

Model Perubahan Tutupan Lahan dan Daya Dukung Permukiman di Kabupaten Luwu Timur

Modelling Land Cover Change and Settlement Carrying Capacity in East Luwu Regency

Fauzi Achmady Syam^{1*}, Catur Aries Rokhmana¹

¹Departemen Teknik Geodesi, Fakultas Teknik, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia

*Email Penulis Korespondensi: Fauzias907@gmail.com

Diterima: 15/09/2025

Revisi: 16/10/2026

Disetujui: 19/10/2026

Tersedia Online: 21/10/2026

DOI: [10.14710/tataloka.28.4.306-323](https://doi.org/10.14710/tataloka.28.4.306-323)

Abstrak: Perubahan lahan akibat aktivitas pertambangan dan urbanisasi terjadi dengan sangat pesat di Kabupaten Luwu Timur. Perubahan tersebut kerap tidak selaras dengan Rencana Tata Ruang Wilayah (RTRW), sehingga mempengaruhi daya dukung lahan dan menyulitkan perencanaan ruang. Studi ini bertujuan untuk memetakan dinamika tutupan lahan periode 2015–2025 serta memprediksi tutupan lahan hingga tahun 2030. Hasil pemetaan dan proyeksi kemudian diintegrasikan ke dalam perhitungan Daya Dukung Permukiman (DDPm) untuk mendukung kebijakan ruang yang lebih adaptif. Pendekatan menggabungkan klasifikasi citra Sentinel-2 tahun 2015, 2020, dan 2025 menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) yang dikenal andal pada data multispektral, dengan model prediksi *Cellular Automata – Artificial Neural Network* (CA–ANN) berbasis faktor pendorong jarak ke jalan, sungai, dan pusat pelayanan. Akurasi dinilai melalui matriks konfusi dan indeks Kappa, sementara proyeksi penduduk 2025–2030 dihitung secara geometrik untuk memperoleh luas Lahan Layak Huni/Lahan Permukiman (LPm) dan Daya Dukung Permukiman (DDPm) pada tingkat kecamatan/kabupaten. Hasil menunjukkan kinerja tinggi (OA klasifikasi 98,06% dan OA prediksi 97,51% dengan Kappa 0,97 dan 0,96), dengan tantangan terbesar pada kelas permukiman (PA prediksi 55,64%) sementara kelas lain stabil tinggi. Pada 2030 seluruh kecamatan berada pada kondisi DDPm > 1 misalnya Angkona 137,92 dan Mangkutana 117,04 dan secara agregat DDPm kabupaten mencapai 78,07, yang menuntut pengelolaan ruang adaptif dan spesifik wilayah (konsolidasi pada kawasan berdaya dukung rendah serta pengembangan terarah pada kawasan surplus). Kesimpulannya, integrasi SVM dan CA–ANN dalam perhitungan DDPm menghasilkan indikator spasial yang andal untuk mendukung penyesuaian RTRW dan perencanaan permukiman berkelanjutan hingga 2030.

Kata Kunci: *Perubahan Tutupan Lahan, Prediksi Tutupan Lahan, Molusce, Support Vector Machine, Cellular Automata – Artificial Neural Network*

Abstract: This study was prompted by the rapid land-use changes resulting from mining activities and urbanization in East Luwu Regency. These changes often conflict with the Regional Spatial Plan (RTRW), thereby reducing land carrying capacity and complicating spatial planning. This study maps land-cover dynamics for the 2015–2025 period and predicts land cover trends through 2030. The mapping results and projections were then integrated into calculations of Residential Land Carrying Capacity (DDPm) to support more adaptive spatial policies. The approach combines the classification of Sentinel-2 imagery from 2015, 2020, and 2025 using a Support Vector Machine (SVM) known for its reliability with multispectral data with a Cellular Automata–Artificial Neural Network (CA–ANN) prediction model based on driving factors such as distance to roads, rivers, and service centers. Accuracy was assessed using a confusion matrix and the Kappa index, while population projections for 2025–2030 were calculated geometrically to determine the area of Habitable Land/Settlement Land (LPm) and Settlement Carrying Capacity (DDPm) at the subdistrict/regency level. The results show high performance (98.06% classification accuracy and 97.51% prediction accuracy, with Kappa coefficients of 0.97 and 0.96), with the greatest challenge in the

settlement class (55.64% prediction accuracy), while other classes maintained consistently high performance. By 2030, all subdistricts will have a DDPm > 1—for example, Angkona at 137.92 and Mangkutana at 117.04—and the aggregate DDPm for the regency will reach 78.07, which calls for adaptive and region-specific spatial management (consolidation in areas with low carrying capacity and targeted development in surplus areas). In conclusion, the integration of SVM and CA-ANN in DDPm calculations produces reliable spatial indicators to support adjustments to the Regional Spatial Plan (RTRW) and sustainable settlement planning through 2030.

Keywords: Land Cover Change, Molusce, Support Vector Machine, Cellular Automata – Artificial Neural Network, East Luwu

PENDAHULUAN

Perubahan penggunaan lahan yang dipicu oleh intensifikasi pertanian, ekspansi kawasan terbangun, dan aktivitas pertambangan dapat menurunkan daya dukung lingkungan melalui degradasi ekosistem, penipisan sumber daya, serta peningkatan risiko erosi dan pencemaran air (Ureta et al., 2021; Wahidah et al., 2022). Dalam konteks perencanaan wilayah, informasi spasial yang mutakhir mengenai pola dan laju perubahan lahan diperlukan untuk mengendalikan pemanfaatan ruang serta meminimalkan konflik penggunaan lahan (Baja, 2012). Namun, pengelolaan sering terkendala keterbatasan data historis yang konsisten, perbedaan resolusi atau skala data, dan belum tersedianya metode prediksi yang memadai untuk mengantisipasi arah perubahan pada masa mendatang. Akibatnya, pemangku kepentingan menghadapi kesulitan menyusun strategi pengelolaan lahan yang komprehensif dan berkelanjutan (Fadlin et al., 2022). Oleh karena itu, pemodelan perubahan tutupan lahan dapat digunakan untuk mengevaluasi kecenderungan perubahan dan mendukung pengambilan keputusan dalam perencanaan tata ruang (Amarrohman et al., 2020; Achmadi et al., 2023).

Kabupaten Luwu Timur merupakan contoh wilayah yang mengalami tekanan perubahan penggunaan lahan yang tinggi. Ekspansi aktivitas pertambangan berpotensi mengonversi hutan dan lahan produktif, sementara pertumbuhan penduduk meningkatkan kebutuhan lahan permukiman dan fasilitas pelayanan. Ketidaksesuaian antara perkembangan pemanfaatan lahan dengan Rencana Tata Ruang Wilayah (RTRW) dapat memicu ketidakteraturan ruang, meningkatnya beban lingkungan, dan berkurangnya ruang lindung. Selain itu, keberadaan aktivitas pada kawasan dengan fungsi lindung memperbesar kompleksitas dalam memahami dinamika tutupan lahan serta menambah ketidakpastian dalam estimasi kapasitas daya dukung (Hidayat et al., 2015; Hatta et al., 2022). Kondisi ini menunjukkan perlunya pendekatan yang mampu memetakan perubahan secara periodik sekaligus memproyeksikan arah perubahan sebagai dasar evaluasi daya dukung untuk perumusan kebijakan ruang.

Penelitian mengenai perubahan tutupan lahan umumnya berfokus pada identifikasi pola perubahan historis dan prediksi perkembangan tutupan lahan pada masa mendatang (Muta'ali, 2015). Namun, informasi tersebut perlu dihubungkan dengan implikasinya terhadap kapasitas lahan dalam memenuhi kebutuhan permukiman agar dapat memberikan dasar yang lebih komprehensif bagi perencanaan wilayah. Dalam konteks wilayah yang mengalami tekanan akibat aktivitas pertambangan dan pertumbuhan penduduk, integrasi proyeksi tutupan lahan dengan analisis daya dukung permukiman menjadi penting untuk mengantisipasi potensi ketidakseimbangan antara ketersediaan lahan dan kebutuhan ruang (Greiving et al., 2022; Svobodova et al., 2022; Arafat et al., 2021; Ma et al., 2025).

Sejumlah penelitian telah mengkaji daya dukung permukiman, seperti Tanie et al. (2023) di Kota Manado, serta mengintegrasikan dinamika spasial perubahan tutupan lahan dengan analisis daya dukung permukiman, seperti yang dilakukan oleh Septory et al. (2023) di Kota Ambon. Penelitian-penelitian tersebut memberikan landasan bagi pengkajian hubungan antara perubahan tutupan lahan dan kapasitas wilayah dalam mendukung kebutuhan permukiman. Namun, penerapan integrasi prediksi tutupan lahan masa mendatang dengan evaluasi daya

dukung permukiman masih perlu dikaji lebih lanjut dalam konteks wilayah yang menghadapi tekanan aktivitas pertambangan dan pertumbuhan penduduk, seperti Kabupaten Luwu Timur.

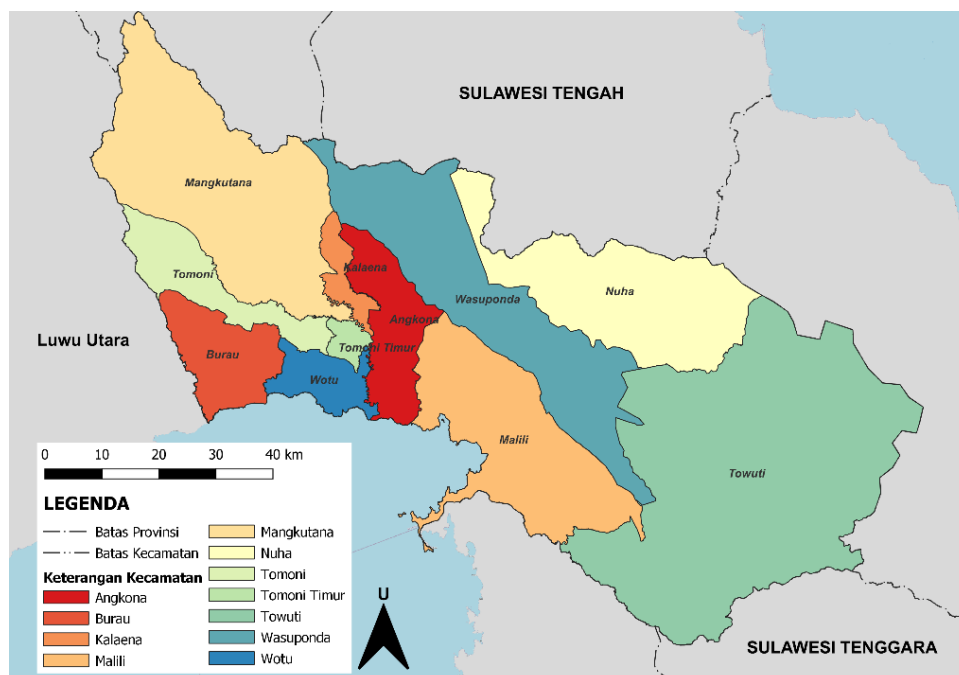
Untuk menjawab tantangan tersebut, penelitian ini memanfaatkan teknologi geospasial melalui dua pendekatan utama, yaitu klasifikasi citra Sentinel-2 menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) Sheykhmousa et al. (2020) yang telah menunjukkan kinerja dalam klasifikasi citra penginderaan jauh multispektral dan pemodelan prediksi berbasis *Cellular Automata–Artificial Neural Network* (CA-ANN) untuk memodelkan pola perubahan tutupan lahan yang kompleks (Moreno, 2008; Hussain et al., 2025). Pemodelan prediksi memanfaatkan pola perubahan historis serta variabel pendorong berupa jarak ke sungai, jalan utama, dan pusat pelayanan (Osman et al., 2023). Pendekatan berbasis jaringan saraf tiruan telah diterapkan dalam pemodelan perubahan tutupan lahan (de Souza et al., 2022; Choudhary et al., 2025).

Kebaruan penelitian ini adalah integrasi hasil prediksi tutupan lahan dengan analisis daya dukung permukiman melalui perhitungan luas lahan layak huni, proyeksi penduduk, dan kebutuhan ruang per kapita untuk menghasilkan indikator Daya Dukung Permukiman (DDPm) spasial yang selaras dengan siklus perencanaan RTRW/RPJMD (Zudilin et al., 2021). Dengan pendekatan ini, hasil penelitian diharapkan tidak hanya menggambarkan dinamika perubahan tutupan lahan, tetapi juga memberikan informasi mengenai kapasitas wilayah dalam memenuhi kebutuhan permukiman pada masa mendatang. Berdasarkan pendekatan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk: (1) Pemetaan perubahan tutupan lahan yang terjadi pada tahun 2020 dan 2025; (2) Memprediksi perubahan tutupan lahan pada tahun 2030; (3) Menghitung kapasitas lahan dalam mendukung kebutuhan permukiman berdasarkan skenario perubahan tutupan lahan yang diprediksi pada tahun 2030.

METODE

Lokasi Penelitian

Lokasi penelitian berada di Kabupaten Luwu Timur, Provinsi Sulawesi Selatan, koordinat $120^{\circ}45'13,2''$ – $121^{\circ}27'49,5''$ BT dan $2^{\circ}34'20,6''$ – $2^{\circ}11'30,3''$ LS (lihat Gambar 1). Wilayah ini dipilih karena menghadapi tekanan pembangunan pesat yang memicu perubahan penggunaan lahan. Aktivitas pertambangan telah mengkonversi hutan, lahan pertanian, dan kawasan alam, sementara pertumbuhan penduduk meningkatkan kebutuhan permukiman dan infrastruktur.



Sumber: Analisis, 2025

Gambar 1. Peta Administrasi Kabupaten Luwu Timur

Data dan Tahapan Penelitian

Data penelitian yang digunakan seluruhnya berupa data sekunder, meliputi: citra Sentinel-2 tahun 2015, 2020, dan 2025; data vektor jalan, sungai, serta pusat pelayanan dari RTRW Kabupaten Luwu Timur 2024; data jumlah penduduk dan proyeksi pertumbuhan dari Badan Pusat Statistik (BPS); serta batas administrasi wilayah hingga tingkat kecamatan dari RTRW 2024. Data penginderaan jauh digunakan untuk mengidentifikasi kelas tutupan lahan, sedangkan data spasial pendukung digunakan dalam analisis faktor pendorong perubahan dan pemodelan prediksi. Penggunaan data citra satelit untuk pemetaan tutupan lahan serta analisis perubahannya telah diterapkan dalam berbagai penelitian berbasis penginderaan jauh (Mather & Tso, 2009; Mahmoud et al., 2023). Tahapan analisis yang dilakukan dalam penelitian ini dijelaskan sebagai berikut.

Tahap pertama dilakukan koreksi citra, *cloud masking*, dan pemotongan citra. Citra Sentinel-2 yang digunakan dalam penelitian memerlukan tahap koreksi radiometrik dan atmosferik untuk meningkatkan kualitas data. Produk citra Level-1C (*Top-of-Atmosphere Reflectance*) harus dikoreksi terlebih dahulu agar menghasilkan reflektansi permukaan (*Surface Reflectance*) yang lebih akurat. Menurut Bateman et al. (2020), proses ini dilakukan menggunakan algoritma koreksi atmosfer, sehingga citra terbebas dari pengaruh atmosfer dan siap dipakai dalam analisis lebih lanjut. Selain itu, dilakukan juga *cloud masking* untuk memastikan area yang digunakan bebas dari tutupan awan. Teknik ini memanfaatkan dataset Sentinel-2 *Cloud Probability* (*s2cloudless*) dengan mengganti piksel awan menggunakan piksel terdekat yang tidak tertutup awan, sehingga kualitas data tetap terjaga. Setelah tahap koreksi dan *cloud masking*, dilakukan pemotongan (*clipping*) citra sesuai dengan batas administrasi Kabupaten Luwu Timur. Pemotongan ini bertujuan untuk membatasi area analisis agar fokus pada wilayah penelitian dan mengurangi beban komputasi. Data vektor batas wilayah yang diperoleh dari RTRW digunakan sebagai acuan dalam proses ini. Dengan tahapan tersebut, citra yang dihasilkan sudah terstandarisasi, bersih dari gangguan atmosfer dan awan, serta sesuai dengan cakupan wilayah penelitian sehingga dapat digunakan sebagai input pada proses klasifikasi tutupan lahan (Mahmoud et al., 2023).

Selanjutnya melakukan tahap klasifikasi citra dengan menyusun *training dataset* untuk memungkinkan sistem mempelajari karakteristik spektral tiap kelas sebelum klasifikasi. Dataset disusun dari sampel yang mewakili lima kelas tutupan lahan: permukiman, badan air, hutan, lahan terbuka, dan lahan pertanian. Sampel diperoleh melalui *random sampling*, kemudian divalidasi melalui interpretasi visual citra Sentinel-2 dan citra *Google Earth*, dan direpresentasikan sebagai poligon vektor untuk masing-masing kelas. Klasifikasi citra selanjutnya dilakukan dengan pendekatan *supervised learning* menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) (Wang, 2005; Mohammed & Bashier., 2016), yang diimplementasikan melalui fungsi *libsvm* pada platform *Google Earth Engine*. Setelah klasifikasi tutupan lahan, dilakukan uji validasi untuk menilai ketelitian hasil. Validasi menggunakan titik uji independen yang diambil secara *stratified random sampling* pada setiap kelas. Kelas referensi ditentukan melalui interpretasi citra resolusi tinggi dan/atau data pendukung yang tersedia. Ketelitian dihitung dengan matriks konfusi untuk memperoleh *overall accuracy*, *producer's accuracy*, *user's accuracy*, dan indeks Kappa (Congalton, 2003; Congalton & Green, 2019).

Tahap selanjutnya yaitu proses rasterisasi terhadap data vektor yang dilakukan untuk mengkonversi data vektor jalan dan sungai di wilayah Kabupaten Luwu Timur menjadi format raster. Tahapan ini dilaksanakan dengan memanfaatkan alat *Rasterize* pada perangkat lunak QGIS. Selanjutnya, dari raster yang telah terbentuk, dihitung jarak euclidean (*euclidean distance*) menggunakan alat *proximity* pada platform yang sama. Hasil dari proses ini menghasilkan informasi mengenai jarak jangkauan jalan, sungai dan pusat pelayanan terhadap lahan terbangun di wilayah kajian. Nilai jarak jangkauan tersebut kemudian dimanfaatkan sebagai variabel pendukung dalam penyusunan model prediksi pada tahapan berikutnya.

Prediksi perubahan tutupan lahan dilakukan dengan model *Cellular Automata Artificial Neural Network* (CA-ANN) melalui perangkat lunak QGIS menggunakan *plugin Molusce* (Khalid

et al., 2024; Ilachinski, 2001). Model ini mensimulasikan dinamika perubahan lahan berdasarkan data tutupan lahan multi-tahun (2015, 2020, 2025) dengan resolusi spasial yang konsisten. Data pendukung berupa faktor pendorong seperti jarak ke jalan, sungai, dan pusat pelayanan turut digunakan dalam pemodelan. Seluruh data kemudian diproses dalam *Molusce* untuk menghasilkan prediksi pola perubahan lahan di masa depan, yang dapat menjadi dasar bagi perencanaan tata ruang yang berkelanjutan.

Pengolahan data dilaksanakan secara sistematis guna mencapai tujuan penelitian, dengan penekanan pada dua aspek krusial: proyeksi penduduk dan evaluasi daya dukung permukiman. Proyeksi jumlah penduduk difungsikan untuk mengestimasi populasi Kabupaten Luwu Timur pada tahun 2030, yang berfungsi sebagai fondasi dalam mengevaluasi beban permukiman terhadap ketersediaan area layak huni. Data kuantitas penduduk beserta laju pertumbuhannya dihimpun dari Badan Pusat Statistik Kabupaten Luwu Timur; hasil proyeksi ini selanjutnya diadopsi sebagai parameter fundamental dalam menganalisis kesenjangan antara kebutuhan ruang hunian dan proyeksi ketersediaan lahan permukiman.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi Tutupan Lahan Dengan Algoritma SVM

Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) merupakan metode klasifikasi berbasis *supervised learning* yang memerlukan dataset pelatihan berlabel untuk membangun model klasifikasi. Dalam penelitian ini digunakan lima kelas tutupan lahan, yaitu permukiman, lahan kosong, lahan pertanian, kawasan hutan, dan badan air. Dataset pelatihan (*training data*) dibuat dalam bentuk poligon karena dianggap lebih efektif dibandingkan titik tunggal dalam merepresentasikan variasi kelas lahan, dengan lokasi serta luasan ditentukan secara acak. Pembuatan dataset pelatihan dilakukan secara terpisah pada citra tahun 2015, 2020, dan 2025 dengan jumlah data masing-masing 293, 267, dan 247 unit, sehingga total keseluruhan mencapai 807 unit poligon sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1. Dengan data pelatihan tersebut, proses klasifikasi dilakukan menggunakan parameter yang telah ditetapkan sehingga diperoleh hasil yang mampu mengenali kelima kelas tutupan lahan secara visual. Pemilihan kelas ini didasarkan pada kejelasan visual dan seringnya kelas-kelas tersebut dijadikan acuan dalam penelitian sebelumnya.

Tabel 1. Luasan Tutupan Lahan Kabupaten Luwu Timur Tahun 2015, 2020 dan 2025

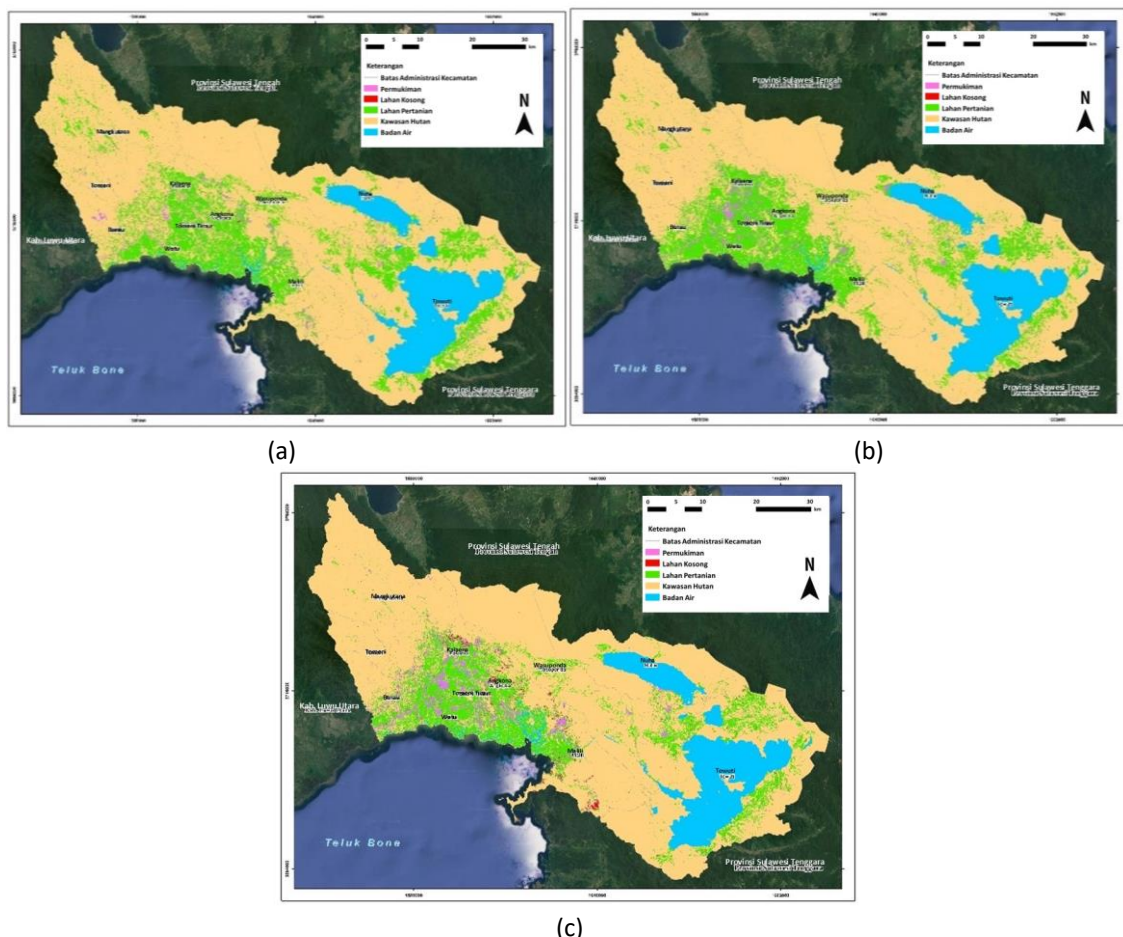
Kelas	Luas (km ²)		
	2015	2020	2025
Permukiman	85,71	111,88	192,51
Lahan Kosong	0,62	0,02	28,42
Lahan Pertanian	1.200,22	1.218,13	1.002,9
Kawasan Hutan	4.688,26	4.646,22	4.720,11
Badan Air	773,11	771,65	803,99
Total		6.747,9	

Sumber: Analisis, 2025

Berdasarkan hasil klasifikasi tutupan lahan tahun 2015, diketahui bahwa dua kelas yang paling dominan adalah kawasan hutan dan lahan pertanian, sedangkan tiga kelas lainnya, yaitu badan air, permukiman, dan lahan kosong, memiliki luasan yang relatif lebih kecil. Secara kuantitatif, urutan kelas berdasarkan luas terbesar hingga terkecil adalah: kawasan hutan seluas 4.688,26km², lahan pertanian 1.200,22km², badan air 773,11km², permukiman 85,71km², dan lahan kosong 0,62km².

Pada tahun 2020, pola yang sama masih terlihat dengan dominasi kawasan hutan dan lahan pertanian, diikuti oleh badan air, permukiman, serta lahan kosong yang jumlahnya paling sedikit. Luas masing-masing kelas tercatat sebagai berikut: kawasan hutan 4.646,223 km², lahan pertanian 1.218,126 km², badan air 771,658 km², permukiman 111,885 km², dan lahan kosong

0,027 km². Data ini menunjukkan adanya perubahan luasan antar kelas, terutama berupa peningkatan pada permukiman dan lahan pertanian, serta penurunan signifikan pada lahan kosong. Sementara itu, hasil klasifikasi tutupan lahan tahun 2025 (lihat Gambar 2) menunjukkan bahwa kawasan hutan masih mendominasi secara visual, sama seperti pada tahun 2015 dan 2020. Urutan kelas berdasarkan luas terbesar hingga terkecil adalah: kawasan hutan 4.720,106 km², lahan pertanian 1.002,898 km², badan air 803,992 km², permukiman 192,519 km², dan lahan kosong 28,421 km².



Sumber: Analisis, 2025

Gambar 2. Peta Hasil Klasifikasi Tutupan Lahan Kabupaten Luwu Timur Tahun (a) 2015; (b) 2020; dan (c) 2025

Proses uji validasi dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi terhadap data referensi pada titik uji yang bersifat independen. Titik uji diambil secara *stratified random sampling* pada setiap kelas tutupan lahan agar sampel mewakili seluruh kelas secara proporsional. Kelas referensi ditentukan melalui interpretasi visual citra resolusi tinggi dan/atau data pendukung yang tersedia pada tahun yang sama. Selanjutnya, hasil klasifikasi dan kelas referensi disusun dalam matriks konfusi untuk menghitung *overall accuracy*, *producer's accuracy*, *user's accuracy*, dan koefisien Kappa sebagai indikator ketelitian peta.

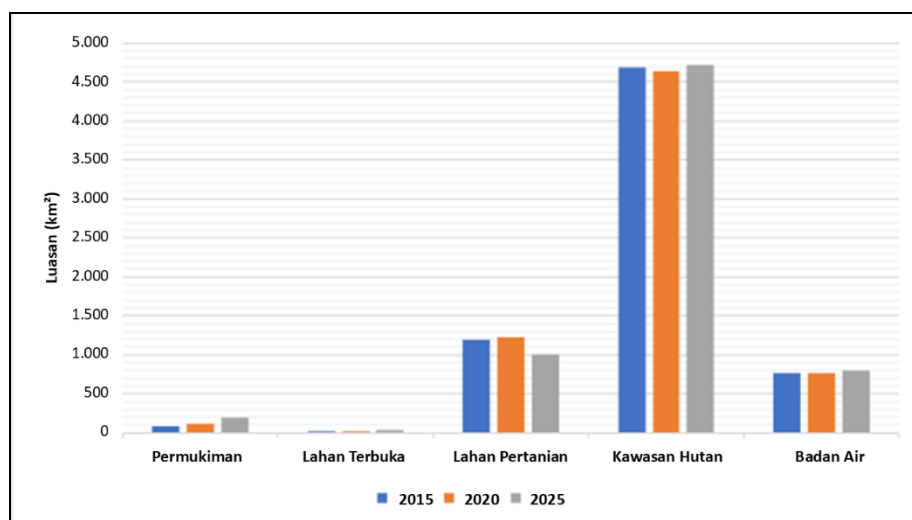
Hasil uji validasi klasifikasi tutupan lahan tahun 2025 menggunakan algoritma SVM menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi dengan *overall accuracy* sebesar 98,06% dan koefisien Kappa 0,97444. Nilai ini mencerminkan kesesuaian yang sangat baik antara hasil klasifikasi dengan kondisi aktual di lapangan. Sebagian besar kelas tutupan lahan memiliki nilai *user's accuracy* dan *producer's accuracy* di atas 0,90, yang menandakan minimnya kesalahan dalam proses klasifikasi dan validasi. Meskipun demikian, masih terdapat sedikit ketidaktepatan

pada kelas permukiman (Pr) dan lahan kosong (LK) yang memiliki akurasi relatif lebih rendah dibandingkan kelas lainnya.

Analisis Perubahan Tutupan Lahan

Berdasarkan hasil analisis, seluruh kelas tutupan lahan di Kabupaten Luwu Timur mengalami perubahan selama periode 2015–2025. Permukiman menunjukkan peningkatan yang konsisten dari 85,71 km² pada 2015 menjadi 111,88 km² pada 2020, dan kembali naik signifikan menjadi 192,52 km² pada 2025. Lahan terbuka juga mengalami peningkatan cukup drastis, terutama pada 2025 yang mencapai 28,42 km². Sementara itu, lahan pertanian mengalami kenaikan hingga 1.218,12 km² pada 2020, namun kembali menurun menjadi 1.002,89 km² pada 2025.

Kawasan hutan dan badan air menunjukkan pola perubahan yang fluktuatif. Kawasan hutan sedikit menurun dari 4.688,26 km² pada 2015 menjadi 4.646,22 km² pada 2020, lalu kembali meningkat menjadi 4.720,11 km² pada 2025. Badan air mengalami penurunan tipis dari 773,11 km² di 2015 menjadi 771,65 km² di 2020, kemudian naik lagi menjadi 803,99 km² pada 2025. Secara umum, pola ini menggambarkan adanya tren peningkatan lahan terbangun dan lahan terbuka, sementara lahan pertanian cenderung berkurang, serta perubahan dinamis pada kawasan hutan dan badan air (lihat Gambar 3).



Sumber: Analisis, 2025

Gambar 3. Grafik Perubahan Luas Tutupan Lahan Berdasarkan Hasil Klasifikasi Pada Tahun 2015, 2020, dan 2025

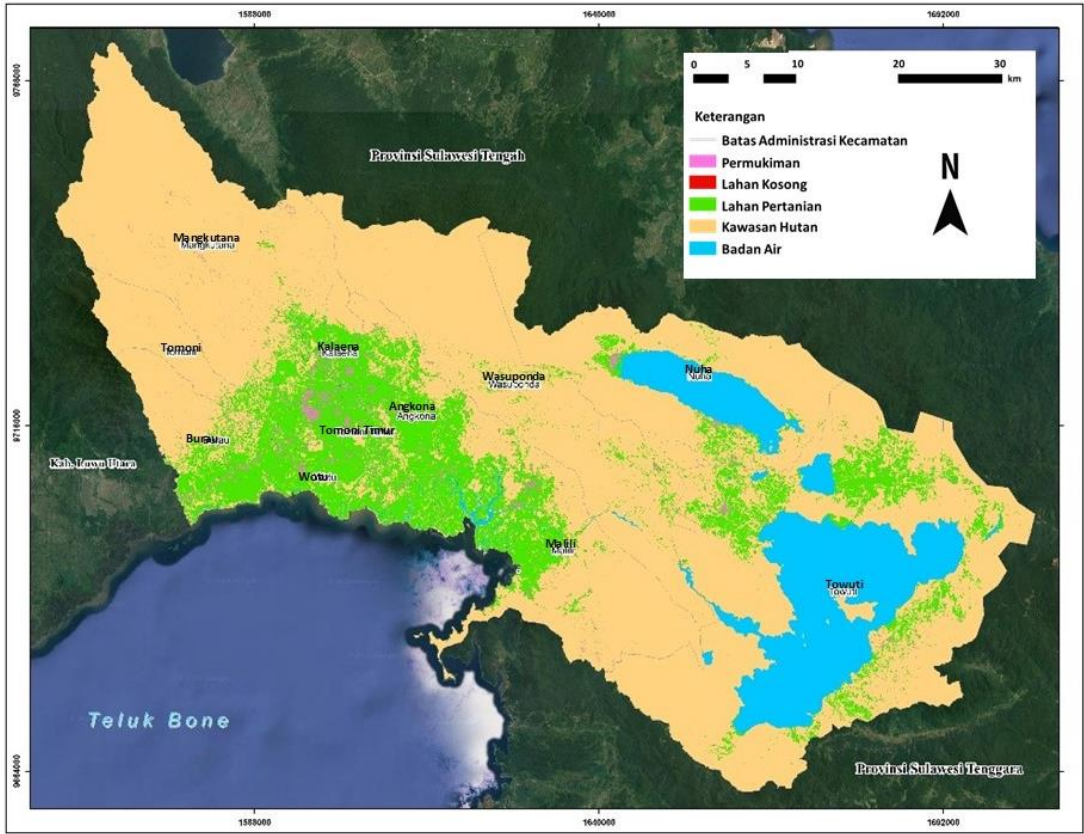
Analisis Hasil Model Prediksi Tutupan Lahan

Hasil pemodelan prediksi perubahan tutupan lahan yang telah dilakukan berdasarkan data historis dan faktor-faktor pendorong perubahan. Analisis ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model dalam memproyeksikan pola perubahan lahan di wilayah kajian serta mengidentifikasi kecenderungan dinamika tutupan lahan di masa mendatang (Chinnamgari, 2019). Hasil yang diperoleh diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai arah perkembangan wilayah serta menjadi dasar pertimbangan dalam perencanaan tata ruang dan pengelolaan sumber daya lahan.

a. Model Prediksi Tutupan Lahan 2025

Model prediksi tutupan lahan tahun 2025 dibuat menggunakan plugin MOLUSCE di QGIS dengan data input berupa hasil klasifikasi tutupan lahan menggunakan algoritma SVM untuk tahun 2015 dan 2020, serta faktor pendukung berupa peta jarak terhadap jalan di wilayah Kabupaten Luwu Timur. Agar model berjalan dengan baik, seluruh data input harus memiliki geometri yang sama, sehingga data perlu disesuaikan sistem koordinatnya dan dipotong

mengikuti batas administratif Kabupaten Luwu Timur. Sebelum digunakan, data pendukung diuji korelasinya menggunakan metode *Pearson's Correlation* yang memiliki nilai berkisar antara -1 hingga 1. Nilai di bawah 0 menunjukkan tidak ada hubungan, sedangkan nilai di atas 0 menunjukkan adanya hubungan antara dua data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa faktor pendukung jaringan jalan memiliki korelasi sebesar 0,80 terhadap pusat pelayanan dan 0,77 terhadap sungai. Nilai korelasi ini menjadi acuan penting dalam model prediksi.



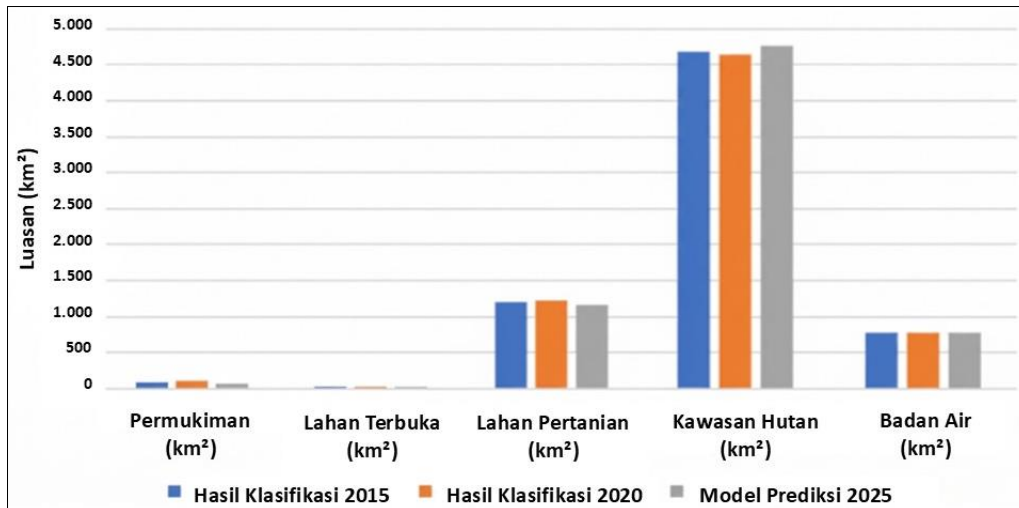
Sumber: Analisis, 2025

Gambar 4. Hasil Model Prediksi Tutupan Lahan Kabupaten Luwu Timur Tahun 2025

Berdasarkan interpretasi visual pada Gambar 4, tutupan lahan hasil model prediksi 2025 menunjukkan pola persebaran yang berbeda dengan hasil klasifikasi tahun 2025. Pada model prediksi, lahan pertanian mendominasi di Kecamatan Wotu, Angkona, Tomoni Timur, dan Kalaena, sedangkan kecamatan lainnya lebih banyak ditutupi hutan dan permukiman. Perbedaan antara hasil klasifikasi dan prediksi ini menunjukkan adanya variasi luasan tutupan lahan, yang lebih jelas ditunjukkan melalui Tabel 2 dan Gambar 4, di mana perbandingan luasan tutupan lahan tahun 2015, 2020, dan model prediksi 2025 disajikan.

Tabel 2. Luasan Lahan Hasil Klasifikasi Tahun 2015 & 2020 dengan Model Prediksi Tahun 2025					
Tahun	Permukiman (km ²)	Lahan Terbuka (km ²)	Lahan Pertanian (km ²)	Kawasan Hutan (km ²)	Badan Air (km ²)
Klasifikasi 2015	85,71	0,62	1.200,22	4.688,26	773,11
Klasifikasi 2020	111,88	0,02	1.218,13	4.646,22	771,65
Model Prediksi 2025	62,95	0,01	1.163,92	4.750,81	770,21

Sumber: Analisis, 2025



Sumber: Analisis, 2025

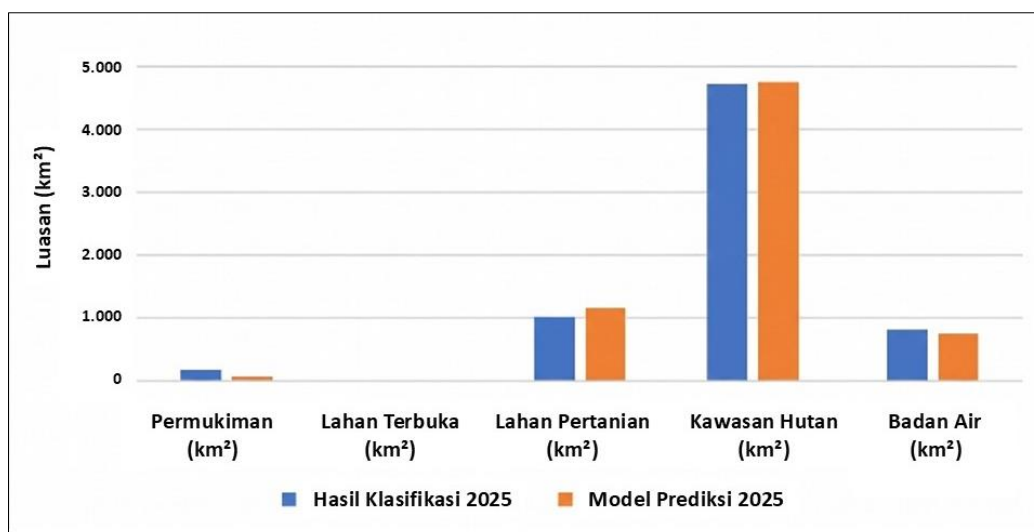
Gambar 5. Grafik Perubahan Luas Lahan Hasil Klasifikasi 2015 & 2020 dengan Model Prediksi 2025

Berdasarkan Gambar 5, terlihat bahwa secara angka memang terjadi perubahan luas tutupan lahan di Kabupaten Luwu Timur ketika dibandingkan antara data aktual dan hasil prediksi tahun 2025. Jika dibandingkan dengan Gambar 3, tampak ada perbedaan tren perubahan pada beberapa kelas tutupan lahan dari tahun 2020 ke 2025. Misalnya, lahan permukiman yang sebelumnya menunjukkan peningkatan pada hasil klasifikasi tahun 2025, justru mengalami penurunan dalam hasil prediksi. Perbandingan selengkapannya antara luas tutupan lahan berdasarkan hasil klasifikasi dan model prediksi tahun 2025 dapat dilihat pada Tabel 3 dan Gambar 6.

Tabel 3. Perbandingan Luas Lahan Hasil Klasifikasi Tahun 2025 dengan Model Prediksi Tahun 2025

Kelas	Permukiman (ha)	Lahan Kosong (ha)	Lahan Pertanian (ha)	Kawasan Hutan (ha)	Badan air (ha)
Hasil Klasifikasi 2025	192,519	28,420	1.002,898	4.720,106	803,992
Model Prediksi 2025	62,956	0,015	1.163,921	4.750,814	770,210

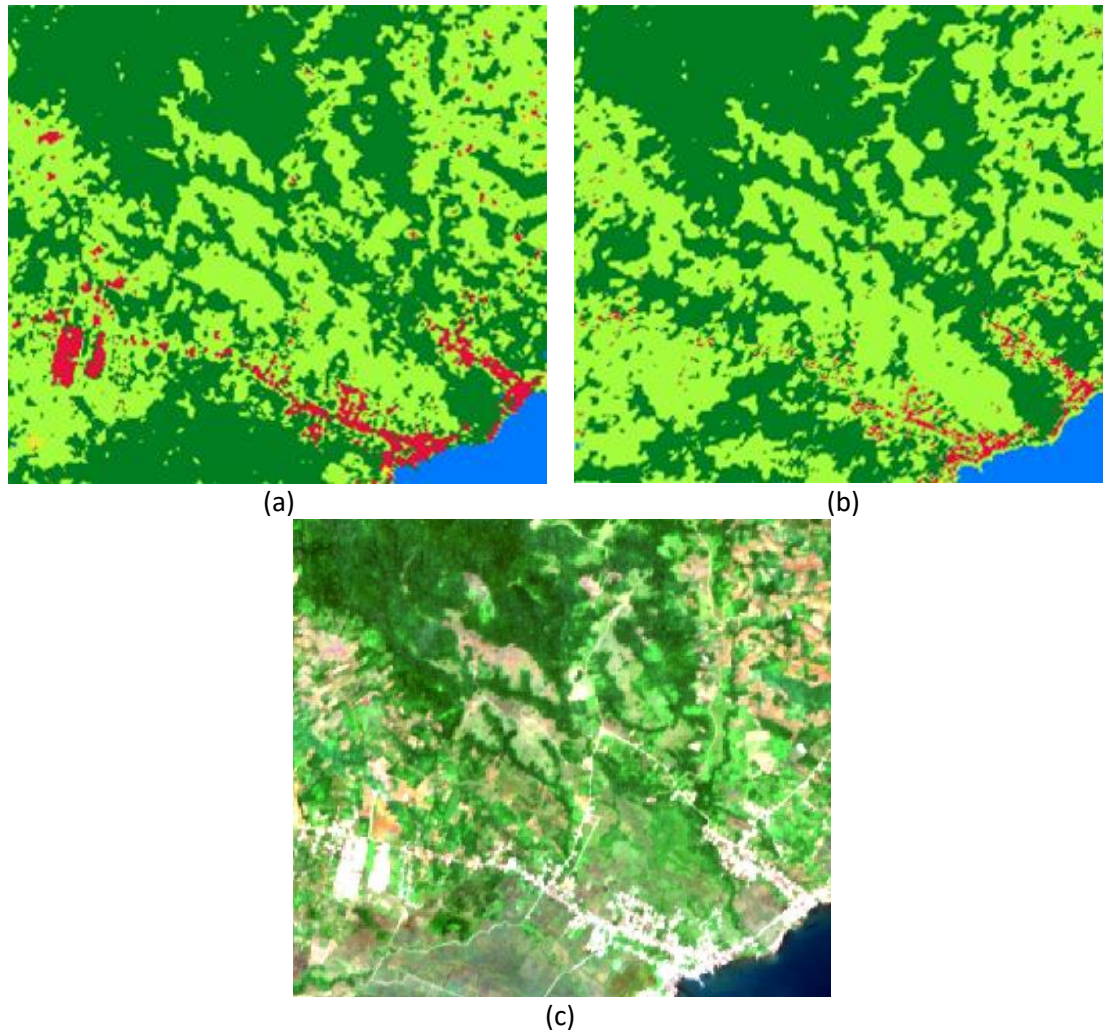
Sumber: Analisis, 2025



Sumber: Analisis, 2025

Gambar 6. Grafik Perbandingan Luas Tutupan Lahan Hasil Klasifikasi Tahun 2025 dengan Model Prediksi Tahun 2025

Dari Gambar 6 terlihat bahwa luas tutupan lahan hasil klasifikasi tahun 2025 berbeda dengan hasil model prediksi untuk tahun yang sama. Perbedaan yang paling kecil terjadi pada kelas badan air. Sementara itu, kelas tutupan lahan lainnya menunjukkan perbedaan yang cukup besar. Lahan kosong berbeda sebesar 28,405 km², lahan pertanian sebesar 161,023 km², dan permukiman sebesar 129,562 km². Perbandingan lebih detail mengenai perbedaan ini dapat dilihat pada Gambar 7.



Sumber: Analisis, 2025

Gambar 7. Perbedaan Tutupan Lahan Pada Area Sampel. (a) Hasil Klasifikasi Tahun 2025; (b) Model Prediksi Tahun 2025; (c) Citra Tahun 2025

Hasil klasifikasi tutupan lahan tahun 2025 pada Gambar 7 menunjukkan kepadatan lahan terbangun yang tinggi, sedangkan model prediksi tahun 2025 menampilkan kepadatan lebih rendah. Perbedaan ini dapat disebabkan oleh keterbatasan algoritma SVM dalam mengenali piksel tertentu, kualitas dan kelengkapan data training, serta model transisi pada simulasi CA. Untuk menilai keakuratan prediksi, dilakukan uji validasi menggunakan matriks konfusi dengan sampel uji yang sama seperti klasifikasi 2025, mencakup nilai PA, UA, CE, OA, dan Indeks Kappa yang ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Matriks Konfusi Model Prediksi Tutupan Lahan Tahun 2025

	Validation					Total	User's accuracy	Total class area (km ²)	Expected accuracy (EA)	Kappa
	1 (LK)	2 (Pt)	3 (KH)	4 (Air)	5 (Pr)					
Thematic Map	1 (LK)	12	1	2	0	15	0,8	0,0180	180	
	2 (Pt)	0	48	0	0	50	0,96	11.596.492	2750	
	3 (KH)	0	1	59	0	60	0,98	47.482.632	3900	
	4 (Air)	0	1	0	24	25	0,96	7.708.232	600	
	5 (Pr)	0	4	4	0	42	0,84	692.772	2200	
Total	12	55	65	24	44	200		67.480.308	0,24	
Producer's accuracy	1	0,91	1	1	0,56		0,97			
Kappa										0,96

Keterangan

Pr : Permukiman, Pt : Lahan Pertanian, LK : Lahan Kosong, KH : Kawasan Hutan, Air : Badan Air

Sumber: Analisis, 2025

Berdasarkan Tabel 4, kelas permukiman memiliki akurasi terendah dengan *Producer's Accuracy* 56% dan *User's Accuracy* 84%, sedangkan akurasi tertinggi terdapat pada lahan kosong, kawasan hutan, dan badan air (PA 100%) serta kawasan hutan (UA 98%). Model prediksi menunjukkan nilai *Overall Accuracy* 97,5% yang lebih rendah dari klasifikasi 2025, dengan Indeks Kappa 0,96 yang termasuk kategori hampir sempurna. Jika dibandingkan dengan matriks konfusi pada hasil klasifikasi, terlihat adanya perbedaan akurasi dan Indeks Kappa antara model prediksi dan hasil klasifikasi, yang dirinci pada Tabel 5.

Tabel 5. Perbandingan Nilai Akurasi dan Indeks Kappa

Kelas	Hasil klasifikasi tahun 2025				Model prediksi tahun 2025			
	UA(%)	PA(%)	OA(%)	Kappa	UA(%)	PA(%)	OA(%)	Kappa
Lahan Kosong	0,7333	0,8465			0,8	1		
Lahan Pertanian	0,94	0,9737			0,96	0,9059		
Kawasan Hutan	1	0,9846	0,9806	0,9744	0,98333	0,9988	0,9751	0,9673
Badan Air	1	0,9951			0,96	1		
Permukiman	0,68	0,8472			0,84	0,5564		

Sumber: Analisis, 2025

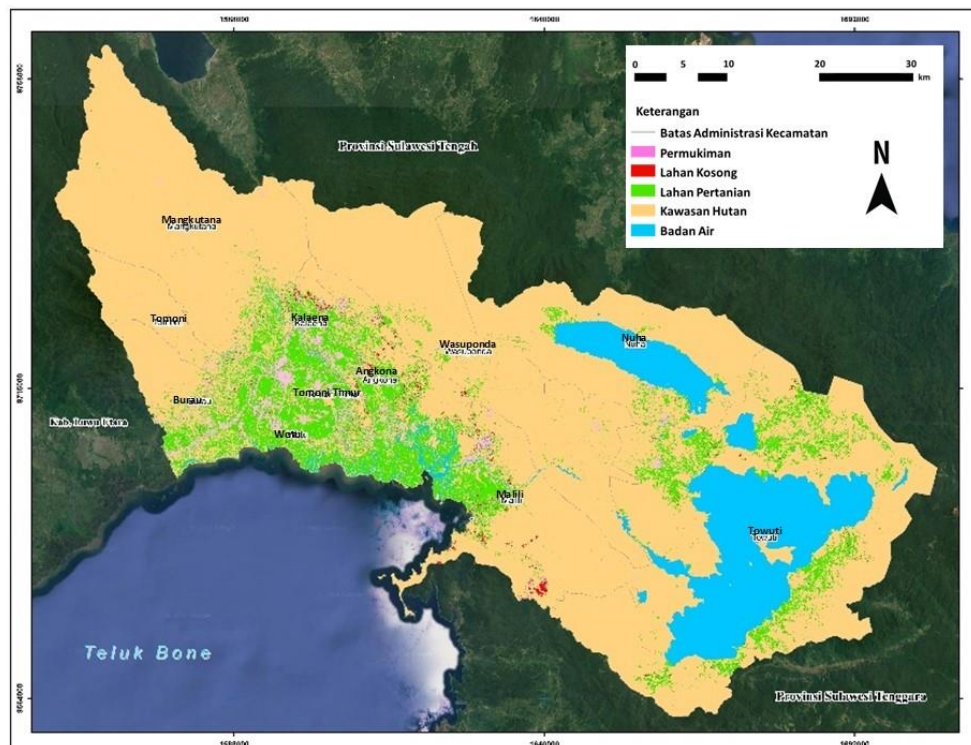
Secara umum, hasil klasifikasi dan prediksi menunjukkan akurasi tinggi dengan OA masing-masing 98,06% dan 97,51% serta nilai Kappa 0,9744 dan 0,9673 yang menandakan kinerja model sangat baik. Perbedaan utama terlihat pada kelas permukiman, di mana *producer's accuracy* prediksi hanya 55,64%, jauh lebih rendah dibandingkan klasifikasi 84,72%, yang mengindikasikan kesulitan model dalam mengenali permukiman akibat kemiripan spektral atau kompleksitas spasial. Sementara itu, kelas lain seperti hutan dan badan air tetap konsisten dengan akurasi sangat tinggi pada kedua metode. Hasil uji validasi yang menunjukkan tingkat akurasi baik menjadi dasar penggunaan metode yang sama untuk melakukan simulasi tutupan lahan tahun 2030.

b. Model Prediksi Tutupan Lahan 2030

Model prediksi tutupan lahan tahun 2030 diproses menggunakan plugin MOLUSCE di QGIS dengan input berupa hasil klasifikasi tutupan lahan tahun 2020 dan 2025 menggunakan algoritma SVM, serta faktor pendukung berupa jarak ke jalan, sungai, dan pusat-pusat pelayanan di Kabupaten Luwu Timur. Evaluasi korelasi faktor pendukung dengan metode Pearson's Correlation menunjukkan hubungan linear positif yang kuat, yaitu pusat pelayanan dan jalan (0,8004), sungai dan jalan (0,7742), serta sungai dan pusat pelayanan (0,6901). Nilai korelasi yang tinggi ini mengindikasikan keterkaitan spasial yang erat antarvariabel sehingga layak digunakan dalam pemodelan transition potential untuk mendukung prediksi tutupan lahan tahun 2030.

Pelatihan Transition Potential Modelling menggunakan metode Artificial Neural Network (Multi-layer Perceptron) dengan 1000 sampel acak, learning rate 0.001, dan 6 hidden layers menghasilkan performa model yang baik, ditunjukkan oleh nilai Current Validation Kappa sebesar 0,79 (kategori substantial agreement), dengan kurva pembelajaran yang cepat menurun di awal pelatihan dan stabil pada iterasi berikutnya. Selisih Δ Overall Accuracy yang sangat kecil (-0,0025) menunjukkan model tidak mengalami overfitting yang signifikan, sedangkan nilai Min Validation Overall Error sebesar 0,026 memperlihatkan tingkat kesalahan prediksi yang rendah.

Dengan demikian, model dinilai andal untuk memprediksi potensi perubahan tata guna lahan pada tahap simulasi selanjutnya. Prediksi luasan tutupan lahan tahun 2030 dihasilkan dari pemodelan perubahan dengan mempertimbangkan data historis dan faktor pendorong yang relevan, sehingga memberikan gambaran distribusi spasial dan proporsi tiap kelas tutupan lahan di wilayah kajian pada periode mendatang. Informasi ini penting untuk mengetahui kecenderungan perubahan yang mungkin terjadi, sekaligus menjadi dasar dalam perencanaan tata ruang, pengelolaan sumber daya alam, serta upaya mitigasi dampak lingkungan.



Sumber: Analisis, 2025

Gambar 10. Hasil Model Prediksi Tutupan Lahan Kabupaten Luwu Timur Tahun 2030

Berdasarkan hasil prediksi model tutupan lahan tahun 2030 (lihat Gambar 10), kelas dengan luasan terbesar adalah Kawasan Hutan yang mencapai 4.905,2374 km² atau sekitar

72,73% dari total wilayah kajian. Lahan Pertanian menempati posisi kedua dengan luas 814,26 km² (12,07%), diikuti oleh Badan Air seluas 802,27 km² (11,89%). Permukiman diprediksi mencakup 197,99 km² (2,93%), sementara Lahan Kosong menjadi kelas dengan luasan terkecil, yaitu 28,17 km² (0,42%) dapat dilihat pada Tabel 6. Komposisi ini menunjukkan bahwa hingga tahun 2030, kawasan hutan masih menjadi penutup lahan dominan, meskipun terdapat pertumbuhan luasan permukiman dan lahan pertanian yang berpotensi mempengaruhi kelestarian ekosistem alami di wilayah kajian.

Tabel 6. Perbandingan Nilai Akurasi dan Indeks Kappa

Kelas	Luasan (km ²)
Lahan Kosong	28,17
Lahan Pertanian	814,26
Kawasan Hutan	4.905,23
Badan Air	802,27
Permukiman	197,99
Total	6.747,93

Sumber: Analisis, 2025

Daya Dukung Permukiman

Daya dukung permukiman mengacu pada kapabilitas lahan untuk menyokong populasi penduduk tertentu agar dapat bermukim secara layak, yang didasarkan pada tingkat kelayakan lahan. Metode proyeksi penduduk secara eksponensial digunakan untuk memperkirakan kebutuhan ruang di Kabupaten Kabupaten Luwu Timur di masa depan. Proyeksi ini didasarkan pada data jumlah penduduk secara keseluruhan, dengan asumsi bahwa setiap penduduk membutuhkan ruang tertentu untuk hidup layak. Tabel 7 menyajikan proyeksi jumlah penduduk di setiap kecamatan dalam wilayah Kabupaten Luwu Timur untuk periode tahun 2025 hingga 2030.

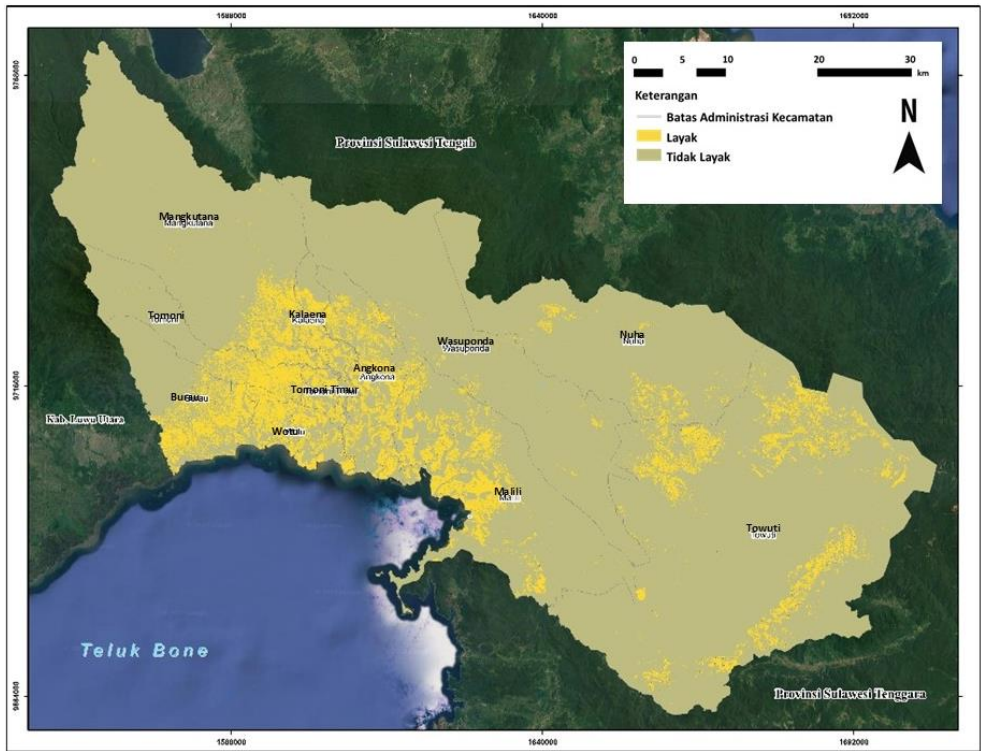
Tabel 7. Proyeksi Penduduk Kabupaten Luwu Timur

Kecamatan	Rasio	Proyeksi Penduduk					
	2023-2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030
Burau	0,029	37.782	38.892	40.035	41.212	42.424	43.671
Wotu	0,026	36.581	37.547	38.539	39.557	40.601	41.674
Tomoni	0,033	29.612	30.602	31.625	32.682	33.775	34.904
Tomoni Timur	0,017	14.386	14.636	14.889	15.148	15.410	15.677
Angkona	0,023	27.012	27.631	28.265	28.913	29.576	30.254
Malili	0,050	50.524	53.035	55.671	58.438	61.343	64.392
Towuti	0,053	53.267	56.069	59.019	62.123	65.391	68.831
Nuha	0,020	25.480	25.992	26.514	27.047	27.590	28.145
Wasuponda	0,019	23.211	23.650	24.098	24.554	25.018	25.491
Mangkutana	0,020	23.458	23.925	24.401	24.887	25.383	25.888
Kalaena	0,010	12.505	12.629	12.753	12.879	13.006	13.134
Luwu Timur	0,03197	333.818	344.608	355.810	367.440	379.518	392.062

Sumber: Analisis, 2025

Berdasarkan hasil proyeksi dalam Tabel 7, seluruh kecamatan di Kabupaten Luwu Timur menunjukkan tren peningkatan jumlah penduduk dari tahun 2025 hingga 2030. Hasil perhitungan ini kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan kategori lahan menjadi layak dan

tidak layak sebagaimana disertakan dalam Tabel 8 dan Gambar 11, sehingga memudahkan identifikasi sebaran lahan di setiap kecamatan, sekaligus menyajikan hasil perhitungan DDPm untuk Kabupaten Luwu Timur pada Tahun 2030.



Sumber: Analisis, 2025

Gambar 11. Peta Daya Dukung Permukiman Kabupaten Luwu Timur Tahun 2030

Tabel 8. Daya Dukung Permukiman Kabupaten Luwu Timur Tahun 2030				
Kecamatan	Jumlah Penduduk (jiwa)	LPm (m²)	Koefisien (m²/jiwa)	DDPm
Angkona	30.254	108.486.059,80	26	137,92
Burau	43.671	88.577.464,13		78,01
Kalaena	13.134	33.307.726,30		97,53
Malili	64.392	146.279.232,70		87,37
Mangkutana	25.888	78.775.137,08		117,04
Nuha	28.145	26.145.078,92		35,73
Tomoni	34.904	56.430.783,98		62,18
Tomoni Timur	15.677	22.419.574,87		55,00
Towuti	68.831	183.950.251,70		102,79
Wasuponda	25.491	10.577.806,42		15,96
Wotu	41.674	75.066.450,93		69,28
Luwu Timur	392.062	830.015.566,7		78,07

Sumber: Analisis, 2025

Nilai DDPm yang tinggi, seperti yang terlihat di Kecamatan Angkona (137,92) dan Mangkutana (117,04), menunjukkan luas lahan layak permukiman yang sangat besar dibandingkan jumlah penduduk. Kondisi ini memberikan keleluasaan dalam pengembangan kawasan permukiman dan mengurangi tekanan terhadap pemanfaatan ruang. Sebaliknya, kecamatan dengan nilai DDPm lebih rendah, seperti Nuha, Tomoni, Tomoni Timur, dan Wotu,

meskipun masih berada pada kategori mampu menampung, memiliki ketersediaan lahan yang lebih terbatas sehingga rentan mengalami tekanan ruang apabila terjadi pertumbuhan penduduk atau alih fungsi lahan yang cepat.

Temuan perubahan tutupan lahan dan nilai Daya Dukung Permukiman (DDPm) di Kabupaten Luwu Timur memperlihatkan pola yang sejalan sekaligus memperluas wawasan dari studi-studi terdahulu mengenai dinamika spasial di wilayah berbasis industri ekstraktif dan agraris. Ekspansi permukiman dan lahan terbuka yang disertai penyusutan lahan pertanian di Luwu Timur mengonfirmasi pola alih fungsi lahan yang umum terjadi di kawasan berkembang, sebagaimana ditemukan oleh Osman et al. (2023) serta Wahidah et al. (2022). Namun, perbedaan mendasar terletak pada ketimpangan nilai DDPm antarkecamatan; wilayah seperti Angkona (137,92) dan Mangkutana (117,04) memiliki cadangan lahan layak huni yang melimpah, sedangkan kecamatan seperti Wasuponda (15,96) dan Nuha (35,73) berada pada kondisi yang jauh lebih terbatas akibat tekanan aktivitas industri pertambangan dan topografi.

Variasi spasial nilai DDPm ini menguatkan argumen Hatta et al. (2022) dan Hidayat et al. (2015) bahwa keberadaan aktivitas pertambangan dan kawasan fungsi lindung secara signifikan mempersempit ruang efektif bagi pengembangan permukiman. Jika dibandingkan dengan studi Zudilin et al. (2021) yang berfokus pada proyeksi DDPm skala makro, integrasi pemodelan prediktif berbasis variabel pendorong spasial dalam penelitian ini terbukti lebih presisi dalam mengidentifikasi titik-titik krisis daya dukung di tingkat lokal. Dengan demikian, hasil analisis ini tidak hanya mendukung teori transmisi alih fungsi lahan akibat pertumbuhan populasi dan industri, tetapi juga memberikan kontribusi empiris baru mengenai pentingnya evaluasi daya dukung berbasis spasial yang terspesialisasi untuk mengantisipasi ketidakseimbangan pemanfaatan ruang di masa mendatang.

KESIMPULAN

Penelitian ini menegaskan bahwa model prediksi perubahan tutupan lahan dapat berfungsi sebagai instrumen analitis yang efektif dalam menghitung dan mengevaluasi daya dukung daya tampung permukiman. Alih-alih sekadar menggambarkan perubahan spasial, model yang dibangun mampu mengungkap arah dan pola konversi lahan yang menjadi dasar utama dalam menilai keberlanjutan pengembangan permukiman. Temuan perubahan tutupan lahan periode 2020–2025 menunjukkan bahwa ekspansi permukiman merupakan proses struktural yang mendorong reorganisasi ruang, terutama melalui konversi lahan pertanian dan sebagian kawasan hutan, sehingga perubahan tersebut memiliki implikasi langsung terhadap kapasitas lahan dalam mendukung kebutuhan permukiman.

Prediksi tutupan lahan tahun 2030 memberikan makna strategis dalam perhitungan Daya Dukung Permukiman karena menunjukkan bagaimana skenario perubahan tutupan lahan di masa depan akan membentuk batas fisik dan ekologis pengembangan permukiman. Meskipun kawasan hutan tetap mendominasi secara spasial, kecenderungan berlanjutnya pertumbuhan permukiman dan menyusutnya lahan yang bersifat fleksibel mengindikasikan meningkatnya tekanan terhadap ruang yang layak huni. Dengan demikian, hasil prediksi tidak hanya berperan sebagai proyeksi spasial, tetapi juga sebagai dasar kuantitatif untuk menilai keseimbangan antara kebutuhan penduduk dan ketersediaan lahan permukiman.

Dalam kerangka daya dukung permukiman, nilai DDPm tahun 2030 menunjukkan bahwa wilayah penelitian secara umum masih berada pada kondisi mampu menampung penduduk, namun ketimpangan antar wilayah administrasi menegaskan bahwa daya dukung bersifat spasial dan tidak merata. Temuan ini memperkuat kontribusi utama penelitian, yaitu integrasi model prediksi tutupan lahan dengan analisis daya dukung permukiman sebagai pendekatan yang lebih komprehensif dalam perencanaan tata ruang. Secara praktis, pendekatan ini memungkinkan perencanaan wilayah untuk mengantisipasi tekanan permukiman sejak dini, sementara secara konseptual memperkaya pemahaman tentang bagaimana dinamika tutupan lahan masa depan memengaruhi kapasitas ruang permukiman.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah mendukung pelaksanaan penelitian ini, khususnya dalam penyediaan data dan informasi yang diperlukan untuk analisis. Penelitian ini tidak menerima pendanaan khusus dari pihak manapun. Dalam proses penyusunan naskah ini, penulis menggunakan kecerdasan buatan (AI) sebagai alat bantu untuk penyuntingan bahasa dan perbaikan struktur kalimat. Seluruh isi naskah, analisis, interpretasi hasil, dan kesimpulan telah ditinjau serta menjadi tanggung jawab penulis.

KONTRIBUSI PENULIS

F.A.S bertanggung jawab atas konseptualisasi penelitian, pengumpulan dan pengolahan data, analisis perubahan tutupan lahan, pemodelan prediksi, analisis daya dukung permukiman, serta penyusunan dan penyuntingan naskah. Sedangkan, C.A.R berkontribusi dalam supervisi dan validasi.

DEKLARASI KONFLIK

Penulis menyatakan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan yang dapat memengaruhi pelaksanaan penelitian dan penyusunan artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Achmadi, P. N., Dimyati, M., Manesa, M. D. M., & Rakuasa, H. (2023). Model Perubahan Tutupan Lahan Berbasis Ca-Markov: Studi Kasus Kecamatan Ternate Utara, Kota Ternate. *Jurnal Tanah Dan Sumberdaya Lahan*, 10(2), 451–460. <https://doi.org/10.21776/ub.jtsl.2023.010.2.28>
- Amarrohman, F. J., Putri, T., Sudarsono, B., Awaluddin, M., & Subiyanto, S. (2020). Analisis Kualitas Hasil Prediksi Klasifikasi Penggunaan Lahan Menggunakan Ca Markov Model Berdasarkan Peta Rencana Tata Ruang. *Elipsoida: Jurnal Geodesi Dan Geomatika*, 3(02), 192–197. <https://doi.org/10.14710/elipsoida.2020.9200>
- Arafat, R., Yunaf, A. S., & Marliantoni. (2021). Analisis Perubahan Penggunaan Lahan dan Kerapatan Vegetasi di Kawasan Pertambangan Rantau Pandan Kabupaten Bungo Provinsi Jambi. *Mine Magazine (MineMagz)*, 2(1), 1–8. <https://doi.org/10.36355/v2i1.681>
- Baja, S. (2012). Perencanaan Tata Guna Lahan dalam Pengembangan Wilayah. Andi.
- Bateman, B., Jha, A. R., Johnston, B., & Mathur, I. (2020). *The Supervised Learning Workshop: A New, Interactive Approach to Understanding Supervised Learning Algorithms, 2nd Edition*. Packt.
- BPS Kabupaten Luwu Timur. (2025). Kabupaten Luwu Timur Dalam Angka 2025. In BPS Kabupaten Luwu Timur. BPS Kabupaten Luwu Timur.
- Chinnamgari, S. K. (2019). *R Machine Learning Projects: Implement supervised, unsupervised, and reinforcement learning techniques using R 3.5*. Packt Publishing Ltd.
- Choudhary, P., Devatha, C. P., & Azhoni, A. (2025). Integration of multi-layer perceptron neural network and cellular Automata-Markov chain approach for the prediction of land use land cover in land change modeler. *Ecological Modelling*, 506(February), 111162. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2025.111162>
- Congalton, R. G. (2003). 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)
- Congalton, R. G., & Green, K. (2019). Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data Principles and Practices, Third Edition. *CRC Press*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1201/9780429052729>
- de Souza, J. M., Morgado, P., da Costa, E. M., & de Novaes Vianna, L. F. (2022). Modeling of Land Use and Land Cover (LULC) Change Based on Artificial Neural Networks for the Chapecó River Ecological Corridor, Santa Catarina/Brazil. *Sustainability (Switzerland)*, 14(7). <https://doi.org/10.3390/su14074038>
- ESA. (2015). *Sentinel-2 Data Access and Products*. European Space Agency. <https://sentiwiki.copernicus.eu/web/s2-mission>

- Fadlin, F., Thaha, M. A., Maricar, F., & Hatta, M. P. (2022). Monitoring Perubahan Penggunaan Lahan Menggunakan Citra Satelit Sentinel 1 di DAS Wanggu Kota Kendari. *Jurnal Teknik Sumber Daya Air*, 1(2), 77–88. <https://doi.org/10.56860/jtsda.v1i2.5>
- Greiving, S., Gruehn, D., & Reicher, C. (2022). The Rhenish Coal-Mining Area—Assessing the Transformational Talents and Challenges of a Region in Fundamental Structural Change. *Land*, 11(6), 826. <https://doi.org/10.3390/land11060826>
- Hatta, E., Manaf, M., & Alimuddin, I. (2022). Analisis Pengaruh Sektor Pertambangan Terhadap Kawasan Permukiman Kabupaten Luwu Timur. *Urban and Regional Studies Journal*, 5(1), 70–76. <https://doi.org/10.35965/ursj.v5i1.1971>
- Hidayat, W., Rustiadi, E., & Kartodihardjo, H. (2015). Dampak Pertambangan Terhadap Perubahan Penggunaan Lahan dan Kesesuaian Peruntukan Ruang (Studi Kasus Kabupaten Luwu Timur, Provinsi Sulawesi Selatan). *Jurnal Perencanaan Wilayah Dan Kota*, 26(2), 130–146. <https://doi.org/10.5614/jpwk.2015.26.2.5>
- Hussain, S., Qaisrani, S. A., Tariq, A., Mubeen, M., & Ullah, S. (2025). Assessing Past, Present, and Simulated Future Prediction of Land Use Land Cover Changes Using CA-Markov Chain Models with Satellite Data. *Results in Engineering*, 26(June), 105585. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.105585>
- Ilachinski, A. (2001). *Cellular Automata: A Discrete Universe*. World Scientific Publishing Company.
- 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/https://doi.org/10.1016/j.geomat.2024.100017>
- Latue, P. C. (2023). Analisis Spasial Temporal Perubahan Tutupan Lahan di Pulau Ternate Provinsi Maluku Utara Citra Satelit Resolusi Tinggi. *Buana Jurnal Geografi, Ekologi Dan Kebencanaan*, 1(1), 31–38. <https://doi.org/10.56211/buana.v1i1.339>
- Liu, Y. (2008). *Modelling Urban Development with Geographical Information Systems and Cellular Automata*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781420059908>
- Ma, Z., Duan, X., Wang, L., Wang, Y., & Yan, W. (2025). Evaluation of China ' s rural resource and environmental carrying capacity based on the ZI – CI – GI framework. *Ecological Indicators*, 171(February), 113174. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2025.113174>
- Mahmoud, R., Hassanin, M., Al Feel, H., & Badry, R. M. (2023). Machine Learning-Based Land Use and Land Cover Mapping Using Multi-Spectral Satellite Imagery: A Case Study in Egypt. *Sustainability (Switzerland)*, 15(12), 1–21. <https://doi.org/10.3390/su15129467>
- Mather, P., & Tso, B. (2009). *Classification Methods for Remotely Sensed Data*. CRC Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1201/9781420090741>
- Mohammed, M., Khan, M. B., & Bashier, E. (2016). *Machine Learning Algorithms and Applications*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781315371658>
- Moreno, N. L. (2008). *A Vector-Based Geographical Cellular Automata Model to Mitigate Scale Sensitivity and to Allow Objects' Geometric Transformation*. University of Calgary.
- Muta'ali, L. (2015). *Teknik Analisis Regional Untuk Perencanaan Wilayah, Tata Ruang, Dan Lingkungan (1st ed.)*. Yogyakarta : Badan Penerbit Fakultas Geografi (BPFG) Universitas Gajah Mada.
- Osman, M., Abdel-Rahman, E., Onono, J. O., Olaka, L., Muna, E., Adan, M., & Tonnang, H. (2023). Mapping, Intensities and Future Prediction of Land Use/Land Cover Dynamics Using Google Earth Engine and CA- Artificial Neural Network Model. *PLOS ONE*, 18, e0288694. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0288694>
- Septory, J. S. I., Latue, P. C., & Rakuasa, H. (2023). Model Dinamika Spasial Perubahan Tutupan Lahan dan Daya Dukung Lahan Permukiman Kota Ambon Tahun 2031. *GEOGRAPHIA : Jurnal Pendidikan Dan Penelitian Geografi*, 4(1), 51–62. <https://doi.org/10.53682/gjppg.v4i1.5801>
- Sheykhmousa, M., Mahdianpari, M., Ghanbari, H., Mohammadimanesh, F., Ghamisi, P., & Homayouni, S. (2020). Support Vector Machine Versus Random Forest for Remote Sensing Image Classification: A Meta-Analysis and Systematic Review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 6308–6325. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3026724>

- Svobodova, K., Owen, J.R., Kemp, D. Decarbonization, Population Disruption and Resource Inventories in the Global Energy Transition. *Nat Commun*, 13, 7674 (2022). <https://doi.org/10.1038/s41467-022-35391-2>
- Tanie, F. A., Polii, B. V. J., & Memah, M. Y. (2023). Analisis Daya Dukung Lahan Permukiman Di Kota Manado. *Agri-Sosioekonomi*, 19(2), 1177–1188. <https://doi.org/10.35791/agrsosek.v19i2.49320>
- Ureta, J. C., Clay, L., Motallebi, M., & Ureta, J. (2021). Quantifying the Landscape's Ecological Benefits—an Analysis of the Effect of Land Cover Change on Ecosystem Services. *Land*, 10(1), 1–20. <https://doi.org/10.3390/land10010021>
- Wahidah, A. N., Martono, D. N., & Supriatna. (2022). Land use sustainability to mitigate potential land slide in Ciletuh watershed, Sukabumi, Indonesia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 950(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/950/1/012006>
- Wang, L. (2005). *Support Vector Machines: Theory and Applications*. Springer.
- Zudilin, S. N., Lavrennikova, O. A., Samokhvalova, E. V., Iralieva, J. S., & Osorgina, O. N. (2021). Geoinformation Technologies in Land Management Projects on the Agro-Landscape Basis. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 867(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/867/1/012161>