

Prediksi Perubahan Kawasan Hutan Mangrove Menggunakan Model Cellular Automata Markov pada Citra Penginderaan Jauh Landsat (Studi Kasus: Kawasan *Resort Bama*, Taman Nasional Baluran, Kabupaten Situbondo, Jawa Timur)

Soni Darmawan^{1*}, Aprilia Claudia¹, dan Anggun Tridawati²

¹Program Studi Teknik Geodesi, Institut Teknologi Nasional Bandung

²Program Studi Teknik Geodesi, Universitas Lampung, Bandar Lampung

Corresponding Author

*Email: soni_darmawan@itenas.ac.id

Received February 18, 2022 | Revised March 18, 2022 | Accepted April 9, 2022

ABSTRACT

Taman Nasional Baluran merupakan taman konservasi yang mengalami degradasi *mangrove*. Upaya restorasi *mangrove* perlu dilakukan untuk mendukung Peraturan Daerah pada Kabupaten Situbondo No 6 tahun 2014. Penelitian ini bertujuan untuk menghitung luasan perubahan kawasan hutan *mangrove* setiap tahun dan pada tahun prediksi. Penelitian ini menggunakan model terintegrasi *Markov Chain* dan *Cellular Automata* untuk mensimulasikan perubahan penggunaan lahan periode 2000 dan 2020 dan memprediksi penggunaan lahan *mangrove* periode 2030. Teknologi penginderaan jauh digunakan untuk menganalisis penggunaan lahan melalui citra satelit Landsat (tahun 2000, 2010, dan 2020). Hasil penelitian menunjukkan bahwa penutupan lahan *mangrove* mengalami penurunan sebesar 0,5% pada tahun 2000 – 2010 dan mengalami peningkatan sebesar 3,5% pada tahun 2010-2020. Luasan *mangrove* terus mengalami peningkatan pada tahun 2020 – 2030 yaitu sebesar 9,3% atau 122 Ha. Penerapan model CA-Markov dalam memprediksi penutupan lahan menunjukkan nilai *kstandard* 0,8 yang dapat diartikan bahwa pemodelan dapat diterima secara ilmiah.

Kata kunci: *Mangrove, Markov Chain, Cellular Automata, Kstandard.*

ABSTRAK

Taman Nasional Baluran is a conservation park that is experiencing mangrove degradation. Mangrove restoration efforts need to be carried out to support the Regional Regulation of Situbondo Regency No. 6 of 2014. This study aims to calculate the extent of changes in mangrove forest areas every year and in the predicted year. This study used an integrated Markov Chain and Cellular Automata model to simulate land use change for the period 2000 and 2020 and predict mangrove land use for the period 2030. Remote sensing technology was used to analyze land use through Landsat satellite imagery (2000, 2010, and 2020). The results showed that mangrove land cover decreased by 0.5% in 2000 – 2010 and increased by 3.5% in 2010 – 2020. Mangrove area continues to increase in 2020 – 2030, which is 9.3% or 122 Ha. The application of the CA-Markov model to predict land cover shows a standard value of 0.8 which means that the modeling is scientifically accepted.

Keywords: *Mangrove, Markov, Cellular Automata, Kstandard*

1. PENDAHULUAN

Perubahan iklim adalah keadaan iklim dengan perubahan variabilitas dan sifat-sifatnya dalam jangka waktu yang lama [1]. Saat ini, perubahan iklim menjadi isu hangat dan menjadi pusat perhatian para peneliti di seluruh dunia [2-6]. Indikator utama perubahan iklim adalah meningkatnya konsentrasi gas rumah kaca, berubahnya kenaikan suhu permukaan bumi, berubahnya curah hujan, dan kenaikan permukaan air laut [6, 7]. Pada periode 1880 dan 2012, suhu permukaan rata-rata dunia meningkat sekitar 0,850°C dan periode 2011 – 2015 merupakan periode terpanas yang terkena dampak perubahan iklim [8, 9]. Perubahan iklim sangat berpengaruh pada kehidupan [10], salah satunya adalah kesehatan manusia [11-13]. Dampak tersebut meliputi penyakit menular, morbiditas, dan mortalitas akibat cuaca yang ekstrem [14, 15]. Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) memprediksi adanya peningkatan kematian sekitar 250.000 per tahun pada periode 2030 dan 2050 akibat perubahan iklim [16]. Merujuk pada dampak perubahan iklim yang terjadi, upaya mitigasi perlu dilakukan dalam rangka mencapai tujuan nasional dan internasional terkait *Sustainable Development Goals* (SDGs) [17].

Mangrove adalah tanaman yang tersebar di sepanjang pantai tropis dan subtropis [18] dan berkontribusi dalam mitigasi perubahan iklim melalui cadangan *blue carbon* [19]. Ekosistem *mangrove* adalah reservoir karbon terbesar dan karenanya merupakan ekosistem terpenting di dunia [20-23]. Sebagai cadangan *blue carbon* global [24], hutan *mangrove* mampu menyimpan *blue carbon* lima kali lebih besar dari hutan beriklim sedang dan tropis [16, 25]. Meskipun *mangrove* hanya mencakup sekitar 0,7% hutan tropis global, namun mampu menyimpan karbon yang setara dengan 2,5 kali emisi karbon dioksida global [26]. Selain itu, *mangrove* juga berperan penting dalam mengurangi emisi gas rumah kaca [22]. Oleh karena itu, perlindungan *mangrove* merupakan salah satu strategi yang paling efektif untuk menahan perubahan iklim.

Meskipun hutan *mangrove* sangat penting bagi kehidupan manusia, namun hutan *mangrove* kehilangan luasnya lebih cepat dibandingkan hutan hujan tropis [16]. Hutan *mangrove* mengalami penurunan luas sebesar 20-35% dari total area keseluruhan pada periode 1980 hingga 2015 [27, 28] dan hilangnya *mangrove* global diperkirakan sebesar 0,22% per tahun [29]. Hilangnya *mangrove* disebabkan oleh faktor antropogenik [30], and naturogenik [31-34]. Terjadinya deforestasi antropogenik di ekosistem pesisir menyumbang emisi sebanyak 3-19% dari emisi deforestasi global [35]. Hilangnya hutan *mangrove* tentunya berdampak pada kelangsungan hidup manusia [36]. Oleh sebab itu, upaya perlindungan hutan *mangrove* sangat mendesak dan telah mencapai konsensus internasional. Upaya perlindungan *mangrove* perlu dilakukan oleh negara-negara yang ditumbuhi *mangrove*, termasuk Indonesia.

Indonesia adalah negara dengan hutan *mangrove* terluas di dunia, yaitu 59,80% dari total luas hutan *mangrove* di Asia Tenggara [37] dan menyimpan *blue carbon* sebesar 3,14 miliar ton [38]. Di sisi lain, *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) melalui data satelit altimetri memprediksi bahwa Indonesia akan mengalami kenaikan muka air laut sebesar 0,4 m pada tahun 2100 [39]. Sehingga, luas hutan *mangrove* Indonesia diperkirakan berkurang pada tahun 2100 [30]. Sebagian besar kerusakan hutan *mangrove* Indonesia disebabkan oleh aktivitas manusia baik berupa konversi *mangrove* menjadi penggunaan lain seperti pemukiman, industri, dan rekreasi [40]. Salah satunya adalah hutan *mangrove* di kawasan Taman Nasional Baluran, salah satu konservasi utama di Indonesia yang terdegradasi [41]. Berbagai upaya telah dilakukan untuk merestorasi *mangrove* di Taman Nasional Baluran, antara lain dikeluarkannya peraturan tentang konservasi kawasan *mangrove* yaitu peraturan daerah pada Kabupaten Situbondo No 6 tahun 2014 dan penanaman kembali *mangrove* di sepanjang pesisir [42].

Dalam mendukung upaya restorasi *mangrove*, dibutuhkan informasi terkait perubahan lahan setiap tahun,

bahkan dimasa depan [43]. Informasi perubahan lahan dapat diperoleh secara spasial melalui pemodelan [43, 44]. Pemodelan secara efisien, sederhana, dan memiliki kemampuan baik untuk mensimulasikan dan memprediksi perubahan tutupan lahan berbasis spasial adalah *Cellular Automata-Rantai Markov (CA-RM)* [45-47]. Model CA-RM adalah integrasi dari model CA dan Markov. Model CA dinyatakan sebagai sebuah automaton (sel data raster) memiliki isi sel yang dapat berubah ataupun bergerak setiap waktu sesuai dengan aturan-aturan transisi (*transition rules*) yang dikenali dalam diri masing-masing sel [48-52], sedangkan model RM merupakan model statistika yang digunakan untuk mengetahui peluang perubahan untuk setiap kelas lahan dari dua data lahan pada periode waktu yang berbeda [53, 54].

Pemodelan dengan menggunakan CA-RM sudah banyak diaplikasikan pada beberapa bidang oleh para peneliti, di antaranya untuk kajian perubahan penggunaan lahan skala regional [55], pengelolaan daerah aliran sungai (DAS) [54, 56], pemantauan daerah perkotaan [57-60], monitoring daerah perkebunan dan pertanian [61], monitoring erosi [62], simulasi perubahan tutupan hutan [63], dan mengintegrasikan penggunaan lahan dan perubahan iklim [64]. Model CA-RM ini sangat baik diterapkan untuk menghitung perubahan dan memprediksi tutupan lahan karena mempertimbangkan komponen spasial dan temporal [65, 66]. Sehingga dalam penelitian ini, penggunaan model CA-RM untuk monitoring hutan *mangrove* di Taman Nasional Baluran akan diterapkan guna mendukung upaya restorasi *mangrove*.

2. METODOLOGI

2.1 Lokasi penelitian

Lokasi penelitian adalah kawasan hutan *mangrove* Taman Nasional Baluran, yang secara geografis terletak pada koordinat 7°55'17.76"S dan 114°23'15.27"E di Kecamatan Banyuputih, Kabupaten Situbondo, Provinsi Jawa Timur dengan batasan wilayah sebelah utara Selat Madura, sebelah timur Selat Bali, sebelah selatan Sungai Bajulmati, Desa Wonorejo dan sebelah barat Sungai Klokoran. Taman Nasional Baluran merupakan salah satu kawasan konservasi yang terdiri atas tipe vegetasi sabana, hutan *mangrove*, hutan musim, hutan pantai, hutan pegunungan bawah, dan hutan rawa [67].

2.2 Data

Data citra Landsat merupakan data utama yang digunakan untuk memprediksi perubahan kawasan hutan *mangrove* di Kawasan Resort Bama, Taman Nasional Baluran, Kabupaten Situbondo sedangkan peta Rupa Bumi Indonesia (RBI), data curah hujan dan pasang surut sebagai data pendukung. Deskripsi data penelitian dapat dilihat pada Tabel 1.

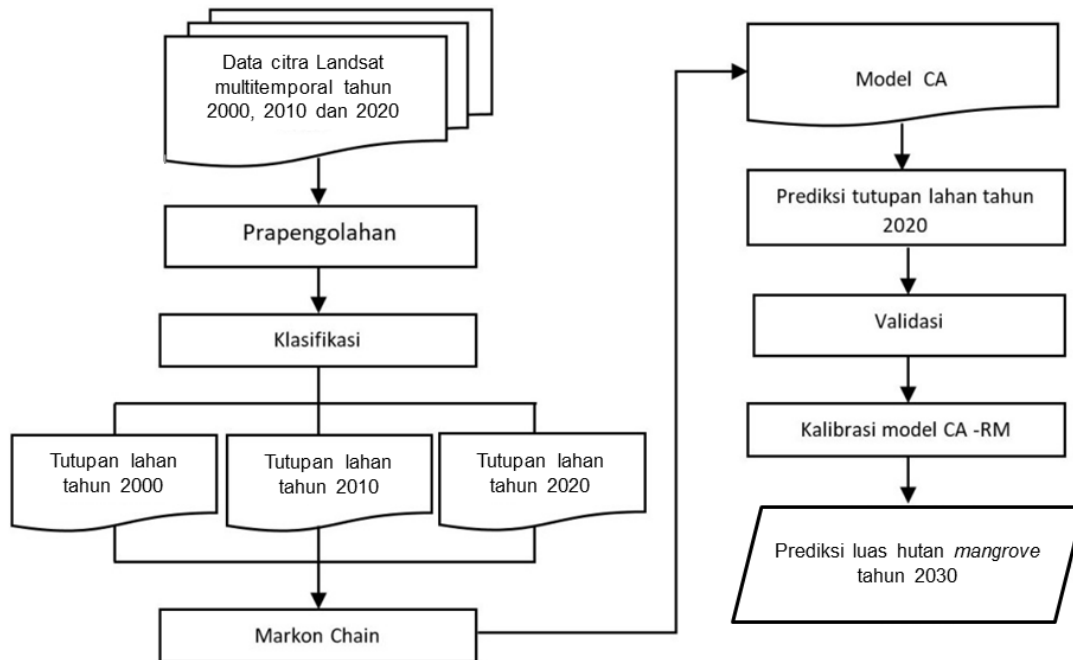
Tabel 1. Data penelitian

| No | Jenis Data | Keterangan | Sumber |
|----|-------------------|----------------------------|--|
| 1 | Citra Landsat | Citra Landsat 7 tahun 2000 | www.earthexplorer.usgs.gov |
| | | Citra Landsat 7 tahun 2010 | |
| | | Citra Landsat 8 tahun 2020 | |
| 2 | Peta RBI | Skala 1:25.000 | www.tanahair.indonesia.go.id |
| 3 | Data Curah Hujan | Tahun 2000, 2010, dan 2020 | BPS Jawa Timur |
| 4 | Data Pasang Surut | Tahun 2000, 2010, dan 2020 | http://tides.big.go.id/pasut/ |

2.3 Metode

Secara umum, metodologi dalam penelitian ini dibagi menjadi beberapa tahapan, yaitu: 1) prapengolahan, 2) klasifikasi, 3) uji akurasi, 4) pengaplikasian model *markov chain*, 5) pengaplikasian model *cellular automata*, dan 6) uji validasi. Adapun diagram metodologi dan penjelasan dari setiap tahapan penelitian

dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi penelitian

1. Prapengolahan

Prapengolahan dalam penelitian ini adalah koreksi geometrik. Koreksi geometrik dilakukan karena adanya perubahan citra pada saat perekaman, sehingga perlu dilakukan koreksi berupa penyesuaian koordinat citra dengan koordinat di lapangan. Keberhasilan proses koreksi geometrik dapat dilihat dari hasil perhitungan nilai RMSe-nya. Secara umum nilai RMSe kurang dari satu pada setiap piksel. Apabila nilainya lebih besar dari satu maka terdapat kemungkinan bahwa citra tersebut masih mengalami distorsi [68]. Hasil koreksi geometrik yang telah dilakukan terlihat dalam Tabel 2. Berdasarkan Tabel 2 menginformasikan bahwa hasil koreksi geometrik masing - masing citra memperoleh RMSE kurang dari 1 (satu) piksel.

Tabel 2. Hasil koreksi geometrik

| No | Tanggal Perekaman Citra | Nilai RMSE (Piksel) |
|----|-----------------------------|---------------------|
| 1. | Landsat 7 (09 Juli 2000) | 0,003070 |
| 2. | Landsat 7 (15 Maret 2010) | 0,003018 |
| 3. | Landsat 8 (25 Agustus 2020) | 0,003345 |

2. Klasifikasi

Klasifikasi adalah suatu tahapan untuk memprediksi suatu kelas yang belum diketahui sebelumnya dengan memanfaatkan kelompok kelas yang sudah ada. Klasifikasi tutupan lahan salah satunya bertujuan untuk menghasilkan peta tematik, dimana setiap nilai piksel pada citra mewakili sebuah objek. Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah klasifikasi terawasi menggunakan algoritma *support vector machine* (SVM). Persamaan SVM [69] dapat dilihat pada Persamaan 1 berikut :

$$SVM_{(F,\lambda)}(R) = \text{sign} \left(\sum_i^N y_i a_i (f_R \cdot f_i) + b \right) \quad (1)$$

di mana,

b = parameter yang digunakan selama training, support vector = $\sqrt{f_i}$ dengan $\sqrt{a_i} > 0$, $\sqrt{y_i}$ = support vector class, dan $\sqrt{f_R}$ = vektor.

Berdasarkan teori statistik, SVM bekerja dengan melakukan klasifikasi terhadap dua kelas atau lebih dengan mencari *hyperlane* terbaik yang memanfaatkan data pada titik pemisah (*super vector*) bahkan untuk jumlah sampel yang terbatas [69, 70]. Klasifikasi tutupan lahan dalam penelitian ini terdiri dari 3 kelas yaitu perairan, *mangrove* dan non *mangrove*. Klasifikasi ini dilakukan pada masing-masing citra Landsat 5 tahun 2000, Landsat 7 tahun 2010, dan Landsat 8 OLI tahun 2020. Kelas tutupan lahan yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Deskripsi kelas tutupan lahan

| Kelas | Keterangan |
|----------------------|---|
| Non- <i>mangrove</i> | Tanah, lahan terbangun, lahan terbuka, jalan, semak, vegetasi, di luar lingkungan <i>mangrove</i> . |
| <i>Mangrove</i> | Hutan yang berada di lingkungan perairan payau dan dipengaruhi pasang surut. |
| Perairan | Air pada wilayah tertentu baik yang bersifat statis dan dinamis seperti laut, sungai, danau. |

3. Uji akurasi

Hasil dari klasifikasi kemudian dievaluasi ketepatan hasil klasifikasinya. Salah satu cara untuk mengevaluasi ketepatan hasil klasifikasi adalah dengan melakukan evaluasi akurasi yaitu dengan membuat matriks kesalahan (*error matrix*). Matriks kesalahan adalah matriks bujur sangkar yang berfungsi untuk melihat penyimpangan klasifikasi yaitu berupa kelebihan jumlah piksel dari kelas yang lain atau kekurangan jumlah piksel pada masing-masing kelas. Idealnya semua elemen yang bukan diagonal dalam matriks tersebut harus bernilai nol yang artinya tidak ada penyimpangan dalam matriks [71]. Matriks ini dapat menghitung besarnya akurasi pembuat (*producer accuracy*), akurasi pengguna (*user accuracy*), akurasi keseluruhan (*overall accuracy*), dan akurasi kappa (*kappa accuracy*) [72].

$$\text{Statistik kappa} = \frac{N \sum_{i=1}^n X_{ii} - \sum_{i=1}^n X_{i+} X_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^n X_{i+} X_{+i}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Akurasi keseluruhan} = \frac{\sum_{i=1}^n X_{ii}}{N} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{Akurasi pengguna} = \frac{X_{ii}}{X_{+i}} \times 100\% \quad (3)$$

$$\text{Akurasi produser} = \frac{X_{ii}}{X_{i+}} \times 100\% \quad (4)$$

Keterangan:

N = banyaknya piksel dalam contoh

X_{i+} = jumlah piksel dalam baris ke-

X_{+i} = jumlah piksel dalam kolom ke-i

X_{ii} = nilai diagonal dari matriks kontigensi baris ke-i dan kolom ke-i.

Dalam penelitian ini jumlah piksel yang dijadikan sampel sebagai *ground thruting* sebanyak 175 piksel yang tersebar di area *mangrove*, non *mangrove* dan perairan. Mengingat penelitian ini menggunakan data multitemporal, proses penetapan sampel dipilih yang benar – benar homogen dan objek nya tidak berubah.

Sampel yang digunakan untuk *ground thruting* berbeda dengan sampel yang digunakan untuk melakukan proses klasifikasi.

4. Markov Chain

Pada tahap ini dilakukan analisis tutupan lahan periode 2000 - 2010 dan periode 2010 – 2020. Hasil analisis tersebut menghasilkan matriks probabilitas transisi (tahun 2000 – 2010 dan tahun 2010 – 2020) dan matriks area transisi (tahun 2000 – 2010 dan tahun 2010 – 2020). Prediksi perubahan penggunaan lahan di masa depan dapat dihitung berdasarkan rumus probabilitas bersyarat dengan menggunakan persamaan berikut ini [73]:

$$S_{(t+1)} = P_{ij} \times S_{(t)} \quad (6)$$

$$P_{ij} = \begin{pmatrix} P11 & P12 & P1n \\ P21 & P22 & P2n \\ Pn1 & Pn2 & Pnn \end{pmatrix} \quad (7)$$

dan

$$(0 \leq P_{ij} < 1 \text{ and } \sum_{j=1}^N P_{ij} = 1, (i, j = 1, 2, \dots, n)) \quad (8)$$

di mana, P_{ij} = matriks probabilitas transisi dalam satu keadaan, $t + 1$ = masing-masing periode, dan $S_{(t+1)}$ dan $S_{(t)}$ = kondisi penggunaan lahan di t .

5. Cellular Automata

Data hasil *markov chain* yang berupa matriks probabilitas transisi, matriks area transisi, dan satu set image probabilitas bersyarat (tahun 2000 – 2010, tahun 2010 – 2020) dan peta penggunaan lahan aktual tahun 2020 dimodelkan dengan model *cellular automata* untuk memperoleh prediksi penggunaan lahan tahun 2020. Model *cellular automata* tersebut dapat dituliskan dengan notasi [73]:

$$(U, S, N, T)$$

dimana,

U (*universe*): dimensi ruang dari sel ; **S** (*states*): keadaan-keadaan yang mungkin dicapai oleh suatu sel; **N** (*neighborhood*): jumlah sel tetangga yang dipertimbangkan dalam penentuan nilai dari suatu sel; **T** (*transition*): seperangkat aturan yang digunakan dalam penentuan nilai dari suatu sel.

6. Validasi

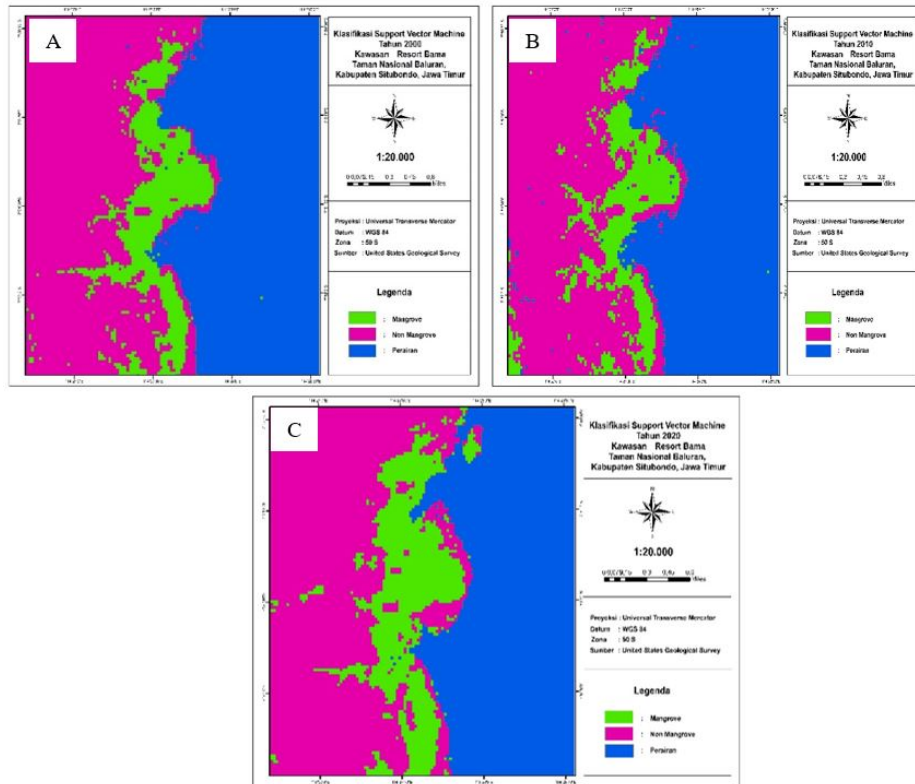
Kappa Index of Agreement (KIA) bertujuan untuk menilai persetujuan (*agreement*) antara peta penggunaan lahan dan prediksi. Uji validasi diukur dengan KIA setelah model yang ada dinyatakan valid. KIA menunjukkan indeks *Kappa for no ability (Kno)*, *Kappa for location (Klocation)*, *Klocationstrata* dan *Kstandard (index Kappa)*. *Kno* adalah indikator untuk mengukur persetujuan keseluruhan, *Klocation* adalah indikator untuk mengukur level persetujuan antara input pada suatu lokasi, *Klocationstrata* mengukur level persetujuan berdasarkan jumlah dan *Kstandard* mengukur kemampuan simulasi untuk mencapai klasifikasi sempurna [74].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil klasifikasi tutupan mangrove

Hasil klasifikasi tutupan *mangrove* menggunakan algoritma SVM di Taman Nasional Baluran menghasilkan peta distribusi *mangrove* tahun 2000, 2010, dan 2020 (Gambar 2).

*Prediksi Perubahan Kawasan Hutan Mangrove Menggunakan Model Cellular Automata Markov
Pada Citra Penginderaan Jauh Landsat*



Gambar 2. Peta distribusi mangrove di Taman Nasional Baluran tahun: A) 2000, B) 2010, dan C) 2020

Persebaran hutan *mangrove* di Taman Nasional Baluran dari tahun 2000, 2010, dan 2020 diperoleh dari penggunaan algoritma SVM yang didasarkan pada 3 kelas tutupan lahan, yaitu *mangrove*, *nonmangrove*, dan perairan. Selanjutnya, hasil klasifikasi masing-masing tahun dilakukan uji akurasi dengan membandingkan hasil klasifikasi terhadap *ground truth* melalui *confusion matrix* [75]. Nilai akurasi keseluruhan, statistik kappa, akurasi pengguna, dan akurasi produser disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan akurasi klasifikasi

| Tahun | Akurasi keseluruhan | Kappa Koefisien | Akurasi pengguna <i>Mangrove</i> | Akurasi produser <i>Mangrove</i> |
|-------|---------------------|-----------------|-------------------------------------|-------------------------------------|
| 2000 | 95,87 % | 0,93 | 100,00 % | 92,65 % |
| 2010 | 94,35 % | 0,91 | 100,00 % | 90,00 % |
| 2020 | 92,69 % | 0,89 | 89,58 % | 88,66 % |

Klasifikasi tutupan lahan di Taman Nasional Baluran menggunakan algoritma SVM menghasilkan akurasi yang tinggi di setiap tahun (Tabel 4). Tahun 2000, akurasi keseluruhan, kappa koefisien, akurasi pengguna, dan akurasi produser berturut-turut adalah 95,87%, 0,93, 100%, dan 92,65%. Pada tahun 2010, akurasi keseluruhan, kappa koefisien, akurasi pengguna, dan akurasi produser berturut-turut adalah 94,35%, 0,91, 100%, dan 90%. Sedangkan pada tahun 2020, akurasi keseluruhan, kappa koefisien, akurasi pengguna, dan akurasi produser berturut-turut adalah 92,69%, 0,89, 89,58%, dan 88,66%. Tingginya nilai akurasi yang dihasilkan mengindikasikan bahwa teknik klasifikasi menggunakan algoritma SVM dapat dijadikan solusi untuk memetakan hutan *mangrove* dan penutup lahan di area pesisir karena algoritma SVM baik digunakan untuk klasifikasi dengan obyek yang heterogen dan sampel yang tidak seimbang [76]. Setelah dilakukan klasifikasi citra, dilakukan juga perhitungan luas hutan *mangrove* untuk mengetahui perubahan luas hutan

mangrove dari tahun 2000, 2010, dan 2020. Adapun hasil perhitungan luas lahan *mangrove* dari tahun 2000, 2010, dan 2020 dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Luasan hasil klasifikasi

| Kelas | Satuan | Tahun | | |
|---------------------|-----------|--------|--------|--------|
| | | 2000 | 2010 | 2020 |
| <i>mangrove</i> | area (ha) | 164,25 | 158,04 | 204,48 |
| | (%) | 12,51 | 12,03 | 15,57 |
| non <i>mangrove</i> | area (ha) | 555,3 | 552,78 | 564,39 |
| | (%) | 42,28 | 42,09 | 42,97 |
| perairan | area (ha) | 593,73 | 602,46 | 544,41 |
| | (%) | 45,21 | 45,87 | 41,45 |

Berdasarkan hasil klasifikasi dan perhitungan luas, dapat dilihat bahwa dari tahun 2000 hingga tahun 2020, luasan hutan *mangrove* berfluktuatif. Pada tahun 2000 – 2010, *mangrove* mengalami penurunan luas dan tahun 2010 – 2020, *mangrove* mengalami peningkatan luas yang cukup besar. Pada tahun 2000, luas *mangrove* dan non*mangrove* adalah sebesar 164, 25 ha dan 555,3 ha. Baik *mangrove* dan non*mangrove* mengalami penurunan luas pada tahun 2010 menjadi 158,04 ha dan 552,78 ha, sedangkan perairan mengalami penambahan luas sebesar 8,73 ha. Luas *mangrove* dan non*mangrove* mengalami perubahan pada tahun 2020, dimana *mangrove* mengalami penambahan menjadi 204,9 ha atau 15,6% dari total luas secara keseluruhan dan penambahan luas non*mangrove* menjadi 544,4 ha sedangkan luas perairan pada tahun 2020 mengalami penurunan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa dari tahun 2000 hingga tahun 2010, *mangrove* mengalami degradasi sebesar 6,21 ha sedangkan pada tahun 2020 *mangrove* mengalami peningkatan sebesar 46,89 ha.

3.2 Hasil Prediksi Penutupan Lahan Tahun 2020

Prediksi perubahan penutupan lahan pada tahun 2020 dilakukan dengan memproyeksikan penutupan lahan tahun 2000 dan 2010 melalui analisa rantai *markov* menghasilkan matriks area transisi dan matriks probabilitas transisi lalu melakukan prediksi menggunakan *cellular automata markov*.

Tabel 6. Matriks area transisi periode 2000-2010 dan 2010-2020

| Tahun | Satuan | <i>mangrove</i> | non <i>mangrove</i> | Perairan |
|-------------|---------------------|-----------------|---------------------|----------|
| 2000 – 2010 | <i>mangrove</i> | 1165 | 536 | 55 |
| | non <i>mangrove</i> | 929 | 4842 | 372 |
| | Perairan | 172 | 891 | 5631 |
| 2010 - 2020 | <i>mangrove</i> | 1558 | 705 | 8 |
| | non <i>mangrove</i> | 1416 | 4845 | 10 |
| | Perairan | 647 | 762 | 4640 |

Matriks transisi area adalah hasil dari proses estimasi kemungkinan berubahnya suatu kelas lahan menjadi kelas lahan lainnya dengan jumlah piksel tertentu pada periode selanjutnya berdasarkan data tahun awal dan tahun akhir pengamatan di suatu lokasi. Tabel 6 menunjukkan bahwa nilai probabilitas pada periode 2010 – 2020, non*mangrove* memiliki peluang tertinggi untuk berubah menjadi *mangrove* dengan prediksi jumlah alokasi piksel sebanyak 1416 piksel atau setara dengan 1.274.400 ha (luas piksel = 900 m²). Selain itu, pada periode yang sama, wilayah perairan juga memiliki peluang tinggi untuk berubah menjadi *mangrove* dengan prediksi jumlah alokasi piksel sebanyak 647 atau setara dengan 582.300 ha. Sedangkan periode 2000-2010, perairan memiliki peluang tinggi untuk berubah menjadi non*mangrove* dengan prediksi jumlah alokasi piksel sebanyak 891 atau 801,900 ha dan *mangrove* berpeluang menjadi non*mangrove* sebesar 536 atau 482,400 ha.

Tabel 7. Matriks probabilitas transisi periode 2000 – 2010 dan 2010 – 2020

| Tahun | Satuan | <i>mangrove</i> | <i>nonmangrove</i> | perairan |
|-------------|---------------------|-----------------|--------------------|----------|
| 2000 – 2010 | <i>mangrove</i> | 1165 | 536 | 55 |
| | <i>non mangrove</i> | 929 | 4842 | 372 |
| | Perairan | 172 | 891 | 5631 |
| 2010 - 2020 | <i>mangrove</i> | 1558 | 705 | 8 |
| | <i>non mangrove</i> | 1416 | 4845 | 10 |
| | Perairan | 647 | 762 | 4640 |

Matriks probabilitas transisi menunjukkan peluang setiap piksel kelas penutupan lahan untuk berubah menjadi kelas lainnya. Matriks probabilitas transisi memberikan persentase kemungkinan perubahan penutupan lahan di masa mendatang dalam periode waktu 2000 – 2010, dan 2010 – 2020. Probabilitas perubahan lahan *mangrove* menjadi *nonmangrove* dari 2000 hingga 2010 adalah 30,5%. Probabilitas perubahan ini bertambah menjadi 31% pada periode tahun 2010 – 2020. Di sisi lain, nilai probabilitas perubahan area *nonmangrove* menjadi area *mangrove* periode 2000-2010 adalah 15,1%, kondisi ini mengalami kenaikan pada periode 2010 – 2020 sebesar 22,5%. Disisi lain, nilai probabilitas perubahan area perairan menjadi *mangrove* pada periode 2000 – 2010 sebesar 2% dan mengalami kenaikan probabilitas perubahan pada periode 2010 – 2020 menjadi sebesar 10%. Luasan setiap kelas penggunaan lahan hasil prediksi tahun 2020 dibandingkan dengan luasan penggunaan aktual tahun 2020 (Tabel 8).

Tabel 8. Perbandingan luas antara peta aktual 2020 dan peta prediksi 2020

| Jenis Lahan | | Aktual (2020) | Prediksi (2020) |
|--------------------|-----------|---------------|-----------------|
| <i>mangrove</i> | area (ha) | 204,48 | 202,93 |
| | (%) | 15,57 | 15,45 |
| <i>nonmangrove</i> | area (ha) | 564,39 | 563,85 |
| | (%) | 42,97 | 42,93 |
| perairan | area (ha) | 544,41 | 546,50 |
| | (%) | 41,45 | 41,61 |

Area *mangrove* memiliki luas yang hampir sama antara hasil aktual dan hasil prediksi (Tabel 8). Sedangkan area *nonmangrove* diperkirakan memiliki luas yang lebih besar dari area sebenarnya, sebaliknya, untuk perairan diperkirakan luasnya lebih kecil dari area sebenarnya. Perlu diketahui bahwa perbedaan ini baik dalam estimasi persentase maupun luas penutupan lahan dapat diabaikan, karena perbandingan persentase dan luas penutupan lahan dalam peta nyata dengan yang diprediksi dilakukan secara numerik dan visual itu tidak memadai. Oleh karena itu, diperlukan metode yang lebih andal untuk memvalidasi model tersebut. Metode yang andal untuk melakukan validasi model yang digunakan dalam penelitian ini adalah statistik kappa. Keakuratan dari konsep CA-Markov dapat ditentukan dengan melakukan validasi dan dinyatakan dalam nilai koefisien kappa (≥ 0.70). Kappa selalu kurang dari atau sama dengan 1. Nilai 1 berarti kesepakatan sempurna. Dalam penelitian ini, statistik kappa digunakan untuk menilai perjanjian atau tingkat kesesuaian antara peta penutupan lahan tahun 2020 dan simulasi tahun 2020. Hasil statistik kappa dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Kappa Index of Agreement hasil prediksi tahun 2020

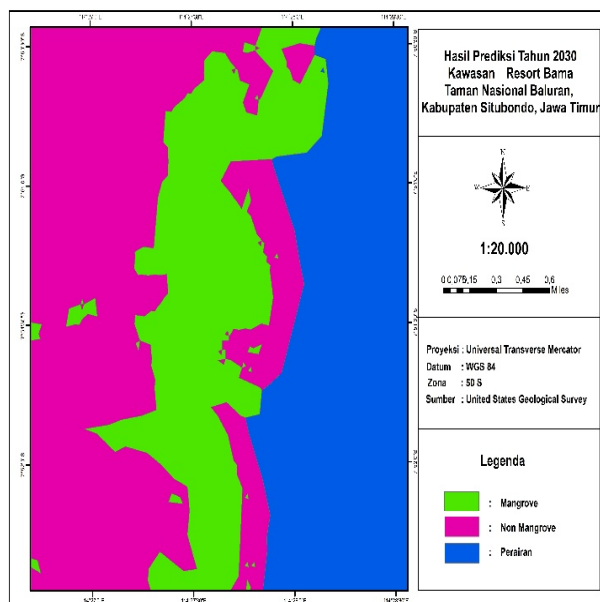
| KIA | Hasil |
|------------------------|--------|
| <i>Kno</i> | 0,8662 |
| <i>Klocation</i> | 0,8574 |
| <i>KlocationStrata</i> | 0,8574 |
| <i>Kstandard</i> | 0,8558 |

KIA tahun 2020 menunjukkan bahwa, nilai indeks *Kstandard* sebesar 0,855 mengindikasikan perbandingan proporsi antara peta aktual hasil klasifikasi tahun 2020 dan peta hasil prediksi tahun 2020 sebesar 0,855 (*almost perfect agreement*) (Pontius, 2000). *Kno* menunjukkan keseimbangan (proporsi) antara peta aktual hasil klasifikasi dan peta hasil prediksi sebesar 0,866 (*almost perfect agreement*), sedangkan *Klocation* yang dihasilkan sebesar 0,857 (*almost perfect agreement*) menunjukkan keseimbangan (proporsi) antara peta aktual hasil klasifikasi dan peta hasil prediksi berdasarkan input pada suatu lokasi. *Klocationstrata* menunjukkan keseimbangan (proporsi) antara peta aktual hasil klasifikasi dan peta hasil prediksi berdasarkan jumlah. *KlocationStrata* yang dihasilkan sebesar 0,857 (*almost perfect agreement*). Hal ini menunjukkan tingkat keberhasilan model adalah *almost perfect agreement*.

3.3 Hasil Prediksi Penutupan Lahan Tahun 2030

Hasil validasi antara prediksi tahun 2020 terhadap lahan aktual tahun 2020 menunjukkan nilai kappa (*Kstandard*) sebesar 0,85. Hal ini berarti antara hasil skenario dengan penutupan lahan sebenarnya memiliki kesesuaian yang sangat baik sebesar 85%. Dengan demikian, penutupan lahan pada tahun 2010 dan tahun 2020 dapat digunakan untuk memproyeksikan penutupan lahan tahun 2030. Proyeksi dari tahun 2020 ke tahun 2030 didasarkan pada keadaan penutupan lahan tahun 2020 dalam probabilitas transisi dan area transisi yang dihasilkan dari proses markov antara tahun 2010 dan tahun 2020. Nilai probabilitas transisi dan area transisi hasil dari Markov Chain digunakan sebagai dasar untuk menentukan lokasi yang diproyeksikan akan mengalami perubahan oleh CA. Hasil Prediksi penutupan lahan tahun 2030 dengan data masukan peta penutupan lahan tahun 2010 dan tahun 2020 dapat dilihat pada Gambar 3, sedangkan luas penggunaan hasil prediksi tahun 2030 dibandingkan dengan tahun sebelumnya dapat dilihat pada Tabel

10.



Gambar 3. Hasil Prediksi Tahun 2030

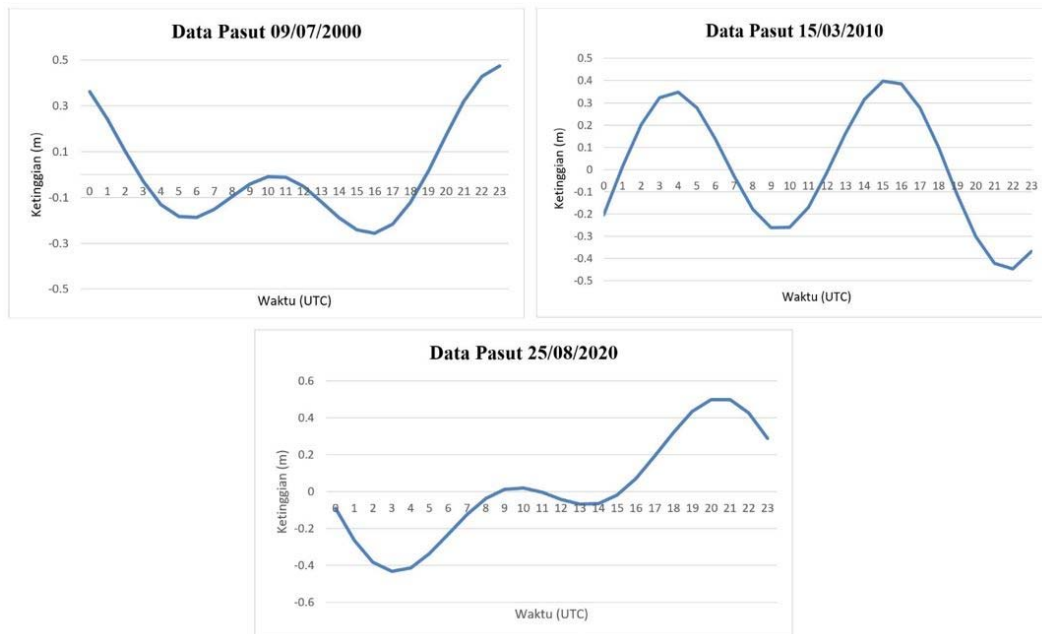
Tabel 10. Luas wilayah keseluruhan penutupan lahan

| Jenis lahan | | Tahun | | | |
|---------------------|-----------|--------|--------|--------|--------|
| | | 2000 | 2010 | 2020 | 2030 |
| <i>mangrove</i> | area (ha) | 164,25 | 158,04 | 204,49 | 326,88 |
| | (%) | 12,51 | 12,03 | 15,57 | 24,89 |
| non <i>mangrove</i> | area (ha) | 555,3 | 552,78 | 564,39 | 567,09 |
| | (%) | 42,28 | 42,09 | 42,97 | 43,18 |
| perairan | area (ha) | 593,73 | 602,46 | 544,41 | 419,31 |
| | (%) | 35,21 | 45,87 | 41,45 | 31,92 |

Secara umum luas penggunaan lahan hasil klasifikasi pada tahun 2000, tahun 2010, tahun 2020, dan tahun 2030 sangat berfluktuatif. Hasil perhitungan luas hutan *mangrove* di Taman Nasional Baluran menunjukkan bahwa antara hasil klasifikasi 2020 dan prediksi 2030, luas penutupan lahan berupa *mangrove* meningkat dari 15,57% menjadi 24,89% atau sebesar 122 ha, dan luas penutupan lahan non *mangrove* mengalami peningkatan dari 42,97% menjadi 43,18% atau sebesar 2,7 ha sedangkan luas perairan menurun dari 41,45% menjadi 31,9% atau sebesar 125 ha. Beberapa faktor yang dapat menyebabkan luas tutupan lahan yang fluktuatif [77] adalah:

1. Pasang surut

Berdasarkan data pasang surut yang diambil dari website Pasut BIG menunjukkan adanya pasang tinggi ditahun 2000 yang dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Data ketinggian pasut pada saat akuisisi data citra

Data pasang surut pada tanggal 9 Juli 2000 waktu 02:21:07 pada titik koordinat latitude $-7,8624^{\circ}$ dan longitude $114,4602^{\circ}$ menunjukkan nilai pasang surut berada di ketinggian 0,104 m yang berarti terjadi

pasang tinggi. Pada saat air laut pasang, tanaman *mangrove* yang berada dekat laut atau pesisir akan mengalami banjir karena *mangrove* kemungkinan terendam oleh adanya banjir pasang surut tersebut yang menyebabkan tidak semua *mangrove* dapat di klasifikasikan sehingga berpengaruh terhadap luas *mangrove*. Data tanggal 15 maret 2010 dengan waktu perekaman citra 02:21:43 pada titik koordinat latitude $-7,8624^{\circ}$ dan longitude $114,4602^{\circ}$ menunjukkan nilai pasang surut berada di ketinggian 0,203 meter yang menunjukkan terjadinya pasang paling tinggi. Ketinggian pasang surut dapat menyebabkan tenggelamnya *mangrove* akibat banjir pasang surut, akibatnya luasan *mangrove* pada tahun 2010 mengalami penurunan dan perairan mengalami penambahan luasan. Pada tahun 2020 waktu perekaman citra ialah 02:30:05 pada titik koordinat latitude -7.8624 dan longitude 114.4602 menunjukkan nilai pasang surut berada di ketinggian $-0,382$ meter yang menunjukkan terjadinya pasang rendah atau kedalaman air pada titik paling rendah (Gambar 4). Pada saat air laut surut, tanaman *mangrove* yang berada dekat laut atau pesisir tidak mengalami banjir sehingga akan terlihat saat proses klasifikasi. Hal tersebut mempengaruhi luasan *mangrove* tahun 2020 yang mengalami penambahan luasan dan wilayah perairan yang mengalami penurunan.

2. Curah Hujan

Faktor iklim yang berpengaruh bagi pertumbuhan *mangrove* salah satunya adalah curah hujan. Kondisi curah hujan dapat memberikan pengaruh bagi lingkungan dan pertumbuhan *mangrove*. Hal ini terutama disebabkan oleh suhu air dan udara serta salinitas air permukaan tanah yang berpengaruh pada daya tahan spesies *mangrove*. *Mangrove* akan tumbuh dengan subur pada daerah dengan kisaran curah hujan rata-rata 1500 – 3000 mm/tahun. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik jumlah curah hujan di wilayah Jawa timur pada tahun 2020 mencapai 1604,50 mm dimana termasuk dalam kategori curah hujan yang tinggi, hal ini tentu berpengaruh terhadap pertumbuhan *mangrove* ke depannya.

4. KESIMPULAN

Taman Nasional Baluran di Kabupaten Situbondo Jawa Timur, merupakan taman konservasi yang mempunyai penutupan lahan tahun 2000, 2010 dan 2020 sangat berfluktuatif. Pada tahun 2000 – 2010 area *mangrove* mengalami penurunan sebesar 0,5% atau 6,21 Ha. Penurunan juga terjadi pada wilayah non *mangrove* sebesar 0,19% atau 2,5 Ha, Hal ini dikarenakan adanya peningkatan area perairan. Sedangkan, pada periode tahun 2010 – 2020, wilayah *mangrove* dan non *mangrove* mengalami peningkatan yaitu untuk area *mangrove* sebesar 3,5% atau 46 Ha dan non *mangrove* seluas 0,88% atau 11 Ha. Setiap kelas penutupan lahan (*mangrove*, non *mangrove*, dan perairan) yang mengalami perbedaan dan perubahan luasan diduga karena beberapa faktor seperti pasang surut dan curah hujan. Sedangkan dalam periode antara tutupan lahan tahun 2020 dan prediksi tahun 2030, luas *mangrove* mengalami peningkatan dari 15,57% menjadi 24,89% atau sebesar 122 Ha. Luas wilayah non *mangrove* juga mengalami peningkatan yaitu dari 42,97% menjadi 43,81% atau sebesar 2,7 ha sedangkan area perairan mengalami penurunan dari 41,45% menjadi 31,9% atau sebesar 125 Ha. Penerapan model CA-Markov dalam memprediksi penutupan lahan menunjukkan nilai *kstandard* 0,8 yang dapat diartikan bahwa pemodelan dapat diterima secara ilmiah.

DAFTAR PUSTAKA

1. McCarthy, J.J., et al., *Climate change 2001: impacts, adaptation, and vulnerability: contribution of Working Group II to the third assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Vol. 2. 2001: Cambridge University Press.
2. Diaz, H.F., R.S. Bradley, and J. Eischeid, *Precipitation fluctuations over global land areas since the late 1800's*. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 1989. **94**(D1): p. 1195-1210.

3. Hansen, J. and S. Lebedeff, *Global surface air temperatures: Update through 1987*. Geophysical Research Letters, 1988. **15**(4): p. 323-326.
4. Jones, P., et al., *Northern Hemisphere surface air temperature variations: 1851–1984*. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 1986. **25**(2): p. 161-179.
5. Jones, P.D., T.M. Wigley, and P.B. Wright, *Global temperature variations between 1861 and 1984*. Nature, 1986. **322**(6078): p. 430-434.
6. Kumar, P., et al., *Climatic variability at Gangtok and Tadong weather observatories in Sikkim, India, during 1961–2017*. Scientific reports, 2020. **10**(1): p. 1-12.
7. Brooks, N., *Vulnerability, risk and adaptation: A conceptual framework*. Tyndall Centre for climate change research working paper, 2003. **38**(38): p. 1-16.
8. Stocker, T., *Climate change 2013: the physical science basis: Working Group I contribution to the Fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. 2014: Cambridge university press.
9. Organization, W.M., *WMO Statement on the Status of the Global Climate in*. 1993: World Meteorological Organization.
10. Burton, M., R. Evans, and A. Sanders, *Protecting children in criminal proceedings: Parity for child witnesses and child defendants*. Child & Fam. LQ, 2006. **18**: p. 397.
11. Atwoli, L., et al., *Call for emergency action to limit global temperature increases, restore biodiversity, and protect health: Wealthy nations must do much more, much faster*. Nutrition Reviews, 2021. **79**(11): p. 1183-1185.
12. Field, C.B., et al., *Managing the risks of extreme events and disasters to advance climate change adaptation: special report of the intergovernmental panel on climate change*. 2012: Cambridge University Press.
13. Costello, A., et al., *Managing the health effects of climate change: lancet and University College London Institute for Global Health Commission*. The lancet, 2009. **373**(9676): p. 1693-1733.
14. Office, U.S.G.A., *Climate Change, Information on Potential Economic Effects Could Help Guide Federal Efforts to Reduce Fiscal Exposure: Report to Congressional Requesters*. 2017: United States Government Accountability Office.
15. Warren, F.J. and D.S. Lemmen, *Canada in a changing climate: Sector perspectives on impacts and adaptation*. 2014: Natural Resources Canada Ottawa.
16. Watts, N., et al., *Health and climate change: policy responses to protect public health*. The lancet, 2015. **386**(10006): p. 1861-1914.
17. Assembly, G., *Sustainable development goals*. SDGs Transform Our World, 2015. **2030**.
18. Alongi, D.M., *Present state and future of the world's mangrove forests*. Environmental conservation, 2002. **29**(3): p. 331-349.
19. Alongi, D.M., *Global significance of mangrove blue carbon in climate change mitigation*. Sci, 2020. **2**(3): p. 67.
20. Alongi, D., et al., *Sediment accumulation and organic material flux in a managed mangrove ecosystem: estimates of land–ocean–atmosphere exchange in peninsular Malaysia*. Marine geology, 2004. **208**(2-4): p. 383-402.
21. Bouillon, S., et al., *Mangrove production and carbon sinks: a revision of global budget estimates*. Global biogeochemical cycles, 2008. **22**(2).
22. Chmura, G.L., et al., *Global carbon sequestration in tidal, saline wetland soils*. Global biogeochemical cycles, 2003. **17**(4).
23. Crase, B., et al., *Hydroperiod is the main driver of the spatial pattern of dominance in mangrove communities*. Global Ecology and Biogeography, 2013. **22**(7): p. 806-817.
24. Alongi, D.M., *Carbon cycling and storage in mangrove forests*. Annual review of marine science,

2014. **6**: p. 195-219.
25. Mcleod, E., et al., *A blueprint for blue carbon: toward an improved understanding of the role of vegetated coastal habitats in sequestering CO₂*. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2011. **9**(10): p. 552-560.
 26. Donato, D.C., et al., *Whole-island carbon stocks in the tropical Pacific: Implications for mangrove conservation and upland restoration*. *Journal of environmental management*, 2012. **97**: p. 89-96.
 27. Richards, D.R. and D.A. Friess, *Rates and drivers of mangrove deforestation in Southeast Asia, 2000–2012*. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2016. **113**(2): p. 344-349.
 28. Sanderman, J., et al., *A global map of mangrove forest soil carbon at 30 m spatial resolution*. *Environmental Research Letters*, 2018. **13**(5): p. 055002.
 29. Davidson, N.C. and C.M. Finlayson, *Updating global coastal wetland areas presented in Davidson and Finlayson (2018)*. *Marine and Freshwater Research*, 2019. **70**(8): p. 1195-1200.
 30. Valiela, I., J.L. Bowen, and J.K. York, *Mangrove Forests: One of the World's Threatened Major Tropical Environments: At least 35% of the area of mangrove forests has been lost in the past two decades, losses that exceed those for tropical rain forests and coral reefs, two other well-known threatened environments*. *Bioscience*, 2001. **51**(10): p. 807-815.
 31. Lovelock, C.E., et al., *The vulnerability of Indo-Pacific mangrove forests to sea-level rise*. *Nature*, 2015. **526**(7574): p. 559-563.
 32. Duke, N.C., et al., *Large-scale dieback of mangroves in Australia's Gulf of Carpentaria: a severe ecosystem response, coincidental with an unusually extreme weather event*. *Marine and Freshwater Research*, 2017. **68**(10): p. 1816-1829.
 33. Feller, I.C., et al., *The state of the world's mangroves in the 21st century under climate change*. *Hydrobiologia*, 2017. **803**(1): p. 1-12.
 34. Saintilan, N., et al., *Thresholds of mangrove survival under rapid sea level rise*. *Science*, 2020. **368**(6495): p. 1118-1121.
 35. Pendleton, L., et al., *Estimating global "blue carbon" emissions from conversion and degradation of vegetated coastal ecosystems*. 2012.
 36. Giri, C., *Recent advancement in mangrove forests mapping and monitoring of the world using earth observation satellite data*. 2021, Multidisciplinary Digital Publishing Institute. p. 563.
 37. Giesen, W., *Indonesia's Mangroves: An Update on Remaining Area & Main Management Issues*. 1993: Asian Wetland Bureau (AWB).
 38. Murdiyarso, D., et al., *The potential of Indonesian mangrove forests for global climate change mitigation*. *Nature Climate Change*, 2015. **5**(12): p. 1089-1092.
 39. Change, I.C., *Synthesis report summary chapter for policymakers*. IPCC: Geneva, Switzerland, 2014. **31**.
 40. Haya, N., N. Zamani, and D. D Soedharma, *Analisis struktur ekosistem mangrove di Desa Kukupang Kecamatan Kepulauan Joronga*. *Jurnal Teknologi Perikanan dan Kelautan IPB*, 2015. **6**(1): p. 79-89.
 41. Eris, I.A. *Analisis Perubahan Kawasan Hutan Mangrove Menggunakan Citra Landsat di Kawasan Taman Nasional Baluran, Kabupaten Situbondo, Jawa Timur Tahun 2002 dan 2017*. 2019. Prosiding Seminar Nasional Geografi UMS X 2019.
 42. *Direktorat Jenderal Konservasi Sumber Daya Alam dan Ekosistem*. 2021: p. <http://ksdae.menlhk.go.id/info/10224/tanam-mangrove-bersama-di-pantai-bilik-tn-baluran.html>.
 43. Verburg, P.H., et al., *Land use change modelling: current practice and research priorities*. *GeoJournal*, 2004. **61**(4): p. 309-324.
 44. Kumar, K.S., P.U. Bhaskar, and K. Padmakumari, *Application of land change modeler for prediction of future land use land cover: a case study of Vijayawada City*. *International Journal of Advanced Technology in Engineering and Science*, 2015. **3**(01): p. 773-783.

45. D BEHERA, M., et al., *Modelling and analyzing the watershed dynamics using Cellular Automata (CA)-Markov model-A geo-information based approach*. Journal of earth system science, 2012. **121**(4): p. 1011-1024.
46. Zhang, Y., et al., *Analyzing the mechanism of land use change in Beijing City from 1990 to 2000*. Resour. Sci, 2007. **29**: p. 206-213.
47. Memarian, H., et al., *Validation of CA-Markov for simulation of land use and cover change in the Langat Basin, Malaysia*. 2012.
48. Benenson, I. and P. Torrens, *Geosimulation: Automata-based modeling of urban phenomena*. 2004: John Wiley & Sons.
49. Candau, J., S. Rasmussen, and K.C. Clarke. *A coupled cellular automaton model for land use/land cover dynamics*. in *4th International conference on integrating gis and environmental modeling (GIS/EM4): problems, prospects and research needs*. Banff, Alberta, Canada. 2000.
50. Koomen, E., P. Rietveld, and T. de Nijs, *Modelling land-use change for spatial planning support*. 2008, Springer. p. 1-10.
51. Liu, Y., *Modelling urban development with geographical information systems and cellular automata*. 2008: CRC Press.
52. Torrens, P.M. and I. Benenson, *Geographic automata systems*. International Journal of Geographical Information Science, 2005. **19**(4): p. 385-412.
53. Weng, Q., *Land use change analysis in the Zhujiang Delta of China using satellite remote sensing, GIS and stochastic modelling*. Journal of environmental management, 2002. **64**(3): p. 273-284.
54. Huang, W., et al., *Detection and prediction of land use change in Beijing based on remote sensing and GIS*. Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci, 2008. **37**: p. 75-82.
55. Susilo, B., *Pemodelan Spasial Probabilistik Integrasi Markov Chain Dan Cellular Automata Untuk Kajian Perubahan Penggunaan Lahan Skala Regional Di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta*. Jurnal Geografi Gea, 2011. **11**(2).
56. Ruben, G.B., et al., *Analysis and projection of land-use/land-cover dynamics through scenario-based simulations using the CA-Markov model: A case study in guanting reservoir basin, China*. Sustainability, 2020. **12**(9): p. 3747.
57. Cetin, M. and H. Demirel, *Modelling and simulation of urban dynamics*. Fresenius Environmental Bulletin, 2010. **9**: p. 2348-2353.
58. Li, C., et al., *Driving forces analysis of urban expansion based on boosted regression trees and Logistic regression*. Acta Ecol. Sin, 2014. **34**: p. 727-737.
59. Arsanjani, J.J., et al., *Integration of logistic regression, Markov chain and cellular automata models to simulate urban expansion*. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013. **21**: p. 265-275.
60. Al-sharif, A.A. and B. Pradhan, *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, 2014. **7**(10): p. 4291-4301.
61. Yang, J., et al., *A local land use competition cellular automata model and its application*. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2016. **5**(7): p. 106.
62. D'ambrosio, D., et al., *A cellular automata model for soil erosion by water*. Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere, 2001. **26**(1): p. 33-39.
63. Adhikari, S. and J. Southworth, *Simulating forest cover changes of Bannerghatta National Park based on a CA-Markov model: a remote sensing approach*. Remote Sensing, 2012. **4**(10): p. 3215-3243.
64. Louca, M., I.N. Vogiatzakis, and A. Moustakas, *Modelling the combined effects of land use and climatic changes: Coupling bioclimatic modelling with Markov-chain Cellular Automata in a case study in Cyprus*. Ecological Informatics, 2015. **30**: p. 241-249.

65. Peruge, T.V.D., S. Arief, and M.S. Sakka, *Model Perubahan Penggunaan Lahan Menggunakan Cellular Automata-Markov Chain di Kawasan Mamminasata*. 7. 2013, Makassar. Program Studi Geofisika Jurusan Fisika Fakultas Matematika dan
66. Houet, T. and L. Hubert-Moy, *Modeling and projecting land-use and land-cover changes with Cellular Automaton in considering landscape trajectories*. EARSeL eProceedings, 2006. **5**(1): p. 63-76.
67. Nugroho, H.T.B., *Pengembangan Taman Nasional Baluran sebagai Destinasi wisata Unggulan Berbasis Alam di Situbondo Jawa Timur*. 2019.
68. Purwadhi, F.S.H. and T.B. Sanjoto, *Pengantar Interpretasi Citra Penginderaan Jauh. BAB III: Dasar Interpretasi Citra Penginderaan Jauh*. 2008.
69. Mountrakis, G., J. Im, and C. Ogole, *Support vector machines in remote sensing: A review*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011. **66**(3): p. 247-259.
70. Zhu, G. and D.G. Blumberg, *Classification using ASTER data and SVM algorithms;: The case study of Beer Sheva, Israel*. Remote sensing of Environment, 2002. **80**(2): p. 233-240.
71. BOLSTAD, P. and T. Lillesand, *Rapid maximum likelihood classification*. Photogrammetric engineering and remote sensing, 1991. **57**(1): p. 67-74.
72. Arisondang, V., B. Sudarsono, and Y. Prasetyo, *Klasifikasi tutupan lahan menggunakan metode segmentasi berbasis algoritma multiresolusi (Studi kasus Kabupaten Purwakarta, Jawa Barat)*. 2015, Diponegoro University.
73. Darmawan, S., D. K. Sari, K. Wikantika, A. Tridawati, R. Hernawati, and M. K. Sedu, "Identification before-after forest fire and prediction of *mangrove* forest based on Markov-cellular automata in part of Sembilang national park, Banyuasin, South Sumatra, Indonesia," *Remote Sensing*, vol. 12, no. 22, pp. 3700–3725, 2020.
74. Pontius, R., *Quantification error versus location error in comparison of categorical maps (vol 66, pg 1011, 2000)*. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2001. **67**(5): p. 540-540.
75. Congalton, R.G., *A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data*. Remote sensing of environment, 1991. **37**(1): p. 35-46.
76. Gaertner, J.; Genovese, V.B.; Potter, C.; Sewake, K.; Manoukis, N.C. Vegetation classification of Coffea on Hawaii Island using WorldView-2 satellite imagery. *J. Appl. Remote Sens.* 2017, 11, 46005
77. Darmawan, S., W. Takeuchi, Y. Vetrta, K. Wikantika, and D. K. Sari, "Impact of topography and tidal height on ALOS palsar polarimetric measurements to estimate aboveground biomass of *mangrove* forest in Indonesia," *Journal of Sensors*, vol. 2015, 13 pages, 2015.