

Analisis Perubahan Vegetasi dan Lahan Terbangun Kota Manado Tahun 2017–2025 Menggunakan Citra Landsat

Sweetny Patria Kuhu-1^{a*}, Winsy Weku-2^a, Rillya Arundaa-3^a

^aUniversitas Sam Ratulangi

Jalan Kampus Unsrat, Bahu, Kecamatan Malalayang, Kota Manado, Sulawesi Utara, Indonesia

*Email : sweetnykuhu106@student.unsrat.ac.id^{1*}, winsy_weku@unsrat.ac.id²,
rill@unsrat.ac.id³

Abstrak

Dinamika kawasan perkotaan dapat ditinjau melalui perubahan komposisi tutupan lahan, terutama pada keberadaan vegetasi dan perkembangan lahan terbangun. Penelitian ini mengkaji perubahan kedua kelas tersebut di Kota Manado antara tahun 2017 dan 2025 dengan memanfaatkan data penginderaan jauh Landsat. Citra Landsat 8 OLI tahun 2017 dan Landsat 9 OLI-2 tahun 2025 diolah melalui tahapan prapemrosesan dan ekstraksi informasi spektral. Identifikasi karakteristik tutupan lahan dilakukan dengan mengintegrasikan band spektral dan empat indeks, yaitu NDVI, NDBI, MNDWI, dan BSI, ke dalam model klasifikasi *Random Forest*. Evaluasi model dilakukan menggunakan data pengujian dengan proporsi pembagian sampel 70:30. Hasil menunjukkan bahwa klasifikasi menghasilkan *Overall Accuracy* sebesar 94,25% pada 2017 dan 98,85% pada 2025. Perbandingan hasil klasifikasi memperlihatkan luas vegetasi bertambah dari 9.646,65 ha menjadi 9.764,10 ha, atau mengalami peningkatan 117,45 ha. Pada periode yang sama, luas lahan terbangun berubah dari 4.438,53 ha menjadi 4.126,14 ha, atau mengalami penurunan 312,39 ha. Temuan ini memperlihatkan adanya perubahan komposisi tutupan lahan Kota Manado selama periode pengamatan. Hasil penelitian dapat menjadi informasi spasial dalam pemantauan perubahan vegetasi dan kawasan terbangun serta mendukung penyediaan data untuk evaluasi perkembangan wilayah perkotaan.

Kata Kunci : *Lahan Terbangun, Kota Manado, Landsat, Perubahan Tutupan Lahan, Vegetasi*

1. Latar Belakang

Perubahan tutupan lahan merupakan salah satu bentuk dinamika wilayah yang dapat diamati melalui perubahan komposisi permukaan bumi dari waktu ke waktu. Pada kawasan perkotaan, perubahan tersebut berkaitan dengan perkembangan permukiman, infrastruktur, ruang terbuka, serta keberadaan vegetasi. Pemantauan perubahan tutupan lahan diperlukan untuk memperoleh informasi mengenai kondisi dan perkembangan spasial suatu wilayah. Penginderaan jauh menjadi salah satu pendekatan yang banyak digunakan karena

mampu menyediakan informasi permukaan bumi secara spasial dan multitemporal dengan cakupan wilayah yang luas [1], [2].

Citra Landsat juga memungkinkan identifikasi perubahan tutupan lahan melalui karakteristik spektral objek di permukaan bumi. Pemanfaatan data Landsat multitemporal telah digunakan untuk menganalisis perubahan penggunaan dan tutupan lahan perkotaan dengan pendekatan klasifikasi berbasis *machine learning*. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah *Random Forest*, yang dapat memanfaatkan sejumlah variabel

spektral untuk membedakan kelas tutupan lahan serta memetakan perubahan kawasan perkotaan dari waktu ke waktu [1]. Pemanfaatan Landsat 8 dan Landsat 9 untuk klasifikasi *land use/land cover* juga telah dikaji menggunakan algoritma *Random Forest*, yang menunjukkan bahwa kedua generasi sensor tersebut dapat digunakan dalam pemetaan tutupan lahan [3]. Penggunaan seri citra Landsat juga telah diterapkan untuk memantau kepadatan kawasan terbangun melalui berbagai indeks yang berasal dari karakteristik spektral citra [2].

Vegetasi dan lahan terbangun merupakan dua komponen penting dalam kajian perubahan lingkungan perkotaan. Vegetasi dapat menggambarkan keberadaan dan kerapatan tutupan vegetasi, sedangkan lahan terbangun merepresentasikan perkembangan permukaan yang didominasi oleh bangunan dan infrastruktur. Identifikasi kedua komponen tersebut dapat dilakukan menggunakan indeks spektral seperti *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) dan *Normalized Difference Built-up Index* (NDBI). NDVI banyak digunakan untuk menggambarkan kondisi vegetasi, sementara NDBI dapat digunakan untuk membantu mengidentifikasi kawasan terbangun [4], [5].

Kajian mengenai vegetasi di Kota Manado sebelumnya telah dilakukan dengan memanfaatkan citra Landsat dan NDVI untuk mengidentifikasi perubahan kerapatan vegetasi. Penelitian tersebut menunjukkan adanya perubahan kerapatan vegetasi Kota Manado pada periode 2001–2015 [5]. Selain aspek vegetasi, karakteristik kepadatan vegetasi dan bangunan juga telah digunakan untuk mengkaji kondisi lingkungan perkotaan di beberapa wilayah Kota Manado. Penggunaan NDVI dan NDBI dapat memberikan informasi mengenai distribusi vegetasi dan kepadatan bangunan dalam suatu kawasan perkotaan [6].

Selain NDVI dan NDBI, informasi tutupan lahan dapat diperkuat dengan

menggunakan indeks spektral lainnya. *Modified Normalized Difference Water Index* (MNDWI) dapat membantu membedakan badan air dari kelas tutupan lahan lainnya, sedangkan *Bare Soil Index* (BSI) dapat digunakan untuk mengidentifikasi karakteristik lahan terbuka atau permukaan tanah. Penggunaan beberapa indeks secara bersamaan dengan informasi band spektral dapat memberikan karakteristik yang lebih beragam bagi proses klasifikasi tutupan lahan [7].

Dalam pemetaan tutupan lahan perkotaan, integrasi berbagai informasi spektral dengan metode klasifikasi *machine learning* dapat digunakan untuk meningkatkan kemampuan pemisahan kelas. Metode *Random Forest* telah digunakan dalam pemetaan perubahan penggunaan dan tutupan lahan berbasis citra Landsat karena mampu memanfaatkan sejumlah variabel prediktor dalam proses klasifikasi [1]. Penerapan *Random Forest* berbasis Landsat 8 OLI juga telah digunakan untuk memantau transformasi tutupan lahan perkotaan di Kota Bandar Lampung [8]. Penelitian lain menunjukkan bahwa penggunaan algoritma *Random Forest* pada citra Landsat dapat digunakan untuk mengevaluasi hasil klasifikasi tutupan lahan pada periode pengamatan yang berbeda [9]. Selain itu, beberapa algoritma *machine learning*, termasuk *Random Forest*, telah diterapkan untuk memetakan dinamika tutupan lahan secara spasial-temporal pada wilayah perkotaan [10]. Pendekatan tersebut juga telah diterapkan untuk pemetaan kawasan perkotaan dan analisis perubahan lahan terbangun pada berbagai wilayah [2], [7].

Konteks Kota Manado menjadi penting untuk dikaji karena perubahan vegetasi dan lahan terbangun berkaitan dengan dinamika perkembangan kawasan perkotaan. Penelitian sebelumnya mengenai perubahan kerapatan vegetasi Kota Manado memberikan informasi sampai tahun 2015 [5], sedangkan penelitian lain menunjukkan bahwa informasi NDVI dan NDBI dapat digunakan untuk menggambarkan

distribusi vegetasi dan bangunan pada kawasan perkotaan Manado [6]. Oleh karena itu, diperlukan pembaruan informasi mengenai kondisi vegetasi dan lahan terbangun pada periode yang lebih baru.

Penelitian ini menggunakan citra Landsat 8 OLI tahun 2017 dan Landsat 9 OLI-2 tahun 2025 untuk menganalisis perubahan vegetasi dan lahan terbangun di Kota Manado. Pemilihan kedua tahun tersebut memungkinkan perbandingan kondisi tutupan lahan pada awal dan akhir periode pengamatan. Informasi spektral dari citra dikombinasikan dengan NDVI, NDBI, MNDWI, dan BSI untuk membentuk karakteristik yang digunakan dalam klasifikasi.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perubahan luas vegetasi dan lahan terbangun di Kota Manado pada tahun 2017–2025 menggunakan citra Landsat. Klasifikasi dilakukan dengan memanfaatkan informasi band spektral dan indeks NDVI, NDBI, MNDWI, serta BSI menggunakan algoritma *Random Forest*. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan informasi spasial mengenai perubahan komposisi vegetasi dan lahan terbangun sebagai salah satu bahan pendukung dalam pemantauan perubahan tutupan lahan perkotaan di Kota Manado.

2. Metodologi

2.1 Data dan Wilayah Penelitian

Penelitian ini dilakukan di wilayah administrasi Kota Manado, Provinsi Sulawesi Utara. Data utama yang digunakan berupa citra satelit Landsat pada dua periode pengamatan, yaitu tahun 2017 dan 2025. Citra tahun 2017 menggunakan Landsat 8 OLI, sedangkan citra tahun 2025 menggunakan Landsat 9 OLI-2. Penggunaan data Landsat multitemporal memungkinkan kondisi tutupan lahan diamati pada periode yang berbeda dan digunakan untuk menganalisis perubahan tutupan lahan [1], [7]. Perbandingan karakteristik Landsat 8 OLI dan Landsat 9 OLI-2 juga telah diterapkan dalam

pemetaan *land use/land cover* dan menunjukkan kemampuan kedua sensor tersebut dalam membedakan berbagai kelas tutupan lahan [11].

Kelas tutupan lahan yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas badan air, lahan terbangun, vegetasi, dan lahan kosong. Keempat kelas tersebut digunakan sebagai dasar dalam proses klasifikasi untuk memperoleh informasi mengenai komposisi tutupan lahan pada masing-masing tahun pengamatan. Pendekatan klasifikasi tutupan lahan menggunakan beberapa kelas dengan data Landsat dan algoritma *Random Forest* juga telah diterapkan dalam penelitian sebelumnya.

2.2 Tahapan Pengolahan Data

Pengolahan data dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu persiapan citra, prapemrosesan, pembentukan fitur spektral, penyusunan data sampel, pembagian data *training* dan *testing*, klasifikasi menggunakan *Random Forest*, optimasi *hyperparameter*, evaluasi akurasi, serta perhitungan luas tutupan lahan.

Penggunaan beberapa fitur spektral dalam proses klasifikasi dilakukan karena setiap kelas tutupan lahan memiliki karakteristik respons spektral yang berbeda. Kombinasi informasi spektral dengan fitur tambahan dapat membantu model *Random Forest* dalam membedakan kelas tutupan lahan [12], [13]. Penggunaan algoritma *Random Forest* pada citra Landsat untuk klasifikasi tutupan lahan telah diterapkan pada penelitian sebelumnya [13].

2.3 Prapemrosesan Citra

Citra Landsat yang digunakan terlebih dahulu dipersiapkan sebelum memasuki tahap klasifikasi. Data citra disesuaikan dengan wilayah penelitian sehingga analisis difokuskan pada wilayah Kota Manado. Band spektral yang diperlukan kemudian disiapkan sebagai variabel masukan dalam pembentukan fitur klasifikasi.

Prapemrosesan dilakukan untuk memperoleh data citra yang sesuai dengan kebutuhan analisis. Penggunaan Landsat 8

OLI dan Landsat 9 OLI-2 dalam pemetaan tutupan lahan menunjukkan bahwa karakteristik sensor dan kualitas data perlu diperhatikan sebelum citra digunakan dalam proses klasifikasi.

2.4 Pembentukan Fitur Spektral

Fitur yang digunakan dalam penelitian terdiri atas enam band spektral dan empat indeks spektral, yaitu Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Normalized Difference Built-up Index (NDBI), Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI), dan Bare Soil Index (BSI).

NDVI digunakan untuk merepresentasikan karakteristik vegetasi. Indeks ini memanfaatkan perbedaan respons spektral kanal merah dan inframerah dekat sehingga dapat digunakan untuk mengidentifikasi keberadaan vegetasi [5].

NDBI digunakan untuk membantu mengidentifikasi karakteristik lahan terbangun. Penggunaan NDBI dan indeks terkait kawasan terbangun pada data Landsat telah diterapkan dalam pemantauan kawasan perkotaan [2], [4], [6]. Dengan demikian, NDBI digunakan sebagai salah satu fitur yang membantu model membedakan lahan terbangun dari kelas tutupan lahan lainnya.

MNDWI digunakan untuk memberikan informasi tambahan dalam identifikasi badan air. Indeks tersebut memanfaatkan karakteristik spektral yang berbeda antara badan air dan objek permukaan lainnya. Penggunaan MNDWI bersama indeks vegetasi dan indeks lahan terbangun telah diterapkan dalam analisis karakteristik tutupan lahan berbasis Landsat [11].

BSI digunakan untuk memberikan informasi tambahan mengenai karakteristik lahan kosong atau permukaan tanah. Indeks berbasis karakteristik tanah telah digunakan untuk membantu membedakan permukaan tanah dari kelas tutupan lahan lainnya pada citra Landsat [14]. Penelitian Nguyen et al. menunjukkan bahwa informasi indeks

tanah dapat digunakan untuk membantu identifikasi lahan terbuka pada citra Landsat 8.

Dengan demikian, kombinasi band spektral dan indeks digunakan agar model memperoleh informasi yang mewakili karakteristik vegetasi, lahan terbangun, badan air, dan lahan kosong

2.5 Penyusunan Data Sampel

Data sampel disusun berdasarkan empat kelas tutupan lahan yang telah ditentukan. Dataset dibuat secara terpisah untuk masing-masing tahun pengamatan, sehingga terdapat dataset tahun 2017 dan dataset tahun 2025. Setiap dataset terdiri atas nilai fitur spektral dan label kelas tutupan lahan yang digunakan dalam proses pembelajaran model.

Penyusunan dataset secara terpisah dilakukan karena masing-masing citra merepresentasikan kondisi permukaan pada tahun pengamatan yang berbeda. Pendekatan klasifikasi secara terpisah pada setiap periode pengamatan juga digunakan dalam analisis perubahan tutupan lahan berbasis citra Landsat.

2.6 Pembagian Data *Training* dan *Testing*

Dataset yang telah disusun kemudian dibagi menjadi data *training* dan data *testing* menggunakan metode *train-test split*. Data *training* digunakan untuk membangun model *Random Forest*, sedangkan data *testing* digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model terhadap data yang tidak digunakan selama proses pelatihan.

Pembagian data dilakukan dengan proporsi 70% sebagai data training dan 30% sebagai data testing. Pembagian dilakukan secara terpisah pada masing-masing tahun pengamatan sehingga data tahun 2017 digunakan untuk membangun dan menguji model tahun 2017, sedangkan data tahun 2025 digunakan untuk membangun dan menguji model tahun 2025. Pemisahan data pelatihan dan pengujian merupakan bagian penting dalam

evaluasi klasifikasi karena data pengujian digunakan untuk menilai performa model terhadap data yang tidak digunakan dalam proses pembelajaran [15].

2.7 Klasifikasi Menggunakan *Random Forest*

Klasifikasi tutupan lahan dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest*. Algoritma ini merupakan metode *ensemble learning* yang membangun sejumlah *decision tree* dan menggabungkan hasil dari pohon-pohon tersebut untuk menentukan kelas akhir. *Random Forest* telah digunakan dalam klasifikasi tutupan lahan berbasis data penginderaan jauh, termasuk untuk menentukan konfigurasi parameter yang sesuai dalam proses klasifikasi [16], [17].

Pada penelitian ini, *Random Forest* digunakan untuk mengklasifikasikan empat kelas tutupan lahan, yaitu badan air, lahan terbangun, vegetasi, dan lahan kosong. Variabel masukan terdiri atas enam band spektral dan empat indeks spektral, yaitu NDVI, NDBI, MNDWI, dan BSI. Penggunaan kombinasi informasi spektral dalam klasifikasi berbasis Landsat dapat membantu membedakan karakteristik antar kelas tutupan lahan.

Penerapan *Random Forest* untuk klasifikasi *land use/land cover* pada wilayah perkotaan juga telah dilakukan pada penelitian sebelumnya [18]. Penelitian lain di Indonesia menggunakan citra Landsat 8 dan *Random Forest* untuk klasifikasi tutupan/penggunaan lahan [19]. Penggunaan data spektral Landsat 8 bersama *Random Forest* juga telah diterapkan dalam pemetaan tutupan lahan multitemporal [20].

Model klasifikasi dalam penelitian ini dibangun secara terpisah untuk citra tahun 2017 dan 2025 agar karakteristik masing-masing periode pengamatan dapat digunakan dalam proses pembelajaran dan klasifikasi.

2.8 Optimasi *Hyperparameter Random Forest*

Setelah model *Random Forest* dibentuk, dilakukan optimasi *hyperparameter* untuk memperoleh konfigurasi model yang sesuai dengan karakteristik data penelitian. Optimasi dilakukan menggunakan GridSearchCV, yaitu pendekatan pencarian sistematis terhadap berbagai kombinasi parameter yang telah ditentukan. Pemilihan konfigurasi parameter merupakan salah satu aspek penting dalam penerapan *Random Forest* untuk klasifikasi tutupan lahan.

Parameter yang dioptimasi dalam penelitian ini meliputi *n_estimators*, *max_depth*, *min_samples_split*, *min_samples_leaf*, dan *max_features*. Proses optimasi dilakukan secara terpisah untuk dataset tahun 2017 dan 2025. Kombinasi parameter yang diperoleh kemudian digunakan untuk membangun model *Random Forest* akhir pada masing-masing tahun pengamatan.

2.9 Evaluasi Akurasi Klasifikasi

Evaluasi dilakukan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan kelas tutupan lahan berdasarkan data *testing*. Data *testing* tidak digunakan dalam proses pelatihan sehingga dapat digunakan untuk mengukur kemampuan model terhadap data yang tidak digunakan selama proses pembelajaran [11].

Evaluasi hasil klasifikasi dilakukan menggunakan confusion matrix dan Overall Accuracy (OA). *Confusion matrix* digunakan untuk membandingkan kelas hasil prediksi dengan kelas referensi, sedangkan Overall Accuracy menunjukkan proporsi sampel yang diklasifikasikan secara benar terhadap seluruh sampel pengujian.

2.10 Perhitungan Luas Tutupan Lahan

Hasil klasifikasi kemudian digunakan untuk menghitung luas masing-masing kelas tutupan lahan pada tahun 2017 dan

2025. Perhitungan dilakukan berdasarkan jumlah piksel yang termasuk ke dalam masing-masing kelas hasil klasifikasi. Citra Landsat yang digunakan memiliki resolusi spasial 30 m untuk band yang digunakan dalam proses klasifikasi. Dengan demikian, satu piksel memiliki ukuran 30 m × 30 m atau luas 900 m², yang setara dengan 0,09 ha. Hasil perhitungan luas selanjutnya digunakan untuk membandingkan kondisi tutupan lahan antara tahun 2017 dan 2025, khususnya perubahan luas vegetasi dan lahan terbangun.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil Klasifikasi Tutupan Lahan Tahun 2017

Pada tahun 2017, klasifikasi tutupan lahan dilakukan menggunakan citra Landsat 8 OLI dengan empat kelas tutupan lahan, yaitu badan air, lahan terbangun, vegetasi, dan lahan kosong. Klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest* dengan masukan berupa enam band spektral dan empat indeks, yaitu NDVI, NDBI, MNDWI, dan BSI.

Hasil menunjukkan bahwa vegetasi merupakan kelas dengan luas terbesar, diikuti oleh lahan terbangun, sedangkan kelas lahan kosong dan badan air memiliki luasan yang lebih kecil. Distribusi spasial masing-masing kelas menunjukkan perbedaan karakteristik permukaan yang dapat dikenali melalui respons spektral pada citra Landsat.

Tabel 1. Luas Tutupan Lahan Kota Manado Tahun 2017

Kelas Tutupan Lahan	Luas (ha)
Vegetasi	9.646,65
Lahan terbangun	4.438,53
Lahan kosong	256,05
Badan air	16,92

Berdasarkan Tabel 1, vegetasi merupakan kelas dengan luas terbesar pada tahun 2017, yaitu 9.646,65 ha, sedangkan lahan terbangun memiliki luas 4.438,53 ha. Lahan kosong memiliki luas 256,05 ha, sementara badan air memiliki luas 16,92 ha. Komposisi tersebut menunjukkan bahwa vegetasi masih menjadi kelas dominan

dalam hasil klasifikasi tahun 2017, sedangkan lahan terbangun menjadi kelas dengan luasan terbesar kedua.

3.2 Hasil Klasifikasi Tutupan Lahan Tahun 2025

Klasifikasi tahun 2025 dilakukan menggunakan citra Landsat 9 OLI-2 dengan pendekatan klasifikasi yang sama, yaitu *Random Forest* dan empat kelas tutupan lahan. Penggunaan pendekatan yang sama pada kedua periode memungkinkan hasil klasifikasi tahun 2017 dan 2025 dibandingkan untuk melihat perubahan luas masing-masing kelas.

Tabel 2. Luas Tutupan Lahan Kota Manado Tahun 2025

Kelas Tutupan Lahan	Luas (ha)
Vegetasi	9.764,10
Lahan terbangun	4.126,14
Lahan kosong	444,15
Badan air	23,76

Berdasarkan Tabel 2, kelas vegetasi tetap menjadi kelas dengan luas terbesar pada tahun 2025 dengan luas 9.764,10 ha. Lahan terbangun memiliki luas 4.126,14 ha, sedangkan lahan kosong mencapai 444,15 ha. Badan air memiliki luas 23,76 ha. Dibandingkan tahun 2017, terlihat adanya perubahan luasan pada seluruh kelas tutupan lahan.

3.3 Evaluasi Akurasi Hasil Klasifikasi

Evaluasi akurasi dilakukan untuk mengetahui kemampuan model *Random Forest* dalam mengklasifikasikan empat kelas tutupan lahan. Berdasarkan hasil pengujian, klasifikasi tahun 2017 memperoleh Overall Accuracy sebesar 94,25%, sedangkan klasifikasi tahun 2025 memperoleh Overall Accuracy sebesar 98,85%.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Akurasi Klasifikasi

Tahun	Overall Accuracy
2017	94,25%
2025	98,85%

Hasil pada Tabel 3 menunjukkan bahwa kedua model menghasilkan akurasi klasifikasi yang tinggi. Nilai *Overall*

Accuracy tahun 2025 lebih tinggi dibandingkan tahun 2017. Perbedaan tersebut menunjukkan adanya perbedaan tingkat keberhasilan klasifikasi antara kedua periode pengamatan. Evaluasi menggunakan metrik kuantitatif merupakan bagian penting dalam menilai kemampuan model klasifikasi, termasuk melalui penggunaan akurasi, presisi, recall, dan F1-score [21]. Namun, perbedaan akurasi tidak secara langsung menunjukkan bahwa kondisi tutupan lahan tahun 2025 lebih baik daripada tahun 2017, karena akurasi merupakan ukuran kinerja model klasifikasi, bukan indikator kualitas atau kondisi tutupan lahan itu sendiri. Oleh karena itu, interpretasi perubahan tutupan lahan perlu didasarkan pada hasil klasifikasi setiap kelas dan analisis perubahan spasial antartahun, sedangkan nilai akurasi digunakan untuk menilai tingkat keandalan hasil klasifikasi.

3.4 Perubahan Luas Tutupan Lahan Tahun 2017–2025

Perbandingan hasil klasifikasi tahun 2017 dan 2025 digunakan untuk mengetahui perubahan luas masing-masing kelas tutupan lahan.

Tabel 4. Perubahan Luas Tutupan Lahan Kota Manado Tahun 2017–2025

Kelas	2017 (ha)	2025 (ha)	Perubahan (ha)
Vegetasi	9.646,65	9.764,10	+117,45
Lahan terbangun	4.438,53	4.126,14	-312,39
Lahan kosong	256,05	444,15	+188,10
Badan air	16,92	23,76	+6,84

Berdasarkan Tabel 4, luas vegetasi mengalami peningkatan sebesar 117,45 ha, dari 9.646,65 ha pada tahun 2017 menjadi 9.764,10 ha pada tahun 2025. Sebaliknya, luas lahan terbangun mengalami penurunan sebesar 312,39 ha, dari 4.438,53 ha menjadi 4.126,14 ha.

Luas lahan kosong mengalami peningkatan sebesar 188,10 ha, sedangkan badan air mengalami peningkatan sebesar 6,84 ha. Perubahan tersebut menunjukkan

adanya perubahan komposisi kelas tutupan lahan selama periode pengamatan.

Perubahan luas hasil klasifikasi tidak dapat langsung diartikan sebagai perubahan langsung dari satu kelas menjadi kelas lainnya. Penurunan luas lahan terbangun, misalnya, tidak secara otomatis menunjukkan bahwa lahan terbangun pada tahun 2017 berubah menjadi vegetasi pada tahun 2025. Perubahan luas dapat dipengaruhi oleh perbedaan kondisi permukaan, karakteristik spektral citra, kondisi tutupan lahan saat perekaman, serta hasil klasifikasi pada masing-masing periode.

3.5 Perubahan Vegetasi

Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa luas vegetasi meningkat dari 9.646,65 ha pada tahun 2017 menjadi 9.764,10 ha pada tahun 2025, atau bertambah sebesar 117,45 ha.

Peningkatan luas vegetasi berdasarkan hasil klasifikasi menunjukkan adanya perubahan komposisi kelas vegetasi pada wilayah penelitian selama periode pengamatan. Hasil tersebut perlu dipahami berdasarkan karakteristik spektral vegetasi yang direpresentasikan melalui NDVI serta kombinasi fitur lainnya yang digunakan dalam klasifikasi.

Temuan ini dapat dibandingkan dengan penelitian sebelumnya mengenai perubahan kerapatan vegetasi di Kota Manado. Penelitian yang menunjukkan bahwa informasi vegetasi Kota Manado dapat dianalisis menggunakan data penginderaan jauh dan NDVI [4]. Dengan demikian, penggunaan NDVI dalam penelitian ini memberikan informasi spektral yang relevan untuk membedakan vegetasi dari kelas tutupan lahan lainnya.

3.6 Perubahan Lahan Terbangun

Luas lahan terbangun berdasarkan hasil klasifikasi mengalami perubahan dari 4.438,53 ha pada tahun 2017 menjadi 4.126,14 ha pada tahun 2025, atau mengalami penurunan sebesar 312,39 ha.

Hasil tersebut menunjukkan adanya perubahan luas kelas lahan terbangun dalam hasil klasifikasi antara kedua periode. Identifikasi lahan terbangun didukung oleh penggunaan NDBI bersama dengan band spektral lainnya. NDBI telah banyak digunakan untuk memberikan informasi mengenai karakteristik kawasan terbangun pada citra Landsat.

Penurunan luas kelas lahan terbangun dalam hasil klasifikasi perlu ditafsirkan secara hati-hati. Nilai tersebut menunjukkan perubahan luas kelas hasil klasifikasi, bukan bukti langsung bahwa aktivitas pembangunan di Kota Manado mengalami penurunan. Perbedaan kondisi permukaan pada waktu perekaman, respons spektral, keberadaan lahan terbuka, serta proses klasifikasi dapat memengaruhi luasan kelas yang diperoleh.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menganalisis perubahan luas vegetasi dan lahan terbangun di Kota Manado pada tahun 2017–2025 menggunakan citra Landsat 8 OLI dan Landsat 9 OLI-2 dengan algoritma Random Forest. Klasifikasi memanfaatkan enam band spektral serta NDVI, NDBI, MNDWI, dan BSI dengan pembagian data training dan testing sebesar 70:30. Hasil evaluasi menunjukkan *Overall Accuracy* sebesar 94,25% pada tahun 2017 dan 98,85% pada tahun 2025. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa luas kelas vegetasi meningkat dari 9.646,65 ha pada tahun 2017 menjadi 9.764,10 ha pada tahun 2025, atau bertambah 117,45 ha. Sementara itu, luas kelas lahan terbangun menurun dari 4.438,53 ha menjadi 4.126,14 ha, atau berkurang 312,39 ha. Pada periode yang sama, luas lahan kosong meningkat sebesar 188,10 ha dan badan air meningkat sebesar 6,84 ha. Perubahan tersebut menunjukkan adanya perubahan komposisi kelas tutupan lahan berdasarkan hasil klasifikasi selama periode pengamatan. Perubahan luas kelas tidak secara langsung menunjukkan terjadinya konversi antar kelas maupun perubahan aktivitas pembangunan di

lapangan. Hasil penelitian dapat dimanfaatkan sebagai informasi spasial untuk mendukung pemantauan perubahan tutupan lahan, khususnya vegetasi dan lahan terbangun, serta menjadi data pendukung dalam evaluasi perkembangan wilayah perkotaan di Kota Manado.

Daftar Pustaka

- [1] S. Amini, M. Saber, H. Rabiei-Dastjerdi, and S. Homayouni, "Urban Land Use and Land Cover Change Analysis Using Random Forest Classification of Landsat Time Series," *Remote Sensing*, vol. 14, no. 11, p. 2654, 2022, doi: 10.3390/rs14112654.
- [2] R. Suharyadi, D. A. Umarhadi, D. Awanda, and W. Widyatmanti, "Exploring Built-Up Indices and Machine Learning Regressions for Multi-Temporal Building Density Monitoring Based on Landsat Series," *Sensors*, vol. 22, no. 13, p. 4716, 2022, doi: 10.3390/s22134716.
- [3] F. Ghasempour, A. Sekertekin, and S. H. Kutoglu, "How Landsat 9 is superior to Landsat 8: Comparative assessment of land use land cover classification and land surface temperature," *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. X-4/W1-2022, pp. 221–227, 2023, doi: 10.5194/isprs-annals-X-4-W1-2022-221-2023.
- [4] N. Arif and L. Toersilawati, "Monitoring and predicting development of built-up area in sub-urban areas: A case study of Sleman, Yogyakarta, Indonesia," *Heliyon*, vol. 10, no. 14, p. e34466, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e34466.
- [5] N. I. Wahyuni, D. I. D. Arini, and A. Ahmad, "Identifikasi perubahan kerapatan vegetasi Kota Manado tahun 2001 sampai 2015," *Majalah Ilmiah Globe*, vol. 19, no. 1, pp. 65–74, 2017, doi: 10.24895/MIG.2017.19-1.448.

- [6] A. A. M. Malik, V. T. Woy, R. L. E. Sela, and I. L. Moniaga, "The impact of vegetation and buildings density on flood and landslides in Wenang and Wanea Districts using normalized difference vegetation index and normalized difference built-up index," *ARTEKS: Jurnal Teknik Arsitektur*, vol. 8, no. 2, pp. 229–242, 2023, doi: 10.30822/arteks.v8i2.2064.
- [7] D. H. Bui and L. Mucsi, "From Land Cover Map to Land Use Map: A Combined Pixel-Based and Object-Based Approach Using Multi-Temporal Landsat Data, a Random Forest Classifier, and Decision Rules," *Remote Sensing*, vol. 13, no. 9, p. 1700, 2021, doi: 10.3390/rs13091700.
- [8] A. Darmawan and T. Santoso, "Mapping Urban Transformation: The Random Forest Algorithm to Monitor Land Use and Land Cover Change in Bandar Lampung City," *Jurnal Sylva Lestari*, vol. 12, no. 3, pp. 980–997, 2024, doi: 10.23960/jsl.v12i3.960.
- [9] E. A. Lawer, "An evaluation of single and multi-date Landsat image classifications using random forest algorithm in a semi-arid savanna of Ghana, West Africa," *Scientific African*, vol. 26, p. e02434, 2024, doi: 10.1016/j.sciaf.2024.e02434.
- [10] B. Mutale, N. C. Withanage, P. K. Mishra, J. Shen, K. Abdelrahman, and M. S. Fnais, "A performance evaluation of random forest, artificial neural network, and support vector machine learning algorithms to predict spatio-temporal land use-land cover dynamics: A case from Lusaka and Colombo," *Frontiers in Environmental Science*, vol. 12, p. 1431645, 2024, doi: 10.3389/fenvs.2024.1431645.
- [11] S. Talukdar, S. Shahfahad, S. Talukdar, M. W. Naikoo, A. Rahman, A. S. Gagnon, A. R. M. T. Islam, and A. Mosavi, "Comparative evaluation of operational land imager sensor on board Landsat 8 and Landsat 9 for land use land cover mapping over a heterogeneous landscape," *Geocarto International*, vol. 38, no. 1, 2023, doi: 10.1080/10106049.2022.2152496.
- [12] T.-N. Phan, V. Kuch, and L. W. Lehnert, "Land Cover Classification using Google Earth Engine and Random Forest Classifier—The Role of Image Composition," *Remote Sensing*, vol. 12, no. 15, p. 2411, 2020, doi: 10.3390/rs12152411.
- [13] Zulfajri, P. Danoedoro, and S. H. Murti, "Klasifikasi penutup/penggunaan lahan data Landsat-8 OLI menggunakan metode Random Forest," *Jurnal Penginderaan Jauh Indonesia*, vol. 3, no. 1, pp. 1–7, 2022, doi: 10.12962/jpji.v3i1.266.
- [14] C. T. Nguyen, A. Chidthaisong, P. K. Diem, and L.-Z. Huo, "A Modified Bare Soil Index to Identify Bare Land Features during Agricultural Fallow-Period in Southeast Asia Using Landsat 8," *Land*, vol. 10, no. 3, p. 231, 2021, doi: 10.3390/land10030231.
- [15] F. Yulianto, G. Nugroho, G. A. Chulafak, and S. Suwarsono, "Improvement in the Accuracy of the Postclassification of Land Use and Land Cover Using Landsat 8 Data Based on the Majority of Segment-Based Filtering Approach," *The Scientific World Journal*, vol. 2021, p. 6658818, 2021, doi: 10.1155/2021/6658818.
- [16] J. Sun and S. Ongsomwang, "Optimal parameters of random forest for land cover classification with suitable data type and dataset on Google Earth Engine," *Frontiers in Earth Science*, vol. 11, p. 1188093, 2023, doi: 10.3389/feart.2023.1188093.
- [17] X. Sun, X. Li, B. Tan, J. Gao, L. Wang, and S. Xiong, "Integrating

- Otsu Thresholding and Random Forest for Land Use/Land Cover (LULC) Classification and Seasonal Analysis of Water and Snow/Ice,” *Remote Sensing*, vol. 17, no. 5, p. 797, 2025, doi: 10.3390/rs17050797.
- [18] S. Chowdhury, “Comparison of accuracy and reliability of random forest, support vector machine, artificial neural network and maximum likelihood method in land use/cover classification of urban setting,” *Environmental Challenges*, vol. 14, p. 100800, 2024, doi: 10.1016/j.envc.2023.100800.
- [19] J. Harmoko, K. Munibah, and M. Ardiansyah, “Land Cover/Use Classification at Landsat 8 with Random Forest and Support Vector Machine Algorithm in Sumedang Regency, West Java,” *Jurnal Ilmu Tanah dan Lingkungan*, vol. 27, no. 1, pp. 24–31, 2025, doi: 10.29244/jitl.27.1.24-31.
- [20] M. Melichar, K. Didan, A. Barreto-Muñoz, J. Duberstein, E. Jimenez Hernandez, T. Crimmins, H. Li, M. B. Traphagen, K. A. Thomas, and P. L. Nagler, “Random Forest Classification of Multitemporal Landsat 8 Spectral Data and Phenology Metrics for Land Cover Mapping in the Sonoran and Mojave Deserts,” *Remote Sensing*, vol. 15, no. 5, p. 1266, 2023, doi: 10.3390/rs15051266.
- [21] M. D. R. Sarkar, “Deep learning methods for chest X-ray imaging-based COVID-19 pneumonia detection,” *Journal Artificial: Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 2, no. 1, pp. 1–9, 2024, doi:10.54065/artificial.487