

TESIS

**PENGGUNAAN *ENSEMBLE LEARNING* UNTUK KLASIFIKASI
TINGKAT RISIKO ABRASI BERBASIS CITRA SATELIT
*SENTINEL-2***



**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
PROGRAM MAGISTER FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UIN SUNAN KALIJAGA YOGYAKARTA
2025**

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Yusril Iza Fajarendra
NIM : 23206051007
Jenjang : Magister
Program Studi : Informatika

menyatakan bahwa naskah tesis ini secara keseluruhan adalah hasil penelitian/karya saya sendiri, kecuali pada bagian-bagian yang dirujuk sumbernya.

Yogyakarta, 14 Januari 2025

Saya yang menyatakan,



Yusril Iza Fajarendra
NIM: 23206051007

PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Yusril Iza Fajarendra
NIM : 23206051007
Jenjang : Magister
Program Studi : Informatika

menyatakan bahwa naskah tesis ini secara keseluruhan benar-benar bebas dari plagiasi. Jika di kemudian hari terbukti melakukan plagiasi, maka saya siap ditindak sesuai ketentuan hukum yang berlaku

Yogyakarta, 14 Januari 2025

Saya yang menyatakan,



Yusril Iza Fajarendra
NIM: 23206051007

HALAMAN PENGESAHAN



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Marsda Adisucipto Telp. (0274) 540971 Fax. (0274) 519739 Yogyakarta 55281

PENGESAHAN TUGAS AKHIR

Nomor : B-162/Un.02/DST/PP.00.9/01/2025

Tugas Akhir dengan judul : Penggunaan Ensemble Learning untuk Klasifikasi Tingkat Risiko Abrasi Berbasis Citra Satelit Sentinel-2

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : YUSRIL IZA FAJARENDRA, S.Kom
Nomor Induk Mahasiswa : 23206051007
Telah diujikan pada : Senin, 20 Januari 2025
Nilai ujian Tugas Akhir : A-

dinyatakan telah diterima oleh Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta

TIM UJIAN TUGAS AKHIR

Ketua Sidang



Prof. Dr. Ir. Shofwatul 'Uyun, S.T., M.Kom., IPM., ASEAN Eng.
SIGNED

Valid ID: 67919a8e3ea7d

Pengaji I



Dr. Agus Mulyanto, S.Si., M.Kom., ASEAN Eng.
SIGNED

Valid ID: 6791bb3522bac

Pengaji II



Ir. Maria Ulfah Siregar, S.Kom., MIT., Ph.D.
SIGNED

Valid ID: 679062eed5ddc



Yogyakarta, 20 Januari 2025
UIN Sunan Kalijaga
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si.
SIGNED

Valid ID: 6791cde27e673

SURAT PERSETUJUAN TUGAS AKHIR

Hal : Persetujuan Tugas Akhir

Lamp :-

Kepada :

Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta
Di Yogyakarta

Assalammualaikum wr.wb.

Setelah membaca, meneliti, memberikan petunjuk dan mengoreksi serta mengadakan perbaikan seperlunya, maka saya selaku pembimbing berpendapat bahwa tesis saudara :

Nama : Yusril Iza Fajarendra

NIM : 23206051007

Judul Tesis : PENGUNAAN ENSEMBLE LEARNING UNTUK KLASIFIKASI
TINGKAT RISIKO ABRASI BERBASIS CITRA SATELIT SENTINEL-2

Sudah dapat diajukan kepada program studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Informatika.

Dengan ini saya mengharap agar tugas akhir tersebut di atas dapat segera dimunaqosyahkan.
Atas perhatiannya saya ucapkan terimakasih.

Yogyakarta, 14 Januari 2025
Pembimbing,

Prof. Dr. Ir. Shofwatul 'Uyun, S.T., M.Kom., IPM.
NIP. 198205112006042002

ABSTRAK

Abrasi menjadi isu utama yang mengancam ekosistem dan pemukiman di kawasan pesisir, ditandai dengan mundurnya garis pantai yang berdampak pada kerusakan bangunan serta lingkungan sekitarnya. Tantangan utama dalam mengatasi masalah ini terletak pada kemampuan untuk memantau, menganalisis, dan mengklasifikasikan tingkat risiko abrasi secara presisi menggunakan data citra satelit. Citra dengan resolusi tinggi memerlukan metode komputasi yang efisien, sementara keterbatasan jumlah data sering kali memicu risiko *overfitting*, sehingga membutuhkan pendekatan komputasi yang optimal.

Penelitian ini memanfaatkan citra satelit *Sentinel-2* yang diperoleh melalui *Google Earth Engine*, dengan pemrosesan data dilakukan di *Google Colab*. Data yang diperoleh kemudian dipotong dan diberi label sesuai dengan tiga kategori tingkat abrasi: rendah, sedang, dan tinggi, yang masing-masing memiliki karakteristik visual yang berbeda. Untuk menganalisis data tersebut, diterapkan teknik *Ensemble Learning* berbasis *Boosting* pada lima arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)*, yaitu *Xception*, *InceptionV3*, *MobileNet*, *Densenet*, dan *VGG16*. Dataset dibagi menjadi data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20%, dengan tujuan untuk melatih model dan mengevaluasi performa klasifikasinya. Pendekatan *Transfer Learning (fine-tuning)* digunakan untuk meningkatkan akurasi model, sedangkan *K-Fold Cross-Validation* diterapkan untuk memvalidasi kestabilan model yang dihasilkan.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa *fine-tuning* pada arsitektur CNN mampu meningkatkan performa klasifikasi risiko abrasi. Namun, model *VGG16* dan *InceptionV3* mengalami penurunan akurasi, kemungkinan akibat ketidaksesuaian antara struktur model dan karakteristik dataset abrasi pantai. Di sisi lain, *Densenet* memberikan hasil paling unggul dengan akurasi 95,13%, menunjukkan stabilitas dan kemampuan generalisasi yang baik. Penggunaan Teknik *Boosting Ensemble* lebih lanjut meningkatkan akurasi prediksi dengan menggabungkan model-model CNN yang telah divalidasi menggunakan *K-Fold Cross-Validation*, menghasilkan akurasi 96,45% pada tahap validasi. Hal ini mengindikasikan bahwa pendekatan kombinasi model memberikan performa yang lebih baik dibandingkan penggunaan model individu.

Kata kunci: *Abrasi, Google Earth Engine, Citra Satelit Sentinel-2, Transfer Learning, Ensemble Learning*

ABSTRACT

Abrasion is a major issue that threatens ecosystems and settlements in coastal areas, characterized by the receding coastline that has an impact on damage to buildings and the surrounding environment. The main challenge in overcoming this problem lies in the ability to monitor, analyze, and classify the level of abrasion risk precisely using satellite imagery data. High-resolution imagery requires efficient computational methods, while limited data often triggers the risk of overfitting, thus requiring an optimal computational approach.

This study utilizes Sentinel-2 satellite imagery obtained through Google Earth Engine, with data processing carried out in Google Colab. The data obtained was then cut and labeled according to three categories of abrasion levels: low, medium, and high, each of which has different visual characteristics. To analyze the data, the Boosting-based Ensemble Learning technique was applied to five Convolutional Neural Network (CNN) architectures, namely Xception, InceptionV3, MobileNet, Densenet, and VGG16. The dataset is divided into 80% training data and 20% testing data, with the aim of training the model and evaluating its classification performance. The Transfer Learning (fine-tuning) approach was used to improve model accuracy, while K-Fold Cross-Validation was applied to validate the stability of the resulting model.

The results show that fine-tuning on the CNN architecture can improve the performance of abrasion risk classification. However, the VGG16 and InceptionV3 models experienced a decrease in accuracy, possibly due to the mismatch between the model structure and the characteristics of the coastal abrasion dataset. On the other hand, Densenet gave the best results with an accuracy of 95.13%, indicating good stability and generalization ability. The use of the Ensemble Boosting Technique further improved the prediction accuracy by combining the validated CNN models using K-Fold Cross-Validation, resulting in an accuracy of 96.45% at the validation stage. This indicates that the model combination approach provides better performance than the use of individual models.

Keywords: Abrasion, Google Earth Engine, Sentinel-2 Satellite Imagery, Transfer Learning, Ensemble Learning

HALAMAN MOTTO

الرَّحِيمُ الرَّحْمَنُ اللَّهُ سُمْ

"Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya." Al Baqarah 286

"We are nothing, but Allah SWT is everything. Allah apabila mencintai hambanya, maka Allah akan mengujinya" (KH Ustadz Luqmanulhakim)

"Barang siapa menelusuri jalan untuk mencari ilmu padanya, Allah akan memudahkan baginya jalan menuju surga." (HR. MUSLIM).

"Ketika seseorang menghadapi ujian yang mengguncang jiwa, itu adalah pertanda bahwa Allah ingin mengangkat derajat keimanannya ke tingkatan yang lebih tinggi. Bersyukurlah dan berbahagialah! Sebab, ujian tersebut adalah bentuk kasih sayang Allah untuk meningkatkan kualitas hidup dan keimanan hamba-Nya." (USTADZ ADI HIDAYAT)

"Ketulusan dan keikhlasan dalam berbuat baik adalah investasi terbaik untuk kehidupan di dunia dan akhirat." (NAJWA SHIHAB)

"Apabila anak Adam meninggal dunia maka terputus semua amalnya (tidak bisa lagi menambah pahala) kecuali 3 orang, yaitu shadaqah jariyah, ilmu yang dimanfaatkan orang, atau anak shaleh yang mendoakan orangtuanya." (HR. Muslim no. 1631).

"Janganlah khawatir akan hari esok, dan jangan pula sesali hari kemarin. fokuslah untuk memperbaiki hari ini, karena saat inilah yang benar-benar ada di hadapanmu."

YUSRIL IZA FAJARENDRA

HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan penuh rasa syukur kepada Allah SWT yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang, Atas segala rahmat, petunjuk, nikmat, karunia, dan kekuatan yang telah diberikan sehingga karya ini dapat terselesaikan dengan baik. Karya ini saya persembahkan kepada:

1. Kedua Orang Tua Tercinta, **Sartono** dan **Nanik Budiningsih**,

Yang selalu memberikan do'a, cinta, kasih sayang, motivasi dan pengorbanan tiada hentinya. Terima kasih atas dukungan kalian yang menjadi sumber semangat dan cahaya disetiap Langkah hidupku Dunia maupun Akhirat. Segala pencapaian ini tak lepas dari restu dan Do'a terbaik kalian

2. Adikku tersayang, Hafizhul Zakkysta,

Atas segala dukungan, dorongan, support, kasih sayang, dan motivasi yang terus engkau berikan kepada saya. Kehadiranmu senantiasa menjadi kekuatan dan semangatku dalam menghadapi setiap tantangan

3. Dosen pembimbingku, Prof. Dr. Ir. Shofwatul Uyun, S.T., M.Kom

atas ilmu, arahan, bimbingan, pengetahuan, serta ketulusannya. Nasihat serta semangat Ibu menjadi bekal yang sangat berarti dalam proses penyelesaian karya ilmiah ini.

4. Asrama Mahasiswa Kalimantan Barat Rahadi Osman 1 Yogyakarta

Sebagai tempat saya berproses, berorganisasi, manajemen, mengasah *critical thinking*, tempat tinggal, bersenda gurau sesama teman-teman satu daerah provinsi Kalimantan Barat dan banyak melahirkan alumni-alumni hebat hingga wakil presiden. Kau adalah tempatku untuk selalu menjadi kenangan terindah di Yogyakarta

5. Uray Rahma Dwi Puteri,

terima kasih atas kesediaanmu menjadi pendengar setia, *Support System*, kasih sayang, penyemangat, dan teman berbagi cerita baik dalam suka maupun duka. Kehadiranmu memberikan makna yang indah dalam perjalanan ini, serta bantuan ikhlasmu turut mendukung penyelesaian tesis ini.

6. Almamater tercinta, UIN Sunan Kalijaga,

Yang menjadi tempatku menimba ilmu, bertumbuh, dan mengasah kemampuan.

UIN Sunan Kalijaga adalah saksi besar dari seluruh perjuanganku menuju masa depan yang cerah. Semoga karya ini menjadi awal kontribusiku terhadap kemajuan ilmu pengetahuan serta membawa manfaat bagi banyak pihak. Aamiin

Ya Allah



KATA PENGANTAR

Bismillahirrahmanirrahim

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Segala puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang Maha Pengasih Lagi Maha Penyayang atas segala limpahan rahmat, hidayah nikmat, taufiq, dan hidayah-Nya, penulis dapat menyelesaikan tesis yang berjudul “*PENGGUNAAN ENSEMBLE LEARNING UNTUK KLASIFIKASI TINGKAT RISIKO ABRASI BERBASIS CITRA SATELIT SENTINEL-2*”. Tesis ini diajukan sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan Program Magister di Program Studi Magister Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta. *Alhamdulillahirabbil 'alamin* atas ridha Allah SWT dan bantuan dari semua pihak, akhirnya tesis ini dapat diselesaikan dengan baik. Oleh karena itu, dengan penuh kerendahan hati penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Noorhaidi, S.Ag., M.A., M.Phil., Ph.D. selaku Rektor UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
2. Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta, atas dukungan dan bimbingannya.
3. Bapak Dr. Ir. Sumarsono, S.T., M.Kom., sebagai Ketua Program Studi Magister Informatika yang telah banyak membantu penulis, baik selama proses studi hingga penyelesaian tugas akhir ini.

4. Prof. Dr. Ir. Shofwatul Uyun, S.T., M.Kom., sebagai Dosen Pembimbing Tesis yang dengan penuh kesabaran meluangkan waktu, tenaga, dan pemikirannya untuk memberikan bimbingan, arahan, nasihat, saran, dan motivasi selama penelitian berlangsung.
5. Ibu Ir. Maria Ulfah Siregar, S.Kom., MIT., Ph.D., sebagai Dosen pembimbing akademik yang telah banyak memberikan ilmu, arahan, bimbingan, motivasi, nasihat, dan saran serta dukungan sejak awal perkuliahan.
6. Seluruh dosen program studi Magister Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta yang telah tulus membagikan ilmu serta pengalaman kepada penulis selama masa studi.
7. Seluruh staff administasi Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta atas bantuannya dalam berbagai urusan akademik.
8. Kedua Orang tua tercinta, **Bapak Sartono, A.Ma** dan **Ibu Nanik Budiningsih, A.Md.Keb**, Yang senantiasa mendoakan kebaikan untuk saya, baik di dunia maupun akhirat, memberikan nasihat, dukungan, perhatian, kasih sayang, rasa cinta, bantuan materi, serta seluruh bentuk dukungan lainnya, yang telah membantu saya dalam menyelesaikan studi ini.
9. Saudaraku tercinta, **Hafizhul Zakkysta** Yang selalu mendoakan, memberikan dorongan, dukungan, motivasi, menjadi support system di setiap keadaan, baik dalam kebahagiaan maupun kesedihan, serta menyemangati saya selama proses penyelesaian studi ini.
10. **Asrama Mahasiswa Kalimantan Barat Rahadi Osman 1 Yogyakarta**, menjadi tempat tinggal saya selama berkuliah di Yogyakarta dari tahun 2018

hingga saat ini, sekaligus menjadi wadah untuk berproses dan berdinamika dalam organisasi.

11. Saudari **Uray Rahma Dwi Puteri, S.Pd** rekan terdekat saya, yang telah banyak mendukung saya dengan penuh cinta dan kasih sayang dalam berbagai situasi, baik di saat suka maupun duka, sehingga saya dapat mencapai titik ini.
12. Saudara **Desfiandri Rahmadani Amri, S.Pd., M.A, Zainul Akmal Terigas, Fashih Hizbullah, dan teman-teman asrama lainnya** yang selalu memberikan dukungan, menjadi support system, dan tempat berbagi canda serta cerita sepanjang perjalanan studi Magister saya.

Teman-teman seperjuangan di Fakultas Sains dan Teknologi, yang tidak hanya menjadi sahabat dalam perkuliahan, tetapi juga berkontribusi sebagai responden dalam penelitian ini.

Semoga segala kebaikan yang diberikan dari semua pihak mendapatkan balasan dari Allah SWT. Penulis menyadari bahwa penelitian ini masih banyak kekurangan. Oleh karena itu, penulis sangat terbuka terhadap kritik dan saran yang membangun. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi para pembaca dan turut berkontribusi dalam pengembangan ilmu pengetahuan.

Wassalamu 'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Yogyakarta, 14 Januari 2025
Penulis,



Yusril Iza Fajarendra
NIM: 23206051007

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN	ii
PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
SURAT PERSETUJUAN TUGAS AKHIR	v
ABSTRAK	vi
HALAMAN MOTTO	viii
HALAMAN PERSEMBAHAN	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiv
DAFTAR TABEL	xvi
DAFTAR GAMBAR	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
A. LATAR BELAKANG MASALAH	1
B. RUMUSAN MASALAH	7
C. BATASAN MASALAH	8
D. TUJUAN PENELITIAN	8
E. MANFAAT PENELITIAN	9
BAB II LANDASAN TEORI	10
A. KAJIAN PUSTAKA	10
B. LANDASAN TEORI	19
1. <i>MACHINE LEARNING</i>	19
2. <i>DEEP LEARNING</i>	23
3. <i>CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)</i>	28
4. <i>TRANSFER LEARNING</i>	38
5. <i>ENSEMBLE LEARNING</i>	39
6. <i>CITRA SATELIT SENTINEL-2</i>	41
7. <i>GOOGLE EARTH ENGINE (GEE)</i>	42
8. ABRASI	43
BAB III METODE PENELITIAN	46
A. TAHAPAN PENELITIAN	46

1. DATA PENELITIAN.....	47
2. <i>AUGMENTASI DATA</i>	51
3. IMPLEMENTASI MODEL	53
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	57
A.HASIL.....	57
1. HASIL PENGUMPULAN DATA.....	57
2. AUGMENTASI DATA.....	67
3. IMPLEMENTASI ARSITEKTUR CNN	69
4. <i>TRANSFER LEARNING</i>	82
5. <i>K-FOLD CROSS VALIDATION</i>	84
6. <i>ENSEMBLE LEARNING</i>	87
B.PEMBAHASAN.....	89
BAB V PENUTUP.....	91
A.KESIMPULAN.....	91
B.SARAN.....	93
DAFTAR PUSTAKA	95
LAMPIRAN	100
DAFTAR RIWAYAT HIDUP.....	101

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	15
Tabel 2. 2 Ciri-ciri Citra Abrasi	45
Tabel 3. 1 Potensi Kerugian akibat abrasi	48
Tabel 3. 2 Kelas Risiko Abrasi Provinsi Jawa Tengah	49
Tabel 3. 3 Tahapan Pengumpulan Data.....	51
Tabel 3. 4 Rincian Augmentasi Data Citra.....	52
Tabel 3. 5 Rincian Implementasi Model	56
Tabel 4. 1 Hasil Augmentasi Data.....	67
Tabel 4. 2 Hasil Implementasi Tanpa Augmentasi	71
Tabel 4. 3 Hasil Pengujian Arsitektur CNN dengan Augmentasi	73
Tabel 4. 4 Hasil Pengujian dengan Fine Tunning.....	82
Tabel 4. 5 Hasil dengan pengujian K-Fold Cross Validation	85
Tabel 4. 6 Hasil Pengujian dengan Penerapan Ensemble Learning (Boosting)	88
Tabel 4. 7 Perbedaan Penelitian Terdahulu dan Terbaru	90



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Ilustrasi Posisi artificial Intelligence,.....	25
Gambar 2. 2 Perbedaan Proses Antara Deep learning dan Machine Learning.....	26
Gambar 2. 3 Pengelompokan Teknik Deep Leaning	28
Gambar 2. 4 Arsitektur CNN Klasifikasi Gambar.....	30
Gambar 2. 5 Ilustrasi Proses pada Convolutional Layer.....	32
Gambar 2. 6 Ilustrasi Proses pada Pooling Layer	33
Gambar 2. 7 Hasil Akhir dari Fully Connected Layer	35
Gambar 2. 8 Alur Kerja Boosting	40
Gambar 2. 9 Alur kinerja Boosting dalam Penelitian Ini.....	41
Gambar 2. 10 Citra Satelit Sentinel-2.....	42
Gambar 2. 11 Google Earth Engine	43
Gambar 2. 12 Peta Bencana Alam Abrasi	44
Gambar 3. 1 Flowchart Tahapan Penelitian	46
Gambar 3. 2 Kuadran Pembobotan Bencana	48
Gambar 3. 3 Langkah-langkah Pengumpulan Dataset Citra.....	50
Gambar 3. 4 Augmentasi Data	52
Gambar 3. 5 Implementasi Model pada Klasifikasi	55
Gambar 4. 1 Citra Satelit Sentinel-2.....	57
Gambar 4. 2 Penentuan Titik Koordinat.....	58
Gambar 4. 3 Pengambilan Citra di Google Earth Engine	60
Gambar 4. 4 Persebaran Dataset Abrasi	62
Gambar 4. 5 Hasil Pengambilan Citra Abrasi Rendah	63
Gambar 4. 6 Hasil Pengambilan Citra Abrasi Sedang	65
Gambar 4. 7 Hasil Pengambilan Citra Abrasi Tinggi	66
Gambar 4. 8 Hasil Augmentasi Data.....	68
Gambar 4. 9 Grafik Implementasi Tanpa Augmentasi	72
Gambar 4. 10 Akurasi Training dan Validasi	74
Gambar 4. 11 Loss Training dan Validasi	75
Gambar 4. 12 Grafik Loss dan Akurasi Xception	77
Gambar 4. 13 Grafik Loss dan Akurasi MobileNet.....	78

Gambar 4. 14 Grafik Loss dan Akurasi VGG16	79
Gambar 4. 15 Grafik Loss dan Akurasi Densenet21	80
Gambar 4. 16 Grafik Loss dan Akurasi InceptionV3	81
Gambar 4. 17 Grafik Perbandingan Sebelum dan Sesudah Fine-Tuning.....	84
Gambar 4. 18 Hasil K-Fold Cross Validation	86
Gambar 4. 19 Perbandingan Akurasi Model Individu dan Boosting	87



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. 1 Konsultasi dengan Ahli	99
Lampiran 1. 2 Sample Dataset Abrasi	99



BAB I

PENDAHULUAN

A. LATAR BELAKANG MASALAH

Abrasi merupakan fenomena pengikisan garis pantai yang terjadi di wilayah pesisir, khususnya pantai, yang menyebabkan area tersebut menjadi lebih rentan terhadap berbagai aktivitas manusia, baik di darat maupun di laut (Padang et al., 2023). Beberapa faktor utama yang memicu terjadinya abrasi meliputi penebangan hutan mangrove, eksploitasi pasir pantai, serta tingginya gelombang laut. Proses pengikisan ini menyebabkan sedimen berpindah dari satu lokasi ke lokasi lainnya, mengikuti arus gelombang, sehingga memicu perubahan garis pantai (Kasus et al., 2024). Menurut data BNPB RI pada tahun 2023 terkait bencana abrasi di wilayah Daerah Istimewa Yogyakarta, kerugian akibat abrasi paling terasa di kabupaten yang berbatasan langsung dengan laut. Kabupaten Kulonprogo mencatat kerugian sebesar Rp 2.657,68 miliar, Bantul sebesar Rp 3.834,06 miliar, dan Gunung Kidul sebesar Rp 38,59 miliar. Sementara itu, di wilayah Jawa Tengah, kerugian terbesar terjadi di Kabupaten Cilacap dengan total Rp 12.885,14 miliar. Di sisi lain, Kabupaten Brebes di wilayah utara Jawa Tengah mencatat kerugian mencapai Rp 19.566,99 miliar. Beberapa kabupaten lainnya juga mengalami kerugian yang cukup signifikan akibat abrasi (Adi et al., 2024). Abrasi ini memiliki dampak yang luas terhadap ekosistem pesisir, termasuk habitat laut, vegetasi pantai, infrastruktur, dan permukiman di daerah sekitar. Risiko abrasi ini umumnya dikategorikan ke dalam tiga tingkatan, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Tantangan lain yang

muncul dalam upaya mitigasi abrasi adalah analisis data citra satelit yang berukuran besar dan kompleks. Selain itu, keterbatasan jumlah data dapat menyebabkan masalah *overfitting* pada model prediksi. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan teknologi pemantauan berbasis citra satelit untuk mengklasifikasikan tingkat risiko abrasi dengan lebih akurat dan efisien. Pendekatan berbasis teknologi ini diharapkan dapat memberikan solusi yang lebih efektif dalam mengelola risiko abrasi di masa mendatang.

Citra satelit memberikan data yang mencakup permukaan bumi secara luas, dengan tingkat akurasi tinggi, serta mudah diakses oleh banyak pihak, sehingga sangat mendukung pemantauan perubahan di wilayah pesisir. Salah satu jenis citra satelit yang sering dimanfaatkan untuk keperluan pemetaan daerah pesisir adalah *Sentinel-2*. Saat ini, penggunaan citra satelit *Sentinel-2* menjadi solusi alternatif yang andal dalam menyediakan informasi terkait permukaan bumi. Hal ini disebabkan oleh kualitas data yang dihasilkan, yang memungkinkan aplikasi dalam pembuatan peta sebaran, analisis tutupan lahan, dan pemantauan perubahan garis pantai. Dengan resolusi spasial sebesar 10x10 meter per piksel, *Sentinel-2* mampu mendeteksi perubahan kecil di permukaan bumi. *Sentinel-2* memiliki fungsi utama untuk memantau kualitas lingkungan, kondisi tutupan lahan, serta dampak kerusakan akibat bencana alam (Siregar, 2022). Selain itu, *Sentinel-2* juga digunakan dalam klasifikasi tutupan lahan dengan algoritma *Random Forest*, yang dapat menghasilkan nilai *NDVI* berkisar antara -0,3 hingga 0,91 dengan tingkat akurasi yang sangat baik (Marlina, 2022).

Google Earth Engine (GEE) adalah platform berbasis *cloud* yang dirancang untuk mengakses dan memproses data geospasial dalam jumlah besar, mendukung analisis yang komprehensif serta pengambilan keputusan berbasis data. Platform ini memungkinkan pengguna untuk membuat dan menjalankan algoritma khusus dengan kecepatan komputasi yang efisien, sehingga analisis dapat dilakukan pada skala global (Julianto et al., 2020). Dalam penelitian terkait kerapatan vegetasi, citra satelit *Sentinel-2* dapat dianalisis secara cepat dan efisien menggunakan metode *MSARVI* melalui *GEE*. Platform ini mendukung pemrosesan berbasis *cloud computing*, yang mempermudah analisis data secara besar-besaran. *GEE* juga dilengkapi dengan berbagai alat dan fitur yang memungkinkan penerapan *Machine Learning*, meningkatkan akurasi dalam menganalisis kerapatan vegetasi. Dengan memanfaatkan *GEE* dan metode *MSARVI* berbasis *Machine Learning*, proses analisis menjadi lebih efisien dan memberikan hasil yang cukup akurat. Analisis ini berguna untuk memantau perubahan kerapatan vegetasi dari waktu ke waktu, sekaligus mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik dalam pengelolaan lingkungan dan sumber daya alam (Latue, Rakuasa, & Sihasale, 2023).

Deep learning adalah cabang dari *Machine Learning* yang menggunakan algoritma yang menyerupai struktur jaringan saraf pada otak manusia, yang dikenal dengan istilah *artificial neural network (ANN)*. Beberapa algoritma yang termasuk dalam kategori *Deep learning* meliputi *self-organizing maps (SOM)*, *long short-term memory network (LSTM)*, *recurrent*

neural network (RNN), dan *Convolutional Neural Network (CNN)*. CNN (*Convolutional Neural Network*) merupakan salah satu jenis jaringan saraf tiruan dalam *deep learning* yang banyak digunakan untuk menganalisis citra digital (Alfarizi et al., 2023).

Algoritma CNN telah terbukti memiliki kinerja yang sangat efektif dalam berbagai tugas, seperti klasifikasi citra dan pengenalan pola (Fayakun & Ramza, 2023). Namun, penerapan *deep learning* untuk klasifikasi citra dengan resolusi tinggi memerlukan kapasitas komputasi yang besar serta harus berintegrasi dengan teknik lain, seperti *Ensemble Learning* dan *Transfer Learning*, untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi.

Transfer Learning adalah metode dalam *deep learning* yang memanfaatkan pengetahuan dari suatu tugas yang telah diselesaikan untuk membantu pelatihan model pada tugas lain. Metode ini dapat mengurangi kebutuhan akan data berlabel dalam jumlah besar dan menghemat biaya pelatihan, sekaligus memungkinkan model yang telah dilatih untuk menyesuaikan diri dengan tugas baru (Iman et al., 2023). Dalam konteks *Convolutional Neural Network (CNN)*, *Transfer Learning* biasanya diterapkan dengan menggunakan model CNN yang sudah dilatih sebelumnya pada dataset besar, seperti ImageNet, untuk tugas pengenalan citra secara umum. Dengan menggunakan pengetahuan yang telah diperoleh dari model yang ada, *Transfer Learning* tidak hanya menghemat waktu tetapi juga sumber daya yang diperlukan untuk melatih model dari awal, terutama ketika dataset untuk tugas baru terbatas. Beberapa model yang sering digunakan untuk pendekatan

Transfer Learning antara lain *MobileNet*, *VGG16*, *Densenet*, *InceptionV3*, dan *Xception* (Barkah, 2024).

Ensemble Learning adalah metode yang mengombinasikan berbagai algoritma *Machine Learning* untuk meningkatkan akurasi prediksi, melampaui hasil yang dapat dicapai oleh satu algoritma tunggal (Prameswari et al., 2024). Selain keunggulannya dalam meningkatkan akurasi, teknik ini juga sangat efektif dalam menangani berbagai tantangan dalam *Machine Learning*, seperti seleksi fitur, estimasi kepercayaan, menangani data yang hilang, pembelajaran tambahan, koreksi kesalahan, serta masalah data yang tidak seimbang (Andriyani et al., 2024). *Teknik Boosting* dalam *Ensemble Learning*, seperti *XGBoost* atau *AdaBoost*, bekerja dengan meningkatkan performa model secara iteratif, di mana model berikutnya fokus pada kesalahan prediksi dari model sebelumnya, sehingga menghasilkan model akhir yang jauh lebih akurat. Karena fleksibilitas dan pendekatan iteratifnya, *Boosting* sangat andal untuk mengatasi masalah klasifikasi kompleks. Beragam algoritma dapat diterapkan dalam *Ensemble Learning*, bergantung pada jenis permasalahan klasifikasi yang dihadapi. Sebagai contoh, penelitian perbandingan algoritma untuk klasifikasi keputusan kredit sering menggunakan *XGBoost* dan *Random Forest*.

Kedua algoritma ini dikenal sebagai model yang sangat efisien dengan performa tinggi, baik untuk tugas klasifikasi maupun regresi. Penelitian yang dilakukan oleh (Li & Chen, 2020) dalam "A comparative performance assessment of *Ensemble Learning* for credit scoring" mengungkapkan bahwa

kedua algoritma ini mampu mencegah overfitting dan memberikan prediksi yang akurat, bahkan dalam kondisi data yang hilang atau tidak seimbang (Jan Melvin Ayu Soraya Dachi & Pardomuan Sitompul, 2023).

Berdasarkan uraian latar belakang yang telah disampaikan, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat risiko abrasi di wilayah pesisir dengan memanfaatkan lima arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu *MobileNet*, *VGG16*, *Densenet*, *InceptionV3*, dan *Xception*. Dalam proses ini, teknik augmentasi data dan *Transfer Learning* akan diterapkan untuk membantu model mengenali risiko abrasi pada tiga kategori, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Selain itu, penelitian ini akan mengintegrasikan teknik *Ensemble Learning*, *Transfer Learning*, dan *K-Fold Cross-Validation* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, mengurangi risiko overfitting. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari citra satelit *Sentinel-2* melalui platform *Google Earth Engine*, yang menyediakan data dengan resolusi tinggi dan relevan untuk analisis risiko abrasi. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan solusi yang lebih efisien dalam memetakan tingkat risiko abrasi di wilayah pesisir, sekaligus menghasilkan model yang lebih stabil, akurat, dan andal untuk digunakan dalam proses pemantauan. Harapan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah agar hasil yang diperoleh dapat menjadi landasan untuk mengembangkan sistem pemantauan risiko abrasi yang andal sebelum diterapkan di masyarakat. Dengan akurasi yang tinggi dan kemampuan generalisasi yang baik, diharapkan model yang dihasilkan dapat membantu para pemangku kebijakan dan masyarakat dalam mengidentifikasi daerah yang

rentan terhadap abrasi secara lebih cepat dan akurat. Sebelum diterapkan ke masyarakat, hasil penelitian ini juga bertujuan untuk diintegrasikan dengan sistem informasi geografis (GIS) atau platform monitoring lingkungan lainnya untuk memberikan data yang mudah diakses dan dimengerti oleh berbagai pihak, sehingga mendukung upaya mitigasi risiko abrasi secara efektif dan berkelanjutan.

B. RUMUSAN MASALAH

Berdasarkan pada latar belakang yang telah dijelaskan sebelumnya, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah :

1. Bagaimana proses pengambilan data citra satelit dari *Google Earth Engine*, khususnya berdasarkan waktu pengambilan citra pada *Sentinel-2*, dapat digunakan untuk membangun dataset klasifikasi risiko abrasi?
2. Bagaimana penerapan arsitektur CNN (*Xception*, *InceptionV3*, *VGG16*, *MobileNet*, dan *Densenet*) dengan teknik *Transfer Learning* (*Fine Tuning*) dapat digunakan pada klasifikasi risiko abrasi dengan citra satelit *Sentinel-2*?
3. Arsitektur CNN mana yang menunjukkan hasil terbaik dalam klasifikasi risiko abrasi setelah diterapkan *Fine-tuning* dan *K-Fold Cross Validation*?
4. Bagaimana teknik *Ensemble Learning*, khususnya *XGBoost*, dapat dimanfaatkan untuk menggabungkan hasil prediksi dari berbagai arsitektur CNN, sehingga meningkatkan akurasi dan kualitas prediksi pada klasifikasi risiko abrasi?

C. BATASAN MASALAH

Agar penelitian tetap terfokus dan tidak melebar, peneliti harus menetapkan Batasan dalam penelitian ini. Batasan masalah yang diterapkan adalah :

1. Arsitektur *InceptionV3*, *Xception*, *MobileNet*, *Densenet*, dan *VGG16* yang digunakan disediakan oleh Keras.
2. Dataset yang digunakan adalah dataset citra risiko tingkat abrasi memiliki 3 kelas yaitu rendah, sedang, dan tinggi yang diambil dari *Google Earth Engine* berdasarkan waktu dari *Sentinel-2*
3. Penelitian ini tidak berfokus pada proses ekstraksi fitur dari citra.
4. Batasan penggunaan *Ensemble Learning* dalam penelitian ini adalah hanya menggunakan metode Boosting dengan *XGBoost* untuk menggabungkan dan mengoptimalkan kekuatan masing-masing model.

D. TUJUAN PENELITIAN

Mengacu pada rumusan dan Batasan masalah, tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengklasifikasikan citra risiko abrasi dengan tiga kategori yaitu rendah, sedang, dan tinggi menggunakan lima arsitektur CNN (*MobileNet*, *VGG16*, *Densenet*, *InceptionV3* dan *Xception*)
2. Menerapkan teknik augmentasi data, *Transfer Learning* dan *Ensemble Learning* untuk meningkatkan akurasi model serta mengurangi overfitting
3. Menggunakan dataset citra dari *Google Earth Engine* berdasarkan waktu *Sentinel-2* untuk proses klasifikasinya

4. Mengevaluasi akurasi dan performa dari arsitektur *MobileNet*, *VGG16*, *Densenet*, *InceptionV3* dan *Xception* dalam klasifikasi citra risiko abrasi menggunakan dataset citra *Sentinel-2*.
5. Mengintegrasikan prediksi dari lima arsitektur *CNN* dengan teknik *Ensemble Learning (XGBoost)* setelah dilakukan *fine-tunning* dan *K-Fold Cross Validation* untuk menggabungkan kekuatan masing-masing model, sehingga menghasilkan akurasi prediksi yang lebih tinggi dan kualitas klasifikasi yang lebih andal dalam identifikasi risiko abrasi.

E. MANFAAT PENELITIAN

Manfaat dari penelitian ini adalah mengoptimalkan performa beberapa arsitektur *CNN* untuk meningkatkan akurasi prediksi dengan teknik *ensemble learning*, berdasarkan dataset citra risiko abrasi yang diperoleh dari *Google Earth Engine* yang disesuaikan dengan rentang waktu di *Sentinel-2*. Selain itu, penelitian ini juga memberikan wawasan mendalam tentang efektivitas arsitektur *CNN* dalam klasifikasi risiko abrasi, yang dapat diterapkan pada sistem pemantauan lingkungan berbasis teknologi informasi.

**SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA**

BAB V

PENUTUP

A. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengumpulkan data citra satelit *Sentinel-2* dari wilayah pesisir Provinsi Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta melalui platform *Google Earth Engine*. Data tersebut diolah untuk keperluan klasifikasi tingkat risiko

ko abrasi, yang dikategorikan ke dalam tiga kelas berdasarkan *Indeks Risiko Bencana Indonesia* (IRBI) tahun 2023, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Proses pengujian awal dilakukan untuk mengevaluasi performa beberapa arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)*, menghasilkan akurasi validasi masing-masing yaitu *VGG16* dengan akurasi 87,43%, *MobileNet* dengan 93,41%, *Densenet* sebesar 83,23%, *InceptionV3* dengan 77,25%, dan *Xception* mencapai 89,22%. Dari hasil ini, arsitektur *MobileNet* menunjukkan kinerja terbaik dengan akurasi 93,41%, dibandingkan dengan model-model CNN lainnya. Namun, untuk meningkatkan performa lebih lanjut, metode *Transfer Learning* dengan teknik *fine-tuning* diterapkan, diikuti oleh evaluasi menggunakan *K-Fold Cross-Validation*. Hasilnya menunjukkan bahwa *MobileNet* mampu meningkatkan akurasi hingga 93,83%, memperkuat validasi bahwa arsitektur ini paling efektif dalam klasifikasi tingkat risiko abrasi dibandingkan dengan arsitektur lainnya setelah penerapan metode tersebut.

Pada pengoptimalan akurasi dan generalisasi model, teknik *Ensemble Learning* berbasis *Boosting* diterapkan pada hasil *K-Fold Cross-Validation*

dengan menggabungkan kekuatan dari berbagai arsitektur CNN yang diuji. Pendekatan ini menghasilkan akurasi sebesar 96,45%, yang mencerminkan keunggulan kombinasi model dibandingkan model tunggal. Dengan kata lain, penerapan *Ensemble Learning* berhasil meningkatkan kemampuan prediktif sistem secara signifikan, menjadikan pendekatan ini solusi yang lebih andal dan efektif untuk klasifikasi risiko abrasi di wilayah pesisir.

Penelitian ini menegaskan pentingnya penerapan teknik *Transfer Learning (fine-tuning)*, dan *Ensemble Learning* dalam menghadapi tantangan analisis citra satelit, khususnya dalam klasifikasi tingkat risiko abrasi yang memerlukan tingkat akurasi tinggi. Kombinasi strategi ini tidak hanya mampu meningkatkan kinerja model secara signifikan, tetapi juga menawarkan solusi yang lebih efisien dan andal untuk kebutuhan pemantauan lingkungan di masa mendatang. Selain itu, penerapan teknik augmentasi data pada dataset memberikan pengaruh yang beragam terhadap akurasi model, tergantung pada karakteristik data dan parameter yang digunakan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode *Ensemble Learning* berbasis *Boosting* memiliki keunggulan yang jelas, dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model individu, meskipun telah dilakukan berbagai optimasi tambahan. Komparasi penelitian sekarang dan sebelumnya yang dilakukan oleh (Wijaya & Prasetyo, 2021) menunjukkan bahwa metode *Ensemble Learning* seperti *XGBoost* lebih efektif saat diterapkan pada dataset citra risiko abrasi dari *Sentinel-2* dibandingkan dengan penerapannya pada dataset citra risiko tsunami dari *LANDSAT 8 OLI*. Dengan jumlah data yang besar dan cakupan area yang luas,

XGBoost terbukti mampu secara signifikan meningkatkan akurasi model, menjadikannya salah satu pendekatan terbaik dalam pengolahan citra satelit.

B. SARAN

Masih terdapat berbagai langkah yang dapat diambil untuk meningkatkan akurasi dalam klasifikasi dataset citra risiko abrasi. Salah satu pendekatannya adalah dengan memperluas eksperimen menggunakan berbagai kombinasi model *Transfer Learning (Fine Tuning)*, arsitektur *CNN*, *K-Fold Cross Validation* dan teknik *Ensemble Learning (XGBoost)* lainnya yang relevan untuk penelitian ini.

Selain itu, penting untuk memastikan bahwa augmentasi data dilakukan secara benar dan sesuai dengan karakteristik citra abrasi. Augmentasi yang asal-asalan dapat mengubah ciri-ciri citra abrasi seperti bentuk, tekstur, atau pola warna, yang justru akan mengganggu pola belajar model CNN. Oleh karena itu, transformasi augmentasi seperti rotasi, flipping, atau zooming perlu disesuaikan dengan karakteristik citra agar tetap mewakili kondisi nyata risiko abrasi.

Pada evaluasi performa model juga sebaiknya dilakukan menggunakan confusion matrix untuk mendapatkan metrik yang lebih komprehensif, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, yang mencerminkan kinerja model dalam setiap kategori risiko abrasi. Meskipun K-Fold Cross Validation berguna untuk membagi data secara merata dalam pelatihan dan validasi, namun tidak memberikan wawasan langsung tentang distribusi prediksi, seperti nilai true positive, false positive, true negative, dan false negative. Dengan menggunakan

confusion matrix, peneliti dapat lebih memahami kelemahan model dan mengambil langkah perbaikan yang lebih tepat sasaran.



DAFTAR PUSTAKA

- Adi, A. W., Bagaskoro, Y., Putra, A. S., P., T. J., Shalih, O., Dewi, A. N., Karimah, R., Eveline, F., S., H. A., Purnamaswi, D. I., Rizqi, A., Rahmawati, I., Shabrina, F. Z., Alfian, A., Hafizh, A., Syauqi, Kurniawan, D., Septian, R. T., Seniarwan, ... Wibawanti, P. (2024). *IRBI Indeks Risiko Bencana Indonesia Tahun 2023*. 02, 370 halaman.
- Agrawal, A., & Mittal, N. (2020). Using CNN for facial expression recognition: a study of the effects of kernel size and number of filters on accuracy. *The Visual Computer*, 36(2), 405–412.
- Alfarizi, M. R. S., Al-farish, M. Z., Taufiqurrahman, M., Ardiansah, G., & Elgar, M. (2023). Penggunaan Python Sebagai Bahasa Pemrograman untuk Machine Learning dan Deep Learning. *Karimah Tauhid*, 2(1), 1–6.
- Andriyani, W., Natsir, F., Lubis, H., Tyas, S. H. Y., Meidelfi, D., Faizah, S., Nurlaida, N., Kurniawan, H., Wahyuningtyas, I., & Hasan, F. N. (2024). *PERANGKAT LUNAK DATA MINING*. Penerbit Widina.
- Ayu, D. W., & Pradipta, G. A. (2024). SqueezeNet Feature Extraction dan Gradient Boosting untuk Klasifikasi Penyakit Monkeypox pada Citra Kulit. *Jurnal Sistem Dan Informatika (JSI)*, 18(2), 177–183. <https://doi.org/10.30864/jsi.v18i2.612>
- Baiq Nurul Azmi, Arief Hermawan, & Donny Avianto. (2023). Analisis Pengaruh Komposisi Data Training dan Data Testing pada Penggunaan PCA dan Algoritma Decision Tree untuk Klasifikasi Penderita Penyakit Liver. *JTIM : Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia*, 4(4), 281–290. <https://doi.org/10.35746/jtim.v4i4.298>
- Barkah, N. M. (2024). *OPTIMASI PADA TRANSFER LEARNING UNTUK KLASIFIKASI EMOSI WAJAH PADA DATASET FER-2013*. UIN SUNAN KALIJAGA YOGYAKARTA.
- Beno, J., Silen, A. ., & Yanti, M. (2022). PERUBAHAN GARIS PANTAI DI KECAMATAN LABUHAN MARINGGAJ, KABUPATEN LAMPUNG TIMUR BERDASARKAN ANALISIS CITRA SATELIT MULTITEMPORAL BERBASIS GOOGLE EARTH ENGINE. *Braz Dent J.*, 33(1), 1–12.
- Bismi, W., Novianti, D., & Qomaruddin, M. (2024). Analisis Perbandingan Klasifikasi Citra Genus Panthera dengan Pendekatan Deep learning Model MobileNet. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 6(1), 1–9.
- Cendani, L. M., & Wibowo, A. (2022). Perbandingan Metode Ensemble Learning pada Klasifikasi Penyakit Diabetes. *Jurnal Masyarakat Informatika*, 13(1), 33–44. <https://doi.org/10.14710/jmasif.13.1.42912>
- Cheng, H., Lian, J., & Jiao, W. (2024). Enhanced MobileNet for skin cancer image classification with fused spatial channel attention mechanism. *Scientific Reports*, 14(1), 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-80087-w>
- Dewi, N., & Ismawan, F. (2021). Implementasi deep learning menggunakan CNN untuk sistem pengenalan wajah. *Faktor Exacta*, 14(1), 34–43.
- Dimyati, A. E. F., Somantri, L., & Sugito, N. T. (2022). Klasifikasi Berbasis Objek Citra

- Satelit Sentinel 2 untuk Pemetaan Perubahan Lahan di Kecamatan Parongpong Kabupaten Bandung Barat. *Jurnal Geografi : Media Informasi Pengembangan Dan Profesi Kegeografian*, 19(1), 24–28. <https://doi.org/10.15294/jg.v19i1.33958>
- Ekman, P. (2004). Emotional and conversational nonverbal signals. *Language, Knowledge, and Representation: Proceedings of the Sixth International Colloquium on Cognitive Science (ICCS-99)*, 39–50.
- Faizin, A., Tri Arsanto, A., Moch. Lutfi, & Rochim Musa, A. (2022). Deep Pre-Trained Model Menggunakan Arsitektur Densenet Untuk Identifikasi Penyakit Daun Padi. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 6(2), 615–621. <https://doi.org/10.36040/jati.v6i2.5475>
- Fariz, T. R., Daeni, F., & Sultan, H. (2021). Pemetaan Perubahan Penutup Lahan Di Sub-DAS Kreo Menggunakan Machine Learning Pada Google Earth Engine. *Jurnal Sumberdaya Alam Dan Lingkungan*, 8(2), 85–92. <https://doi.org/10.21776/ub.jsal.2021.008.02.4>
- Fauziah, A., Hermanto, H., & Sukmarini, M. A. (2024). Extreme Gradient Boosting pada Peramalan Pola Curah Hujan Bulanan Kabupaten Banyuwangi. *Jurnal Kridatama Sains Dan Teknologi*, 6(02), 430–440. <https://doi.org/10.53863/kst.v6i02.1154>
- Fayakun, K., & Ramza, H. (2023). Klasifikasi Hama Serangga pada Pertanian Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 5(2), 397–406.
- Feriawan, J., & Swanjaya, D. (2020). Perbandingan Arsitektur Visual Geometry Group dan MobileNet Pada Pengenalan Jenis Kayu. *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 4(3), 185–190. <https://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/article/view/84>
- Firdaus. (2022). Analisis Pengurangan Risiko Bencana Abrasi Pantai Di Kecamatan. *Syntax Literate: Jurnal Ilmiah Indonesia*, 7(4), 3965–3977. <https://doi.org/10.36418/syntax-literate.v7i4.6726>
- Hafifah, F., Rahman, S., & Asih, S. (2021). Klasifikasi Jenis Kendaraan Pada Jalan Raya Menggunakan Metode Convolutional Neural Networks (CNN). *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, 2(5), 292–301. <https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/tin>
- Han, J., Pei, J., & Tong, H. (2022). *Data mining: concepts and techniques*. Morgan kaufmann.
- Iman, M., Arabnia, H. R., & Rasheed, K. (2023). A review of deep transfer learning and recent advancements. *Technologies*, 11(2), 40.
- Iza Fajarendra, Y., Rizal Fauzan, Y., & 'Uyun, S. (2024). Klasifikasi Citra Eurosat Menggunakan Algoritma Knn, Decision Tree Dan Random Forest. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 7754–7761. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10458>
- Jan Melvin Ayu Soraya Dachi, & Pardomuan Sitompul. (2023). Analisis Perbandingan Algoritma XGBoost dan Algoritma Random Forest Ensemble Learning pada Klasifikasi Keputusan Kredit. *Jurnal Riset Rumpun Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam*, 2(2), 87–103. <https://doi.org/10.55606/jurrimipa.v2i2.1470>

- Julianto, F. D., Putri, D. P. D., & Safi'i, H. H. (2020). Analisis Perubahan Vegetasi dengan Data Sentinel-2 Menggunakan Google Earth Engine. *Jurnal Penginderaan Jauh Indonesia*, 02(02), 13–18. <http://jurnal.mapin.or.id/index.php/jpj/article/view/29>
- Kasus, S., Tanjung, P., & Barombong, B. (2024). *Arus Jurnal Sains dan Teknologi (AJST) Studi Perubahan Garis Pantai Dengan Menggunakan Software DSAS (Digital Shoreline Analisys System)*.
- Kurniawan, R., Wintoro, P. B., Mulyani, Y., & Komarudin, M. (2023). Implementasi Arsitektur Xception Pada Model Machine Learning Klasifikasi Sampah Anorganik. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 11(2), 233–236. <https://doi.org/10.23960/jitet.v11i2.3034>
- Latue, P. C., Rakuasa, H., & Sihasale, D. A. (2023). Analisis Kerapatan Vegetasi Kota Ambon Menggunakan Data Citra Satelit Sentinel-2 dengan Metode MSARVI Berbasis Machine Learning pada Google Earth Engine. *Sudo Jurnal Teknik Informatika*, 2(2), 68–77. <https://doi.org/10.56211/sudo.v2i2.270>
- Latue, P. C., Rakuasa, H., Somae, G., & Muin, A. (2023). Analisis Perubahan Suhu Permukaan Daratan di Kabupaten Seram Bagian Barat Menggunakan Platform Berbasis Cloud Google Earth Engine. *Sudo Jurnal Teknik Informatika*, 2(2), 45–51. <https://doi.org/10.56211/sudo.v2i2.261>
- Li, Y., & Chen, W. (2020). A comparative performance assessment of ensemble learning for credit scoring. *Mathematics*, 8(10), 1756.
- Liwun, M. K. L., Ismanto, A., Indrayanti, E., Munandar, B., & Siagian, H. (2023). Prediksi Perubahan Garis Pantai Di Pantai Tanjung Lesung, Kec. Panimbang, Kabupaten Pandeglang, Banten (Studi Kasus: 2022-2047). *Buletin Oseanografi Marina*, 12(2), 270–277. <https://doi.org/10.14710/buloma.v12i2.50149>
- Lukas Hansel, G., & Bunyamin, H. (2021). Penggunaan Augmentasi Data pada Klasifikasi Jenis Kanker Payudara dengan Model Resnet-34. *Jurnal Strategi*, 3(1), 187–193.
- Luthfi Bangun Permadi, M., & Gumilang, R. (2024). Penerapan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network) Untuk Deteksi Dan Klasifikasi Target Militer Berdasarkan Citra Satelit. *Jurnal Sosial Teknologi*, 4(2), 134–143. <https://doi.org/10.59188/jurnalsostech.v4i2.1138>
- Mahardika, M. A. R., Yudistira, N., & Ridok, A. (2023). Sistem Rekognisi Citra Digital Bahasa Isyarat Menggunakan Convolutional Neural Network dan Spatial Transformer. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 10(7), 1633–1642. <https://doi.org/10.25126/jtiik.1078098>
- Marlina, D. (2022). Klasifikasi Tutupan Lahan pada Citra Sentinel-2 Kabupaten Kuningan dengan NDVI dan Algoritme Random Forest. *STRING (Satuan Tulisan Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 7(1), 41. <https://doi.org/10.30998/string.v7i1.12948>
- Marsuhandi, A. H., Soleh, A. M., Wijayanto, H., & Domiri, D. D. (2020). Pemanfaatan Ensemble Learning Dan Penginderaan Jauh Untuk Pengklasifikasian Jenis Lahan Padi. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2019(1), 188–195. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2019i1.247>
- Mohammed, M., Khan, M. B., & Bashier, E. B. M. (2016). *Machine learning: algorithms and applications*. Crc Press.

- Muslihati, M., Sahibu, S., & Taufik, I. (2024). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Jenis Sampah Organik dan Non Organik. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(3), 840–852. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i3.1346>
- Novianti, T. C. (2021). Geografi Klasifikasi Landsat 8 Oli Untuk Tutupan Lahan Di Kota Palembang. *Jurnal Swarnabhumi*, 6(1), 75–85.
- Padang, P., Barat, S., Fitri, A. D., Melayu, M. A., & Sulfira, R. M. (2023). *Analisis Perubahan Garis Tepi Pantai Akibat Terjadinya Abrasi di*. 1024–1035.
- Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 4(1), 45–51.
- Prameswari, M., Kania, P. E., De Ayu, I. G., & Harnoko, S. N. P. (2024). Penerapan Metode Stacking Ensemble Untuk Klasifikasi Status Pinjaman Nasabah Bank. *PROSIDING SEMINAR NASIONAL SAINS DATA*, 4(1), 802–811.
- Purnamawati, A., Nugroho, W., Putri, D., & Hidayat, W. F. (2020). Deteksi Penyakit Daun pada Tanaman Padi Menggunakan Algoritma Decision Tree, Random Forest, Naïve Bayes, SVM dan KNN. *InfoTekJar: Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan*, 5(1), 212–215. <https://doi.org/10.30743/infotekjar.v5i1.2934>
- Rama, M., Suryanto, H., & Utomo, D. W. (2024). *Pembelajaran Ensemble Untuk Klasifikasi Ulasan Pelanggan E-commerce Menggunakan Teknik Boosting*. 15(02), 238–244. <https://doi.org/10.35970/infotekmesin.v15i2.2314>
- Riyadi, S., Pardede, D., & Fuad, R. N. (2024). *Klasifikasi Kategori Cuaca Berdasarkan Citra Menggunakan VGG-16*. 4(1), 91–98.
- Rohadi, D. (n.d.). *Pengaruh ensemble feature selection pada prediksi data time series menggunakan gated recurrent unit (gru) dan bidirectional long short-term memory (bi-lstm)*. Fakultas Sains dan Teknologi UIN Syarif Hidayatullah Jakarta.
- Roihan, A., Sunarya, P. A., & Rafika, A. S. (2020). Pemanfaatan machine learning dalam berbagai bidang. *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, 5(1), 490845.
- Saputra, D. I. D. (2023). *Implementasi Ensemble Learning Dengan Arsitektur Mobilenetv2 Dan Efficientnetb7 Pada Klasifikasi Citra Penyakit Kanker Kulit*. <http://repository.upnjatim.ac.id/16426/>
- Saputra, R. A., & Adhinata, F. D. (2023). Model Deteksi Kebakaran Hutan dan Lahan Menggunakan Transfer Learning DenseNet201. *Journal of Intelligent System and Computation*, 5(2), 65–72. <https://doi.org/10.52985/insyst.v5i2.317>
- Sarker, I. H. (2021a). Deep learning: a comprehensive overview on techniques, taxonomy, applications and research directions. *SN Computer Science*, 2(6), 420.
- Sarker, I. H. (2021b). Machine learning: Algorithms, real-world applications and research directions. *SN Computer Science*, 2(3), 160.
- Sarker, I. H., Kayes, A. S. M., Badsha, S., Alqahtani, H., Watters, P., & Ng, A. (2020). Cybersecurity data science: an overview from machine learning perspective. *Journal of Big Data*, 7, 1–29.

- Siregar, A. O. (2022). Pemetaan Sebaran dan Tutupan Lamun Menggunakan Citra Satelit Sentinel-2 di Pulau Dua Kecamatan Enggano Provinsi Bengkulu. *Jurnal Laut Khatulistiwa*, 5(3), 125. <https://doi.org/10.26418/lkuntan.v5i3.54389>
- Tanuwijaya, E., & Roseanne, A. (2021). Modifikasi arsitektur VGG-16 untuk klasifikasi citra digital rempah- rempah indonesia classification of indonesian spices digital image using modified VGG-16 architecture. *Jurnal Manajemen, Teknik Informatika, Dan Rekayasa Komputer*, 21(1), 191–198. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i1.xxx>
- Umaya, U., Devicawati, D., Johan, H., & Johan, S. (2023). Aktivitas Masyarakat Dan Pengaruhnya Terhadap Fenomena Alam Abrasi Terintegrasi Pembelajaran Fisika Sekolah. *Silampari Jurnal Pendidikan Ilmu Fisika*, 5(2), 161–171. <https://doi.org/10.31540/sjpif.v5i2.2227>
- UNGKAWA, U., & HAKIM, G. AL. (2023). Klasifikasi Warna pada Kematangan Buah Kopi Kuning menggunakan Metode CNN Inception V3. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 11(3), 731. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v11i3.731>
- Wijaya, Y. F., & Prasetyo, S. Y. J. (2021). Model Penilaian Tata Guna Lahan Dengan Citra Landsat 8 OLI Menggunakan Algoritma XGBoost Diwilayah Beresiko Tsunami (Studi Kasus : Kota Palu Sulawesi Tengah). *Indonesian Journal of Computing and Modeling*, 4(1), 23–28. <https://doi.org/10.24246/icm.v4i1.4981>
- Xin, Y., Kong, L., Liu, Z., Chen, Y., Li, Y., Zhu, H., Gao, M., Hou, H., & Wang, C. (2018). Machine learning and deep learning methods for cybersecurity. *Ieee Access*, 6, 35365–35381.
- Yusri, A. Z. dan D. (2020). ANALISIS PERUBAHAN GARIS PANTAI MENGGUNAKAN METODE CELLULAR AUTOMATA DI KECAMATAN PANIMBANG KABUPATEN PANDEGLANG. *Jurnal Ilmu Pendidikan*, 7(2), 809–820.