

PREDIKSI PERUBAHAN TUTUPAN LAHAN DENGAN MODEL MARKOV CHAIN DAN ANN-MARKOV DI DAS KRUENG ACEH

(Land cover change prediction using Markov Chain and ANN-Markov Model in Krueng Aceh Watershed)

Yudi Armanda Syahputra^{1,2} Muhammad Buce Saleh¹, Nining Puspaningsih¹,
¹Fakultas Kehutanan dan Lingkungan, Institut Pertanian Bogor, Bogor
Jl. Lingkar Akademik Kampus IPB, Dramaga, Babakan, Kec. Dramaga, Bogor, Jawa Barat
²BPDASHL Krueng Aceh, Banda Aceh
Jl. Cut Nyak Dien Km. 1, 2, Banda Aceh, Emperom, Jaya Baru, Banda Aceh City, Aceh
[Email: yoedhiskma@gmail.com](mailto:yoedhiskma@gmail.com)

Diterima: 28 September 2021 Direvisi: 09 November 2021 Disetujui: 10 November 2021

ABSTRACT

Prediction of land cover change will be a consideration in determining the development strategy in the future. There are many methods for predicting land cover change. It depends on data availability, model algorithms and output needed. The objective of this research was to predict land cover change from 2007 to 2020 in the Krueng Aceh watershed. The method used remote sensing and GIS. The Markov Chain (MC) and Artificial Neural Network-Markov (ANN-M) models were used to understand the spatio-temporal dynamics of land cover. The accuracy of the classified imagery was obtained from on-screen digitation using medium resolution landsat-8 OLI image in 2020 with Kappa Accuracy around 84%. Both prediction algorithms used year 2007 (T1) and year 2017 (T2) land cover data to calculate the probability of land cover change prediction in year 2020 (T3). The Kappa Accuracy of both models shows a strong correlation between the simulated land cover maps and the results of visual interpretation (ANN=87.81% and MC=88.69%), this proves high accuracy of both models.

Key words: model; ANN-Markov; landcover change prediction; Markov Chain

ABSTRAK

Prediksi perubahan tutupan lahan yang baik akan menjadi pertimbangan dalam menentukan strategi pembangunan di masa depan. Terdapat banyak metode dalam melakukan prediksi perubahan tutupan lahan yang tergantung pada kebutuhan data, algoritma pemodelan yang dilakukan dan output apa saja yang diperlukan. Penelitian ini dilakukan untuk mengkaji model prediksi perubahan tutupan lahan dari tahun 2007 hingga 2020 di DAS Krueng Aceh. Pendekatan yang dilakukan menggunakan penginderaan jauh dan SIG. Model Markov Chain (MC) dan Artificial Neural Network-Markov (ANN-MC) digunakan untuk memahami dinamika spatio-temporal tutupan lahan. Akurasi dari citra penginderaan jauh yang diklasifikasikan diperoleh dari hasil interpretasi visual pada citra resolusi sedang Landsat OLI tahun 2020 dengan nilai Kappa Accuracy sebesar 84%. Kedua model prediksi menggunakan data tutupan lahan tahun 2007 (T1) dan 2017 (T2) untuk membuat probabilitas perubahan yang digunakan dalam memprediksi tutupan lahan pada tahun 2020 (T3). Validasi kedua algoritma

menunjukkan korelasi yang kuat dengan peta tutupan lahan 2020, hal tersebut membuktikan kehandalan model kedua simulasi (ANN=87,81% dan MC=88,69%).

Kata kunci: model; ANN-Markov; prediksi tutupan lahan; Rantai Markov

I. PENDAHULUAN

Perubahan tutupan lahan dapat diartikan sebagai semua bentuk intervensi oleh manusia terhadap lahan dalam upaya pemenuhan kebutuhannya. Perubahan tersebut akan menyebabkan berubahnya fungsi lahan, karakteristik lahan dan kualitas lahan (Weng, 2002). Hal ini dapat memiliki dampak positif maupun negatif sebagai konsekuensi dari pertumbuhan sosial ekonomi masyarakat (Putra, 2019). Perubahan tutupan lahan dapat dikaji menggunakan batas Daerah Aliran Sungai (DAS) karena memiliki keunikan bentuk dan komposisi ekosistem tersendiri. Berkurangnya tutupan vegetasi pada suatu DAS dapat menyebabkan meningkatnya laju aliran permukaan serta penurunan daya infiltrasi tanah dan evapotranspirasi (Salim, Dharmawan, & Narendra, 2019). DAS Krueng Aceh terdiri dari 9 sub das dengan satu muara yaitu Sungai Krueng Aceh dan berfungsi sebagai penyedia air baku dan kebutuhan air lainnya bagi dua kabupaten yang ada di dalamnya. Penelitian tahun 2016 menyebutkan dibutuhkan 12.824.936 m³ air baku pertahun untuk Kota Banda Aceh dan 35.077.462 m³ setiap tahunnya untuk Kabupaten Aceh Besar (Muis, Murtalaksono, Suratijaya, & Haridjaja, 2016). Pentingnya peranan DAS Krueng Aceh sebagaimana yang dijelaskan di atas menjadikan perlunya perencanaan yang handal dalam pengelolaannya.

Perubahan tutupan lahan di DAS Krueng Aceh akan memengaruhi kebijakan dan arah perencanaan tata ruang yang ada. Perencanaan yang baik dibutuhkan untuk mengantisipasi berbagai macam ancaman ekologis pada DAS Krueng Aceh di masa depan. Prediksi arah perubahan tutupan lahan diharapkan dapat menjadi rujukan bagi para perencana dalam menentukan pola pengelolaan DAS Krueng Aceh di masa yang akan datang. Prediksi perubahan tutupan lahan merupakan salah satu faktor penting dalam pengambilan langkah perencanaan yang tepat (Huang, Yang, Wang, Liu, & Yang, 2020). Terdapat beberapa teknik yang bisa digunakan untuk mempelajari perubahan tutupan lahan dengan menggunakan pendekatan penginderaan jarak jauh dan Sistem Informasi Geografis (SIG). Beberapa model telah diuji dan dikembangkan, seperti Regresi Logistik (Hu & Lo, 2007), *Celullar Automata* (CA) (Syphard, Clarke, & Franklin, 2005), *Celullar Automata-Markov Chain* (CA-MC) (Memarian, Balasundram, Talib, Sung, Sood, & Abbaspour, 2012), *Artificial Neural Network* (ANN) (Wang & Mountrakis, 2011). Selain kehandalan yang dimiliki oleh masing-masing model, terdapat berbagai kekurangan yang menjadi pertimbangan penulis dalam menentukan model yang akan diuji. *Celullar Automata* hanya bergantung terhadap data spasial dan kurang baik dalam membuat simulasi yang realistis (de Noronha Vaz, Nijkamp, Painho, & Caetano, 2012; Yang, Su, Chen, Xie, & Ge, 2016).

Proses simulasi yang dilakukan SLEUTH dibatasi oleh faktor tetap yang tidak dapat berubah (Nahavandya, Kumar, & Ghamisi, 2017; Saxena & Jat, 2019). *Support Vector Machin* (SVM) tidak menjelaskan bobot dari faktor pendorong (Karimi, Sultana, Babakan, & Suthaharan, 2019).

Markov Chain (MC) tetap dapat digunakan dalam memprediksi tutupan lahan dengan baik walaupun memiliki kekurangan berupa tidak dapat terakomodirnya perubahan tutupan lahan yang terjadi akibat pembukaan akses. Penelitian dengan metode MC yang telah dilakukan sebelumnya oleh Paramita dan Danoedoro (2011), Yang, Zheng, dan Lv (2012), Ye dan Bai (2008), Al-sharif dan Pradhan (2014), Uktoro (2013). Selain itu, dibandingkan dengan jenis markov yang lain (*Markov decision process*, *Hidden Markov model*, dan *Partially observable Markov decision process*), MC adalah model paling sederhana dan mudah untuk digunakan.

Sementara itu, de Almeida (2003), Moghaddam dan Samadzadegan (2009), Omrani, Charif, Gerber, Bódis, dan Basse (2012), Xu, Zhang, dan Zhou (2008), Yeh dan Li (2002) melakukan pemodelan perubahan tutupan lahan dengan mengombinasikan *Artificial Neural Network* (ANN) dengan CA. Masalah yang melekat dengan model ANN adalah faktor pendorong diasumsikan tidak akan berubah selama periode simulasi, akan tetapi, ANN mudah terintegrasi dengan model lain, dan dapat mendeteksi hubungan antara perubahan tutupan lahan dengan masing-masing faktor

pendorongnya (Megahed, Cabral, Silva, & Caetano, 2015).

Penelitian ini membandingkan metode prediksi tutupan lahan dengan ANN-Markov dan MC untuk melihat metode yang paling sesuai dengan hasil aktual lapangan. Penelitian yang membandingkan metode prediksi tutupan lahan masih sangat jarang dan sebagian besar hanya membandingkan model dan prediksi CA-ANN dan CA-Regresi Logistik (Logit) seperti yang dilakukan oleh Ridwan, Ardiansyah, dan Gandasmita (2017) dan Darmawan, Puspaningsih, dan Saleh (2017). Diharapkan hasil prediksi terbaik dapat dimanfaatkan sebagai salah satu acuan dalam perencanaan pengelolaan DAS di masa yang akan datang.

Tujuan utama penelitian ini adalah untuk menganalisis dinamika perubahan dan prediksi tutupan lahan DAS Krueng Aceh. Untuk memenuhi tujuan utama tersebut maka terdapat beberapa tujuan dasar yang ingin dicapai antara lain (1) menganalisis kondisi perubahan tutupan lahan yang terjadi pada tahun 2007, 2017, dan 2020; (2) menentukan prediksi perubahan tutupan lahan di DAS Krueng Aceh menggunakan model MC dan ANN-Markov.

II. BAHAN DAN METODE

A. Waktu dan Lokasi

Penelitian dilakukan pada DAS Krueng Aceh yang merupakan DAS di bagian Utara Pulau Sumatera yang seluruhnya berada dalam Propinsi Aceh. Nama Krueng Aceh merupakan nama sungai utama yang mengalir dalam DAS tersebut yang memiliki luas 176.925 ha. Secara geografis

DAS Krueng Aceh berada pada posisi Bujur Timur (BT) $95^{\circ}11'41''$ - $95^{\circ}49'46''$ dan Lintang Utara (LU) $5^{\circ}3'41''$ - $5^{\circ}38'10''$.

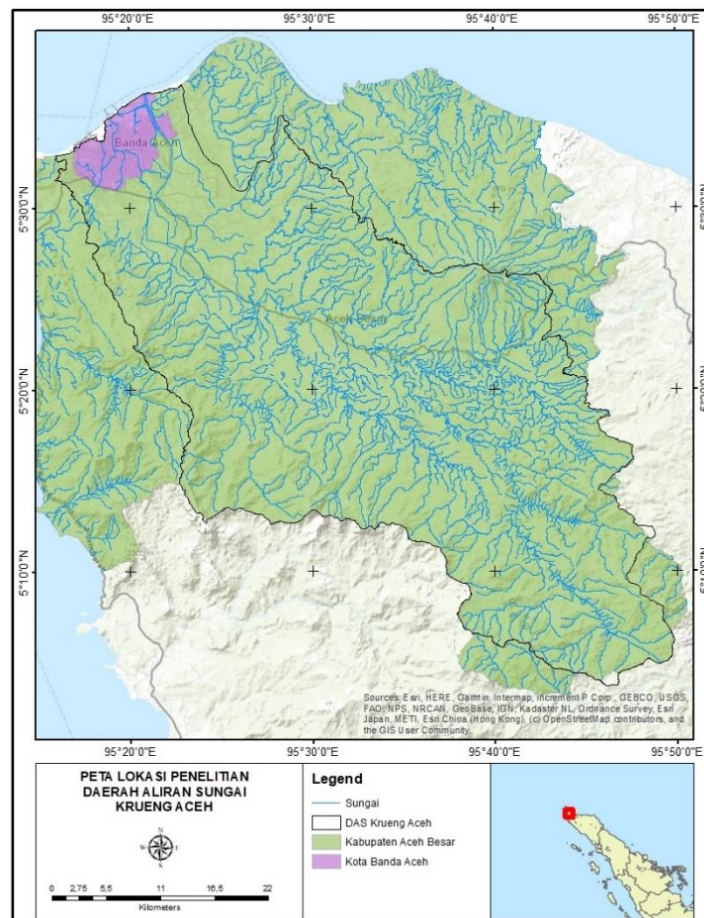
Seluruh kecamatan dalam wilayah administrasi Kabupaten Aceh Besar terletak dalam DAS Krueng Aceh baik secara keseluruhan atau sebagian. Luas total Kabupaten Aceh Besar yang berada dalam DAS Krueng Aceh lebih kurang 1,934 km². Wilayah administrasi Kota Banda Aceh yang terletak di bagian hilir DAS Krueng Aceh memiliki total luas 60 km² dan sekitar 95.3% luas Kota Banda Aceh berada dalam wilayah DAS Krueng Aceh (BPDASHL Krueng Aceh, 2009).

Penelitian ini dibagi menjadi tiga tahapan yakni tahap pengumpulan data, pengolahan data dan survei lapang yang

dilakukan mulai bulan Desember 2020 sampai Januari 2021 serta analisis perubahan lahan yang diikuti pembangunan model spasial pada bulan Januari sampai Agustus 2021.

B. Bahan dan Alat

Alat yang digunakan dalam penelitian ini dibedakan menjadi hardware dan software. Hardware yang digunakan dalam pengukuran lapangan adalah GPS, Kamera, *tallysheet*. Software yang digunakan dalam pengolahan dan analisis data adalah ArcMap 10.4.1, TerrSet 2020 dan Microsoft Excel. Bahan atau data yang digunakan dalam penelitian ini adalah Landsat 5 TM perekaman tahun 2007 dan Landsat 8 OLI perekaman tahun 2017 dan 2020.



Gambar (Figure) 1. Peta lokasi penelitian (Study area map)
Sumber (Source): Pengolahan data 2021 (data analysis 2021)

C. Metode Penelitian

1. Pra Pengolahan Citra

Koreksi geometrik adalah salah satu cara yang digunakan dalam melakukan koreksi pengaruh sensor dan orbit satelit pada citra landsat 5 (Handayani, Sasmito, & Wijaya, 2017). Data citra yang memiliki koordinat yang berbeda dilakukan proses registrasi sehingga proyeksi citra menjadi UTM (*Universal Transverse Mercator*) zona 46N dan datum WGS 84 (*World Geographic System 84*) dengan menggunakan *software* ArcGIS 10.4. Proses ini bertujuan untuk menempatkan posisi data sesuai posisi geografis di permukaan bumi.

Data citra multispektral dapat diperoleh dengan melakukan penggabungan beberapa *band* yang diperlukan dalam proses interpretasi visual, hal ini dikarenakan sangat sulit melakukan interpretasi visual dengan menggunakan 1 band saja yang hanya menampilkan gradasi warna abu-abu (Jaya, 2010a), sehingga penggabungan *band* dapat mempermudah dalam menginterpretasikan objek. Penggabungan beberapa band yang terpilih dilakukan pada ArcMap 10.4.1. Penelitian ini menggunakan 2 (dua) jenis citra landsat yang menyebabkan perbedaan kombinasi *band* yang digunakan dalam proses intrepretasi. Untuk landsat 5 TM, *band* yang dipakai adalah *band 1*, *band 2*, *band 3*, *band 4*, dan *band 5* (Jaya, 2010b). *Band* yang digunakan untuk interpretasi visual citra landsat 8 OLI adalah *band 2*, *band 3*, *band 4*, *band 5* dan *band 6* (Sampurno & Thoriq, 2016). Pemotongan citra dilakukan untuk melakukan pembatasan citra yang digunakan agar sesuai dengan batas DAS Krueng Aceh untuk mempermudah fokus

kegiatan analisis pada lokasi penelitian yang akan diamati.

2. Analisis Tutupan Lahan

Analisis perubahan tutupan lahan dilakukan sebagai langkah awal dalam melakukan prediksi perubahan tutupan lahan. Peta tutupan lahan dibuat dengan menggunakan metode interpretasi visual pada citra Landsat 5 TM 2007 tanggal akuisisi 20-05-2007 (T_1) dan Landsat 8 OLI 2017 akuisisi 27-07-2017 (T_2) dan Landsat 8 OLI 2020 akuisisi 28-09-2020 (T_3). Peta klasifikasi tutupan lahan dibuat menjadi 11 kelas, sesuai dengan klasifikasi tutupan lahan menurut Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK), sebagaimana terlihat pada Tabel 1.

Menurut Mas, Lemoine Rodríguez, González López, López Sánchez, Piña Garduño, dan Herrera Flores (2017) interpretasi kelas tutupan lahan secara visual adalah proses *deliniasi* citra penginderaan jauh berdasarkan perbedaan karakteristik objek yang diamati baik secara spasial maupun spektral. Interpretasi visual dilakukan sebelum melakukan pengamatan di lapang dengan membuat *deliniasi* batas antar kelas tutupan lahan dengan cara *digitasi* langsung di layar komputer (*on screen digitizing*) pada citra Landsat dengan tampilan komposit RGB (Liu, Huang, Shi, & Zhang, 2020), proses ini dilakukan menggunakan *software* ArcMap 10.4.1

Klasifikasi tutupan lahan secara visual dilakukan dengan mendeliniasi setiap kelas tutupan lahan berdasarkan elemen-elemen interpretasi, dan diuji akurasi dengan data pengamatan lapangan (*ground check*). Penghitungan uji akurasi

Tabel (Table) 1. Kelas tutupan lahan (*Land cover class*)

No	Kode (Code)	Keterangan kode (Code description)	Kelas tutupan lahan (<i>Land cover class</i>)
1	AC	<i>Annual Crop</i>	Pertanian lahan kering
2	B	<i>Barelands</i>	Tanah terbuka
3	DF	<i>Disturbed Forest</i>	Hutan sekunder
4	F	<i>Fishponds</i>	Tambak
5	FP	<i>Forest Plantation</i>	Hutan Tanaman Industri
6	MTB	<i>Mixed Tree Based</i>	Agroforestri
7	PF	<i>Paddy Field</i>	Sawah
8	SET	<i>Settlements</i>	Permukiman
9	SH	<i>Shrubs</i>	Semak belukar
10	UF	<i>Undisturbed Forest</i>	Hutan primer
11	W	<i>Waterbodies</i>	Tubuh air

Sumber (Source): Pengolahan data 2021 (*data analysis 2021*)

dilakukan untuk melihat keakuratan atau ketelitian hasil dari klasifikasi objek pada citra. Data contoh dibutuhkan dalam uji akurasi untuk membandingkan hasil klasifikasi dengan data aktual lapangan. Titik-titik sampling di lapangan yang dibentuk dari peta hasil interpretasi visual tahun 2020 digunakan untuk melihat keadaan sebenarnya. Metode penentuan jumlah pengamatan lapangan yang digunakan adalah *purposive sampling* mempertimbangkan aksesibilitas dan keterwakilan pada setiap kelas tutupan lahan dengan jumlah contoh sebanyak 167 titik. Jumlah sampel yang harus diambil proporsional terhadap luasan tutupan lahan yang ada. Uji akurasi hasil interpretasi visual dengan data aktual dilakukan dengan menggunakan nilai *User's accuracy* (UA), *Producer's accuracy* (PA), *Overall accuracy* (OA), dan *Kappa accuracy* (KA) (Tabel 2).

3. Model Prediksi Tutupan Lahan

Kajian mengenai kondisi perubahan tutupan lahan pada masa mendatang atau prediksi tutupan lahan dilakukan dengan membandingkan kombinasi dua metode prediksi yaitu MC dan ANN-MC.

3.1. Markov Chain

Markov Chain atau Rantai Markov adalah pendekatan untuk mendapatkan matriks probabilitas transisi dari periode penggunaan lahan masa lalu untuk memprediksi penggunaan lahan pada periode mendatang. Probabilitas dihasilkan dari perubahan yang terjadi pada T_1 dan T_2 , untuk digunakan dalam memprediksi perubahan pada T_3 . Rantai Markov bisa dibagi menjadi dua langkah yaitu proses mendapatkan matriks probabilitas transisi berbagai jenis penggunaan lahan dalam informasi rinci tentang transisi antar kelas antara berbagai jenis penggunaan lahan, dan untuk memprediksi penggunaan lahan berdasarkan nilai probabilitas yang hasilnya adalah informasi prediksi temporal (Fan, Wang, & Wang, 2008).

Markov Chain menganalisis perubahan tutupan lahan dari tahun 2007 (T_1) ke tahun 2017 (T_2) dan menghasilkan matriks probabilitas transisi, matriks area transisi, dan peta probabilitas (Hasan, Shi, Zhu, Abbas, & Khan, 2020). Matriks probabilitas transisi adalah nilai setiap kategori tutupan lahan yang akan berubah ke kategori lainnya. Matriks area transisi merupakan

jumlah piksel/luasan yang diharapkan berubah dari setiap tipe tutupan lahan ke tipe tutupan lahan lainnya selama jumlah unit waktu yang ditentukan. Peta probabilitas merupakan gambaran spasial probabilitas setiap jenis tutupan lahan yang akan berubah pada setiap piksel dalam waktu yang ditentukan.

Faktor penting dalam model MC adalah probabilitas transisi, yaitu probabilitas bersyarat bagi sistem untuk mengalami transisi ke keadaan baru dan memberikan keadaan sistem saat ini. Tang, Wang, dan Yao (2007) menjelaskan bahwa informasi input dalam persamaan MC adalah distribusi penggunaan lahan pada waktu awal dan akhir periode waktu diskrit. Matriks transisi merepresentasikan perubahan antara dua penggunaan lahan yang terjadi selama periode tersebut.

Cellular Automata (CA) memiliki kemampuan untuk melakukan prediksi berdasarkan *Business As Usual* (BAU) maupun dengan pertimbangan berbagai faktor yang memengaruhi perubahan (Gidey, Dikinya, Sebego, Segosebe, & Zenebe, 2017). Dalam penelitian ini penulis menggunakan CA dengan skema BAU menggunakan data *eksisting* tanpa adanya skenario atau pembatasan apapun (Wulandari, 2020). Prediksi CA dilakukan menggunakan filter 5x5 sebagai alat untuk melakukan simulasi prediksi dari matriks probabilitas yang dibentuk MC (Susilo, 2011).

3.2. *Artificial Neural Network* (ANN)-*Markov*

Kemampuan otak manusia dalam memilah pola dan belajar dari kekeliruan percobaan adalah prinsip dasar dalam

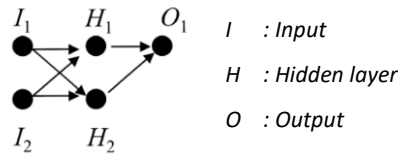
pengembangan model (ANN), sistem interkoneksi neuron pada komputer dilatih untuk mengamati adanya hubungan antara data yang diproses dalam model (Pijanowski, Brown, Shellito, & Manik, 2002). Dalam bahasa Indonesia ANN berarti jaringan syaraf tiruan yang dikembangkan dengan komputerisasi dengan prinsip dasar cara kerja jaringan syaraf otak manusia. Kemampuan untuk mengukur dan memodelkan hubungan dalam beberapa fenomena data dengan teknik dan pendekatan tertentu merupakan keunggulan dari model ANN ini.

Analisis faktor-faktor yang saling berkaitan seperti neuron yang terikat dengan koneksi bobot secara sinapsis menurut Mas, Puig, Palacio, dan Sosa-Lopez (2004) merupakan inti dari model ANN. Pengembangan dalam pemodelan ANN dilakukan oleh Pijanowski *et al.* (2002) yang menggunakan *perceptron* sebagai jaringan syaraf tiruan yang mampu mengolah masukan and keluaran berdasarkan aturan yang ditetapkan. Data yang terklasifikasi secara terpisah serta persamaan linear dibentuk dari proses jaringan saraf tiruan sederhana ini.

Land Change Modeler (LCM) di Terrset 2020 merupakan alat pemodelan yang dirancang dengan basis ANN yang menggunakan matriks transisi Markov secara *default* (Hasan *et al.*, 2020; Leta, Demissie, & Tränckner, 2021). Pemodelan ini cukup akurat karena kemampuan memproyeksikan keadaan dinamis, kalibrasi yang terukur serta kemampuan mensimulasikan beberapa tutupan lahan sekaligus (Regmi, Saha, & Balla, 2014).

Salah satu pola arsitektur jaringan yang umum digunakan dalam pemodelan ANN adalah *Multi-layer Perceptron (MLP)*. Terdiri dari tiga macam layer (Gambar 2) yang bertopologi jaringan berisi lapisan

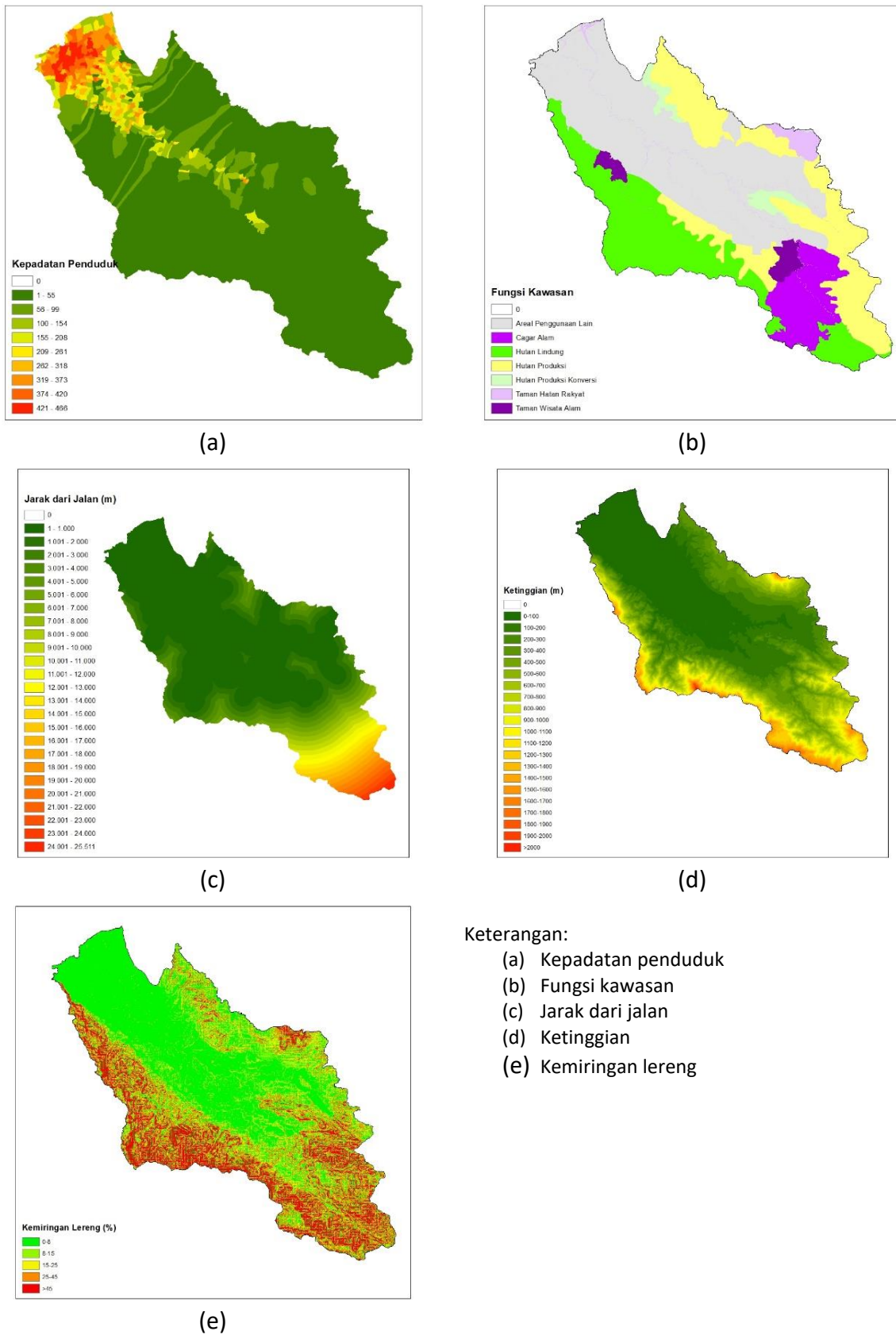
masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*) serta lapisan hasil (*output layer*) MLP mampu mengenali hubungan *non-linear* yang terjadi dalam pemodelan (Pijanowski *et al.*, 2002).



Gambar (Figure) 2. Ilustrasi *multi-layer perceptron* (Illustration of *multi-layer perceptron*)
 Sumber (Source): Pijanowski *et al.*, 2002

Multi-layer Perceptron pada penelitian ini mengidentifikasi hubungan antara peta perubahan tutupan lahan dengan berbagai faktor pendorong terpilih seperti peta kepadatan penduduk, fungsi kawasan, jarak dari jalan, elevasi, dan slope seperti pada Gambar 3. Pemilihan faktor pendorong dilakukan dengan melakukan studi literatur terhadap penelitian terdahulu untuk mendapatkan hubungan yang kuat terhadap perubahan tutupan lahan yang terjadi dengan karakteristik daerah yang serupa. Topografi (lereng) merupakan faktor penting dalam beberapa bentuk perubahan tutupan lahan, sejalan dengan ketinggian tempat (elevasi) yang menjadi pertimbangan dalam pembukaan lahan permukiman, pertanian dan lahan terbangun lainnya (Reilly, O'Mara, & Seto, 2009). Faktor lain yang berpengaruh adalah jarak dari sarana transportasi, jalan dan sungai adalah faktor yang sering digunakan

dalam pertimbangan faktor pendorong perubahan tutupan lahan (Wang & Maduako, 2018). Dalam penelitiannya di Balikpapan, Hapsary, Subiyanto, dan Firdaus (2021) menemukan daerah yang memanfaatkan sungai sebagai sarana transportasi memiliki pengaruh sungai yang besar dalam proses perubahan tutupan lahan, hal ini berbeda dengan lokasi penelitian yang tidak memanfaatkan sungai sebagai transportasi seperti penelitian di Semarang (Rahmah, Subiyanto, & Amarrohman, 2019) dan Salatiga (Kusniawati, Subiyanto, & Amarrohman, 2019). Kepadatan penduduk adalah faktor penting lainnya yang digunakan dalam memprediksi perubahan tutupan lahan, serta peta kawasan hutan termasuk areal konsesi yang diusahakan menjadi faktor yang dipertimbangkan dalam penelitian ini (Jaya, 2021).



Keterangan:
 (a) Kepadatan penduduk
 (b) Fungsi kawasan
 (c) Jarak dari jalan
 (d) Ketinggian
 (e) Kemiringan lereng

Gambar (Figure) 3. Faktor pendorong yang digunakan dalam ANN-M (Driving factors used for ANN-M)
 Sumber (Source): Pengolahan data 2021 (data analysis 2021)

4. Uji Akurasi Model Markov Chain dan ANN-Markov

Uji akurasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi MC dan ANN-MC dengan tutupan lahan aktual tahun 2020. Interpretasi visual dijadikan acuan kondisi lapang yang sebenarnya karena memiliki referensi *skill* dan pengetahuan dari intrepreter yang dipadukan dengan *ground check*. Jaya (2010b) mengatakan bahwa akurasi yang dianjurkan untuk menilai tingkat ketelitian data pengolahan citra satelit adalah *Kappa accuracy* (KA), karena *overall accuracy* (OA) secara umum menghasilkan nilai akurasi yang *overestimate*. KA mempertimbangkan seluruh elemen yang terdapat pada matrik kesalahan. Nilai KA yang dikategorikan oleh Landis dan Koch (1977) yaitu 0-20% rendah, 21-40% kurang, 41-60% sedang, 61-80% baik, dan 81-100% sangat baik. Perhitungan nilai akurasi *Kappa* dilakukan dengan membuat matrik konfusi antara kelas yang dibuat menggunakan model MC dan ANN-Markov dengan peta aktual tutupan lahan tahun 2020 (Tabel 2).

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Tutupan Lahan

Hasil klasifikasi terhadap citra satelit landsat tahun perekaman 2007, 2017 dan 2020 diperoleh data tutupan lahan aktual yang kemudian dianalisis menggunakan

LCM untuk mendapatkan dinamika perubahan yang terjadi. Terdapat dinamika perubahan tutupan lahan yang terjadi dalam tiap tahun interpretasi data, menggunakan alat *gain and lost* pada LCM berbagai perpindahan kelas tutupan lahan dapat diidentifikasi baik secara luas, ukuran sel serta persentase perpindahan.

Hutan primer merupakan tutupan yang paling dominan pada tahun 2007 yang meliputi 54.705,75 ha atau 31%. Hal ini juga terjadi pada tahun-tahun selanjutnya dimana tahun 2017 dan 2020, hutan primer merupakan tutupan lahan yang paling dominan, walaupun keberadaan hutan primer semakin berkurang dari waktu ke waktu. Keberadaan hutan primer pada wilayah DAS Krueng Aceh ini tidak terlepas dari adanya faktor status kawasan hutan, lereng dan elevasi yang cukup ekstrim pada jenis tutupan lahan ini. Pada tahun 2020 luas hutan primer berkurang menjadi 48.512,00 Ha atau sekitar 27,5% (Gambar 4). Kehilangan yang terjadi pada luas hutan primer mayoritas disebabkan oleh banyaknya penambahan jalan hutan serta perambahan pada daerah dengan kelerengan landai sampai agak curam (Mahyuddin, Sugianto, & Alvisyahrin, 2013).

Tabel (Table) 2. Matriks kontingensi (*Contingency matrix*)

Data referensi (<i>Reference data</i>)	Diklasifikasikan ke kelas (<i>Classified by class</i>)					Jumlah (<i>Sum</i>)	UA
	PL1	PL2	PL3	PL4	PLn		
PL1	X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	X _{1n}	X ₁₊	X ₁₁ / X ₁₊
PL2	X ₂₁	X ₂₂	X ₂₃	X ₂₄	X _{2n}	X ₂₊	X ₂₂ / X ₂₊
PL3
PL4
PLn	X _{n1}	X _{n2}	X _{n3}	X _{n4}	X _{nn}	X ₅₊	X ₅₅ / X ₅₊
Jumlah	X ₊₁	X ₊₂	X ₊₃	X ₊₄	X ₊₅	X _{ii}	
PA	X ₁₁ / X ₊₁	X ₂₂ / X ₊₂	X ₃₃ / X ₊₃	X ₄₄ / X ₊₄	X ₅₅ / X ₊₅		

Keterangan : PL (Tutupan lahan=*land cover*); PA (*Producer's accuracy*); UA (*User's accuracy*)

Sumber (*Source*): (Jaya, 2010a)

$$Overall\ accuracy = \frac{\sum X_{ii}}{N} \dots\dots\dots(1)$$

$$Kappa\ Accuracy = \frac{N\sum X_{ii} - \sum X_{i+}X_{+i}}{N^2 - \sum X_{i+}X_{+i}} \dots\dots\dots(2)$$

Keterangan:

N : jumlah nilai pada matriks X_{i+} : jumlah nilai pada kolom ke-j
 X_{ii} : nilai diagonal matriks kontingensi baris ke-i dan kolom ke-i X_{+i} : jumlah nilai pada baris ke-i

Tabel (Table) 3. Tutupan lahan aktual tahun 2007, 2017, dan 2020 (Actual land cover in 2007, 2017, and 2020)

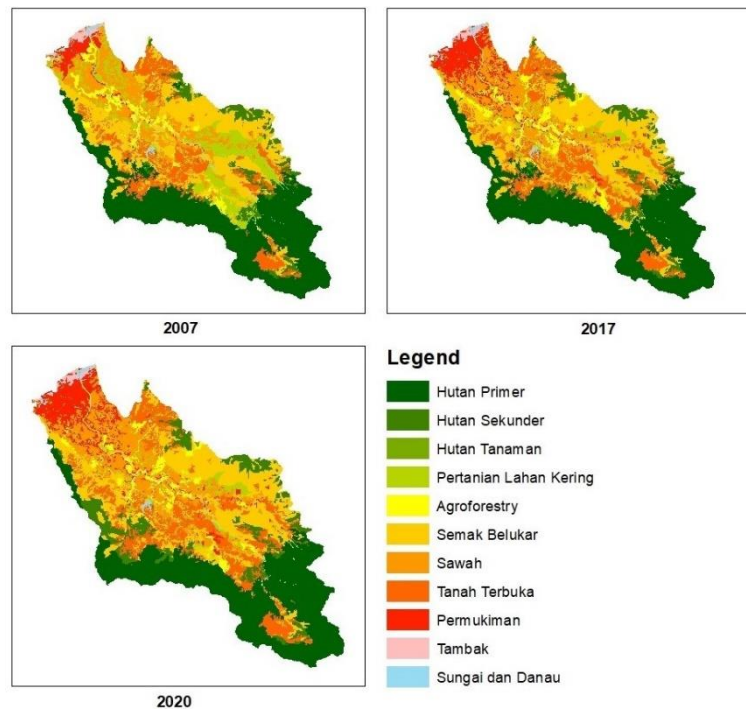
No	Tutupan Lahan (Land cover)	2007	2017	2020
		%	%	%
1	Pertanian lahan kering	9,94	3,20	3,31
2	Tanah terbuka	12,47	13,96	15,01
3	Hutan sekunder	5,50	5,66	8,33
4	Tambak	0,65	0,56	0,56
5	Hutan Tanaman Industri	0,03	0,03	0,03
6	Agroforestri	3,55	4,50	4,56
7	Sawah	10,64	10,14	10,43
8	Permukiman	2,24	6,84	7,01
9	Semak belukar	23,02	23,66	22,34
10	Hutan primer	30,98	30,51	27,47
11	Tubuh air	0,98	0,94	0,94
Total		100,00	100,00	100,00

Sumber (Source): Pengolahan data 2021 (data analysis 2021)

Temuan penelitian ini selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh Gebrehiwot, Bewket, Gärdenäs, & Bishop (2014) di DAS Birr, Ethiopia serta penelitian serupa oleh Gashaw, Bantider, dan Mahari (2014) di wilayah Dera, Ethiopia dimana luas tutupan hutan terus mengalami penurunan.

Permukiman mengalami kenaikan pada tiga waktu yang dikaji, temuan ini menunjukkan jika peningkatan wilayah perkotaan konsisten dengan penelitian lainnya. Temuan di Afrika (Gibbs *et al.*, 2010), Ethiopia (Wubie, Assen, & Nicolau, 2016), Slovakia (Tarasovicova, Saksa, Blazik, & Faltan, 2013), dan Portugal (Araya

& Cabral, 2010) menjelaskan jika peningkatan lahan permukiman terjadi akibat konversi dari lahan pertanian, lahan terbuka, dan semak belukar. Sesuai analisis di lokasi penelitian, wilayah perkotaan meningkat dari tahun ke tahun. Peningkatan ini diduga berkaitan dengan adanya infrastruktur untuk mengakomodir kebutuhan lahan akibat urbanisasi. Penelitian Riad, Graefe, Hussein, & Buerkert (2020) mengungkapkan bahwa perencanaan area permukiman sangat diperlukan untuk mengatasi permasalahan lingkungan seperti berkurangnya lahan dan pasokan air pada wilayah perkotaan.



Gambar (Figure) 4. Peta tutupan lahan aktual tahun 2007, 2017, dan 2020 (Actual land cover maps for 2007, 2017, and 2020)

Sumber (Source): Pengolahan data 2021 (data analysis 2021)

Pengamatan data yang dihasilkan LCM menyebutkan bahwa pada periode tahun 2007-2017 terjadi perubahan tutupan lahan yang cukup signifikan di DAS Krueng Aceh. Perubahan terbesar terjadi pada kelas tutupan pertanian lahan kering dimana mengalami kehilangan seluas 12.350 ha serta penambahan seluas 437 ha. Perubahan serupa terjadi pada penelitian di China Selatan dimana Hasan *et al.* (2020) menemukan urbanisasi pada beberapa pusat pemerintahan daerah menyebabkan tutupan pertanian lahan kering berkurang seluas 15.105 Ha dalam kurun waktu 12 tahun (th 2005-2017). Pada periode tahun 2017-2020 luas hutan primer di DAS Krueng Aceh mengalami penurunan sebesar 5.366 ha yang diakibatkan pergeseran kelas menjadi hutan sekunder seluas 5.236 ha dan semak belukar 130 ha.

Uji akurasi dilakukan pada peta tutupan lahan tahun 2020 hasil interpretasi visual yang dibandingkan dengan hasil peninjauan lapangan dan citra *google earth* menggunakan matriks konfusi pada setiap kategori tutupan lahan. Pengujian akurasi yang dilakukan adalah *Overall Accuracy*, *Kappa Accuracy*, *Producer's Accuracy* dan *User's Accuracy*. Masing-masing nilai *Overall Accuracy* dan *Kappa Accuracy* adalah 86% dan 84%. Penelitian ini menunjukkan bahwa hasil uji akurasi interpretasi citra landsat 2020 berada dalam kelas sangat kuat/sangat baik yaitu berada pada kisaran 80% - 100% (Viera & Garrett, 2005)

B. Model Prediksi Tutupan Lahan

Pendekatan terpadu antara penginderaan jarak jauh, SIG, dan model prediksi ANN-Markov dan MC digunakan untuk memahami perubahan historis dan

prediksi pola perubahan tutupan lahan di DAS Krueng Aceh. Analisis transisi potensi menilai kemungkinan perubahan tutupan lahan dari satu kelas ke kelas yang lain. Transisi potensi mencatat probabilitas setiap kelas tutupan lahan untuk berubah menjadi kelas tutupan lahan lainnya (Gidey *et al.*, 2017). Matriks probabilitas transisi dihasilkan oleh analisis tutupan lahan selama periode 2007-2017 (Tabel 4).

Transisi potensi dengan nilai satu (1) merupakan jenis tutupan lahan yang sangat sulit untuk mengalami pengurangan ke jenis tutupan lahan lainnya (Rimal, Zhang, Keshtkar, Wang, & Lin, 2017). Hal ini terjadi pada jenis tutupan lahan pemukiman dan hutan tanaman industri. Pertanian lahan kering merupakan jenis tutupan lahan yang paling besar kemungkinan untuk berubah. Hasan *et al.* (2020) dalam penelitian di Selatan China

mendapatkan hasil serupa dimana daerah penelitian tersebut mengalami penurunan luas pertanian lahan kering sebesar 7,73% atau 15.106 ha. Perubahan pertanian lahan kering menjadi semak belukar merupakan jenis perubahan yang memiliki nilai peluang paling besar di DAS Krueng Aceh. Transisi potensi yang digunakan MC maupun ANN-Markov dalam alat LCM ini pada dasarnya sama, namun dalam proses ANN terdapat faktor pendorong yang akan memengaruhi prediksi tutupan lahan (Leta *et al.*, 2021). Faktor pendorong yang digunakan dalam analisis ANN-M adalah ketinggian dari muka laut/ elevasi (V1), fungsi kawasan (V2), jarak jalan (V3), kepadatan penduduk (V4), dan kelerengan (V5). Setiap perubahan tutupan lahan akan dipengaruhi oleh faktor pendorong yang berbeda-beda tergantung dari respon neuron pada ANN.

Tabel (Table) 4. Matriks probabilitas transisi (Matrix of probability transision)

	AC	B	DF	F	FP	MTB	PF	SET	S	UF	W
AC	0,53	0,10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,13	0,24	0,00	0,00
B	0,00	0,99	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00
DF	0,00	0,00	0,98	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00
F	0,00	0,02	0,00	0,93	0,00	0,00	0,00	0,05	0,00	0,00	0,00
FP	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
MTB	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,77	0,06	0,12	0,04	0,00	0,00
PF	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,96	0,04	0,00	0,00	0,00
SET	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00	0,00
SH	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,04	0,00	0,00	0,95	0,00	0,00
UF	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00
W	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,99

Sumber (Source): Pengolahan data 2021 (Data analysis 2021)

Catatan (Notes): AC=pertanian lahan kering, B=tanah terbuka, DF=hutan sekunder, F=tambak, FP=hutan tanaman industri, MTB=agroforestri, PF= sawah, SET=permukiman, SH=semak belukar, UF=hutan primer, W=tubuh air (AC=annual crop, B=bareland, DF=disturbed forest, F=fishpond, FP=forest plantation, MTB=mixed tree based, PF=paddy field, SET=settlement, SH=shrubs, UF=undisturbed forest, W=water bodies)

Tabel (Table) 5. Perbandingan antara tutupan lahan aktual dan hasil prediksi (*Comparison between actual land cover with predicted map*)

No	LC	LC 2020		ANN-M 2020		MC 2020	
		ha	%	ha	%	ha	%
1	AC	5.850,64	3,31	3.266,48	1,85	3.269,90	1.85
2	B	26.515,95	15,01	25.145,43	14,24	25.162,98	14.25
3	DF	14.716,71	8,33	10.062,87	5,70	9.864,42	5.59
4	F	996,85	0,56	951,58	0,54	952,84	0.54
5	FP	58,68	0,03	58,68	0,03	58,68	0.03
6	MTB	8.051,86	4,56	8.007,98	4,53	7.985,03	4.52
7	PF	18.422,21	10,43	17.697,53	10,02	17.670,98	10.01
8	SET	12.371,64	7,01	14.616,99	8,28	14.603,13	8.27
9	SH	39.455,06	22,34	41.530,48	23,52	41.527,87	23.51
10	UF	48.512,00	27,47	53.634,11	30,37	53.876,57	30.51
11	W	1.657,90	0,94	1.637,38	0,93	1.637,11	0.93
Luas total (ha)		176.609,49	100	176.609,49	100	176.609,49	100

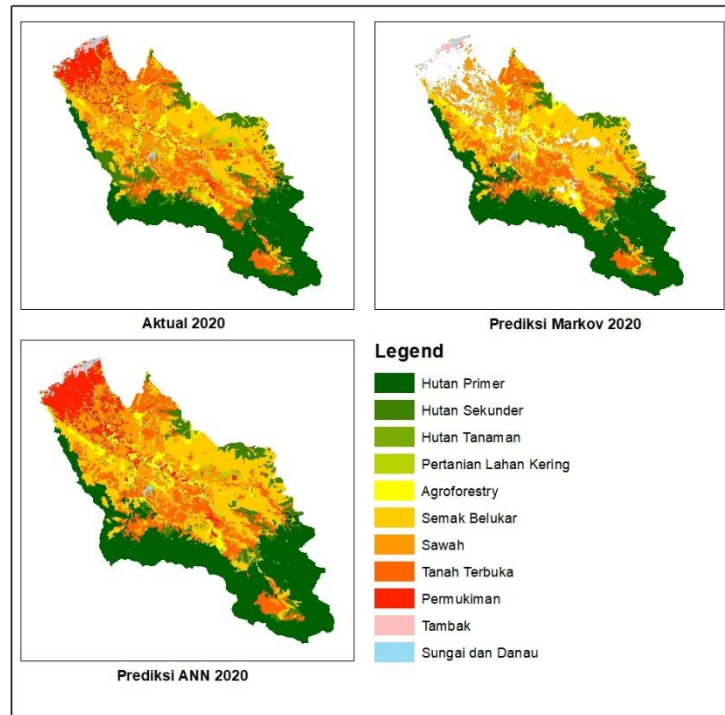
Sumber (Source): Pengolahan data 2021 (*Data analysis 2021*)

Catatan (Notes): AC=pertanian lahan kering, B=tanah terbuka, DF=hutan sekunder, F=tambak, FP=hutan tanaman industri, MTB=agroforestri, PF= sawah, SET=permukiman, SH=semak belukar, UF=hutan primer, W=tubuh air (AC=annual crop, B=bareland, DF=disturbed forest, F=fishpond, FP=forest plantation, MTB=mixed tree based, PF=paddy field, SET=settlement, SH=shrubs, UF=undisturbed forest, W=water bodies)

Perubahan masif dari pertanian lahan kering ke permukiman sebanyak 3.446 ha dipengaruhi paling besar oleh kepadatan penduduk (V4) dengan akurasi pengaruh 69.7%. Perubahan dari hutan primer ke semak belukar seluas 386 ha dipengaruhi paling besar oleh jarak jalan (V3) dengan akurasi pengaruh 66.8%.

Hasil prediksi ANN-M dan MC memiliki perbedaan <0.13% atau setara dengan <242,5 ha. Perbedaan yang dihasilkan pada kedua metode prediksi menyebabkan *Kappa* akurasi yang mirip (perbedaan *Kappa* < 1%). Perbedaan paling besar pada kedua hasil prediksi adalah pada kelas tutupan lahan hutan primer sebesar 242,5 ha. Sedangkan kelas tutupan lahan yang tidak berubah adalah hutan tanaman (Tabel 5). Hal tersebut dikarenakan nilai probability hutan tanaman sebesar 1 atau

dapat diartikan seluruh hutan tanaman akan tetap menjadi hutan tanaman di masa yang akan datang (T3). Ini menunjukkan adanya pengaruh moratorium logging yang masih berlaku di Provinsi Aceh sejak dimulai pada 2007 lalu (Rahman, 2018). Badan air memiliki hasil prediksi menurun pada kedua metode (Tabel 5), hal tersebut dikarenakan adanya perubahan menjadi kelas tambak akibat adanya aktivitas manusia. Untuk penelitian yang dilakukan di DAS Krueng Aceh model ANN-Markov dan MC adalah model yang baik dalam melakukan penilaian dan prediksi perubahan tutupan lahan serta uji akurasi (Lennert *et al.*, 2020; Mishra & Rai, 2016; Rimal, Zhang, Keshtkar, Haack, Rijal, & Zhang, 2018; Wang *et al.*, 2016; Wubie *et al.*, 2016) Perbedaan pada kedua metode secara spasial dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar (Figure) 5 Perbandingan antara (a) peta aktual tahun 2020 hasil digitasi visual; (b) hasil prediksi ANN-M tahun 2020; (c) hasil prediksi MC 2020 (Comparison between (a) actual map in 2020 from visual interpretation; (b) predicted map using ANN-M in 2020; (c) predicted map using MC in 2020)

Sumber (Source): Pengolahan data 2021 (data analysis 2021)

C. Uji Akurasi Model

Kesesuaian hasil prediksi diukur menggunakan *crosstab* dengan hasil statistik *Kappa* indeks untuk menilai akurasi. Uji akurasi penting karena memungkinkan untuk menentukan kualitas peta tutupan lahan yang diprediksi dengan peta yang sebenarnya. Menurut Wang, Zheng, dan Zang (2012), uji akurasi dengan membandingkan hasil peta prediksi dengan peta aktual menggunakan *Kappa* akurasi merupakan parameter penting untuk melihat model mana yang dapat digunakan. Perbandingan dibuat antara peta tutupan lahan aktual tahun 2020 dan simulasi tahun 2020. *User's accuracy* (UA) dan *Producer's accuracy* (PA) berada pada selang 48,39%-100%. Tiap-

tiap tutupan lahan akan memberikan respon yang berbeda pada masing-masing uji akurasi yang dilakukan. Keakuratan model prediksi perubahan tutupan lahan bersifat spesifik lokasi dan akan berbeda dengan lokasi yang lain (Araya & Cabral, 2010; Rimal *et al.*, 2018). Hasil uji akurasi antara prediksi dan aktual pada model MC dan ANN-MC masing-masing adalah 88,7% dan 87,9% (Tabel 6). Data dari Tabel 6 menyatakan nilai overall akurasi dan *Kappa* akurasi kedua metode lebih dari 80% yang berarti kedua model dapat digunakan dengan baik untuk memprediksi tutupan lahan. Menurut Eastman dan Toledano (2018) nilai *Kappa* lebih dari 80% menunjukkan hasil prediksi tutupan lahan

Tabel (Table) 6. Tabel akurasi pada kedua metode (*Accuracy table for both methods*)

Kelas tutupan lahan (<i>Land cover class</i>)	ANN-Markov		MC	
	UA (%)	PA (%)	UA(%)	PA(%)
Pertanian lahan kering	48,4	86,7	49,3	70,7
Tanah terbuka	89,3	94,2	90,0	94,6
Hutan sekunder	64,2	93,9	63,6	94,9
Tambak	93,4	97,8	93,5	97,8
Hutan Tanaman Industri	100,0	100,0	100,0	100,0
Agroforestri	73,5	73,9	77,2	63,1
Sawah	92,9	96,7	79,5	98,1
Pemukiman	98,0	82,9	97,9	82,9
Semak belukar	92,6	87,9	93,9	87,8
Hutan primer	99,7	90,1	100,0	90,0
Sungai dan danau	98,8	100,0	98,8	100,0
OA (%)	89,8		90,5	
KA (%)	87,9		88,7	

Sumber (*Source*): Pengolahan data 2021 (*data analysis 2021*)

dengan baik. Metode MC baik digunakan apabila ketersediaan data terbatas serta tidak membutuhkan informasi tentang faktor apa saja yang memengaruhi suatu perubahan tutupan lahan. Model prediksi ANN-Markov sangat baik jika peneliti dapat memperoleh data dalam banyak aspek termasuk sosial dan ekonomi, kebutuhan akan informasi tentang faktor apa saja yang menyebabkan perubahan tutupan lahan (Pérez-Vega, Mas, & Ligmann-Zielinska, 2012), juga kemampuan memprediksi pembukaan lahan baru berdasarkan input perencanaan yang ada

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengamatan perubahan tutupan lahan yang terjadi di DAS Krueng Aceh dalam kurun waktu 2007-2020 ditemukan penurunan kualitas tutupan vegetasi yang terjadi secara konsisten yang ditunjukkan antara lain dari menurunnya luasan hutan primer Hutan primer terus mengalami penurunan, dari total luas 54.705,75 ha (30,98%) di tahun 2007 menjadi 48.512 ha (27,47%) di tahun 2020.

Analisis tutupan lahan yang dilakukan dengan membandingkan hasil interpretasi visual dengan pengecekan di lapangan

menghasilkan nilai *overall accuracy* (OA) dan *Kappa accuracy* (KA) sebesar 86% dan 84%. Artificial neural network (ANN)-Markov dan Markov-chain (MC) dapat digunakan dengan baik untuk memprediksi tutupan lahan di DAS Krueng Aceh. Perbandingan yang dilakukan menggunakan peta tutupan lahan aktual tahun 2020 dan peta simulasi tahun 2020 menghasilkan *User's accuracy* (UA) dan *producer's accuracy* (PA) berada pada selang 48,4%-100%. ANN-Markov dengan menggunakan faktor pendorong berupa jarak dari jalan, ketinggian tempat, kepadatan penduduk, kelerengan, dan kawasan hutan dapat memprediksi tutupan lahan dengan KA 87,8%. Markov Chain yang hanya menggunakan data tutupan lahan T1 dan T2 dapat memprediksi tutupan lahan dengan KA 88,7%.

Penggunaan kedua model prediksi ini memberikan informasi arah perubahan tutupan lahan yang mungkin terjadi dalam DAS Krueng Aceh jika tidak ada intervensi apapun oleh pemerintah sebagai pembuat

kebijakan. Informasi prediksi ini dapat digunakan sebagai mitigasi dalam menghambat laju perubahan yang bersifat negatif sehingga perencanaan DAS dapat dilakukan dengan lebih baik. Untuk penelitian lebih lanjut, penggunaan model MC dapat dilakukan dengan mengombinasikan *multi criteria evaluation* (MCE) yang mempertimbangkan pembatasan serta intervensi apa saja yang dapat dilakukan untuk perubahan tutupan lahan yang lebih baik di masa depan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada KLHK (Kementrian Lingkungan Hidup dan Kehutanan) atas beasiswa yang telah diberikan untuk melaksanakan riset. Reviewer yang telah membantu penulis dalam menyempurnakan naskah.

KONTRIBUSI

Yudi Armanda Syahputra (Pengolahan data, Analisis data, Penulisan, Pengambilan data lapang); Muhammad Buce Saleh (Konsepsualisasi, Analisis data); Nining Puspaningsih (Analisis data, Tata bahasa)

DAFTAR PUSTAKA

Al-sharif, A. A., & Pradhan, B. (2014). Monitoring and predicting land use change in Tripoli Metropolitan City using an integrated Markov chain and cellular automata models in GIS. *Arabian Journal of Geosciences*, 7(10), 4291-4301. doi:10.1007/s12517-013-1119-7

Araya, Y. H., & Cabral, P. (2010). Analysis and modeling of urban land cover change in Setúbal and Sesimbra,

Portugal. *Remote Sensing*, 2(6), 1549-1563. doi:10.3390/rs2061549

BPDASHL Krueng Aceh. (2009). *Karakteristik Daerah Aliran Sungai Krueng Aceh* (21/ BPDASKA-2/2009). Retrieved from Banda Aceh:

Darmawan, A. R., Puspaningsih, N., & Saleh, M. B. (2017). Kajian Perubahan Tutupan Lahan Dengan Menggunakan Metode Multi Layer Perceptron Dan Logistic Regression Di Taman Nasional Gunung Ciremai. *Media Konservasi* 22(3), 252-261. doi:10.29244/medkon.22.3.252-261

de Almeida, C. M. (2003). *Spatial dynamic modeling as a planning tool: simulation of urban land use change in Bauru and Piracicaba (SP), Brazil*. Citeseer, Rio De Janeiro. Retrieved from <http://mtc-m12.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/jefer/son/2003/12.18.07.36/doc/publicacao.pdf>

de Noronha Vaz, E., Nijkamp, P., Painho, M., & Caetano, M. (2012). A multi-scenario forecast of urban change: A study on urban growth in the Algarve. *Landscape Urban Planning*, 104(2), 201-211.

Eastman, J., & Toledano, J. (2018). A short presentation of the Land Change Modeler (LCM). In *Geomatic approaches for modeling land change scenarios* (pp. 499-505): Springer.

Fan, F., Wang, Y., & Wang, Z. (2008). Temporal and spatial change detecting (1998–2003) and predicting of land use and land cover in Core corridor of Pearl River Delta (China) by using TM and ETM+ images. *Environmental monitoring assessment*, 137(1), 127-147.

Gashaw, T., Bantider, A., & Mahari, A. (2014). Evaluations of land use/land cover changes and land degradation in Dera District, Ethiopia: GIS and

- remote sensing based analysis. *International Journal of Scientific Research in Environmental Sciences*, 2(6), 199.
- Gebrehiwot, S. G., Bewket, W., Gärdenäs, A. I., & Bishop, K. (2014). Forest cover change over four decades in the Blue Nile Basin, Ethiopia: comparison of three watersheds. *Regional Environmental Change*, 14(1), 253-266.
- Gibbs, H. K., Ruesch, A. S., Achard, F., Clayton, M. K., Holmgren, P., Ramankutty, N., & Foley, J. A. (2010). Tropical forests were the primary sources of new agricultural land in the 1980s and 1990s. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107(38), 16732-16737.
- Gidey, E., Dikinya, O., Sebego, R., Segosebe, E., & Zenebe, A. (2017). Cellular automata and Markov Chain (CA_Markov) model-based predictions of future land use and land cover scenarios (2015–2033) in Raya, northern Ethiopia. *Modeling Earth Systems and Environment*, 3(4), 1245-1262. doi:10.1007/s40808-017-0397-6
- Handayani, M. N., Sasmito, B., & Wijaya, A. P. (2017). Analisis Hubungan Antara Perubahan Suhu Dengan Indeks Kawasan Terbangun Menggunakan Citra Landsat (Studi Kasus : Kota Surakarta). 2017, VI(4), 1811.
- Hapsary, M. S. A., Subiyanto, S., & Firdaus, H. S. (2021). Analisis Prediksi Perubahan Penggunaan Lahan Dengan Pendekatan Artificial Neural Network Dan Regresi Logistik Di Kota Balikpapan. *Jurnal Geodesi Undip*, 10.
- Hasan, S., Shi, W., Zhu, X., Abbas, S., & Khan, H. U. A. (2020). Future Simulation of Land Use Changes in Rapidly Urbanizing South China Based on Land Change Modeler and Remote Sensing Data. *Sustainability*, 12(11), 4350.
- Hu, Z., & Lo, C. (2007). Modeling urban growth in Atlanta using logistic regression. *Computers, environment urban systems*, 31(6), 667-688.
- Huang, Y., Yang, B., Wang, M., Liu, B., & Yang, X. (2020). Analysis of the future land cover change in Beijing using CA–Markov chain model. *Environmental Earth Sciences*, 79(2), 60. doi:10.1007/s12665-019-8785-z
- Jaya, B. (2021). *Sistem Pengendalian Tata Ruang Berbasis Daya Dukung Lahan Di Kawasan Puncak Kabupaten Bogor*. (desertasi), Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- Jaya, I. N. S. (2010a). *Analisis Citra Digital: Persepektif Penginderaan Jauh untuk Pengelolaan Sumberdaya Alam*. Bogor: Fakultas Kehutanan IPB.
- Jaya, I. N. S. (2010b). *Analisis Citra Digital: Perspektif Penginderaan Jarak Jauh untuk Pengelolaan Sumberdaya Alam*. Bogor: IPB Press.
- Karimi, F., Sultana, S., Babakan, A. S., & Suthaharan, S. (2019). An enhanced support vector machine model for urban expansion prediction. *J Computers, Environment Urban Systems*, 75, 61-75.
- Kusniawati, I., Subiyanto, S., & Amarrohman, F. J. (2019). Analisis Model Perubahan Penggunaan Lahan Menggunakan Artificial Neural Network Di Kota Salatiga. *Jurnal Geodesi Undip*, 9(1), 1-11.
- Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *biometrics*, 159-174.
- Lennert, J., Farkas, J. Z., Kovács, A. D., Molnár, A., Módos, R., Baka, D., & Kovács, Z. (2020). Measuring and predicting long-term land cover changes in the functional urban area

- of Budapest. *Sustainability*, 12(8), 3331.
- Leta, M. K., Demissie, T. A., & Tränckner, J. (2021). Modeling and Prediction of Land Use Land Cover Change Dynamics Based on Land Change Modeler (LCM) in Nashe Watershed, Upper Blue Nile Basin, Ethiopia. *Sustainability*, 13(7), 3740. doi:10.3390/su13073740
- Liu, Q., Huang, C., Shi, Z., & Zhang, S. (2020). Probabilistic River Water Mapping from Landsat-8 Using the Support Vector Machine Method. *Remote Sensing*, 12(9), 1374. doi:10.3390/rs12091374
- Mahyuddin, M., Sugianto, S., & Alvisyahrin, T. (2013). Analisis Tutupan lahan Kawasan Hutan Pada Daerah Aliran Sungai Krueng Aceh Pra dan Pasca Tsunami. *Jurnal Manajemen Sumberdaya Lahan*, 2(3), 296-303.
- Mas, J.-F., Puig, H., Palacio, J. L., & Sosa-Lopez, A. (2004). Modelling deforestation using GIS and artificial neural networks. *Environmental Modelling & Software*, 19(5), 461-471. doi:[https://doi.org/10.1016/S1364-8152\(03\)00161-0](https://doi.org/10.1016/S1364-8152(03)00161-0)
- Mas, J. F., Lemoine Rodríguez, R., González López, R., López Sánchez, J., Piña Garduño, A., & Herrera Flores, E. (2017). Land use/land cover change detection combining automatic processing and visual interpretation. *European Journal of Remote Sensing*, 50(1), 626-635. doi:10.1080/22797254.2017.1387505
- Megahed, Y., Cabral, P., Silva, J., & Caetano, M. (2015). Land cover mapping analysis and urban growth modelling using remote sensing techniques in Greater Cairo Region—Egypt. *International Journal of Geo-Information*, 4(3), 1750-1769.
- Memarian, H., Balasundram, S. K., Talib, J. B., Sung, C. T. B., Sood, A. M., & Abbaspour, K. (2012). Validation of CA-Markov for simulation of land use and cover change in the Langat Basin, Malaysia. *Journal of Geographic Information System*.
- Mishra, V. N., & Rai, P. K. (2016). A remote sensing aided multi-layer perceptron-Markov chain analysis for land use and land cover change prediction in Patna district (Bihar), India. *Arabian Journal of Geosciences*, 9(4), 249.
- Moghaddam, H. K., & Samadzadegan, F. (2009). *Urban simulation using neural networks and cellular automata for land use planning*. Tehran: Real Corp 2009.
- Muis, B. A., Murtillaksono, K., Suratijaya, I. N., & Haridjaja, O. (2016). Analysis potency of water availability and water demand in Krueng Aceh watershed. *International Journal of Sciences: Basic and Applied Research*, 29(1), 191-201.
- Nahavandya, S. K., Kumar, L., & Ghamisi, P. (2017). Using the SLEUTH urban growth model to simulate the impacts of future policy scenarios on urban land use in the Tehran metropolitan area in Iran. *J arXiv preprint arXiv:01089*.
- Omran, H., Charif, O., Gerber, P., Bódis, K., & Basse, R. M. (2012). Simulation of land use changes using cellular automata and artificial neural network. *Technical Report, CEPS/INSTEAD*.
- Paramita, B. A. P., & Danoedoro, P. (2011). *Model Cellular Automata Untuk Kajian Perkembangan Wilayah Menggunakan Data Penginderaan Jauh (Studi Kasus: Kawasan*

- Perkotaan Kedungsepur*. (tesis), Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.
- Pérez-Vega, A., Mas, J.-F., & Ligmann-Zielinska, A. (2012). Comparing two approaches to land use/cover change modeling and their implications for the assessment of biodiversity loss in a deciduous tropical forest. *Environmental Modelling & Software*, 29(1), 11-23. doi:10.1016/j.envsoft.2011.09.011
- Pijanowski, B. C., Brown, D. G., Shellito, B. A., & Manik, G. A. (2002). Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a land transformation model. *Computers, environment urban systems*, 26(6), 553-575.
- Putra, R. A. (2019). *Dinamika Perubahan Tutupan Lahan Di Daerah Tangkapan Air (DTA) Danau Toba*. (tesis), Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- Rahmah, A. N., Subiyanto, S., & Amarrohman, F. J. (2019). Pemodelan Perubahan Penggunaan Lahan dengan Artificial Neural Network (ANN) di Kota Semarang. 2019, 10.
- Rahman, F. (2018). *Laju Deforestasi dan Degradasi Hutan Pasca Tsunami dan Moratorium Logging di DAS Krueng Aceh*. (Bachelor skripsi), Institut Pertanian Bogor, Bogor. Retrieved from <http://repository.ipb.ac.id/handle/123456789/93380>
- Regmi, R., Saha, S., & Balla, M. (2014). Geospatial analysis of land use land cover change modeling at Phewa Lake Watershed of Nepal by using Cellular Automata Markov Model. *Int. J. Curr. Eng. Tech*, 4(4), 2617-2627.
- Reilly, M. K., O'Mara, M. P., & Seto, K. C. (2009). From Bangalore to the Bay Area: Comparing transportation and activity accessibility as drivers of urban growth. *Landscape and Urban Planning*, 92(1), 24-33. doi:10.1016/j.landurbplan.2009.02.001
- Riad, P., Graefe, S., Hussein, H., & Buerkert, A. (2020). Landscape transformation processes in two large and two small cities in Egypt and Jordan over the last five decades using remote sensing data. *Landscape Urban Planning*, 197(-), 103766.
- Ridwan, F., Ardiansyah, M., & Gandasasmita, K. (2017). Pemodelan perubahan penutupan/penggunaan lahan dengan pendekatan Artificial Neural Network dan Logistic Regression (studi kasus: Das Citarum, Jawa Barat). *Buletin Tanah dan Lahan*, 1(1), 30-36.
- Rimal, B., Zhang, L., Keshtkar, H., Haack, B. N., Rijal, S., & Zhang, P. (2018). Land use/land cover dynamics and modeling of urban land expansion by the integration of cellular automata and markov chain. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(4), 154.
- Rimal, B., Zhang, L., Keshtkar, H., Wang, N., & Lin, Y. (2017). Monitoring and Modeling of Spatiotemporal Urban Expansion and Land-Use/Land-Cover Change Using Integrated Markov Chain Cellular Automata Model. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 6(9), 288. doi:10.3390/ijgi6090288
- Salim, A., Dharmawan, I., & Narendra, B. (2019). Pengaruh Luas Tutupan Lahan Hutan Terhadap Karakteristik Hidrologi DAS Citarum Hulu. *Jurnal Ilmu Lingkungan*, 17(2), 333-340. doi:10.14710/jil.17.2.333-340
- Sampurno, R. M., & Thoriq, A. (2016). Klasifikasi Tutupan Lahan Menggunakan Citra Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) Di

- Kabupaten Sumedang (Land Cover Classification Using Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) Data In Sumedang Regency). *Jurnal Teknotan*, 10(2).
- Saxena, A., & Jat, M. K. (2019). Capturing heterogeneous urban growth using SLEUTH model. *Remote Sensing Applications: Society Environment*, 13, 426-434.
- Susilo, B. (2011). Pemodelan Spasial Probabilistik Integrasi Markov Chain Dan Cellular Automata Untuk Kajian Perubahan Penggunaan Lahan Skala Regional Di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. *Jurnal Geografi Gea*, 11(2).
doi:10.17509/gea.v11i2.1638.g1101
- Syphard, A. D., Clarke, K. C., & Franklin, J. (2005). Using a cellular automaton model to forecast the effects of urban growth on habitat pattern in southern California. *Ecological Complexity*, 2(2), 185-203.
- Tang, J., Wang, L., & Yao, Z. (2007). Spatio-temporal urban landscape change analysis using the Markov chain model and a modified genetic algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 28(15), 3255-3271.
- Tarasovicova, Z., Saksa, M., Blazik, T., & Faltan, V. (2013). Change in agricultural land use in the context of ongoing transformational processes in Slovakia. *Agriculture/Pol'nohospodárstvo*, 59(2).
- Ukto, A. I. (2013). *Membangun Model Sawah Lestari Dan Model Prediksi Perubahannya Menggunakan Cellular Automata Di Kabupaten Klaten Provinsi Jawa Tengah*. (tesis), Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta. Retrieved from <https://repository.ugm.ac.id/119901>
- Viera, A. J., & Garrett, J. M. (2005). Understanding interobserver agreement: the kappa statistic. *J Fam med*, 37(5), 360-363.
- Wang, J., & Maduako, I. N. (2018). Spatio-temporal urban growth dynamics of Lagos Metropolitan Region of Nigeria based on Hybrid methods for LULC modeling and prediction. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 251-265.
doi:10.1080/22797254.2017.1419831
- Wang, J., & Mountrakis, G. (2011). Developing a multi-network urbanization model: a case study of urban growth in Denver, Colorado. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(2), 229-253.
- Wang, S. Q., Zheng, X., & Zang, X. (2012). Accuracy assessments of land use change simulation based on Markov-cellular automata model. *Procedia Environmental Sciences*, 13, 1238-1245.
- Wang, W., Zhang, C., Allen, J. M., Li, W., Boyer, M. A., Segerson, K., & Silander, J. A. (2016). Analysis and prediction of land use changes related to invasive species and major driving forces in the state of Connecticut. *Land*, 5(3), 25.
- Weng, Q. (2002). Land use change analysis in the Zhujiang Delta of China using satellite remote sensing, GIS and stochastic modelling. *Journal of environmental management*, 64(3), 273-284.
- Wubie, M. A., Assen, M., & Nicolau, M. D. (2016). Patterns, causes and consequences of land use/cover dynamics in the Gumara watershed of lake Tana basin, Northwestern Ethiopia. *Environmental Systems Research*, 5(1), 1-12.

- Wulandari, R. (2020). *Model Spasial Perubahan dan Arah Penggunaan Lahan Berkelanjutan di DAS Cisadane*. (tesis), Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- Xu, X., Zhang, J., & Zhou, X. (2008). *Modeling urban land use changes in Lanzhou based on artificial neural network and cellular automata*. Paper presented at the Geoinformatics 2008 and Joint Conference on GIS and Built Environment: Geo-Simulation and Virtual GIS Environments.
- Yang, J., Su, J., Chen, F., Xie, P., & Ge, Q. (2016). A local land use competition cellular automata model and its application. *International Journal of Geo-Information*, 5(7), 106.
- Yang, X., Zheng, X.-Q., & Lv, L.-N. (2012). A spatiotemporal model of land use change based on ant colony optimization, Markov chain and cellular automata. *Ecological Modelling*, 233, 11-19.
- Ye, B., & Bai, Z. (2008, 2008//). *Simulating Land Use/Cover Changes of Nenjiang County Based on CA-Markov Model*. Paper presented at the Computer And Computing Technologies In Agriculture, Volume I, Boston, MA.
- Yeh, A. G.-O., & Li, X. (2002). Urban simulation using neural networks and cellular automata for land use planning. In *Advances in spatial data handling* (pp. 451-464): Springer.