

Model Spasial Perubahan Tutupan Lahan Dan Prediksi Tutupan Lahan Menggunakan Metode Cellular Automata-Markov Chain (Studi Kasus : Kecamatan Cijeruk, Caringin, Dan Cigombong, Kabupaten Bogor)

Waddan Aziz^{1*}, Fajriyanto², Rahma Anisa³, Citra Dewi⁴

¹²³⁴Universitas Lampung ; Jl. Prof. Dr. Soematri Brojonegoro No. 1 Bandar Lampung 35145

Jurusan Teknik Geodesi dan Geomatika FT – UNILA

[*Email korespondensi:Waddan.a210@gmail.com](mailto:Waddan.a210@gmail.com)

(Diterima 25 Februari 2025, Disetujui 14 Desember 2025)

Abstrak

Kabupaten Bogor terletak di provinsi Jawa Barat. Letak yang sangat dekat dengan ibukota Jakarta menjadikan kabupaten Bogor menjadi daerah penyangga ibukota dan menjadi pusat kegiatan di Provinsi Jawa Barat. Terdapat perubahan tutupan lahan yang cukup signifikan dalam beberapa tahun terakhir di Kabupaten Bogor bagian selatan. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui kondisi tutupan lahan pada tahun 2013 hingga 2023 dan memprediksi perubahan tutupan lahan di wilayah SWP Cigombong dengan bantuan faktor pendorong ketinggian lahan, lereng, jarak dari jalan, dan sungai pada tahun 2025. Penelitian ini dilakukan di tiga kecamatan di Kabupaten Bogor tepatnya di SWP Cigombong, menggunakan metode cellular automata dan data utama adalah citra Landsat 8 OLI sebagai input awal peta tutupan lahan tahun 2013, 2017 dan 2021 untuk membuat model tutupan lahan tahun 2023 dan melakukan prediksi tutupan lahan pada tahun 2025. Terdapat tujuh kelas tutupan lahan yang akan diidentifikasi perubahan dan prediksinya di masa mendatang. Hasil penelitian menunjukkan tutupan lahan di SWP Cigombong awalnya didominasi hutan dan lahan pertanian. Nilai uji akurasi model tahun 2023 sebesar 0,861161 atau 86,1% pada pengujian pertama dan 0,90 atau 90% pada pengujian kedua dengan survey lapangan dan menunjukkan bahwa setiap faktor pendorong memiliki pengaruh yang berbeda pada setiap kelas tutupan lahan. Perubahan tutupan lahan diprediksi akan terus terjadi hingga tahun 2025 dan tutupan lahan yang diperkirakan paling signifikan perubahannya adalah lahan terbangun.

Kata kunci: Cellular automata, markov chain, penginderaan jauh, prediksi, tutupan lahan,

PENDAHULUAN

Kabupaten Bogor, berfungsi sebagai daerah penyangga bagi ibukota Jakarta, menjadikannya salah satu area terpadat dengan jumlah penduduk mencapai 5.566.838 jiwa dan kepadatan 1.838,30 jiwa/km²[1]. Topografi wilayah ini mencakup perbukitan, lereng, dan gunung seperti Gunung Salak, Gunung Gede, dan Gunung Pangrango di bagian selatan. Salah satu sub wilayah pengembangan (SWP) yang penting adalah Cigombong, mencakup Kecamatan Cijeruk, Caringin, dan Cigombong, yang memiliki berbagai kelas tutupan lahan.

Kabupaten Bogor memiliki topografi yang beragam dengan ketinggian bervariasi,

termasuk lereng, perbukitan, dan puncak gunung seperti Gunung Salak, Gunung Gede, dan Gunung Pangrango di selatan kabupaten. Kondisi curah hujan yang tinggi menjadikan wilayah ini dilalui oleh berbagai aliran sungai. Salah satu fokus penelitian adalah Sub Wilayah Pengembangan (SWP) Cigombong yang mencakup Kecamatan Cijeruk, Caringin, dan Cigombong. SWP Cigombong memiliki berbagai kelas tutupan lahan dan dirancang untuk pengembangan ekonomi serta pelestarian lingkungan.

Wilayah pengembangan mencakup kelompok kecamatan dengan karakteristik fisik dan fungsi yang serupa, yang dirancang untuk pengembangan terpadu. Wilayah

Tengah, terutama Kecamatan Cibinong, merupakan pusat pertumbuhan dengan tingkat kapitalisasi ekonomi dan industri yang tinggi, yang mempengaruhi jenis tutupan lahan[2]. Berdasarkan RTRW Kabupaten Bogor 2016-2036, SWP Cigombong memiliki kawasan strategis di Kecamatan Caringin yang diproyeksikan sebagai pusat kota, memicu peningkatan kebutuhan lahan terbangun dan perubahan tutupan lahan.

Tutupan lahan menggambarkan kenampakan fisik pada permukaan bumi, baik alami maupun hasil aktivitas manusia. Perubahan tutupan lahan yang tidak terkendali dapat berdampak negatif terhadap lingkungan. Di Kabupaten Bogor, perubahan lahan signifikan terjadi, didorong oleh pertumbuhan penduduk, industrialisasi, dan perannya sebagai wilayah penyangga ibukota mencatat bahwa konversi lahan pertanian di Jabodetabek dipicu oleh pembangunan jalan tol yang meningkatkan aksesibilitas ke Jakarta, mendorong pergeseran lahan pertanian menjadi lahan terbangun[3].

Selain itu, pertumbuhan jumlah penduduk, kebutuhan akan lahan dan kondisi Kabupaten Bogor yang menjadi daerah industri serta wilayah penyangga ibukota membuat perubahan tutupan lahan di Kabupaten Bogor signifikan. Perubahan lahan yang dinamis tentu tidak hanya membawa dampak baik bagi manusia, tetapi tidak jarang sebaliknya. Selama dua dekade terakhir, tidak kurang dari 11% luas wilayah yang berupa semak belukar dikonversi menjadi lahan terbangun[4].

Penelitian lain menunjukkan sub-urbanisasi akibat perkembangan pemukiman dari hasil konversi lahan produktif, seperti sawah menjadi lahan kering atau permukiman[5]. Untuk memprediksi perubahan ini, digunakan metode *Cellular Automata*, yang membagi ruang menjadi kisi sel dengan aturan perubahan berdasarkan tetangga sel [6]. Khususnya di wilayah kabupaten Bogor bagian selatan, tepatnya pada Kecamatan Cijeruk, Caringin dan Cigombong menggunakan metode *Cellular Automata-Markov Chain* untuk memodelkan dan menganalisis perubahan tutupan lahan, serta memprediksi bagaimana tutupan lahan di wilayah tersebut akan berubah. Penting untuk memahami pola perubahan tutupan lahan dan

melakukan prediksi yang akurat untuk membantu pengambilan keputusan dalam perencanaan wilayah[7].

Diharapkan hasil penelitian ini dapat menjadi bahan pertimbangan lain dalam menyusun perencanaan dan pembangunan bagi pihak yang berwenang agar keseimbangan dan kelestarian alam tetap terjaga serta dapat meningkatkan kesejahteraan hidup masyarakat di wilayah tersebut.

TINJAUAN PUSTAKA

Tutupan Lahan

Tutupan lahan berkaitan dengan jenis kenampakan yang ada pada permukaan tanah. Ladang jagung, vegetasi, dan lahan terbangun adalah beberapa contoh dari tutupan lahan. Dalam kata lain, tutupan lahan adalah jenis kenampakan yang dapat diamati pada permukaan bumi[8].

Tutupan lahan mengacu pada berbagai tutupan permukaan tanah baik berupa lahan pertanian, lahan terbangun, badan air, lahan terbuka dan lain sebagainya. Klasifikasi tutupan lahan pada penelitian ini mengacu pada Standar Nasional Indonesia (SNI) 7465:2010[9] tentang klasifikasi penutup lahan yang kemudian dilakukan sedikit penyesuaian dan diklasifikasikan kedalam tujuh kelas. Kelas tutupan lahan pada penelitian ini dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Kelas Tutupan Lahan

No	Kelas Tutupan Lahan	Kode
1	Lahan terbangun	LT
2	Sawah	S
3	Ladang	L
4	Lahan Terbuka	LTB
5	Tanaman Campuran	TC
6	Hutan Lahan Kering	H
7	Badan Air	BA

Driving Factors

Driving factors atau faktor pendorong adalah istilah yang merujuk pada faktor-faktor utama yang menyebabkan atau mempengaruhi suatu fenomena, dalam hal ini adalah perubahan tutupan lahan yang terjadi. Faktor

pendorong dapat berupa faktor alami maupun buatan.

Ketinggian Lahan

Ketinggian lahan atau elevasi merujuk pada tinggi rendahnya suatu wilayah dihitung dari permukaan laut. Ketinggian lahan menjadi salah satu faktor yang mempengaruhi tutupan lahan.

Kemiringan Lereng

Kemiringan Lereng pada suatu wilayah juga dapat mempengaruhi perubahan tutupan lahan. Lereng yang curam cenderung sulit untuk dibangun atau diolah, sehingga lebih mungkin dipertahankan sebagai vegetasi alami atau hutan[10].

Jaringan Jalan

Sesuai dengan SNI 7645:2010[9] jaringan jalan adalah jaringan sarana transportasi yang diperuntukkan bagi lalu lintas kendaraan. Jaringan jalan ini berpengaruh terhadap perubahan tutupan lahan. Karena jaringan jalan merupakan sarana transportasi maka perubahan tutupan lahan khususnya lahan terbangun akan bergerak mengikuti jalan.

Jaringan Sungai

Sungai juga merupakan faktor pendorong yang penting dalam perubahan tutupan lahan. Hal ini dikarenakan wilayah yang dekat dengan sungai mungkin memiliki kelebihan akses air yang dapat mendukung pertanian atau pemukiman manusia. Namun, kedekatan dengan sungai juga dapat meningkatkan risiko banjir atau erosi, yang dapat membatasi penggunaan lahan.

Dalam pembuatan peta *driving factor*, sebelum melakukan fuzzifikasi masing-masing data driving factor dibagi kedalam 5 kelas terlebih dahulu. Untuk mempermudah proses selanjutnya. Data tersebut dilakukan *scoring* untuk mendapatkan nilai dari pengaruh driving factor yang berbeda pada perubahan tutupan lahan. Tabel 2 dibawah ini merupakan tabel *scoring* pada *driving factor* yang digunakan.

Metode fuzzy pada *driving factor* dilakukan untuk menyederhanakan nilai yang ada dan mengubahnya menjadi bilangan biner yaitu antara 0 sampai 1. Penerapan logika fuzzy dilakukan dengan bantuan perangkat

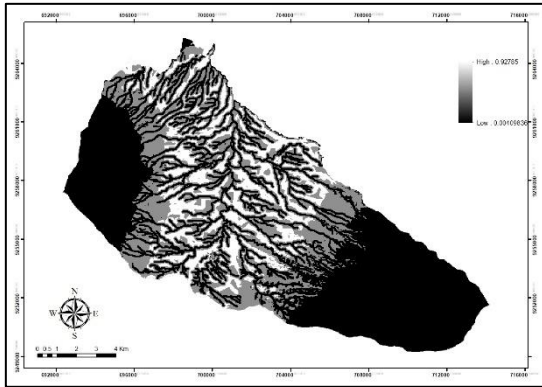
lunak QGIS dengan *tool fuzzify raster (linear membership)*. *Scoring* pada *driving factors* dapat dilihat pada **Tabel 2**

Tabel 2. Scoring pada *Driving Factors*

No	Driving Factor	Klasifikasi	Bobot
1	Ketinggian Lahan	300-600 mdpl	5
		601-850 mdpl	4
		851-1100 mdpl	3
		1.101-1.600 mdpl	2
		>1.600 mdpl	1
2	Lereng	0-10 %	5
		10-20 %	4
		20-30 %	3
		30-40%	2
		>40%	1
3	Jarak dari Jalan	0-50 m	5
		51-100 m	4
		101-500 m	3
		501-1.000 m	2
		>1.000 m	1
4	Jarak dari Sungai	0-30 m	1
		31-50 m	2
		51-100 m	3
		101-250 m	4
		>250 m	5

Sumber : Penelitian terdahulu [11]

Data tersebut selanjutnya dilakukan fuzzifikasi untuk menghasilkan *layer driving factor*. Hasil fuzzifikasi *raster* dapat dilihat pada **Gambar 1**



Gambar 1. Hasil Fuzzifikasi *Driving Factor*

Penginderaan Jauh

Penginderaan jarak jauh adalah suatu ilmu untuk memperoleh informasi mengenai suatu objek, area, atau fenomena melalui analisis data yang diperoleh dari sebuah alat yang tidak berhubungan langsung dengan objek, yang sedang diamati [8]. Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data citra satelit Landsat 8 OLI L1TP. **Tabel 3** menjelaskan karakteristik band pada Landsat 8

Tabel 3. Karakteristik Band pada Landsat 8

Ban d	Resolu si (m)	Panjang Gelombang (μm)	Spektrum
1	30	0,435 -0,451	<i>Coastal/Aer</i>
2	30	0,452 – 0,512	<i>osol</i>
3	30	0,533 – 0,590	<i>Blue</i>
4	30	0,636 -0,673	<i>Green</i>
5	30	0,851 – 0,879	<i>Red</i>
6	30	1,566 – 1,651	NIR
7	30	2,107 – 2,294	SWIR 1
8	15	0,503 – 0,676	SWIR 2
9	30	1,363 – 1,384	<i>Panchromati</i>
10	100	10,60 – 11,19	<i>c</i>
11	100	11,50 – 12,51	<i>Cirrus</i>
			TIR 1
			TIR 2

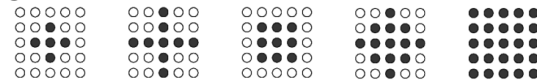
Sumber : USGS

Cellular Automata-Markov Chain

Cellular automata (CA) adalah jaringan sel yang tersusun secara teratur, di mana setiap sel memiliki jumlah keadaan yang terbatas (disebut juga sebagai mesin keadaan yang terbatas). Setiap sel, atau otomat seluler, berinteraksi dengan lingkungannya dalam waktu yang terpisah-pisah, di mana pada setiap langkah, setiap sel berubah ke keadaan baru berdasarkan keadaan sendiri dan keadaan sel tetangganya[12].

Pada tahun 1970, Conway menulis *Cellular Automaton* (CA) yang paling terkenal, yaitu *Game of Life*, yang diperkenalkan oleh Martin Gardner di *Scientific American*. *Game of Life* adalah permainan CA 2 Dimensi di mana setiap sel memiliki lingkungan yang terdiri dari dirinya sendiri dan delapan sel tetangga (dikenal sebagai lingkungan Moore).

Terdapat beberapa jenis lingkungan (Neighborhoods) dalam konsep CA, sel-sel dalam dimensi 2D biasanya direpresentasikan dengan kotak tetapi terkadang segitiga maupun segi enam juga dapat digunakan. Pada konsep ini, lingkungan biasanya berdasarkan jarak *Euclidean*. Beberapa jenis lingkungan tersebut dapat dilihat pada **gambar 2**.



Gambar 2. Lingkungan pada *Cellular Automata*

$$A \sim (S, T, N) \quad (1)$$

Dimana $A = \text{Automaton}$, $S = \text{State}$, $T = \text{Transition rules}$, dan $N = \text{Neighborhood}$. *Markov Chain* (MC) suatu metode yang mempelajari sifat-sifat suatu variabel pada masa kini yang didasarkan pada sifat-sifatnya di masa lalu dalam usaha menaksir sifat-sifat variabel tersebut dimasa yang akan datang. Model *Markov Chain* dikembangkan oleh seorang ahli Rusia A.A. Markov pada tahun 1896. Dalam analisis *markov* yang dihasilkan adalah suatu informasi probabilistik yang dapat digunakan untuk membantu pembuatan keputusan, jadi analisis ini bukan suatu teknik optimisasi melainkan suatu teknik deskriptif. Analisis *Markov* merupakan suatu bentuk khusus dari model probabilistik yang lebih umum yang dikenal sebagai proses Stokastik[13].

Jadi, metode CA-MC adalah gabungan antara metode Cellular Automata dan Markov Chain yang digunakan dalam SIG untuk memprediksi keadaan suatu objek atau fenomena berdasarkan sifat-sifatnya di masa lalu.

Multilayer Perceptron Neural Network

Multilayer Perceptrons (MLPs) adalah jaringan saraf buatan yang terdiri dari lapisan input, tersembunyi, dan output, dengan neuron sebagai elemen komputasi. MLP bekerja dengan prosedur terbimbing, membangun model berdasarkan contoh data untuk memprediksi output. Dalam pemodelan ekologi, variabel lingkungan dimasukkan ke lapisan input untuk memprediksi variabel biologis di lapisan output. Jumlah lapisan tersembunyi dan neuron ditentukan oleh kompleksitas model, menjadikan MLP efektif dalam memprediksi tutupan lahan karena kemampuannya mengenali pola data yang kompleks[14].

Matriks Peluang Transisi

Matriks probabilitas transisi digunakan untuk menggambarkan probabilitas perubahan dari satu status ke status lain dalam sistem yang berubah secara berurutan, seperti dalam model Markov. Matriks ini sering digunakan dalam ekonomi, ekologi, dan pemodelan stokastik untuk menganalisis perpindahan probabilitas antar keadaan seiring waktu.

$$P = \begin{pmatrix} P_{11} & \dots & P_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & \dots & P_{nn} \end{pmatrix} \quad (2)$$

Secara matematis dituliskan :

$$P_{ij} \geq 0 \text{ dan } \sum_{j=1}^n P_{ij} = 1 \text{ pada setiap } i \quad (3)$$

Metode Uji Akurasi

Uji akurasi dilakukan untuk melihat seberapa baik model yang dihasilkan sehingga ketelitian model yang dihasilkan dapat ditentukan dalam persentase. Uji akurasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah uji akurasi Kappa dengan bantuan crosstab atau tabulasi silang antara data yang akan diuji dengan referensinya. Secara matematis dapat dihitung dengan rumus berikut :

$$\text{User's accuracy} = \frac{x_{ii}}{x_{+i}} 100 \% \quad (4)$$

$$\text{producer's accuracy} = \frac{x_{ii}}{x_{i+}} 100 \% \quad (5)$$

$$\text{Overall accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^r x_{ii}}{N} 100 \% \quad (6)$$

Dimana, x_{ii} = nilai diagonal dari matriks baris ke- i dan kolom ke- i , x_{+i} = jumlah piksel dalam kolom ke- i , x_{i+} = jumlah piksel dalam baris ke- i dan , N = banyaknya piksel dalam contoh.

Sedangkan untuk kategori kesesuaian nilai akurasi kappa berkisar antara -1 sampai dengan 1. Angka mendekati 1 berarti akurasi cukup baik dan angka mendekati -1 berarti menunjukkan akurasi yang lebih rendah[15]. Menurut penelitian oleh Viera dan Garrett ,terdapat 5 kategori kesesuaian akurasi kappa seperti pada tabel di bawah.

Tabel 4. Kategori nilai Kappa

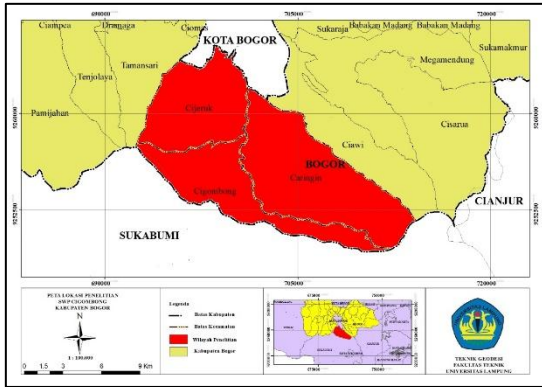
Nilai Kappa (%)	Tingkat Kesesuaian
<0	<i>Less Than change agreement</i>
0,01 – 0,20	<i>Slight Agreement</i>
0,21 – 0,40	<i>Fair Agreement</i>
0,41 – 0,60	<i>Moderate agreement</i>
0,61 – 0,80	<i>Substantial Agreement</i>
0,81 – 0,99	<i>Almost Perfect Agreement</i>

Sumber : Penelitian terdahulu [16]

METODE PENELITIAN

Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian dilakukan pada bulan November 2023 sampai bulan Januari 2024 selama 2 bulan. Lokasi penelitian terletak di bagian selatan wilayah Kabupaten Bogor atau tepatnya di SWP Cigombong yang terdiri dari tiga Kecamatan di wilayah Kabupaten Bogor bagian selatan. Tepatnya pada Kecamatan Cijeruk, Cigombong dan Caringin, Kabupaten Bogor, Provinsi Jawa Barat. **Gambar 3** menunjukkan letak lokasi penelitian.



Gambar 3. Peta Lokasi Penelitian

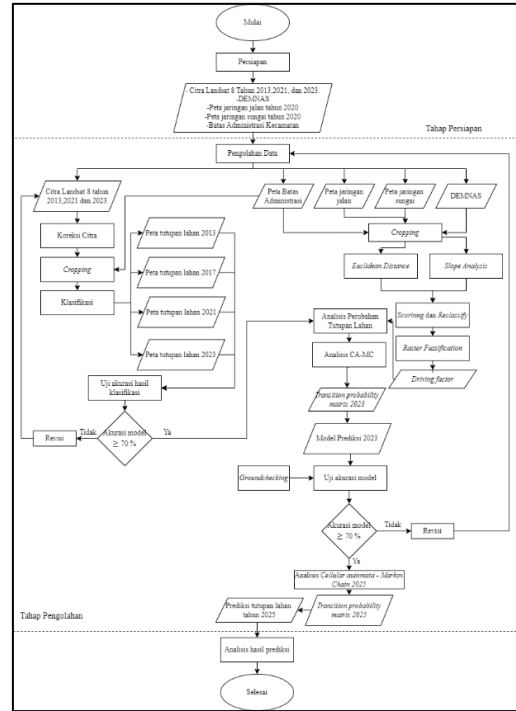
Data dan Peralatan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data Citra Satelit landsat 8 OLI L1TP tahun 2013,2017,2021, dan 2023. Data batas wilayah administrasi Kabupaten Bogor, data batas wilayah administrasi Kecamatan. Data DEMNAS, Data jaringan jalan, data jaringan sungai tahun 2020. Data *historical imagery* dari *google earth* dan data tabulasi hasil *groundchecking*. Sedangkan peralatan yang digunakan:

1. Laptop
2. Microsoft Excel
3. Microsoft Word
4. QGIS
5. Program untuk menjalankan *Cellular Automata*

Tahapan Penelitian

Penelitian ini akan melalui beberapa tahapan. Tahapan penelitian secara rinci dapat dilihat pada **Gambar 4** dibawah ini:



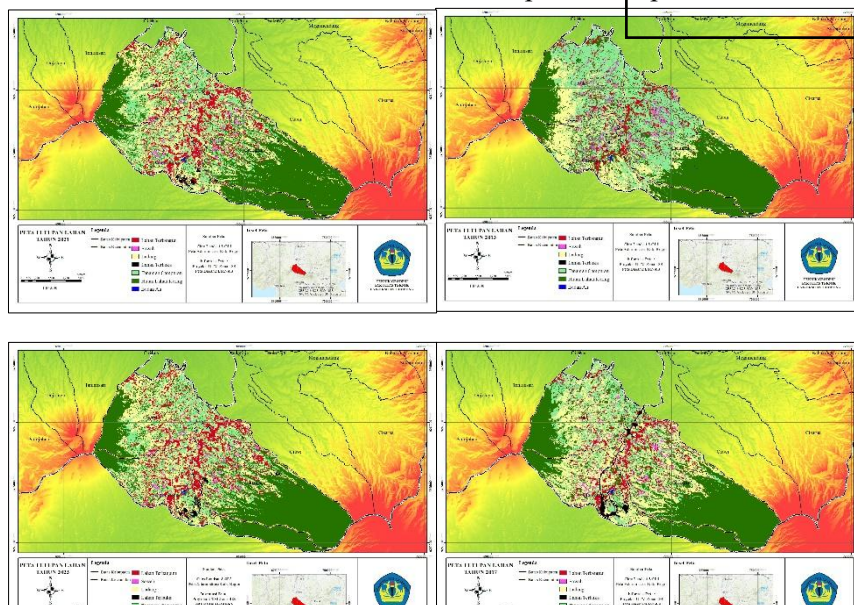
Gambar 4. Diagram Alir Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tutupan Lahan Tahun 2013,2017,2021,dan 2023

Proses klasifikasi tutupan lahan menghasilkan peta tutupan lahan yang memiliki 7 kelas tutupan lahan. Ketujuh kelas tutupan lahan di wilayah ini terlihat mengalami perubahan sejak tahun 2013 hingga tahun 2021 dimana tutupan lahan yang paling terlihat perubahannya adalah lahan terbangun.

Setelah klasifikasi selesai dilakukan menggunakan algoritma *maximum likelihood*, selanjutnya peta tutupan lahan hasil klasifikasi diuji akurasi untuk menentukan apakah hasil klasifikasi sudah mencapai kualitas yang cukup baik. Peta tutupan lahan tahun 2013-23 dapat dilihat pada **Gambar 5**.



Perubahan Tutupan Lahan

Sebelum melakukan analisis CA-MC, data tutupan lahan akan dianalisis terlebih dahulu perubahannya selama 8 tahun, sejak 2013-2021. Sedangkan untuk data perubahan tutupan lahan sampai tahun 2023 akan digunakan sebagai dasar prediksi pada tahun 2025. **Tabel 5** dibawah ini menjelaskan perubahan luas tutupan lahan yang terjadi di SWP Cigombong.

Tabel 5. Tabel Perubahan Tutupan Lahan Tahun 2013-2021

Kelas Tutupan Lahan	2013	2017	2021
	Luas (Ha)	Luas (Ha)	Luas (Ha)
1 Lahan Terbangun	1.092,78	1.476,81	1.911,42
2 Sawah	563,58	326,06	277,47
3 Ladang	2.466	4.116,96	4.062,92
4 Lahan Terbuka	75,69	276,03	124,56
5 Tanaman Campuran	5.791,05	3.877,56	3.713,76
6 Hutan Lahan Kering	7.246,98	7.163,64	7.146,94
7 Badan Air	12,51	11,53	11,52
Jumlah	17.248,6	17.248,6	17.248,6

Dari data tutupan lahan tahun 2013 hingga 2021, terlihat perubahan signifikan pada beberapa kelas tutupan lahan. Lahan terbangun mengalami peningkatan yang konsisten dari 1.092,78 hektar (6,34%) pada 2013 menjadi 1.911,42 hektar (11,08%) pada 2021, menunjukkan adanya perkembangan urbanisasi dan pembangunan infrastruktur. Sebaliknya, luas sawah mengalami penurunan drastis dari 563,58 hektar (3,27%) pada 2013 menjadi hanya 277,47 hektar (1,61%) pada 2021, mengindikasikan konversi lahan sawah ke penggunaan lain, seperti ladang atau lahan terbangun. Ladang juga mengalami peningkatan dari 2.466 hektar (14,30%) pada 2013 menjadi 4.062,92 hektar (23,56%) pada

2021, yang kemungkinan disebabkan oleh peralihan lahan dari sawah atau lahan terbuka.

Secara visual, perubahan tutupan lahan digambarkan dalam bentuk grafik. **Gambar 6** adalah grafik perubahan tutupan lahan



Gambar 6. Grafik Perubahan Tutupan Lahan

Lahan terbuka mengalami fluktuasi, dengan peningkatan tajam dari 75,69 hektar (0,44%) pada 2013 menjadi 276,03 hektar (1,60%) pada 2017, namun kembali menurun menjadi 124,56 hektar (0,72%) pada 2021. Tanaman campuran menunjukkan tren penurunan dari 5.791,05 hektar (33,57%) pada 2013 menjadi 3.713,76 hektar (21,53%) pada 2021, yang mungkin disebabkan oleh konversi ke ladang atau lahan terbangun. Hutan lahan kering tetap menjadi tutupan lahan terbesar meskipun sedikit menurun, dengan luas 7.246,98 hektar (42,01%) pada 2013 menjadi 7.146,94 hektar (41,43%) pada 2021, menunjukkan stabilitas relatif dalam tutupan hutan. Sementara itu, badan air tetap stabil

selama periode ini, dengan luas yang hampir tidak berubah. Secara keseluruhan, data ini mencerminkan dinamika perubahan penggunaan lahan, terutama peningkatan lahan terbangun dan ladang, serta penurunan sawah dan tanaman campuran, yang dapat dihubungkan dengan urbanisasi dan perubahan pola penggunaan lahan.

Analisis *Cellular Automata*

Analisis *Cellular automata* dilakukan untuk memprediksi perubahan tutupan lahan di SWP Cigombong, yang berguna untuk perencanaan dan pengelolaan sumber daya

alam. Data awal digunakan sebagai acuan prediksi tutupan lahan dalam rentang waktu 8 tahun (2013, 2017, 2021). Empat faktor pendorong yang digunakan adalah peta ketinggian lahan, kemiringan lereng, jarak dari jalan, dan jarak dari sungai. Dengan bantuan *Multilayer Perceptron Neural Network* (MLP).

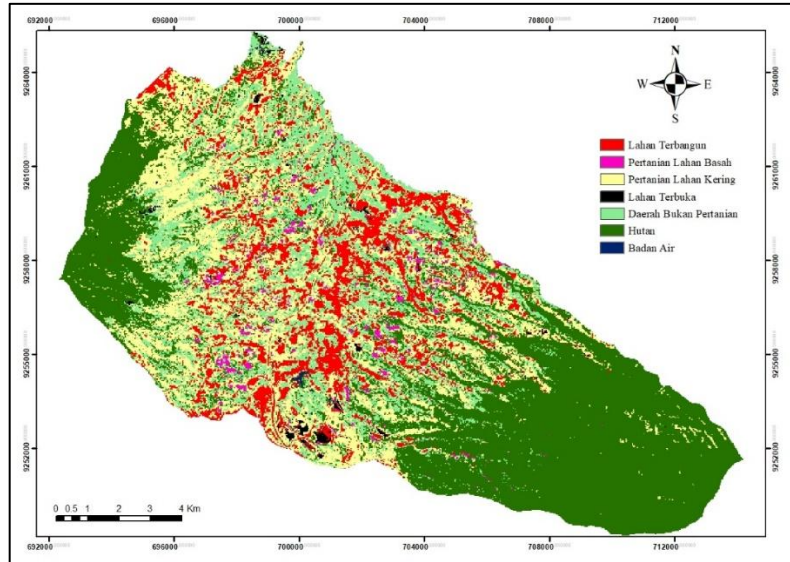
Pada tahapan ini dihasilkan matriks probabilitas transisi yang akan digunakan sebagai dasar pembuatan model prediksi tahun 2023. **Tabel 6** dibawah ini merupakan matriks peluang transisi tahun 2023.

Tabel 6. *Transition Probability Matrix* Tahun 2023

	Lahan Terbangun	Sawah	Ladang	Lahan Terbuka	Daerah non Pertanian	Hutan	Badan Air
Lahan Terbangun	0,9120	0,0057	0,0586	0,0044	0,0139	0,0063	0,0010
Sawah	0,0169	0,5480	0,1616	0,0084	0,0835	0,1512	0,0003
Ladang	0,0090	0,0180	0,6964	0,0081	0,1845	0,0840	0,00
Lahan Terbuka Daerah non Pertanian	0,1647	0,0052	0,3032	0,4387	0,0719	0,0162	0,0001
Hutan	0,0688	0,0076	0,2011	0,0049	0,6478	0,0697	0,0002
Badan Air	0,0008	0,0005	0,0192	0,0000	0,0611	0,9184	0,00
	0,0655	0,0428	0,00	0,00	0,0334	0,0439	0,8144

Pada matriks peluang transisi atau *transition probability matrix* (TPM) diatas dapat terlihat bahwa lahan terbuka berpotensi menjadi lahan terbangun dengan nilai TPM sebesar 0,18. Disusul oleh tanaman campuran sebesar 0,03 dan hutan serta sawah (sawah)

dengan nilai TPM sebesar 0,01. Sedangkan untuk tutupan lahan lainnya cenderung berpotensi berubah ke tutupan lahan lain. **Gambar 7** di bawah ini merupakan hasil pembuatan model prediksi tutupan lahan tahun 2023.



Gambar 7. Model Prediksi Tutupan Lahan Tahun 2023

Uji Akurasi Model

Pengujian model dilakukan dua kali untuk memastikan bahwa model prediksi yang dibuat telah memenuhi standar sebelum dilakukan prediksi lebih jauh pada tahun 2025. Tahap pertama uji model dilakukan dengan metode kappa. Pada tahap pengujian ini dilakukan dengan membandingkan model prediksi dan tutupan lahan sebenarnya di wilayah SWP Cigombong pada tahun 2023. Dan tahapan kedua pada pengujian model dilakukan dengan menggunakan 164 titik sampel pada model yang akan dibandingkan dengan kondisi sebenarnya di lapangan dengan metode survey lapangan.

Secara keseluruhan nilai kappa yang dihasilkan sebesar 0,861161 atau 86,1%. Berdasarkan kategori pada penelitian oleh Viera dan Garret (2005) nilai ini berada pada kategori terbaik yaitu *Almost Perfect Agreement* dengan rentang nilai 0,81-0,99. Dapat dilihat pada tabel dibawah, merupakan hasil uji akurasi pertama dengan membandingkan model prediksi tutupan lahan tahun 2023 dengan peta tutupan lahan hasil klasifikasi tahun 2023 sebagai data yang dianggap valid. Hasil uji akurasi pertama dapat dilihat pada **Tabel 7**.

Tabel 7. Hasil Uji Akurasi Pertama

		Data Referensi							Total	ErrorC
Prediksi Tutupan Lahan		1	2	3	4	5	6	7		
	1	21.369	28	151	225	1.430	692	3	23.898	0.105825
	2	1	2.136	404	0	235	56	0	2.832	0.245763
	3	2.387	547	41.862	708	3.728	2.064	0	51.296	0.183913
	4	128	13	101	1.017	142	29	0	1.430	0.288811
	5	1	45	36	0	34.062	194	0	34.338	0.008038
	6	0	49	0	0	364	77.316	0	77.729	0.005313
	7	4	0	0	0	2	0	122	128	0.046875
Total	23.890	2.818	42.554	1.950	39.963	80.351	125	191.651		
ErrorO	0,10553	0,24202	0,01626	0,47846	0,14766	0,03777	0,02400		0,071834	

Keterangan : 1. Lahan terbangun, 2. Sawah, 3. Ladang, 4. Lahan Terbuka, 5. Tanaman Campuran, 6. Hutan, 7. Badan Air.

Pengujian model pertama telah menghasilkan nilai kappa yang cukup baik,

tetapi tetap dilakukan pengujian model kedua dengan membandingkan titik sampel tutupan

lahan pada model prediksi dengan titik sampel di lapangan. Tabel dibawah adalah tabel hasil uji akurasi yang dilakukan dengan survey

lapangan sebanyak 164 titik sampel. Hasil uji akurasi kedua pada **Tabel 8** dibawah ini:

Tabel 8. Hasil uji akurasi kedua dengan *Groundchecking*

		Hasil <i>groundchecking</i>							Total	U acc	Kappa
Data Model Prediksi 2023		1	2	3	4	5	6	7			
	1	40	0	0	0	1	0	0	41	0,97	0
	2	0	4	0	0	0	0	0	4	1	0
	3	3	0	48	1	3	0	0	55	0,87	0
	4	1	0	0	1	2	0	0	4	0,57	0
	5	1	0	1	0	29	0	0	31	0,93	0
	6	0	0	0	0	0	28	0	28	1	0
	7	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
Total	45	7	49	2	35	28	1	164	0	0	
P acc	0,88	4	0,97	0,8	0,82	1	1	0	0,92	0	
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,8958	

Keterangan : 1. Lahan terbangun, 2. Sawah, 3. Ladang, 4. Lahan Terbuka, 5. Tanaman Campuran, 6. Hutan, 7. Badan Air.

Prediksi Tutupan Lahan Tahun 2025

Seperti pada pembuatan model tutupan lahan pada tahun 2023, pada tahapan ini juga dihasilkan *transitional probability matrix*

sebagai dasar perhitungan prediksi tutupan lahan pada tahun 2025. **Tabel 9** dibawah adalah matriks peluang transisinya.

Tabel 9. Transition Probabilty Matrix Tahun 2025

	Lahan Terbangun	Sawah	Ladang	Lahan Terbuka	Tanaman Campuran	Hutan Lahan Kering	Badan Air
Lahan Terbangun	0,8332	0,0099	0,1006	0,0072	0,0305	0,0168	0,0018
Sawah	0,0334	0,2424	0,3035	0,0128	0,1473	0,2601	0,0005
Ladang	0,0238	0,0228	0,4877	0,0124	0,2938	0,1540	0,0001
Lahan Terbuka	0,2648	0,0104	0,4607	0,0877	0,1317	0,0443	0,0003
Tanaman Campuran	0,1180	0,0133	0,3202	0,0080	0,4110	0,1292	0,0003
Hutan Lahan Kering	0,0045	0,0013	0,0404	0,0003	0,1057	0,8477	0,0000
Badan Air	0,1197	0,0684	0,0085	0,0000	0,0598	0,0855	0,6581

Setelah matriks probabilitas transisi didapatkan, langkah selanjutnya adalah membuat model prediksi pada tahun 2025. Hasil prediksi menunjukkan bahwa pada tahun 2025 diperkirakan lahan terbangun akan terus bertambah menjadi 2.519,01 ha atau 14,6% dari luas awal pada tahun 2023 sebesar 2150,1 ha. Pada tutupan lahan sawah diperkirakan akan meningkat dari luas awal 253,62 ha menjadi 341,46 ha. Sedangkan pada ladang diperkirakan akan meningkat cukup signifikan dari luas awal yaitu 3.829,86 ha menjadi 5.319,45 ha. Lahan terbuka diprediksi mengalami penurunan dari luas tahun 2023

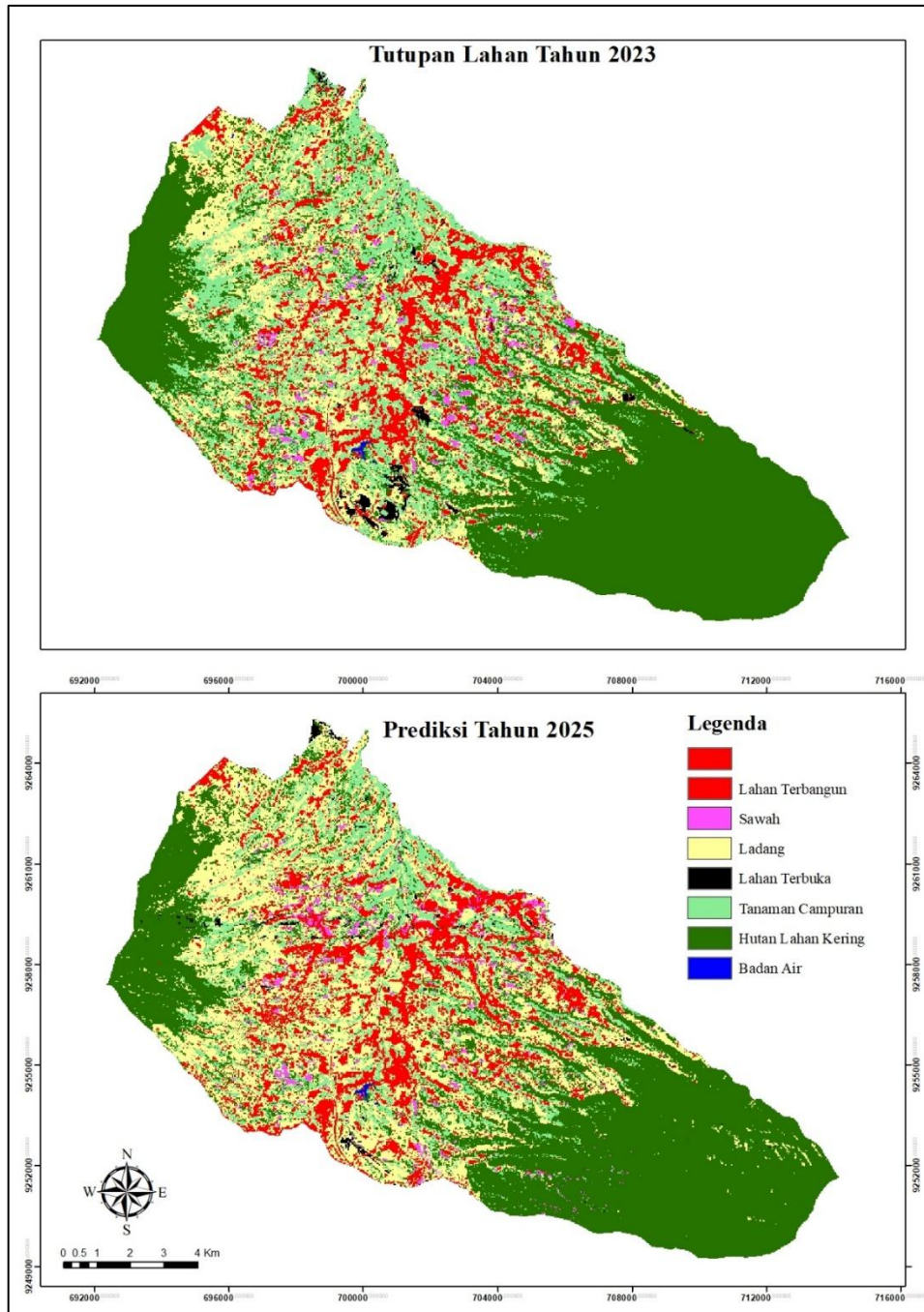
sebesar 175,5 ha menjadi 118,89 ha. Tanaman Campuran diprediksi mengalami penurunan yang cukup signifikan yaitu sebesar 43% dari luasnya pada tahun 2023 sebesar 3.596,6 ha menjadi 2.006,87 ha. Hutan cenderung tidak mengalami perubahan yang signifikan karena diprediksi berkurang 300 ha dari luas awal 7.231,59 ha menjadi 6.931,35 ha. Terakhir badan air diprediksi cenderung tidak mengalami perubahan. **Tabel 10** menjelaskan prediksi luas tutupan lahan tahun 2025 dibandingkan dengan tutupan lahan tahun 2023.

Tabel 10. Prediksi Luas Tutupan Lahan pada Tahun 2025

Kelas Tutupan Lahan	2023		Prediksi Tahun 2025	
	Luas (Ha)	%	Luas (Ha)	%
1 Lahan Terbangun	2.150,1	12,47	2.519,01	14,60
2 Sawah	253,62	1,47	341,46	1,98
3 Ladang	3.829,86	22,20	5.319,45	30,84
4 Lahan Terbuka	175,5	1,02	118,89	0,69
5 Tanaman Campuran	3.596,67	20,85	2.006,91	11,64
6 Hutan	7.231,59	41,93	6.931,35	40,19
7 Badan Air	11,52	0,07	11,52	0,07
Jumlah	17.248,59	100,00	17.248,59	100,00

Gambar 8 Dibawah ini adalah gambar yang membandingkan model prediksi tutupan

lahan tahun 2025 dan kondisi tutupan lahan yang ada pada tahun 2023.



Gambar 8. Model Prediksi Tutupan Lahan Tahun 2025

KESIMPULAN

Pada tahun 2013, tutupan lahan di SWP Cigombong didominasi oleh hutan (7.246,98 ha atau 42,01%) dan tanaman campuran (5.791,05 ha atau 33,57%). Lahan lainnya meliputi ladang (14,3%), lahan terbangun (6,34%), sawah (3,27%), lahan terbuka (0,44%), dan badan air (0,07%). Selama 8 tahun, lahan terbangun meningkat

eksponensial, dengan perkiraan kenaikan 100 ha setiap 4 tahun, disusul oleh ladang dan lahan terbuka. Tanaman campuran menyusut signifikan, sementara badan air dan hutan sedikit menurun.

Analisis menggunakan cellular automata dengan MLP menunjukkan bahwa faktor pendorong memiliki pengaruh signifikan terhadap perubahan tutupan lahan.

Model prediksi 2025 berdasarkan data 2013, 2017, dan 2021 termasuk dalam kategori "Almost Perfect Agreement" dengan nilai kappa 0,861161 dan 0,89. Prediksi menunjukkan peningkatan lahan terbangun, lahan terbuka, dan ladang, sedangkan tanaman campuran, sawah, dan hutan diperkirakan berkurang, dengan badan air stabil.

Secara keseluruhan, terjadi perubahan signifikan pada tutupan lahan, terutama di Kecamatan Caringin, melebar ke timur dan barat hingga Kecamatan Cijeruk dan Cigombong bagian utara, dengan lahan terbangun dan ladang meningkat dan tutupan non-pertanian dan hutan berkurang..

Daftar Pustaka

- [1] Badan Pusat Statistik, "Kabupaten Bogor Dalam Angka 2023," vol. 5, no. 1, pp. 1689–1699, 2016, [Online].
- [2] F. Dione, "Kesesuaian Penataan Ruang Dan Potensi Investasi Di Kabupaten Bogor," *J. Manaj. Pembang.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–19, 2018, [Online]. Available: <https://ejournal.ipdn.ac.id/JMPB/article/view/199>.
- [3] R. Fajarini, B. Barus, and D. R. Panuju, "Dinamika Perubahan Penggunaan Lahan Dan Prediksinya Untuk Tahun 2025 Serta Keterkaitannya Dengan Perencanaan Tata Ruang 2005-2025 Di Kabupaten Bogor," *J. Ilmu Tanah dan Lingkung.*, vol. 17, no. 1, p. 8, 2015, doi: 10.29244/jitl.17.1.8-15.
- [4] G. Setiawan, L. Syaufina, and N. Puspaningsih, "Estimation of Carbon Stock Loss from Land Use Changes in Bogor Regency," *J. Nat. Resour. Environ. Manag.*, vol. 5, no. 2, p. 141, 2015, doi: 10.19081/jpsl.5.2.141.
- [5] T. K. E. Trimarwanti, "Evaluasi Perubahan Penggunaan Lahan Kecamatan di Daerah Aliran Sungai Cisadane Kabupaten Bogor," *J. Pembang. Wil. Kota*, vol. 10, no. 1, p. 43, 2014, doi: 10.14710/pwk.v10i1.7632.
- [6] S. Wolfram, "wolfram_CA_nature_1984," *Inst. Adv. Study*, vol. #22, pp. 419–424, 1984.
- [7] Nilda, I. W. S. Adnyana, and I. N. Merit, "Analisis Perubahan Penggunaan Lahan dan Dampaknya Terhadap Hasil Air di DAS Cisadane Hulu," vol. 9, no. 1, pp. 1–45, 2015.
- [8] T. M. Lillesand, R. W. Kiefer, and J. W. Chipman, *Remote Sensing and Image Interpretation*. 2015.
- [9] Badan Standardisasi Nasional, "SNI 7645:2010 Klasifikasi penutup lahan," pp. 1–28, 2010.
- [10] A. I. N. Arifin, "Analisis Faktor Keamanan (Safety Factor) Stabilitas Lereng Menggunakan Geo-Slope W 2012," *Progr. Stud. Tek. Sipil. Fak. Tek. Univ. Majalengka*, vol. 2012, 2015, [Online].
- [11] L. Lisanyoto, Supriatna, and W. Sumadio, "Spatial Model of Settlement Expansion and its Suitability to the Landscapes in Singkawang City, West Kalimantan Province," *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 338, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1755-1315/338/1/012034.
- [12] J. C. Burguillo and U. Vigo, "Automata Seluler," 2018, doi: 10.1007/978-3-319-69898-4.
- [13] P. M. Melati and M. T. Jatipaningrum, "Prediksi Bencana Alam di Wilayah Kabupaten Wonogiri dengan Konsep Markov Chains," vol. 3, no. 1, pp. 63–70, 2018.
- [14] Y. Park, S. Lek, and P. Sabatier, "Artificial Neural Networks : Multilayer Perceptron for Ecological Modeling," *BS:DEMO*, vol. 28, pp. 123–140, 2016, doi: 10.1016/B978-0-444-63623-2.00007-4.
- [15] A. M. Muhammad, J. A. Rombang, and F. B. Saroinsong, "Identifikasi jenis tutupan lahan di kawasan kphp poigardengan metode maximum likelihood," *cocos*, vol. 7, no. 2, 2016, doi: <https://doi.org/10.35791/cocos.v7i2.1451>.
- [16] A. J. Viera and J. M. Garrett, "Understanding Interobserver Agreement : The Kappa Statistic," no. May, pp. 360–363, 2005.