

Pemetaan Perubahan Lahan Sawah Kabupaten Sukabumi Menggunakan Google Earth Engine

Mapping of Paddy Field in Sukabumi Regency Using Google Earth Engine

Widia Siska¹, Widiatmaka², Yudi Setiawan^{3,4}, Setyono Hari Adi⁵

Diterima: 29 Maret 2021

Disetujui: 5 Juli 2021

Abstrak: Google Earth Engine (GEE) merupakan layanan pemrosesan geospasial yang telah banyak digunakan di berbagai bidang pemetaan. Tujuan penelitian ini adalah identifikasi perubahan lahan sawah Kabupaten Sukabumi menggunakan GEE. Data citra landsat 5 dan landsat 8 yang digunakan di GEE merupakan data citra yang telah di pre-process dan terkoreksi. Klasifikasi penggunaan/tutupan lahan dibedakan menjadi 6 kelas yaitu sawah, badan air, pemukiman, bervegetasi, hutan dan tanah terbuka. Sampel acak penggunaan lahan dibuat sebanyak 394 titik di GEE menggunakan poin dan rectangular. Klasifikasi penggunaan lahan dianalisis menggunakan metode Random Forest (RF). Penilaian akurasi dihitung menggunakan confusion Matrix, sedangkan validasi lapang dilakukan dengan menggunakan metode stratified random sampling. Uji akurasi analisis tutupan lahan tahun 2020 dengan confusion Matrix menghasilkan nilai Overall Accuracy (OA) 0,94 dan nilai kappa 0,91; tahun 2015 dengan nilai OA 0,93 dan nilai Kappa 0,91; sedangkan tahun 2010 memiliki nilai OA 0,96 dan nilai Kappa 0,94. Hasil analisis ini menunjukkan bahwa luas lahan sawah Kabupaten Sukabumi mengalami penyusutan seluas 10,317.27 ha dalam kurun waktu sepuluh tahun (2010-2020). Klasifikasi penggunaan lahan menggunakan GEE dapat menghasilkan peta dengan akurasi tinggi dengan OA >85%, serta dapat mempersingkat waktu analisis.

Kata Kunci: Google Earth Engine, Kabupaten Sukabumi, Sawah

Abstract: Google Earth Engine (GEE) is a geospatial processing service that has been widely used in the various land mapping. This study aimed to analyze land-use change in paddy fields in the Sukabumi Regency using GEE. The imagery data of Landsat 5 and Landsat 8 in GEE were pre-processed and corrected. Land uses were classified into 6 classes, namely paddy fields, water bodies, settlements, vegetated areas, forest, and bare land. Of 394 training random samples were created in GEE using the points and rectangles tool. The classification of land use was analyzed using Random Forest (RF) method. The classification accuracy was assessed using the confusion Matrix, while the validation ground check was carried out following the stratified random sampling method. Confusion matrix assessment of 2020 land cover showed Overall Accuracy (OA) of 0.94 and kappa of 0.91; OA and kappa of 0.93 and 0.91 for 2015 data; and OA and kappa of 0.96, 0.94 for 2010, respectively. This result showed that the paddy field area in Sukabumi Regency has decreased by 10,317.27 ha during ten years from period of 2010 to 2020. Land use classification using GEE produces a high accuracy map with OA > 85% and decreased analysis time.

Keywords: Google Earth Engine, Sukabumi Regency, Paddy

¹ Program Studi Pengelolaan Sumberdaya Alam dan Lingkungan, Sekolah Pascasarjana, Institut Pertanian Bogor

² Departemen Ilmu Tanah dan Sumberdaya Lahan, Institut Pertanian Bogor

³ Departemen Konservasi Sumberdaya Hutan dan Ekowisata, Institut Pertanian Bogor

⁴ Pusat Penelitian Lingkungan Hidup, IPB

⁵ Balai Penelitian Agroklimat dan Hidrologi, Bogor, Indonesia

Korespondensi: widiasiska82@gmail.com

PENDAHULUAN

Pemetaan lahan sawah penting dilakukan untuk mendapatkan informasi ketersediaan lahan dalam rangka mendukung program peningkatan ketersediaan pangan dimasa sekarang dan masa mendatang. Sebagai pangan utama, beras menjadi makanan pokok lebih dari 95% masyarakat Indonesia (Nduru et al. 2014). Sebanyak 94,4% produksi beras nasional berasal dari lahan sawah, sedangkan sisanya 5,6% dihasilkan oleh padi gogo yang ditanam di lahan kering (Irawan, 2015). Tersedianya data dan informasi ketersediaan lahan sawah diharapkan dapat mendukung perumusan strategi pemenuhan pangan beras di suatu wilayah.

Kabupaten Sukabumi merupakan salah satu sentra produksi padi yang menyumbang 5% dari total produksi padi di Provinsi Jawa Barat (BPS Jawa Barat 2019). Namun, luas lahan sawah di Kabupaten Sukabumi mengalami penyusutan sebesar 8.206 ha dari 63.986 ha pada tahun 2014, menjadi 55.780 ha di tahun 2018 (Pusdatin 2019; Kepmen ATR/BPN 2018). Penyusutan lahan sawah ini berbanding terbalik dengan peningkatan jumlah penduduk dan kebutuhan pangan. Jumlah penduduk di Kabupaten Sukabumi meningkat sejumlah 0,19 juta jiwa dari 2,27 juta jiwa pada tahun 2008, meningkat menjadi 2,46 juta jiwa di tahun 2018 (BPS Kabupaten Sukabumi 2020). Ketimpangan antara laju alih fungsi lahan sawah ke penggunaan lahan non-pertanian dan pertumbuhan penduduk akan meningkatkan resiko kerawanan pangan Kabupaten Sukabumi di masa depan.

Laju alih fungsi lahan sawah secara temporal harus dipantau secara berkelanjutan sehingga luas lahan sawah dapat dievaluasi sebagai pertimbangan dalam penentuan kebijakan tata ruang suatu wilayah. *Google Earth Engine* (GEE) sebagai bagian dari *Google Cloud Platform* merupakan layanan pemrosesan data geospasial yang dapat dimanfaatkan untuk memonitor luas lahan sawah. Pemanfaatan GEE untuk analisis geospasial beberapa diantaranya adalah pemetaan areal tanaman padi (Dong et al., 2016), identifikasi sawah yang terdampak banjir (Singha et al., 2020), pemetaan lahan pertanian (Phalke et al., 2020) dan pemetaan perubahan penggunaan/tutupan lahan (Becker, Ló, Johann, & Mercante, 2021). Beberapa keunggulan GEE adalah data citra yang tersedia lebih dari empat puluh tahun sehingga mendukung untuk analisis *multi temporal* (Housman et al., 2015; Zurqani, Post, Mikhailova, Schlautman, & Sharp, 2018), memiliki jutaan server dengan triliunan citra yang dapat diproses secara paralel dan tersedia secara gratis (Dong et al., 2016), serta dapat menghasilkan peta perubahan penggunaan/tutupan lahan yang representatif dengan akurasi tinggi (Phalke et al., 2020).

Artikel ini membahas tentang identifikasi perubahan penggunaan lahan sawah Kabupaten Sukabumi memanfaatkan layanan *Google Earth Engine*. Citra yang digunakan yakni citra landsat 5 dan citra landsat 8 resolusi 30 m. Klasifikasi penggunaan lahan dilakukan dengan menggunakan metode *machine learning Random Forest* (RF).

METODE

Kegiatan penelitian dilaksanakan di Kabupaten Sukabumi, Provinsi Jawa Barat pada tahun 2020. Secara geografis Kabupaten Sukabumi terletak antara 106° 49' – 107°00' Bujur Timur dan 6°57'–7°25' Lintang Selatan. Kabupaten Sukabumi di sebelah Utara berbatasan dengan Kabupaten Bogor, di sebelah Selatan dengan Samudera Indonesia, di sebelah Barat dengan Kabupaten Lebak, dan di sebelah Timur dengan Kabupaten Cianjur.

Alat yang digunakan dalam penelitian ini adalah platform GEE (<https://code.earthengine.google.com/>) dan ArcMap 10.5. Data yang digunakan pada penelitian ini berupa: (1) Citra satelit landsat 5 tahun 2010 serta citra satelit landsat 8 tahun 2015 dan tahun 2020 resolusi 30 m dari *United States Geological Survey* (USGS), dan (2) Peta RBI digital skala 1:50.000 dari Badan Informasi Geospasial (BIG) yang digunakan untuk memotong batasan wilayah penelitian.

Fokus penelitian ini adalah perubahan penggunaan lahan sawah di Kabupaten Sukabumi. Tahapan analisis penggunaan/tutupan lahan yang dilakukan adalah: (1) penyusunan *mosaic* data citra Landsat 5 dan 8 dengan menggabungkan beberapa *scene* menggunakan *tool filter date* untuk rentang waktu satu tahun, dengan menyertakan properti koleksi Landsat *Top of Atmosphere* (TOA); (2) mengambil nilai tengah (*median*) dari *mosaic* citra pada periode tersebut; (3) memotong *mosaic* citra menggunakan poligon batas administrasi wilayah penelitian; (4) visualisasi citra; (5) membuat sampel penggunaan/tutupan lahan (6) melakukan analisis

klasifikasi terbimbing (*supervised*) menggunakan *machine learning Random Forest*; (7) menghitung *Overall Accuracy* (OA) dan *Kappa Accuracy*; dan (9) mengunduh hasil analisis. Diagram alir proses klasifikasi penggunaan lahan disajikan dalam Gambar 3.

Data citra landsat 5 dan 8 yang digunakan di GEE merupakan data citra yang telah di *pre-process* dan dikoreksi di *Top-Of-Atmosphere* (TOA) *reflectance*. Analisis citra landsat 5 menggunakan 6 band yaitu B2, B3, B4, B5, B7, dan B8; sedangkan landsat 8 menggunakan 7 band yakni B2, B3, B4, B5, B6, B7 dan B10. Citra komposit menggunakan band 6, 5, 2 untuk landsat 8, dan band 3,2,1 untuk landsat 5. *Script* yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Gambar 1.

```

var maskL8 = function(image) {
  var qa = image.select('BQA');
  var mask = qa.bitwiseAnd(1 << 4).eq(0);
  return image.updateMask(mask);
};

//#2 filter data citra
var composite = |
ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C01/T1_TO
A")
.filterDate("2020-01-01", "2020-12-30")
.map(maskL8) //Membuat cloud masking pada data
komposit citra
.median() //Mengambil median dari populasi pada
periode tersebut
.clip(sukabumi); //Memotong data citra
menggunakan polygon

//visualisasi citra
var RGBTrue = composite.select(['B6', 'B5', 'B2']);
var RGBparam = { min: 0, max: 0.3,};
Map.addLayer(RGBTrue, RGBparam, 'TRUE');

var aoi =
sawah.merge(badan_air).merge(pemukiman).merge(b
ervegetasi)
.merge(hutan).merge(tanah_terbuka);

var bands = ['B1','B2','B3','B4','B5','B6','B7'];

var training =
composite.select(bands).sampleRegions({
collection: aoi,
properties: ['lc'],
scale: 30
});

var classifier = ee.Classifier.smileRandomForest(25,0).train({
features: training,
classProperty: 'lc',
inputProperties: bands
});

var classified = composite.select(bands).classify(classifier);

Map.addLayer(classified,
{min: 0, max: 5,
palette:['greenyellow','darkblue','red','pink','orange','yellow']},
'tutupanlahan');

var withRandom = training.randomColumn('random');

var split = 0.7; //roughly 70% training, 30% testing
var trainingPartition = withRandom.filter(ee.Filter.lt('random',
split));
var testingPartition = withRandom.filter(ee.Filter.gte('random',
split));

var test = testingPartition.classify(trainedClassifier);

//Membuat akurasi
var confMatrix = classifier.confusionMatrix();
var OA = confMatrix.accuracy();
var Kappa = confMatrix.kappa();
print('OA: ', OA)
print('Kappa: ', Kappa);

Export.image.toDrive({
image: classified,
scale: 30,
description: 'klas_tuplah',
region: sukabumi,
});

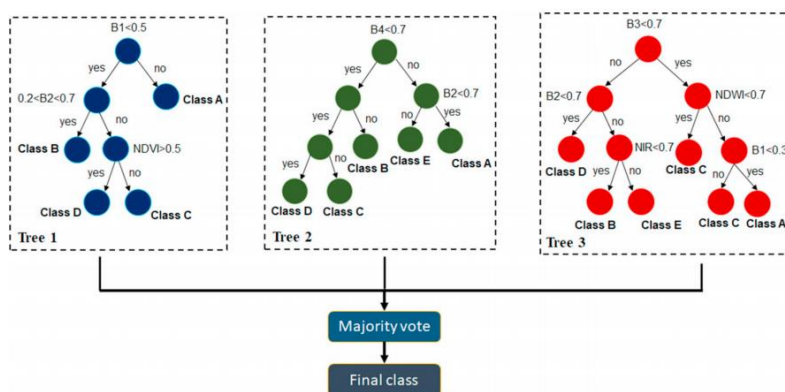
```

Gambar 1. Script GEE Analisis Penggunaan Lahan

Klasifikasi penggunaan/tutupan lahan dibedakan menjadi 6 kelas yaitu sawah, badan air, pemukiman, bervegetasi, hutan dan tanah terbuka. Penentuan kelas penggunaan lahan ini berdasarkan SNI 7645-1:2014 dengan pengelompokan penggunaan lahan disesuaikan dengan kebutuhan penelitian. Area sawah merupakan area lahan basah yang ditanami padi dengan cara penggenangan untuk kurun waktu tertentu, badan air adalah seluruh bagian perairan. Pemukiman merupakan seluruh lahan terbangun yang memiliki tutupan berupa pemukiman warga, perkantoran, bangunan industri dan pusat perbelanjaan. Kelas bervegetasi merupakan seluruh daerah bervegetasi termasuk semak belukar, ladang/tegalan dan perkebunan. Hutan dikategorikan ke dalam hutan yang tumbuh dan berkembang pada lahan kering pada perbukitan dan pegunungan dan belum mengalami intervensi manusia. Lebih lanjut, tanah terbuka merupakan wilayah pantai dan lahan terbuka lainnya yang tidak tertutup oleh vegetasi.

Sampel penggunaan lahan sebanyak 394 buah dibuat di GEE menggunakan *point* dan *rectangular*, dengan metode pengambilan sampel secara acak. Penentuan titik sampel dibuat dengan bantuan gambar citra *Google Earth* yang tersedia di GEE. Sampel yang telah dibuat sebanyak 70% digunakan untuk klasifikasi tutupan lahan, dan 30% sisanya digunakan untuk memvalidasi dan menilai akurasi dari algoritma yang digunakan (Shaharum et al., 2020). Penilaian akurasi dihitung menggunakan *confusion Matrix* dan dilakukan di dalam platform GEE.

Klasifikasi penggunaan lahan menggunakan metode *Random Forest* (RF) dengan cara menjalankan *script* di GEE. RF merupakan algoritma klasifikasi *ensemble* yang menggunakan agregasi *bootstrap* atau "*bagging*" untuk membuat kumpulan klasifikasi (menggunakan beberapa pohon keputusan), dengan setiap pohon pelatihan pada subset dari seluruh data pelatihan (Waske & Braun, 2009). Di RF, data input akan dibuat menjadi subset, subset pertama akan membuat *tree* sendiri (*tree* pertama), subset kedua membuat *tree* kedua, dan seterusnya. *Tree* tersebut akan menghasilkan kelas-kelas tersendiri (*class A*, *class B*) dan akan di-*voting* menggunakan *Majority-Voting* sehingga menghasilkan *Final-Class* (Zulfajri, Danoedoro, & Murti, 2021). Gambar 2 menunjukkan alur kerja algoritma *Random Forest*.



Sumber: (Shaharum et al., 2020)

Gambar 2. Trees Ensemble di Struktur Random Forest

Akurasi peta penggunaan lahan yang telah dibuat selanjutnya diuji melalui survei langsung di lapangan (*Ground Check*). Validasi penggunaan lahan dilakukan terhadap penggunaan lahan eksisting yaitu tahun 2020. Penentuan titik survei lapangan dengan memperhatikan kemampuan aksesibilitas dalam mengambil titik koordinat. Menurut Sutanto (2016) tingkat akurasi interpretasi penggunaan lahan dihitung berdasarkan perbandingan hasil analisis citra satelit dengan data *sampel* di lapangan atau citra resolusi lebih tinggi. Kegiatan lapangan pengamatan langsung kondisi eksisting berdasarkan pada sampel yang telah ditentukan dengan menggunakan metode *stratified random sampling*. Uji ketelitian ini bertujuan untuk mengetahui persentase kepercayaan data hasil interpretasi citra Landsat yang diperoleh berdasarkan metode matrik kesalahan (*error matrix*) dan *Kappa Accuracy* (Congalton & Green, 2009). Tabel matriks kesalahan (*error matrix*) disajikan pada Tabel 1, sedangkan persamaan *Kappa Accuracy* dinyatakan sebagai berikut:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^k X_{ii} - \sum_{i=1}^k (X_{i+} + X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (X_{i+} + X_{+i})}$$

Keterangan:

- X_{+i} : Jumlah titik hasil interpretasi pada jenis penggunaan lahan ke-i
- X_{i+} : Jumlah titik hasil validasi pada jenis penggunaan lahan ke-i
- X_{ii} : Jumlah jenis penggunaan lahan ke-I hasil interpretasi (baris diagonal)

- i* : Baris atau kolom
r : Jumlah tipe penggunaan lahan
N : Jumlah titik penggunaan lahan yang divalidasi
K : Nilai *Kappa*

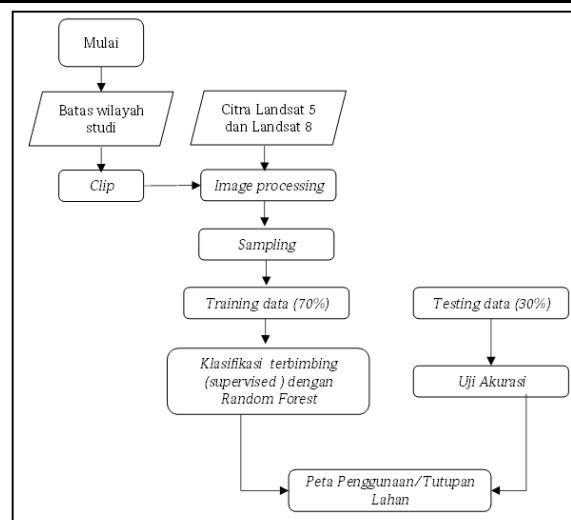
Tabel 1. Matriks kesalahan (*Error Matrix*)

Penggunaan/Tutupan Lahan Hasil Interpretasi	Penggunaan Lahan Referensi					Jumlah
	P_{i+}	P_{i+}			P_{r+}	
P_{+i}	X_{ii}					X_{i+}
P_{+i}		X_{ii}				X_{i+}
...			X_{ii}			X_{i+}
...				X_{ii}		X_{i+}
P_{+r}					X_{ii}	X_{i+}
Jumlah	X_{i+}	X_{i+}	X_{i+}	X_{i+}	X_{ii}	<i>N</i>

Keterangan:

P_{+i} : Jenis penggunaan lahan/tutupan lahan hasil interpretasi

P_{i+} : Jenis penggunaan lahan/tutupan lahan hasil validasi



Gambar 3. Diagram Alir Pembuatan Peta Penggunaan/Tutupan Lahan Menggunakan Google Earth Engine

HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi Penggunaan Lahan

Hasil analisis menunjukkan penggunaan lahan di Kabupaten Sukabumi didominasi oleh lahan bervegetasi, kemudian diikuti oleh penggunaan lahan sawah, hutan, pemukiman, badan air dan lahan terbuka. Pada Tabel 2 dapat dilihat bahwa persentase penggunaan lahan bervegetasi terus bertambah yakni dari 71.67% tahun 2010, menjadi 74.94% di tahun 2015 dan mencapai 75,30% di tahun 2020. Lahan sawah menunjukkan tren menurun, dari 16.52% pada tahun 2010, turun menjadi 15.11% tahun 2015 dan tahun 2020 turun menjadi 14.04%. Lain halnya dengan lahan sawah, penggunaan lahan untuk pemukiman yang terus mengalami kenaikan yakni dari 1.53% tahun 2010, menjadi 1.99% tahun 2010 dan mencapai 3.08% tahun 2020. Senada dengan lahan sawah, hutan menyusut dari 9.18% tahun 2010 menjadi 7.20% tahun 2015, dan 6.95%

tahun 2020. Kelas penggunaan badan air seluas 0.27% tahun 2010, naik menjadi 0.36% tahun 2015 dan 0.37% tahun 2020; sedangkan tanah terbuka, adalah seluas 0.83% tahun 2010, 0.40% di tahun 2015 dan 0.25% pada tahun 2020. Sebaran masing-masing kelas penggunaan lahan dapat dilihat pada Gambar 4.

Dalam kurun waktu 10 tahun (2010–2020) penggunaan lahan sawah mengalami penurunan seluas 10,317.27 ha (2.48%), badan air bertambah seluas 440.30 ha (0.11%), pemukiman bertambah 6,469.45 (1.55%), lahan bervegetasi bertambah 15,101.94 (3.63%), hutan berkurang 9,282.90 (2.23%), dan tanah terbuka berkurang 2,411.52 (0.58%) (Tabel 3). Penurunan lahan sawah teridentifikasi beralih fungsi menjadi pemukiman dan badan air (tambang pasir dan kolam). Alih fungsi lahan sawah terutama terjadi di pusat kota dan daerah komersial. Sebaran alih fungsi lahan sawah tahun 2010-2020 dapat dilihat pada Gambar 5. Untuk mengantisipasi dampak alih fungsi lahan sawah dan strategi mengatasinya perlu dilakukan penelitian lebih lanjut.

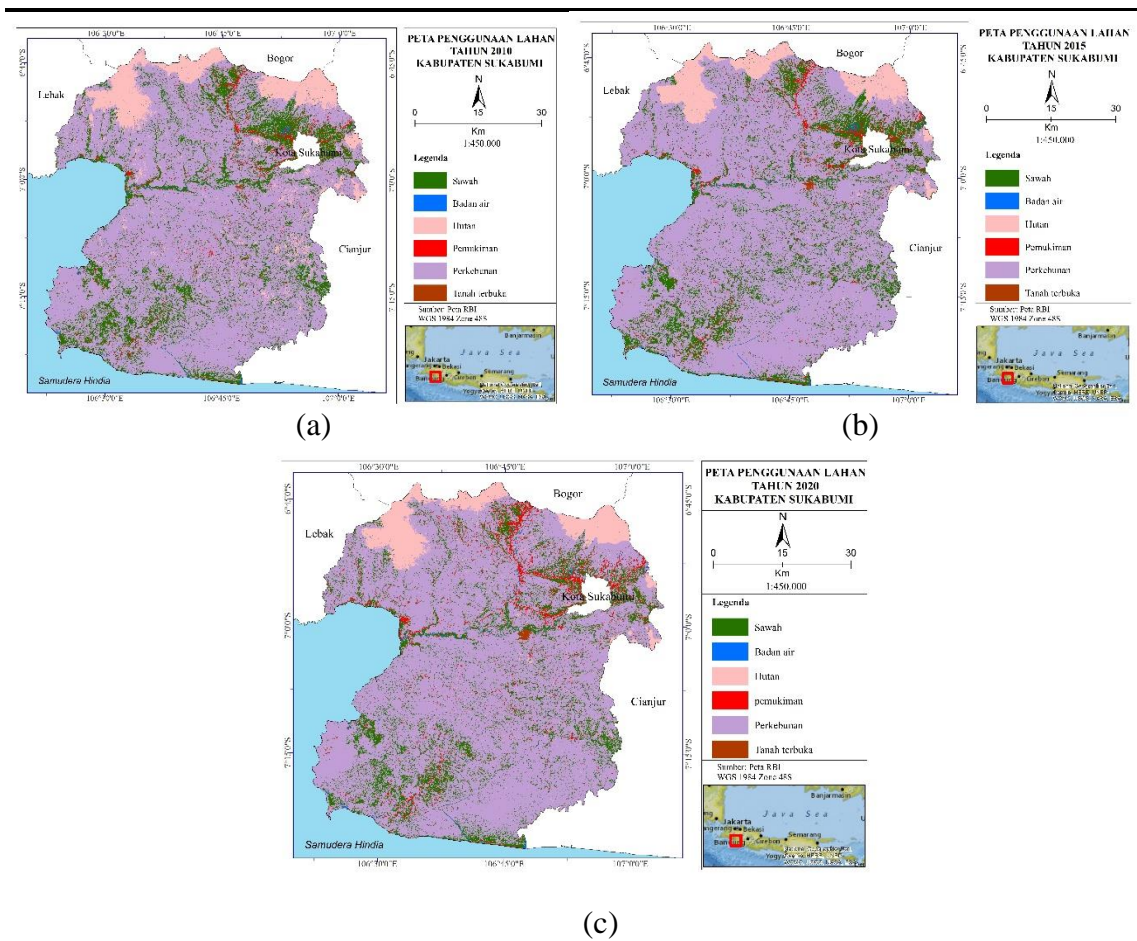
Tingkat kesulitan dalam penelitian ini adalah dalam hal klasifikasi penggunaan lahan sawah, hal ini dikarenakan sering terjadi misinterpretasi penggunaan lahan untuk lahan pertanian tanaman semusim karena dinamika perubahannya yang tinggi. Menurut Dong et al., (2016) kesalahan klasifikasi juga dapat disebabkan karena terdapat kesamaan karakteristik spektral antara padi dan tutupan lahan lainnya. Untuk mengurangi kesalahan interpretasi, dilakukan beberapa kali percobaan klasifikasi, yang hasilnya kemudian dikoreksi dengan Citra Satelit Resolusi Tinggi (CSRT) *Google Earth*. Peningkatan akurasi klasifikasi lahan sawah juga dapat dilakukan dengan penambahan sampel data *training*. Hasil penelitian lain terkait klasifikasi penggunaan lahan menggunakan RF dengan *training sets* sebanyak 15-50 sampel per kelas dapat menghasilkan peta yang berkualitas tinggi (Waske & Braun, 2009). Namun, untuk klasifikasi lahan sawah perlu dilakukan penambahan sampel (>100 sampel).

Tabel 2. Perbandingan Luas Penggunaan Lahan Tahun 2010, 2015 dan 2020

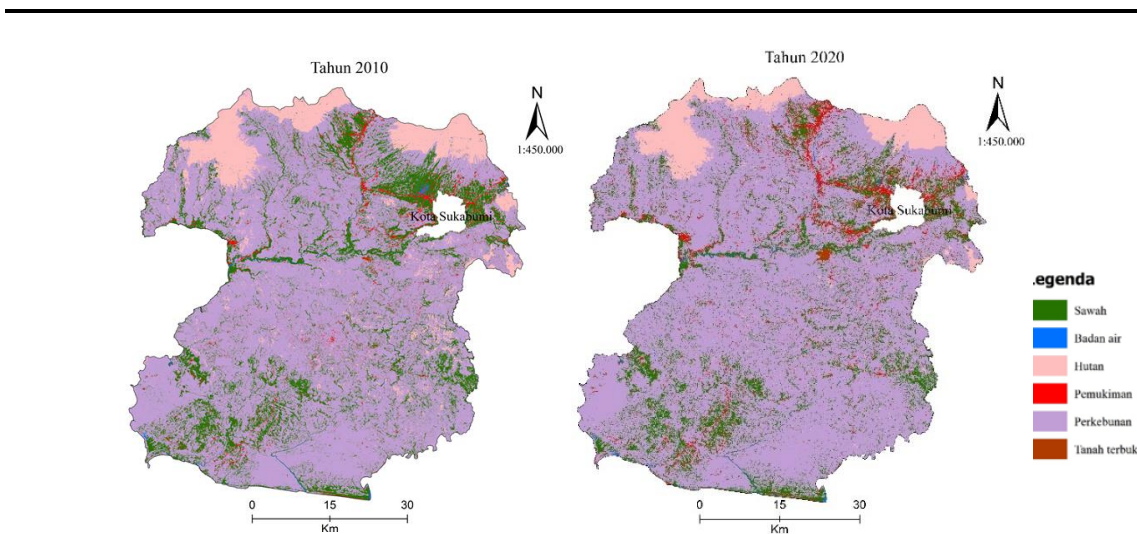
No	Penggunaan Lahan	Tahun 2010		Tahun 2015		Tahun 2020	
		Luas (Ha)	%	Luas (Ha)	%	Luas (Ha)	%
0	Sawah	68,749.33	16.52	62,888.97	15.11	58,432.06	14.04
1	Badan Air	1,104.08	0.27	1,486.74	0.36	1,544.38	0.37
2	Pemukiman	6,365.89	1.53	8,279.03	1.99	12,835.34	3.08
3	Bervegetasi	298,204.30	71.67	311,795.91	74.94	313,306.23	75.30
4	Hutan	38,186.34	9.18	29,943.73	7.20	28,903.44	6.95
5	Tanah Terbuka	3,465.90	0.83	1,681.45	0.40	1,054.38	0.25
Luas Kabupaten		416,075.83	100.00	416,075.83	100.00	416,075.83	100.00

Tabel 3. Perubahan Luas Penggunaan Lahan Tahun 2010-2020

No	Penggunaan Lahan	Tahun 2010		Tahun 2020		Perubahan Luas		Keterangan
		Luas (Ha)	%	Luas (Ha)	%	Luas (Ha)	%	
0	Sawah	68,749.33	16.52	58,432.06	14.04	10,317.27	2.48	Berkurang
1	Badan Air	1,104.08	0.27	1,544.38	0.37	440.30	0.11	Bertambah
2	Pemukiman	6,365.89	1.53	12,835.34	3.08	6,469.45	1.55	Bertambah
3	Perkebunan	298,204.30	71.67	313,306.23	75.30	15,101.94	3.63	Bertambah
4	Hutan	38,186.34	9.18	28,903.44	6.95	9,282.90	2.23	Berkurang
5	Tanah Terbuka	3,465.90	0.83	1,054.38	0.25	2,411.52	0.58	Berkurang
Luas Kabupaten		416,075.83	100.00	41,6075.83	100.00			



Gambar 4. Peta Penggunaan Lahan Sawah Kabupaten Sukabumi: (a) Tahun 2010, (b) Tahun 2015, dan (c) Tahun 2020



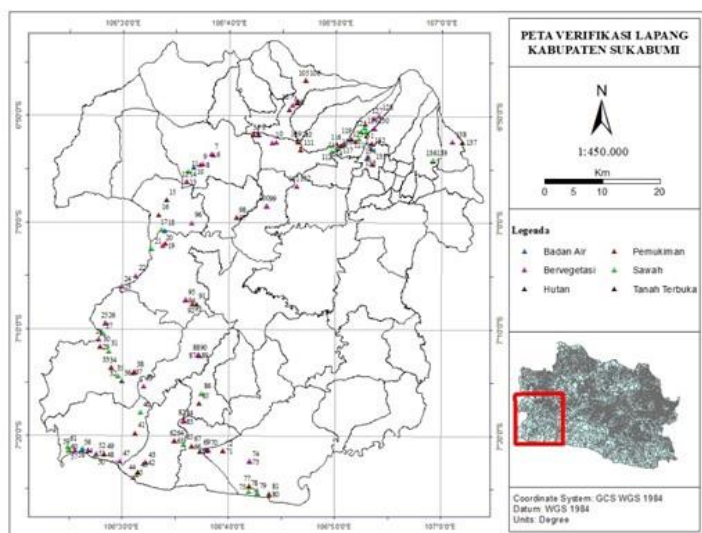
Gambar 5. Peta Perubahan Penggunaan lahan Kabupaten Sukabumi Tahun 2010-2020

Uji Akurasi

Hasil uji akurasi di GEE dengan menggunakan *confusion Matrix* menghasilkan akurasi klasifikasi penggunaan lahan tahun 2020 dengan nilai *OA* 0.94 dan *kappa* 0.91; tahun 2015 dengan nilai *OA* 0.93 dan *Kappa* 0.91; sedangkan tahun 2010 memiliki nilai *OA* 0.96 dan *Kappa* 0.94. Hal ini menunjukkan bahwa hasil klasifikasi penggunaan lahan menggunakan menggunakan RF pada platform GEE dapat menghasilkan peta dengan akurasi tinggi dan dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut.

Validasi lapang

Uji akurasi klasifikasi penggunaan lahan tahun 2020 menggunakan 140 titik uji dengan metode sebaran *stratified random sampling* (Gambar 5). Hasil analisis matriks kesalahan (*error matrix*) terhadap hasil *Ground Check* menunjukkan nilai *OA* sebesar 97.14% dan *kappa* sebesar 95.91%. Nilai *OA* pada umumnya memiliki nilai lebih tinggi dibandingkan *kappa* karena tidak memperhitungkan nilai uji yang salah interpretasi. Tingkat keakuratan interpretasi citra yang dapat diterima menurut Lillesand & Keifer, (1994) yaitu >85%. Nilai *kappa* pada penelitian ini menunjukkan hasil interpretasi citra satelit termasuk dalam kategori sangat baik.



Gambar 5. Peta sebaran titik verifikasi lapang

Hasil penelitian ini sejalan dengan hasil penelitian Oliphant et al., (2019) yang menyatakan bahwa penggunaan RF pada platform GEE dalam pemetaan penggunaan lahan dapat menghasilkan peta dengan akurasi tinggi dengan *OA* mencapai 88.6%. Lebih lanjut, penelitian ini juga menyatakan bahwa data Landsat dan metode RF yang digunakan untuk memetakan lahan pertanian mampu memberikan hasil dengan cepat dan akurat. Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, Rogan, Chica-Olmo, & Rigol-Sanchez, (2012) juga melaporkan bahwa algoritma RF menghasilkan klasifikasi tutupan lahan yang akurat, dengan *OA* 92% dan *Kappa* 0.92.

KESIMPULAN

Hasil klasifikasi penggunaan lahan menggunakan RF pada platform GEE menunjukkan bahwa lahan sawah Kabupaten Sukabumi mengalami penyusutan seluas 10,317.27 Ha dalam kurun waktu sepuluh tahun (2010-2020). Perlu dilakukan upaya/strategi perencanaan ke depan untuk mengantisipasi kerawanan pangan di Kabupaten Sukabumi. Hasil penelitian ini juga menyimpulkan bahwa, klasifikasi penggunaan lahan menggunakan RF pada platform GEE dapat

menghasilkan peta dengan akurasi tinggi yakni >85%, serta dapat mempersingkat waktu analisis. Oleh karenanya, klasifikasi penggunaan lahan sawah menggunakan RF di platform GEE dapat menjadi acuan bagi pemetaan penggunaan lahan sawah di wilayah lainnya.

PERNYATAAN RESMI

Penulis mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada Ayub, S.TP, M.Si yang telah banyak membantu pelaksanaan penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- Becker, W. R., Ló, T. B., Johann, J. A., & Mercante, E. (2021). Statistical features for land use and land cover classification in Google Earth Engine. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 21, 100459.
- BPS Jawa Barat. (2019). *Provinsi Jawa Barat dalam Angka 2019*. Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat.
- BPS Kabupaten Sukabumi. (2020). Jumlah Penduduk Rasio Jenis Kelamin dan Kepadatan Penduduk Menurut Jenis Kelamin di Kabupaten Sukabumi. Retrieved March 2, 2020, from <https://sukabumikab.bps.go.id/statistable/2020/01/27/116/jumlah-penduduk-rasio-jenis-kelamin-dan-kepadatan-penduduk-menurut-jenis-kelamin-di-kabupaten-sukabumi-1930-2018.html>.
- Congalton, R. ., & Green, K. (2009). *Assessing in Accuracy of Remote Sensed Data. Volume 2. New York (ID): CRC Press*.
- Dong, J., Xiao, X., Menarguez, M. A., Zhang, G., Qin, Y., Thau, D., ... Moore, B. (2016). Mapping paddy rice planting area in Northeastern Asia with Landsat 8 images, phenology-based algorithm, and Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*, 185, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.016>
- Housman, I., Tanpipat, V., Biswas, T., Clark, A., Stephen, P., Maus, P., & Megown, K. (2015). *Monitoring forest change in southeast Asia: case studies for USAID Lowering Emissions in Asia's Forests*. US Department of Agriculture, Forest Service, Remote Sensing Applications Center: Salt Lake City, Utah, 1-16.
- Irawan, B. (2015). Dinamika Produksi Padi Sawah Dan Padi Gogo: Implikasinya Terhadap Kebijakan Peningkatan Produksi Padi. In E. Pasandaran, M. Rachmat, Hermanto, M. Ariani, Sumedi, K. Suradisastra, & Haryono (Eds.), *Memperkuat Kemampuan Swasembada Pangan* (pp. 68–88). Jakarta (ID): IAARD PRESS.
- Kepmen ATR/BPN. (2018). *Ketetapan Menteri Agraria dan Tata Ruang/Kepala Badan Pertanahan Nasional Nomor 399/Kep-23.3/X/2018 tentang Penetapan Luas Baku Sawah Nasional Tahun 2018*.
- Lillesand, T. M., & Keifer, R. W. (1994). *Remote Sensing and Image Interpretation. Third Edition*. John Willey and Sons, Inc, United States of America.
- Nduru, R. E., Situmorang, M., & Tarigan, G. (2014). Analisa faktor-faktor yang Mempengaruhi Hasil Produksi Padi di Deli Serdang. *Jurnal Saintia Matematika*, 2(1)(1), 71–83.
- Olyphant, A. J., Thenkabail, P. S., Teluguntla, P., Xiong, J., Gumma, M. K., Congalton, R. G., & Yadav, K. (2019). Mapping cropland extent of Southeast and Northeast Asia using multi-year time-series Landsat 30-m data using a random forest classifier on the Google Earth Engine Cloud. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 81(May), 110–124. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.11.014>
- Phalke, A. R., Özdoğan, M., Thenkabail, P. S., Erickson, T., Gorelick, N., Yadav, K., & Congalton, R. G. (2020). Mapping croplands of Europe, Middle East, Russia, and Central Asia using Landsat, Random Forest, and Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 167(June), 104–122. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.06.022>
- Pusdatin. (2019). *Statistik lahan pertanian tahun 2014-2018*. Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian. Sekretariat Jenderal Kementerian Pertanian.
- Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67, 93–104.
- Shaharum, N. S. N., Shafri, H. Z. M., Ghani, W. A. W. A. K., Samsatli, S., Al-Habshi, M. M. A., & Yusuf, B. (2020). Oil palm mapping over Peninsular Malaysia using Google Earth Engine and machine learning algorithms. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 17, 100287. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100287>
- Singha, M., Dong, J., Sarmah, S., You, N., Zhou, Y., Zhang, G., ... Xiao, X. (2020). Identifying floods and flood-affected paddy rice fields in Bangladesh based on Sentinel-1 imagery and Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 166, 278–293. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.06.011>
- Sutanto. (2016). *Metode Penelitian Penginderaan Jauh*. Yogyakarta (ID): Ombak.
- Waske, B., & Braun, M. (2009). Classifier ensembles for land cover mapping using multitemporal SAR imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64(5), 450–457.

<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.01.003>

- Zulfajri, Danoedoro, P., & Murti, S. H. (2021). Klasifikasi tutupan lahan data Landsat-8 OLI menggunakan metode Random Forest. *Jurnal Penginderaan Jauh Indonesia*, 03(01), 1–7.
- Zurqani, H. A., Post, C. J., Mikhailova, E. A., Schlautman, M. A., & Sharp, J. L. (2018). Geospatial analysis of land-use change in the Savannah River Basin using Google Earth Engine. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 69, 175–185. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.12.006>