

Vol. 6 No. 1 (2025), Halaman 99-110



GEOGRAPHIA

Jurnal Pendidikan dan Penelitian Geografi

ISSN: 2774-6968

INTEGRASI *RANDOM FOREST* DAN *LANDSCAPE EXPANSION INDEX* (LEI) UNTUK IDENTIFIKASI POLA PERKEMBANGAN PERKOTAAN YOGYAKARTA

Iswari Nur Hidayati^{1*}, Aning Andita², Herdiansyah³

^{1*}Departemen Sains Informasi Geografi Fakultas Geografi Universitas Gadjah Mada, Indonesia

²Kartografi dan Penginderaan Jauh Fakultas Geografi Universitas Gadjah Mada, Indonesia

³Program Sekolah Vokasi Teknologi Kebumian Universitas Gadjah Mada, Indonesia

Email: iswari@ugm.ac.id^{1*}, aningandita@mail.ugm.ac.id², herdiansyah@mail.ugm.ac.id³

Website Jurnal: <http://ejurnal.unima.ac.id/index.php/geographia>



Akses dibawah lisensi CC BY-SA 4.0 <http://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>

DOI: 10.53682/gjppg.v6i1.10493

(Diterima: 18-11-2024; Direvisi: 31-01-2025; Disetujui: 01-06-2025)

ABSTRACT

The urban areas of Yogyakarta and its surroundings have experienced highly dynamic growth. Therefore, research is needed to analyze urban development, starting with land cover and land use analysis using Landsat TM and Landsat 8 OLI imagery. Random Forest (RF) classification, a machine learning-based method, was employed to accelerate the land cover and land use classification process. This study combines the Random Forest and Landscape Expansion Index (LEI) methods to analyze land use changes and urban growth patterns. LEI was utilized to identify urban development types, such as outlying (diffusion), edge expansion, and infilling. The study highlights the roles of RF and Google Earth Engine (GEE) in land cover and land use classification. The results show that Yogyakarta and its surrounding urban areas are predominantly expanding outward, following an edge expansion pattern, especially toward Sleman and Bantul regencies. Additionally, infilling growth is observed in Gondomanan and Gondokusuman sub-districts, which are already densely populated areas. Outlying development patterns were found in Sleman and Bantul regencies, occurring far from the Yogyakarta city center. This study underscores that the combination of RF, GEE, and LEI is an effective method for analyzing urban growth patterns.

Keywords: LEI, Random forest, Urban growth.

ABSTRAK

Perkotaan Yogyakarta dan sekitarnya mengalami perkembangan Perkotaan yang sangat dinamis. Oleh karena itu diperlukan penelitian untuk mengetahui perkembangan perkotaan yang dimulai dari analisis penutup/penggunaan lahan menggunakan Citra Landsat TM dan Landsat 8 OLI. Random Forest (RF) classification merupakan metode klasifikasi yang menggunakan pendekatan machine learning. Pendekatan ini mempercepat proses dalam klasifikasi penutup/penggunaan lahan. Penelitian ini menggabungkan Random Forest-Landscape Expansion Index untuk melakukan analisis perubahan penggunaan lahan dan pola perkembangan perkotaan. LEI diterapkan untuk melakukan identifikasi perkembangan perkotaan seperti outlying (difusi), ekspansi (edge expansion), dan infilling (pengisian

celah). Peran RF dan GEE untuk klasifikasi penutup dan penggunaan lahan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Perkotaan Yogyakarta dan sekitarnya mengalami perkembangan perkotaan ke arah luar atau *edge expansion*. Hal ini dapat dilihat bahwa perkembangan lebih banyak ke arah Kabupaten Sleman dan Kabupaten Bantul. Di sisi lain, terdapat perkembangan *infilling* yang terdapat pada Kecamatan Gondomanan dan Gondokusuman, yang sesungguhnya kedua kecamatan ini sudah sangat padat penduduknya. Pola perkembangan *outlying* terdapat di Kabupaten Sleman dan Kabupaten Bantul. Pola perkembangan permukiman ini jauh dari pusat perkotaan Yogyakarta. Penelitian ini menegaskan bahwa kombinasi RF, GEE, dan LEI menjadi metode yang cukup efektif untuk melihat pola perkembangan perkotaan.

Kata Kunci: LEI, Pertumbuhan Perkotaan, Random forest.

PENDAHULUAN

Perencanaan perkotaan saat ini sedang mengalami transformasi melalui perkembangan data penginderaan jauh baik secara visual maupun digital bahkan menggunakan kecerdasan buatan (Alqadhi et al., 2024) Perluasan area perkotaan dan kompleksitas meningkatnya tantangan perkotaan menimbulkan kesulitan signifikan bagi perencanaan perkotaan. Masalah perkotaan yang muncul saat ini seperti kemacetan lalu lintas (Tchepel et al., 2009), polusi udara, konversi lahan pertanian menjadi permukiman, menurunkan kuantitas ruang terbuka hijau perkotaan, semakin sulit untuk ditangani secara tepat waktu. Kemajuan ini memungkinkan para perencana untuk melakukan penelitian yang komprehensif untuk mengatasi permasalahan perkotaan yang kompleks.

Metode yang pernah dikembangkan adalah model tradisional (Hussain & Karuppannan, 2023), termasuk analisis statistik, sistem informasi geografi, dan lain sebagainya tidak lagi cukup untuk memahami volume yang cukup besar. Oleh karena itu diperlukan terobosan metode yang cukup cepat untuk mengatasi perkembangan perkotaan yang juga pesat. Penelitian ini mencoba eksplorasi metode untuk perkembangan perkotaan menggunakan perbandingan antara klasifikasi digital dengan *deep learning* yang bisa digunakan untuk analisis dataset yang luas dalam kaitannya sebagai analisis demografi, pola lalu lintas (Wu et al., 2024), dan pola perkembangan penggunaan lahan (Ansith & Bini, 2022; Han et al., 2018). Kemampuan analisis ini memungkinkan perencana perkotaan untuk mengidentifikasi tren dan pola yang dapat menginformasikan proses pengambilan secara cepat. Sebenarnya, penelitian ini seutuhnya mengkaji dari sisi kualitas data spasial untuk perkembangan perkotaan. *Artificial Intelligence*

(AI) dalam perencanaan perkotaan juga menawarkan beberapa keuntungan tambahan dalam bentuk model prediktif untuk berbagi skenario perencanaan. Misalnya, dapat digunakan untuk perubahan zonasi, analisis ketersediaan transportasi publik, ketersediaan lahan permukiman, bahkan sampai dampak efek pulau panas perkotaan akibat perkembangan penggunaan lahan yang berbeda. AI ini dapat berfungsi sebagai alat untuk memberikan dukungan keputusan kepada perencana perkotaan dengan memberikan jawaban dan rekomendasi berdasarkan data yang di analisis. Titik berat penelitian ini, tidak hanya mengkaji AI dalam perkembangan lahan terbangun tetapi juga mengkaji metode yang dibangun serta kelebihan dan kekurangannya jika dibandingkan dengan analisis digital, seperti *maximum likelihood* dan pemodelan menggunakan MOLUSCE (Ramadan & Hidayati, 2022).

Banyak algoritma yang digunakan untuk klasifikasi penggunaan lahan dan beberapa *software image processing* juga menyediakan tools yang digunakan, diantaranya adalah *maximum likelihood classifier* (Ramadan & Hidayati, 2022; Seyam et al., 2023), *minimum distance to mean*, *box classification*, *fuzzy method analysis* (Wang et al., 2013), *random forest*, *support vector machine*, *artificial neural network* (He et al., 2024; Medeiros & Cabral, 2013), dan juga *deep learning* (Lore et al., 2024; Rahaman et al., 2024; Wu et al., 2024). *Random forest* menjadi terobosan baru untuk analisis digital dikarenakan mempunyai parameter yang lebih sedikit dibandingkan dengan klasifikasi digital yang lain (Zhong et al., 2014; Zhou et al., 2024). Selain itu, tantangan yang muncul dalam pengolahan data remote sensing dengan jumlah data yang banyak (*big data analysis*) mengharuskan menggunakan platform analisis yang komprehensif tetapi membutuhkan waktu

yang cukup cepat dan akurat. *Google Earth Engine* (GEE) mempunyai dataset yang sangat banyak serta mampu melakukan pemrosesan dengan jumlah data yang besar. GEE merupakan platform yang menggunakan sistem komputasi awan.

Di sisi lain, perubahan penggunaan lahan terjadi cukup signifikan di berbagai negara. Faktor yang menyebabkan perubahan lahan adalah meningkatnya populasi penduduk, perubahan sosial ekonomi, dan juga perkembangan perkotaan. Kota secara terus menerus mengalami perkembangan yang cukup pesat sehingga menjadi daya tarik tersendiri bagi masyarakat.

Penginderaan jauh menyediakan data multitemporal dan berbagai multispectral untuk analisis perubahan penggunaan lahan khususnya analisis perkembangan perkotaan (*urban sprawl*). Urbanisasi menjadi salah satu penyebab terjadinya perubahan penggunaan lahan serta berperan pada perubahan iklim. Dengan demikian, dinamika perubahan penggunaan lahan di perkotaan sangat penting untuk dilakukan dengan menggunakan data serta teknologi yang cepat dan akurat. Kualitas dan kuantitas data penginderaan jauh bisa disesuaikan dengan kebutuhan. Selain itu, pemanfaatan data penginderaan jauh juga menuntut akurasi yang cukup tinggi.

Perkotaan Yogyakarta yang didominasi oleh lahan bukan pertanian, industri, perumahan, dan juga jasa menjadikan Perkotaan Yogyakarta berkembang setiap tahunnya. Ketersediaan lahan di Perkotaan Yogyakarta juga menjadi terbatas. Pemekaran kota (*urban sprawl*) dipengaruhi oleh beberapa faktor yaitu faktor pendorong dan faktor penarik. Selain itu, aksesibilitas menjadi hal yang sangat penting dalam pemekaran kota ini dan membentuk variasi keruangan wilayah perkotaan. Faktor pemicu diantaranya adalah Yogyakarta menjadi Kota Pendidikan dan Budaya, sehingga banyak mahasiswa, pelajar, dan juga pekerja seni berdatangan di Yogyakarta. Oleh karena itu penelitian terkait dengan *urban sprawl* menjadi hal yang sangat penting untuk mengetahui seberapa besar pemekaran kota ini terjadi.

Penelitian ini menggunakan data Landsat dari USGS tahun 1994-2024 (periode 30 tahun) untuk analisis perkembangan perkotaan. Penelitian ini mempunyai tujuan yaitu mengetahui pola dan arah perkembangan Perkotaan Yogyakarta tahun 1994-2024. Selain

itu penelitian ini juga mengidentifikasi fenomena *urban sprawl* di kawasan Perkotaan Yogyakarta. Penggunaan *random forest* merupakan klasifikasi tutupan lahan yang mempunyai akurasi tinggi dalam area perkotaan (Sidiq et al., 2024). Metode ini terbukti lebih unggul dibandingkan metode pemrosesan citra penginderaan jauh tradisional dalam hal kecepatan dan kemudahan secara operasional (Zhang et al., 2020; Zhou et al., 2024).

LEI digunakan untuk melakukan klasifikasi serta memahami jenis ekspansi perkotaan seperti *edge expansion*, *outlying*, dan *infilling growth* (Alqadhi et al., 2024; Jiao et al., 2015). Indeks ini sangat membantu dalam menangkap dinamika spasial dan temporal pada perkembangan perkotaan. Integrasi *Random Forest* dan LEI menyediakan cara yang lebih presisi dan efisien untuk memantau serta melakukan prediksi pola perkembangan perkotaan. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi yang akurat terhadap tipe ekspansi perkotaan serta dinamika bentuk perkotaan. Studi ini juga menunjukkan bahwa RF dapat mencapai tingkat akurasi klasifikasi yang tinggi. Selain itu, penelitian ini memungkinkan analisis spasial dan temporal yang lebih rinci terhadap perkembangan perkotaan yang dikaitkan dengan evolusi perkotaan yang sangat cepat seperti di Yogyakarta. LEI sangat membantu dalam mengidentifikasi fase urbanisasi. Penggunaan RF dan LI sangat mendukung kebijakan perencanaan perkotaan dengan memberikan wawasan mendetail mengenai pola perkembangan perkotaan.

METODE PENELITIAN

Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian adalah Citra Landsat TM, Landsat ETM, dan Landsat OLI/TIRS dengan periode perekaman tahun 1994 dan 2024. Tiga periode dipilih untuk mengetahui dinamika perkembangan perkotaan Yogyakarta. Data multitemporal tersebut diperoleh dari USGS melalui GEE. Citra tersebut merupakan Citra Landsat Collection 2 Level-2 yang menyatakan bahwa citra tersebut sudah terkoreksi radiometrik hingga level *surface reflectance* dan sudah dikoreksi geometrik. Citra Landsat ini digunakan untuk ekstraksi penutup lahan dengan empat kelas besar yaitu lahan terbangun, vegetasi, tubuh air, dan tanah terbuka di Perkotaan Yogyakarta.

Persiapan dan Pengolahan Data

Proses awal yang dilakukan pada pengolahan GEE adalah melakukan *cloud masking* untuk menapis banyaknya awan yang berpotensi mengganggu pada saat klasifikasi *random forest*. Proses *cloud masking* memanfaatkan *feature quality assessment band* (BQA) yang berfungsi untuk identifikasi piksel dengan memberikan informasi terkait instrumen, atmosfer atau lokasi yang terkontaminasi awan atau tidak. CFmask digunakan untuk proses *cloud masking* yang memberikan nilai 0 kepada piksel yang terdeteksi terkena awan dan bayangan awan.

Identifikasi Lahan Terbangun Perkotaan

Identifikasi lahan terbangun perkotaan menggunakan data citra satelit dengan analisis spasio-temporal. Klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah klasifikasi *Random Forest* (RF). RF merupakan istilah yang sangat umum digunakan untuk metode *ensemble* dengan menggabungkan klasifikasi berbentuk pohon seperti *Decision Tree* (DT) dengan algoritma yang digunakan adalah $\{h(x, \Theta_k), k=1, \dots\}$ dimana $\{\Theta_k\}$ adalah vektor secara acak yang terdistribusi secara independen dan x merupakan pola dari data yang digunakan sebagai input. Dalam proses klasifikasi, setiap pohon pada RF memberikan peran serta dalam input pada data x . Hasil pengklasifikasian ditentukan oleh peran dari masing-masing ranting pada RF. Jumlah variabel yang digunakan ditentukan oleh pengguna. Dengan memberikan batasan pada jumlah variabel yang digunakan untuk pemisahan, maka kompleksitas proses RF akan berkurang yang disertai dengan korelasi antar pohon juga menurun. Pada setiap pohon menggunakan variabel input pada RF. Hal ini menyebabkan bahwa RF lebih ringan jika dibandingkan dengan metode konvensional dengan sistem klasifikasi yang sebanding. Sistem klasifikasi penutup lahan yang digunakan menggunakan level 1 yaitu tanah, tubuh air, vegetasi, dan lahan terbangun.

Uji Akurasi Ketelitian Pemetaan

Setelah mendapatkan hasil klasifikasi, maka dilakukan uji akurasi yaitu menggunakan *confusion matrix* dengan metode *random sampling* untuk mengetahui tingkat ketelitian pada pemetaan. Jumlah sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah 150 sampel dan

dilakukan secara acak. Hal ini memperhitungkan *producer accuracy*, *user accuracy*, *indeks kappa*, dan *overall accuracy*. Tingkat akurasi yang harus didapatkan adalah yaitu 85% (Foody, 2002).

Analisis Perkembangan Perkotaan

Analisis yang dilakukan selanjutnya adalah analisis perkembangan kota. Analisis ini dilakukan menggunakan analisis spatio-temporal berdasarkan perkembangan perkotaan berdasarkan arah mata angin yang terbagi ke dalam *ring/buffer* tertentu. Selain itu, analisis pola perkembangan perkotaan dianalisis menggunakan *Landscape Expansion Index* (LEI) yang dikembangkan oleh (X. Liu et al., 2010). Indeks ini bertujuan untuk memberikan gambaran spasial tentang pola landscape perkembangan perkotaan dan dinamika temporal yang ada. LEI ini juga bisa melakukan identifikasi proses perubahan pola perkembangan perkotaan lebih dari dua waktu yang ditentukan. Rumus yang digunakan pada LEI adalah sebagai berikut:

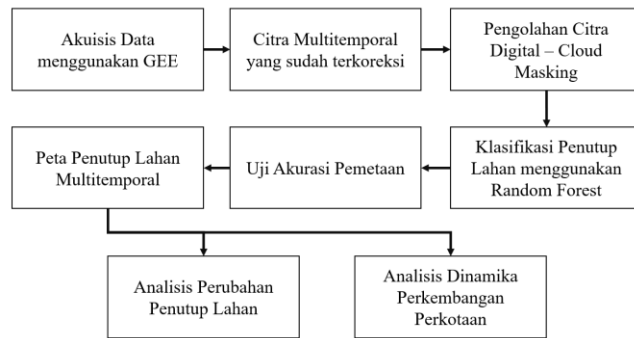
$$A = 100x \frac{A_o}{A_o + A_v} \dots \dots \dots (1)$$

Dimana LEI adalah *Landscape expansion index* (LEI), A_o merupakan luas persimpangan antara zona buffer dan kategori yang sudah ditempati; A_v merupakan luas persimpangan antara zona buffer dan luasan area yang masih kosong. Nilai LEI ini berkisar antara 0-100, dengan kisaran nilai $100 \geq LEI > 50$ merupakan *infilling*, $50 > LEI > 0$ merupakan *edge expansion*, dan 0 merupakan *outlying*. Secara umum kerangka kerja dapat dilihat pada [Gambar 1](#).

HASIL PENELITIAN

Hasil penelitian ini dengan analisis RF untuk klasifikasi penutup/penggunaan lahan memberikan informasi bahwa pada tahun 1994 terdapat lahan terbangun sebanyak 5232,37 ha. Tahun 2024 lahan terbangun di Perkotaan Yogyakarta dan sekitarnya sebesar 32.146,99 ha. Apabila dilihat dari [Gambar 2](#) maka perluasan lahan terbangun Perkotaan Yogyakarta sudah keluar dari batas kota itu sendiri. Selain itu dari hasil analisis RF menggunakan GEE dapat dilihat bahwa Tahun 1994 vegetasi masih sangat mendominasi yaitu 308.064 ha, sedangkan tahun 2024 mempunyai luas 281.592 ha. Tentunya perkembangan perkotaan ini ke luar Perkotaan Yogyakarta. Secara detail dapat dilihat pada [Tabel 1](#) dan

[Tabel 2](#) dan secara Grafis dapat dilihat pada [Gambar 2](#).



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Tabel 1. Penutup/Penggunaan Lahan Tahun 1994

Penutup/Penggunaan Lahan	Luas (ha)
Lahan Terbangun	5232.37
Lahan Terbuka	448.17
Tubuh Air	3626.21
Vegetasi	308064.89

Tabel 2. Penutup/Penggunaan Lahan Tahun 2024

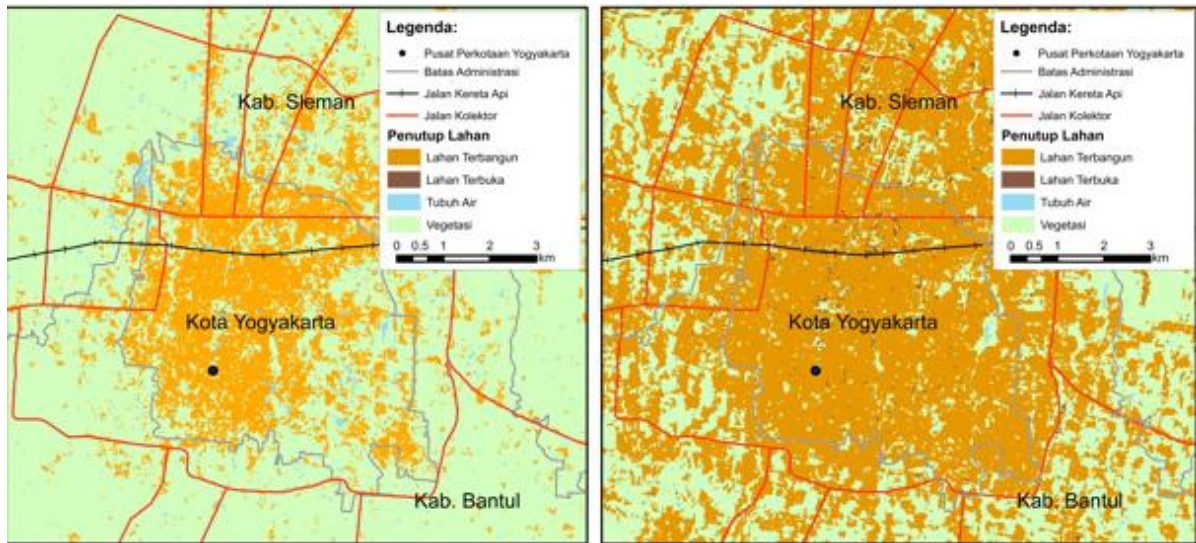
Penutup/Penggunaan Lahan	Luas (ha)
Lahan Terbangun	32146.96
Lahan Terbuka	1291.36
Tubuh Air	2546.73
Vegetasi	281592.27

Analisis perubahan penutup lahan di kawasan perkotaan ini menggunakan RF sebagai metode untuk klasifikasinya. RF sebagai salah satu algoritma pembelajaran mesin (AI) sangat efektif untuk mengumpulkan nilai piksel yang mempunyai kelas yang sama. Algoritma ini dapat mengidentifikasi pola yang mungkin tidak dapat teridentifikasi menggunakan klasifikasi konvensional. Hal ini dapat dibuktikan bahwa secara cepat dan efisien

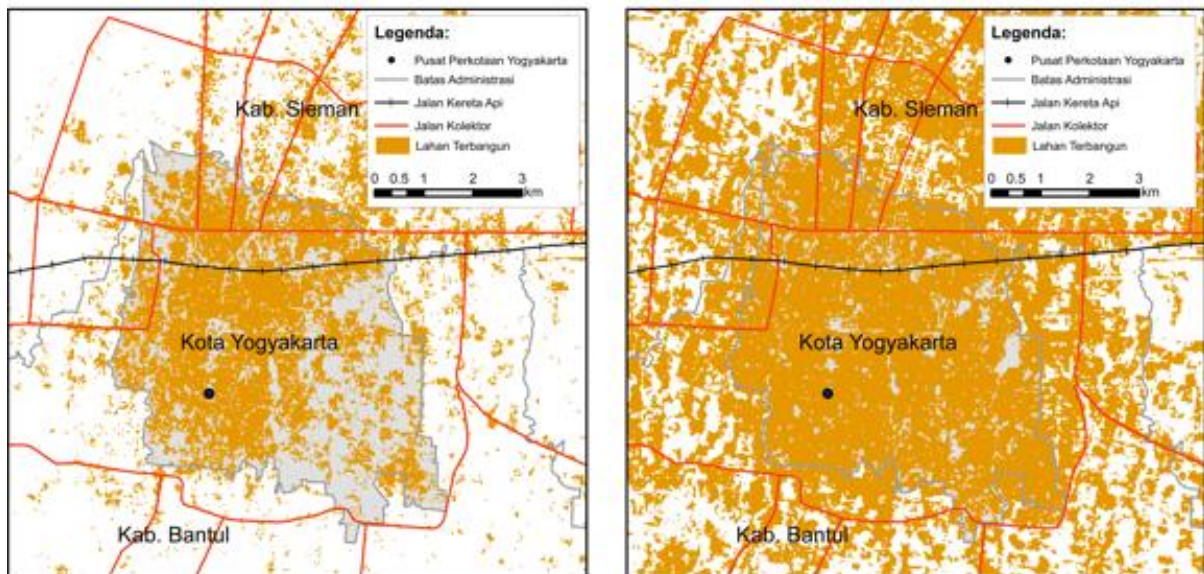
RF ini bisa membedakan klasifikasi penutup lahan di Perkotaan Yogyakarta dan sekitarnya dengan cepat. Hasil overlay dari tahun 1994 dan 2004 menghasilkan bahwa Lahan terbangun mengalami perubahan yang signifikan. Hal ini tentunya mengurangi luasan vegetasi di Perkotaan Yogyakarta dan Sekitarnya. Secara detail hasil dari perubahan penggunaan lahan dapat dilihat pada [Tabel 3](#).

Tabel 3. Perubahan Penutup/Penggunaan Lahan Tahun 1994-2024

Perubahan Penutup Lahan	Luas (ha)
Lahan Terbangun-Lahan Terbuka	54.71
Lahan Terbangun-Lahan Terbangun	3462.51
Lahan Terbuka-Lahan Terbangun	2.92
Lahan Terbuka-Lahan Terbuka	1.99
Lahan Terbuka-Vegetasi	6.46
Tubuh Air-Lahan Terbangun	194.22
Tubuh Air-Lahan Terbuka	25.23
Tubuh Air-Tubuh Air	12.75
Tubuh Air-Vegetasi	157.85
Vegetasi-Lahan Terbangun	9812.52
Vegetasi-Lahan Terbuka	124.37
Vegetasi-Vegetasi	13981.80



Gambar 2. Penutup/Penggunaan Lahan Tahun 1994 dan Tahun 2024.

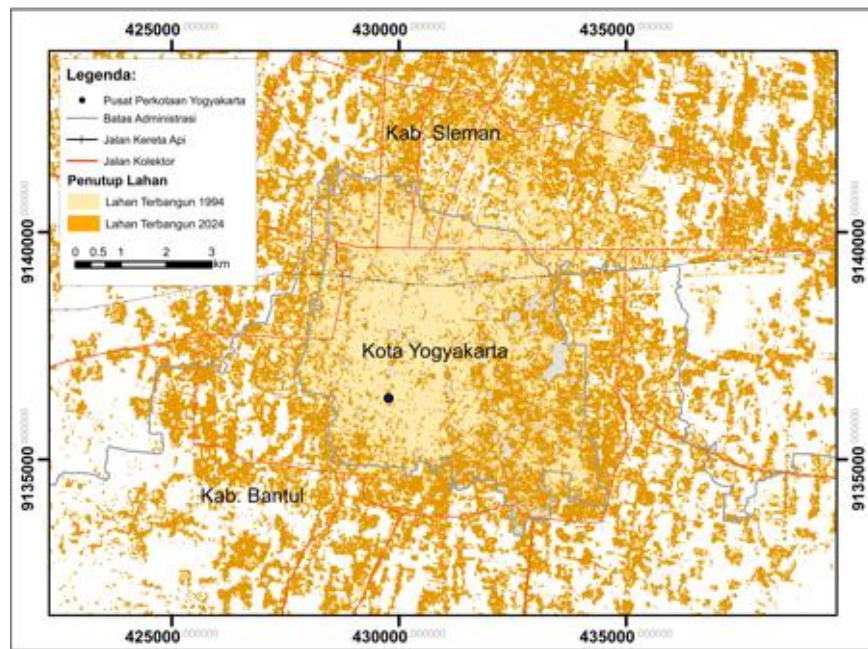


Gambar 3. Lahan Terbangun Tahun 1994 dan Lahan Terbangun Tahun 2024.

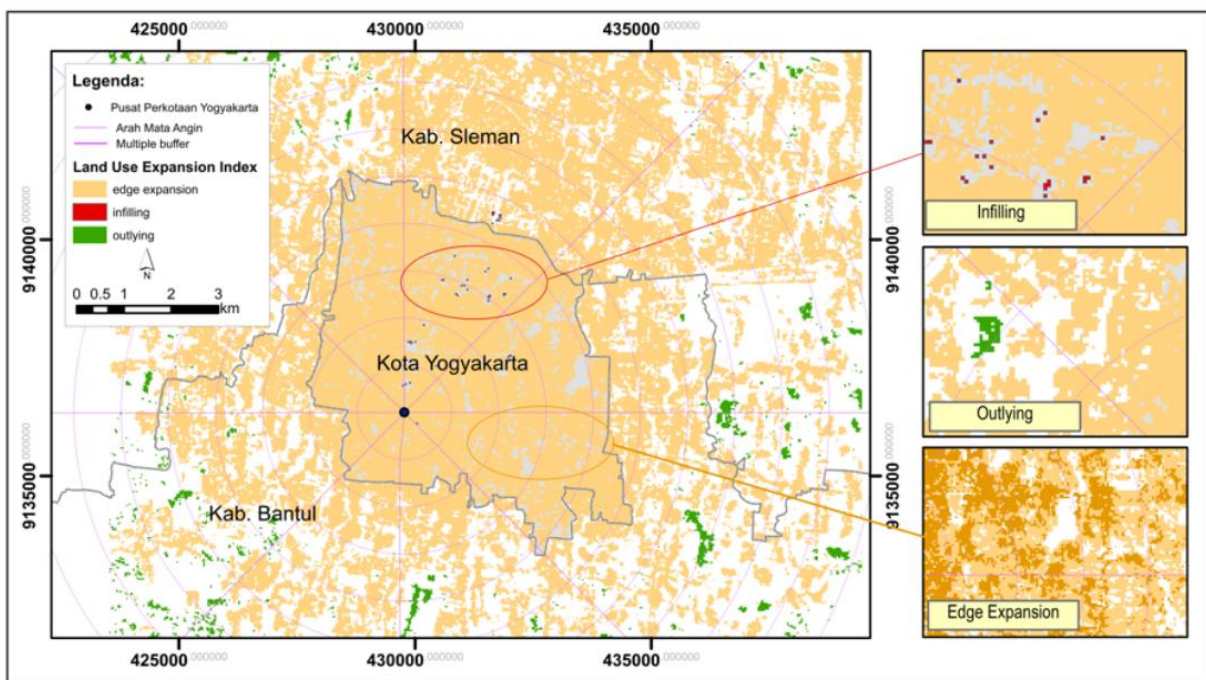
Setelah melakukan analisis perubahan penutup/penggunaan lahan, kemudian dilakukan analisis perkembangan perkotaan yaitu menggunakan arah mata angin dan *buffer zone* untuk mengetahui luas dalam perkembangan perkotaan tersebut (Gambar 5).

Analisis perubahan penggunaan lahan dalam kaitannya dengan perkembangan perkotaan menggunakan RF dan LEI. LEI terbagi menjadi tiga yaitu *infilling*, *outlying*, dan *edge expansion*. Analisis ini menyediakan pemahaman yang lebih komprehensif tentang pola perkembangan perkotaan yang sangat dinamis. Hasil dari analisis LEI tersaji pada

Tabel 4 Hasil Analisis *Landscape Expansion Index* (LEI). Proses *infilling* merupakan salah satu bentuk perubahan penggunaan lahan yang mengisi ruang kosong yang ada di aeral permukiman. Pengembangan ini dikarenakan beberapa penduduk masih memiliki area lahan terbuka di perkotaan yang sudah sangat padat. Dari hasil analisis diperoleh bahwa yang terjadi *infilling* sebagian kecil Kecamatan Gondokusuman, Umbulharjo, sebagian kecil Depok, Gondomanan, Kraton, Mantrijeron, Pakualaman. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *infilling* terdapat pada lokasi yang sudah mempunyai jumlah penduduk sangat padat.



Gambar 4. Lahan Terbangun Tahun 1994 dan Tahun 2024



Gambar 5. Hasil Land Expansion Index di Perkotaan Yogyakarta dan sekitarnya

Tabel 4. Hasil LEI

Kabupaten	Kelas LEI	Luas (ha)
Bantul	<i>edge expansion</i>	3509.63
Bantul	<i>outlying</i>	258.95
Kota Yogyakarta	<i>edge expansion</i>	2923.96
Kota Yogyakarta	<i>infilling</i>	3.01
Sleman	<i>edge expansion</i>	5865.06
Sleman	<i>infilling</i>	1.15
Sleman	<i>outlying</i>	689.95

Secara umum perkembangan perkotaan di Perkotaan Yogyakarta dan sekitarnya adalah *edge expansion* yang mencerminkan perkembangan perkotaan meluas ke arah pinggiran kota. Hal ini seiring dengan data hasil penelitian yang menunjukkan bahwa perubahan penggunaan lahan vegetasi menjadi permukiman mempunyai persentase yang paling besar. Sementara itu, untuk hasil *outlying* terjadi pada lokasi yang jauh dari pusat kota. Hasil *outlying* ini menandakan bahwa terdapat koloni baru untuk permukiman. Hal ini tentunya juga memanfaatkan harga lahan yang lebih murah.

PEMBAHASAN

Perkotaan Yogyakarta berdiri sejak Perjanjian Gianti pada tanggal 13 Februari 1755. Perjanjian ini ditanda tangani oleh Gubernur Nicholas Hartingh atas nama Gubernur Jenderal Jacob Mossel. Dalam perjanjian ini disampaikan bahwa Pangeran Mangkubumi diakui sebagai Raja atas setengah daerah Pedalaman Kerajaan Jawa dengan Gelar Sultan Hamengku Buwono Senopati Ing Alega Rachman Sayidin Panatagama Khalifatullah. Selesai perjanjian tersebut, Sultan HB I menetapkan bahwa daerah Mataram yang ada dalam kekuasaannya itu diberi nama Ngayogyakarta Hadiningrat dan beribukota di Ngayogyakarta (Yogyakarta). Sejak perjanjian tersebut, maka Yogyakarta tumbuh dan berkembang sampai dengan saat ini. Sultan HB memilih ibukota dan pusat pemerintahan yang dikenal dengan Hutan yang disebut dengan Beringin. Pada saat itu telah berdiri sebuah desa kecil bernama Pachetokan dan kemudian didirikan Kraton. Berdasarkan sejarah tersebut maka pusat pertumbuhan Perkotaan Yogyakarta berada pada Kraton dan sekitarnya. Oleh karena itu dalam penelitian ini, penentuan pusat kota berada di Kraton Yogyakarta.

Klasifikasi Penutup Lahan menggunakan *Random Forest* dan *Google Earth Engine*

Dampak perubahan penggunaan lahan berpengaruh langsung terhadap ekosistem global (C. Liu et al., 2022). Oleh karena itu monitoring perkembangan permukiman menjadi penting untuk diteliti. Untuk mengetahui Perkembangan Perkotaan Yogyakarta maka dilakukan klasifikasi penutup lahan menggunakan *random forest*. Dalam beberapa waktu terakhir, klasifikasi RF sering

digunakan karena mempunyai akurasi yang cukup tinggi. dengan dibantu menggunakan AI dan GEE maka proses menjadi lebih efisien. Klasifikasi ensemble ini menggunakan teknik bagging untuk menghasilkan beberapa prediktor yang akan selaras dengan meningkatnya akurasi pada level tertentu. Hasil penelitian ini juga menghasilkan nilai yang cukup akurat, dengan akurasi 89%. Proses uji akurasi menggunakan data citra penginderaan jauh resolusi tinggi dan juga pengamatan data lapangan. Untuk mendapatkan akurasi yang tinggi maka kualitas *Region of Interest* (ROI) menjadi sangat penting. Penilaian kualitas ROI ini berdasarkan pada indeks keterpisahan dari masing-masing objek yang digunakan. Indeks ini untuk melihat akurasi dan keterpisahan objek satu dengan objek yang lain. Jensen (2006) menyampaikan bahwa nilai indeks separabilitas mendekati 2 mempunyai nilai paling baik diantara yang lain. Walaupun demikian, nilai indeks keterpisahan ini mempunyai nilai ambang batas toleransi yaitu 1,7.

Analisis AI menggunakan RF memberikan kemudahan dalam analisis spasio-temporal. Data citra yang diperoleh dari data historis multi-temporal untuk mewakili variasi spasial-temporal dan model yang dibentuk dari RF. Model LEI-RF yang diusulkan ini diterapkan untuk mengetahui perkembangan perkotaan di Yogyakarta. Secara umum perkembangan perkotaan Yogyakarta dari tahun 1994-2024 adalah *edge expansion* yaitu perkembangan ke luar dari inti Perkotaan Yogyakarta. Ekspansi ini dengan cepat terjadi karena pertumbuhan penduduk yang sangat tinggi di Yogyakarta terlebih dikarenakan Yogyakarta merupakan Kota Pelajar sehingga setiap tahunnya terjadi migrasi mahasiswa yang cukup banyak. Klasifikasi RF digunakan untuk identifikasi penutup lahan di Perkotaan Yogyakarta menjadi empat kelas utama yaitu lahan terbangun, vegetasi, tanah terbuka, dan tubuh air. Untuk mengetahui tingkat ketelitian dalam analisis RF maka dilakukan *confusion matrix* untuk melakukan uji akurasi. Hasil uji akurasi yang didapatkan adalah 89%.

Pola perkembangan lahan terbangun dapat dilihat secara visual pada hasil perubahan lahan terbangun Tahun 1994 dan 2024. Sangat terlihat bahwa arah perkembangan Perkotaan Yogyakarta ke arah pinggiran perkotaan. Faktor pendorong terjadinya perkembangan perkotaan

adalah terpusatnya fasilitas pendidikan, kesehatan, dan juga jaringan transportasi ([BenDor et al., 2013](#); [Li et al., 2013](#); [Lu et al., 2013](#); [Thapa & Murayama, 2010](#); [Yang et al., 2024](#)). Pola perkembangan memanjang juga terjadi seiring dengan perkembangan ringroad yang mengelilingi perkotaan Yogyakarta, sehingga perkembangan perkotaan cenderung lebih cepat dalam *inner* ringroad dibandingkan dengan *outer* ringroad.

Langkah pertama yang dilakukan untuk analisis perkembangan kota adalah mengidentifikasi pola area yang baru berkembang. Perkembangan kota dibagi menjadi tiga yaitu *infilling*, *edge expansion*, dan *outlying*. Proses *infilling*, merupakan proses perkembangan kota yang berkembang pada area kosong di tengah permukiman padat. Perkembangan ini mengurangi area terbuka dan area hijau di perkotaan. Nilai LEI dari setiap area yang baru berkembang dihitung untuk mengklasifikasikan jenis perkotaan yang baru. Kemudian, pertumbuhan ini atau yang diklasifikasikan menjadi *edge expansion* merupakan tipe perkembangan kota yang sangat dominan.

Jarak buffer pada perhitungan LEI ini mempengaruhi hasil dari LEI ([Shi et al., 2012](#); [Tian et al., 2022](#)). Pada penelitian ini menggunakan dua kali buffering yaitu jarak 200 m, hal ini diasumsikan bahwa perkembangan perkotaan yang dilihat adalah agregat dalam 200 m. Jarak ini berpengaruh terhadap buffer lokasi perkembangan perkotaan.

Dalam analisis perubahan penggunaan lahan menggunakan RF-LEI, hasil yang diperoleh memberikan gambaran bahwa Perkotaan Yogyakarta dan sekitarnya mempunyai perkembangan *edge expansion* ke arah Kabupaten Bantul dan Kabupaten Sleman. Hal ini dipengaruhi oleh terdapat pusat pendidikan, kesehatan, dan juga jaringan transportasi. Penggunaan RF memungkinkan untuk identifikasi penutup lahan secara cepat dan akurat. Hal yang menarik adalah terdapatnya jenis perkembangan perkotaan *infilling* yaitu pada Kecamatan Gondomanan, Gondokusuman, dan beberapa kecamatan lainnya yang memang sudah mempunyai jumlah penduduk yang sangat padat. Dari hasil RF juga menunjukkan bahwa wilayah yang mempunyai kepadatan tinggi dan infrastruktur yang sudah sangat berkembang cenderung mengalami perubahan penggunaan lahan lebih

cepat dengan konversi lahan terbuka hijau menjadi lahan terbangun. Nilai LEI pada area *infilling* juga sangat tinggi, hal ini menggambarkan bahwa pengembangan perkataan terfokus pada area terbangun di perkotaan. Lain halnya dengan perkembangan *edge expansion* yang mendominasi wilayah perkembangan di Perkotaan Yogyakarta. Perkembangan jenis ini berdampak langsung terhadap konversi lahan.

Indikator LEI dapat digunakan untuk analisis perkembangan perkotaan. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya LEI ini mengidentifikasi tiga pola perkembangan perkotaan. [Xin et al., \(2024\)](#) menggunakan nilai ambang batas rasio yang digunakan untuk analisis inti, tepi, dan keseluruhan kompleks perkotaan yang baru serta menggunakan buffer untuk mengetahui perkembangan perkotaan secara menyeluruh. Jenis ekspansi *infilling* ini mempunyai nilai di atas 0,5. Pertumbuhan *infilling* didefinisikan dengan area yang di dalam zona buffer ditempati oleh permukiman baru setidaknya 50%. Untuk lebih memahami perkembangan perkotaan, indeks ini sangat membantu dalam analisis pola perkembangan perkotaan. Penelitian ini menunjukkan bahwa perkembangan perkotaan bersifat ke arah pinggiran.

KESIMPULAN

Perkembangan perkotaan di Yogyakarta menunjukkan *edge expansion* yaitu perluasan ke arah luar pusat kota yaitu di Kabupaten Bantul dan Kabupaten Sleman, yang menguatkan informasi bahwa tekah terjadi urbanisasi ke arah pinggiran perkotaan. Identifikasi perkembangan perkotaan ini menggunakan analisis *Random Forest*. Walaupun demikian, terdapat pola *infilling* dalam perkembangan perkotaan Yogyakarta yang menandakan bahwa perkembangan tersebut pada lokasi yang sudah padat.

Penggunaan RF sebagai klasifikasi digital diintegrasikan dengan GEE yang mempercepat proses teknis analisis penutup lahan. Hasil akurasi yang didapatkan cukup tinggi yaitu 89%. Analisis LEI terbukti efektif untuk melihat pola perkembangan perkotaan.

SARAN

Penelitian ini tentunya harus dilanjutkan dengan durasi waktu yang lebih pendek, sehingga mengetahui dinamika secara

komprehensif. Perlu juga dilakukan upscaling untuk lokasi-lokasi yang mengalami *infilling* ataupun *outlying*. Hal ini untuk mengetahui lebih detail tentang jenis penutup/penggunaan lahan tertentu.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis ucapkan terima kasih kepada Fakultas Geografi UGM yang telah memberikan skema Hibah Penelitian Mandiri Dosen Tahun 2024 Batch-2 dengan Nomor Surat Keputusan Dekan Fakultas Geografi Universitas Gadjah Mada Nomor 304/UN1/GE/KPT/2024. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada asisten yang membantu dalam pengukuran data lapangan.

DAFTAR PUSTAKA

- Alqadhi, S., Bindajam, A. A., Mallick, J., Talukdar, S., & Rahman, A. 2024. Applying deep learning to manage urban ecosystems in arid Abha, Saudi Arabia: Remote sensing-based modelling for ecological condition assessment and decision-making. *Heliyon*, 10(4), e25731. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25731>
- Ansith, & Bini. 2022. Land use classification of high resolution remote sensing images using an encoder based modified GAN architecture. *Displays*, 74(January), 102229. <https://doi.org/10.1016/j.displa.2022.102229>
- BenDor, T., Westervelt, J., Song, Y., & Sexton, J. O. 2013. Modeling park development through regional land use change simulation. *Land Use Policy*, 30(1), 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2012.01.012>
- Han, X., Huang, X., Liang, H., Ma, S., & Gong, J. 2018. Analysis of the relationships between environmental noise and urban morphology. *Environmental Pollution*, 233, 755–763. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2017.10.126>
- He, Z., Fan, G., Li, X., Gong, F. Y., Liang, M., Gao, L., & Zhou, M. 2024. Spatio-temporal modeling of satellite-observed CO2 columns in China using deep learning. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 129(59), 103859. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103859>
- Hussain, S., & Karuppanan, S. 2023. Land use/land cover changes and their impact on land surface temperature using remote sensing technique in district Khanewal, Punjab Pakistan. *Geology, Ecology, and Landscapes*, 7(1), 46–58. <https://doi.org/10.1080/24749508.2021.1923272>
- Jiao, L., Mao, L., & Liu, Y. 2015. Multi-order Landscape Expansion Index: Characterizing urban expansion dynamics. *Landscape and Urban Planning*, 137, 30–39. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2014.10.023>
- Li, X., Zhou, W., & Ouyang, Z. 2013. Forty years of urban expansion in Beijing: What is the relative importance of physical, socioeconomic, and neighborhood factors? *Applied Geography*, 38(1), 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2012.11.004>
- Liu, C., Sun, W., & Li, P. 2022. Characteristics of spatiotemporal variations in coupling coordination between integrated carbon emission and sequestration index: A case study of the Yangtze River Delta, China. *Ecological Indicators*, 135, 108520. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.108520>
- Liu, X., Li, X., Chen, Y., Tan, Z., Li, S., & Ai, B. 2010. A new landscape index for quantifying urban expansion using multi-temporal remotely sensed data. *Landscape Ecology*, 25(5), 671–682. <https://doi.org/10.1007/s10980-010-9454-5>
- Lore, M., Harten, J. G., & Boeing, G. 2024. A hybrid deep learning method for identifying topics in large-scale urban text data: Benefits and trade-offs. *Computers, Environment and Urban Systems*, 111(January), 102131. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2024.102131>
- Lu, C., Wu, Y., Shen, Q., & Wang, H. 2013. Driving force of urban growth and regional

- planning: A case study of China's Guangdong Province. *Habitat International*, 40, 35–41. <https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2013.01.006>
- Medeiros, R., & Cabral, P. 2013. Dynamic modeling of urban areas for supporting integrated coastal zone management in the South Coast of São Miguel Island, Azores (Portugal). *Journal of Coastal Conservation*, 17(4), 805–811. <https://doi.org/10.1007/s11852-013-0280-1>
- Rahaman, G. M. A., Långkvist, M., & Loutfi, A. 2024. Deep learning based automated estimation of urban green space index from satellite image: A case study. *Urban Forestry and Urban Greening*, 97(July 2023). <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2024.128373>
- Ramadan, G. F., & Hidayati, I. N. 2022. Prediction and Simulation of Land Use and Land Cover Changes Using Open Source QGIS. A Case Study of Purwokerto, Central Java, Indonesia. *Indonesian Journal of Geography*, 54(3), 344–351. <https://doi.org/10.22146/IJG.68702>
- Seyam, M. M. H., Haque, M. R., & Rahman, M. M. 2023. Identifying the land use land cover (LULC) changes using remote sensing and GIS approach: A case study at Bhaluka in Mymensingh, Bangladesh. *Case Studies in Chemical and Environmental Engineering*, 7(November 2022), 100293. <https://doi.org/10.1016/j.cscee.2022.100293>
- Shi, Y., Sun, X., Zhu, X., Li, Y., & Mei, L. 2012. Characterizing growth types and analyzing growth density distribution in response to urban growth patterns in peri-urban areas of Lianyungang City. *Landscape and Urban Planning*, 105(4), 425–433. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2012.01.017>
- Sidiq, W. A. B. N., Fariz, T. R., Saputro, P. A., & Sholeh, M. 2024. Built-Up Development Prediction Based on Cellular Automata Modelling Around New Yogyakarta International Airport. *Ecological Engineering and Environmental Technology*, 25(1), 238–250. <https://doi.org/10.12912/27197050/175138>
- Tchepele, O., Costa, A. M., Martins, H., Ferreira, J., Monteiro, A., Miranda, A. I., & Borrego, C. 2009. Determination of background concentrations for air quality models using spectral analysis and filtering of monitoring data. *Atmospheric Environment*, 44(1), 106–114. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2009.08.038>
- Thapa, R. B., & Murayama, Y. 2010. Drivers of urban growth in the Kathmandu valley, Nepal: Examining the efficacy of the analytic hierarchy process. *Applied Geography*, 30(1), 70–83. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2009.10.002>
- Tian, Y., Shuai, Y., Ma, X., Shao, C., Liu, T., & Tuerhanjiang, L. 2022. Improved Landscape Expansion Index and Its Application to Urban Growth in Urumqi. *Remote Sensing*, 14(20), 1–20. <https://doi.org/10.3390/rs14205255>
- Wang, H., He, S., Liu, X., Dai, L., Pan, P., Hong, S., & Zhang, W. 2013. Simulating urban expansion using a cloud-based cellular automata model: A case study of Jiangxia, Wuhan, China. *Landscape and Urban Planning*, 110(1), 99–112. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2012.10.016>
- Wu, P., Zhang, Z., Peng, X., & Wang, R. 2024. Deep learning solutions for smart city challenges in urban development. *Scientific Reports*, 14(1), 1–19. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-55928-3>
- Xin, Z., Li, Z., Xu, M., Wang, L., Ren, G., Wang, J., & Hu, Y. 2024. Feature disentanglement based domain adaptation network for cross-scene coastal wetland hyperspectral image classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 129(February), 103850. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103850>

- Yang, C., Guan, X., Xu, Q., Xing, W., Chen, X., Chen, J., & Jia, P. 2024. How can SHAP (SHapley Additive exPlanations) interpretations improve deep learning based urban cellular automata model? *Computers, Environment and Urban Systems*, 111(March). <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2024.102133>
- Zhang, Y., Qin, K., Bi, Q., Cui, W., & Li, G. 2020. Landscape Patterns and Building Functions for Urban Land-Use Classification from Remote Sensing Images at the Block Level: A Case Study of Wuchang District, Wuhan, China. *Remote Sensing*, 12(11), 1831. <https://doi.org/10.3390/rs12111831>
- Zhong, L., Gong, P., & Biging, G. S. 2014. Efficient corn and soybean mapping with temporal extendability: A multi-year experiment using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.023>
- Zhou, C., Zhang, S., Liu, B., Li, T., Shi, J., & Zhan, H. 2024. Using deep learning to unravel the structural evolution of block-scale green spaces in urban renewal. *Cities*, 150(April), 105030. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2024.105030>