

PERBANDINGAN KEMAMPUAN TEKNIK CELLULAR AUTOMATA DALAM MEMPREDIKSI PERTUMBUHAN SPASIAL LAHAN TERBANGUN DI KOTA PONTIANAK

Trida Ridho Fariz¹, Ely Nurhidayati²

¹Sekolah Pascasarjana, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta

²Jurusan Perencanaan Wilayah dan Kota, Fakultas Teknik, Universitas Tanjungpura, Pontianak

¹ Email : trfariz@gmail.com

Diterima (received): 21 September 2019 Disetujui (accepted): 28 Desember 2019

ABSTRAK

Penelitian mengenai pemodelan spasial dinamis seperti memprediksi perubahan penggunaan lahan menggunakan Cellular Automata sudah banyak dilakukan. Penelitian ini mengkaji alternatif metode yang terbaik dalam membangun model prediksi masih jarang dilakukan, terutama di Indonesia. Padahal dalam membuat model prediksi terdapat instrument Transition Potential yang dibangun dengan beberapa metode seperti ANN dan LR. Penelitian ini bertujuan untuk menguji metode ANN dan LR dalam memprediksi pertumbuhan lahan terbangun di Kota Pontianak. Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa peta lahan terbangun tahun 2007 dari citra satelit Landsat-5 dan peta lahan terbangun tahun 2014 dari citra satelit Landsat-8 untuk memprediksi tahun 2019. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode LR (Logistic regression) lebih baik dibandingkan ANN (Artificial Neural Network) dalam memprediksi pertumbuhan lahan terbangun di Kota Pontianak dengan ketentuan bahwa kota tersebut telah berkembang menjadi pusat kota tetapi masih terdapat banyak lahan kosong.

Kata Kunci: model, logistik, lahan terbangun

A. PENDAHULUAN

Indonesia termasuk Negara berkembang dengan pertumbuhan penduduk yang cukup tinggi. Pertumbuhan penduduk mengakibatkan pertumbuhan lahan terbangun yang juga berkembang pesat, sehingga diperlukan evaluasi dan pengendalian perubahan penggunaan lahan serta pemekaran kota (Mosammam *et al*, 2016). Beberapa sistem untuk membantu proses evaluasi dan pengendalian perubahan lahan adalah GIS (*Geographic Information System*). GIS mempunyai kemampuan dalam menganalisis data spasial bahkan memprediksi perubahan spasialnya (*geosimulation*).

Cellular automata (CA) merupakan salah satu model yang diadopsi dalam *geosimulation* atau prediksi spasial. Tahapan penting dalam memprediksi perkembangan lahan menggunakan CA adalah model probabilitas transisi. Model probabilitas transisi atau *transition potential modelling* adalah suatu derajat yang mengindikasikan terjadinya perubahan kelas penggunaan lahan menjadi kelas lainnya. Beberapa pendekatan dalam membangun model probabilitas transisi antara lain CA-Markov yang pernah digunakan oleh Al-Sharif & Pradhan (2013) dan Nouri *et al* (2014). CA-Markov membangun model probabilitas transisi berdasarkan pertimbangan perubahan penggunaan lahan saja (Susilo, 2011), sehingga untuk menutupi kelemahan dari CA-Markov maka terdapat beberapa

pendekatan yaitu menambahkan faktor penarik dan pendorong sebagai pertimbangan dalam membangun model probabilitas transisi.

Adanya pendekatan dalam pembobotan faktor penarik dan pendorong tersebut, yang terkenal adalah menggunakan penilaian para ahli melalui AHP (*Analytic Hierarchy Process*) seperti Mohammadi *et al* (2013). Kelemahan dari pendekatan ini adalah sifat penilaiannya yang subyektif (Xu *et al*, 2019), sehingga alternatif lainnya adalah pendekatan *Logistic Regression* (LR) dan *Artificial Neural Network* (ANN). Keduanya pendekatan tersebut bersifat objektif dalam penentuan bobot dimana LR menentukan bobot berdasarkan analisis regresi antara variabel dependen dan independen sedangkan ANN menentukan bobot selain berdasarkan analisis regresi juga mempertimbangkan sedikit asumsi statistik sehingga mampu memodelkan variabel yang memiliki hubungan non-linier (Mustafa *et al*, 2018; Xu *et al*, 2019).

Kajian yang menggunakan CA untuk memprediksi perubahan penggunaan lahan sudah banyak dilakukan. Tetapi kajian yang memfokuskan pada perbandingan pendekatan dalam membangun model probabilitas transisi masih cukup jarang dilakukan. Penelitian sejenis pernah dilakukan oleh Tajbakhsh *et al* (2018), (Xu *et al*, 2019) dan Ridwan dkk (2017). Perbedaannya adalah lokasi penelitian adalah Kota Pontianak dan penelitian ini berfokus pada lahan terbangun.

B. METODE PENELITIAN

Lokasi studi dalam penelitian ini adalah Kota Pontianak dan obyek penelitian ini adalah lahan terbangun di Kota Pontianak (Gambar 1). Beberapa data yang digunakan dalam penelitian ini antara lain citra satelit Landsat 5 perekaman 2007, citra satelit Landsat 8 perekaman 30 Maret 2014 dan 12 Maret 2019 yang diunduh dari *earthexplorer.usgs.gov*. Selain itu beberapa data sekunder yang digunakan adalah peta dalam format vector (.shp) seperti jaringan jalan, batas administrasi dan sungai dari Bappeda Kota Pontianak.



Gambar 1. Lokasi studi (A) Indonesia (B) Kota Pontianak
Sumber: Hasil analisis, 2019

Berdasarkan data-data tersebut, metodologi dalam penelitian ini meliputi interpretasi citra dan memodelkan perkembangan lahan terbangun menggunakan CA. Tahapan penelitian yang terdiri dari pengolahan dan analisis data adalah sebagai berikut.

1. Pembuatan Peta Lahan Terbangun

Lahan terbangun dalam penelitian adalah penutup lahan berupa bangunan yang mana permukiman, bangunan industri, kantor dan sarana prasarana akan masuk kedalam klasifikasi ini. Pembuatan peta lahan terbangun dilakukan dengan interpretasi citra satelit, dimana proses interpretasi terbagi menjadi interpretasi visual dan digital. Interpretasi visual adalah proses identifikasi obyek secara manual dengan kunci interpretasi berupa warna (bayangan, warna, rona, tekstur) dan elemen struktural seperti ukuran, pola, konfigurasi, dan asosiasi (Campbell, 2002). Sedangkan interpretasi digital adalah proses identifikasi obyek menggunakan komputer yang mana memiliki banyak pendekatan metodenya seperti klasifikasi multispectral yang berbasis warna piksel maupun klasifikasi berbasis obyek yang memadukan spektral dan asosiasi piksel.

Interpretasi visual memiliki akurasi yang lebih baik dari interpretasi digital. Interpretasi visual membedakan obyek di citra berdasarkan penilaian manusia sehingga lebih baik dalam menafsirkan obyek yang kompleks dibandingkan interpretasi digital, walaupun interpretasi digital memiliki kelebihan yaitu pada kemampuan pemrosesan yang baik dari segi waktu (Lang *et al*, 2009). Sehingga Langanke *et al*. (2004) menyarankan untuk mensinergikan kemampuan otak manusia dalam dengan efektivitas pemrosesan citra secara digital (Lang *et al*, 2009). Lebih khusus lagi, ini berarti menggabungkan interpretasi visual dengan interpretasi digital yang mana penggabungan kedua teknik ini disebut interpretasi hibrida.

Proses interpretasi hibrida yang digunakan dalam penelitian ini adalah kombinasi antara interpretasi visual dengan interpretasi digital berupa klasifikasi multispektral. Klasifikasi multispektral yang dipilih adalah *supervised classification* yang mana spektral akan terklasifikasi oleh komputer berdasarkan sampel piksel (*training*) yang kita pilih. Selanjutnya, proses interpretasi visual dilakukan untuk memisahkan obyek yang memiliki spektral yang sama seperti lahan terbangun dengan lahan terbuka. Teknik interpretasi hibrida ini dapat meningkatkan akurasi hasil interpretasi dari *supervised classification* serta mengakomodir kelas penggunaan lahan dengan *single* dan *multi* parameter (Haag & Haglund, 2002).

2. Pembuatan Peta Faktor Pendorong Pertumbuhan Lahan Terbangun

Faktor pendorong adalah variabel dalam membangun model probabilitas transisi. Dalam penelitian ini faktor pendorong yang digunakan adalah faktor-faktor eksisting yang akan menyebabkan pertumbuhan lahan terbangun. Setiap wilayah memiliki karakteristik fisik dan sosial yang berbeda sehingga tentu faktor pendorong dan penarik akan berbeda-beda. Berdasarkan Nurhidayati *et al* (2017), jarak dari permukiman eksisting dan jarak dari jalan kolektor adalah faktor yang paling berpengaruh dalam pertumbuhan permukiman di Kecamatan Pontianak Timur. Lain pula dengan Kota Banda Aceh yang mana faktor paling berpengaruhnya adalah jarak dari jalan (Achmad *et al*, 2015), sedangkan pantai utara Provinsi Jawa Barat faktor yang paling berpengaruh adalah jarak dari CBD (Ainiyah *et al*, 2016).

Oleh karena itu dalam penelitian ini faktor pendorong yang digunakan antara lain jarak jalan utama, jarak jalan, jarak terhadap pusat kegiatan dan jarak

terhadap lahan terbangun eksisting. Faktor-faktor tersebut akan disajikan dalam format raster dengan ukuran piksel 30m sesuai dengan peta lahan terbangun.

3. Prediksi Perkembangan Lahan Terbangun Menggunakan CA

Proses prediksi perkembangan lahan terbangun menggunakan analisis CA. Analisis tersebut dilakukan dengan plug-in MOLUSCE dari *software* Quantum GIS. Beberapa tahapan proses prediksi menggunakan MOLUSCE adalah input data berupa data penggunaan lahan di tahun awal (*early*) dan tahun kedua (*later*) serta beberapa faktor pendorong. Selanjutnya adalah menghitung luas perubahan dan membangun model probabilitas transisi. Model probabilitas transisi dibangun menggunakan 2 pendekatan yaitu ANN dan LR. Kedua model probabilitas transisi tersebut kemudian dilanjutkan sebagai dasar untuk memprediksi perkembangan lahan terbangun tahun 2019.

4. Uji Akurasi Model

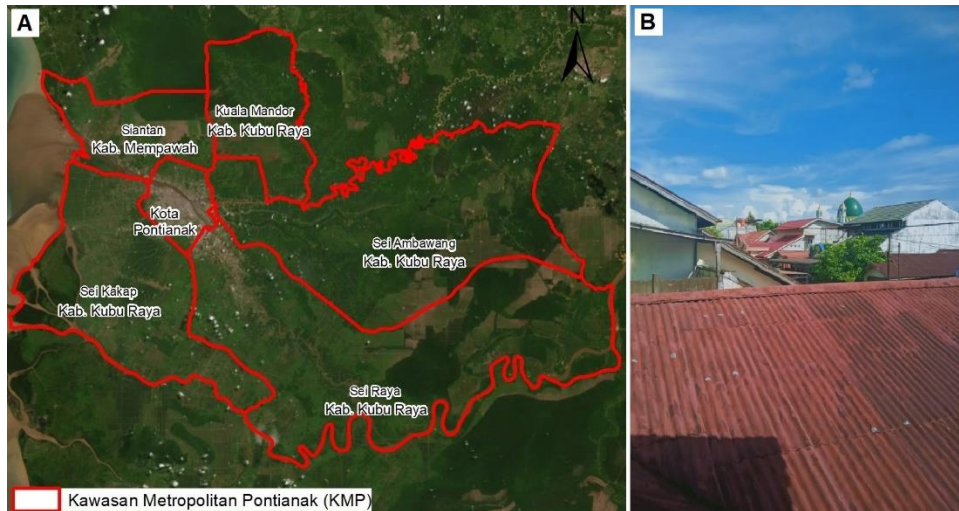
Tahapan terakhir adalah menguji akurasi perkembangan lahan terbangun tahun 2019 yang dibangun dari pendekatan ANN dengan LR. Proses uji akurasi adalah dengan membandingkan dengan peta lahan terbangun tahun 2019 hasil interpretasi. Derajat akurasi diketahui melalui perhitungan kappa, dimana jika nilai kappa mendekati 100 maka semakin tinggi tingkat akurasinya.

C. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Hasil Pemetaan Lahan Terbangun

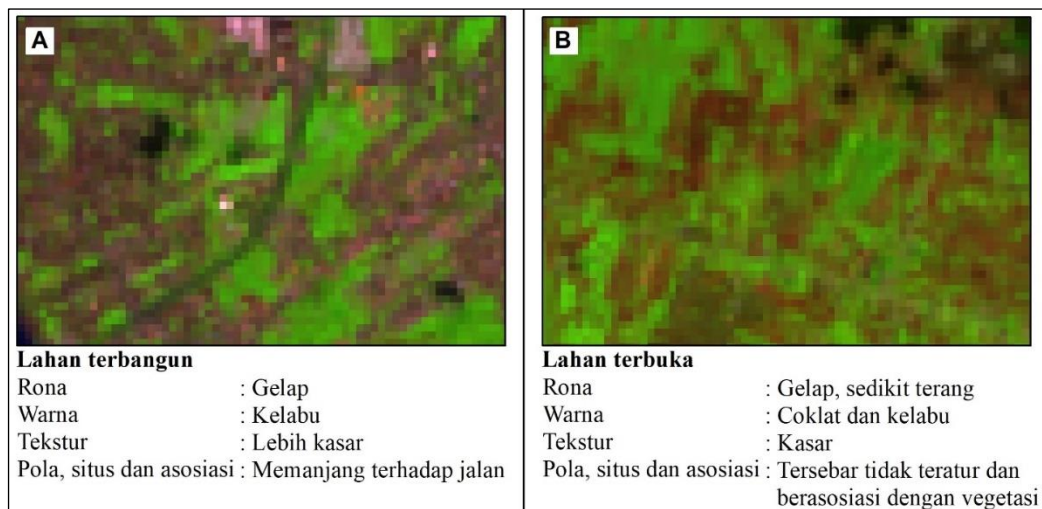
Kota Pontianak adalah ibu kota Provinsi Kalimantan Barat. Kota seluas 107,8 Km² ini secara geografis merupakan wilayah dengan relief yang datar. Berdasarkan informasi dari Dinas Pangan, Pertanian dan Perikanan Kota Pontianak, luasan lahan gambut di Kota Pontianak sekitar 51,4% dari luasan wilayah (Sampurno *et al*, 2018). Berdasarkan fungsinya, Kota Pontianak merupakan bagian dari Kawasan Metropolitan Pontianak (KMP). KMP merupakan wilayah yang memiliki fungsi sebagai Pusat Kegiatan Nasional di Provinsi Kalimantan Barat yang meliputi Kota Pontianak, Kecamatan Siantan di Kabupaten Mempawah, Kecamatan Sei Kakap, Kecamatan Sei Raya, Kecamatan Sei Ambawang dan Kecamatan Kuala Mandor di Kabupaten Kubu Raya (Pemerintah Provinsi Kalimantan Barat, 2014).

Kenampakan fisik perkotaan atau penggunaan lahan terbangun pada KMP memusat di Kota Pontianak, hal ini mengingat Kota Pontianak merupakan kota hirarki I dalam KMP. Kenampakan fisik kekotaan ini sangat kontras dibandingkan wilayah KMP di Kabupaten Mempawah dan Kabupaten Kubu Raya yang masih didominasi lahan yang masih kosong dari bangunan (gambar 2a). Karakteristik lahan terbangun di Kota Pontianak adalah material atap pada bangunannya yang didominasi oleh material atap seng (gambar 2b). Berdasarkan Khayan *et al*, (2003), hampir 90% bangunan rumah di Kota Pontianak menggunakan material atap berupa seng.



Gambar 2. (a) kenampakan lahan terbangun pada KMP (b) material atap bangunan di Kota Pontianak berupa seng
Sumber: hasil analisis, 2019

Pemetaan penggunaan lahan menggunakan citra satelit resolusi menengah merupakan suatu tantangan mengingat terdapat kemiripan warna beberapa obyek seperti lahan terbangun dengan lahan terbuka. Bahkan menggunakan citra dengan sensor *hyperspectral* seperti Szabo *et al* (2014) dan Kamal & Arjasakusuma (2010) pun juga akan memiliki kesalahan dalam mengidentifikasi obyek atap pada lahan terbangun. Beberapa faktor seperti bahan material atap yang berbeda seperti genteng, seng dan asbes serta faktor umur atap yang akan menunjukkan warna yang berbeda karena proses pelapukan dan radiasi UV (Szabo *et al*, 2014).



Gambar 3. Kenampakan (a) lahan terbangun dan (b) lahan terbuka pada citra satelit Landsat 8 komposit 654
Sumber: hasil analisis, 2019

Penggunaan klasifikasi multispektral berupa *supervised classification* memiliki keterbatasan dalam membedakan obyek lahan terbangun dan lahan

terbuka. Hal ini mengingat kedua obyek tersebut memiliki warna yang hamper sama yaitu coklat dan coklat kelabu. Sehingga sebaiknya setelah proses klasifikasi selesai, dilanjutkan dengan proses pemilihan obyek melalui interpretasi visual. Obyek lahan terbangun dan lahan terbuka dapat dibedakan melalui interpretasi visual dengan kunci interpretasi berupa warna atau rona, tekstur, pola, situs dan asosiasi seperti penelitian Kosasih *et al*, (2019). Lahan terbangun memiliki tesktur yang lebih kasar, serta berlokasi (situs) didekat jalan datau sungai, polanya juga memanjang terhadap jalan dan berasosiasi dengan jalan (gambar 3).

Kombinasi antara interpretasi otomatis (klasifikasi multispektral) dan interpretasi visual ini disebut dengan istilah interpretasi hibrida. Berdasarkan hasil interpretasi citra (tabel 1) luasan lahan terbangun di Kota Potianak terus bertambah. Pada tahun 2007 total luasan lahan terbangun sekitar 3023,06 Ha atau sekitar 28% dari luasan Kota Pontianak, lalu pada tahun 2014 menjadi 4634,80 Ha atau 43% dan pada tahun 2019 menjadi 5102,08 Ha atau 47% dari luasan Kota Pontianak. Pertumbuhan lahan terbangun di Kota Pontianak dari tahun 2007 ke tahun 2019 adalah sekitar 5,7% per tahun.

Tabel 1. Luasan lahan terbangun hasil interpretasi citra

Kecamatan	Luasan (ha)	Luasan lahan terbangun (Ha)		
		2007	2014	2019
Pontianak Barat	1466,15	614,24	861,89	905,65
Pontianak Kota	1339,72	621,83	912,59	955,50
Pontianak Selatan	1607,30	700,49	977,61	1025,43
Pontianak Tenggara	1423,73	256,34	503,11	578,79
Pontianak Timur	1029,61	325,37	569,32	638,11
Pontianak Utara	3901,77	504,79	810,29	998,58
Total	10768,29	3023,06	4634,80	5102,08

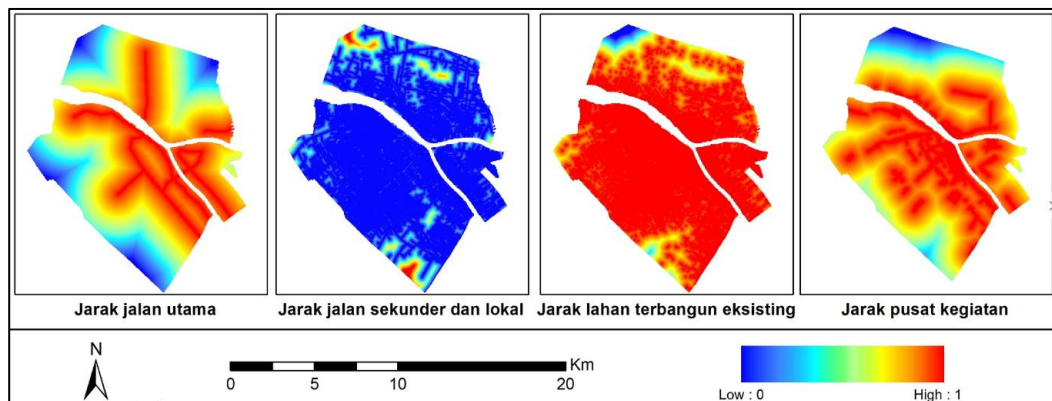
Sumber: hasil analisis, 2019

Hasil interpretasi sangat dipengaruhi oleh resolusi spasial citra. Semakin kecil resolusi spasial citra satelit yang digunakan maka semakin besar potensi piksel campuran. Keberadaan piksel campuran membuat proses membedakan obyek lahan terbangun dan lahan terbuka menjadi lebih sulit. Secara umum akurasi hasil interpretasi lahan terbangun memiliki akurasi yang baik. Faktor yang utama adalah penggunaan atap seng pada bangunan di lokasi kajian. Atap seng memiliki pola pantulan spektral endmember yang berbeda dengan lahan terbuka (*bare soil*), berbeda dengan atap seng yang memiliki pola pantulan *spectral end member* yang cenderung sama dengan lahan terbuka (Kamal & Arjasakusuma, 2010).

2. Pemodelan Prediksi Perkembangan Lahan Terbangun Menggunakan CA

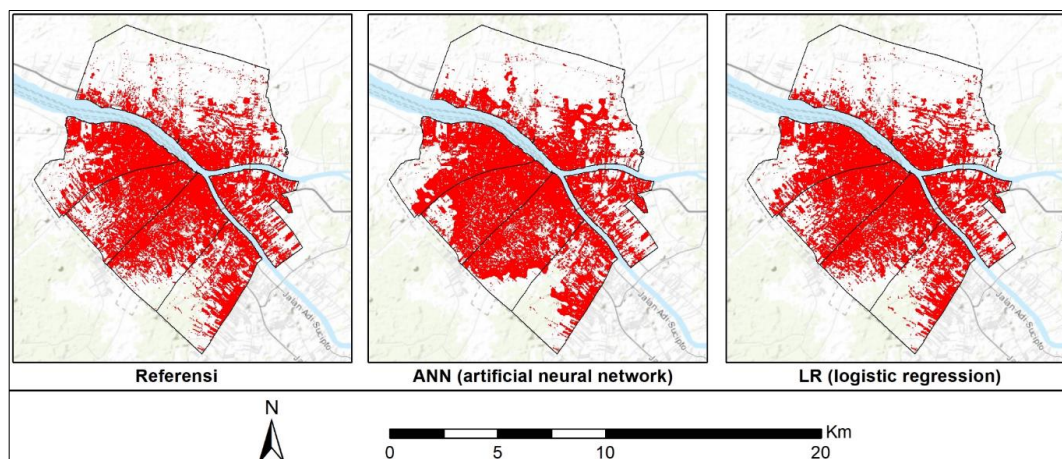
Prediksi perkembangan lahan terbangun mempunyai 2 variabel, yaitu variabel penggunaan lahan terbangun dan variabel faktor perkembangan lahan terbangun. Variabel penggunaan lahan terbangun terdiri dari penggunaan lahan terbangun ditahun awal yaitu tahun 2007 dan tahun akhir yaitu tahun 2014. Sedangkan variabel faktor lahan terbangun terdiri dari beberapa indikator yaitu jarak jalan

utama, jarak jalan sekunder dan lokal, jarak lahan terbangun eksisting dan jarak pusat kegiatan (Gambar 4).



Gambar 4. Indikator faktor perkembangan lahan terbangun
Sumber: hasil analisis, 2019

Seluruh indikator disajikan dalam format raster dan nilai pikselnya dinormalisasi. Data raster yang telah dinormalisasi akan berubah menjadi biner dengan rentang 0 sampai 1. Proses ini juga disebut sebagai *fuzzy* yang mana akan mengurangi generalisasi yang terlalu berlebihan jika disajikan dalam bentuk klasifikasi yang tegas. Proses ini juga digunakan oleh Liu (2012) pada setiap indikator faktor perubahan lahan terbangun pada CA.



Gambar 5. Lahan terbangun dari hasil interpretasi (referensi) dan prediksi menggunakan ANN dan LR
Sumber: hasil analisis, 2019

Indikator faktor perkembangan lahan terbangun berfungsi untuk membuat model probabilitas transisi yang merupakan pembangun model prediksi penggunaan lahan lahan terbangun. Model prediksi penggunaan lahan terbangun dibangun menggunakan model probabilitas transisi dari ANN dan LR, yang kemudian dibandingkan menggunakan referensi yaitu peta lahan terbangun hasil interpretasi (gambar 5).

Trida Ridho Fariz dan Ely Nurhidayati, Perbandingan Kemampuan Teknik Cellular Automata dalam Memprediksi Pertumbuhan Spasial Lahan Terbangun di Kota Pontianak

Berdasarkan pengujian akurasi hasil prediksi lahan terbangun, diketahui bahwa model prediksi penggunaan lahan terbangun yang dibuat dari LR memiliki persentase kebenaran yang lebih tinggi yaitu nilai kappa sebesar 94,04% dibandingkan ANN dengan persentase kebenaran sebesar 91,46%. Selain itu perbandingan luasan hasil prediksi dengan hasil interpretasi menunjukkan bahwa model yang dibangun dari LR memiliki RMSE terkecil yaitu sebesar 47,37 Ha (tabel 2). Model prediksi dari ANN terkesan overestimate dibandingkan model prediksi dari LR dalam memprediksi pertumbuhan spasial lahan terbangun di Kota Pontianak.

Tabel 2. Perbandingan luasan hasil interpretasi (referensi) dengan hasil prediksi dari CA

Kecamatan	Kelas	Luas	ANN		LR	
		Referensi (Ha)	Luasan (Ha)	Selisih (Ha)	Luasan (Ha)	Selisih (Ha)
Pontianak Barat	Non lahan terbangun	562,30	530,16	32,14	568,01	-5,71
	Lahan terbangun	899,43	931,57	-32,14	893,72	5,71
Pontianak Kota	Non lahan terbangun	387,20	293,22	93,98	372,52	14,68
	Lahan terbangun	950,95	1044,93	-93,98	965,63	-14,68
Pontianak Selatan	Non lahan terbangun	586,62	500,23	86,39	572,15	14,47
	Lahan terbangun	1018,91	1105,30	-86,39	1033,38	-14,47
Pontianak Tenggara	Non lahan terbangun	850,42	866,99	-16,57	884,92	-34,51
	Lahan terbangun	569,82	553,25	16,57	535,31	34,51
Pontianak Timur	Non lahan terbangun	390,01	445,74	-55,72	427,02	-37,00
	Lahan terbangun	634,13	578,41	55,72	597,13	37,00
Pontianak Utara	Non lahan terbangun	2902,18	2850,93	51,24	3004,38	-102,21
	Lahan terbangun	990,32	1041,56	-51,24	888,11	102,21
				RMSE:		RMSE:
				62,36		47,37

Sumber: hasil analisis, 2019

Prediksi lahan terbangun dari model probabilitas transisi ANN secara umum memiliki akurasi yang kurang baik dibandingkan model probabilitas transisi dari LR. Pendekatan LR lebih akurat sebagai pengklasifikasi daripada ANN (Park *et al*, 2011). Tetapi hasil komparasi dalam penelitian ini berbeda dengan kajian dari Parasdyo & Susilo (2018), Xu et al (2019) dan Ridwan dkk (2017), yang mana model yang dibangun dari ANN cenderung lebih baik ketimbang model yang dibangun dari LR.

Model ANN atau jaringan syaraf tiruan bisa memiliki akurasi yang lebih baik dari LR ketika indikator pendorong pertumbuhan lahan terbangun memiliki hubungan non-linear terhadap pertumbuhan lahan terbangun (Mustafa *et al*, 2018; Xu *et al*, 2019). Selain itu, pendekatan ANN bisa diterapkan pada wilayah yang memiliki data terbatas serta tidak diketahui faktor yang mempengaruhi pertumbuhan lahan terbangunnya (Pijanowski et al, 2009; Xu *et al*, 2019).

Asumsi yang didapat dari hasil penelitian ini adalah LR sesuai digunakan untuk wilayah yang telah berkembang pusat kotanya tetapi masih banyak terdapat lahan kosong yang dapat dikembangkan sebagai lahan terbangun. Kota Pontianak

dinilai sesuai karena masih terdapat lahan kosong apalagi pada wilayah perbatasan KMP diluar Kota Pontianak seperti Kecamatan Siantan di Kabupaten Mempawah dan Kecamatan Sungai Raya di Kabupaten Kubu Raya, sehingga pembangunan perumahan-perumahan bisa menerapkan faktor aksesibilitas terhadap jalan dan fasilitas. Model probabilitas transisi dari pendekatan ANN cenderung sesuai digunakan untuk wilayah yang telah jauh berkembang pusat kotanya serta memiliki keterbatasan lahan kosong seperti Kota Yogyakarta dari kajian Parasdyo & Susilo (2018). Pertumbuhan lahan terbangun mengabaikan faktor jarak terhadap aksesibilitas dan fasilitas mengingat keduanya mempengaruhi harga nilai lahan wilayah tersebut (Pramana, 2017). Wilayah yang telah jauh berkembang seperti kota besar memiliki kecenderungan bertumbuhnya lahan terbangun seperti permukiman di wilayah dengan harga lahan yang rendah seperti Kota Semarang (Pigora & Pigawati, 2014). Sehingga asumsi peneliti, pendekatan ANN bisa diterapkan pada kota besar yang dalam suatu wilayah administrasi memiliki faktor-faktor pendorong lahan terbangun yang berbeda-beda berdasarkan fungsinya yang direpresentasikan oleh bagian wilayah kota (BWK). Penelitian ini masih terdapat banyak keterbatasan sehingga perlu dilakukan pengembangan. Pengembangan dari penelitian ini adalah menggunakan indikator pertumbuhan lahan terbangun yang sesuai dengan kondisi wilayah. Selain itu beberapa hal teknis lain dalam CA yang perlu dibandingkan adalah *neighbourhood* atau ketetanggaan.

D. KESIMPULAN

Penggunaan interpretasi visual dinilai cukup membantu dalam memisahkan obyek lahan terbangun dan lahan terbuka hasil klasifikasi multispektral. Pada citra satelit Landsat 8 komposit 654, lahan terbangun di Kota Pontianak memiliki warna lebih kelabu dengan rona lebih gelap dibandingkan lahan terbuka. Selain itu teksturnya lebih kasar dan memanjang terhadap jalan. Hasil interpretasi citra menunjukkan bahwa luasan lahan terbangun di Kota Pontianak dari tahun 2007 ke tahun 2019 bertambah sekitar 2079, 02 Ha. Model prediksi lahan terbangun dari CA yang terbaik dalam penelitian ini adalah model yang dibangun dari probabilitas transisi dengan metode LR. Model prediksi lahan terbangun dari LR memiliki nilai kappa yang lebih tinggi dan RMSE yang lebih rendah dari model prediksi yang dibangun dari ANN. Asumsi yang didapat dari penelitian ini adalah metode LR dapat digunakan pada wilayah yang telah berkembang pusat kotanya tetapi masih terdapat banyak lahan kosong, sedangkan ANN dapat digunakan pada wilayah yang merupakan kota besar yang memiliki lahan kosong yang tak banyak serta setiap wilayah administrasi kecamatan memiliki fungsi yang berbeda-beda berdasarkan BWK.

DAFTAR PUSTAKA

- Achmad, A., Hasyim, S., Dahlan, B.A., Dwira, N., 2015. Modeling of urban growth in tsunami-prone city using logistic regression: Analysis of Banda Aceh, Indonesia. *Applied Geography* 62 (2015) 237-246. [//dx.doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.05.0010143-6228](https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.05.0010143-6228)
- Ainiyah, N., Deliar, A., Virtriana, R., 2016. The Classical Assumption Test To

- Driving Factor Of Land Cover Change In The Development Region Of Northern Part Of West Java. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XLI-B6, 2016 doi:10.5194/isprsarchives-XLI-B6-205-2016
- Al-sharif, A.A.A., & Pradhan, B., 2013. Monitoring and predicting land use change in Tripoli Metropolitan City using an integrated Markov chain and cellular automata models in GIS. *Arab J Geosci.* doi 10.1007/s12517-013-1119-7
- Campbell, J.B., 2002. *Introduction to remote sensing*. 3rd ed. New York: The Guilford Press.
- Haag, F., Haglund, S., 2002. The Application Of Remote Sensing Techniques To Landscape Level Environmental Research: A Hybrid Approach Combining Visual and Digital Interpretation. *Norsk Geografisk Tidsskrift–Norwegian Journal of Geography*, 56, 265–270.
- Kamal, M., Arjasakusuma, S., 2010. Ekstraksi Informasi Penutup Lahan Menggunakan Spektrometer Lapangan Sebagai Masukan Endmember Pada Data Hiperspektral Resolusi Sedang. *Jurnal Ilmiah Geomatika* Vol. 16 No. 2, Desember 2010
- Khayan., Sudarmadji., Sutomo, A. H., 2003. Hubungan Pengaturan Waktu Penampungan Air Hujan Dengan Penurunan Keracunan Pb Pada Masyarakat Di Kota Pontianak. *Jurnal Manusia dan Lingkungan*, 10(1), 33-42.
- Kosasih, D., Saleh, M.B., Prasetyo, L. B., 2019. Interpretasi visual dan digital untuk klasifikasi tutupan lahan di Kabupaten Kuningan, Jawa Barat. *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia*, 24(2), 101-108.
- Lang, S., Schoepfer, E., Langanke, T., 2009. Combined object-based classification and manual interpretation - Synergies for a quantitative assessment of parcels and biotopes. *Geocarto International* 24(2):99-114. DOI: 10.1080/10106040802121093
- Langanke, T., Demel, W., Lang, S., Kias, U., 2004. Visuelle Interpretation von CIR-Luftbildern im direkten Vergleich mit objekt-basierter Bildanalyse – Showdown im Nationalpark Berchtesgaden. In: *J. Strobl, T. Blaschke, and G. Griesebner, eds. Angewandte Geoinformatik*, Heidelberg: Wichmann, 404–410
- Liu, Y., 2012. Modelling sustainable urban growth in a rapidly urbanising region using a fuzzyconstrained cellular automata approach. *International Journal of Geographical Information Science* 26(1), 151-167
- Mohammadi, M., Sahebgharani, A., Malekipour, E., 2013. Urban Growth Simulation Throuh Cellular Automata (CA), Analytic Hierarchy Process (AHP) and GIS; Case Study of 8th and 12th Municipal Districts of Isfahan. *Geographia Technica*, Vol. 08, No. 2, 2013, pp 57 to 70
- Mosammam, H.M., Nia, J.T., Khani, H., Teymouri, A., Kazemi, M., 2016. Monitoring land use change and measuring urban sprawl based on its spatial forms The case of Qom city. *J. Remote Sensing Space Sci.* DOI 10.1016/j.ejrs.2016.08.002
- Mustafa, A., Rompaey, A.V., Cools, M., Saadi, I., Teller, J., 2018. Addressing the determinants of built-up expansion and densification processes at the

- regional scale. *Urban Study*, 55 (15), 3279–3298. doi:10.1177/0042098017749176.
- Nouri, J., Gharagozlou, A., Arjmandi, Reza. Faryadi, Shahrzad. Adl, Mahsa. 2014. *Predicting Urban Land Use Changes Using a CA–Markov Model*. Arab J Sci Eng. DOI 10.1007/s13369-014-1119-2
- Nurhidayati, E., Buchori, I., Mussadun. Fariz, T.R., 2017. Cellular Automata Modelling in Predicting the Development of Settlement Areas, A Case Study in The Eastern District of Pontianak Waterfront City. *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science* 79 (2017) 012010. doi :10.1088/1755-1315/79/1/012010
- 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.
- Parasdyo, M.M., Susilo, B., 2016. Komparasi Akurasi Model Cellular Automata Untuk Simulasi Perkembangan Lahan Terbangun Dari Berbagai Variasi Matriks Probabilitas Transisi Kasus: Bagian Timur Kota Yogyakarta. *Jurnal Bumi Indonesia*, Vol 5, No 4, 2016.
- Pemerintah Provinsi Kalbar., 2014. *Peraturan Daerah Provinsi Kalimantan Barat Nomor 10 Tahun 2014 Tentang Rencana Tata Ruang Wilayah Provinsi Kalimantan Barat Tahun 2014 – 2034*. Pontianak: Sekretariat Daerah Provinsi Kalimantan Barat
- Pidora, D., Pigawati, B., 2014. Keterkaitan Perkembangan Permukiman dan Perubahan Harga Lahan di Kawasan Tembalang. *Jurnal Wilayah dan Lingkungan*, 2(1), 1-10.
- Pijanowski, B.C., Tayebi, A., Delavar, M. R., Yazdanpanah, M. J., 2009. Urban expansion simulation using geospatial information system and artificial neural networks. *International Journal of Environmental Research*, 3 (4), 493–502
- Pramana, A.Y.E., 2017. Analisis Faktor Yang Berpengaruh Terhadap Nilai Lahan di Kawasan Perkotaan Yogyakarta Studi Kasus Kecamatan Ngaglik, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta. *ReTII*.
- Ridwan, F. Ardiansyah, M., Gandasasmita, K., 2017. Pemodelan Perubahan Penutup/Penggunaan Lahan Dengan Pendekatan Artificial Neural Network dan Logistic Regression (Studi Kasus: DAS Citarum, Jawa Barat). *Buletin Tanah dan Lahan*, 1 (1) Januari 2017: 30-36
- Sampurno, J., Muid, A., Zulfian., Latief, F.D.E., 2018. Characterization the geometry of the peat soil of Pontianak using fractal method. *OP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series* 1040 (2018) 012044 doi :10.1088/1742-6596/1040/1/012044
- Susilo, B., 2011. Pemodelan Spasial Probabilistik Integrasi Markov Chain dan Cellular Automata Untuk Kajian Perubahan Penggunaan Lahan Skala Regional Di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. *Gea*, Vol. 11, No. 2, Oktober 2011
- Szabó, S., Burai, P., Kovács, Z., Szabó, G., Kerényi, A., Fazekas, I., et. al. (2014). Testing Algorithms For The Identification Of Asbestos Roofing Based On Hyperspectral Data. *Environmental Engineering and Management Journal*

Trida Ridho Fariz dan Ely Nurhidayati, Perbandingan Kemampuan Teknik Cellular Automata dalam Memprediksi Pertumbuhan Spasial Lahan Terbangun di Kota Pontianak

15 (2014), 11, 2875-2880

- 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. DOI: 10.22034/gjesm.2018.03.002
- 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