
EVALUASI DAN PERBANDINGAN ALGORITMA KLASIFIKASI DALAM ANALISIS PENGGUNAAN LAHAN DENGAN TEKNOLOGI REMOTE SENSING: SEBUAH KAJIAN SISTEMATIK

Putu Raditia Satriawan^{1, *}, Gusti Michael Ferdinand², I Nyoman Putra Satya

Natha³, I Gst Ayu Pradnya Suci Devi Sastrawan⁴, Ni Wayan Marti⁵, Ni Putu Novita

Puspa Dewi⁶

^{1,2,3,4} Prodi Ilmu Komputer Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknik dan Kejuruan Universitas Pendidikan Ganesha, Jln. Udayana No. 11 Singaraja 81116 INDONESIA

⁵ Prodi Teknologi Rekaya Perangkat Lunak Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknik dan Kejuruan Universitas Pendidikan Ganesha, Jln. Udayana No. 11 Singaraja 81116 INDONESIA

⁶ Prodi Ilmu Komputer Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknik dan Kejuruan Universitas Pendidikan Ganesha, Jln. Udayana No. 11 Singaraja 81116 INDONESIA

Abstrak

Teknologi Remote Sensing memainkan peran penting dalam pemantauan dinamika penggunaan lahan, memberikan wawasan berharga untuk manajemen lingkungan dan perencanaan perkotaan. Pemilihan algoritma yang tepat merupakan aspek kunci dalam analisis Remote Sensing untuk mengklasifikasikan kategori Land Use dan Land Cover secara akurat. Sistematis *review* ini menganalisis studi-studi yang menggunakan lima algoritma klasifikasi umum dalam penginderaan jauh: *Random Forest* (RF), *Support Vector Machine* (SVM), *k-Nearest Neighbors* (kNN), *Decision Trees* (DT), *Artificial Neural Network* (ANN), dan *Classification and Regression Tree* (CART) Setiap algoritma dievaluasi berdasarkan kelebihan dan kelemahan serta kompleksitas data dan tujuan analisis. Hasil *review* menunjukkan bahwa RF seringkali menjadi pilihan terbaik dalam berbagai kasus karena akurasi yang tinggi dan kemampuan menangani data besar. SVM menunjukkan performa maksimal dan efisiensi dalam kondisi data yang lebih spesifik. Algoritma kNN, DT, ANN, dan CART juga memiliki aplikasi yang signifikan namun tergantung pada konteks penggunaan. Pemilihan algoritma yang tepat sangat bergantung pada karakteristik data dan tujuan analisis. Kombinasi algoritma atau pendekatan *ensemble* dapat meningkatkan akurasi klasifikasi penggunaan lahan. Implementasi algoritma yang tepat dalam *Remote Sensing* akan memberikan kontribusi signifikan pada manajemen lingkungan dan perencanaan perkotaan yang lebih baik.

Kata Kunci:

Remote Sensing,
Klasifikasi LULC,
Algoritma, Analisa

Abstract

Remote Sensing technology plays an important role in monitoring land use dynamics, providing valuable insights for environmental management and urban planning. The selection of appropriate algorithms is a key aspect in Remote Sensing analysis to accurately classify Land Use and Land Cover categories. This systematic review analyzes studies using five common classification algorithms in remote sensing: Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM), k-Nearest Neighbors (kNN), Decision Trees (DT), Artificial Neural Network (ANN), and Classification and Regression Tree (CART). Each algorithm was evaluated based on its strengths and weaknesses as well as data complexity and analysis objectives. The review showed that RF is often the best choice in many cases due to its high accuracy and ability to handle large data. SVM showed maximum performance and efficiency under more specific data conditions. The kNN, DT, ANN, and CART algorithms also have significant applications but depend on the context of use. The selection of an appropriate algorithm depends largely on the characteristics of the data and the purpose of the analysis. A combination of algorithms or an ensemble approach can improve the accuracy of land use classification. Proper implementation of algorithms in Remote Sensing will contribute significantly to better environmental management and urban planning.

Keywords:

Remote Sensing, LULC
Classification,
Algorithms, Analysis

* Korespondensi

E-mail: raditia@student.undiksha.ac.id

1. PENDAHULUAN

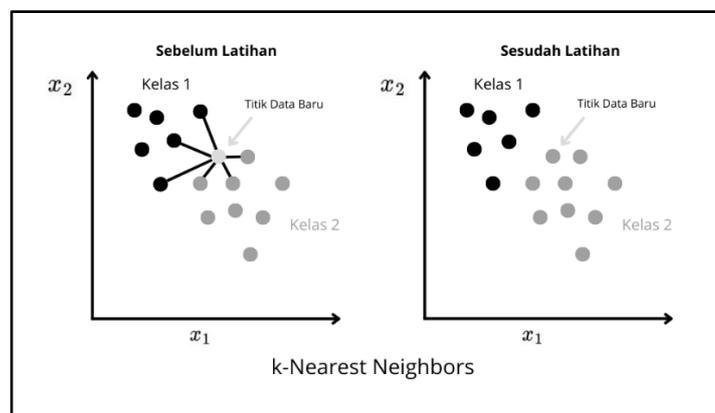
Remote Sensing (RS) sudah menjadi salah satu alat yang sangat penting dalam melihat pemetaan dan pemantauan dalam klasifikasi *Land Use Land Cover* (LULC). Dengan adanya kemajuan dari teknologi sensor dan pengelolaan data, penggunaan RS semakin berkembang dalam mendukung analisis lingkungan dan pengelolaan sumber daya alam. Salah satu dari pengaplikasian utama dari RS yaitu dalam menentukan LULC yang merupakan salah satu elemen penting dalam pemahaman tentang bagaimana perubahan lingkungan, penilaian dari dampak lingkungan, dan perencanaan pembangunan yang berkelanjutan.

Dalam konteks ini, algoritma klasifikasi memiliki peranan yang krusial, dalam mengolah data RS untuk bisa mengidentifikasi dan memilah berbagai jenis pemetaan dalam LULC. Dengan pemilihan algoritma klasifikasi yang tepat bisa menjadi kunci dari keberhasilan dalam menganalisis RS, karena bisa memengaruhi akurasi dan ketepatan dari hasil klasifikasi.

Artikel ini bertujuan untuk menyelidiki algoritma klasifikasi apa saja yang bisa digunakan dalam menganalisis LULC dengan menggunakan data dari RS. Akan dievaluasi kinerja beberapa algoritma klasifikasi populer yang ada, termasuk tetapi tidak terbatas pada, *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest* (RF), *k-Nearest Neighbors* (kNN), *Artificial Neural Networks* (ANN), dan *Classification and Regression Tree* (CART) dalam klasifikasi LULC dari RS.

A. Algoritma kNN

kNN, singkatan dari *k-Nearest Neighbors*, adalah metode algoritma yang terarah dan mudah digunakan untuk tujuan klasifikasi dan regresi. Dua pendekatan yang dapat digunakan dalam algoritma ini adalah k-NN dengan *Euclidean* dan k-NN dengan *Manhattan* (Hidayati & Hermawan, 2021). Fondasinya terletak pada konsep kedekatan, yang beroperasi dengan asumsi bahwa titik-titik data yang berdekatan satu sama lain cenderung memiliki kelas yang sama atau menunjukkan nilai yang sama. Pemilihan metrik jarak bergantung pada karakteristik data yang ada. Misalnya, jarak *Euclidean* sering diterapkan pada data kontinu, sedangkan jarak *Manhattan* lebih sering dipakai untuk data kategorikal atau biner. Namun kNN memiliki tingkat kompleksitas komputasional yang tinggi yang membuat kNN tidak cocok digunakan untuk *dataset* yang besar.

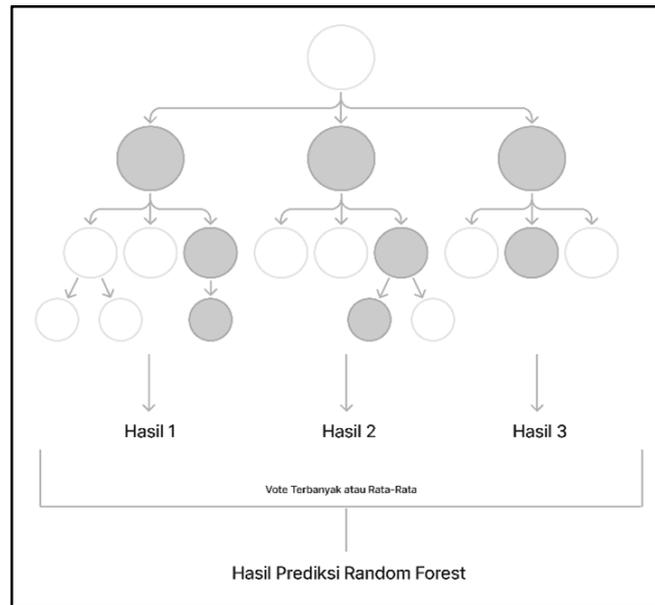


Gambar 1. Ilustrasi Algoritma *k-Nearest Neighbors*

B. Algoritma RF

Algoritma *Random Forest* (RF) didasarkan pada pembuatan beberapa pohon keputusan, penggabungan dari beberapa pohon keputusan akan mendapatkan perkiraan yang lebih akurat dan stabil. Menurut Rodríguez-Galiano, algoritma RF memiliki keunggulan di bidang RS, karena menghasilkan perkiraan generalisasi internal yang tidak bias yang diwakili oleh kesalahan *Out of Bag* (OOB), yang merupakan cara memvalidasi model RF (Pacheco, Junior, Ruiz-Armenteros, & Henriques, 2021). Oleh karena itu, metode ini relatif kuat terhadap *outlier* dan *noise*, serta lebih ringan secara komputasi dibandingkan metode kumpulan pohon lainnya. RF dilatih menggunakan agregasi *bootstrap*, di mana setiap pohon baru disesuaikan berdasarkan sampel *bootstrap* dari observasi pelatihan. OOB adalah kesalahan rata-rata untuk setiap pohon yang dihitung menggunakan prediksi dari pohon yang tidak memuatnya dalam sampel *bootstrap* masing-masing (Pacheco et al., 2021). Hal ini memungkinkan pengklasifikasi RF untuk disesuaikan dan divalidasi saat dilatih. Kriteria Tingkat Perolehan Informasi dan Indeks Gini adalah

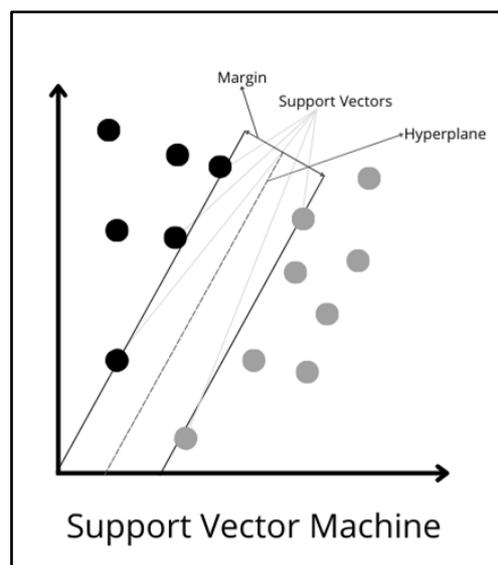
ukuran pemilihan atribut yang paling sering digunakan untuk menginduksi pohon keputusan (Pacheco et al., 2021).



Gambar 2. Ilustrasi Algoritma *Random Forest*

C. Algoritma SVM

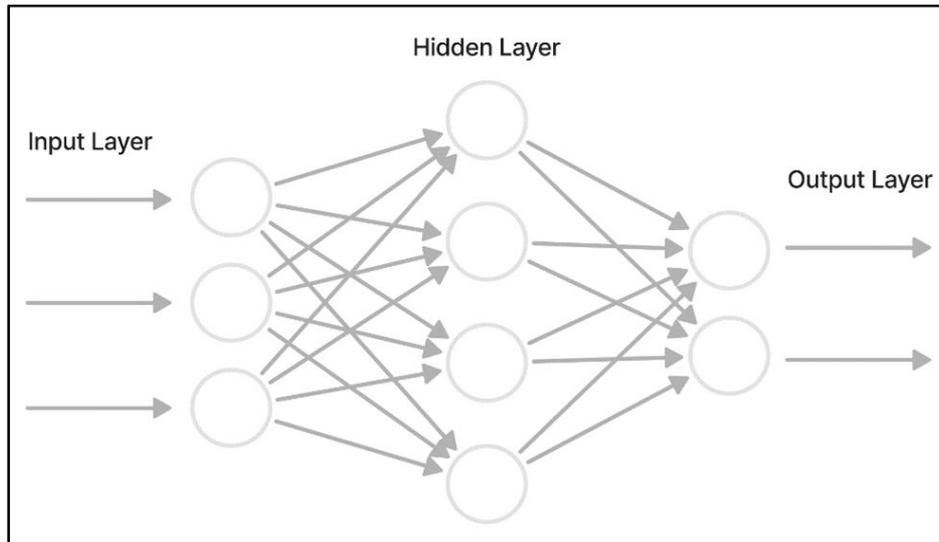
Support Vector Machine (SVM) merupakan suatu metode pengklasifikasian non-parametrik yang mencakup kumpulan algoritma pembelajaran yang digunakan dalam pengklasifikasian dan regresi (Aisah, Irawan, & Suprpti, 2023). Algoritma ini memisahkan data positif dan negatif menggunakan konsep margin maksimum, yang memiliki beberapa keunggulan seperti akurasi tinggi, penggunaan memori yang efisien, dan kemampuan menangani data dengan distribusi abnormal (Aisah et al., 2023). Proses klasifikasi menggunakan *hyperplane* yang optimal sebagai pemisah data positif dan negatif. *Hyperplane* ini memiliki jarak terjauh ke titik data pelatihan terdekat dari masing-masing kelas, karena margin yang lebih besar cenderung menghasilkan lebih sedikit kesalahan generalisasi (Aisah et al., 2023). Teori SVM dikembangkan oleh Vapnik dan Chervonenkis dan dibahas secara rinci oleh Vapnik, SVM di eksplorasi dalam aplikasi penginderaan jauh atau *remote sensing* (Aisah et al., 2023). Akurasi dalam klasifikasi SVM dinilai lebih unggul daripada beberapa metode lainnya seperti dalam menggunakan *a maximum likelihood algorithm* dan *a decision tree algorithm* (Aisah et al., 2023).



Gambar 3. Ilustrasi Algoritma *Support Vector Machine*

D. Algoritma ANN

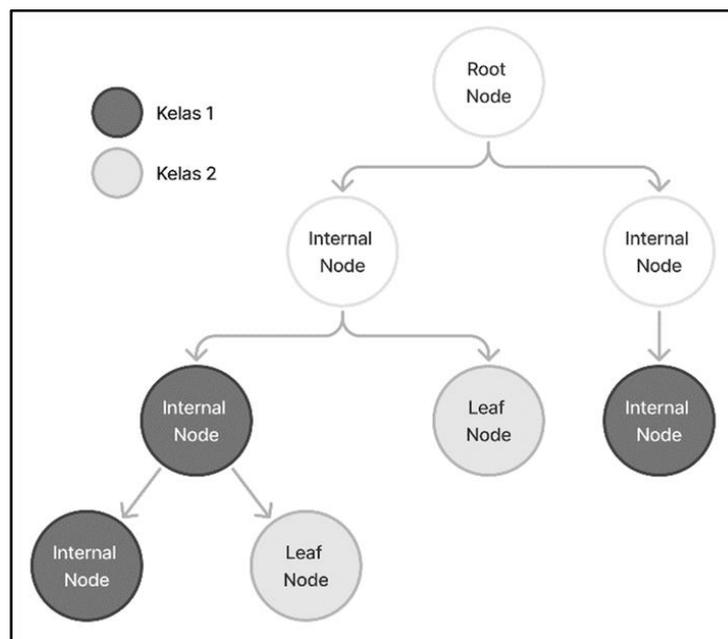
Artificial Neural Networks (ANN) adalah model pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi data, khususnya dengan menggunakan arsitektur *Multilayer Perceptron* (MLP) (Yuh, Tracz, Matthews, & Turner, 2023). Model ini sering diterapkan dengan satu lapisan tersembunyi, di mana jumlah neuron pada lapisan *input* sesuai dengan jumlah fitur yang digunakan, dan lapisan *output* berisi neuron yang sesuai dengan jumlah kelas yang diklasifikasikan. Algoritma pembelajaran *backpropagation* digunakan untuk melatih model (Yuh et al., 2023). Parameter utama untuk penyetelan model meliputi *size* dan *weighted decay*, yang membantu mengurangi *overfitting*. Variabel prediktor biasanya disentralkan dan diskalakan untuk mengurangi bias (Yuh et al., 2023).



Gambar 4. Ilustrasi Algoritma *Artificial Neural Networks*

E. Algoritma CART

Classification And Regression Tree (CART) adalah metode klasifikasi yang menggunakan logika biner yang berdasarkan *Decision Tree*, di mana hasil klasifikasi dilandasi oleh kinerja statistik regresi (Farikhi & Pramono, 2023). Algoritma ini memisahkan data melalui kumpulan *Node* hingga *Node* akhir, yang akhirnya membentuk hierarki *Decision Tree* (Farikhi & Pramono, 2023).



Gambar 5. Ilustrasi Algoritma *Classification And Regression Tree*

2. METODE

Dalam era digitalisasi yang semakin melesat ini, penggunaan RS sudah membuat dampak yang signifikan dalam berbagai aspek kehidupan. Baik dalam aspek pertanian, kehutanan, meteorologi dan klimatologi. Secara garis besar, penggunaan dari RS mempunyai peranan penting yang berguna untuk mengurangi kegiatan survei *terrestrial* ketika melakukan inventarisasi dan pemantauan sumber daya alam dan lingkungan. Dalam kata lain, penginderaan jarak jauh dapat menciptakan kemungkinan survei tanpa terjun kedalam lapangan yang akan disurvei. RS semakin banyak digunakan seiring berkembangnya teknologi dikarenakan mempunyai manfaat seperti meminimalisir manusia untuk melakukan survei pada daerah yang sulit ditempuh secara langsung, seperti survei pada daerah hutan, rawa, serta pegunungan yang terletak pada kawasan terpelosok. Selain itu penggunaan RS mampu menggambarkan objek, fenomena atau gejala yang terjadi di permukaan bumi dan letaknya secara detail atau mirip dengan fakta aktualnya.

Metode *review* yang digunakan mengikuti metodologi lima langkah yang meliputi (1) kerangka pertanyaan untuk *direview*, (2) identifikasi penelitian yang relevan, (3) penilaian kualitas pekerjaan yang diidentifikasi, (4) merangkum bukti, dan (5) menafsirkan temuan (Wong et al., 2019).



Gambar 6. Metodologi Lima Langkah *Review* (Wong et al., 2019)

Adapun empat tahapan yang dilakukan dalam menerapkan metode *review*, yaitu:

Tahap 1. Identifikasi sebanyak mungkin artikel relevan dari *database* non-komersial.

Tahap 2. Menentukan kriteria inklusi yang akan digunakan.

Tahap 3. Proses pemindaian terhadap abstrak artikel yang diperoleh.

Tahap 4. Pemeriksaan makalah lengkap.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dimulai pada bulan Mei 2024. Dalam penelitian ini, proses *review* dilakukan dalam lima tahapan artikel *review* (Wong et al., 2019). Tahapan-tahapan tersebut akan dijelaskan di bawah ini.

Rumusan masalah:

- Q1. Algoritma pembelajaran mesin apa yang menunjukkan performa terbaik untuk klasifikasi LULC pada data dengan resolusi spasial tinggi dan rendah?
- Q2. Bagaimana efektivitas berbagai algoritma pembelajaran mesin dalam mengklasifikasikan penggunaan lahan di area yang berbeda?
- Q3. Kondisi atau faktor apa yang memengaruhi kinerja berbagai algoritma pembelajaran mesin dalam klasifikasi LULC?

Proses identifikasi dan penilaian yang relevan berdasarkan pertanyaan penelitian dapat melalui proses pengidentifikasian dan penilaian penelitian yang relevan dalam 4 tahapan diantaranya:

A. Tahap 1. Identifikasi sebanyak mungkin artikel relevan dari *database* non-komersial

Pada tahapan ini, penelitian dirancang berdasarkan klasifikasi LULC dengan rentang penggunaan algoritma yang luas, penyediaan akses ke artikel ulasan dan penerbitan penelitian dalam lima tahun terakhir, juga berdasar atas penggunaan bahasa penulisan berbahasa Inggris dan bahasa Indonesia serta dalam arsip terbuka. Penelitian ini ditentukan berdasarkan daftar *database* jurnal yang akan digunakan dalam melakukan pencarian artikel berdasarkan klasifikasi. Terdapat beberapa *database* jurnal yang digunakan yaitu MDPI, *ResearchGate*, *Google Scholar*, dan *ScienceDirect*. Pencarian artikel dimulai pada 23 Mei 2024. Penelitian ini menentukan kata kunci yang dapat digunakan mencari artikel tersebut.

Tabel 1. Kata Kunci Pencarian Lanjutan

Kata Kunci I	Kata Kunci II
<i>Remote Sensing</i>	<i>Random Forest</i>
<i>Land Use Land Cover Classification</i>	<i>Support Vector Machine</i>
	<i>k Nearest Neighbor</i>
	<i>Artificial Neural Network</i>
	<i>Classification Regression Trees</i>
	<i>Comparative Assessment</i>

Dalam melakukan proses pencarian artikel pada *database* jurnal, kata kunci I digabungkan menggunakan OR/atau serupa dengan kata kunci II. Kata kunci I dan kata kunci II digabungkan menggunakan AND/and. Berikut ini adalah sintaks yang digunakan untuk mencari artikel dengan menggunakan kata kunci di atas yaitu ("*remote sensing*" AND "*land use land cover classification*") AND ("*random forest*" OR "*support vector machine*" OR "*k nearest neighbor*" OR "*artificial neural network*" OR "*classification regression trees*" OR "*comparative assessment*"). Artikel yang dicari dibatasi pada artikel yang diterbitkan dalam kurun waktu 5 (lima) tahun terakhir, yaitu dari tahun 2020 – 2024. Pertimbangan pengambilan artikel dalam kurun waktu 5 tahun terakhir adalah untuk menjamin bahwa informasi yang diteliti adalah informasi yang memuat terkait perkembangan teknologi terbaru. Pencarian dilakukan di judul artikel menggunakan kata kunci di atas, jenis pencarian yang digunakan adalah pencarian lanjutan. Pada proses pencarian, diperoleh sebanyak 45 artikel bertipe artikel *review* dan artikel riset, serta bertipe *open access & open archive* sesuai dengan kriteria kata kunci. Selanjutnya akan dilakukan pemfilteran pada tipe artikel berupa *review article* dan *research article*.

B. Tahap 2. Menentukan kriteria inklusi yang akan digunakan

Selanjutnya ini adalah kriteria inklusi yang digunakan dalam proses eliminasi, yaitu:

1. Artikel ditulis dalam Bahasa Inggris dan Bahasa Indonesia.
2. Tipe artikel yang digunakan artikel *review*, dan artikel riset.
3. Artikel mengkaji tentang algoritma yang digunakan dalam LULC.

Setelah dilakukan proses seleksi dari kriteria inklusi, kemudian langkah selanjutnya adalah proses pemilahan terhadap beberapa artikel yang merupakan duplikasi atau memiliki judul yang sama. Hasil akhir yang didapat sebanyak 39 artikel yang sesuai.

C. Tahap 3. Proses pemindaian abstrak dari artikel yang di peroleh

Ditahap ini, telah dilakukan pembacaan abstrak dari 39 artikel yang terpilih. Dari artikel - artikel tersebut dan didapat 11 artikel yang sesuai, diidentifikasi setelah pembacaan abstrak. Tahap ini merupakan seleksi awal untuk memastikan relevansi artikel dengan topik penelitian, selanjutnya 11 artikel tersebut akan dibaca secara detail untuk menjawab pertanyaan penelitian.

Hasil dari *review*, didapatkan pada penelitian yang dilakukan di sekitar Danau Trasimeno, Umbria, Italia Tengah, dilakukan perbandingan antara algoritma *Random Forest* (RF) dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi LULC. Data penelitian ini berasal dari *Google Earth Engine* (GEE) yang telah difilter dari awan. Teknik klasifikasi yang digunakan adalah metode *Object-Oriented* (OO) dengan informasi tekstur dari *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), yang mencapai tingkat akurasi tertinggi pada data *Sentinel 2*

(S2) (Tassi & Vizzari, 2020). Pada data *Landsat 8* (L8), pendekatan *Pixel-Based* (PB) menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan pendekatan *Object-Based* (OB). Namun, untuk data dengan resolusi spasial lebih tinggi, metode *Object-Oriented* (OO) memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan pendekatan lainnya, terutama pada *dataset PlanetScope* (PS) (Tassi & Vizzari, 2020). Penggabungan informasi tekstur meningkatkan klasifikasi dengan metode *Object-Oriented* (OO), terutama pada *dataset PlanetScope* (PS).

Meskipun demikian, SVM menunjukkan efektivitas yang lebih baik dalam hal akurasi pada pendekatan *Pixel-Based* (PB) dan *Object-Oriented* (OO) pada data L8. Di sisi lain, RF memberikan hasil yang lebih baik pada data S2 dengan kedua pendekatan, serta pada pendekatan OO pada data PS (Tassi & Vizzari, 2020). Berdasarkan temuan dari penelitian tersebut, algoritma RF menonjol dalam klasifikasi *Pixel-Based* (PB). RF menunjukkan efisiensi yang tinggi dibandingkan dengan SVM dalam beberapa kasus, seperti pada data S2 dengan metode *Pixel-Based* (PB) dan pada data PS dengan metode OO (Tassi & Vizzari, 2020). Meskipun tidak ada perbandingan langsung antara RF dan metode OO pada data L8, RF secara konsisten memberikan hasil yang unggul dalam berbagai situasi data.

Penelitian lain juga melakukan evaluasi terhadap kinerja algoritma kNN dan RF dalam mengklasifikasikan area hutan yang terbakar menggunakan empat satelit yang berbeda (Pacheco et al., 2021). Variasi luas wilayah yang teridentifikasi sebagai terbakar antara hasil klasifikasi dan peta referensi paling rendah terjadi pada citra *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer* (ASTER) (4 km²) dan paling tinggi pada citra *Moderate Resolution Image Spectroradiometer* (MODIS) (47 km²) (Pacheco et al., 2021). Temuan ini konsisten pada gambar dengan resolusi spasial yang lebih baik dan waktu akuisisi yang lebih dekat dengan tanggal produk referensi, seperti *Operational Land Imager* (OLI), *MultiSpectral Instrument* (MSI), dan *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer* (ASTER), yang menghasilkan kualitas tematik yang stabil (Pacheco et al., 2021). Namun, jika interval waktu antara data terlalu panjang, sulit untuk menentukan periode yang tepat untuk piksel yang dihasilkan dari gambar (Pacheco et al., 2021). Faktor-faktor ini tidak terkait dengan hasil yang diperoleh dari sensor MODIS, meskipun sensor ini memiliki jarak waktu yang lebih dekat dengan kejadian kebakaran, resolusi spasial yang lebih rendah, dan periode akumulasi data selama delapan hari (Pacheco et al., 2021). Dalam konteks algoritma, RF merupakan metode klasifikasi yang menghasilkan kesalahan paling kecil dalam total luas area yang terbakar dibandingkan dengan area referensi ICFN (Pacheco et al., 2021). RF memberikan nilai luas area terbakar antara 4 hingga 17 km² untuk sensor dengan resolusi spasial yang lebih halus dan estimasi yang baik.

Dalam studi lain, algoritma *Random Forest* (RF) menunjukkan akurasi tinggi dalam pemetaan vegetasi menggunakan citra *Sentinel-2A*, dengan tujuan meningkatkan pemisahan antara kelas hutan dan vegetasi serta menyediakan data terbaru (Mohammadpour et al., 2022). Penelitian ini menggabungkan band spektral, indeks vegetasi, dan fitur tekstur GLCM, yang secara signifikan meningkatkan akurasi klasifikasi, terutama dengan fitur *Mean* (ME) dan *Correlation* (CO) (Mohammadpour et al., 2022). RF berhasil mengatasi masalah non-linear pada *database* kecil dan menangani banyak *input*, menghasilkan *Overall Accuracy* (OA) dan koefisien *kappa* yang tinggi (Mohammadpour et al., 2022). Evaluasi menggunakan *confusion matrix* menunjukkan klasifikasi yang sangat akurat, dengan PA dan UA tertinggi untuk barren dan air, dan terendah untuk Akasia (Mohammadpour et al., 2022). Hasil ini mendukung pengelolaan lahan berkelanjutan dan selaras dengan Agenda 2025 ESA, dengan rencana untuk memasukkan data Sentinel-1 untuk analisis vegetasi vertikal dan pembuatan peta semantik 3D untuk pemodelan perilaku kebakaran.

Di sebuah penelitian terpantau pertumbuhan penduduk yang cepat dan kemajuan ekonomi telah mempercepat perubahan *Land Use Land Cover* (LULC) (Hasan, Leya, & Islam, 2022). Sangat penting untuk menilai perubahan ini secara kuantitatif untuk pengelolaan yang efektif. Penelitian ini membandingkan empat algoritma pembelajaran mesin (SVM, kNN, RF, DT) dengan menggunakan data dari sensor *Landsat 8 OLI* (Hasan et al., 2022). Meskipun semua algoritma memiliki kinerja yang sama, SVM menunjukkan akurasi tertinggi, terutama pada data satelit beresolusi rendah (Hasan et al., 2022). Temuan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menekankan keunggulan SVM dalam klasifikasi LULC (Hasan et al., 2022). Studi ini menggarisbawahi pentingnya klasifikasi yang akurat untuk pemetaan dan perencanaan LULC, dan menyarankan SVM dan kNN sebagai algoritma yang lebih tepat untuk mengklasifikasikan citra satelit beresolusi rendah dan pemodelan selanjutnya.

Sebuah penelitian lain dilakukan di kawasan lindung Hutan Lindung Bobiri (BFR) dan sekitarnya dengan radius 10 km di sekeliling BFR, yang terletak di zona hutan semi-deciduous lembap di Ghana (Dembélé et al., 2024). BFR mencakup area lebih dari 54 km² dan dikelilingi oleh beberapa komunitas di Ejisu Municipal di wilayah Ashanti, yaitu Kubease, Akuokrom, Bomfa, Duampopo, Hwereso, Konongo, New Koforidua, Nobewam, Odumasi, Lowcost, Besease, Donaso, Boankra, dan Edwenase (Dembélé et al., 2024).

Studi ini menggunakan citra *Landsat* dengan resolusi spasial 30×30 m, yang diperoleh dari *United States Geological Survey* (USGS) pada bulan Desember 1986, Januari 2007, dan Januari 2022 (Dembélé et al., 2024). Daerah penelitian ini sering mengalami tutupan awan yang signifikan karena musim hujan yang berkepanjangan, yang menyebabkan kesulitan dalam memperoleh data tutupan lahan yang bebas awan untuk deteksi perubahan di tiga periode waktu yang berbeda (Dembélé et al., 2024). Oleh karena itu, citra *Landsat* yang digunakan diambil pada musim kemarau pertengahan di bagian selatan Ghana (yaitu, Desember dan Januari) untuk memastikan minimnya atau tidak adanya tutupan awan (Dembélé et al., 2024).

Dalam studi ini, metode *supervised classification* dengan algoritma *Random Forest* digunakan untuk mengklasifikasi citra, yang dilakukan dengan versi R 4.2.2 (Dembélé et al., 2024). Poligon yang dibuat (50 poligon) untuk setiap jenis penggunaan lahan seperti: hutan tertutup, hutan terbuka, lahan pertanian/vegetasi campuran, dan area tidak bervegetasi dikonversi menjadi titik *centroid*, yaitu 200 titik *centroid* menggunakan alat "*Feature to Point*" dalam *ArcGIS* (Dembélé et al., 2024). Teknik klasifikasi *Random Forest* menghasilkan peta penggunaan lahan yang sangat detail dan terpercaya. Statistik kesalahan dan pengukuran kinerja menunjukkan hasil yang sangat konsisten dan dapat diandalkan untuk masing-masing tahun.

Pada sebuah studi yang berfokus di Cox's Bazar di Bangladesh, sebuah daerah wisata yang juga menghadapi tantangan ekologi besar karena perubahan penggunaan dan tutupan lahan (LULC) (Roy, 2021). Cox's Bazar adalah sebuah distrik di bagian tenggara Bangladesh, yang terletak di sepanjang pesisir Teluk Benggala. Tempat ini terkenal karena memiliki pantai laut alami terpanjang di dunia, yang membentang lebih dari 120 km (Roy, 2021). Distrik ini berbatasan dengan Chittagong Hill Tracts di sebelah timur dan Teluk Benggala di sebelah barat, menjadikannya sebuah wilayah dengan fitur geografis yang beragam, termasuk daerah pesisir, daerah perbukitan, hutan, dan sungai (Roy, 2021).

Dataset dikumpulkan menggunakan citra satelit *Landsat* dari 2001 hingga 2019 (Roy, 2021). Citra tersebut diproses untuk memperbaiki distorsi geometris dan radiometris, dan diklasifikasikan ke dalam berbagai kategori LULC menggunakan teknik *supervised classification* (Roy, 2021). Algoritma yang digunakan termasuk *Random Forest* dan *Support Vector Machine*, membantu memetakan dan memprediksi perubahan LULC. Data diproses menggunakan platform *Google Earth Engine*, memungkinkan analisis dalam skala besar secara efisien (Roy, 2021).

Studi ini mengungkapkan perubahan signifikan dalam LULC di Cox's Bazar selama periode tersebut (Roy, 2021). Terjadi peningkatan lahan terbangun dan penurunan tutupan hutan (Roy, 2021). Prediksi menunjukkan tren ini akan terus berlanjut dengan urbanisasi yang meningkat, memberikan wawasan penting untuk perencanaan tata ruang dan kebijakan lingkungan di wilayah tersebut.

Dalam skenario lain, algoritma *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan akurasi tinggi dalam klasifikasi dan pemetaan pertumbuhan tebu menggunakan pendekatan *Object Based Image Analysis* (OBIA) dengan data ortofoto dan *Light Detection and Ranging* (LiDAR) (Kung Villareal & Fernandez Tongco, 2020). SVM digunakan untuk menghasilkan peta sumber daya yang divalidasi dengan *Global Positioning System* (GPS) genggam, mencapai akurasi sebesar 98,4% dan menggambarkan total luas perkebunan tebu di wilayah studi seluas 13,93 hektar (Kung Villareal & Fernandez Tongco, 2020). Data ketinggian dari LiDAR membantu mengembangkan aturan klasifikasi berdasarkan tahap pertumbuhan tebu, menunjukkan luas sebaran tebu pada berbagai tahapan pertumbuhan dengan akurasi validasi GPS yang tinggi (Kung Villareal & Fernandez Tongco, 2020). Hasil ini menegaskan kegunaan SVM dalam pemetaan areal tebu yang akurat dan praktisnya dalam memanfaatkan informasi ketinggian LiDAR untuk memperkirakan tahapan pertumbuhan tebu yang dipetakan (Kung Villareal & Fernandez Tongco, 2020). Kedua aspek ini berkontribusi secara signifikan dalam memperkirakan potensi hasil tebu di masa mendatang.

Terdapat pula studi lain yang berfokus pada daerah aliran Sungai Pinang, yang telah mengalami urbanisasi yang signifikan selama beberapa dekade terakhir dan telah mengumpulkan citra satelit *Landsat* selama periode 1988 hingga 2018 (Osman, Chen, Mohammad, Xing, & Chen, 2021). Urbanisasi ini telah mengubah tata guna lahan/tutupan lahan (LULC), yang berdampak pada proses hidrologi dan meningkatkan risiko banjir (Osman et al., 2021). Tingkat urbanisasi mencapai 46,41% pada tahun 2018, mengubah saluran sungai alami menjadi saluran beton dan meningkatkan permukaan kedap air, yang pada gilirannya meningkatkan volume limpasan dan debit puncak (Osman et al., 2021). Tantangan utama dalam konteks ini meliputi pengelolaan risiko banjir yang meningkat dan memitigasi dampak buruk dari perubahan LULC terhadap hidrologi daerah aliran sungai.

Para peneliti menggunakan citra satelit *Landsat* untuk memperkirakan perubahan LULC dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) yang di latih dengan *dataset* yang sudah diketahui kategori penggunaannya (data pelatihan) dan digunakan untuk mengklasifikasikan seluruh data citra satelit (Osman et al., 2021). Hasil klasifikasi kemudian divalidasi dengan *Ground Truth* untuk memastikan akurasi, dan kinerja dievaluasi dengan metrik seperti akurasi, presisi, dan *recall* (Osman et al., 2021). Mereka

mengembangkan model prakiraan banjir yang menggunakan hasil klasifikasi SVM sebagai *input* untuk model *Liuxihe*, yang terkenal mampu mensimulasikan kejadian banjir dengan data hidrologi serta dampak urbanisasi terhadap limpasan dan drainase (Osman et al., 2021). Akurasi model divalidasi dengan membandingkan hasil simulasi dengan data hidrologi yang diamati, menunjukkan efektivitas dalam meramalkan banjir dan menyediakan referensi teknis untuk pengendalian banjir (Osman et al., 2021).

Kombinasi algoritma SVM untuk klasifikasi LULC dan model *Liuxihe* untuk prakiraan banjir menawarkan pendekatan yang efektif dalam memahami dan mengelola dampak urbanisasi terhadap risiko banjir di daerah aliran Sungai Pinang (Osman et al., 2021). Studi ini memperlihatkan bagaimana penerapan algoritma dan model canggih dapat menangani tantangan lingkungan nyata, serta memberikan wawasan berharga bagi perencanaan kota yang berkelanjutan dan mitigasi bencana.

Sebuah penelitian yang menggunakan metode *platform Google Earth Engine* (GEE) berbasis algoritma *Classification and Regression Tree* (CART) dan *Random Forest* (RF) dalam melakukan klasifikasi penggunaan lahan (Farikhi & Pramono, 2023). Terdapat dua jenis citra multispektral yang dapat digunakan yaitu *Sentinel-2 MSI* dan *Landsat 8 OLI*, penggunaan 2 citra ini bertujuan untuk memproses penggunaan lahan dengan melakukan teknik pemilihan citra, terdiri dari pra-pemrosesan, pengambilan sampel data, klasifikasi, serta penilaian akurasi (Farikhi & Pramono, 2023). Dalam penanganan data berdasarkan kriteria pemilihan, artikel ini memilih data dari *Sentinel-2 MSI* dengan data berlevel-2A serta data dari *Landsat 8 OLI* dengan data berlevel 2 dan data *Tier 1 Surface Reflectance* (Farikhi & Pramono, 2023). Data dari *Sentinel-2 MSI* dan *Landsat 8 OLI* akan difilter untuk mendapatkan nilai median dan cakupan awan (Farikhi & Pramono, 2023). Berdasarkan akuisisi data, artikel ini memperoleh citra multispektral dari *Sentinel-2 MSI* dan *Landsat 8 OLI* yang dimana citra tersebut mengalami penyaringan awal berdasarkan kriteria seperti tutupan awan (<10%) dan penggunaan nilai median untuk agregasi data (Farikhi & Pramono, 2023). Berdasarkan koreksi Radiometrik dan Geometrik, citra *Sentinel-2* dan *Landsat 8* telah melalui proses pra-pemrosesan untuk mengoreksi distorsi radiometrik dan geometrik, untuk memastikan akurasi dan konsistensi data (Farikhi & Pramono, 2023).

Berdasarkan hasil tersebut, pengklasifikasian menggunakan algoritma *Random Forest* (RF) menunjukkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan *Classification and Regression Tree* (CART), dengan *Overall Accuracy* (OA), dan koefisien *Kappa* yang menunjukkan kinerja yang lebih baik (Farikhi & Pramono, 2023). Proporsi sampel optimal yang digunakan untuk klasifikasi adalah 60:40, dengan akurasi yang lebih tinggi didapatkan menggunakan citra *Landsat 8* serta interpretasi sampel yang lebih mudah dengan menggunakan citra *Sentinel-2 MSI* (Farikhi & Pramono, 2023). Sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa penelitian ini mengidentifikasi metode *Random Forest* lebih efektif untuk klasifikasi penggunaan lahan, terutama ketika menggunakan *platform Google Earth Engine*.

Penelitian dari Warsaw University of Life Sciences mengevaluasi model *machine learning* (ML) untuk pemantauan *Land Use and Land Cover* (LULC) di wilayah tropis Afrika, khususnya di Kamerun utara, yang dihadapkan pada masalah citra satelit beresolusi rendah (Yuh et al., 2023). Empat algoritma ML - kNN, SVM, ANN, dan RF - dibandingkan menggunakan data *Landsat* dari tahun 2000 dan 2020. Semua algoritma tersebut menunjukkan akurasi tinggi (>80%), dengan RF yang memiliki performa terbaik (>90%) (Yuh et al., 2023). Meskipun demikian, penerapan metode ML ini membutuhkan prapemrosesan gambar yang cukup besar, terutama dengan citra beresolusi kasar, dan masih terbatas untuk memantau perubahan LULC secara efektif di hutan tropis Afrika (Yuh et al., 2023). Algoritma RF cenderung menjadi pilihan yang cocok untuk *dataset* dengan kompleksitas tinggi dan jumlah fitur yang besar, meskipun interpretasi hasilnya mungkin lebih sulit. Model RF memiliki performa keseluruhan terbaik, mengungguli kNN, SVM, dan ANN. Namun, klasifikasi SVM cenderung memberikan batas keputusan yang lebih jelas, meningkatkan interpretabilitas hasilnya, terutama dalam skenario di mana pemahaman proses keputusan menjadi faktor penting (Yuh et al., 2023). Secara keseluruhan, keberhasilan RF dalam menghasilkan peta LULC yang sangat akurat di bioma Afrika tropis menegaskan posisinya sebagai salah satu model klasifikasi yang paling efektif dalam penginderaan jauh, memberikan kontribusi yang berharga dalam pemahaman dan pelestarian lingkungan di wilayah tersebut.

Terdapat pula penelitian lain yang dilakukan di Kawasan Metropolitan Chattogram (CMA) di bagian tenggara Bangladesh, yang merupakan ibu kota komersial terbesar kedua di negara tersebut (Biswas, Jobaer, Haque, Islam Shozib, & Limon, 2023). CMA berbatasan dengan Sungai Karnaphuli, Sungai Halda, Teluk Benggala, dan distrik Rangamati (Biswas et al., 2023). Kota Metropolitan Chattogram mencakup area sekitar 1160 km² dengan koordinat geografis antara 22.34190000 hingga 91.81553600 (Biswas et al., 2023). Citra satelit *Landsat-5 (TM)* dan *Landsat-8 (OLI/TIRS)* dengan resolusi spasial 30-meter digunakan dalam penelitian ini (Biswas et al., 2023). Setelah mengunduh citra tersebut, data difilter secara spasial menggunakan *shapefile* area studi dan kemudian difilter secara temporal untuk mendapatkan data dari akhir November hingga awal Januari dalam interval 10 tahun dari 2003 hingga 2023, yang merupakan periode musim dingin di Bangladesh (Biswas et al., 2023).

Penelitian ini membandingkan algoritma pembelajaran mesin untuk klasifikasi LULC dalam kondisi yang sama (Biswas et al., 2023). Algoritma SVM menunjukkan performa yang kurang baik dibandingkan dengan tiga algoritma lainnya, yaitu CART dan RF (Biswas et al., 2023). RF dan CART menunjukkan hasil yang konsisten dalam tiga periode waktu, sementara CART menunjukkan performa yang kurang baik pada awal periode dibandingkan dengan periode berikutnya (Biswas et al., 2023). Algoritma CART memperkirakan area terbangun secara lebih akurat dibandingkan dengan algoritma lain. RF cenderung memperkirakan area terbangun secara berlebihan pada beberapa periode, sedangkan SVM cenderung memperkirakan vegetasi lebat secara berlebihan dan lahan pertanian secara kurang akurat (Biswas et al., 2023). Semua algoritma, kecuali SVM pada tahun tertentu, mengidentifikasi lahan pertanian dengan cara yang serupa (Biswas et al., 2023). Selain itu, semua algoritma berhasil mengidentifikasi peningkatan vegetasi lebat di CMA dan perubahan area lahan kosong dari waktu ke waktu (Biswas et al., 2023). Algoritma CART menunjukkan kinerja yang paling baik dalam kondisi penelitian ini, diikuti oleh RF dan SVM.

Pada artikel berjudul “*Object-Oriented LULC Classification in Google Earth Engine Combining SNIC, GLCM, and Machine Learning Algorithms*”, didapatkan beberapa poin penting:

1. Algoritma *Random Forest* (RF) menunjukkan efisiensi yang tinggi dalam klasifikasi *Pixel-Based* (PB), mengungguli SVM dalam beberapa kondisi data (Tassi & Vizzari, 2020).
2. Pada data PS, RF juga mengungguli pendekatan *Object-Oriented* (OO) dalam hal akurasi, menunjukkan keunggulan dalam pengolahan data dengan resolusi spasial yang lebih tinggi (Tassi & Vizzari, 2020).
3. Meskipun tidak ada perbandingan langsung antara RF dan pendekatan OO pada data L8, RF secara konsisten menunjukkan hasil yang kuat pada berbagai kondisi data (Tassi & Vizzari, 2020).

Pada artikel berjudul “*Assessment of k-Nearest Neighbor and Random Forest Classifiers for Mapping Forest Fire Areas in Central Portugal Using Landsat-8, Sentinel-2, and Terra Imagery*”, didapatkan bahwa:

1. Algoritma *Random Forest* (RF) menunjukkan performa yang baik dalam mengklasifikasi area hutan yang terbakar, dengan kesalahan terkecil dalam total area yang terbakar dibandingkan dengan algoritma kNN (Pacheco et al., 2021).
2. RF memberikan perkiraan yang baik dalam hal *Overall-Accuracy* (OA) dan *Dice Coefficient* (DC), terutama untuk sensor dengan resolusi spasial yang lebih halus (Pacheco et al., 2021).
3. Meskipun sensor MODIS memiliki jarak yang dekat dengan hari kejadian kebakaran, resolusi spasial yang rendah dan pemadatan data selama delapan hari membuat sulit menentukan periode yang tepat dari piksel yang diekstraksi dari gambar (Pacheco et al., 2021).

Pada artikel berjudul “*Remote Sensing Techniques for Classification and Mapping of Sugarcane Growth*” didapatkan bahwa:

1. Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) berhasil mengklasifikasikan dan memetakan pertumbuhan tebu dengan akurasi yang sangat tinggi, mencapai akurasi sebesar 98,4% (Kung Villareal & Fernandez Tongco, 2020). Pemetaan tersebut dibantu oleh penggunaan data ortofoto dan *Light Detection AND Ranging* (LiDAR) (Kung Villareal & Fernandez Tongco, 2020).
2. Informasi ketinggian dari data LiDAR digunakan untuk mengembangkan aturan klasifikasi yang memungkinkan identifikasi tahap pertumbuhan tebu lebih lanjut (Kung Villareal & Fernandez Tongco, 2020). Hasil klasifikasi memperlihatkan sebaran tebu pada berbagai tahap pertumbuhan, seperti pembentukan, anakan, pembentukan hasil, dan pemasakan (Kung Villareal & Fernandez Tongco, 2020).
3. Validasi menggunakan *Global Positioning System* (GPS) digunakan memverifikasi keakuratan SVM dalam memetakan tahapan pertumbuhan tebu, dengan hasil akurasi yang tinggi, mencapai 88% hingga 96,3% (Kung Villareal & Fernandez Tongco, 2020). Ini menunjukkan kegunaan SVM sebagai teknik klasifikasi penginderaan jauh yang dapat memberikan informasi yang berharga dalam memperkirakan potensi hasil tebu di masa depan (Kung Villareal & Fernandez Tongco, 2020).

Pada artikel “*Vegetation Mapping with Random Forest Using Sentinel 2 and GLCM Texture Feature—A Case Study for Lousã Region, Portugal*”, didapatkan bahwa:

1. Studi di Portugal berhasil mencapai akurasi tinggi sebesar 90,5% dan koefisien *Kappa* sebesar 89% dalam pemetaan vegetasi menggunakan citra *Sentinel-2A* (Mohammadpour et al., 2022).
2. Dengan menggabungkan pita spektral, indeks vegetasi, dan fitur tekstur GLCM, terutama ME dan CO, pemisahan antara kelas hutan dan vegetasi berhasil ditingkatkan, yang menghasilkan peningkatan akurasi (Mohammadpour et al., 2022). Pita spektral 11 dan 2 juga berperan signifikan dalam meningkatkan akurasi (Mohammadpour et al., 2022).

Pada penelitian yang berjudul “*Comparative Assessment Of Machine Learning Algorithms For Land Use And Land Cover Classification Using Multispectral Remote Sensing Image*”, didapatkan bahwa:

1. Studi ini membandingkan empat algoritma *Machine Learning* untuk pemetaan LULC (*Land Use and Land Cover*), dengan SVM memberikan hasil terbaik pada data satelit resolusi rendah. Pemetaan perubahan LULC sangat penting untuk perencanaan dan mitigasi iklim (Hasan et al., 2022).
2. SVM, KNN, RF, dan DT terbukti efektif untuk klasifikasi LULC, dengan SVM dan RF menonjol (Hasan et al., 2022). SVM dan KNN terutama unggul dalam klasifikasi citra satelit resolusi rendah (Hasan et al., 2022). Oleh karena itu, SVM direkomendasikan untuk klasifikasi berbasis piksel dan upaya perencanaan (Hasan et al., 2022).

Dalam tulisan “*Application of machine learning approaches for land cover monitoring in northern Cameroon*”, terdapat beberapa poin penting yang memiliki relevansi:

1. Studi ini mengevaluasi model *Machine Learning* untuk pemantauan LULC (*Land Use and Land Cover*) di wilayah tropis Afrika, yang menghadapi tantangan akibat citra satelit resolusi kasar (Yuh et al., 2023). Empat algoritma *Machine Learning* - kNN, SVM, ANN, dan RF - dibandingkan di departemen Mayo Rey di Kamerun menggunakan data *Landsat* dari tahun 2000 dan 2020 (Yuh et al., 2023).
2. Semua model mencapai akurasi tinggi (>80%), dengan RF memberikan kinerja terbaik (>90%) (Yuh et al., 2023).
3. Studi ini memberikan data dasar yang berharga untuk kebijakan dan perencanaan, memperlihatkan potensi *Machine Learning* untuk pemetaan LULC yang akurat di wilayah-wilayah seperti ini (Yuh et al., 2023).

Dalam artikel “*Perbandingan Algoritma Classification and Regression Tree (CART) dan Random Forest (RF) untuk Klasifikasi Penggunaan Lahan pada Google Earth Engine*”, didapatkan beberapa poin penting:

1. Pengklasifikasi RF menunjukkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan CART, dengan *Overall Accuracy* (OA) dan koefisien *Kappa* yang menunjukkan kinerja yang lebih baik (Farikhi & Pramono, 2023).
2. Proporsi sampel yang optimal untuk klasifikasi adalah 60:40, dengan akurasi yang lebih tinggi didapatkan menggunakan citra *Landsat 8* dan interpretasi sampel yang lebih mudah dengan citra *Sentinel 2A* (Farikhi & Pramono, 2023).
3. Penelitian ini mengidentifikasi algoritma *Random Forest* lebih efektif untuk klasifikasi penggunaan lahan, terutama ketika menggunakan *platform* Google Earth Engine (Farikhi & Pramono, 2023).

Dalam artikel berjudul “*Land use land cover change and intensity analysis of land transformation in and around a moist semi-deciduous forest in Ghana*”, terdapat beberapa poin utama:

1. Penelitian ini dilakukan di kawasan Hutan Lindung Bobiri (BFR) dan sekitarnya di Ghana, menggunakan citra *Landsat* dari tahun 1986, 2007, dan 2022 untuk mengatasi masalah tutupan awan dengan mengambil data pada musim kemarau (Dembélé et al., 2024).
2. Metode *supervised classification* dengan algoritma *Random Forest* digunakan untuk mengklasifikasi citra, menghasilkan peta penggunaan lahan yang sangat detail dan terpercaya (Dembélé et al., 2024). Poligon yang dibuat untuk setiap jenis penggunaan lahan dikonversi menjadi 200 titik *centroid* menggunakan *ArcGIS* (Dembélé et al., 2024).
3. Teknik klasifikasi *Random Forest* menunjukkan hasil yang sangat konsisten dan dapat diandalkan berdasarkan statistik kesalahan dan pengukuran kinerja untuk masing-masing tahun (Dembélé et al., 2024).

Selain itu, dalam artikel “*Mapping and monitoring land use land cover dynamics employing Google Earth Engine and machine learning algorithms on Chattogram, Bangladesh*”, didapatkan beberapa pembahasan yang relevan, yaitu:

1. Penelitian ini dilakukan di Kawasan Metropolitan Chattogram (CMA) di Bangladesh menggunakan citra satelit *Landsat-5 (TM)* dan *Landsat-8 (OLI/TIRS)* dengan resolusi spasial 30 meter (Biswas et al., 2023). Data diambil dari akhir November hingga awal Januari dalam interval 10 tahun dari 2003 hingga 2023 (Biswas et al., 2023).
2. Algoritma *Random Forest* (RF), *Classification and Regression Tree* (CART), dan *Support Vector Machine* (SVM) dibandingkan untuk klasifikasi LULC (Biswas et al., 2023). CART menunjukkan kinerja terbaik dalam memperkirakan area terbangun secara akurat, sementara RF cenderung memperkirakan area terbangun secara berlebihan (Biswas et al., 2023). SVM menunjukkan performa yang kurang baik dibandingkan dua algoritma lainnya, terutama dalam memperkirakan vegetasi lebat secara berlebihan dan lahan pertanian secara kurang akurat (Biswas et al., 2023).

Semua algoritma berhasil mengidentifikasi peningkatan vegetasi lebat dan perubahan area lahan kosong dari waktu ke waktu, dengan CART menunjukkan kinerja terbaik secara keseluruhan.

Dalam artikel lainnya, berjudul "*Flood modeling of Sungai Pinang Watershed under the impact of urbanization*", beberapa poin penting didapatkan, diantaranya:

1. Penelitian ini berfokus pada daerah aliran Sungai Pinang yang mengalami urbanisasi signifikan dari tahun 1988 hingga 2018, dengan tingkat urbanisasi mencapai 46,41% pada tahun 2018 (Osman et al., 2021). Urbanisasi ini meningkatkan permukaan kedap air, volume limpasan, dan risiko banjir (Osman et al., 2021).
2. Citra satelit *Landsat* dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk mengklasifikasikan perubahan LULC (Osman et al., 2021). Hasil klasifikasi divalidasi dengan data *Ground Truth* dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, dan *recall* (Osman et al., 2021).
3. Hasil klasifikasi SVM digunakan sebagai *input* untuk model *Liuxihe* untuk memprediksi banjir, yang divalidasi dengan data hidrologi yang diamati, menunjukkan efektivitas dalam meramalkan banjir dan memberikan referensi teknis untuk pengendalian banjir (Osman et al., 2021).

Dalam judul artikel "*A Machine Learning Approach to Monitoring and Forecasting Spatio-Temporal Dynamics of Land Cover in Cox's Bazar District, Bangladesh from 2001 to 2019*", terdapat beberapa poin penting, yaitu:

1. Penelitian di Cox's Bazar, Bangladesh, menggunakan citra satelit *Landsat* dari 2001 hingga 2019 untuk mengkaji perubahan LULC di daerah yang menghadapi tantangan ekologi besar (Roy, 2021). Citra tersebut diproses untuk memperbaiki distorsi geometris dan radiometris (Roy, 2021).
2. Klasifikasi LULC dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest* dan *Support Vector Machine* (SVM), memanfaatkan *platform Google Earth Engine* untuk analisis skala besar yang efisien (Roy, 2021).
3. Hasil penelitian menunjukkan peningkatan signifikan dalam lahan terbangun dan penurunan tutupan hutan (Roy, 2021). Prediksi mengindikasikan tren urbanisasi yang meningkat, memberikan wawasan penting bagi perencanaan tata ruang dan kebijakan lingkungan di wilayah tersebut (Roy, 2021).

4. SIMPULAN DAN SARAN

Hasil data pelatihan menunjukkan bahwa RF secara konsisten menunjukkan akurasi terbaik untuk klasifikasi LULC pada data dengan resolusi spasial tinggi dan rendah. RF unggul dalam berbagai skenario, termasuk klasifikasi penggunaan lahan dan pemetaan area terbakar, serta mampu menangani *dataset* kecil dengan banyak *input*. SVM juga menunjukkan akurasi tinggi, terutama pada data resolusi rendah dan dalam aplikasi spesifik seperti pemetaan tebu dengan bantuan data LiDAR. Berdasarkan hasil akurasi, RF lebih baik dalam menangani *dataset* yang kompleks dan menghasilkan peta LULC yang sangat akurat di berbagai wilayah studi dibandingkan dengan SVM, kNN, ANN, dan CART. Pemilihan data yang tepat dan penyesuaian teknik pra-pemrosesan yang baik sangat penting untuk mencapai hasil optimal dalam klasifikasi LULC.

Daftar Pustaka

- Aisah, I. S., Irawan, B., & Suprpti, T. (2023). ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) UNTUK ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI AL QUR'AN DIGITAL. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 7).
- Farikhi, F. A., & Pramono, R. W. D. (2023). Perbandingan algoritma classification and regression tree (cart) dan random forest (rf) untuk klasifikasi penggunaan lahan pada google earth engine. *Spatial/Spatial : Wahana Komunikasi Dan Informasi Geografi*, 23(2), 170-179. <https://doi.org/10.21009/spatial.232.09>
- Biswas, J., Jobaer, M. A., Haque, S. F., Islam Shozib, M. S., & Limon, Z. A. (2023). Mapping and monitoring land use land cover dynamics employing Google Earth Engine and machine learning algorithms on Chattogram, Bangladesh. *Heliyon*, 9(11). doi:10.1016/j.heliyon.2023.e21245
- Dembélé, F., Guuroh, R. T., Ansah, P. B., Asare, D. C. B. M., Da, S. S., Aryee, J. N. A., & Adu-Bredu, S. (2024). Land use land cover change and intensity analysis of land transformation in and around a moist semi-deciduous forest in Ghana. *Trees, Forests and People*, 15. doi:10.1016/j.tfp.2024.100507
- Hasan, M. Z., Leya, R. S., & Islam, K. S. (2022). COMPARATIVE ASSESSMENT OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS FOR LAND USE AND LAND COVER CLASSIFICATION USING MULTISPECTRAL REMOTE SENSING IMAGE. *Khulna University Studies*, 33-46. doi:10.53808/kus.2022.icstem4ir.0124-se

- Hidayati, N., & Hermawan, A. (2021). K-Nearest Neighbor (K-NN) algorithm with Euclidean and Manhattan in classification of student graduation. *Journal of Engineering and Applied Technology*, 2(2). doi:10.21831/jeatech.v2i2.42777
- Kung Villareal, M., & Fernandez Tongco, A. (2020). Remote Sensing Techniques for Classification and Mapping of Sugarcane Growth. *Technology & Applied Science Research* (Vol. 10). Retrieved from www.etasr.com
- Mohammadpour, P., Viegas, D. X., & Viegas, C. (2022). Vegetation Mapping with Random Forest Using Sentinel 2 and GLCM Texture Feature—A Case Study for Lousã Region, Portugal. *Remote Sensing*, 14(18). doi:10.3390/rs14184585
- Osman, S., Chen, L., Mohammad, A. H., Xing, L., & Chen, Y. (2021). Flood modeling of Sungai Pinang Watershed under the impact of urbanization. *Tropical Cyclone Research and Review*, 10(2), 96–105. doi:10.1016/j.tccr.2021.06.001
- Pacheco, A. D. P., Junior, J. A. D. S., Ruiz-Armenteros, A. M., & Henriques, R. F. F. (2021). Assessment of k-nearest neighbor and random forest classifiers for mapping forest fire areas in central portugal using landsat-8, sentinel-2, and terra imagery. *Remote Sensing*, 13(7). doi:10.3390/rs13071345
- Roy, B. (2021). A machine learning approach to monitoring and forecasting spatio-temporal dynamics of land cover in Cox's Bazar district, Bangladesh from 2001 to 2019. *Environmental Challenges*, 5. doi:10.1016/j.envc.2021.100237
- Tassi, A., & Vizzari, M. (2020). Object-oriented lulc classification in google earth engine combining snic, glcm, and machine learning algorithms. *Remote Sensing*, 12(22), 1–17. doi:10.3390/rs12223776
- Wong, J., Baars, M., Davis, D., Van Der Zee, T., Houben, G. J., & Paas, F. (2019). Supporting Self-Regulated Learning in Online Learning Environments and MOOCs: A Systematic Review. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 35(4–5), 356–373. doi:10.1080/10447318.2018.1543084
- Yuh, Y. G., Tracz, W., Matthews, H. D., & Turner, S. E. (2023). Application of machine learning approaches for land cover monitoring in northern Cameroon. *Ecological Informatics*, 74. doi:10.1016/j.ecoinf.2022.101955