran tinggi [1], [2]. Dampak kebakaran yang sangat dirasakan manusia berupa kerugian ekonomis yaitu hilangnya manfaat dari potensi hutan seperti tegakan pohon hutan yang biasa digunakan manusia untuk memenuhi kebutuhannya akan bahan bangunan, bahan makanan, dan obat-obatan, serta satwa untuk memenuhi kebutuhan akan protein hewani dan rekreasi. Kerugian lainnya berupa kerugian ekologis yaitu berkurangnya luas wilayah hutan, tidak tersedianya udara bersih yang dihasilkan vegetasi hutan serta hilangnya fungsi hutan sebagai pengatur tata air dan pencegah terjadinya erosi (Rasyid, 2014). Dampak kebakaran hutan membuat berbagai pihak untuk melakukan pencegahan sedini mungkin. Agar masalah ini bisa cepat terselesaikan mengingat kasus yang terjadi secara berulang-ulang sertiap tahunnya. Berdasarkan data analisis citra satelite landsat 8 OLI/TIRS luas kebakaran hutan di Indonesia mulai bulan januari 2020 sampai September 2020 sebesar 120.543 Hektar [3].

Upaya Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (LHK) Republik Indonesia untuk mengatasi masalah kebakaran hutan dan lahan yaitu mengelompokkan daerah rawan penyebaran titik panas khususnya pada Provinsi Sumatera Selatan agar dapat meminimalisir bertambahnya potensi titik panas (*Hotspot*) kebakaran hutan. Saat ini di Provinsi Sumatera Selatan terdapat empat Daerah Operasional (Daops) Manggala Agni yang berada di Banyuasin, Lahat, Musi Banyuasin dan Ogan Komering Ilir dengan total pasukan sebanyak 243 personel. Sampai bulan September 2020 telah terjadi 609 kejadian dan menghanguskan 153,98 hektare lahan. Karhutla terbanyak berada di kabupaten Ogan Ilir dan Banyuasin (Merdeka.com).

Peningkatan titik panas (*hotspot*) setiap tahunnya di Daops Manggala Agni OKI, dikhawatirkan akan terus terjadi jika tidak dilakukan upaya pengendalian titik panas. Salah satu upaya pengendalian titik panas yaitu dengan memperkirakan wilayah yang berpotensi menghasilkan titik panas kebakaran hutan dan lahan di Daops Manggala Agni OKI [4].

Penelitian yang dilakukan oleh [5] yang bertujuan untuk memprediksi jumlah kemunculan titik api pada pulau jawa menggunakan metode *Fuzzy Time Series* menghasilkan prediksi titik api periode 10 hari paling akurat menghasilkan MAPE =

64,4429% dengan persentase data latih = 80% dan banyak pembagian interval = 6.

Berdasarkan penelitian tersebut maka dilakukan penelitian untuk memprediksi lokasi titik hotspot dengan Metode yang berbeda yaitu metode Regresi SVM (*Support Vector Machine*). Metode tersebut biasa digunakan dalam melakukan klasifikasi yang biasa dilakukan dengan *python* [6][7] sebagai metode yang banyak digunakan pada *Machine Learning* pada pengolahan big data [8].

METODOLOGI

Pada penelitian ini terdapat dua sumber data yaitu sumber primer dan sumber sekunder. Sumber primer menurut [9] Data primer merupakan data utama yang digunakan sebagai acuan dalam suatu penelitian dan merupakan data yang diolah dalam suatu penelitian. Sedangkan data sekunder menurut [10] data sekunder merupakan data yang peneliti peroleh dari buku-buku dan sumber data lainnya yang berhubungan dengan pembahasan penelitian ini. Penelitian yang dilakukan untuk mengetahui pengaruh secara parsial dan simultan antara variabel bebas terhadap variabel terikat. Dalam penelitian ini, data yang diperoleh adalah data sekunder karena di peroleh dari data hotspot kebakaran hutan pada Daops Manggala Agni Sumatera Selatan.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data *hotspot* hutan yang diperoleh dari arsip data Daops Manggala Agni OKI Provinsi Sumatera Selatan tahun 2019 serta data suhu dan kelembapan udara di Provinsi Sumatera Selatan pada tahun 2019. Data tersebut digunakan untuk diproses menggunakan metode SVM (*Support Vector Machine*). Dan kemudian dibantu menggunakan tools *Notebook Jupyter* dan *Jupyter lab* untuk proses koding dan dipetakan dalam bentuk *Heatmaps*.

Data yang dikumpulkan pada penelitian ini yang akan dijadikan sebagai *atribut* sebelum dimasukan kedalam *tool* untuk diolah dengan metode SVM sebagai hasil prediksi, adapun atribut data tersebut meliputi *district*, *subdistrict*, *province*, *longitude*, *latitude*, *date*, *time*, *accuration*, *satellite*, *temperature* dan *hummadity*.

Sebelum dilakukan pemrosesan data jumlah atribut pada penelitian ini berjumlah 15 atribut. Adapun data atribut dan nilai yang belum dilakukan pra pemrosesan data dapat dilihat seperti tabel berikut ini:

Tabel 1. Tabel data Atribut Sebelum Pemrosesan Data

No	Nama Atribut	Jenis Data
1	Longitude	Number (Atribut)
2	Latitude	Number (Atribut)
3	Date	Date (Atribut)
4	Time	Time (Atribut)
5	Accuration	Number (Atribut)
6	Sattelite	Text (Atribut)
7	Sub-District	Text (Atribut)
8	District	Text (Atribut)
9	Province	Text (Atribut)
10	Max Temperature	Number (Atribut)
11	Min Temperature	Number (Atribut)
12	Average Temperature	Number (Atribut)
13	Max Hummadity	Number (Atribut)
14	Min Hummadity	Number (Atribut)
15	Average Hummadity	Number (Atribut)

Fase Pengolahan Data

Pengolahan data dilakukan sebelum data tersebut di proses untuk diolah *data mining* dengan *tools*, dari semua data yang telah dikumpulkan tidak semua *record data* ataupun atribut data digunakan pada penelitian ini karena harus melewati beberapa tahap pengolahan data awal atau pemrosesan data. Berikut merupakan tahapan dari pemrosesan data tersebut

Pembersihan Data

Sebuah data dikatakan tidak bersih jika mengandung nilai kosong, noise data ataupun inkonsisten data [11]. Data yang masih mentah harus diolah untuk dihilangkan dari data yang kosong, noise ataupun inkonsisten data, cara pembersihan data bisa dilakukan dengan cara mengisi data tersebut atau menghilangkan data tersebut sehingga data dapat digunakan. Berikut merupakan data-data yang akan dihilangkan atau tidak digunakan pada penelitian ini.

1. Menghapus tanda baca atau simbol,
2. Menghilangkan huruf atau string pada kolom number,
3. Penyeragaman *font* huruf atau angka,
4. Menghilangkan tanda koma (,) dan mengganti titik (.) pada kolom number
5. Mengubah data date dan time dari date and Time menjadi Number

Pra-Pemrosesan Data

Pengolahan data awal memastikan data mahasiswa dan alumni yang dipilih telah tepat dan untuk dilakukan penelitian dan proses data. Pengolahan data awal didapat dari data hotspot kebakaran hutan pada tahun 2019 berjumlah 16.379 titik lalu dilakukan seleksi data untuk dijadikan data atribut penelitian, dilanjutkan data tersebut diolah dengan menggunakan *data mining* algoritma SVM dengan bantuan *google collabs*.

Transformasi Data

Pada fase ini data akan dikumpulkan dan dikelompokan untuk melakukan inialisasi data yang dimana setiap data pada atribut akan disesuaikan dengan cara melakukan normalisasi data agar data tidak bias, serta penambahan data juga perlu dilakukan untuk mempermudah proses data mining serta melakukan proses diskritisasi data yaitu dengan mentransformasikan data dari kontinu ke diskrit, untuk mendapatkan data yang berkualitas,

maka teknik pemrosesan yang harus dilakukan adalah dengan cara pembersihan data dan reduksi data.

Proses Pengolahan Data

Setelah data tersebut melewati fase pengolahan data maka didapatkan data yang akan diolah menjadi model prediksi lokasi hotspot kebakaran hutan, maka data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah 16.739 data dengan 37 subdistrict dan 4 district serta 11 atribut, adapun rincian dari 11 atribut tersebut yang akan di proses ke dalam data mining adalah sebagai berikut ini:

Tabel 2. Tabel Data Atribut setelah pemrosesan data

No	Atribut	Keterangan
1	Longitude	Number (Atribut)
2	Latitude	Number (Atribut)
3	Datetime	Number (Atribut)
4	Accuration	Number (Atribut)
5	Sattelite	Number (Atribut)
6	Max Temperature	Number (Atribut)
7	Min Temperature	Number (Atribut)
8	Average Temperature	Number (Atribut)
9	Max Hummadity	Number (Atribut)
10	Min Hummadity	Number (Atribut)
11	Average Hummadity	Number (Atribut)

Berdasarkan atribut di atas, adapun semua sampel data diolah pada proses data mining dengan bahasa pemrograman Python 3 dan tools Jupyter Notebook dan Jupyter Lab.

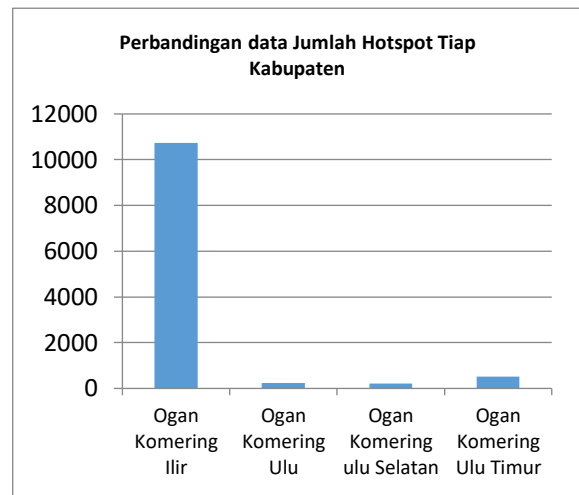
HASIL DAN DISKUSI

Setelah melakukan analisis proses selanjutnya adalah melakukan diprediksi lokasi hotspot yang baru, dari hasil pengumpulan data maka sudah di dapat beberapa sampel data dari empat kabupaten yang ada di wilayah Daops Manggala Agni OKI. Berikut rincian Jumlah hotspot berdasarkan kabupaten.

Tabel 3. Jumlah Hotspot berdasarkan District (Kabupaten)

No	District (Kabupaten)	Jumlah Hotspot
1	Ogan Komerling Ilir	10.379
2	Ogan Komerling Ulu Selatan	211
3	Ogan Komerling Ulu Timur	524
4	Ogan Komerling Ulu	226
Total		11.754

Jumlah data *hotspot* yang telah dikumpulkan berjumlah 11754 hotspot dari 4 kabupaten yang ada di wilayah Daops Manggala Agni OKI Provinsi Sumatera Selatan, data hotspot tersebar pada 37 kecamatan yang ada pada Daops Manggala Agni OKI Provinsi Sumatera Selatan.



Gambar 1. Perbandingan Data Hotspot Tiap Kabupaten

Klasifikasi SVM (Support Vector Machine) dengan Python 3

Pemilihan algoritma SVM (Support Vector Machine) didasari oleh karena memiliki performa yang cukup tesis dan waktu pemrosesan yang cepat [12]. Pada fase ini akan ditunjukkan bagaimana melakukan prediksi hotspot pada masa depan dengan algoritma SVM (Support Vector Machine) pada tools jupyter notebook dan bahasa pemrograman python.

Sebelum melakukan proses data mining pada penelitian ini adalah melakukan proses pemanggilan library serta mengakses file data hotspot dan Suhu dan kelembapan udara yang memiliki format csv atau sudah dinamakan "hotspot.csv" dan "suhu_humadity.csv" serta sudah dikumpulkan dan diolah sebelumnya pada proses preprocessing sebagai data training dengan menggunakan library pandas. Berikut source code yang digunakan pada gambar 2.

```

detail_print = True

pd.set_option('display.max_rows', None)
print("=====")
print("01. Open dataset and convert into DataFrame ...")
print("=====")
file_url_result = "result.csv"

file_url = "hotspots.csv"

data = pd.read_csv(file_url)
temp_file_url = "suhu_humadity.csv"
temp = pd.read_csv(temp_file_url)
    
```

Gambar 2. Source Code Library dan Pemanggilan File Data

Setelah menjalankan source code diatas maka akan menampilkan output data dari hotspots.csv dan suhu_humadity.csv seperti gambar 3 dan gambar 4.

Gambar 3. Output Data Hotspot Format CSV

Gambar 4. Output Data Suhu Format CSV

Langkah selanjutnya melakukan *preprocessing* atau merubah data sebelum diolah pada tahap selanjutnya, dikarenakan tipe data atribut *datetime* masih berbentuk *date* dan *time* maka dilakukan *preprocessing* data, berikut merupakan *source code* untuk merubah tipe atribut data ke *numeric*.

```
# =====
# check completeness of datetime value and convert it into one numeric (timestamp UTC)
# =====
df['Datetime'] = np.NaN
df['Satellite'] = np.NaN
df['Accuracy'] = np.NaN

for idx in range(len(df)):
    _df = df.iloc[idx]
    year = _df.Year
    month = _df.Month
    sub_district = _df.Sub_district

    _filter = (data['sub-district'] == sub_district)
    sub = data.loc[_filter].sort_values('month', ascending=[True])
    _filter = (sub['month'] == month)
    _sub = sub.loc[_filter].sort_values('day', ascending=[True])
    try:
        avg_day = math.ceil(_sub['day'].mean())
    except:
        avg_day = random.randint(1, 28)
    _this_month = datetime(year, month, avg_day)
    timestamp = datetime.timestamp(_this_month)
    df.at[idx, 'Datetime'] = timestamp / 100
```

Gambar 5. Preprocessing

Gambar 5 proses merupakan koding perubahan tipe data atribut dilakukan pada *atribut*, *date* dan *time*. Dimana setiap atribut dijadikan dalam bentuk format *number*. Berikut ini merupakan hasil dari perubahan data tersebut terlihat pada gambar 6.

Year	Month	District	Sub_district	Datetime	Satelite	Accuracy	Min_temp	Max_temp	Min_humidity	Max_humidity	Hotspot	
0	2019	1	Kab. Ogan Komering Ilir	Air Sugihan	15470532	50.0	61.0	23.2	32.48	71.0	100.0	2
1	2019	1	Kab. Ogan Komering Ilir	Cengal	15471396	76.0	75.0	23.2	32.15	60.0	100.0	169
2	2019	1	Kab. Ogan Komering Ilir	Kayu Agung	15470532	50.0	59.0	22.1	33.20	66.0	99.0	1
3	2019	1	Kab. Ogan Komering Ilir	Lempung	15470532	82.0	55.0	22.8	33.32	68.0	100.0	4
4	2019	1	Kab. Ogan Komering Ilir	Mesuji	15470532	81.0	75.0	24.2	33.33	65.0	100.0	47
5	2019	1	Kab. Ogan Komering Ilir	Pampangan	15471396	76.0	80.0	23.0	32.53	63.0	98.0	181
6	2019	1	Kab. Ogan Komering Ilir	Pedamaran	15470532	78.0	74.0	23.0	33.06	55.0	100.0	109
7	2019	1	Kab. Ogan Komering Ilir	Pematang Panggang	15471396	75.0	72.0	22.4	33.75	49.0	99.0	149
8	2019	1	Kab. Ogan Komering Ilir	Sirih Pulau Padang	15472260	63.0	44.0	22.0	34.72	44.0	99.0	3
9	2019	1	Kab. Ogan Komering Ilir	Tanjung Buluk	15471396	50.0	59.0	22.8	36.50	45.0	98.0	3

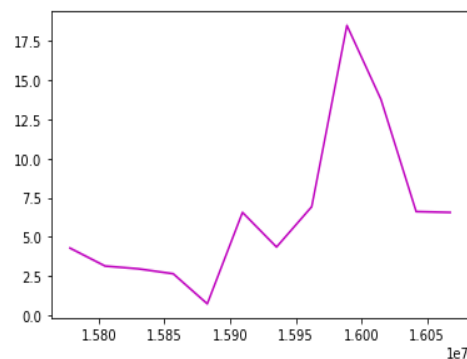
Gambar 6. Output dari Preprocessing Data

Prediksi Nilai Titik Panas Masa Depan

Setelah melakukan proses *preprocessing* data, langkah selanjutnya adalah memprediksi nilai dari masing-masing label. Adapun langkah dalam proses koding tersebut adalah sebagai berikut;

1. Memprediksi nilai satelit masa depan berdasarkan nilai *datetime*
2. Memprediksi nilai akurasi masa depan berdasarkan nilai tanggal dan satelit
3. Memprediksi nilai *min_temperature* masa depan berdasarkan *datetime* dan nilai akurasi
4. Memprediksi nilai *max_temperature* masa depan berdasarkan *datetime*, satelit dan nilai akurasi
5. Memprediksi nilai *min_humidity* masa depan berdasarkan *datetime*, nilai satelit dan akurasi
6. Memprediksi nilai *max_humidity* masa depan berdasarkan *datetime*, satelit dan akurasi
7. Memprediksi nilai *hotspot* masa depan berdasarkan *datetime*, akurasi, satelit, *min_temperature*, *max_temperature*, *min_humidity* dan *max_humidity*
8. Memprediksi lokasi *hotspot* masa depan (geo lokasi) berdasarkan lintasan acak

Setelah melakukan mendapatkan nilai dari masing-masing label, langkah selanjutnya yaitu memprediksi lokasi *hotspot* masa depan berdasarkan jumlah data pada tahun sebelumnya.



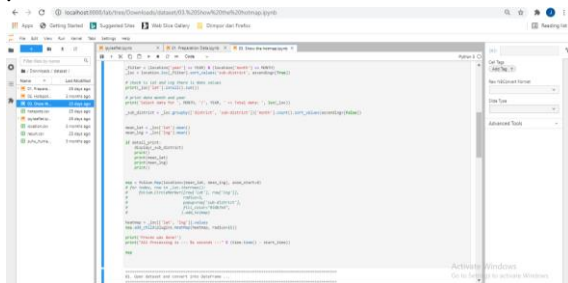
Gambar 7. Hasil prediksi lokasi hotspot pada tahun 2020

Pada gambar 7 yang berubah-ubah terlihat jelas data hotspot pada bulan September mengalami perubahan yang signifikan. Untuk kecamatan air sugihan pada tahun 2020 menghasilkan data hotspot tertinggi pada bulan September 2020 yaitu sebanyak 19 hotspot.

Pada model regresi SVM menghasilkan nilai MSE sebesar 2.1 dan Nilai R² sebesar 0.83 Hal ini sudah sangat baik karena nilai sudah mencukupi untuk sebuah analisis

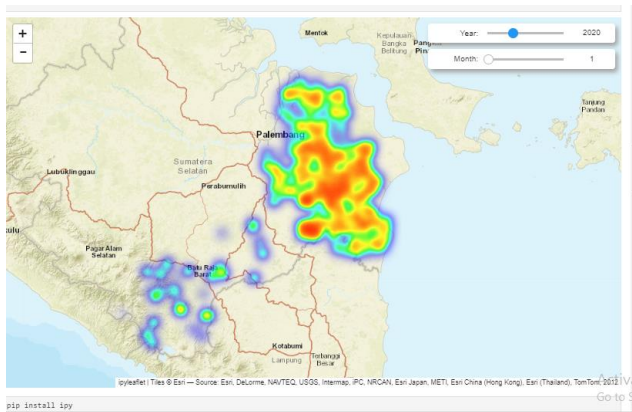
Menggambarkan Data Heatmap

Dari hasil prediksi data yang sudah didapatkan, kemudian digambarkan dengan menggunakan heatmap. Pada dasarnya *Heatmap* adalah cara untuk mempresentasikan data dalam bentuk map atau diagram dan valuenya digambarkan dengan intensitas warna [13]. Dengan *Heatmap* kita dapat memahami data yang banyak dengan lebih cepat karena penyajiannya lebih sederhana untuk dimengerti. Dalam penelitian ini heatmap menggunakan bantuan *tools Jupyter Notebook*.



Gambar 8. Proses pemanggilan Heatmap

Pada gambar 8 yaitu proses coding untuk menampilkan data berdasarkan data tahun dan bulan yang akan diprediksi.



Gambar 9. Gambaran prediksi lokasi hotspot pada bulan Januari tahun 2022

Pada gambar 9 memperlihatkan hasil data *heatmap* pada bulan Januari tahun 2022. Bagian yang terlihat merah pekat adalah daerah yang diprediksi muncul *hotspot* terbanyak karena lokasi *hotspot* yang sangat dekat.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis menggunakan model regresi SVM mendapatkan nilai RSME 2.1 dan nilai R^2 0.83. berdasarkan hasil prediksi lokasi *hotspot* pada data kebakaran hutan didapatkan hasil sebagai berikut. *Hotspot* terbanyak pada tahun 2021 terdapat pada kecamatan Pematang Panggal dengan jumlah *hotspot* 448 lokasi *hotspot* sedangkan pada tahun 2022 terdapat pada kecamatan Cengal dengan jumlah *hotspot* 571 lokasi *hotspot*.

Prediksi menggunakan metode SVM (*Support Vector Machine*) sudah cukup baik untuk digunakan pada prediksi dalam menentukan lokasi *hotspot* kebakaran hutan.

REFERENCES

- [1] Elvinda, "ISSN 2303-1174 E.F. Angraeni., S.S. Pangemanan., S. S. Rondonuwu.Penerapan Akuntansi Zakat", vol. 4, no. 4, pp. 1191–1199, 2016.
- [2] W. C. Adinugroho, I. N. N. Suryadiputra, and B. H. Saharjo, *Panduan pengendalian kebakaran hutan dan lahan gambut*. wahyu catur adinugroho, 2005.
- [3] KLHK, "SiPongi Karhutla Monitoring Sistem," 2020.
- [4] F. Rasyid, "Permasalahan dan dampak kebakaran hutan," *J. Lingk. Widaiswara*, vol. 1, no. 4, pp. 47–59, 2014.
- [5] R. A. Pambudi, B. D. Setiawan, and S. H. Wijoyo, "Implementasi Fuzzy Time Series untuk Memprediksi Jumlah Kemunculan Titik Api," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. e-ISSN*, vol. 2548, p. 964X, 2018.
- [6] M.-W. Huang, C.-W. Chen, W.-C. Lin, S.-W. Ke, and C.-F. Tsai, "SVM and SVM ensembles in breast cancer prediction," *PLoS One*, vol. 12, no. 1, p. e0161501, 2017.
- [7] W. McKinney, *Python for data analysis: Data wrangling with Pandas, NumPy, and IPython*. "O'Reilly Media, Inc.," 2012.
- [8] L. Demidova, E. Nikulchev, and Y. Sokolova, "Big data classification using the SVM classifiers with the modified particle swarm optimization and the SVM ensembles," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 7, no. 5, pp. 294–312, 2016.
- [9] R. Prathivi, "Optimasi Algoritme Naive Bayes Untuk Klasifikasi Data Gempa Bumi di Indonesia Berdasarkan Hiposentrum," *Telematika*, vol. 13, no. 1, pp. 36–43, 2020.
- [10] S. F. Harahap and S. Tirtayasa, "Pengaruh Motivasi, Disiplin, Dan Kepuasan Kerja Terhadap Kinerja Karyawan Di PT. Angkasa Pura II (Persero) Kantor Cabang Kualanamu," *Maneggio J. Ilm. Magister Manaj.*, vol. 3, no. 1, pp. 120–135, 2020.
- [11] P. Meilina, "Penerapan data mining dengan metode kalsifikasi menggunakan decision tree dan regresi," *J. Teknol.*, vol. 7, no. 1, pp. 11–20, 2015.
- [12] R. R. Fiska, "Penerapan Teknik Data Mining dengan Metode Support Vector Machine (SVM) untuk Memprediksi Siswa yang Berpeluang Drop Out (Studi Kasus di SMKN 1 Sutera)," *SATIN-Sains dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 15–23, 2017.
- [13] M. Maurus, J. H. Hammer, and J. Beyerer, "Realistic heatmap visualization for interactive analysis of 3D gaze data," in *Proceedings of the Symposium on Eye Tracking Research and Applications*, 2014, pp. 295–298.

BIOGRAFI PENULIS

Jepri Yandi

Penulis utama adalah mahasiswa pasjarjana pada Universitas Bina Darma, Palembang dengan bidang riset pada Data Mining.

Tri Basuki Kurniawan

Penulis adalah dosen PNSD LLDIKTI Wil 2 yang ditugaskan pada Universitas Bina Darma Palembang. Selain sebagai praktisi IT, programmer dan Data Scientist, juga aktif memberikan pelatihan IT pada pemerintahan dan swasta.

Edi Surya Negara

Penulis adalah dosen tetap Yayasan Universitas Bina Darma Palembang dengan minat pada bidang riset dan penelitian Data Mining dan Jaringan.

Muhamad Akbar

Penulis adalah dosen tetap Yayasan Universitas Bina Darma Palembang dengan minat pada bidang riset dan penelitian Data Mining dan Deep Learning.