

# Prediksi Spasial Deforestasi Kawasan Hutan Taman Nasional Bogani Nani Wartabone Menggunakan *Cellular Automata-Artificial Neural Network*

Muh. Fajri Batjoli<sup>1</sup>, Fitryane Lihawa<sup>1</sup>, dan Rakhmat Jaya Lahay<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Pendidikan Geografi, Universitas Negeri Gorontalo, Gorontalo, Indonesia; e-mail: [muhfajri402@gmail.com](mailto:muhfajri402@gmail.com)

<sup>2</sup>Program Studi Ilmu Lingkungan, Universitas Negeri Gorontalo, Gorontalo, Indonesia

## ABSTRAK

Deforestasi adalah konversi permanen area berhutan menjadi area tidak berhutan akibat aktivitas manusia. Penelitian ini mengkaji perubahan tutupan hutan antara tahun 2002, 2012, dan 2022, serta memperkirakan tutupan hutan dan tingkat deforestasi pada tahun 2032. Data yang digunakan adalah data perubahan hutan global Hansen dengan resolusi 30 meter, yang mencakup data Tutupan Pohon dan data Tahun Kehilangan. Proyeksi ini menggunakan metode *Cellular Automata-Artificial Neural Network* (CA-ANN) dengan mempertimbangkan kemiringan lereng, ketinggian, NDVI, dan jarak dari jalan sebagai faktor-faktor pendorong. Deforestasi ditentukan dengan mengurangkan area berhutan tahun awal dengan area berhutan tahun akhir. Selama periode 2002-2012, deforestasi mencapai 3.514,53 hektar (0,12% per tahun) dan selama periode 2012-2022 sebesar 3.064,61 hektar (0,11% per tahun). Total deforestasi selama 20 tahun mencapai 6.579,14 hektar dengan laju 0,12% per tahun. Diperkirakan deforestasi pada periode 2022-2032 akan mencapai 948,43 hektar (0,03% per tahun). Temuan ini diharapkan dapat membantu pengelolaan Taman Nasional Bogani Nani Warbone dalam mengembangkan kebijakan pencegahan deforestasi.

**Kata kunci:** Deforestasi, TNBNW, *Global Forest Change*, Tutupan Hutan, *Cellular Automata*

## ABSTRACT

Deforestation is the permanent conversion of forested areas to non-forested areas due to human activities. This study examines forest cover change between 2002, 2012 and 2022, and estimates forest cover and deforestation rates in 2032. The data used is Hansen's global forest change data with a resolution of 30 meters, which includes Tree Cover data and Year of Loss data. Projections were made using The Cellular Automata-Artificial Neural Network (CA-ANN) method by considering drivers such as slope, elevation, NDVI, and distance from roads. Deforestation was determined by subtracting the initial year's forested area from the final year's forested area. During the period 2002-2012, deforestation reached 3,514.53 hectares (0.12% per year) and during the period 2012-2022 it amounted to 3,064.61 hectares (0.11% per year). Total deforestation over 20 years reached 6,579.14 hectares at a rate of 0.12% per year. It is estimated that deforestation in the period 2022-2032 will reach 948.43 hectares (0.03% per year). These findings are expected to help the management of Bogani Nani Warbone National Park in developing deforestation prevention policies.

**Keywords:** Deforestation, TNBNW, *Global Forest Change*, Forest Cover, *Cellular Automata*

**Citation:** Batjoli, M. F., Lihawa, F., dan Lahay, R. J. (2025). Prediksi Spasial Deforestasi Kawasan Hutan Taman Nasional Bogani Nani Wartabone Menggunakan *Cellular Automata-Artificial Neural Network*. *Jurnal Ilmu Lingkungan*, 23(2), 443-451, doi:10.14710/jil.23.2.443-451

## 1. PENDAHULUAN

Deforestasi, yang telah menjadi perhatian utama dunia, berkontribusi besar terhadap emisi gas rumah kaca antropogenik, hilangnya keanekaragaman hayati, dan perubahan siklus hidrologi (Pendrill *et al.*, 2019). Deforestasi adalah konversi hutan menjadi lahan non hutan yang tidak di garap, hal ini dilakukan untuk beberapa tujuan seperti lahan pertanian, dan peternakan (Maryam, 2021). Pertumbuhan populasi disebut-sebut sebagai penyebab utama deforestasi,

dikarenakan peningkatan populasi manusia akan memberikan tekanan besar pada sumber daya alam seperti lahan dan hutan (Mahapatr & Kant, 2005).

Peraturan yang ada tidak sepenuhnya menjamin perlindungan kawasan hutan oleh masyarakat sekitar. Banyak individu masih menggarap lahan hutan secara ilegal dengan alasan warisan leluhur atas tanah ulayat (Senoaji, 2019). Hal ini mengancam kelangsungan jangka panjang ekosistem hutan. Salah satu Kawasan hutan yang mengalami dampak akibat aktifitas

manusia yaitu Taman Nasional Bogani Nani Wartabone (TNBNW). Taman Nasional ini berfungsi sebagai fungsi utama pelestarian air, sumber nutfah serta sebagai salah satu Kawasan flora-fauna endemic Sulawesi (Bashari *et al.*, 2020). Permasalahan deforestasi pada kawasan tersebut banyak terjadi disebabkan karena pembukaan lahan untuk dijadikan lahan pertanian, permukiman, *illegal logging*, pencurian spesies, dan pertambangan (Harold & Ibrahim, 2020).

Perubahan tutupan hutan dan deforestasi hutan adalah fenomena yang kompleks dengan banyak penyebab dan dampak yang dihasilkan (Hoang & Kanemoto, 2021). Untuk mengkaji perubahan penggunaan lahan, diperlukan model yang dinamis dengan tujuan untuk bisa memprediksi perubahan di masa depan. *Cellular automata* merupakan salah satu metode yang memungkinkan model untuk memproyeksikan keadaan masa depan secara spasial (Aksoy & Kaptan, 2022). *Cellular automata* adalah alat berbasis data raster yang dapat digunakan secara efektif untuk pemodelan kota dan transformasi penggunaan lahan. (Darmawan & Fardani, 2022). *Cellular automata* dapat diintegrasikan dengan penginderaan jauh dan GIS untuk menganalisis perubahan penggunaan lahan dari waktu ke waktu, menjadikannya alat yang ampuh untuk memantau kehilangan tutupan hutan (Koranteng *et al.*, 2020)

Dalam berbagai bidang ilmu kebumihutan, model *cellular automata* telah digunakan secara luas, termasuk untuk mempelajari perubahan tutupan lahan dan memprediksi tren perubahan penggunaan lahan di masa depan (Darmawan & Fardani, 2022). ANN (*Artificial Neural Network*) merupakan model yang sering digunakan dalam analisis dan prediksi LULC karena model ini dapat mempresentasikan modifikasi penggunaan lahan yang kompleks dan heterogen secara geografis.

*Artificial neural network* bersama dengan *cellular automata* sering digunakan bersama untuk memprediksi penggunaan lahan karena kapasitas simulasi yang dinamis dan kemampuan untuk memprediksi tutupan lahan yang berbeda dengan pola yang rumit (El-Tantawi *et al.*, 2019). Dalam pemodelan tersebut digunakan *driving vector* (faktor pendorong) yang berperan sebagai input eksternal yang mengubah atau mengendalikan perilaku sel (Rienow & Goetzke, 2015). Faktor pendorong tersebut dibagi menjadi faktor geografis dan sosial ekonomi yang penentuannya tetap dengan memperhatikan karakteristik wilayah studi karena tiap-tiap daerah memiliki karakteristik yang berbeda (Rosalina & Susilo, 2018).

Penelitian ini menggunakan data GFC (*Global Forest Change*), sering juga dikenal dengan data Hansen adalah sebuah produk data yang

menyediakan informasi perubahan hutan salah satunya fenomena deforestasi. Perubahan penggunaan lahan dan lingkungan, khususnya deforestasi, biasanya terjadi secara bertahap dan terakumulasi dari waktu ke waktu. Oleh karena itu, menganalisis fenomena ini dalam skala waktu yang lebih panjang dapat menghasilkan pemahaman yang lebih konsisten mengenai pola deforestasi (Daskalova *et al.*, 2019). Penelitian ini menggunakan interval waktu 10 tahun untuk pemantauan deforestasi yaitu pada periode 2002-2012 kemudian 2012-2022 berdasarkan ketersediaan data kehilangan hutan pada GFC.

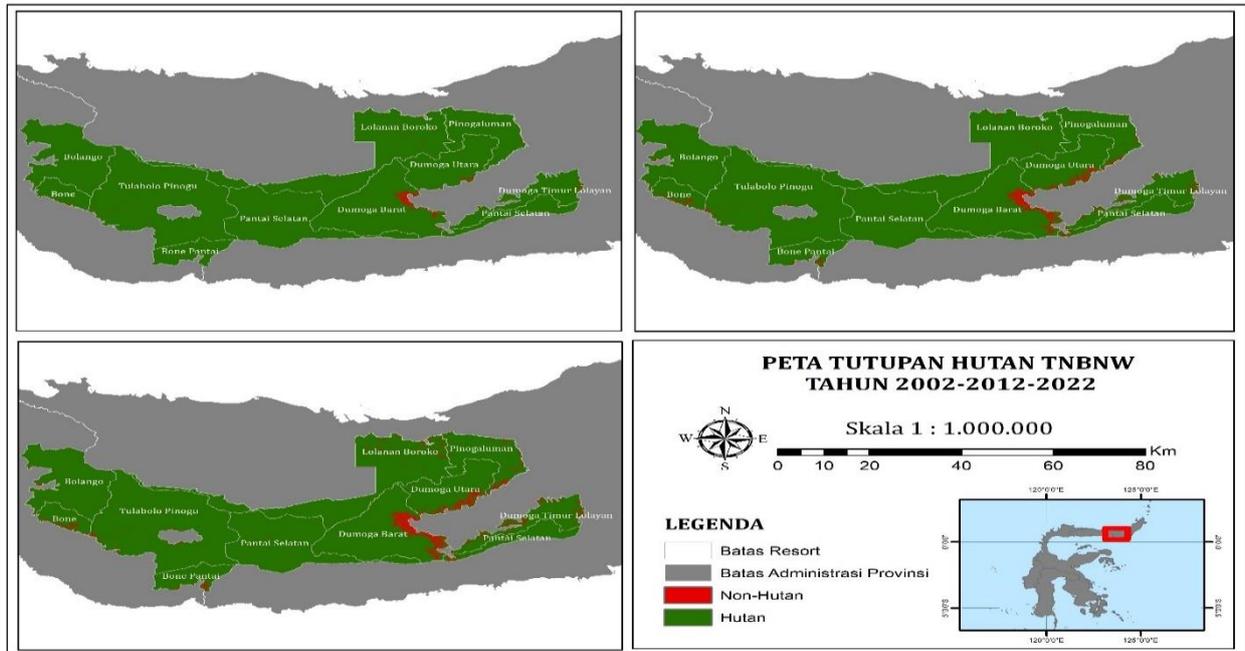
Kawasan TNBNW yang berfungsi untuk menjaga keberlangsungan ekosistem flora dan fauna maka sangat penting untuk memantau dan menganalisis perubahan yang terjadi dalam ekosistem hutan, dan untuk menetapkan intervensi yang diperlukan dengan segera. Maka penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perkembangan deforestasi Kawasan TNBNW tahun 2002-2022, kemudian memprediksikan deforestasi di tahun 2032 dengan menggunakan model *cellular automata*.

## 2. METODE PENELITIAN

Taman Nasional Bogani Nani Wartabone (TNBNW) menjadi lokasi penelitian yang terletak di semenanjung utara Sulawesi. Posisinya berada di perbatasan antara provinsi Gorontalo dan Sulawesi Utara. Membentang seluas 282.089,93 Ha, lokasi ini memiliki vegetasi hutan hujan yang melimpah. Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa data Hansen (*Global Forest Change*), khususnya data *tree cover* dan data *loss year*. Data ini digunakan untuk membuat peta tutupan hutan tahun 2002, 2012, dan tahun 2022. Selanjutnya DEM, digunakan untuk membuat peta faktor pendorong berupa kemiringan lereng, dan ketinggian tempat. Peta RBI skala 1 : 50.000 untuk membuat peta jarak dari jalan, kemudian data batas TNBNW dan data *ground check* untuk konfirmasi objek dan uji akurasi.

### 2.1. Pembuatan Peta Tutupan Hutan dan Penentuan Deforestasi

Data Hansen global forest change diunduh dan dipotong berdasarkan batas taman nasional, mencakup *tree cover* dan *loss year*. Data *tree cover* diklasifikasikan menjadi hutan (>50%) dan non-hutan (<50%) (Hansen *et al.*, 2013). Sementara data *loss year* dari 2000-2022 dikelompokkan dalam interval 10 tahun untuk menunjukkan kehilangan hutan pada 2002, 2012, dan 2022. Peta perubahan tutupan hutan dibuat dengan menggabungkan peta tutupan pohon 2000 dengan peta kehilangan hutan dari 2002-2022. Hasilnya adalah peta tutupan hutan untuk tahun 2002, 2012, dan 2022.



Gambar 1. Peta Tutupan Hutan TNBNW Tahun 2002-2012-2022

Uji akurasi dari setiap klasifikasi yang dilakukan dalam penelitian ini dengan menggunakan titik-titik acak yang di ekstraksi menggunakan perangkat QGIS dan diverifikasi menggunakan citra resolusi tinggi *google earth* historis untuk tahun 2002 dan 2012 serta citra sentinel-2 untuk tahun 2022. Angka deforestasi dapat diketahui dengan mengurangkan luas hutan tahun pertama dengan luas hutan tahun terakhir pada periode waktu tertentu. Adapun untuk menghitung laju deforestasi dan presentase laju deforestasi tahunan menggunakan rumus yang diadaptasi dari (Dariono *et al.*, 2018):

Rumus laju deforestasi

$$r = \frac{A1-A2}{t2-t1} \dots\dots\dots(1)$$

Rumus persentase laju deforestasi

$$V = \frac{(A1-A2)/(t2-t1)}{A1} \times 100\% \dots\dots\dots(2)$$

keterangan :

- R : laju deforestasi (Ha/tahun)
- T1 : Tahun pada waktu awal
- T2 : Tahun pada waktu akhir
- A1 : luas hutan waktu awal
- A2 : luas hutan waktu akhir

## 2.2. Proyeksi dan Prediksi Deforestasi

Faktor-faktor pendorong perubahan penggunaan lahan dapat diidentifikasi melalui penalaran deduktif, berdasarkan temuan-temuan penelitian yang ada (Rosalina & Susilo, 2018). Berdasarkan temuan Baig dkk (2022) dan Lukas dkk (2023), ke empat faktor pendorong yang dipilih diantaranya yaitu NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), ketinggian tempat, kemiringan lereng, dan jarak dari jalan. Ke

empat data faktor pendorong ini kemudian dikonversi menjadi data raster. Hal ini diperlukan karena input pemodelan dalam MOLLUSCE menggunakan data raster.

Proyeksi tutupan hutan dilakukan menggunakan kombinasi antara *cellular automata* dan *artificial neural network*, di dalam plugin MOLLUSCE (*Modules for Land Use Change Simulation*). Algoritma ANN terdiri atas neuron yang digunakan untuk mengenali trend data serta digunakan untuk mengenali potensi perubahan dengan keluaran berupa matrix potensial transisi. Untuk tahap ini, diperlukan data peta tutupan hutan tahun 2002 dan 2012 sehingga dihasilkan peta proyeksi tutupan lahan di tahun 2022.

Tingkat keakuratan atau validitas hasil proyeksi dibandingkan dengan data tutupan hutan faktual tahun 2022 dengan Teknik validasi kappa yang terdapat pada pluggin MOLLUSCE. Hal ini dilakukan untuk mengetahui besarnya tingkat keakuratan proyeksi yang dihasilkan. Jika hasil proyeksi yang divalidasi memiliki nilai yang baik, maka dapat dilanjutkan untuk memprediksikan deforestasi di tahun 2032. Validasi yang akurat sangat penting untuk memastikan keandalan prediksi jangka Panjang.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Perubahan Tutupan Hutan dan Deforestasi Kawasan TNBNW

Total luas wilayah TNBNW tahun 2022 sebesar 282.089,93 Ha. Peta tutupan hutan di bagi menjadi dua kelas yaitu kelas hutan dan non-hutan. Analisis dan pembuatan peta dilakukan dengan menggunakan data *tree cover* dan data *loss year*, dimana kedua data tersebut di *overlay* untuk melihat perkembangan deforestasi yang terjadi pada wilayah TNBNW.

**Tabel 1.** Luas Tutupan Hutan Tahun 2002-2012-2022

| Tutupan Hutan | 2002 (Ha)  | 2012 (Ha)  | 2022 (Ha)  |
|---------------|------------|------------|------------|
| Non-Hutan     | 1.950,54   | 5.465,07   | 8.529,68   |
| Hutan         | 280.148,39 | 276.624,86 | 273.560,25 |

Perubahan tutupan hutan diamati selama tiga periode yaitu dari tahun 2002, 2012, dan 2022. Tabel 1 mengilustrasikan perubahan yang dialami oleh setiap kelas tutupan hutan dalam luas wilayah selama tiga periode studi. Tercatat dari tahun 2002 dalam jangka waktu 2 tahun luas Kawasan hutan mencapai 280.148,39 Ha. Pada tahun 2012, perubahan tutupan lahan meningkat pada total area hutan yang terbuka menjadi lahan pertanian terutama di bagian timur TNBNW yakni di dumoga barat dan dumoga utara. Pada tahun tersebut tercatat pengurangan lahan hutan menjadi 276.624,86. Selanjutnya pada tahun 2022, tren perubahan tutupan hutan dari hutan menjadi non-hutan meningkat sehingga luas lahan hutan berkurang menjadi 273.560,93 Ha. Penilaian akurasi dianggap sebagai metode penting dalam kalsifikasi citra yang memungkinkan peneliti untuk memeriksa apakah hasil klasifikasi memiliki kesesuaian yang baik, sedang atau buruk.



**Gambar 2.** Grafik Perkembangan Deforestasi TNBNW Tahun 2002-2022

Uji akurasi dari setiap klasifikasi yang dilakukan dalam penelitian ini dengan menggunakan titik-titik acak yang di ekstraksi menggunakan perangkat QGIS dan diverifikasi menggunakan citra resolusi tinggi. Dari uji akurasi tahun 2002 yang dilakukan, terdapat 107 titik yang sesuai dari 121 titik sampel dengan hasil akhir kappa *overall accuracy* sebesar 0,8860. selanjutnya juga untuk tahun 2012 dengan nilai *overall accuracy* nya sebesar 0,9717, dan tahun hasil uji akurasi tahun 2022 dengan nilai *overall accuracy* sebesar 0,9560, dan dari ketiga hasil uji akurasi tersebut tergolong memiliki Tingkat akurasi yang tinggi.

Laju aktifitas deforestasi hutan tahun dari tahun 2002-2022 cenderung menurun. Pada tahap awal penelitian tahun 2002-2012, total area yang terdeforestasi tercatat sebesar 3.514,53 hektar, dengan laju deforestasi tahunan sebesar 351,54 hektar per tahun (0,12% per tahun). Pada periode

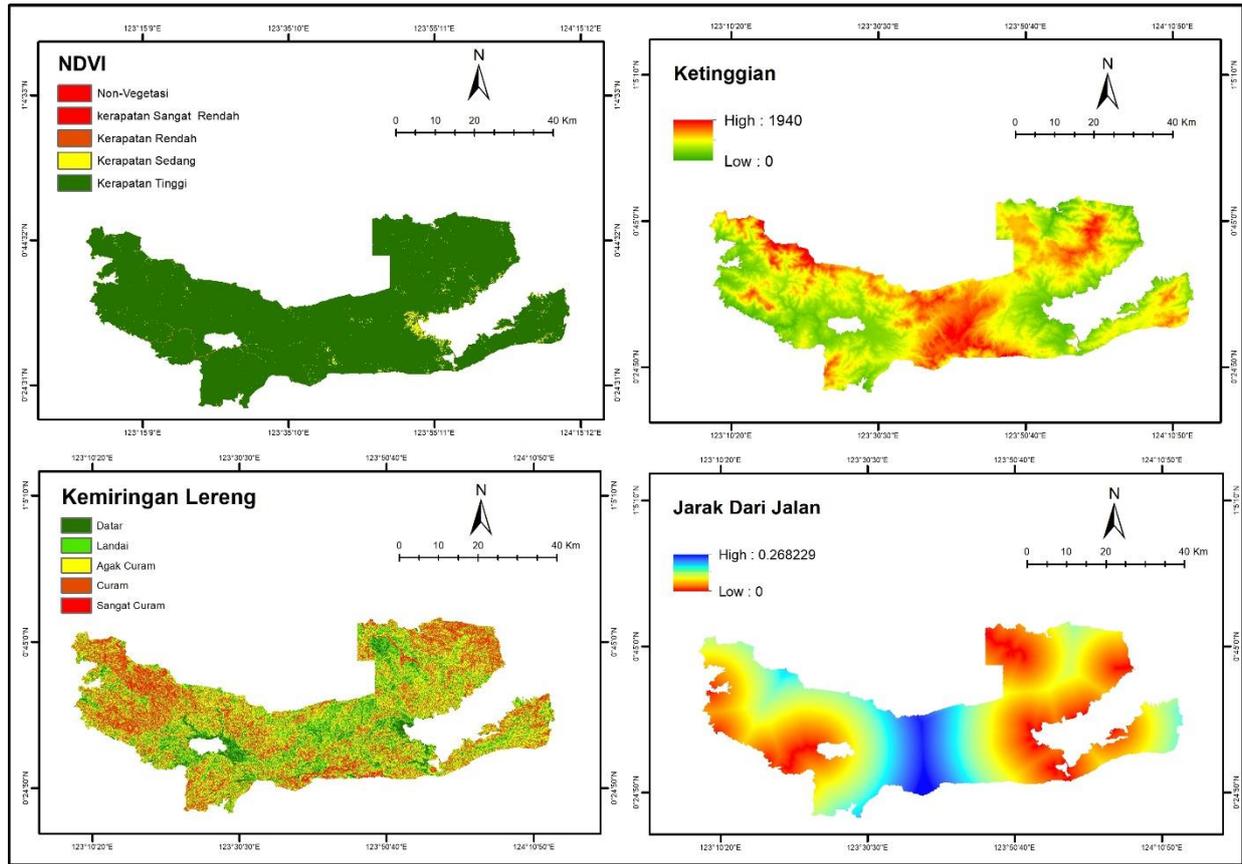
berikutnya, 2012-2022, luas areal terdeforestasi mencapai 3.064,6 hektar, dengan laju deforestasi tahunan sebesar 306,46 hektar per tahun (0,11% per tahun).

Selama dua dekade, kawasan TNBNW mengalami total deforestasi seluas 6.579,14 hektar, dengan rata-rata laju deforestasi tahunan sebesar 328,96 hektar per tahun atau setara dengan 0,12% per tahun. Hal ini terjadi diakibatkan oleh beberapa faktor terutama aktivitas-aktivitas masyarakat terutama yang tinggal di sekitar wilayah TNBNW. Permasalahan di TNBNW terletak pada luasnya bentangan alam yang menjadi celah bagi individu untuk mengkonversi kawasan taman nasional menjadi lahan pertanian, pemukiman penduduk, perladangan berpindah, melakukan penebangan hutan secara besar-besaran, perburuan spesies flora dan fauna, dan melakukan kegiatan pertambangan di dalam kawasan taman nasional. (Kawuwung, 2012).

Faktor utama yang terkait dengan meningkatnya perubahan tutupan hutan dapat dikaitkan dengan pertumbuhan penduduk. Pertumbuhan penduduk merupakan faktor utama perubahan LULC, yang berkontribusi terhadap fragmentasi lahan, hilangnya hutan, dan hilangnya keanekaragaman hayati (Lukas *et al.*, 2023). Dinamika LULC terutama disebabkan oleh berbagai aktivitas antropogenik, termasuk perambahan lahan pertanian mejadi lahan bervegetasi, pertumbuhan petak-petak pertanian yang kemudian mengorbankan lahan hutan, produksi kayu bakar atau penebangan secara ilegal (*illegal logging*) untuk mendukung mata pencaharian, dan masih banyak lainnya (Hou *et al.*, 2022).

### 3.2. Identifikasi Variabel Spasial (Faktor Pendorng)

Faktor-faktor yang memicu deforestasi dalam penelitian ini termasuk dalam kategori faktor tidak langsung (*proximity causes*). Pembentukan model spasial deforestasi TNBNW menggunakan 4 faktor pendorong yaitu NDVI, kemiringan lereng, ketinggian tempat, dan jarak dari jalan. Jumlah faktor yang dipilih harus cukup untuk menangkap variasi yang signifikan tanpa menambah kompleksitas yang tidak diperlukan, serta mencegah *overfitting*. Keempat faktor ini dipilih berdasarkan kajian literatur dan memiliki pengaruh signifikan karena saling melengkapi dalam memodelkan deforestasi yang mencakup vegetasi, topografi dan aksesibilitas. Setelah penentuan variabel spasial, maka perlu dilakukan pemenuhan asumsi analisis korelasi sederhana. Plugin MOLLUSCE dalam QGIS menyediakan tiga pilihan untuk pengukuran korelasi, korelasi pearson, koefisien cramer, dan ketidakpastian informasi gabungan. Analisis korelasi untuk faktor pendorong tersebut dilakukan dengan menggunakan metode *pearson's correlation*. Korelasi pearson dipilih karena variabel yang digunakan dalam penelitian ini tidak bersifat kategorikal.



**Gambar 3.** Faktor Pendorong (NDVI, Ketinggian Tempat, Kemiringan Lereng, dan Jarak dari Jalan)

Plugin MOLLUSCE dalam QGIS menyediakan tiga pilihan untuk pengukuran korelasi, korelasi pearson, koefisien cramer, dan ketidakpastian informasi gabungan. Analisis korelasi untuk faktor pendorong tersebut dilakukan dengan menggunakan metode *pearson's correlation*. Korelasi pearson dipilih karena variabel yang digunakan dalam penelitian ini tidak bersifat kategorikal. Berdasarkan tabel hasil uji korelasi diketahui bahwa tidak ada faktor pendorong yang saling berkorelasi. Faktor pendorong tersebut dinyatakan saling berkorelasi jika memiliki nilai  $\geq 0,65$ .

**Tabel 2.** Hasil Uji Akurasi Faktor Pendorong Menggunakan Pearson's Korelasi

|            | Jalan | Ketinggian | Ndvi | Kemiringan |
|------------|-------|------------|------|------------|
| Jalan      | -     | 0,52       | 0,08 | 0,04       |
| Ketinggian |       | -          | 0,09 | 0,08       |
| Ndvi       |       |            | -    | 0,07       |
| Kemiringan |       |            |      | -          |

*Driving factor* adalah parameter atau kumpulan parameter yang mengarahkan atau memengaruhi evolusi sistem yang dimodelkan. *Driving factor* berperan sebagai input eksternal yang mengubah atau mengendalikan perilaku sel dalam grid CA (*Cellular Automata*), Parameter ini biasanya terkait dengan kondisi atau faktor lingkungan yang mempengaruhi perubahan status sel (Rienow & Goetzke, 2015)

Berbagai metode kualitatif dan kuantitatif

digunakan untuk mendeteksi faktor pendorong. Sebagian besar studi yang ada berfokus pada respon LULC terhadap faktor pendorong geografis, sosial dan ekonomi, yang dapat menjadi referensi dan dapat diandalkan untuk simulasi LULC serta perubahan pola lanskap yang diakibatkan oleh penggunaan lahan untuk berbagai kegiatan dapat menjadi alasan potensial untuk fragmentasi lahan non-konstruktif (Kleemann *et al.*, 2017).

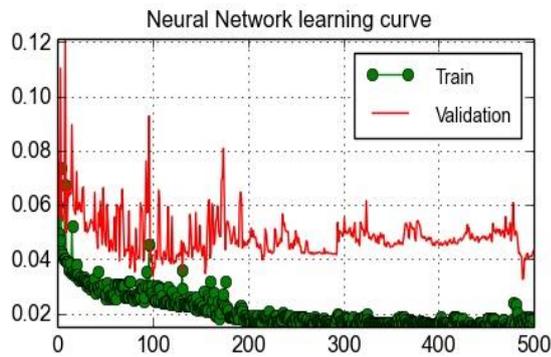
Faktor geografis yang sering digunakan sebagai faktor pendorong pada kebanyakan penelitian sering kali mengacu pada ketinggian, kemiringan, aspek dari jarak ke permukiman, jalan, rel, Sungai, dan lahan hijau. Sedangkan faktor sosio-ekonomi terdiri PDB, pertumbuhan dan kepadatan penduduk. Faktor-faktor tersebut mempengaruhi perubahan penggunaan lahan secara langsung maupun tidak langsung dengan tingkat kepercayaan yang tinggi (Jia *et al.*, 2018).

### 3.3. Prediksi Tutupan Hutan dan Deforestasi Tahun 2032

Prediksi melibatkan penggunaan data atau informasi yang ada untuk mengantisipasi kejadian di masa depan. Di berbagai bidang seperti sains, bisnis, dan teknologi, prakiraan biasanya dihasilkan melalui penggunaan model matematika, analisis statistik, atau algoritme kecerdasan buatan (Nuankaew *et al.*, 2020). Dalam membangun model simulasi dan prediksi tahun 2032 penelitian ini menggunakan plugin

mollusce pada software QGIS 2.18. Plugin MOLLUSCE menyediakan algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Cellular Automata* (CA) untuk simulasi dan prediksi perubahan LULC. ANN mengikuti pendekatan non-parametrik, nonlinear, dan stokastik dalam simulasi dan prediksi perubahan LULC, yang memproses potensi untuk memecahkan masalah yang berasal dari variabel yang berbeda (Baig *et al.*, 2022).

Dengan menggunakan kapasitasnya untuk belajar dari sejumlah dataset, ANN memungkinkan model untuk mengelola kondisi yang kompleks selama simulasi. ANN pada dasarnya menggunakan pendekatan *multilayer preception* (MLP) dengan mempertimbangkan perubahan LULC yang telah dicatat sebelumnya dan variabel spasial untuk modifikasi LULC (Shen *et al.*, 2020).

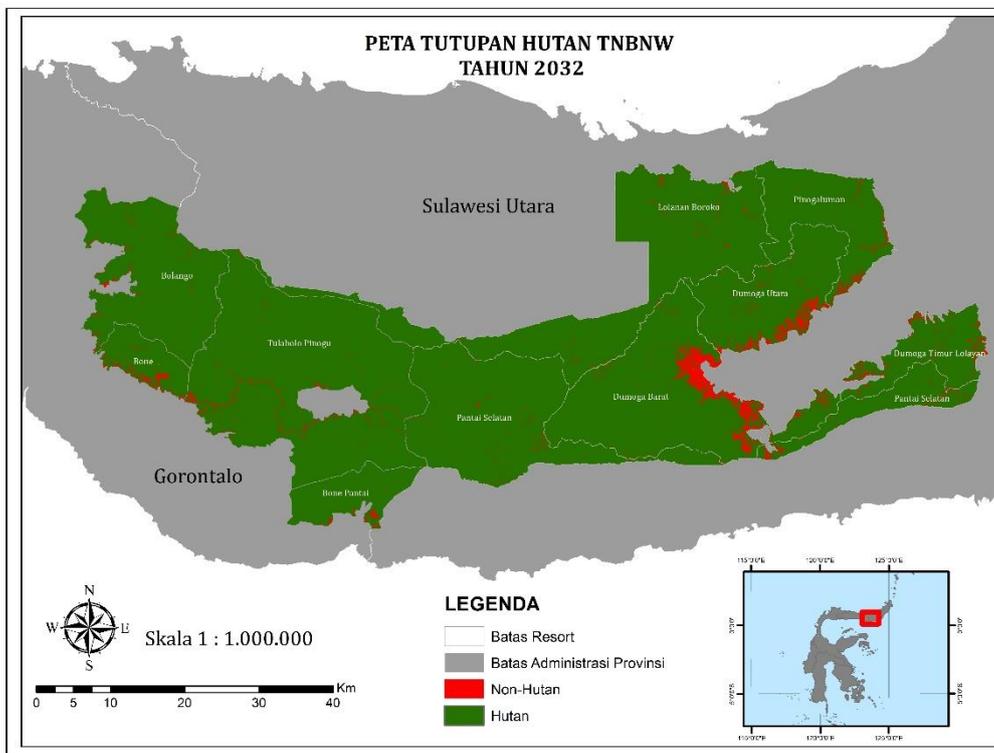


Gambar 4. Kurva Pembelajaran Jaringan Syaraf (ANN)

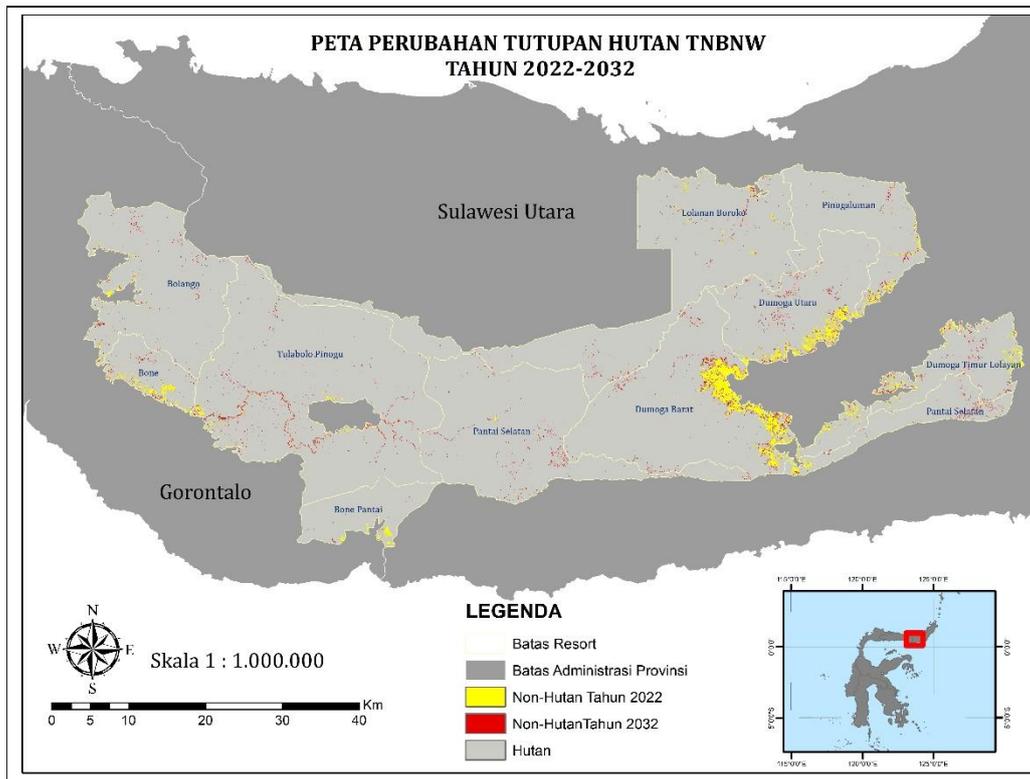
Perubahan transisi yang dialami oleh dua kelas tutupan hutan antara tahun 2002 dan 2012

dinyatakan dalam bentuk matrix transisi. Tren konversi dan transisi lahan menjadi dasar dalam pemodelan potensi transisi untuk simulasi CA-ANN. Matriks area transisi memainkan peran penting dalam membatasi jumlah piksel yang menunjukkan perubahan selama proses automata, sehingga membangun hubungan antara matriks area transisi dan wilayah yang diperkirakan mengalami modifikasi tutupan hutan.

Simulasi di representasikan dalam grafik yang menggambarkan kalibrasi pembelajaran ANN. Kalibrasi dan pemodelan perubahan tutupan hutan yang dilakukan ada penelitian ini menggunakan parameter sebagai berikut: *neighborhood* (1 px), *learning rate* (0,005), *maximum iteration* (500), *hidden layer* (5), dan *momentum* (0,005). Model ini menggunakan data peta tahun 2002 dan 2012 untuk memprediksi perubahan pada tahun 2022, yang kemudian menghasilkan nilai ketepatan sebesar 98%, dengan nilai validasi kappa sebesar 0,77. Selain persen keakuratan dan overall kappa, terdapat juga nilai *kappa Location* sebesar 0,77 dan juga *kappa histogram* sebesar 0,99. Berdasarkan hasil simulasi, nilai di atas menunjukkan keseimbangan antara hasil klasifikasi tahun 2022 saat ini dan hasil prediksi tahun 2022 yang berasal dari input pada suatu lokasi. Hal ini menunjukkan bahwa tingkat pencapaian model ini hampir sempurna dan memiliki validitas ilmiah. Berdasarkan model yang telah di validasi tersebut, maka simulasi CA-ANN dapat dilakukan untuk mendapatkan peta prediksi tutupan hutan tahun 2032.



Gambar 5. Peta Hasil Prediksi Tutupan Hutan Tahun 2032



**Gambar 6.** Peta Perubahan Tutupan Hutan Tnbnw Tahun 2022-2032

Setelah mendapatkan hasil yang memuaskan dari validasi model, maka peneliti memprediksi tutupan hutan tahun 2032. Penelitian ini menggunakan data temporal dengan interval waktu 10 tahun. Pada Tabel 1, menunjukkan prediksi perubahan kelas tutupan lahan yang berbeda dengan tahun sebelumnya. Hasil yang diamati menjelaskan perubahan luasan deforestasi. Dimana pada hasil prediksi tahun 2032 terjadi penurunan luas hutan dan penambahan luasan Kawasan non-hutan. Pada tahun tersebut kawasan non hutan bertambah mencapai angka 9476,11 Ha atau dan luas hutan berkurang mencapai angka 272.613,82 Ha.

**Tabel 3.** Matrix Transisi Tutupan hutan TNBNW Tahun 2002-2012

| Tutupan Hutan |           | 2012      |       |
|---------------|-----------|-----------|-------|
|               |           | Non-Hutan | Hutan |
| 2002          | Non-Hutan | 1,00      | 0     |
|               | Hutan     | 0,02      | 0,98  |

Berdasarkan prakiraan tutupan hutan pada tahun 2032, data menunjukkan bahwa deforestasi di kawasan TNBNW antara tahun 2022 dan 2032 mencapai 984,48 hektar, dengan laju deforestasi tahunan sebesar 94,84 hektar (0,03% per tahun). Hasil tersebut jika dibandingkan dengan deforestasi periode sebelumnya mengalami penurunan. Perkembangan deforestasi akan terjadi terus menerus seiring berjalannya waktu. Faktor-faktor fisik dan sosio-ekonomi memiliki dampak substansial terhadap pola lanskap selama periode penelitian, berdasarkan hasil yang diamati.

Berdasarkan hasil prediksi tahun 2032 tersebut dapat dilihat bahwa terjadi perubahan tutupan hutan di kawasan TNBNW. Secara visual dapat dilihat pada gambar bahwa terjadi penambahan Kawasan non-hutan di wilayah SPTN II (Dumoga Barat, Dumoga Utara, dan Dumoga Timur), selanjutnya di prediksi bahwa non-hutan bertambah pada wilayah SPTN I mencakup wilayah Tulabolo Pinogu, Bone Pantai, Bone dan Bolango secara visual jelas bahwa banyak terjadi di SPTN 1 terutama di sekitar Sungai Bone

Variabel geografis yang digunakan dalam kalibrasi model dipilih karena hubungannya yang signifikan dengan tutupan lahan. Variabel fisik seperti geografis dan iklim dianggap variabel yang paling penting dalam mendorong aktifitas antropogeik. Sementara faktor kedekatan seperti aksesibilitas ke jalan raya, jarak dari pusat kota, dan jarak dari aliran Sungai membantu menentukan kekuatan pendorong pola lanskap.

Wilayah dengan ketinggian yang rendah atau relatif datar sering dikaitkan dengan perubahan LULC yang cepat, karena geografis wilayah tersebut lebih rentan terhadap aktivitas manusia (Baig *et al.*, 2022). Karena kemiringan lereng serta ketinggian tempat di bagian SPTN II lebih rendah menyebabkan perubahan banyak terjadi di wilayah ini terutama wilayah yang berdekatan dengan akses jalan dan permukiman Masyarakat. Berbeda dengan wilayah yang berupa pegunungan, hutan perbukitan, tidak mengalami deforestasi yang cukup signifikan.

Sumber daya alam, ekologi, dan ketahanan pangan dapat terancam oleh aktivitas deforestasi, terutama

perluasan non-hutan atau degradasi vegetasi (Mahari *et al.*, 2020). Mengingat peran penting TNBNW dalam melestarikan keanekaragaman hayati dan ekosistem, penelitian ini diharapkan dapat memberikan dampak yang besar dalam memajukan pemanfaatan sumber daya alam yang berkelanjutan. dan memberikan informasi yang tepat dan relevan terkait evaluasi dan pemantauan perubahan tutupan hutan.

#### 4. KESIMPULAN

Terjadinya deforestasi di Taman Nasional Bogani Nani Wartabone (TNBNW) terus berlangsung selama periode 2002-2022. Studi ini menggunakan data *tree cover* dari tahun 2000, bersama dengan data *loss year* yang dikategorikan ke dalam kawasan berhutan dan tidak berhutan. Hasil klasifikasi tahun 2002, 2012, 2022 dilakukan uji akurasi dengan nilai *overall accuracy* berturut-turut adalah 0,88, 0,97, dan 0,95. Hasil klasifikasi tutupan hutan TNBNW menunjukkan penurunan luas hutan dimana pada tahun 2002 mencapai 280.148,39 Ha, tahun 2012 luas hutan menurun menjadi 276.624,86 Ha, dan tahun 2022 luas hutan mencapai 273.560,25 Ha. Berdasarkan klasifikasi tersebut pada periode 2002 hingga 2012 menunjukkan deforestasi seluas 3.514,53 Ha atau 0,12% per tahun. pada periode 2012 hingga tahun 2022 deforestasi menurun mencapai angka 3.064,46 Ha atau 0,11% per tahun

Hasil prediksi tutupan hutan menggunakan *Cellular Automata* di TNBNW terjadi peningkatan luas Kawasan non-hutan mencapai 9.476,11, dan penurunan luas Kawasan hutan menjadi 272.613,82 Ha. Hasil uji validitas model menunjukkan keakuratan yang baik antara peta aktual dan peta hasil simulasi dengan nilai koefisien kappa mencapai 0.75. Berdasarkan hasil prediksi tutupan lahan tersebut maka angka deforestasi periode tahun 2022 hingga 2032 mencapai 948,43 Ha atau 94,84 Ha/tahun (0,03% per tahun).

Dalam studi ini, peneliti hanya berfokus untuk memodelkan dan memprediksi pola perkembangan deforestasi saja tanpa mengetahui perubahan jenis tutupan lahan TNBNW. Maka disarankan untuk melakukan pengklasifikasian jenis tutupan lahan secara detail guna mengidentifikasi jenis tutupan lahan dan perubahan yang terjadi. Selain itu juga perlu mencoba menggunakan faktor pendorong yang berbeda dengan mengkombinasikan variabel geografi fisik, dan sosial ekonomi yang memiliki dampak substansial terhadap pola lanskap. Pendekatan ini akan memberi pemahaman lebih mendalam mengenai dinamika deforestasi di kawasan Taman Nasional, termasuk area yang terdampak dan jenis tutupan lahan yang hilang akibat deforestasi, sehingga dapat mendukung pengelolaan konservasi yang lebih efektif pada kawasan TNBNW.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Wildlife Conservation Society Indonesia Program (WCS-IP) melalui kegiatan Research Fellowship Program (RFP) atas

dukungan pendanaan, logistik, pelatihan, dan pendampingan analisis data yang sangat berarti bagi keberhasilan penelitian, serta kepada Balai Taman Nasional Bogani Nani Wartabone (TNBNW) atas dukungan penuh, penyediaan data relevan, dan fasilitas berbagai kebutuhan yang mendukung terselesainya penelitian ini dengan baik.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Aksoy, H., & Kaptan, S. (2022). Simulation of future forest and land use/cover changes (2019–2039) using the cellular automata-Markov model. *Geocarto International*, 37(4), 1183–1202. <https://doi.org/10.1080/10106049.2020.1778102>
- Baig, M. F., Mustafa, M. R. U., Baig, I., Takaijudin, H. B., & Zeshan, M. T. (2022). Assessment of Land Use Land Cover Changes and Future. *Water*, 1–17. <https://doi.org/10.3390/w14030402>
- Bashari, H., Rahmanita, D., Lela, M. W., Datunsolang, I., Mokodompit, A., & Mokoginta, R. P. (2020). *Status Keragaman Jenis Satwa dan Tumbuhan di Kawasan Taman Nasional Bogani Nani Wartabone Sulawesi Utara - Gorontalo, 2020*. Balai Taman Nasional Bogani Nani Wartabone dan Enhancing the Protected Area System in Sulawesi for Biodiversity Conservation (EPASS) - Project.
- Dariono, D., Siregar, Y. I., & Nofrizal, N. (2018). Analisis Spasial Deforestasi dan Degradasi Hutan di Suaka Margasatwa Kerumutan Provinsi Riau. *Dinamika Lingkungan Indonesia*, 5(1), 27. <https://doi.org/10.31258/dli.5.1.p.27-33>
- Darmawan, M. G., & Fardani, I. (2022). Prediksi Deforestasi Hutan Menggunakan Metode Cellular Automata di Kabupaten Bogor. *Bandung Conference Series: Urban & Regional Planning*, 2(1), 61–70. <https://doi.org/10.29313/bcsurp.v2i1.1764>
- Daskalova, G. N., Myers-Smith, I. H., Bjorkman, A. D., Blowes, S. A., Supp, S. R., Magurran, A., & Dornelas, M. (2019). Landscape-scale forest loss as a catalyst of population and biodiversity change. *Edinburgh Research Explorer*, 5–10.
- El-Tantawi, A. M., Bao, A., Chang, C., & Liu, Y. (2019). Monitoring and predicting land use/cover changes in the Aksu-Tarim River Basin, Xinjiang-China (1990–2030). *Environmental Monitoring and Assessment*, 191(8), 1–18. <https://doi.org/10.1007/s10661-019-7478-0>
- Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S. V., Goetz, S. J., Loveland, T. R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C. O., & Townshend, J. R. G. (2013). High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*, 342(6160), 850–853. <https://doi.org/10.1126/science.1244693>
- Harold, R., & Ibrahim, R. (2020). Pelestarian Taman Nasional Bogani Nani Wartabone Berbasis Lembaga Sosial Agama. *Ideas: Jurnal Pendidikan, Sosial, Dan Budaya*, 6(4), 415. <https://doi.org/10.32884/ideas.v6i4.296>
- Hoang, N. T., & Kanemoto, K. (2021). Mapping the deforestation footprint of nations reveals growing threat to tropical forests. *Nature Ecology and Evolution*, 5(6), 845–853. <https://doi.org/10.1038/s41559-021-01417-z>
- Hou, H., Zhou, B. B., Pei, F., Hu, G., Su, Z., Zeng, Y., Zhang, H., Gao, Y., Luo, M., & Li, X. (2022). Future Land

- Batjoli, M. F., Lihawa, F., dan Lahay, R. J. (2025). Prediksi Spasial Deforestasi Kawasan Hutan Taman Nasional Bogani Nani Wartabone Menggunakan *Cellular Automata-Artificial Neural Network*. *Jurnal Ilmu Lingkungan*, 23(2), 443-451, doi:10.14710/jil.23.2.443-451
- Use/Land Cover Change Has Nontrivial and Potentially Dominant Impact on Global Gross Primary Productivity. *Earth's Future*, 10(9), 1-20. <https://doi.org/10.1029/2021EF002628>
- Jia, Z., Ma, B., Zhang, J., & Zeng, W. (2018). Simulating spatial-temporal changes of land-use based on ecological redline restrictions and landscape driving factors: A case study in Beijing. *Sustainability (Switzerland)*, 10(4), 1-18. <https://doi.org/10.3390/su10041299>
- Kawuwung, F. R. (2012). Potensi Taman Nasional Bogani Nani Wartabone, Permasalahan Dan Konservasi Pada Tingkat Pengembangan Dan Pengawasan. *El-Hayah*, 1(2), 15-18. <https://doi.org/10.18860/elha.v1i2.1689>
- Kleemann, J., Baysal, G., Bulley, H. N. N., & Fürst, C. (2017). Assessing driving forces of land use and land cover change by a mixed-method approach in north-eastern Ghana, West Africa. *Journal of Environmental Management*, 196, 411-442. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2017.01.053>
- Koranteng, Addo, & Zawila-niedzwiecki, T. (2020). Modelling forest loss and other land use change dynamics in Ashanti Region of Ghana. *57(2)*, 96-111. <https://doi.org/10.1515/ffp-2015-0010>
- Lukas, P., Melesse, A. M., & Kenea, T. T. (2023). Prediction of Future Land Use/Land Cover Changes Using a Coupled CA-ANN Model in the Upper Omo-Gibe River Basin, Ethiopia. *Remote Sensing*, 15(4). <https://doi.org/10.3390/rs15041148>
- Mahapatr, K., & Kant, S. (2005). Tropical deforestation: A multinomial logistic model and some country-specific policy prescriptions. *Forest Policy and Economics*, 7(1), 1-24. [https://doi.org/10.1016/S1389-9341\(03\)00064-9](https://doi.org/10.1016/S1389-9341(03)00064-9)
- Mahari, W. A. wan, Azwar, E., Li, Y., Wang, Y., Peng, W., Ma, N. L., Yang, H., Rinklebe, J., Lam, S. S., & Sonne, C. (2020). Deforestation of rainforests requires active use of UN's Sustainable Development Goals. *Science of the Total Environment*, 742. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140681>
- Maryam, T. (2021). *Environmental & Analytical Toxicology A Review on Deforestation : It ' s Effects and Ways to reduce it*. 11.
- Nuankaew, P., Nuankaew, W., Teeraputon, D., Phanniphong, K., & Bussaman, S. (2020). Prediction Model of Student Achievement in Business Computer Disciplines Learning Strategies for Lifelong Learning. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 15(20), 160-181.
- Pendrill, F., Persson, U. M., Godar, J., Kastner, T., Moran, D., Schmidt, S., & Wood, R. (2019). Agricultural and forestry trade drives large share of tropical deforestation emissions. *Global Environmental Change*, 56(February), 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2019.03.002>
- Rienow, A., & Goetzke, R. (2015). Supporting SLEUTH - Enhancing a cellular automaton with support vector machines for urban growth modeling. *Computers, Environment and Urban Systems*, 49, 66-81. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2014.05.001>
- Rosalina, L., & Susilo, B. (2018). Integrasi Pemodelan Cellular Automata Dan Multilayer Perceptron Untuk Prediksi Lahan. *Jurnal Bumi Indonesia*, 7(2).
- Senoaji, G. (2019). The Conflicts of Utilization of Forest Area in Bukit Basa Limited Production Forest, Rejang Lebong District, Bengkulu Province. *Jurnal Ilmu Lingkungan*, 17(1), 61. <https://doi.org/10.14710/jil.17.1.61-69>
- Shen, L., Li, J. B., Wheate, R., Yin, J., & Paul, S. S. (2020). Multi-Layer Perceptron Neural Network and Markov Chain Based Geospatial Analysis of Land Use and Land Cover Change. *Journal of Environmental Informatics Letters*, 3(1), 28-38. <https://doi.org/10.3808/jeil.202000023>