

Artikel

Pemanfaatan Google Earth Engine untuk pemantauan lahan agroforestri dalam skema perhutanan sosial

Ahmad Rizaldi^{1*}, Arief Darmawan¹, Hari Kaskoyo¹, Agus Setiawan¹

¹Jurusan Kehutanan, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung, Jl. Prof Soemantri Brojonegoro No.1 Gedung Meneng Kedaton Bandar Lampung 35144),

* Email koresponden: ahmad.rizaldi16@gmail.com

Direvisi: 2022-04-11 Diterima: 2022-09-05

Abstrak Strategi Pengelolaan hutan dalam skema Perhutanan Sosial (PS) perlu dipantau secara kontinyu untuk melihat dampaknya pada tutupan lahan. Secara tradisional, teknologi penginderaan jauh sudah menjadi alat utama dalam pemantauan hutan. Teknologi analisis citra penginderaan jauh dan teknologi informasi saat ini telah berkembang ke dalam penggunaan *cloud computing* dan *Bbig ddata* seperti *platform google earth engine* (GEE) yang membuat perolehan data turunan citra satelit seperti tutupan lahan menjadi sangat cepat. Pengelolaan hutan secara agroforestri dalam skema Perhutanan Sosial (PS) perlu dipantau menggunakan teknologi penginderaan jauh. Teknologi analisis citra penginderaan jauh dan teknologi informasi saat ini telah berkembang ke dalam penggunaan *cloud computing* dan *big data* seperti *platform Google Earth Engine* (GEE) yang membuat perolehan data turunan citra satelit seperti tutupan lahan menjadi sangat cepat. Makalah ini bertujuan untuk menganalisis citra satelit multiwaktu menggunakan *platform* GEE dengan algoritma *Random Forest* (RF) dan *Classification and Regression Trees* (CART) dalam konteks pemantauan program PS. Hasil uji penilaian akurasi klasifikasi menunjukkan bahwa algoritma RF memiliki hasil akurasi lebih baik dengan nilai *overall accuracy* sebesar 94,64% dan *kappa accuracy* sebesar 92,23%. Makalah ini bertujuan untuk menganalisis citra satelit multiwaktu menggunakan *platform* GEE dengan algoritma *Random Forest* (RF) dan *Classification and Regression Trees* (CART) untuk pemantauan program perhutanan sosial. Hasil uji penilaian akurasi klasifikasi menunjukkan bahwa algoritma RF memiliki hasil akurasi lebih baik dengan nilai *overall accuracy* sebesar 94,64% dan *kappa accuracy* sebesar 92,23% dibandingkan dengan algoritma CART yang mendapatkan nilai *overall accuracy* sebesar 89,77% dan nilai *kappa accuracy* sebesar 85,54%. Hasil ini menunjukkan bahwa akurasi dari penilaian klasifikasi cukup baik dan dapat digunakan dalam pengelolaan lebih lanjut. Penggunaan *platform* GEE untuk pemantauan skema PS dapat digunakan di beberapa daerah dalam penerapan mitigasi peningkatan deforestasi dan degradasi hutan. Pada areal PS (Gapoktan) tutupan hutan dapat dipertahankan bahkan terjadi peningkatan dalam periode pengamatan. Ini menunjukkan bahwa skema PS masih sesuai dengan tujuan yang diharapkan.

Kata kunci: Perhutanan Sosial, Tutupan Lahan, *Google Earth Engine*, *Random Forest*, *Classification and Regression Trees*

Abstract Forest management in the Social Forestry (PS) scheme needs to be monitored continuously to see its impact on land cover. Traditionally, remote sensing technology has been the main tool in forest monitoring. Remote sensing image analysis technology and information technology have now developed into the use of cloud computing and *Bbig ddata* such as the *google earth engine* (GEE) platform which makes the acquisition of satellite image-derived data such as land cover very fast. This paper aims to analyze multi-time satellite imagery using the GEE platform with *Random Forest* (RF) and *Classification and Regression Trees* (CART) algorithms in the context of PS program monitoring. The results of the classification accuracy assessment test show that the RF algorithm has better accuracy results with an overall accuracy value of 94.64% and a kappa accuracy of 92.23%. These results indicate that the accuracy of the classification assessment is quite good and can be used in further management. The use of the GEE platform for monitoring PS schemes can be used in several areas in the implementation of mitigation of increased deforestation and forest degradation. In the PS (Gapoktan) area, forest cover can be maintained and even increased during the observation period. This shows that the PS scheme is still in line with the expected goals. Agroforestry forest management needs to be carried out and monitored using remote sensing technology. The latest development related to remote sensing technology today is using cloud computing and Big Data such as the *Google Earth Engine* (GEE), which makes the acquisition of derived data from satellite imagery such as land cover very quickly. This paper aims to analyze multi-time satellite imagery using GEE with *Random Forest* (RF) and *Classification and Regression Trees* (CART) algorithms. The results show that the RF algorithm has better classification accuracy with an overall accuracy value of 94.64% and kappa accuracy of 92.23% compared to the CART algorithm which gets an overall accuracy value of 89.77% and kappa accuracy value of 85.54%. These results indicate that the accuracy of the classification assessment is quite good and can be used in further management. The use of GEE platform for monitoring PS schemes has proven successful in several areas in implementing mitigation of increased deforestation and forest degradation.

Keywords: Social Forestry, Land Cover, *Google Earth Engine*, *Random Forest*, *Classification and Regression Trees*

PENDAHULUAN

Strategi Ppengelolaan hutan dapat dilakukan oleh masyarakat secara langsung dengan prinsip kelestarian melalui skema Perhutanan Sosial (PS) (Unteawati *et al.*, 2015). Perhutanan Ssosial PS diartikan sebagai skema yang dilakukan untuk mengurangi peningkatan deforestasi hutan melalui pengurangan serta mengatasi dampak negatif dari aktivitas masyarakat dalam kawasan pengelolaan hutan (Laksemi *et al.*, 2019). Salah satu Pada umumnya kegiatan PS adalah menerapkan sistem agroforestri yang merupakan sistem pemanfaatan lahan secara optimal dan berdasarkan prinsip kelestarian dengan mencampurkan tanaman pertanian dan kehutanan (Gautama, 2007). Saat ini program PS merupakan program prioritas pemerintah yang didasarkan atas berbagai asumsi di atas. Pemberian wewenang terhadap kelompok masyarakat untuk mengelola hutan dengan tujuan agar masyarakat dapat bertanggung jawab secara langsung terhadap kelestarian hutan perlu diapresiasi sebagai perubahan paradigma pengelolaan hutan berbasis masyarakat. Walaupun demikian, pemantauan kinerja PS yang didasarkan atas premis pengurangan deforestasi dan perbaikan tutupan lahan perlu dilakukan dari waktu ke waktu. Pemantauan kinerja dari kegiatan PS dapat dilakukan dengan penggunaan teknologi penginderaan jauh dengan melihat objek yang berada di permukaan bumi mulai dari perubahan tutupan lahan ataupun konversi penggunaan lahan yang terjadi (Rahmadani *et al.*, 2021).

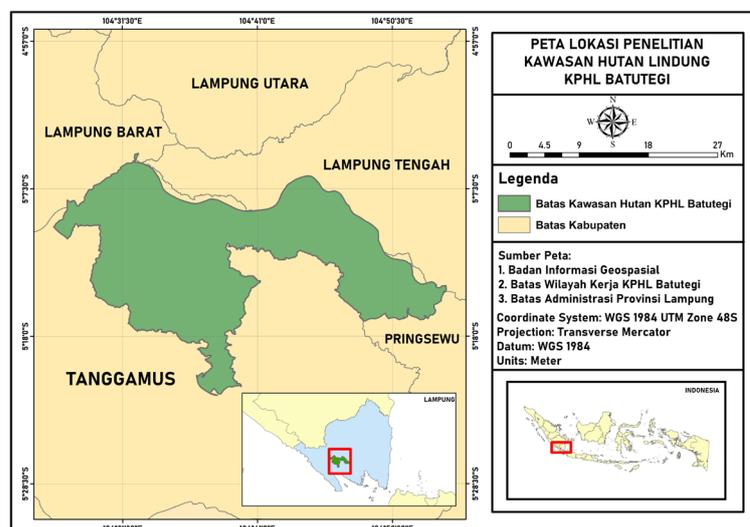
Kegiatan pemantauan tersebut berdasarkan Peraturan Dirjen Bina Pengelolaan DAS dan Perhutanan Sosial Nomor: P.4/V-SET/2013 menyebutkan bahwa pemantauan kinerja PS perlu dilakukan, yaitu dengan memanfaatkan sistem informasi geografis dan penginderaan jauh. (Hasan *et al.*, 2016). Citra satelit dengan resolusi menengah masih menjadi pilihan utama dalam upaya pemantauan tutupan lahan karena masih cukup menangkap informasi mengenai tutupan lahan dan resolusi temporalnya yang dapat diandalkan (Andiko *et al.*, 2019)., selain juga sifatnya yang *open access*. Citra Landsat 8 merupakan generasi penerus dari keluarga Landsat yang paling sering digunakan untuk mendapatkan informasi tutupan lahan di seluruh dunia (Safitri dan Giofandi, 2019). Penggunaan citra satelit untuk melihat penutupan lahan banyak digunakan karena memiliki resolusi temporal yang baik dengan cakupan luas. Salah satu citra satelit yang digunakan untuk mendapatkan informasi tersebut adalah citra satelit Landsat 8. Pemilihan citra Landsat 8 ini karena memiliki resolusi spasial yang cukup baik,

yakni 30 meter dengan resolusi temporal 16 hari sehingga dapat digunakan untuk melihat klasifikasi tutupan lahan (Cahyono *et al.*, 2019) dan juga ketersediaan data serta kondisi tutupan awan yang dapat diolah melalui *platform* GEE menggunakan perintah *cloud masking median filter*.

Seiring dengan perkembangan teknologi, pengolahan data penginderaan jauh juga ikut berkembang pesat terutama . Kebutuhan proses dalam pengolahan citra juga ikut berkembang sehingga sistem pengolahan data berbasis internet (*cloud computing*) dan sangat dibutuhkan bersama ketersediaan data yang besar (*Bbig ddata*) (Nugroho *et al.*, 2019). *Google Earth Engine* (GEE) merupakan *platform* berbasis *cloud* yang dapat digunakan untuk memproses kumpulan data yang tersedia untuk dianalisis. *Platform* ini juga memberikan akses pengguna untuk menjalankan perintah algoritma dan komputasi yang cepat serta dapat memilih citra yang akan diolah menggunakan berbagai *Application Programming Interface* (API) (Nugroho *et al.*, 2019).

Algoritma yang tersedia juga terus dikembangkan untuk dapat menghasilkan data analisis yang sistematis untuk pengguna. Pengguna akhirnya dapat melakukan analisis spasial yang kompleks, mulai dari analisis *overlay*, *time series*, statistik, klasifikasi dan sebagainya (Julianto, *et al.*, 2020). GEE memiliki pendekatan pengelolaan citra digital (klasifikasi citra) berbasis piksel. Klasifikasi berbasis piksel ini bertujuan untuk membuat informasi baru berdasarkan karakteristik citra spektral yang tersedia (Dwiputra *et al.*, 2016). Klasifikasi multispektral berbasis piksel menggunakan citra penginderaan jauh ini dapat menghasilkan peta tutupan lahan (Perwitagama *et al.*, 2015).

Platform GEE ini sudah menyediakan banyak data dan penggunaan secara *open source* sehingga dapat langsung mengakses citra satelit Landsat 8. Tujuan dari penelitian ini menganalisis tutupan lahan di Kesatuan Pengelolaan Hutan Lindung (KPH) Batutegi di Provinsi Lampung dengan membandingkan hasil klasifikasi citra dengan algoritma *Random Forest* (RF) dan algoritma *Classification and Regression Trees* (CART). Algoritma RF dan CART digunakan untuk menunjukkan bagaimana kemampuan tiap algoritma yang dipakai dengan membandingkan secara komprehensif menggunakan kelas tutupan, citra satelit, *training sample* yang sama (Li *et al.*, 2014) pada kondisi kawasan hutan di KPH Batutegi pada program Perhutanan Sosial (PS). Pemantauan program PS dengan menggunakan teknologi *cloud computing* dan *Big data* seperti GEE merupakan sebuah peluang baru



Gambar 1. Lokasi Penelitian

dalam mendukung pelaksanaan PS yang bertujuan untuk membangun hutan Indonesia kembali bersama masyarakat (Julianto *et al.*, 2020; Novianti, 2021). Dengan teknologi tersebut, lokasi-lokasi program PS akan dapat dipantau secara cepat, akurat, konsisten, dan berkelanjutan. Walaupun demikian, upaya untuk mengaplikasikan teknologi ini masih sangat terbatas. Perbandingan hasil algoritma ini digunakan untuk mengetahui hasil klasifikasi terbaik dilihat dari perbedaan sumber data, skema klasifikasi dan karakteristik daerah (Yang *et al.*, 2021), khususnya pada kegiatan PS di Indonesia dalam menggunakan sistem Agroforestri melalui pola penanaman dengan keberagaman kelas tutupan lahan yang akan dilihat berdasarkan pendekatan spasial.

METODE PENELITIAN

Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada Bulan April – Juli tahun 2021, berlokasi di Kawasan Kesatuan Pengelolaan Hutan (KPH) Batuteги, Tanggamus, Provinsi Lampung. Letak geografis KPH Batuteги pada 104°27' - 104°54' BT dan 5°5' - 5°22' LS.

KPH Batuteги meliputi sebagian kawasan Hutan Lindung Register 39 Kota Agung Utara, sebagian kawasan Hutan Lindung Register 22 Way Waya dan sebagian kawasan Hutan Lindung Register 32 Bukit Rindingan. Luas areal kelola KPH Batuteги 58.174 ha. Kawasan KPH Batuteги sebagian besar merupakan *catchment area* bendungan Batuteги yang menjadi salah satu area penting di Provinsi Lampung. Areal ini terdiri dari kawasan hutan seluas ± 35.711 ha (82,28%) dan areal penggunaan lainnya seluas ± 7.693 ha (17,72%) (RPJP KPH Batuteги, 2014).

Klasifikasi pada Tabel 1. didapatkan dari pendekatan yang konsisten dari bentuk tumbuhan, bentuk tutupan, tinggi tumbuhan dan distribusi spasialnya (SNI, 2010) serta berdasarkan Petunjuk Teknis Juknis 1/PSDH/PLA/1/7/2020 untuk melakukan penafsiran. Kelas tutupan lahan yang diinterpretasikan juga berdasarkan hasil *ground check* dengan definisi masing-masing tutupan lahan. Kelas tutupan lahan pada Tabel 1. yang dapat dilihat melalui pendekatan spasial serta diambil *training sample*-nya.

Alat dan Bahan Penelitian

Alat yang digunakan pada penelitian ini adalah Laptop, kamera, GPS tangan, *Smartphone Android*, dan software

pendukung meliputi *ArcGIS 10.8*, *Google Earth Engine*, *Microsoft excel*, serta alat pendukung lainnya. Bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah data Citra Satelit Landsat 8 tahun 2015 dan tahun 2021.

Metode

Metode yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari persiapan, pengolahan dan tahap analisis. Tahap pertama, yaitu persiapan meliputi studi literatur dan pengumpulan data. Literatur mencakup referensi pustaka yang berhubungan dengan penelitian. Pengumpulan data yang dibutuhkan dalam penelitian mulai dari citra dan batas wilayah kerja.

Tahap kedua, yaitu pengelolaan dari penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman *javascript* yang tersedia di GEE, mulai dari *import data* landsat 8, batas wilayah kerja KPH Batuteги dan dilakukan *cloud masking* pada citra untuk menghilangkan tutupan awan yang menutupi daerah penelitian lalu dilaksanakan tahap analisis berdasarkan data yang tersedia.

Cloud Masking

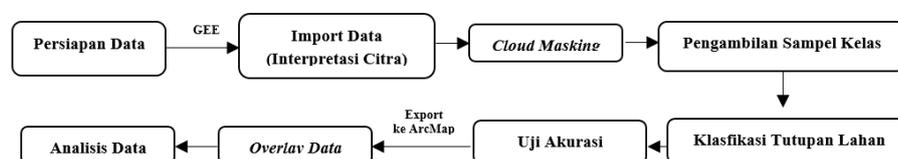
Cloud masking dilakukan untuk menghilangkan tutupan awan pada citra sebelum dilakukan proses klasifikasi sehingga mendapatkan citra yang bebas awan. *Cloud masking* dilakukan menerapkan *reducer median* untuk mendapatkan citra dengan tutupan awan yang sedikit (Subarno, 2020).

Klasifikasi Tutupan Lahan

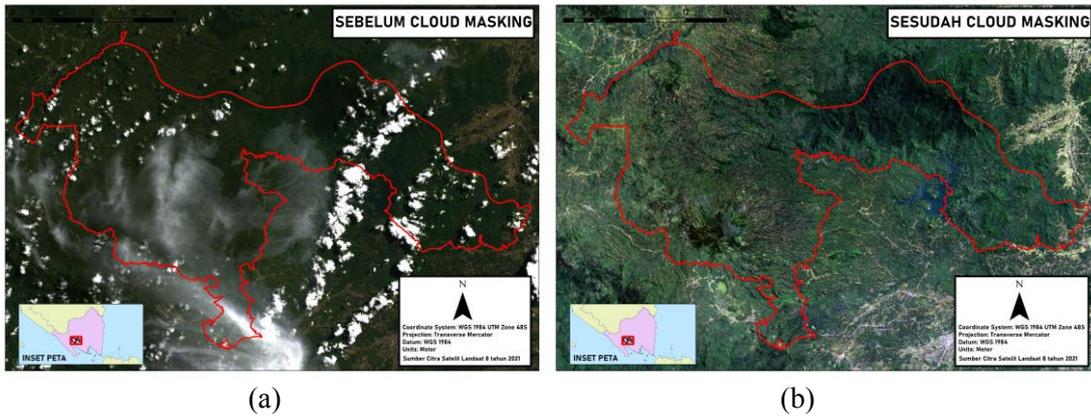
Klasifikasi yang digunakan menggunakan metode *supervised classification* dengan mengambil *training sample* untuk tiap kelasnya. Algoritma klasifikasi yang digunakan adalah algoritma *Random Forest (RF)* dan *Classification and Regression Trees (CART)*. RF adalah algoritma yang bekerja membangun banyak pohon keputusan dimana kelas sampel akan diprediksi untuk pengujian sebagai hasil penggabungan prediksi semua pohon individu (Azhar & Pardede, 2021). RF bersifat *ensemble*, yaitu keadaan yang menciptakan sebuah hutan (*forest*) menggunakan sejumlah pohon keputusan dan tahap akhir dari suara terbanyak (*voting*) dari seluruh pohon keputusan akan dipakai sebagai penentuan kelas dalam input data yang sudah tersedia (Kusumarini *et al.*, 2021).

Tabel 1 Klasifikasi kelas tutupan lahan di KPH Batuteги (Sumber Hasil Analisis, 2022).

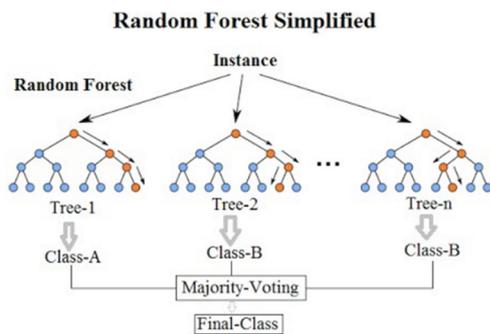
No.	Kelas	Keterangan
1.	Hutan	Kenampakan tutupan lahan vegetasi berkayu
2.	Semak belukar	Kenampakan tutupan lahan yang didominasi vegetasi rendah yang berada pada lahan kering
3.	Kebun campuran	Kenampakan tutupan lahan yang merupakan campuran areal pertanian dengan dominasi tegakan kopi dan naungannya.
4.	Lahan campuran	Kenampakan tutupan lahan yang merupakan campuran areal pertanian dengan kehutanan/ pohon serbaguna (<i>Multi Purpose Tree Species</i>).
5.	Tegakan kopi	Kenampakan tutupan lahan yang didominasi tegakan kopi tanpa naungan.
6.	Air	Kenampakan perairan, waduk, sungai.
7.	Lahan terbuka/ terbangun	Kenampakan lahan tanpavegetasi



Gambar 2. Diagram Alir Pemrosesan Data

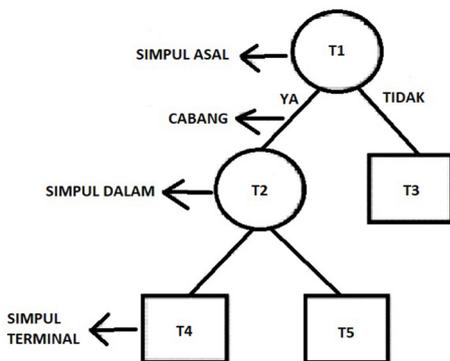


Gambar 3. Citra (a) sebelum dan (b) sesudah *Cloud Masking* di *Google Earth Engine* (Sumber: Hasil Analisis, 2022).



Gambar 4. Pohon Keputusan Algoritma Random Forest. Sumber: (Zulfajri *et al.*, 2021).

CART merupakan algoritma yang sama dari banyak pohon keputusan (*decision tree*). CART akan membentuk pohon klasifikasi jika variabel respon mempunyai skala kategorik dan akan menghasilkan pohon regresi jika variabel respon berupa data kontinu untuk mendapatkan keakuratan suatu pencirian dari pengklasifikasian melewati tahapan pembentukan pohon klasifikasi, pemangkasan dan penentuan pohon klasifikasi optimum (Sumartini & Purnami, 2015). CART dirancang untuk menyajikan keputusan berbentuk pohon biner yang membagi data pada *learning sample* dalam batasan univariat (Komariah *et al.*, 2018).



Gambar 54. Pohon Keputusan Algoritma CART Sumber: (Tanjung dan Kartiko, 2017)

Hasil klasifikasi yang masih salah (*misclassification*) akan dilakukan editing ulang dengan cara pengambilan *training sample* lalu akan di-*export* dan diolah di ArcMap. Pengolahan mulai dari *overlay* peta yang tersedia hingga penghitungan serta perumusan perhitungan luasan.

Training Sample dan Data Citra Satelit

Training sample tutupan lahan dan *data testing* untuk melakukan uji akurasi menggunakan perbandingan 70% *training sample* dan 30% *data testing* dari total keseluruhan *sample* untuk mendapatkan hasil yang optimal (Dhawangkara, 2016). *Training sample* dibuat dalam bentuk gambar *polygon* yang mewakili beberapa kelas tutupan lahan, yang diambil pada tiap kelasnya. Penggunaan data dilihat dari ketersediaan dan kebutuhan penelitian, yaitu data citra yang dipakai adalah citra Landsat 8 Surface Reflectance Tier 1 tahun 2015 dan 2021. Satelit Landsat *Surface Reflectance* dipilih karena bersifat siap pakai dan sudah diproses ortorektifikasi dan kalibrasi reflektan pada *Google Earth Engine* (Fariz *et al.*, 2021) dan menggunakan *filter cloud cover less than 50%*.

Tabel 2. Akuisi data dan kombinasi band

No.	Tahun	Satelit	Band	Cloud Masking
1.	2015	Landsat 8 OLI (Surface Reflectance T1)	Band 4 (Red)-Band 3 (Green)-Band 2 (Blue)	<i>Filter Cloud Cover 50%</i>
2.	2021	Landsat 8 OLI (Surface Reflectance T1)	Band 4 (Red)-Band 3 (Green)-Band 2 (Blue)	<i>Filter Cloud Cover 50%</i>

Analisis Citra satelit yang dipakai pada Tabel adalah *Band 4* (Merah), *Band 3* (Hijau) dan *Band 2* (Biru) yang dilakukan pemrosesan *composite* untuk menunjukkan visualisasi *true/natural color* dari citra tersebut untuk mempermudah proses interpretasi kelas tutupan lahan.

Uji Akurasi Perhitungan Uji Akurasi

Hasil dianalisis setelah itu dilakukan penilaian akurasi (*Accuracy assessment*). Akurasi merupakan perbandingan antara data hasil klasifikasi dengan kondisi lapangan. Pengguna harus melakukan pengecekan dan pengambilan beberapa sampel di lapangan sebagai pembanding. Perhitungan akurasi dapat dilakukan dengan berbagai metode, salah satunya adalah, yaitu *overall accuracy*, *producer accuracy*, *user accuracy*, *kappa accuracy* (Jaya, 2014) dan tTingkat nilai akurasi citra menjelaskan apakah hasil interpretasi baik digunakan atau tidak untuk analisis selanjutnya (Fitriawan, 2020) ., dengan rumus perhitungan:.

(a). $OA = \frac{M}{N} \times 100\%$; (b). $PA = \sum_{i=1}^r \frac{X_{ii}}{X_{i+}} \times (100\%)$;
 (c). $UA = \sum_{i=1}^r \frac{X_{ii}}{X_{i+}} \times (100\%)$;
 (d). $Kappa\ Accuracy = \left[\left(\sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r X_{1+} X_{+1} \right) / \left(N^2 - \sum_{i=1}^r X_{1+} X_{+1} \right) \right]$

Keterangan:

- N = jumlah titik penutupan lahan yang divalidasi
- X_{i+} = jumlah titik hasil validasi pada jenis penutupan lahan ke-I
- X_{+i} = jumlah titik hasil interpretasi pada jenis penutupan lahan ke-i
- X_{ii} = jumlah jenis penutupan lahan ke-i hasil interpretasi (baris diagonal).
- r = Jumlah tipe penggunaan lahan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Klasifikasi Tutupan Lahan

Kelas tutupan lahan di areal penelitian terbagi menjadi 7 kelas, yakni air, lahan terbangun, semak belukar, kebun kopi, kebun campuran, lahan campuran, dan hutan (Tabel 1). Pada gambar (6) dan (7), klasifikasi menggunakan 2 algoritma, hasil tutupan lahan tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan. Perbedaan secara visual terlihat di bagian kelas hutan dan di daerah kebun campuran serta kelas tegakan kopi.

Luasan yang didapat dari hasil klasifikasi algoritma RF dan CART cenderung hampir sama, karena memiliki prinsip kerja yang samam yaitu *decision tree* atau pohon keputusan. Algoritma pohon keputusan ini merupakan metode klasifikasi menggunakan struktur pohon untuk membagi piksel – piksel pada kelas klasifikasi yang sudah ditentukan (Awaliyan dan

Sulistioadi, 2018) dengan tujuan melihat perbedaan tingkat akurasi yang dilakukan oleh pengguna (Ahmada, S., 2013).

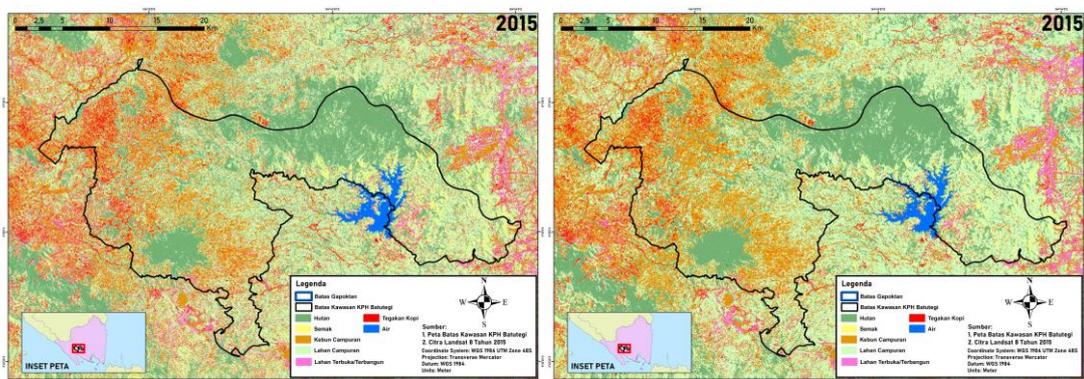
Perbedaan algoritma ini dapat dilihat dari hasil keputusan yang diberikan oleh tiap algoritma, RF memutuskan berdasarkan kelas terpilih menggunakan *majority voting* sehingga menghasilkan kelas terpilih (Zulfajri *et al.*, 2021). Sedangkan CART menentukan variabel dan *threshold* untuk dijadikan penentuan pohon klasifikasi optimum (Sumartini & Purnami, 2015). Kemampuan CART cenderung lebih banyak melakukan kesalahan klasifikasi karena secara prinsip kerja, CART membutuhkan jumlah sampel yang lebih banyak daripada RF, sehingga RF memiliki pemrosesan keputusan lebih baik (Firmansyah *et al.*, 2019).

Berdasarkan hasil klasifikasi menggunakan RF dan CART, luasan yang didapat cukup beragam namun perbedaannya tidak jauh, kecuali kelas lahan terbangun, yaitu pada RF 412 ha sedangkan CART 2.244 ha yang terpaat perbedaan sekitar 1.832 ha.

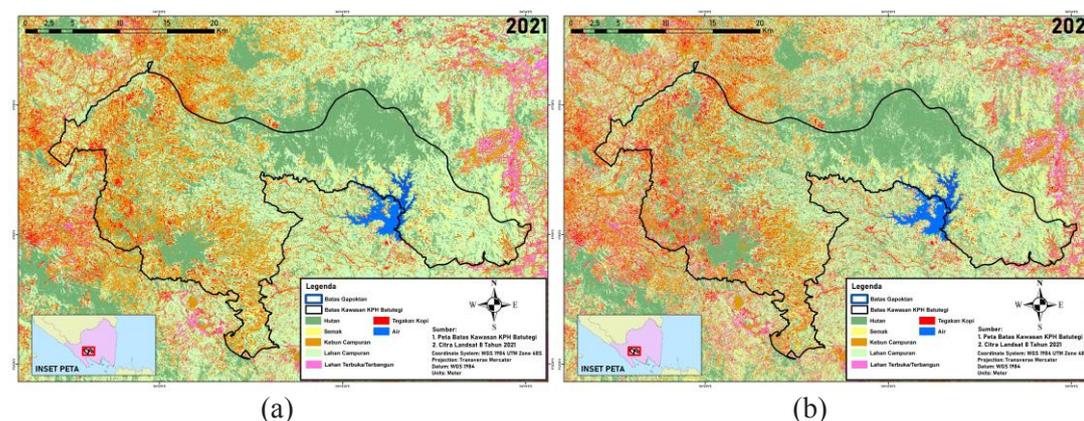
Perbandingan Tutupan Lahan di areal Gapoktan dan Non Gapoktan KPH Batutegi

Kesatuan Pengelolaan Hutan Batutegi telah menerapkan program Perhutanan Sosial di sebagian besar kawasan hutannya, yakni dengan skema Hutan Kemasyarakatan (Hkm) dan Kemitraan Kehutanan (KK) (Tabel 6).

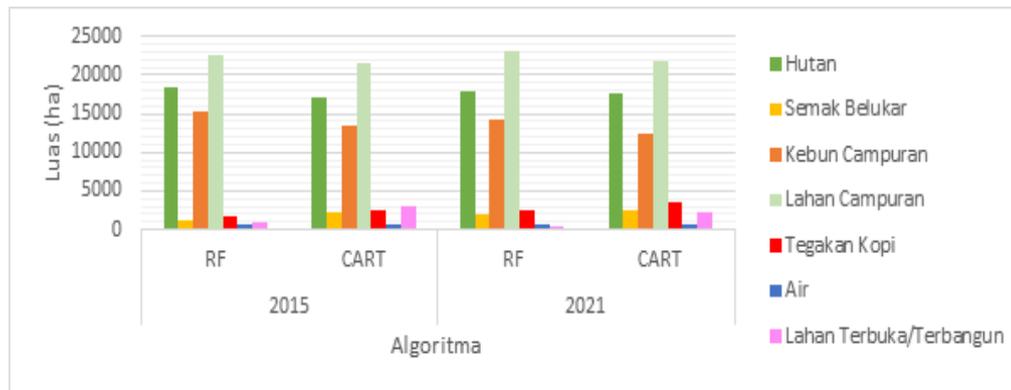
Kelompok terdaftar berjumlah 63 dengan total skema HKm 46 dan skema KK 17 yang di mana terdapat 4 kelompok pada skema KK belum memiliki Surat Keputusan Menteri Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK, 2021). Keberadaan banyaknya kelompok ini akan berpengaruh terhadap tutupan



Gambar 6. Hasil Klasifikasi Tutupan Lahan Algoritma (a) RF dan (b) CART 2015 (Sumber: Hasil Analisis, 2022).



Gambar 7. Hasil Klasifikasi Tutupan Lahan Algoritma (a) RF dan (b) CART tahun 2021 (Sumber: Hasil Analisis, 2022).



Gambar 8. Grafik luasan tutupan lahan algoritma RF dan CART tahun 2015 – 2021 (Sumber: Hasil Analisis, 2022).

Tabel 3. Luas kelas tutupan lahan algoritma RF dan CART tahun 2015 – 2021 (Sumber: Hasil Analisis, 2022).

Kelas	Luas Kelas Tutupan Lahan (ha)			
	2015		2021	
	RF	CART	RF	CART
Hutan	18.284	17.198	17.868	17.641
Semak Belukar	1.298	2.107	2.057	2.507
Kebun Campuran	1.5142	13.447	14.346	12.339
Lahan Campuran	22.440	21.585	23.001	21.715
Tegakan Kopi	1.805	2.510	2.419	3.644
Air	680	711	567	580
Lahan Terbuka/Terbangun	1.022	3.113	412	2.244

Tabel 4. Tabel Izin Skema Perhutanan Sosial (PS) di KPH Batutegi (Sumber: KLHK, 2021).

No.	Skema	Jumlah Kelompok	Luas (ha)	Tahun SK	Keterangan
1	Hkm	46	60.480	2007 - 2019	Sudah memiliki SK PSKL/PKPS
2	Kemitraan Kehutanan (KULIN KK)	17	4.818	2014 - 2021	4 kelompok belum memiliki SK PSKL/PKPS

Tabel 5. Luas Tutupan Lahan Gapoktan dan Non – Gapoktan di KPH Batutegi tahun 2015 – 2021 (Sumber: Hasil Analisis, 2022).

Kelas	Luas Tutupan Lahan Tahun 2015 (ha)		Luas Tutupan Lahan Tahun 2021 (ha)	
	Gapoktan	Non Gapoktan	Gapoktan	Non Gapoktan
Air	142	538	103	465
Hutan	6.576	11.723	6.717	11.168
Kebun Campuran	12.170	3.006	11.246	3.127
Lahan Campuran	15.223	7.262	15.578	7.495
Lahan Terbuka Terbangun	785	264	250	163
Semak	660	641	1.289	778
Tegakan Kopi	1.350	461	1.722	701

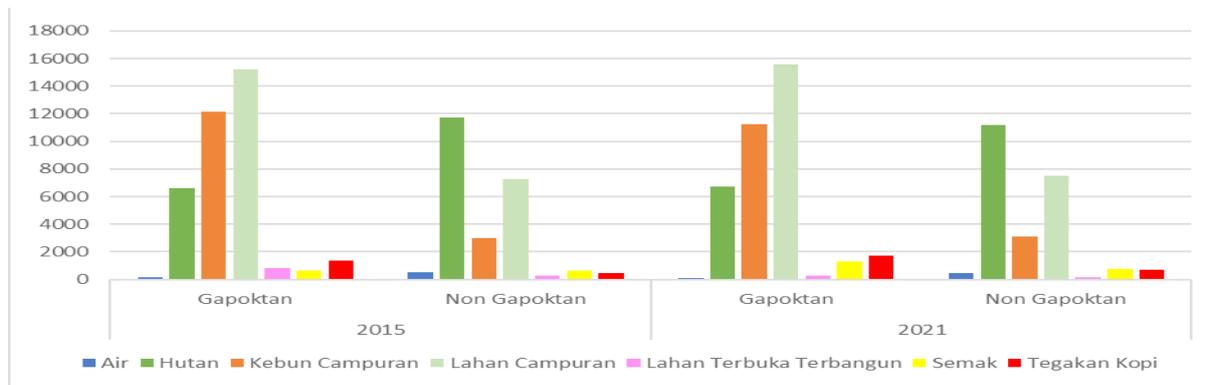
lahan yang ada di KPH Batutegi karena komunitas masyarakat umumnya terdapat interaksi kuat terhadap sumber daya hutan sehingga akan mempengaruhi perubahan tutupan lahan (Amalia & Afiff, 2017).

Selanjutnya pada Tabel 5 dapat dilihat perubahan tutupan lahan pada kelas hutan di kelompok Gapoktan mengalami peningkatan dari 6.576 ha menjadi 6.717 ha. Peningkatan tersebut menunjukkan Perhutanan Sosial sebagai program pengelolaan hutan dengan melibatkan masyarakat, memiliki peranan langsung dari masyarakat sehingga tercipta suatu sistem pengelolaan hutan yang berkelanjutan (Damanhuri, 2021).

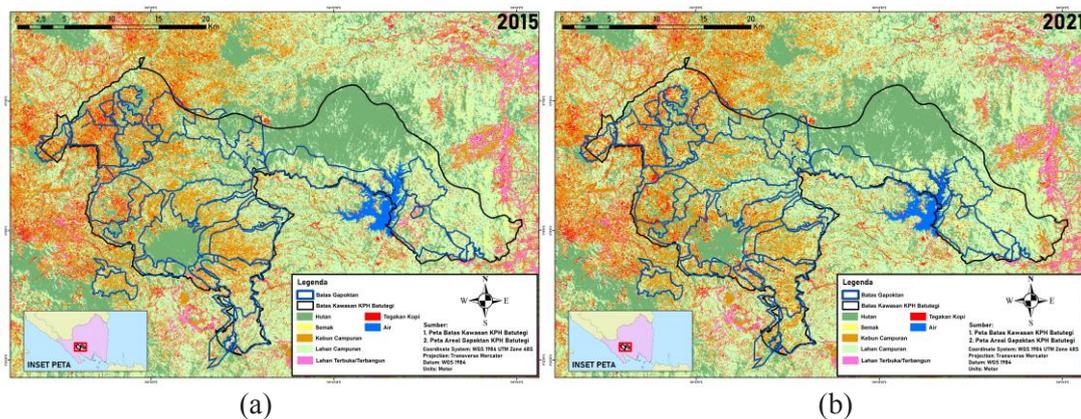
Banyaknya kegiatan kemitraan juga mampu menjadi solusi untuk mengurangi masalah degradasi, deforestasi

dan perambahan. Terjalinnnya kerjasama kelompok dapat mempengaruhi perubahan yang lebih baik dan hal ini sesuai dengan Peraturan Menteri Kehutanan Republik Indonesia Nomor: P.39/Menhut/-II/2013 pasal 6 (1) yang menyatakan pengelola hutan, pemegang izin dan KPH wajib memberdayakan masyarakat setempat sehingga dapat menjadikan pengelolaan hutan yang lebih baik (Damanik & Purba, 2019).

Terdapat juga areal Non Gapoktan yang di dalamnya terdapat daerah blok inti dan beberapa daerah kawasan hutan KPH Batutegi yang belum terdaftar sebagai areal Gapoktan. Areal Non Gapoktan juga terjadi kenaikan dan penurunan di beberapa kelas tutupan lahan pada tahun 2015 – 2021, hal ini menunjukkan telah terjadi perubahan tutupan di areal tersebut sehingga perlu dilakukan *ground check* untuk mengetahui



Gambar 9. Tren Perubahan Gapoktan dan Non Gapoktan di KPH Batutegi Tahun 2015 – 2021 (Sumber Hasil Analisis, 2022).



Gambar 10. Citra tutupan lahan areal gapoktan dan non gapoktan tahun (a) 2015 dan tahun (b) 2021 (Sumber: Hasil Analisis, 2022).

Tabel 6. Confusion matrix dan Akurasi Algoritma Random Forest tahun 2015 (Sumber: Hasil Analisis, 2022).

Random Forest (2015)									
User Class/ Sample	Hutan	Semak Belukar	Kebun Campuran	Lahan Campuran	Kebun Kopi	Air	Lahan Terbangun	Jumlah	User Accuracy
Hutan	876	0	2	10	0	0	1	889	98,54
Semak Belukar	0	35	0	5	0	0	0	40	87,50
Kebun Campuran	5	8	347	85	11	8	7	471	73,67
Lahan Campuran	16	5	20	330	4	0	10	385	85,71
Kebun Kopi	0	0	3	1	55	0	1	60	91,67
Air	0	0	0	0	0	129	0	129	100,00
Lahan Terbangun	0	0	8	0	3	0	48	59	81,36
Jumlah	897	48	380	431	73	137	67	2033	
Producer Accuracy	97,66	72,92	91,32	76,57	75,34	94,16	71,64		
Overall Accuracy						89,52			
Kappa Accuracy						85,38			

perubahan yang terjadi, khususnya di areal blok inti batutegi. Penerapan skema Perhutanan Sosial perlu diterapkan secara menyeluruh dan merata karena skema ini dapat diartikan sebagai pendekatan untuk mitigasi peningkatan deforestasi dan degradasi hutan serta mengatasi dampak negatif dari masyarakat dalam pengelolaan hutan (Laksemi *et al.*, 2019).

Sempitnya ruang kelola masyarakat dalam mengelola hutan, program PS menjadi mekanisme pengelolaan hutan yang memberikan akses kepada masyarakat. Pemanfaatan berdasarkan PS disesuaikan dengan fungsinya sehingga dapat meningkatkan manfaat ekonomi bagi masyarakat dan meminimalisir dampak terhadap hutan (Gunawan & Afriyanti, 2019).

Perbandingan Hasil Uji Akurasi

Setelah dilakukan uji akurasi, algoritma RF memperoleh nilai akurasi yang lebih dibandingkan dengan algoritma CART. Meskipun sama sama memiliki nilai akurasi yang cukup tinggi, yaitu nilai akurasi *overall accuracy* RF 94,64% (*kappa* 92,23%) dan *overall accuracy* CART 89,77% (*kappa* 85,54%). Kedua akurasi tersebut dapat dikatakan peluang akurasi baik (61-80%) hingga sangat baik (81%-99%) (Tosiani, 2020).

Perbedaan hasil akurasi antara RF dan CART juga dapat dilihat sedikit perbedaan sistem algoritma yang dipakai, RF sangat efektif dalam menghadapi *overfitting* (Zulfajri, 2021) sedangkan CART mengalami *overfitting* karena ukuran pohon yang besar dan besarnya tingkat kehomogenan (Sumartini & Purnami, 2015). *Overfitting* merupakan kondisi data yang

Tabel 7. Confusion matrix dan Akurasi Algoritma *Classification and Regression Trees* tahun 2015 (Sumber: Hasil Analisis, 2022).

<i>Classification and Regression Trees (2015)</i>									
<i>User Class/ Sample</i>	Hutan	Semak Belukar	Kebun Campuran	Lahan Campuran	Kebun Kopi	Air	Lahan Terbangun	Jumlah	<i>User Accuracy</i>
Hutan	847	0	22	30	0	0	2	901	94,01
Semak Belukar	0	31	0	3	0	0	0	34	91,18
Kebun Campuran	0	4	335	39	17	8	20	423	79,20
Lahan Campuran	41	0	15	347	17	0	19	439	79,04
Tegakan Kopi	0	0	0	0	30	0	1	31	96,77
Air	0	0	0	0	0	129	0	129	100,00
Lahan Terbangun	0	0	10	7	13	0	46	76	60,53
Jumlah	888	35	382	426	77	137	88	2033	
<i>Producer Accuracy</i>	95,38	88,57	87,70	81,46	38,96	94,16	52,27		
<i>Overall Accuracy</i>					86,82				
<i>Kappa Accuracy</i>					81,57				

Tabel 8. Confusion matrix dan Akurasi Algoritma *Random Forest* tahun 2021 (Sumber: Hasil Analisis, 2022).

<i>Random Forest (2021)</i>									
<i>User Class/ Sample</i>	Hutan	Semak Belukar	Kebun Campuran	Lahan Campuran	Kebun Kopi	Badan Air	Lahan Terbangun	Jumlah	<i>User Accuracy</i>
Hutan	980	0	2	22	0	0	0	1004	97,61
Semak Belukar	0	26	5	3	0	0	0	34	76,47
Kebun Campuran	4	0	300	10	25	0	0	339	88,50
Lahan Campuran	3	2	1	360	0	0	0	366	98,36
Tegakan Kopi	0	0	5	8	77	0	5	95	81,05
Air	0	0	0	0	0	129	0	129	100
Lahan Terbangun	0	0	11	0	3	0	52	66	78,79
Jumlah	987	28	324	403	105	129	57	2033	
<i>Producer Accuracy</i>	99,29	92,86	92,59	89,33	73,33	100	91,23		
<i>Overall Accuracy</i>	94,64								
<i>Kappa Accuracy</i>	92,23								

Tabel 9. Confusion matrix dan Akurasi Algoritma *Classification and Regression Trees* tahun 2021 (Sumber: Hasil Analisis, 2022).

<i>Classification and Regression Trees (2021)</i>									
<i>User Class/ Sample</i>	Hutan	Semak Belukar	Kebun Campuran	Lahan Campuran	Kebun Kopi	Badan Air	Lahan Terbangun	Jumlah	<i>User Accuracy</i>
Hutan	890	0	6	53	1	0	10	960	92,71
Semak Belukar	0	41	0	0	0	0	0	41	100
Kebun Campuran	3	1	340	50	10	0	0	404	84,16
Lahan Campuran	25	5	21	300	0	0	1	352	85,23
Tegakan Kopi	0	0	5	2	72	0	2	81	88,89
Air	0	0	0	0	0	129	0	129	100
Lahan Terbangun	0	0	10	0	3	0	53	66	80,30
Jumlah	918	47	382	405	86	129	66	2033	
<i>Producer Accuracy</i>	96,95	87,23	89,01	74,07	83,72	100,00	80,30		
<i>Overall Accuracy</i>	89,77								
<i>Kappa Accuracy</i>	85,54								

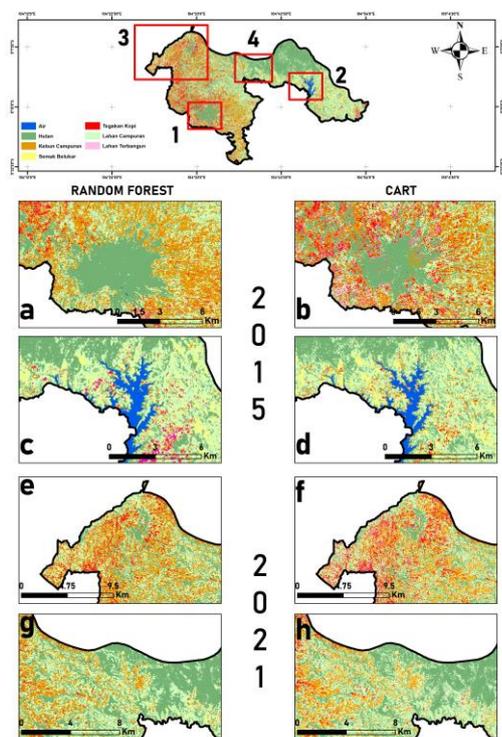
sudah melalui proses *training* sehingga mencapai persentase yang baik, namun mengalami ketidaksesuaian proses prediksi (Santoso dan Ariyanto 2018). Dengan kata lain, penggunaan algoritma pada tingkat koreksi, algoritma RF memberikan hasil pemodelan yang relatif lebih akurat (Danoedoro *et al.*, 2015) dan karena lebih stabil melakukan pemodelan distribusi vektor contoh acak dari banyak suatu kombinasi pohon prediksi (Triscowati *et al.*, 2021).

Hasil pada visualisasi citra tersebut sedikit menunjukkan perbedaan yang signifikan. Perubahan – perubahan yang terjadi

pada citra tersebut terkendala pada citra-citra yang didapatkan. Resolusi yang tidak cukup tinggi dengan luasan areal studi yang luas membuat terbatasnya penggunaan citra satelit dan proses klasifikasi yang dilakukan.

KESIMPULAN

Klasifikasi tutupan lahan menggunakan *Google Earth Engine* pada citra landsat 8 resolusi 30m dapat menafsirkan tutupan lahan hutan, semak belukar, lahan campuran, kebun



Gambar 11. Visualisasi hasil citra Random Forest (Bagian Kiri) dengan CART (Bagian Kanan) (a-b) Lokasi 1; (c-d) Lokasi 2; (e-f) Lokasi 3; (g-h) Lokasi 4; (a-b-c-d) Citra Tahun 2015; (e-f-g-h) Citra Tahun 2021

campuran, tegakan kopi, air dan lahan terbuka/terbangun. Berdasarkan hasil akurasi, algoritma *Random Forest* memiliki tingkat akurasi yang lebih baik karena dapat menghilangkan *overfitting* dari pohon keputusan, yaitu *overall accuracy* RF 94,64% (*kappa* 92,23%) dan *overall accuracy* CART 89,77% (*kappa* 85,54%). Program Perhutanan Sosial merupakan program yang baik untuk dijalankan dan terus dipantau setiap kegiatannya sehingga dapat memberikan dampak besar bagi masyarakat dan hutan. Pemantauan tersebut juga dapat dilakukan menggunakan teknologi penginderaan jauh (GEE) untuk dijadikan dasar kebijakan dan pengelolaan yang berkelanjutan. Penggunaan algoritma lainnya juga perlu dilakukan untuk mengetahui algoritma mana yang lebih baik atau lebih sesuai dengan kondisi dari tutupan lahan yang beragam di Indonesia serta menggunakan citra satelit yang lebih baik (Citra resolusi tinggi/sangat tinggi).

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada pihak *Google* yang memberikan akses *Google Earth Engine* secara *free access*, Pihak Kesatuan Pengelolaan Hutan Lindung (KPH) Batutegi yang sudah memberikan izin untuk pelaksanaan penelitian serta pihak PT. Nestle Indonesia dan Yayasan Inisiasi Alam Rehabilitasi Indonesia (YIARI) yang sudah membantu berjalannya penelitian juga para pembimbing yang telah menyediakan waktu dan pikirannya serta semua pihak yang telah mendukung selesainya penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

Amalia, R.N. dan Afiff, S.A. 2017. Dinamika Keberlangsungan Kelompok Pengusul HKm Sepakat, Pangkalan Bun, Kalimantan Tengah. *Jurnal Ilmu Sosial Mamangan* 6(1): 1-10.

- Andiko, J. A., Duryat dan Darmawan, A. 2019. Efisiensi Penggunaan Citra Multisensor untuk Pemetaan Tutupan Lahan. *Jurnal Sylva Lestari*. 7(3): 342-349.
- Awaliyan, M. R. dan Sulistioadi, Y.B. 2018. Klasifikasi Penutupan Lahan Pada Citra Satelit Sentinel 2A dengan Metode Tree Algorithm. *ULIN Jurnal Jutan Tropis* 2(2): 98-104.
- Azhar, M. dan Pardede, H.F. 2021. Klasifikasi Dialek Pengujar Bahasa Inggris Menggunakan Random Forest. *Jurnal Media Informatika Budidarma* 5(2): 439-446.
- Badan Standarisasi Nasional Indonesia. 2010. *Klasifikasi Penutup Lahan*. SNI 7645: 2010. E-book. 32 hlm.
- Cahyono, B. E., Febriawan, E. B. dan Nugroho, A. T. 2019. Analisis Tutupan Lahan Menggunakan Metode Klasifikasi Tidak Terbimbing Citra Landsat di Sawahlunto, Sumatera Barat. *Jurnal Teknotan* 13(1): 8-14.
- Damanhuri, Y.A. 2021. Pemenuhan Hak Konstitusional untuk Warga Negara Indonesia Melalui Program Perhutanan Sosial. *Dharmasisya* 1(3): 1655-1668.
- Damanik, S.E. dan Purba, S. Perencanaan Pola Kemitraan dalam Peningkatan Kesejahteraan Petani KPH XIII Kawasan Dolok Sanggul Kabupaten Humbang Hasundutan. *Sebatik* 23(2): 582-591.
- Danoedoro, P., Kristian, G. dan Rahmi, K. N. I. 2015. Pengaruh Metode Koreksi Radiometrik Citra ALOS AVNIR 2 Terhadap Akurasi Hasil Estimasi Karbon Vegetasi Tegakan di Wilayah Kota Semarang Bagian Timur. *Prosiding Pertemuan Ilmiah Tahunan XX dan Kongres VI MAPIN 2015 Perkembangan Penginderaan Jauh di Indonesia Dan Pemanfaatannya untuk Perencanaan Wilayah, Pengelolaan DAS, dan Mitigasi Bencana Alam Volume: 1*.
- Dhawangkara, M. 2016. *Prediksi Intensitas Hujan Kota Surabaya dengan Matlab Menggunakan Teknik Random Forest dan CART (Studi Kasus Kota Surabaya)*. Skripsi. 231 hlm.
- Direktorat Inventarisasi dan Pemantauan Sumber Daya Hutan. 2020. *Petunjuk Teknis Penafsiran Citra Satelit Resolusi Sedang untuk Update Data Penutupan Lahan Nasional*. Juknis 1/PSDH/PLA.1/7/2020. Direktorat Jenderal Planologi Kehutanan dan Tata Lingkungan, Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan 2020.
- Dwiputra, J. A., Suharyadi, R. dan Danoedoro, P. 2016. Pengaruh Jumlah Kelas dan Skema Klasifikasi Terhadap Akurasi Informasi Pengguna Lahan Hasil Klasifikasi Berbasis Objek Dengan Teknik Support Vector Machine di Sebagian Kabupaten Kebumen Provinsi Jawa Tengah. *Majalah Geografi Indonesia*. 30(2): 120-133.
- Firmansyah, S., Gaol, J. dan Susilo, S. B. 2019. Perbandingan klasifikasi SVM dan Decision Tree untuk pemetaan Mangrove Berbasis Objek Menggunakan Citra Sentinel 2B di Gili Sulat, Lombok Timur. *Journal of Natural Resources and Environmental Management* 9(3): 746 – 757.
- Fitriawan, D. 2020. Uji Akurasi Terbimbing Berbasis Piksel Pada Citra Sentinel 2 A Menggunakan Citra Tegak Resolusi Tinggi Tahun 2009 di Kota Padang. *Jurnal Azimut* 3(1): 21-27.
- Gautama, I. 2007. Studi Sosial Ekonomi Masyarakat Pada Sistem Agroforestry di Desa Lasiwala Kabupaten Sidrap. *Jurnal Hutan dan Masyarakat*. 2(3): 319-328.
- Gunawan, H. dan Afriyanti, D. 2019. Potensi Perhutanan Sosial dalam Meningkatkan Partisipasi Masyarakat dalam Restorasi Gambut. *Jurnal Ilmu Kehutanan* 13(2): 227-236.

- Hasan, M. F., Parman, S. dan Aji, A. 2016. Sebaran Spasial Lahan Kritis untuk Prioritas Rehabilitasi Berbasis Sistem Informasi Geografis dan Penginderaan Jauh di DAS Juwana Hulu Muria. *Jurnal Geo Image*. 5(1): 1-5.
- Jaya, I. N. S. 2014. *Analisis Citra Digital Perspektif Penginderaan Jauh untuk Pengelolaan Sumber Daya Alam*. Buku. Penerbit IPB Press. 394 hlm.
- Julianto, F. D., Putri, D.P.D. dan Safi'i, H.H. Analisis Perubahan Vegetasi dengan Data Sentinel – 2 menggunakan *Google Earth Engine* (Studi Kasus Provinsi Daerah Istimewa Jakarta). *Jurnal Penginderaan Jauh Indonesia Agustus 2020* 2(2): 13-18.
- Kusumarini, A. I., Hogantara, P. A., Fadhlurohman, M. dan Chamidah, N. 2021. Perbandingan Algoritma Random Forest, Naïve Bayes, dan Decision Tree dengan oversampling untuk klasifikasi bakteri E. Coli. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA)*.
- KPH Batutegi (Kesatuan Pengelolaan Hutan Batutegi). 2014. *Rencana Pengelolaan Hutan Jangka Panjang (RPHJP) Kesatuan Pengelolaan Hutan Lindung (KPHL) Batutegi Tahun 2014-2023*. Buku. Dinas Kehutanan Provinsi Lampung. Lampung.
- Komariah, N., Nugroho, S. dan Rizal, J. 2018. Classification and Regression Trees (CART) Analysis Pada Penderita Skizofrenia di RSJKO Soeprpto Daerah Bengkulu. *E - Jurnal Statistika*
- Laksemi, N. P. S. T., Sulistyawati, E. dan Mulyaningrum. 2019. Perhutanan Sosial Berkelanjutan di Provinsi Bali (Studi Kasus di Hutan Desa Wanagiri). *Jurnal Sylva Lestari* 7(2): 150-163.
- Li, C., Wang, J., Wang, L., Hu, L. dan Gong, P. Comparison of Classification Algorithms and Training Sample Sizes in Urban Land Classification with Landsat Thematic Mapper Imagery. *Remote Sensing* 6: 964-983.
- Nugroho, G., Rarasati, A. dan Kushardono, D. 2019. Penyediaan Informasi Geospasial Berbasis Cloud Computing Data Penginderaan Jauh. *Inderaja*. 10(12): 32-40.
- Novianti, T.K. 2021. Klasifikasi Landsat 8 OLI untuk Tutupan Lahan di Kota Palembang Menggunakan Google Earth Engine. *Jurnal Swarnabhumi*. 6(1): 75-85.
- Perwitagama, C. B., Hadi, M. P. dan Farda, N. M. 2015. Metode CTA dengan Teknik Data Mining Citra Landsat 8 untuk Kalsifikasi Penggunaan Lahan. *Majalah Geografi Indonesia*. 29(2): 117-131.
- Rahmadani, F., Yuwono, S. B. dan Wulandari, C. 2021. Perubahan Tutupan Lahan Di Hutan Kemasyarakatan Gapoktan Jaya Lestari Provinsi Lampung. *Jurnal Hutan Tropis*. 9(2): 366-375.
- Safitri, Y. dan Giofandi, E.A. 2019. Pemanfaatan Citra Multi Spektral Landsat Oli 8 dan Sentinel 2A dalam Menganalisis Degradasi Vegetasi Hutan dan Lahan (Studi kasus: Cagar Alam Rimbo Panti, Pasaman). *Jurnal Swarnabhumi*. 4(2): 115-121.
- Santoso, A., dan Ariyanto, G. 2018. Implementasi Deep Learning Berbasis Keras Untuk Pengenalan Wajah. *Emitor: Jurnal Teknik Elektro* 18(01): 15–21. DOI: 10.23917/emitor.v18i01.6235
- Subarno. (10 Maret, 2020). Menerapkan Cloud Masking dan Reducer Median untuk Membuat Komposit Landsat 8 yang Bersih dari Awan (GEE -014). Diakses pada tanggal 7 Desember 2021 dari <https://spatialmate.com/menerapkan-cloud-masking-dan-reducer-median-untuk-membuat-komposit-landsat-8-yang-bersih-dari-awan-gee-14/>.
- Sumartini, S.H. dan Purnami, S.W. 2015. Penggunaan Metode Classification and Regression Trees (CART) untuk Klasifikasi Rekurensi Pasien Kanker Serviks di RSUD Dr. Soetomo Surabaya. *Jurnal Sains dan Seni ITS* 4(2): 211-216.
- Tanjung, R.H. dan Kartiko. 2017. Penerapan Metode CART (Classification and Regression Trees) untuk Menentukan Faktor Faktor Yang Mempengaruhi Pembayaran Kredit oleh Nasabah (Studi Kasus Bank BRI Unit Aek Tarum – Sumatera Utara). *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi* 2(2): 78-83.
- Tosiani, A. 2020. Akurasi Data Lahan Penutupan Nasional Tahun 1990-2016. Buku. Direktorat Inventarisasi dan Pemantauan Sumber Daya Hutan, Ditjen Planologi Kehutanan dan Tata Lingkungan, Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan. 41pp.
- Triscowati, D. W., Buana, W. P. dan Marsuhandi, A. H. 2021. Pemetaan Potensi Lahan Jagung Menggunakan Citra Satelit Dan Random Forest Pada Cloud Computing Google Earth Engine. *Prosiding Seminar Nasional Official Statistics 2021*.
- Unteawati, B., Fitriani, dan Zaini, M. 2015. Kajian Sosial Ekonomi Masyarakat Pemanfaat Kawasan Hutan Lindung REG. 20. Kabupaten Pesawaran. *Prosiding Seminar Nasional Swamsembada Pangan*. 382 – 391.
- Wardhana, W., Sartohadi, J., Rahayu, L. dan Kurniawan, A. 2015. Analisis Transisi Lahan di Kabupaten Gunungkidul dengan Citra Penginderaan Jauh Multi Temporal. *Jurnal Ilmu Kehutanan*. 6(2): 89-102.
- Yang, Y., Yang, D., Wang, X., Zhang, Z. dan Nawaz, Z. 2021. Testing Accuracy of Land Cover Classification Algorithms in the Qilian Mountains Based on GEE Cloud Platform. *Remote Sensing* 13(5064): 1-25.
- Zulfajri, Danoedoro, P. dan Murti, S. H. 2021. Klasifikasi Tutupan Lahan Data Landsat 8 OLI Menggunakan Metode Random Forest. *Jurnal Penginderaan Jauh Indonesia* 3(11): 1-7.