

**KOMPARASI MODEL CELLULAR AUTOMATA DALAM MEMPREDIKSI
PERUBAHAN LAHAN SAWAH DI KABUPATEN PURWOREJO**
*COMPARISON OF CELLULAR AUTOMATA MODEL IN PADDY FIELD LAND USE
CHANGES IN PURWOREJO REGENCY*

Trida Ridho Fariz¹, Ely Nurhidayati^{2*}, Hidhayah Nur Damayanti¹, Elvita Safitri³

¹*Sekolah Pascasarjana, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia*

²*Perencanaan Wilayah & Kota, Universitas Tanjungpura, Pontianak, Indonesia*

³*Fakultas Geografi, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia*

*E-mail: ely@untan.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengkomparasikan akurasi metode ANN dan LR dalam memprediksi perubahan lahan sawah di Kabupaten Purworejo. Adapun data masukan yang dibutuhkan adalah peta lahan sawah tahun 2008, 2015 dan 2019 hasil interpretasi visual citra satelit resolusi tinggi dan faktor pendorong perubahan lahan sawah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model prediksi lahan sawah yang dibangun dari ANN dan LR secara umum memiliki akurasi yang sama-sama baik. Tetapi jika dilihat dari total nilai false alarm dan misses, model CA yang dibangun dari ANN lebih baik dari LR. Hasil penelitian ini juga menunjukkan bahwa dalam rentang tahun 2008 sampai 2019, luasan lahan sawah di Kabupaten Purworejo berkurang sekitar 194.01 Ha.

Kata kunci: artificial neural network; cellular automata; logistic regression; perubahan penggunaan lahan; sawah.

ABSTRACT

This research aims to compare the accuracy of the ANN and LR methods in predicting changes in paddy fields in Purworejo Regency. The input data required is a map of paddy fields in 2008, 2015 and 2019 as a result of visual interpretation of high-resolution satellite imagery and the driving factors for changes in paddy fields. The results showed that the paddy field prediction model built from ANN and LR generally has the same accuracy. But if it is seen from the total value of false alarms and misses, the CA model from ANN is better than LR. This study shows that from 2008 to 2019, the area of paddy fields in Purworejo Regency decreased around 194.01 Ha.

Keywords: artificial neural network; cellular automata; land-use changes; logistic regression; paddy field.

1. PENDAHULUAN

Provinsi Jawa Tengah merupakan salah satu lumbung padi terbesar di Indonesia. Berdasarkan BPS (2020), Provinsi Jawa Tengah menjadi provinsi dengan produksi padi tertinggi di Indonesia pada tahun 2018 dan 2019. Disamping memiliki potensi besar, Provinsi Jawa Tengah juga terdapat masalah yaitu konversi lahan pertanian sawah (Rahmatullah & Muta'ali, 2017). Konversi lahan sawah telah memberikan dampak yang sangat nyata bagi penyediaan pangan (beras), sehingga diperlukan kebijakan pengendalian konversi sawah (Irawan & Frityanto, 2002). Keberadaan data lahan sawah secara spasial merupakan hal yang penting dalam merumuskan kebijakan pengendalian konversi sawah. Hal ini dikarenakan data spasial yang dianalisis menggunakan GIS (*Geographic Information System*) dapat memunculkan beberapa informasi seperti luasan sawah, persebaran area terkonversi, bahkan memprediksi perubahan spasialnya (*geosimulation*).

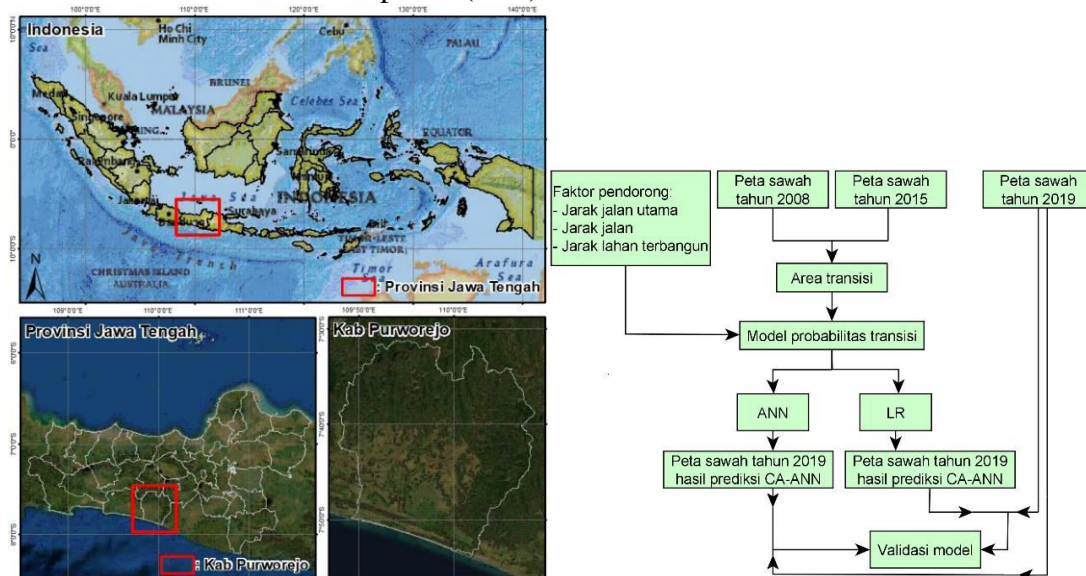
Cellular automata (CA) adalah salah satu model yang mengadopsi *geosimulation* atau prediksi spasial. Salah satu elemen penting dari CA adalah model probabilitas transisi (*transition potential modelling*), yaitu sebuah derajat yang mengindikasikan terjadinya perubahan kelas penutup lahan menjadi kelas lainnya. Pada CA deterministik, model probabilitas transisi dibangun dengan beberapa variable yang diasumsikan mendorong perubahan penutup lahan. Area transisi bersama variable tersebut dianalisis dengan beberapa metode seperti *Weight of Evidence* (WoE), *Logistic Regression* (LR), *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Analytical Hierarchy Process* (AHP) (Park *et al*, 2011; Feng & Qi, 2018).

Kajian yang menggunakan CA untuk memprediksi perubahan lahan pertanian sawah sudah banyak dilakukan. Di Indonesia kajian ini pernah dilakukan oleh Ricky *et al* (2017) dan Sutrisno *et al* (2019) yang menggunakan CA Markov (stokastik), serta Setiady & Danoedoro (2016) yang menggunakan LR dan Rosalina & Susilo (2018) yang menggunakan ANN. Kajian yang memfokuskan pada perbandingan pendekatan dalam membangun model probabilitas transisi masih cukup jarang dilakukan, padahal setiap metode memiliki pendekatan dan syarat yang berbeda-beda (Feng & Qi, 2018). Kajian yang membandingkan antar model probabilitas transisi pernah dilakukan oleh Tajbakhsh *et al* (2018) dan (Xu *et al*, 2019), tetapi tidak memfokuskan pada penggunaan lahan pertanian sawah.

Berdasarkan uraian diatas, penelitian ini bertujuan untuk memetakan perubahan lahan sawah dan membandingkan hasil prediksi menggunakan CA dari model probabilitas transisi yang berbeda. Adapun wilayah yang dikaji dalam penelitian ini adalah Kabupaten Purworejo. Kabupaten Purworejo merupakan salah satu wilayah yang mengalami konversi lahan sawah, tetapi yang menarik adalah keberadaan *New Yogyakarta International Airport* (NYIA) di Kecamatan Temon, Kabupaten Kulon Progo. Berlokasi bersebelahan dengan Kabupaten Purworejo membuat keberadaan NYIA memicu perkembangan ekonomi di Kabupaten Purworejo (Bappeda Kabupaten Purworejo, 2019). Selain memberi dampak positif, hal ini juga memunculkan masalah seperti konversi lahan sawah menjadi lahan terbangun. Sehingga perlu dilakukan kajian yang berkaitan dengan analisis dan prediksi perubahan penutup lahan pertanian sawah.

2. METODOLOGI

Lokasi penelitian ini adalah Kabupaten Purworejo di Provinsi Jawa Tengah (Gambar 1). Beberapa data yang digunakan dalam penelitian ini antara lain citra satelit resolusi tinggi tahun 2008, 2015, 2018 dan 2019 yang diakses dari World Imagery Wayback di ArcMap. Selain itu beberapa data sekunder yang digunakan seperti peta dalam format vektor (.shp) seperti jaringan jalan dan batas administrasi dari Bappeda Provinsi Jawa Tengah, peta penutup lahan tahun 2015 dari Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK) dan bidang sawah dari Badan Informasi Geospasial (BIG).



Gambar 1. Lokasi penelitian dan diagram alir penelitian

Secara singkat, penelitian ini membuat peta lahan pertanian sawah tahun 2008, 2015 dan 2019. Selanjutnya membuat model prediksi lahan pertanian sawah tahun 2019 dari analisis CA. Model prediksi lahan sawah dari CA dibuat dengan menggunakan 2 metode yaitu ANN dan LR dan penelitian ini memfokuskan pada komparasi model model probabilitas transisi yang dibuat dari ANN dan LR tersebut. Alur penelitian ini tersaji di Gambar 1, sedangkan untuk tahapan penelitian lebih detail akan dijelaskan sebagai berikut:

a) *Pembuatan peta lahan sawah*

Lahan sawah dalam penelitian adalah penggunaan lahan pertanian yang ditanami oleh padi maupun padi yang diselingi tanaman lain/bera. Pembuatan peta lahan sawah dilakukan dengan interpretasi citra. Interpretasi citra penginderaan jauh merupakan kegiatan yang mengkaji citra guna mengidentifikasi dan menilai objek yang tergambar dalam citra yang mana proses tersebut dilakukan secara visual (manual) dan digital (Purwadhi & Sanjoto, 2008). Pembuatan peta sawah dalam penelitian ini menggunakan interpretasi visual, yang proses identifikasi obyeknya secara manual dengan kunci interpretasi berupa asosiasi, warna, tinggi, pola, resolusi, bayangan, bentuk, situs, ukuran, tekstur dan rona (Bianchetti & MacEachren, 2015)

Kami menggunakan interpretasi visual dalam memetakan lahan pertanian sawah dikarenakan tingkat akurasi yang tinggi dalam membedakan obyek lahan pertanian yang kompleks

seperti tebu, kopi, jeruk dan sebagainya walaupun memakan waktu pemrosesan yang lama (Bégué *et al*, 2018). Untuk mensiasi hal tersebut, proses interpretasi visual dalam penelitian ini adalah re-interpretasi peta sawah yang dikeluarkan oleh BIG berdasarkan kenampakan citra satelit tahun 2008, 2015 dan 2019.

Peta lahan pertanian sawah tahun 2008 didapatkan dari re-interpretasi berdasarkan pada kenampakan citra satelit Quickbird perekaman 10 Mei 2008, peta lahan sawah tahun 2015 berdasarkan pada citra satelit WorldView-2 perekaman 24 Oktober 2015, peta lahan sawah tahun 2019 berdasarkan pada citra satelit WorldView-3 perekaman 6 Juni 2019 dan Worldview-4 perekaman 15 Juni 2018. Selanjutnya peta tersebut dikonversi dalam bentuk raster dengan ukuran piksel 125x125m. Hal ini dikarenakan citra satelit yang digunakan ada yang kemelencengannya (*error*) mencapai 25.42m, sehingga jika merujuk pada BIG (2014) output peta yang dihasilkan maksimal berskala 1:250.000. Oleh karena itu semua data spasial yang digunakan dalam penelitian ini direpresentasikan dalam raster dengan ukuran piksel 125x125m yang mana merujuk pada Tobler (1987).

b) Pembuatan peta faktor pendorong

Faktor pendorong adalah variabel dalam membangun model probabilitas transisi. Dalam penelitian ini faktor pendorong yang digunakan adalah faktor-faktor eksisting yang akan menyebabkan perubahan lahan sawah. Setiap wilayah memiliki kondisi geografis yang berbeda-beda, sehingga faktor pendorong konversi lahan sawah juga berbeda-beda. Di Kabupaten Sleman, konversi lahan pertanian sawah paling dipengaruhi oleh jarak terhadap pusat Pendidikan (Rosalina & Susilo, 2018). Di Kabupaten Klaten paling dipengaruhi oleh jarak lahan terbangun (Setiady & Danoedoro, 2016), sedangkan di Kabupaten Gowa paling dipengaruhi oleh Kawasan metropolitan dan kepadatan penduduk (Munawir dkk, 2019).

Oleh karena itu dalam penelitian ini faktor pendorong yang digunakan antara lain jarak jalan utama, jarak jalan dan jarak terhadap lahan terbangun eksisting. Jalan utama meliputi jalan arteri dan kolektor, sedangkan jalan non utama adalah jalan lokal. Variabel jarak dibangun menggunakan analisis *euclidean distance* dengan *output* berupa raster berukuran 125x125m.

c) Prediksi perubahan lahan sawah

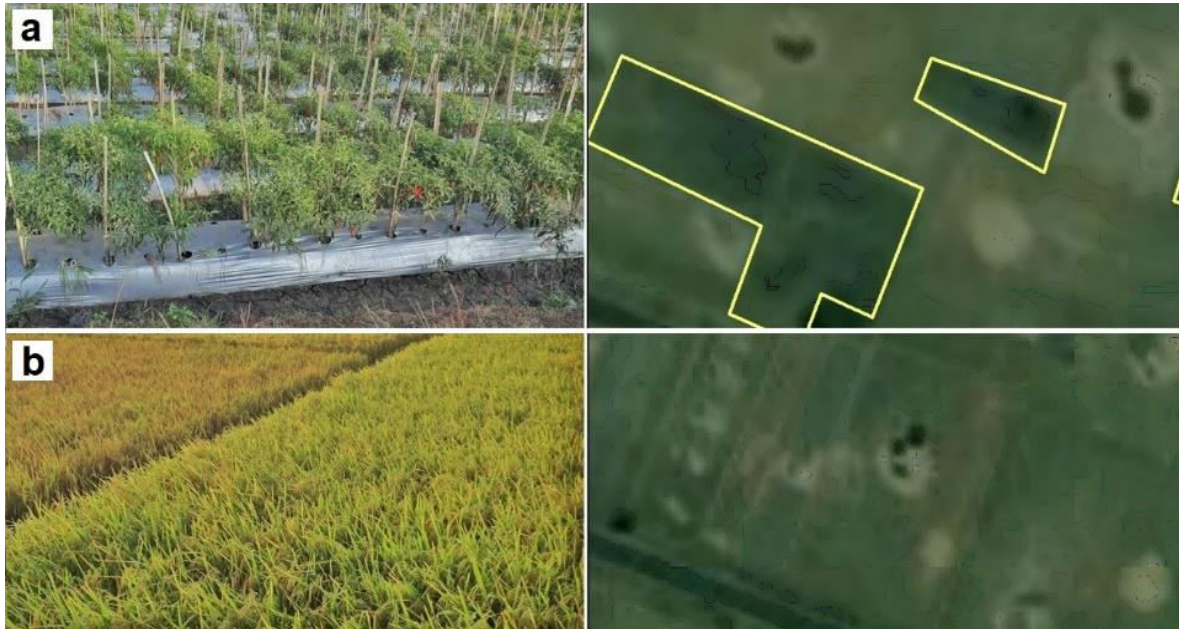
Pentup lahan yang diprediksi adalah untuk tahun 2019, lalu dibandingkan dengan peta yang menjadi referensi. *Software* yang digunakan dalam proses prediksi menggunakan CA adalah QGIS dengan *plug-in* Molusce. Beberapa tahapan proses prediksi adalah input data berupa peta penutup lahan sawah tahun 2008 dan 2015, serta beberapa faktor pendorong. Semua variabel digunakan untuk membuat model probabilitas transisi dari pendekatan ANN dan LR lalu digunakan sebagai dasar memprediksi penggunaan lahan tahun 2019. Hasil peta lahan sawah tahun 2019 hasil prediksi kemudian diuji akurasi dengan peta lahan tahun 2019 hasil interpretasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Perubahan lahan sawah di Kab Purworejo

Interpretasi visual digunakan dalam penelitian ini karena memiliki akurasi yang lebih baik dari interpretasi digital. Beberapa teknik interpretasi digital seperti klasifikasi multispectral (*supervised*) dan klasifikasi berbasis obyek (GEOBIA) belum bisa melebihi tingkat akurasi dari interpretasi visual (Wang *et al*, 2008; Zanella *et al*, 2012). Hal ini dikarenakan

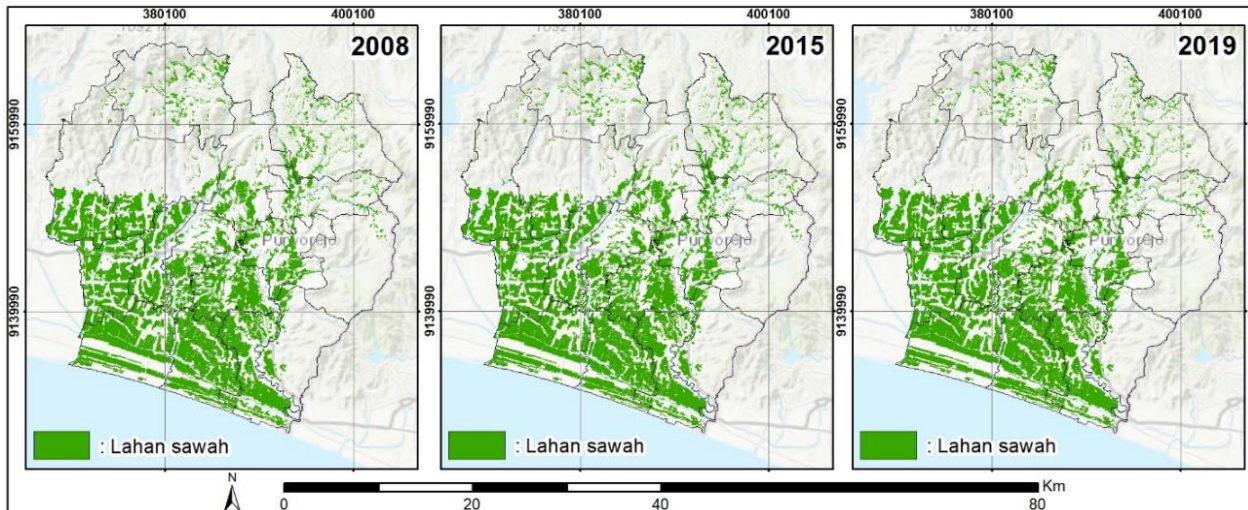
interpretasi visual dapat membedakan obyek di citra berdasarkan penilaian manusia sehingga lebih baik dalam menafsirkan obyek yang kompleks, walaupun interpretasi visual kurang efisien dari segi waktu pemrosesan (Lang *et al*, 2009). Pada Gambar 2 terlihat bahwa terdapat kemiripan kenampakan lahan pertanian kering (cabai) dan lahan sawah dari citra satelit.



Gambar 2. Perbandingan kenampakanan dilapangan dan citra satelit antara (a) lahan pertanian kering dengan (b) lahan sawah.

Selain itu, penggunaan interpretasi visual bertujuan untuk meminimalisir piksel-piksel menyendiri yang rawan muncul jika lahan pertanian sawah diinterpretasi melalui klasifikasi multispektral. Piksel menyendiri ini adalah piksel yang tidak bertetangga yang akan hilang jika dilakukan proses CA, hal ini akan mengakibatkan hasil prediksi lahan pertanian sawah justru bisa bertambah luasannya (Saputra dkk, 2020).

Peta lahan sawah hasil interpretasi tersaji di Gambar 3. Sekilas tidak ada perbedaan mencolok lahan sawah tahun 2008 sampai 2019, tetapi jika dilihat pada Tabel 1 terjadi penurunan luasan lahan sawah di Kab Purworejo. Pada tahun 2008 luasan sawah di Kab Purworejo seluas 29826.22 Ha, sedangkan pada tahun 2015 menjadi 29749.56 Ha dan pada tahun 2019 menjadi 29632.21 Ha. Dalam rentang tahun 2008 sampai 2019, penurunan luasan sawah paling terbesar terjadi di Kecamatan Purwodadi yaitu seluas 56.78 Ha. Sedangkan persentase perubahan lahan sawah tertinggi adalah Kecamatan Bayan dengan persentase 0,26% per tahun. Hal ini senada dengan penelitian Sakti dkk (2013) bahwa Kecamatan Bayan merupakan wilayah dengan laju pengurangan lahan sawah tertinggi di Kabupaten Purworejo.



Gambar 3. Peta lahan sawah hasil interpretasi di Kabupaten Purworejo

Kecamatan Bayan berada pada aglomerasi Kawasan Perkotaan Purworejo-Kutoarjo, yaitu kawasan hasil penggabungan 2 kawasan kutub pertumbuhan antara kawasan perkotaan Purworejo dan kawasan perkotaan Kutoarjo, yang memicu adanya wilayah yang semakin berkembang sehingga laju pengurangan sawah juga tinggi. Berdasarkan Rencana Tata Ruang Wilayah Kabupaten Purworejo (Pemerintah Kab Purworejo, 2011), Kecamatan Bayan termasuk dalam kawasan peruntukan industri sehingga memicu pengurangan lahan sawah.

Tabel 1. Luasan lahan sawah hasil interpretasi

Kecamatan	Luas (Ha)			Selisih Luas (Ha)			Laju pengurangan sawah per tahun (%)
	2008	2015	2019	2008-2015	2015-2019	2008-2019	
Bagelen	584.07	583.71	583.71	0.36	0.00	0.36	0.01
Banyu Urip	2713.14	2709.47	2708.11	3.67	1.36	5.03	0.02
Bayan	1683.17	1671.02	1634.83	12.14	36.20	48.34	0.26
Bener	1041.67	1041.52	1041.45	0.15	0.07	0.22	0.00
Bruno	900.27	900.27	900.33	0.00	-0.06	-0.06	0.00
Butuh	2792.24	2790.41	2777.40	1.84	13.00	14.84	0.05
Gebang	1307.23	1305.88	1305.88	1.34	0.00	1.34	0.01
Grabag	3650.50	3631.63	3624.50	18.87	7.13	26.00	0.06
Kaligesing	89.92	89.92	89.92	0.00	0.00	0.00	0.00
Kemiri	1558.97	1552.94	1551.46	6.03	1.48	7.51	0.04
Kutoarjo	1956.81	1953.17	1946.10	3.64	7.07	10.71	0.05
Loano	778.56	777.27	774.53	1.29	2.74	4.03	0.05
Ngombol	3922.67	3919.47	3905.99	3.19	13.48	16.68	0.04
Pituruh	2289.48	2289.08	2288.80	0.40	0.28	0.69	0.00
Purwodadi	3047.22	3025.05	2990.44	22.17	34.61	56.78	0.17
Purworejo	1510.30	1508.75	1508.75	1.55	0.00	1.55	0.01
Total	29826.22	29749.56	29632.21				

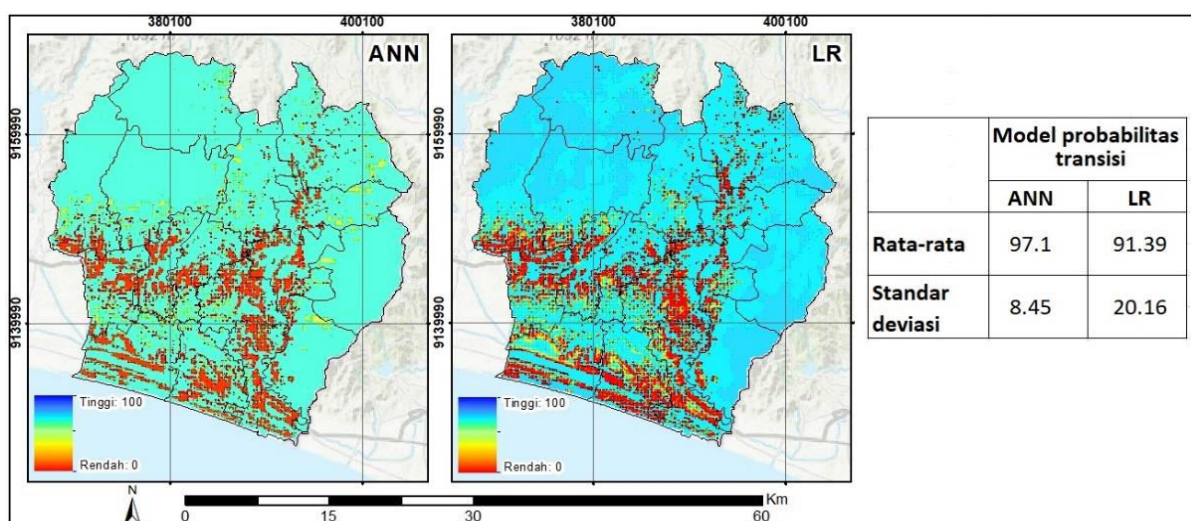
Luasan lahan pertanian sawah hasil interpretasi lebih kecil dibandingkan dengan luasan yang dikeluarkan oleh BPS. Pada tahun 2008 luas sawah menurut BPS Kabupaten Purworejo (2009) seluas 30626.97 Ha, sedangkan menurut hasil interpretasi seluas 29826,22 Ha (selisih 800 Ha). Pada tahun 2015 juga terdapat selisih sekitar 475,4 Ha, dimana luasan sawah menurut BPS Kabupaten Purworejo (2009) sebesar 30225 Ha, sedangkan menurut hasil

interpretasi seluas 29749.56 Ha. Salah satu penyebab dari perbedaan luasan ini adalah perbedaan pengelompokan pertanian lahan kering dan lahan basah (Sakti dkk, 2013). Pengurangan luasan lahan sawah di Kabupaten Purworejo tidak hanya disebabkan oleh perubahan lahan sawah menjadi lahan terbangun, tetapi ada juga perubahan lahan sawah menjadi lahan pertanian lain seperti lahan pertanian kering.

3.2. Prediksi perubahan lahan sawah di Kab Purworejo

Model probabilitas transisi dibangun dengan banyak pendekatan statistik. Pada software QGIS dengan plug-in molusce, terdapat 4 pendekatan yaitu ANN, LR, AHP dan WoE. Kami hanya menguji model dari ANN dan LR karena kedua pendekatan tersebut yang paling banyak digunakan dalam pemodelan CA. LR membangun model probabilitas transisi berdasarkan perhitungan hubungan antara faktor pendorong dengan perubahan penutup lahan (Lin *et al*, 2011). Hal ini membuat pola dari model probabilitas transisi cenderung memiliki pola yang sama dengan faktor pendorong yang memiliki koefesien tertinggi.

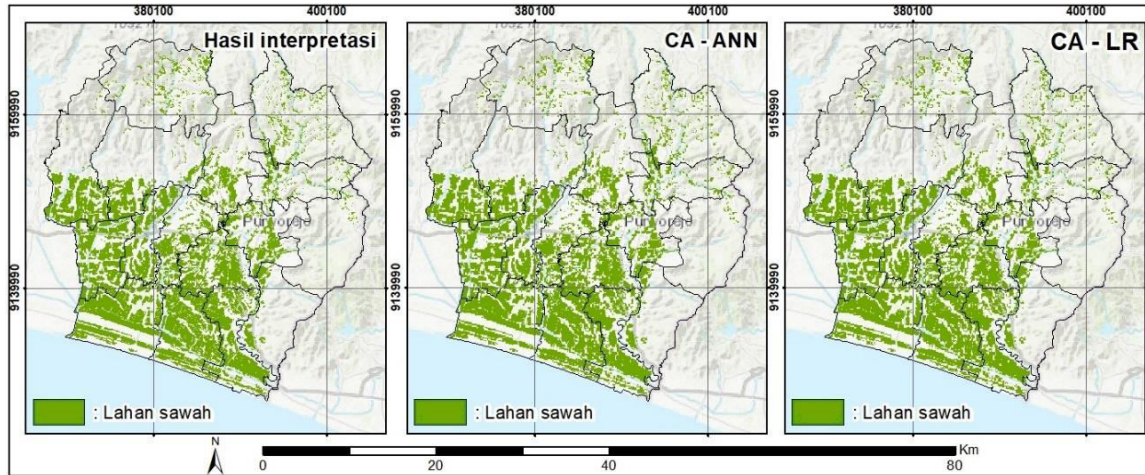
ANN atau JST (Jaringan Syaraf Tiruan) membangun model probabilitas transisi berdasarkan fungsi dan pembobotan non-linier dari tiap faktor pendorong yang diterapkan dalam suatu jaringan (Pijanowski *et al*, 2005). Jaringan tersebut mengadopsi jaringan otak manusia yang terdiri dari neuron buatan yang saling berhubungan. ANN melakukan *learning* dan *recall* pada suatu fenomena secara berulang sampai mendapatkan pola dengan akurasi yang tinggi dan RMSe yang rendah (Lin *et al*, 2011).



Gambar 4. Peta model probabilitas transisi lahan sawah di Kabupaten Purworejo

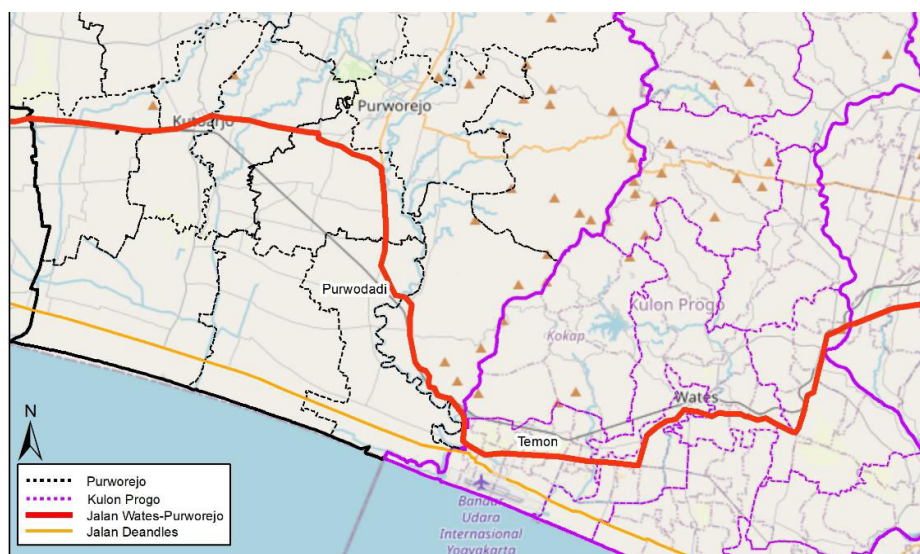
Penelitian ini menggunakan iterasi sebanyak 1000 kali dan teknik sampel *stratified* pada masing-masing metode pembangun model probabilitas transisi. Hasil model probabilitas transisi dan hasil prediksi tersaji pada Gambar 4. Pada Gambar 4, terlihat bahwa model probabilitas transisi dari ANN memiliki nilai rata-rata yang lebih rendah dibandingkan model probabilitas transisi dari LR. Hasil prediksi lahan sawah jika dibandingkan dengan hasil interpretasi terlihat hampir serupa (Gambar 5). Secara umum model prediksi dari RL dan ANN memiliki nilai kappa diatas 0,9. Tetapi jika dilihat dari perhitungan tabel kontingensi menunjukkan bahwa model dari ANN memiliki total *misses* dan *false alarm* sebesar 181,25Ha sedangkan model dari RLB memiliki total *misses* dan *false alarm* sebesar 187,5 Ha.

Hasil yang sama juga didapat dari penelitian Xu *et al* (2019), dimana model CA dari ANN memiliki akurasi tertinggi dibandingkan LR dan AHP. Hal ini kemungkinan besar disebabkan terdapat hubungan non-linier pada pertumbuhan kota, yang mana tidak bisa diakomodir oleh LR (Mustafa *et al*, 2018; Xu *et al*, 2019).



Gambar 5. Peta perbandingan lahan sawah tahun 2019 di Kabupaten Purworejo hasil interpretasi, prediksi menggunakan CA-ANN dan prediksi menggunakan CA-LR

Perbedaan kedua metode tidak terlalu signifikan dikarenakan minimnya fenomena konversi lahan sawah dilokasi penelitian. Walaupun begitu, penelitian tentang prediksi perubahan lahan sawah di Kabupaten Purworejo tetap terus dilakukan dengan pengembangan seperti membandingkan antar *neighborhood* atau dengan kelas penggunaan lahan yang lebih banyak. Hal ini dikarenakan adanya rencana pengembangan kawasan *aerocity* atau aerotropolis di sekitar NYIA (Ridarineni & Assidiq, 2017). Keberadaan NYIA menyebabkan harga tanah yang semakin meningkat terutama pada area strategis seperti sepanjang Jalan Nasional (Wates-Purworejo) dan Jalan Deandles yang menghubungkan Kabupaten Kulon Progo dengan Kabupaten Purworejo (Pratiwi & Rahardjo, 2018).



Gambar 6. Letak NYIA (New Yogyakarta International Airport)

Hasil penelitian menunjukkan bahwa konversi lahan sawah terluas terjadi di Kecamatan Purwodadi yang berbatasan langsung dengan Kecamatan Temon, Kabupaten Kulon Progo (Gambar 6). Keberadaan NYIA tak hanya berpotensi memberikan dampak konversi lahan sawah menjadi lahan terbangun di sepanjang Jalan Deandles, tetapi beberapa wilayah di Kabupaten Purworejo yang tidak dilalui Jalan Deandles atau berbatasan langsung dengan Kecamatan Temon, Kabupaten Kulon Progo. Contoh dari kasus ini adalah Kecamatan Kutoarjo yang terdapat stasiun kereta api. Stasiun Kutoarjo akan diintegrasikan dengan NYIA, yang mana ini akan menjadi pemicu perkembangan wilayah Kutoarjo dan sekitarnya (Triyani *et al*, 2019). Hal ini membuat perlu dilakukan juga penelitian terkait prediksi penggunaan lahan dimasa depan akibat dampak dari NYIA seperti yang dilakukan oleh Syafitri & Santosa (2019).

4. KESIMPULAN

Model prediksi lahan sawah yang dibangun dari ANN dan LR secara umum memiliki akurasi yang sama-sama baik. Tetapi jika dilihat dari total nilai *false alarm* dan *misses*, model CA yang dibangun dari ANN lebih baik dari LR. Hasil penelitian ini juga menunjukkan bahwa dalam rentang tahun 2008 sampai 2019, luasan lahan sawah di Kabupaten Purworejo berkurang sekitar 194.01 Ha. Kecamatan Bayan menjadi wilayah dengan laju penurunan luasan sawah tertinggi, sedangkan Kecamatan Purwodadi menjadi wilayah dengan pengurangan luasan lahan sawah tertinggi.

Penelitian perlu dilakukan banyak penyempurnaan ini seperti menggunakan metode yang lebih beragam, perbandingan antar *neighbourhood* dan jumlah kelas penggunaan lahan yang lebih banyak. Kajian prediksi penggunaan lahan di Kabupaten Purworejo menarik dilakukan mengingat keberadaan NYIA yang berpotensi memberikan dampak seperti konversi lahan pertanian

DAFTAR PUSTAKA

- Bégué, A., Arvor, D., Bellon, B., Betbeder, J., De Abelleira, D., PD Ferraz, R., ... & R Verón, S. (2018). Remote sensing and cropping practices: A review. *Remote Sensing*, 10(1), 99.
- Bianchetti, R. A., & MacEachren, A. M. (2015). Cognitive themes emerging from air photo interpretation texts published to 1960. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 4(2), 551-571.
- Bappeda Kabupaten Purworejo. 2019. *Dampak Positif Hadirnya Bandara Yogyakarta International Airport (YIA) bagi Kabupaten Purworejo*. Diakses dari bappeda.purworejokab.go.id/dampak-positif-hadirnya-bandara-yogyakarta-international-airport-yia-bagi-kabupaten-purworejo.
- BIG (Badan Informasi Geospasial). 2014. Peraturan Kepala Badan Informasi Geospasial Nomor 15 Tahun 2014 Tentang Pedoman Teknis Ketelitian Peta Dasar. Cibinong: Badan Informasi Geospasial
- BPS (Badan Pusat Statistik). 2020. Statistik Indonesia 2020. Jakarta: Badan Pusat Statistik
- BPS Kabupaten Purworejo. 2009. Kabupaten Purworejo dalam angka 2009. Purworejo: Badan Pusat Statistik Kabupaten Purworejo

- BPS Kabupaten Purworejo. 2016. Kabupaten Purworejo dalam angka 2016. Purworejo: Badan Pusat Statistik Kabupaten Purworejo
- Irawan, B., & Friyatno, S. (2002). Dampak konversi lahan sawah di Jawa terhadap produksi beras dan kebijakan pengendaliannya. *SOCA: Jurnal Sosial Ekonomi Pertanian*, 2(2), 438-58.
- Lin, Y. P., Chu, H. J., Wu, C. F., & Verburg, P. H. (2011). Predictive ability of logistic regression, auto-logistic regression and neural network models in empirical land-use change modeling—a case study. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(1), 65-87.
- Mustafa, A., Van Rompaey, A., Cools, M., Saadi, I., & Teller, J. (2018). Addressing the determinants of built-up expansion and densification processes at the regional scale. *Urban studies*, 55(15), 3279-3298.
- Park, S., Jeon, S., Kim, S., Choi, C., 2011. Prediction and Comparison of Urban Growth By Land Suitability Index Mapping Using GIS and RS in South Korea. *Landscape and urban planning*, 99(2), 104-114.
- Pemerintah Kabupaten Purworejo. 2011. Peraturan daerah Kabupaten Purworejo nomor: 27 tahun 2011 tentang rencana tata ruang wilayah Kabupaten Purworejo tahun 2011-2031. Purworejo: Sekretariat Daerah Pemerintah Kabupaten Purworejo
- Pijanowski, B. C., Pithadia, S., Shellito, B. A., & Alexandridis, K. (2005). Calibrating a neural network-based urban change model for two metropolitan areas of the Upper Midwest of the United States. *International Journal of Geographical Information Science*, 19(2), 197-215.
- Pratiwi, S. E., & Rahardjo, N. (2018). Pemodelan Spasial Harga Lahan dan Perubahannya Akibat Pembangunan Bandara New Yogyakarta International Airport di Sekitar Area Bandara. *Jurnal Bumi Indonesia*, 7(3).
- Purwadhi, S. H., & Sanjoto, T. B. (2008). *Pengantar Interpretasi Citra Penginderaan Jauh*. Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional dan Jurusan Geografi Universitas Negeri Semarang.
- Rahmatullah, F. I., & Muta'ali, L. (2017). Analisis Swasembada Beras Di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2005–2014. *Jurnal Bumi Indonesia*, 6(1).
- Ricky, R., Rustiadi, E., & Barus, B. (2017). A Projection of Land Needed for Settlements and Conversion of Paddy Fields in Solok City. *Journal of Regional and City Planning*, 28(3), 186-203.
- Ridarineni, N. Assidiq, Y. 2017. *Purworejo Berencana Bangun Kota Perbatasan dengan DIY*. Diakses dari republika.co.id/berita/oxeg7p399/purworejo-berencana-bangun-kota-perbatasan-dengan-di
- Rosalina, L., & Susilo, B. (2018). Integrasi Pemodelan Cellular Automata Dan Multilayer Perceptron Untuk Prediksi Lahan Pertanian Sawah Di Sebagian Kabupaten Sleman. *Jurnal Bumi Indonesia*, 7(2).

- Sakti, M. A., Sunarminto, B. H., Maas, A., Indradewa, D., & Kertonegoro, B. D. (2013). Kajian Pemetaan Lahan Pertanian Pangan Berkelanjutan (LP2B) di Kabupaten Purworejo. *Sains Tanah-Journal of Soil Science and Agroclimatology*, 10(1), 55-70
- Saputra, M., Danoedoro, P., Widayani, P., 2020. Prediksi lahan sawah menggunakan CA-artificial neural network berbasis citra spot-6 dan spot-7. *Prosiding Seminar Nasional Geografi III-Program Studi Pascasarjana Geografi*, Fakultas Geografi, UGM
- Setiady, D., Danoedoro, P. (2016). Prediksi perubahan lahan pertanian sawah sebagian Kabupaten Klaten dan sekitarnya menggunakan cellular automata dan data penginderaan jauh. *Jurnal Bumi Indonesia*, 5(1).
- Sutrisno, D., Ambarwulan, W., Nahib, I., Suryanta, J., Windiastuti, R., & Kardono, P. (2019). Cellular automata markov method, an approach for rice self-sufficiency projection. *Journal of Ecological Engineering*, 20(6).
- Syafitri, A. K. N., & Santosa, P. B. (2019). Spatial Analysis of Kulon Progo District Development from 2007-2030 with Cellular Automata Markov Model. *KnE Engineering*, 269-277.
- Tajbakhsh, S.M. Memarian, H. Moradim K. Afshar, A.H. Aghakhani. 2018. Performance comparison of land change modeling techniques for land use projection of arid watersheds. *Global J. Environ. Sci. Manage.*, 4(3): 263-280, Summer 2018.
- Tobler, W. (1987). Measuring Spatial Resolution. *Proceedings, Land Resources Information Systems Conference, Beijing*, pp. 12-16.
- Triyani, I., Adam, K., & Kristina, D. (2019). Strengthening Rural and Regional Economic Competitiveness Triggering Purworejo Regency Economic Growth through Tourism-Based Kutoarjo Transit Node Development. *The Indonesian Journal of Planning and Development*, 4(1), 19-28.
- Wang, Q., Chen, J., Tian, Y., 2008. Remote sensing image interpretation study serving urban planning based on GIS. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Beijing, China, Vol XXXVII, Part B4, pp. 453-456.
- Xu, T., Gao, J., Coco, G., 2019. Simulation of urban expansion via integrating artificial neural network with Markov chain – cellular automata. *International Journal of Geographical Information Science*. DOI: 10.1080/13658816.2019.1600701
- Zanella, L., Sousa, C. H. R., Souza, C. G., Carvalho, L. M. T., & Borém, R. A. T. (2012). A comparison of visual interpretation and object based image analysis for deriving landscape metrics. *Proceedings of the 4th GEOBIA*, Rio de Janeiro-Brazil, 509.