

Pemodelan Dinamika Penggunaan dan Tutupan Lahan Pesisir Kabupaten Rembang Tahun 2015-2040 Menggunakan Sentinel-2 dan MOLUSCE CA-ANN

Meriyana Florensia Owa Saga^{1*}, Muhammad Helmi², Anindya Wirasatriya²

¹Magister Ilmu Kelautan, Departemen Ilmu Kelautan, Fakultas Perikanan dan Ilmu Kelautan, Universitas Diponegoro

²Departemen Oseanografi, Fakultas Perikanan dan Ilmu Kelautan, Universitas Diponegoro

Jl. Prof. Jacob Rais. Tembalang Semarang Jawa Tengah 50265, Indonesia

Email: *merryanaff01@gmail.com

Abstrak

Aktivitas manusia seperti permukiman warga, pertanian, tambak udang dan kegiatan industri di sekitar muara Dinamika penggunaan dan tutupan lahan atau *Land Use/Land Cover* (LULC) di wilayah pesisir Kabupaten Rembang, Jawa Tengah, dipengaruhi oleh alih fungsi lahan, perkembangan kawasan terbangun, dan rehabilitasi mangrove. Penelitian ini bertujuan menganalisis perubahan LULC periode 2015-2025 serta memproyeksikan perubahannya hingga 2040. Klasifikasi LULC dilakukan pada citra Sentinel-2 MSI tahun 2015, 2020, dan 2025 menggunakan algoritma *Random Forest*, sedangkan simulasi perubahan dilakukan menggunakan MOLUSCE dengan pendekatan *Cellular Automata-Artificial Neural Network* (CA-ANN). Hasil klasifikasi memperoleh *Overall Accuracy* 0,92 dan Kappa 0,90, sementara validasi simulasi tahun 2025 menghasilkan *Percent Correctness* 93,44%. Perubahan utama terjadi pada kelas mangrove, permukiman, dan pertanian. Perubahan utama terjadi pada kelas mangrove, permukiman, dan pertanian. Luas mangrove meningkat dari 32,5 ha pada 2015 menjadi 48,6 ha pada 2025 dan diproyeksikan mencapai 80,3 ha pada 2040. Perubahan LULC berkaitan dengan faktor topografi serta kedekatan terhadap kawasan terbangun, badan air, dan tambak. Hasil ini mendukung identifikasi area prioritas konservasi mangrove, antisipasi ekspansi permukiman, serta pengendalian pemanfaatan ruang pada KEE pesisir Rembang. Temuan ini memberikan informasi spasial awal yang dapat dipertimbangkan dalam perencanaan pesisir berkelanjutan dan pengelolaan kawasan pesisir lokal.

Kata kunci: Tutupan Lahan, Sentinel-2, *Random Forest*, MOLUSCE CA-ANN, Pesisir Rembang

Abstract

Modeling Coastal Land Use and Land Cover Dynamics in Rembang Regency, Indonesia, Using Sentinel-2 MSI and MOLUSCE CA-ANN

Land use and land cover (LULC) dynamics in coastal Rembang Regency, Central Java, are associated with land conversion, settlement expansion, and mangrove rehabilitation. This study analyzed LULC changes in 2015, 2020, and 2025 and simulated future patterns for 2030, 2035, and 2040. LULC classification used Random Forest on 10 m Sentinel-2 MSI imagery, while simulation used MOLUSCE integrating Cellular Automata and Artificial Neural Network (CA-ANN). We evaluated accuracy using a confusion matrix, Overall Accuracy, Kappa coefficient, and comparisons between simulated and observed 2025 LULC maps. Classification achieved an Overall Accuracy of 0.92 and a Kappa of 0.90, while model validation produced 93.44% Percent Correctness. Prominent changes occurred in mangrove, settlement, and agricultural classes. Mangroves increased from 32.5 ha in 2015 to 48.6 ha in 2025 and are projected to reach 80.3 ha by 2040. Pond areas slightly decreased, and roads changed minimally. Simulated changes were related to topography and proximity to built-up areas, water bodies, and ponds. These results provide spatial information to support mangrove conservation, control settlement expansion, and inform spatial planning within Essential Ecosystem Areas.

Keywords: *Land Use/Land Cover, Sentinel-2, Random Forest, MOLUSCE CA-ANN, Rembang Coastal Area.*

PENDAHULUAN

Dinamika penggunaan dan tutupan lahan atau *Land Use/Land Cover* (LULC) mencerminkan perubahan struktur dan pola spasial lanskap yang terjadi melalui interaksi aktivitas manusia dan faktor lingkungan (Duan *et al.*, 2023). Dinamika LULC di wilayah pesisir menjadi aspek penting dalam kajian pengelolaan pesisir karena kawasan ini rentan terhadap tekanan aktivitas sosial-ekonomi, urbanisasi, dan pemanfaatan ruang untuk transportasi laut, perikanan, pariwisata, kawasan terbangun, serta aktivitas industri (Tiando *et al.*, 2021). Perubahan pola pemanfaatan lahan di wilayah pesisir dapat berkaitan dengan dinamika pesisir jangka panjang, terutama melalui perubahan pasokan sedimen, proses erosi, dan evolusi garis pantai (Borzi *et al.*, 2025). Perubahan LULC di kawasan pesisir dapat berkaitan dengan tekanan terhadap fungsi ekosistem, termasuk perlindungan pantai, penyediaan habitat biota, serta keberlanjutan layanan ekosistem pesisir (Sowah, 2026).

Wilayah pesisir Kabupaten Rembang, Jawa Tengah, merupakan salah satu kawasan yang menghadapi tekanan lingkungan. Degradasi lingkungan, abrasi, dan pencemaran dilaporkan sebagai isu strategis di Kabupaten Rembang, sementara kawasan mangrove di pesisir Kecamatan Rembang, khususnya Desa Pasar Banggi, Desa Tireman, dan Desa Kabongan Lor, termasuk area yang rentan terhadap permasalahan tersebut (Ain *et al.*, 2025). Ekosistem mangrove di Rembang juga mengalami penurunan luasan akibat konversi lahan menjadi permukiman, industri, pariwisata, dan tambak. Luasan mangrove pada Pasarbanggi dilaporkan hanya sekitar 3 ha pada tahun 1960, kemudian meningkat setelah adanya upaya restorasi oleh masyarakat lokal dan pemerintah pada tahun 1973, 1988, dan 2000. Berdasarkan Keputusan Gubernur Jawa Tengah No. 552.52/31 Tahun 2020, ekosistem mangrove Pasarbanggi ditetapkan sebagai salah satu Kawasan Ekosistem Esensial di Jawa Tengah yang memiliki kepentingan ekologis, ekonomi, dan sosial-budaya bagi masyarakat lokal (Soeprbowati *et al.*, 2024). Variasi karakteristik mangrove di Desa Pasar Banggi, Desa Tireman, dan Desa Kabongan Lor menunjukkan bahwa setiap lokasi memiliki kondisi ekologis dan dukungan rehabilitasi yang berbeda, terutama terkait aspek biofisik, tekanan lingkungan, serta faktor pendukung pengelolaan mangrove (Ain *et al.*, 2025). Perbedaan tersebut menunjukkan pentingnya pemantauan dinamika LULC secara spasial dan temporal di kawasan pesisir Rembang untuk memahami tekanan penggunaan lahan, mendukung pengelolaan mangrove, serta mengarahkan pemanfaatan ruang pesisir secara lebih terkendali.

Teknologi penginderaan jauh yang dipadukan dengan Sistem Informasi Geografis (GIS) dapat digunakan untuk menganalisis perubahan LULC secara sistematis melalui pemanfaatan citra satelit multitemporal. Pendekatan ini memungkinkan proses klasifikasi tutupan lahan, analisis perubahan antarperiode, validasi hasil prediksi, serta proyeksi pola perubahan LULC pada periode mendatang (Kondum *et al.*, 2024). Pemetaan LULC berbasis spasial pada wilayah pesisir diperlukan sebagai dasar untuk memahami struktur dan pola pemanfaatan ruang (Helmi *et al.*, 2020). Salah satu metode yang digunakan dalam simulasi dinamika LULC adalah *Modules for Land Use Change Simulations* (MOLUSCE), pada *Quantum GIS* (QGIS). Model MOLUSCE mengintegrasikan pendekatan *Cellular Automata* (CA) dan *Artificial Neural Network* (ANN) untuk mensimulasikan perubahan LULC berdasarkan hubungan antara kelas tutupan lahan dan faktor pengendali spasial (Khalid *et al.*, 2024). Pendekatan CA-ANN memanfaatkan informasi perubahan historis, faktor pengendali spasial, serta potensi transisi untuk menghasilkan simulasi perubahan LULC secara spasial dan mendukung proyeksi pola penggunaan lahan pada periode mendatang (Hu *et al.*, 2026).

Kajian mangrove di Kabupaten Rembang telah memberikan dasar pemahaman pemanfaatan ruang pesisir, antara lain melalui kajian kesesuaian lahan rehabilitasi mangrove dengan mempertimbangkan kondisi biofisik serta ancaman abrasi, pencemaran, dan konversi lahan (Ain *et al.*, 2025), penurunan luasan mangrove yang berkaitan dengan konversi lahan menjadi permukiman, industri, pariwisata, dan tambak (Soeprbowati *et al.*, 2024), serta perubahan luas tutupan mangrove di Pasar Banggi-Tireman berdasarkan analisis citra Sentinel-2 periode 2019-2024 (Khawarizmi *et al.*, 2025). Berdasarkan kajian sebelumnya, dinamika LULC di pesisir Rembang masih perlu dikaji lebih lanjut, terutama dalam bentuk analisis multikelas yang tidak hanya melihat kondisi masa lalu, tetapi juga memproyeksikan perubahan pada masa mendatang. Integrasi citra Sentinel-2, algoritma *Random Forest*, dan model MOLUSCE CA-ANN dapat digunakan untuk membaca pola perubahan LULC secara spasial serta memperkirakan arah perubahannya. Informasi ini penting untuk mendukung pengelolaan Kawasan Ekosistem Esensial (KEE), menentukan area prioritas konservasi mangrove, dan membantu pengendalian pemanfaatan ruang pesisir hingga tahun 2040. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan LULC tahun 2015, 2020, dan 2025 menggunakan citra Sentinel-2 dan algoritma *Random Forest*, menganalisis perubahan LULC periode 2015-2025, serta memproyeksikan pola perubahan LULC tahun 2030, 2035, dan 2040 menggunakan model MOLUSCE dengan pendekatan CA-ANN.

MATERI DAN METODE

Lokasi Penelitian

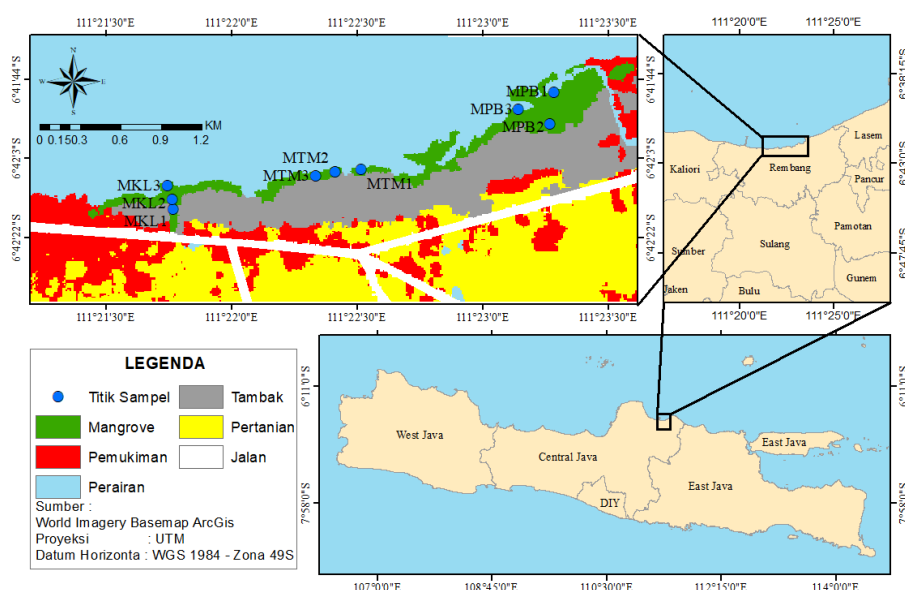
Penelitian ini dilakukan pada kawasan ekosistem mangrove pesisir Kabupaten Rembang, Jawa Tengah, Indonesia, yang meliputi Desa Pasar Banggi, Desa Tireman, dan Desa Kabongan Lor. Penelitian dilaksanakan pada bulan Agustus hingga November 2025. Pengambilan *Ground Control Point* (GCP) lapangan dilakukan pada tanggal 28 Agustus hingga 1 September 2025. GCP lapangan berjumlah 9 titik dan ditempatkan pada tiga lokasi penelitian, yaitu MPB1-MPB3 di Desa Pasar Banggi, MTM1-MTM3 di Desa Tireman, dan MKL1-MKL3 di Desa Kabongan Lor. Titik GCP lapangan digunakan sebagai data referensi untuk kelas mangrove serta sebagai pendukung interpretasi visual dalam proses validasi penggunaan dan tutupan lahan (Gambar 1).

Akuisisi dan Pra-Pemrosesan Data Citra

Google Earth Engine (GEE) digunakan sebagai platform utama untuk mengakses, menyeleksi, dan memproses citra satelit yang digunakan dalam penelitian ini. Platform berbasis cloud ini menyediakan akses terhadap data penginderaan jauh dalam volume besar dan mendukung pemrosesan geospasial secara efisien, sehingga sesuai untuk pengolahan citra multitemporal (Pérez-Cutillas *et al.*, 2023). Penelitian ini menggunakan citra Sentinel-2 *MultiSpectral Instrument* (MSI). Citra Sentinel-2 dipilih karena memiliki resolusi spasial 10 m dan resolusi temporal yang memadai untuk analisis penggunaan dan tutupan lahan, sedangkan konsistensi posisi piksel dalam analisis multitemporal didukung oleh tahapan koreksi geometrik dan ortorektifikasi pada produk citra yang digunakan (Tejido-Murias *et al.*, 2024). Citra dikumpulkan untuk tahun pengamatan 2015, 2020, dan 2025 dengan rentang perekaman tahunan pada masing-masing periode. Seleksi citra dilakukan berdasarkan batas wilayah penelitian dan persentase tutupan awan kurang dari 15%. Citra yang memenuhi kriteria diproses melalui masking awan dan komposit *median* untuk digunakan sebagai input klasifikasi LULC.

Klasifikasi Penggunaan dan Tutupan Lahan (LULC)

Klasifikasi penggunaan dan tutupan lahan atau *Land Use/Land Cover* (LULC) dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest* (RF) pada platform *Google Earth Engine* (GEE). Pendekatan ini mengacu pada Gülci *et al.* (2025), yang menggunakan citra Sentinel-2 MSI dan algoritma RF dalam GEE untuk klasifikasi LULC berbasis data spektral. Citra hasil pra-pemrosesan kemudian digunakan sebagai input klasifikasi, terutama melalui band *Blue*, *Green*, *Red*, dan *Near Infrared* (NIR). Band tersebut digunakan untuk mendukung interpretasi visual melalui komposit citra serta sebagai input spektral dalam proses pelatihan algoritma RF. Sampel klasifikasi disusun berdasarkan enam kelas LULC, yaitu mangrove, permukiman, perairan, tambak, pertanian, dan jalan.



Gambar 1. Peta Lokasi Penelitian

Setiap kelas diwakili oleh 500 titik sampel, sehingga total sampel yang digunakan berjumlah 3.000 titik. Nilai spektral dari band Sentinel-2 pada setiap titik sampel diekstraksi sebagai data masukan dalam proses klasifikasi. Selanjutnya, sampel dibagi secara acak di GEE menggunakan fungsi `randomColumn` dengan proporsi 70% sebagai data pelatihan dan 30% sebagai data validasi internal. Model RF dijalankan menggunakan `ee.Classifier.smileRandomForest` dengan jumlah pohon keputusan 100 trees.

Uji akurasi hasil klasifikasi LULC tahun 2025 dilakukan menggunakan 100 titik validasi independen yang terdiri atas 91 titik hasil random sampling menggunakan QGIS dan 9 titik *Ground Control Point* (GCP) (Gambar 2). Titik validasi tersebut digunakan sebagai data referensi untuk menilai kesesuaian hasil klasifikasi dengan kondisi lapangan. Kelas referensi pada setiap titik ditentukan melalui kombinasi observasi lapangan dan interpretasi visual *Google Earth Pro* dengan mempertimbangkan citra resolusi tinggi, warna, tekstur, bentuk objek, pola spasial, dan konteks lokasi. Pendekatan validasi yang menggabungkan observasi lapangan, titik sampel acak, dan interpretasi visual citra sejalan dengan Sarker *et al.* (2025), sedangkan penggunaan citra *Google Earth* resolusi tinggi yang didukung titik lapangan juga digunakan oleh Marko *et al.* (2026).

Evaluasi akurasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk menghasilkan *Overall Accuracy* (OA), *Producer's Accuracy* (PA), *User's Accuracy* (UA), serta koefisien Kappa (Congalton, 1991). OA digunakan untuk menunjukkan ketepatan klasifikasi secara keseluruhan, sedangkan PA dan UA digunakan untuk menilai akurasi pada masing-masing kelas dari sisi data referensi dan hasil klasifikasi. Koefisien Kappa digunakan sebagai ukuran tambahan untuk menilai tingkat kesepakatan antara hasil klasifikasi dan data referensi. Berdasarkan berbagai studi klasifikasi LULC menggunakan data penginderaan jauh, nilai *Overall Accuracy* di atas 70% dan nilai koefisien Kappa antara 0,40-0,85 dianggap memadai untuk analisis klasifikasi tutupan lahan (Khalid *et al.*, 2024).



Gambar 2. Dokumentasi dan lokasi *Ground Control Point* (GCP) pada wilayah penelitian: (a-c) MPB1-MPB3, (d-f) MTM1-MTM3, dan (g-i) MKL1-MKL3

Pemodelan perubahan LULC (MOLUSCE CA-ANN)

Simulasi perubahan penggunaan dan tutupan lahan dilakukan menggunakan plugin MOLUSCE pada perangkat lunak QGIS dengan pendekatan *Cellular Automata-Artificial Neural Network* (CA-ANN). Penggunaan MOLUSCE mengacu pada pendekatan Parracciani *et al.* (2024), yang memanfaatkan plugin tersebut untuk memodelkan perubahan LULC berbasis data multitemporal dan faktor pendorong spasial. ANN dalam model ini digunakan untuk membangun *transition potential* berdasarkan pola perubahan historis dan variabel pendorong, sedangkan CA digunakan pada tahap simulasi spasial dengan mempertimbangkan kondisi awal piksel, probabilitas transisi, dan pengaruh piksel di sekitarnya. Pendekatan CA-ANN dalam MOLUSCE juga digunakan oleh Hu *et al.* (2026) untuk mensimulasikan dan memproyeksikan perubahan LULC berbasis data LULC multitemporal dan faktor pendorong spasial.

Penelitian ini menggunakan lima *driving factors*, yaitu elevasi atau *Digital Elevation Model* (DEM), kemiringan lereng, jarak dari kawasan terbangun, jarak dari badan air, dan jarak dari area tambak (Tabel 1). Variabel elevasi diperoleh dari DEM, sedangkan kemiringan lereng diturunkan dari data DEM tersebut. Faktor jarak dari kawasan terbangun, badan air, dan tambak dibuat sebagai peta *proximity* berdasarkan data RBI dan hasil klasifikasi LULC. Penggunaan DEM, kemiringan lereng, serta jarak terhadap objek spasial tertentu sebagai *driving factors* sejalan dengan Khalid *et al.* (2024), yang menggunakan variabel topografi dan jarak spasial dalam pemodelan perubahan LULC. Tahap pra-pemrosesan *driving factors* meliputi konversi raster, pemotongan sesuai batas wilayah penelitian, penyamaan sistem koordinat, resampling ke resolusi 10 m, dan normalisasi nilai. Resampling dilakukan agar seluruh variabel memiliki resolusi yang sama dengan peta LULC, sedangkan normalisasi digunakan untuk menyeragamkan skala nilai antarvariabel. Korelasi Pearson digunakan untuk mengevaluasi hubungan antar *driving factors* dan mengidentifikasi potensi kemiripan informasi spasial, sebagaimana pendekatan yang dilakukan oleh Ali *et al.* (2025).

Peta LULC tahun 2015, 2020, dan 2025 digunakan sebagai data multitemporal untuk mengidentifikasi perubahan spasial antarperiode. Penggunaan data multitemporal tersebut memungkinkan perubahan luas setiap kelas LULC dan pola konversi antar kelas dianalisis secara kuantitatif, sehingga dinamika spasial-temporal penggunaan lahan dapat dijelaskan secara lebih terukur (Fitriyanto & Helmi, 2019). Perubahan penggunaan lahan antar periode dianalisis menggunakan *Transition Probability Matrix* (TPM) yang menggambarkan probabilitas perubahan dari satu kelas LULC ke kelas lainnya berdasarkan data historis. Matriks ini digunakan untuk mengidentifikasi arah dan intensitas perubahan penggunaan lahan serta sebagai dasar kalibrasi model prediksi (Satya *et al.*, 2020). Nilai diagonal pada TPM menunjukkan peluang suatu kelas tetap pada kelas yang sama, sedangkan nilai di luar diagonal menunjukkan peluang perubahan menuju kelas lain. Misalnya, probabilitas transisi dari pertanian ke permukiman menunjukkan peluang piksel pertanian pada periode awal berubah menjadi permukiman pada periode berikutnya. Semakin tinggi nilai probabilitas, semakin besar kecenderungan perubahan pada kelas tersebut.

Model CA-ANN dilatih menggunakan data historis perubahan LULC untuk menghasilkan peta probabilitas transisi penggunaan lahan pada setiap piksel (Gambar 3). ANN terdiri atas lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Lapisan input memiliki lima neuron yang merepresentasikan lima *driving factors* yang digunakan dalam penelitian ini. Lapisan tersembunyi terdiri atas 12 neuron, sedangkan lapisan output disesuaikan dengan enam kelas LULC yang dimodelkan. Struktur ANN tersebut sejalan dengan Berberoğlu *et al.* (2016), yang menjelaskan bahwa ANN terdiri atas *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*, dengan keluaran berupa kelas tutupan lahan atau peta probabilitas transisi. Nilai *driving factors* dinormalisasi ke rentang 0 sampai 1 sebelum proses pelatihan, sebagaimana pendekatan Qiang & Lam (2015) yang melakukan rescaling variabel input pada rentang tersebut dalam pemodelan ANN. ANN digunakan untuk mempelajari hubungan antara *driving factors* dan perubahan LULC historis, sehingga menghasilkan nilai potensi transisi pada setiap piksel. Parameter pelatihan yang digunakan meliputi 2.000 sampel, *neighborhood* 1 piksel, *learning rate* 0,001, momentum 0,001, *hidden layer* 12, dan maksimum iterasi 100. Parameter tersebut ditentukan melalui *trial and error* dengan mempertimbangkan kestabilan kurva pembelajaran, nilai *error model*, serta kesesuaian hasil simulasi terhadap peta LULC historis.

Validasi Model

Validasi model dilakukan dengan membandingkan peta LULC hasil simulasi CA-ANN dengan peta LULC observasi tahun 2025 sebagai data acuan. Perbandingan dilakukan secara per piksel dan per kelas LULC untuk menilai kesesuaian hasil simulasi terhadap kelas mangrove, permukiman, perairan, tambak, pertanian,

dan jalan. Evaluasi akurasi menggunakan matriks kesalahan atau *confusion matrix* dengan indikator *Overall Accuracy* (OA), *Producer's Accuracy* (PA), *User's Accuracy* (UA), dan koefisien Kappa, sebagaimana umum digunakan dalam penilaian akurasi data penginderaan jauh (Congalton, 1991). OA digunakan untuk menilai akurasi keseluruhan peta, PA untuk mengevaluasi ketepatan model dalam merepresentasikan kelas referensi, UA untuk menilai reliabilitas kelas pada peta simulasi, sedangkan Kappa digunakan untuk mengukur tingkat kesepakatan antara hasil simulasi dan data acuan. Nilai koefisien Kappa dihitung menggunakan persamaan berikut:

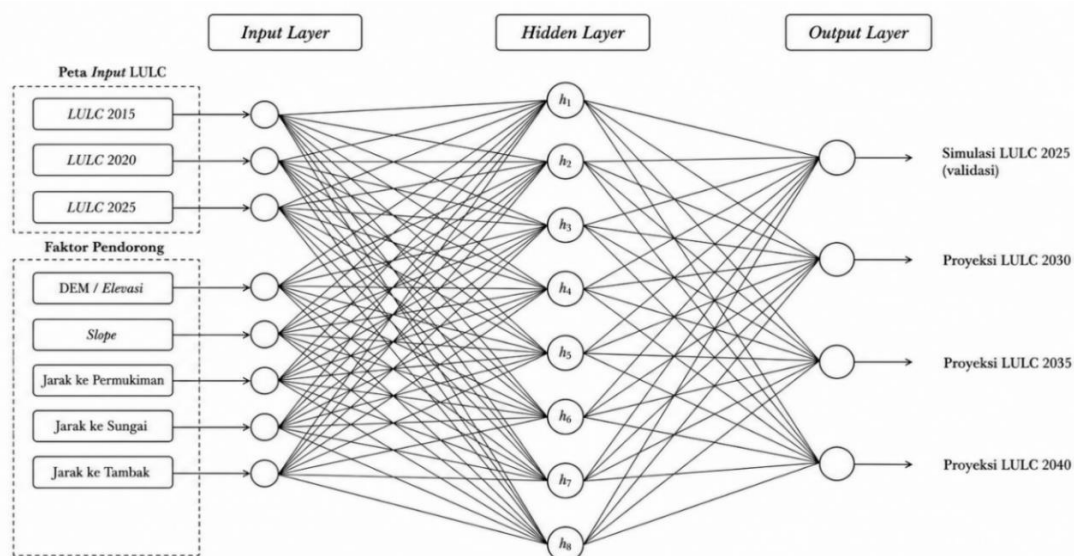
$$Kappa = \frac{Po - Pe}{1 - Pe}$$

Keterangan: Po: Akurasi Keseluruhan (*observed agreement*), Pe: Kesepakatan Peluang (*expected agreement*)

Validasi model menggunakan tahun 2025 karena pada tahun tersebut tersedia peta LULC observasi dan data referensi lapangan dari *Ground Control Point* (GCP). Nilai Kappa berkisar antara 0 sampai 1, dengan nilai mendekati 1 menunjukkan tingkat kesepakatan yang semakin kuat antara hasil simulasi dan data acuan. Interpretasi nilai Kappa mengacu pada Landis & Koch (1977). Penggunaan OA dan Kappa dalam validasi model CA-ANN juga sejalan dengan Hu *et al.* (2026), yang menggunakan peta referensi untuk menilai akurasi hasil simulasi LULC dan melaporkan nilai *Overall Accuracy* serta koefisien Kappa. Pada penelitian ini, penilaian akurasi difokuskan pada perbandingan per piksel dan per kelas melalui *confusion matrix*.

Tabel 1. Deskripsi Dataset Penelitian

No	Bahan	Resolusi/ Skala	Sumber Data
1	Citra Sentinel-2 MSI	10 m	<i>European Space Agency</i> (ESA) melalui Google Earth Engine (https://earthengine.google.com/)
2	<i>Digital Elevation Model</i> (DEM)	30 m	<i>NASA/USGS SRTM</i> melalui <i>Google Earth Engine</i>
3	Peta RBI (jaringan badan air, kawasan permukiman, dan kawasan tambak)	Skala 1:25.000	Badan Informasi Geospasial (BIG) - Peta dasar Rupa Bumi Indonesia (RBI) (https://tanahair.indonesia.go.id/portal-web/)



Gambar 3. Struktur ANN untuk proyeksi LULC

HASIL DAN PEMBAHASAN

Evaluasi Akurasi Klasifikasi LULC dan Validasi Model CA-ANN

Klasifikasi *Land Use Land Cover* (LULC) tahun 2025 dilakukan untuk memperoleh peta tutupan dan penggunaan lahan aktual yang digunakan sebagai dasar evaluasi akurasi serta validasi model CA-ANN. Hasil klasifikasi menunjukkan nilai *Overall Accuracy* (OA) sebesar 0,92 dan koefisien Kappa sebesar 0,90 (Tabel 2). Berdasarkan klasifikasi Landis dan Koch (1977), nilai Kappa tersebut termasuk dalam kategori *almost perfect agreement*, sehingga peta LULC tahun 2025 memiliki tingkat kesesuaian yang sangat baik terhadap data referensi. Penggunaan koefisien Kappa dalam evaluasi akurasi digunakan sebagai ukuran kesepakatan dalam penilaian klasifikasi berbasis matriks kesalahan (Congalton, 1991).

Nilai *User's Accuracy* (UA) menunjukkan ketelitian yang tinggi pada kelas permukiman (1,00), mangrove (0,95), perairan dan tambak (0,92), serta pertanian (0,90). Kelas jalan memiliki nilai UA lebih rendah, yaitu 0,75. Nilai *Producer's Accuracy* (PA) terendah terdapat pada kelas permukiman sebesar 0,81 dan jalan sebesar 0,86. Nilai akurasi yang relatif lebih rendah pada kelas jalan dapat berkaitan dengan karakter objek yang sempit, linear, dan mudah bercampur dengan kelas di sekitarnya pada citra beresolusi 10 m. Sementara itu, nilai PA permukiman yang lebih rendah menunjukkan masih adanya sebagian piksel permukiman yang terklasifikasi ke kelas lain. Kondisi ini sejalan dengan Senthilkumar *et al.* (2025), yang melaporkan bahwa kelas kawasan terbangun dapat memiliki akurasi lebih rendah akibat *errors of omission* dan *errors of commission*.

Validasi model CA-ANN menghasilkan *Percent Correctness* 93,44%, *Kappa Overall* 0,90957, *Kappa Histogram* 0,96997, dan *Kappa Location* 0,93773 (Tabel 3). *Percent Correctness* menunjukkan kesesuaian piksel antara peta simulasi dan LULC aktual tahun 2025, sedangkan *Kappa Overall* menggambarkan kinerja model secara umum. *Kappa Histogram* menunjukkan kesesuaian proporsi jumlah piksel tiap kelas, sementara *Kappa Location* merepresentasikan ketepatan sebaran spasial kelas LULC. Satya *et al.* (2020) menjelaskan bahwa reliabilitas prediksi LULC dalam MOLUSCE diuji melalui perbandingan raster simulasi dengan raster aktual. Hasil ini diperkuat oleh Hu *et al.* (2026), yang memperoleh Overall Kappa 0,89-0,90, Histogram Kappa 0,92-0,93, dan Location Kappa 0,98 pada simulasi LULC berbasis CA-ANN. Nilai validasi tersebut menunjukkan bahwa model CA-ANN memiliki kesesuaian yang baik terhadap peta LULC aktual tahun 2025, sehingga layak digunakan sebagai dasar proyeksi perubahan LULC pada periode berikutnya.

Faktor Pendorong Perubahan LULC

Faktor pendorong perubahan LULC dalam penelitian ini mencakup elevasi, kemiringan lereng, jarak dari kawasan pemukiman, jarak dari sungai, dan jarak dari tambak. Elevasi dan kemiringan lereng merepresentasikan kondisi topografi, sedangkan jarak dari pemukiman, sungai, dan tambak menggambarkan kedekatan spasial terhadap pusat aktivitas dan jaringan perairan pesisir. Pemilihan variabel tersebut selaras dengan pendekatan CA-ANN dalam MOLUSCE yang memanfaatkan faktor biofisik dan proximity untuk memodelkan perubahan LULC. Hu *et al.* (2026) menggunakan faktor topografi dan proximity sebagai *spatial drivers* dalam simulasi LULC berbasis CA-ANN. Senthilkumar *et al.* (2025) menjelaskan bahwa MOLUSCE dapat mengintegrasikan kedekatan terhadap sungai, kawasan terbangun, kemiringan lereng, kepadatan penduduk, dan jaringan jalan dalam model prediktif LULC. Ali *et al.* (2025) juga menggunakan elevasi, kemiringan lereng, kedekatan terhadap kawasan terbangun, badan air, dan jalan dalam pemodelan LULC. Variabel jarak dari tambak digunakan sebagai penyesuaian lokal karena tambak merupakan bentuk pemanfaatan ruang pesisir yang berdekatan dengan mangrove, sungai, dan permukiman di wilayah penelitian. Karakter ruang pesisir yang berdekatan dengan jaringan perairan dan tambak perlu dipertimbangkan dalam analisis dinamika LULC, karena penggunaan lahan pesisir dapat berkaitan dengan kondisi perairan, genangan pasang, dan pemanfaatan lahan budidaya tambak (Griselda *et al.*, 2021).

Korelasi Pearson digunakan untuk membaca keterkaitan spasial antar faktor pendorong dalam pemodelan perubahan LULC (Tabel 4). Hasil analisis menunjukkan korelasi positif yang kuat antara pemukiman dan sungai ($r = 0,79065$), pemukiman dan tambak ($r = 0,67373$), serta sungai dan tambak ($r = 0,75118$), yang menunjukkan bahwa pemukiman, jaringan perairan, dan aktivitas budidaya pesisir berada pada ruang yang saling berdekatan. Elevasi berkorelasi negatif dengan pemukiman ($r = -0,64367$) dan sungai ($r = -0,55396$), sedangkan slope juga berkorelasi negatif dengan pemukiman, sungai, dan tambak, sehingga pemanfaatan lahan pesisir cenderung terkonsentrasi pada area rendah dan relatif datar. Pola ini penting untuk memahami ruang pesisir yang dekat dengan permukiman, tambak, dan badan air karena area tersebut berkaitan langsung dengan pusat aktivitas manusia dan pemanfaatan lahan pesisir. Interpretasi faktor pendorong pada

penelitian ini dipadukan dengan hasil matriks transisi dan proyeksi LULC agar arah perubahan setiap kelas dapat dibaca secara lebih utuh dalam konteks pengelolaan Kawasan Ekosistem Esensial (KEE).

Perubahan penggunaan lahan periode 2015-2025 menunjukkan dinamika pada beberapa kelas LULC, terutama mangrove, permukiman, tambak, dan pertanian. Kelas mangrove meningkat dari 32,5 ha pada tahun 2015 menjadi 40,2 ha pada tahun 2020 dan 48,6 ha pada tahun 2025 (Tabel 5). Permukiman juga bertambah dari 113 ha menjadi 125 ha, sedangkan tambak menurun dari 130,8 ha menjadi 119,6 ha. Pertanian turut mengalami penurunan dari 190,6 ha menjadi 188,1 ha, sementara kelas jalan relatif tidak banyak berubah. Pola tersebut menunjukkan bahwa dinamika historis LULC tidak hanya ditandai oleh peningkatan mangrove dan permukiman, tetapi juga oleh penurunan sebagian area tambak dan pertanian. Pola tersebut menunjukkan bahwa perubahan mangrove dalam dinamika LULC pesisir perlu dibaca bersama tekanan pemanfaatan lahan di sekitarnya, karena ekosistem mangrove dapat mengalami perubahan akibat konversi untuk akuakultur, perkembangan kawasan terbangun, permukiman, dan aktivitas antropogenik lainnya (Analuddin *et al.*, 2024). Peningkatan mangrove selaras dengan kondisi lokal Pasar Banggi yang memiliki riwayat rehabilitasi dan pengelolaan mangrove. Rahmat *et al.* (2022) menjelaskan bahwa mangrove Pasar Banggi sempat terancam oleh penebangan liar dan alih fungsi lahan menjadi tambak, tetapi rehabilitasi pada lahan tambak berjalan baik karena kesadaran masyarakat dan dukungan instansi terkait. Sholeh *et al.* (2024) juga melaporkan bahwa ekosistem mangrove Pasar Banggi termasuk dalam kondisi terbaik di sepanjang Jalur Pantura, dengan Kelompok Tani Sido Dadi Maju sebagai aktor dalam pengelolaan dan pengembangan ekowisata mangrove.

Tabel 2. Matriks Akurasi Klasifikasi Penggunaan Lahan (LULC) tahun 2025

Class	C1	C2	C3	C4	C5	C6	Total	UA
C1	18	0	1	0	0	0	19	0,95
C2	0	13	0	0	0	0	13	1
C3	1	1	24	0	0	0	26	0,92
C4	1	0	0	12	0	0	13	0,92
C5	0	0	1	0	19	1	21	0,9
C6	0	2	0	0	0	6	8	0,75
Total	20	16	26	12	19	7	100	
PA	0,9	0,81	0,92	1	1	0,86		OA = 0,92
Kappa								0,9

Keterangan: C1 = Mangrove, C2 = Permukiman, C3 = Perairan, C4 = Tambak, C5 = Pertanian, C6 = Jalan, PA = *Producer Accuracy*, UA = *User Accuracy*, OA = *Overall Accuracy*

Tabel 3. Validasi Model CA-ANN Tahun 2025

Indikator Validasi	Nilai
<i>Percent Correctness</i>	93.44%
<i>Kappa Overall</i>	0,90957
<i>Kappa Histogram</i>	0,96997
<i>Kappa Location</i>	0,93773

Tabel 4. Korelasi Pearson Antar Faktor Pendorong

Variabel	Pemukiman	Elevasi	Slope	Sungai	Tambak
Pemukiman	--	-0,64367	-0,54764	0,790653	0,673733
Elevasi	-0,64367	--	0,356809	-0,55396	-0,16192
Slope	-0,54764	0,356809	--	-0,50148	-0,51101
Sungai	0,790653	-0,55396	-0,50148	--	0,751182
Tambak	0,673733	-0,16192	-0,51101	0,751182	--

Dinamika Historis Perubahan LULC Tahun 2015-2025

Dinamika mangrove antar lokasi menunjukkan pola yang berbeda. Pasar Banggi mengalami peningkatan paling besar, dari 18,20 ha pada tahun 2015 menjadi 32,95 ha pada tahun 2025 (Gambar 4). Tireman relatif berada pada kisaran sekitar 10 ha, sedangkan Kabongan Lor meningkat dari 3,91 ha menjadi 5,32 ha. Pola tersebut menunjukkan bahwa pertambahan mangrove lebih menonjol di Pasar Banggi. Mardiyah *et al.* (2019) mencatat luas mangrove Pasar Banggi sebesar 21,90 ha dan Tireman sebesar 10,97 ha, serta menjelaskan bahwa Pasar Banggi dimanfaatkan sebagai kawasan ekowisata sehingga kondisi mangrovenya masih terjaga, sementara Tireman berada pada area pertambakan. Rahmat *et al.* (2022) juga melaporkan luas Vegetasi Mangrove Pasar Banggi sebesar 20,681 ha. Laraswati *et al.* (2020) mencatat bahwa luas mangrove Tireman meningkat dari 3,830 ha pada tahun 2003 menjadi 13,321 ha pada tahun 2013, kemudian menurun menjadi 10,968 ha pada tahun 2018 akibat abrasi dan aktivitas manusia. Luas mangrove hasil klasifikasi tahun 2025 sebesar 48,6 ha berada dalam kisaran yang relevan dengan data terbaru pada lokasi penelitian yang sama, yaitu 51,05880 ha pada tahun 2024 yang dilaporkan oleh Khawarizmi *et al.* (2025). Kesesuaian kisaran tersebut memperkuat bahwa hasil klasifikasi mangrove masih sejalan dengan kajian lokal terbaru di pesisir Rembang. Secara umum, dinamika LULC periode 2015-2025 menunjukkan keterkaitan antara peningkatan mangrove dan permukiman, penurunan tambak dan pertanian, serta perbedaan karakter pengelolaan ruang pesisir pada masing-masing lokasi.

Probabilitas Transisi dan Pola Perubahan LULC

Perubahan antar kelas LULC dianalisis menggunakan matriks probabilitas transisi untuk mengetahui peluang suatu kelas tetap berada pada kelas yang sama atau berubah menjadi kelas lain pada periode berikutnya. Nilai diagonal yang tinggi pada matriks probabilitas transisi merepresentasikan stabilitas kelas penggunaan lahan, sedangkan nilai di luar diagonal menunjukkan kecenderungan konversi antar kelas (Amgoth *et al.*, 2023). Matriks transisi periode 2015-2020 digunakan sebagai dasar simulasi LULC tahun 2025, sementara matriks transisi periode 2020-2025 digunakan untuk membaca kecenderungan perubahan terbaru sebagai dasar proyeksi periode berikutnya. Matriks transisi digunakan sebagai bagian dari tahapan pemodelan MOLUSCE untuk membaca perubahan area dan peluang transisi antar kelas LULC berdasarkan peta LULC pada dua periode waktu (Das *et al.*, 2025). Analisis matriks probabilitas transisi menunjukkan bahwa sebagian besar kelas LULC memiliki persistensi yang tinggi (Tabel 6). Mangrove memiliki probabilitas bertahan sebesar 0,863 pada periode 2015-2020 dan meningkat menjadi 0,881 pada periode 2020-2025..

Tabel 5. Dinamika Penggunaan Lahan di Wilayah Penelitian Tahun 2015-2040.

LULC (ha)	2015	2020	2025	2030	2035	2040
Mangrove	32,5	40,2	48,6	58,8	69,0	80,3
Permukiman	113,0	120,1	125,0	125,7	138,6	154,0
Tambak	130,8	129,2	119,6	122,1	120,4	114,8
Pertanian	190,6	186,6	188,1	183,6	171,5	161,7
Jalan	30,3	31,3	30,3	30,3	30,3	30,3

Tabel 6. Matriks Probabilitas Transisi LULC Periode 2015-2020 dan 2020-2025

	2015 - 2020						2020 - 2025					
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C1	C2	C3	C4	C5	C6
C1	0,863	0,005	0,047	0,084	0,000	0,000	0,881	0,008	0,064	0,047	0,000	0,001
C2	0,003	0,826	0,008	0,019	0,118	0,026	0,006	0,819	0,010	0,014	0,129	0,023
C3	0,022	0,006	0,968	0,003	0,002	0,000	0,018	0,002	0,979	0,001	0,000	0,000
C4	0,022	0,025	0,002	0,909	0,039	0,002	0,039	0,040	0,005	0,874	0,039	0,003
C5	0,000	0,100	0,001	0,015	0,869	0,015	0,000	0,091	0,001	0,014	0,889	0,004
C6	0,000	0,102	0,003	0,010	0,059	0,827	0,000	0,108	0,003	0,006	0,044	0,839

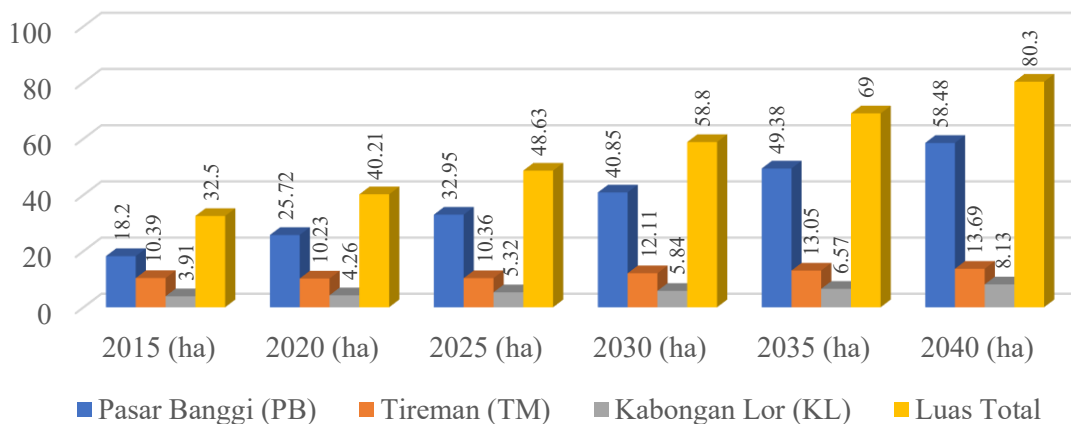
Keterangan: C1 = Mangrove, C2 = Permukiman, C3 = Perairan, C4 = Tambak, C5 = Pertanian, C6 = Jalan

Perairan menjadi kelas paling stabil dengan nilai 0,968 dan 0,979, diikuti tambak yang tetap tinggi meskipun menurun dari 0,909 menjadi 0,874. Pertanian juga menunjukkan peningkatan persistensi dari 0,869 menjadi 0,889. Pola ini mengindikasikan bahwa mangrove, perairan, tambak, dan pertanian cenderung bertahan pada lokasi yang sama. Pertanian memiliki probabilitas berubah menjadi permukiman sebesar 0,100 dan 0,091, sedangkan jalan sebesar 0,102 dan meningkat menjadi 0,108. Nilai tersebut menunjukkan kecenderungan perluasan kawasan terbangun pada ruang yang berkaitan dengan aksesibilitas dan aktivitas manusia. Ali *et al.* (2025) menyatakan bahwa peningkatan kawasan terbangun dapat berlangsung bersamaan dengan berkurangnya kelas lahan lain, seperti lahan pertanian, ruang terbuka, vegetasi, dan badan air.

Stabilitas kelas mangrove pada pengelolaan KEE dapat menjadi dasar untuk mempertahankan program konservasi dan rehabilitasi yang telah berjalan, sedangkan area pertanian yang berpotensi berubah menjadi permukiman perlu diarahkan melalui kebijakan tata ruang dan pengendalian pemanfaatan lahan. Proses pelatihan *Artificial Neural Network* (ANN) mendukung tahapan simulasi karena membentuk hubungan antara perubahan LULC historis dan faktor pendorong spasial. Kurva pembelajaran ANN menunjukkan bahwa nilai error pada data *training* dan *validation* menurun seiring bertambahnya iterasi, dengan pola kedua kurva yang relatif berdekatan (Gambar 5). Nilai Δ *Overall Accuracy* sebesar 0,00004, minimum *validation* overall error sebesar 0,01548, dan *Current Validation Kappa* sebesar 0,89600 menunjukkan bahwa proses pembelajaran model berlangsung stabil dan memiliki tingkat kesesuaian yang baik. Hu *et al.* (2026) menjelaskan bahwa kurva pembelajaran ANN merepresentasikan perubahan *Mean Squared Error* (MSE) selama proses pelatihan, sedangkan konsistensi antara data *training* dan *validation* menunjukkan kemampuan prediksi model yang baik. Kondisi tersebut mendukung penggunaan hasil pelatihan ANN sebagai dasar pembentukan peta probabilitas transisi dan simulasi perubahan LULC menggunakan CA-ANN.

Proyeksi LULC dan Implikasi Pengelolaan Pesisir Tahun 2030-2040

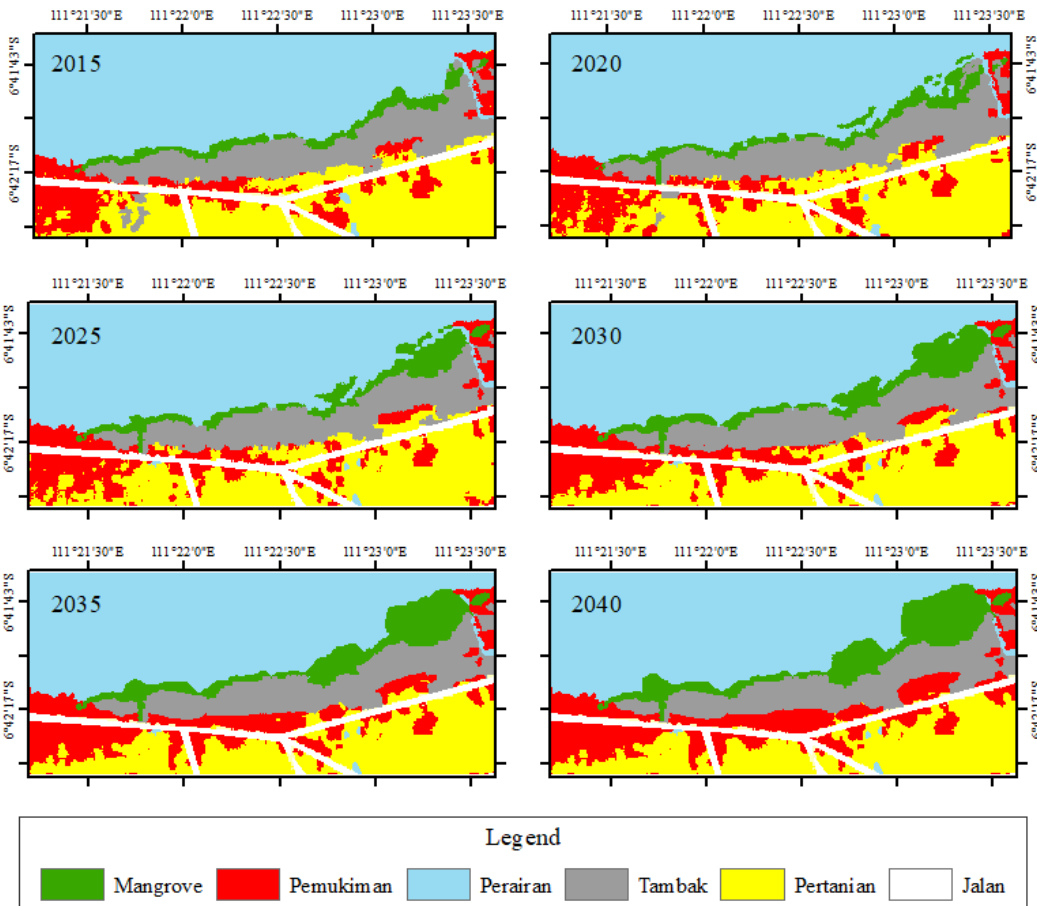
Proyeksi LULC tahun 2030-2040 dianalisis untuk mengetahui kecenderungan perubahan penggunaan lahan pada periode mendatang serta implikasinya terhadap pengelolaan wilayah pesisir. Hasil pemodelan menunjukkan bahwa luas mangrove meningkat dari 48,6 ha pada tahun 2025 menjadi 58,8 ha pada tahun 2030, 69,0 ha pada tahun 2035, dan 80,3 ha pada tahun 2040 (Tabel 5). Pola ini menunjukkan bahwa mangrove tetap menjadi kelas yang mengalami pertambahan luas selama periode proyeksi. Kamaraj dan Rangarajan (2021) menunjukkan bahwa MOLUSCE dapat digunakan untuk memproyeksikan perubahan LULC pada periode mendatang. Dinamika penggunaan lahan juga menunjukkan peningkatan permukiman dan penurunan lahan pertanian. Luas permukiman meningkat dari 125 ha pada tahun 2025 menjadi 125,7 ha pada tahun 2030, 138,6 ha pada tahun 2035, dan 154,0 ha pada tahun 2040. Sebaliknya, pertanian menurun dari 188,1 ha pada tahun 2025 menjadi 183,6 ha pada tahun 2030, 171,5 ha pada tahun 2035, dan 161,7 ha pada tahun 2040 (Gambar 6). Kelas tambak menunjukkan kecenderungan menurun, yaitu dari 119,6 ha pada tahun 2025 menjadi 114,8 ha pada tahun 2040, sedangkan kelas jalan relatif stabil pada 30,3 ha selama periode proyeksi. Pola tersebut menunjukkan bahwa perkembangan kawasan terbangun masih menjadi perhatian utama dalam pengelolaan ruang pesisir, terutama karena berlangsung bersamaan dengan penurunan lahan pertanian.



Gambar 4. Luas Lahan Mangrove



Gambar 5. Kurva pembelajaran ANN pada proses *transition potential modelling*



Gambar 6. Dinamika Penggunaan Lahan 2015-2040

Hasil proyeksi tahun 2030-2040 perlu dipahami sebagai skenario perubahan LULC berbasis kecenderungan historis yang dihasilkan melalui pemodelan CA-ANN, bukan sebagai prediksi absolut. Pendekatan ini memberikan gambaran arah perubahan penggunaan lahan apabila pola perubahan sebelumnya tetap berlangsung pada periode mendatang. Hal ini sejalan dengan Hu *et al.* (2026), yang menegaskan bahwa hasil simulasi LULC lebih tepat digunakan sebagai alat berbasis skenario untuk mengeksplorasi kemungkinan arah perubahan penggunaan lahan dan mendukung perencanaan strategis. Hasil proyeksi tersebut dapat digunakan sebagai dasar arahan pengelolaan pesisir karena simulasi LULC mampu menyediakan dasar spasial bagi perencanaan pembangunan berkelanjutan dan perlindungan lingkungan (Luan dan Liu, 2022). Pertambahan mangrove mendukung penguatan zona konservasi dan rehabilitasi berkelanjutan, sedangkan peningkatan permukiman dan penurunan pertanian perlu menjadi perhatian dalam pengendalian pemanfaatan ruang agar perkembangan kawasan terbangun tetap selaras dengan fungsi ekologis pesisir.

KESIMPULAN

Dinamika penggunaan dan tutupan lahan (LULC) di pesisir Kabupaten Rembang menunjukkan peningkatan mangrove dan permukiman, penurunan pertanian, serta stabilitas relatif pada tambak, jalan, dan perairan. Pada periode 2015-2025, mangrove meningkat dari 32,5 ha menjadi 48,6 ha, sedangkan proyeksi hingga 2040 menunjukkan mangrove berpotensi mencapai 80,3 ha, permukiman 154,0 ha, dan pertanian menurun menjadi 161,7 ha. Pola ini didukung oleh matriks probabilitas transisi yang menunjukkan persistensi tinggi pada sebagian besar kelas LULC serta kecenderungan perubahan pertanian dan jalan menuju permukiman. Hasil klasifikasi LULC tahun 2025 memiliki *Overall Accuracy* 0,92 dan *Kappa* 0,90, sedangkan validasi CA-ANN menghasilkan *Percent Correctness* 93,44%, *Kappa Overall* 0,90957, *Kappa Histogram* 0,96997, dan *Kappa Location* 0,93773, sehingga pemetaan dan simulasi memiliki tingkat kesesuaian yang memadai untuk analisis proyeksi spasial. Integrasi Sentinel-2, *Random Forest*, dan MOLUSCE CA-ANN dapat digunakan untuk memetakan serta memproyeksikan perubahan LULC pesisir berskala lokal. Hasil proyeksi ini dapat menjadi informasi spasial awal untuk pengelolaan KEE, terutama dalam mengidentifikasi area mangrove potensial, memantau ekspansi permukiman, dan mengendalikan pemanfaatan ruang pesisir. Namun, proyeksi ini perlu dipahami sebagai skenario berbasis tren historis dan faktor pendorong spasial, bukan sebagai prediksi absolut.

DAFTAR PUSTAKA

- Ain, R. K., Pribadi, R., & Suryono. 2025. Analisis Kesesuaian Lahan Rehabilitasi Mangrove di Desa Pasar Banggi, Desa Tireman, dan Desa Kabongan Lor, Kecamatan Rembang. *Jurnal Kelautan Tropis*, 28(3): 403–426. <https://doi.org/10.14710/jkt.v28i3.28379>
- Ali, M. A., Jamal, S., Wahid, N., & Ahmad, W. S. 2025. Leveraging CA-ANN Modelling for SDGs Alignment: Previs Future Land Use Patterns and Their Influence on Mirik Lake of Sub-Himalayan Region. *World Development Sustainability*, 6(100218): 1–22. <https://doi.org/10.1016/j.wds.2025.100218>
- Amgoth, A., Rani, H. P., & Jayakumar, K. V. 2023. Exploring LULC Changes in Pakhal Lake Area, Telangana, India Using QGIS MOLUSCE Plugin. *Spatial Information Research*, 31(4): 429–438. <https://doi.org/10.1007/s41324-023-00509-1>
- Analuddin, K., Helmi, M., Pribadi, R., Adrianto, L., Jaya, L. M. G., Iba, W., Adi, N. S., Septiana, A., Nadaoka, K., & Nakamura, T. 2024. Mangrove Vulnerability and Blue Carbon Storage in the Coral Triangle Areas, Southeast Sulawesi, Indonesia. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 12(1420827): 1–17. <https://doi.org/10.3389/fevo.2024.1420827>
- Berberoglu, S., Akin, A., & Clarke, K. C. 2016. Cellular Automata Modeling Approaches to Forecast Urban Growth for Adana, Turkey: A Comparative Approach. *Landscape and Urban Planning*, 153: 11–27. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2016.04.017>
- Borzì, L., Marino, M., Stagnitti, M., Di, A., Sciandrello, S., Cavallaro, L., Foti, E., Ester, R., & Musumeci, R. E. 2025. Impact of Coastal Land Use on Long-Term Shoreline Change. *Ocean and Coastal Management*, 262: 107583. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2025>
- Congalton, R. G. 1991. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. *Remote Sensing of Environment*, 37(1): 35–46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)

- Das, D., Prodhan, F. A., Hoque, M. Z., Haque, E., & Kabir, H. 2025. Monitoring and Future Prediction of Land Use Land Cover Dynamics in Northern Bangladesh Using Remote Sensing and CA-ANN Model. *Earth*, 6(73): 1–29. <https://doi.org/10.3390/earth6030073>
- Duan, X., Chen, Y., Wang, L., Zheng, G., & Liang, T. 2023. The Impact of Land Use and Land Cover Changes on the Landscape Pattern and Ecosystem Service Value in Sanjiangyuan Region of the Qinghai-Tibet Plateau. *Journal of Environmental Management*, 325(PB): 116539. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2022.116539>
- Fitriyanto, B. R., & Helmi, M. 2019. Analyzing Spatiotemporal Types and Patterns of Urban Growth in Watersheds That Flow into Jakarta Bay, Indonesia. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 14: 170–177. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2019.04.002>
- Griselda, M., Helmi, M., Widiaratih, R., & Wirasatriya, A. 2021. Mengkaji Area Genangan Banjir Pasang terhadap Penggunaan Lahan Pesisir Tahun 2020 Menggunakan Metode Geospasial di Kabupaten Pekalongan, Provinsi Jawa Tengah. *Indonesian Journal of Oceanography*, 3(3): 14–26.
- Gülci, S., Wing, M., & Akay, A. E. 2025. Land Use and Land Cover (LULC) Mapping Accuracy Using Single-Date Sentinel-2 MSI Imagery with Random Forest and Classification and Regression Tree Classifiers. *Geomatics*, 5(29): 1–20. <https://doi.org/10.3390/geomatics5030029>
- Helmi, M., Adibah, N., Widiaratih, R., & Pratikto, I. 2020. Small Islands Landscape Use Mapping and Its Patches Spatial Structure Analysis at Parang Islands, Karimunjawa National Park, Indonesia. *Indonesian Journal of Oceanography*, 2(1): 1–10.
- Hu, L., Duan, X., & Liu, J. 2026. Application and Assessment of a CA-ANN Model for Land Use Change Simulation and Multi-Temporal Prediction in Guiyang City, China. *Sustainability*, 18(1518): 1–24. <https://doi.org/10.3390/su18031518>
- Kamaraj, M., & Rangarajan, S. 2021. Predicting the Future Land Use and Land Cover Changes for Bhavani Basin, Tamil Nadu, India, Using QGIS MOLUSCE Plugin. *Environmental Science and Pollution Research*, 29: 1–12. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-17904-6>
- Khalid, W., Shamim, S. K., & Ahmad, A. 2024. Synergistic Approach for Land Use and Land Cover Dynamics Prediction in Uttarakhand Using Cellular Automata and Artificial Neural Network. *Geomatica*, 76(2): 100017. <https://doi.org/10.1016/j.geomat.2024.100017>
- Khawarizmi, I. A., Putri, L., Syahrani, W., & Setyawan, A. D. W. I. 2025. Spatio-Temporal Changes in Mangrove Density and Cover in Sriwulan and Pasar Banggi-Tireman, Central Java, Indonesia. *Bonorowo Wetlands*, 15(2): 121–129. <https://doi.org/10.13057/bonorowo/w150205>
- Kondum, F. A., Rowshon, K., Luqman, C. A., & Hasfalina, C. M. 2024. Change Analyses and Prediction of Land Use and Land Cover Changes in Bernam River Basin, Malaysia. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 36(101281): 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101281>
- Landis, J. R., & Koch, G. G. 1977. A One-Way Components of Variance Model for Categorical Data. *Biometrics*, 33(4): 671–679. <https://doi.org/10.2307/2529465>
- Laraswati, Y., Soenardjo, N., & Setyati, W. A. 2020. Komposisi dan Kelimpahan Gastropoda pada Ekosistem Mangrove di Desa Tireman, Kabupaten Rembang, Jawa Tengah. *Journal of Marine Research*, 9(1): 41–48. <https://doi.org/10.14710/jmr.v9i1.26104>
- Luan, C., & Liu, R. 2022. A Comparative Study of Various Land Use and Land Cover Change Models to Predict Ecosystem Service Value. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(16484): 1–20. <https://doi.org/10.3390/ijerph192416484>
- Mardliyah, R., Ario, R., & Pribadi, R. 2019. Estimasi Simpanan Karbon pada Ekosistem Mangrove di Desa Pasar Banggi dan Tireman, Kecamatan Rembang, Kabupaten Rembang. *Journal of Marine Research*, 8(1): 62–68.
- Marko, K., Sutjiningsih, D., Kusratmoko, E., & Prakoso, W. A. 2026. Land Use/Land Cover Changes Using Landsat Imagery in the Upper Citarum Watershed, West Java Province, Indonesia. *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences*, 22(1): 1–10.
- Parracciani, C., Gigante, D., Mutanga, O., Bonafoni, S., & Vizzari, M. 2024. Land Cover Changes in Grassland Landscapes: Combining Enhanced Landsat Data Composition, LandTrendr, and Machine Learning Classification in Google Earth Engine with MLP-ANN Scenario Forecasting. *GIScience and Remote Sensing*, 61(1): 1–28. <https://doi.org/10.1080/15481603.2024.2302221>

- Pérez-Cutillas, P., Pérez-Navarro, A., Conesa-García, C., Zema, D. A., & Amado-Álvarez, J. P. 2023. What Is Going On Within Google Earth Engine? A Systematic Review and Meta-Analysis. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 29(100907): 1–20. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100907>
- Qiang, Y., & Lam, N. S. N. 2015. Modeling Land Use and Land Cover Changes in a Vulnerable Coastal Region Using Artificial Neural Networks and Cellular Automata. *Environmental Monitoring and Assessment*, 187(3): 1–17. <https://doi.org/10.1007/s10661-015-4298-8>
- Rahmat, N., Pratikto, I., & Suryono, C. A. 2022. Simpanan Karbon pada Tegakan Vegetasi Mangrove di Desa Pasar Banggi Rembang. *Journal of Marine Research*, 11(3): 506–512. <https://doi.org/10.14710/jmr.v11i3.35172>
- Sarker, M., Chakraborty, D., Truong, V. T., Mizuno, Y., Hirayama, S., Chakma, S., & Nasahara, K. N. 2025. The First National-Scale High-Resolution Land Use Land Cover Map of Bangladesh Using Multi-Temporal Optical and SAR Imagery. *Earth*, 6(143): 1–30. <https://doi.org/10.3390/earth6040143>
- Satya, B. A., Shashi, M., & Deva, P. 2020. Future Land Use Land Cover Scenario Simulation Using Open Source GIS for the City of Warangal, Telangana, India. *Applied Geomatics*, 12(3): 281–290. <https://doi.org/10.1007/s12518-020-00298-4>
- Senthilkumar, C., Alabdulkreem, E., Alruwais, N., & Kavitha, M. 2025. Coastal Spatial Planning Using Object-Based Image Analysis and Image Classification Techniques. *Journal of South American Earth Sciences*, 152(105322): 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2024.105322>
- Sholeh, S., Evianovita, D. I. N., Mayasari, A. Y., & Sudewo, A. A. 2024. The Role of the Community in the Development of Mangrove Forest Ecotourism in Pasar Banggi, Rembang Regency. *Indonesian Journal of Environment and Disaster*, 3(1): 121–132. <https://doi.org/10.20961/ijed.v3i1.1207>
- Soeprbowati, T. R., Sularto, R. B., Hadiyanto, H., Puryono, S., Rahim, A., Jumari, J., & Gell, P. 2024. The Carbon Stock Potential of the Restored Mangrove Ecosystem of Pasarbanggi, Rembang, Central Java. *Marine Environmental Research*, 193(106257): 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.marenvres.2023.106257>
- Sowah, A. N. A. 2026. Vegetation Loss of the Muni Coastal Lagoon: Implications for Ecosystem Services and Climate Impacts. *Watershed Ecology and the Environment*, 8: 100–109. <https://doi.org/10.1016/j.wsee.2025.07.002>
- Tejjido-Murias, I., Barrio-Anta, M., & López-Sánchez, C. A. 2024. Evaluation of Correction Algorithms for Sentinel-2 Images Implemented in Google Earth Engine for Use in Land Cover Classification in Northern Spain. *Forests*, 15(2192): 1–27. <https://doi.org/10.3390/f15122192>
- Tiando, D. S., Hu, S., Fan, X., & Ali, M. R. 2021. Tropical Coastal Land-Use and Land Cover Changes Impact on Ecosystem Service Value during Rapid Urbanization of Benin, West Africa. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(7416): 1–16. <https://doi.org/10.3390/ijerph18147416>