



Pemetaan Ekosistem Mangrove di Kabupaten Kubu Raya Menggunakan Machine Learning pada Google Earth Engine

Trida Ridho Fariz^{1*}, Pawit Indra Permana², Fitri Daeni¹, Akbar Cahyadhi Pratama Putra³

¹Universitas Negeri Semarang

²Badan Pertanahan Nasional Kabupaten Kubu Raya

³Remote Sensing, Wilmar International

Article Info

Article History

Submitted 2021-05-14

Revised 2021-08-13

Accepted 2021-11-15

Keywords

mangrove; machine learning; google earth engine; supervised classification

Abstrak

Penyediaan data distribusi mangrove serta perubahannya membutuhkan waktu pemrosesan yang lama jika dilakukan dengan interpretasi citra secara konvensional, apalagi jika dilakukan pada area yang luas seperti Kabupaten Kubu Raya. Hadirnya platform yang bernama Google Earth Engine (GEE) bisa menjadi solusi permasalahan tersebut. GEE mempunyai akses data yang besar, mampu mengolah data berbasis cloud serta memiliki banyak algoritma machine learning. Oleh karena itu penelitian ini mencoba memetakan mangrove di Kabupaten Kubu Raya menggunakan machine learning yang tersedia di GEE, selain itu kami juga membahas beberapa future work terkait pemetaan mangrove di Kabupaten Kubu Raya menggunakan GEE. Machine learning yang digunakan dalam penelitian ini antara lain: CART, Random Forest, GMO Max Entropy, Voting SVM, Margin SVM. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa machine learning yang terbaik dalam memetakan mangrove di Kabupaten Kubu Raya adalah CART. Random Forest juga menjadi machine learning dengan akurasi tertinggi setelah CART, baik keduanya merupakan machine learning berbasis logika atau juga disebut machine learning berbasis pohon keputusan. Dari beberapa studi juga mendukung bahwa machine learning ini sangat cocok digunakan untuk pemetaan penutup lahan. Hasil pemetaan mangrove ini memiliki akurasi kappa yang baik walaupun masih terdapat misklasifikasi sehingga perlu dilakukan sentuhan manual seperti interpretasi visual. Penelitian ini masih terdapat banyak keterbatasan sehingga perlu dikembangkan penelitian dengan menggunakan input data yang lebih beragam dan pengujian hyperparamater antar machine learning.

Abstract

The provision of data on distribution and land cover changes of mangroves requires a long processing time if it is done with conventional image interpretation, especially if it is carried out in large areas such as Kubu Raya Regency. The presence of a platform called Google Earth Engine (GEE) can be a solution to these problems. GEE has access to large data, is able to process cloud-based data and has many machine learning algorithms. Therefore, this study tries to map mangroves in Kubu Raya Regency using machine learning available in GEE. In addition, we also discussed some work related to mapping mangroves in Kubu Raya Regency using GEE. Machine learning used in this research include: CART, Random Forest, GMO Max Entropy, Voting SVM, Margin SVM. The results of this study indicate that the best machine learning in mangrove mapping in Kubu Raya Regency is CART. Random Forest is also the machine learning with the highest accuracy after CART, both of which are logic-based machine learning or also called decision tree-based machine learning. Several studies also support that machine learning is very suitable for land cover mapping. The results of this mangrove mapping have good kappa accuracy although there are still misclassifications so that manual touches are needed such as visual interpretation. This research still has many limitations, so it is necessary to develop research using more diverse input data and hyperparamater testing between machine learning.

* Address: Sekaran, Gunungpati, Semarang 50229
E-mail: trida.ridho.fariz@mail.unnes.ac.id

DOI 10.15294/jg.v18i2.30231

© 2021. Published by UNNES. This is an open access article under the CC BY license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

p-ISSN 2549-3078 e-ISSN 2549-3094

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara dengan wilayah pesisir yang luas serta garis pantai yang panjang. Hal ini membuat Indonesia memiliki luasan ekosistem mangrove terluas di dunia, walaupun sering terjadi deforestasi (Bunting *et al*, 2018; Rahadian dkk, 2019). Hutan mangrove sendiri memiliki fungsi ekologis seperti penyedia nutrien dan penahan abrasi, serta fungsi ekonomi seperti penyedia kayu dan obat-obatan (Saprudin & Halidah, 2012; Pardede, 2013). Dibalik manfaatnya, hutan mangrove memiliki permasalahan yaitu deforestasi sehingga perlu dilakukan monitoring dan pemetaan mangrove (Arfan, 2015). Pemetaan mangrove dapat dilakukan dengan teknologi penginderaan jauh karena secara umum mampu untuk melihat area dan distribusi spesies mangrove (Wang *et al*, 2019).

Kegiatan pemetaan distribusi mangrove menjadi modal penting dalam perumusan kebijakan terkait pengelolaan pesisir khususnya hutan mangrove. Kegiatan ini membutuhkan waktu yang lama jika dilakukan dengan interpretasi citra konvensional, apalagi jika dilakukan pada area yang sangat luas. Hadirnya platform pengolahan *geo-big data* berbasis *cloud* bernama Google Earth Engine (GEE) bisa menjadi salah satu solusi dari permasalahan tersebut (Kamal *et al*, 2020). Berdasarkan Tamiminia *et al* (2020), GEE mempunyai kelebihan seperti akses data yang sangat besar dan pengolahan data berbasis *cloud*, sehingga proses analisis dan visualisasi *geo-big data* dapat dilakukan tanpa menggunakan super komputer. GEE juga mempunyai beberapa metode machine learning untuk analisis citra seperti *random forest*, *CART* dan sebagainya.

Penggunaan *machine learning* dalam pemetaan penutup lahan sudah sering dilakukan, tetapi pemilihan model dan langkah kritisnya biasanya sering diabaikan (Shih *et al*, 2019). Kajian yang membandingkan kemampuan *machine learning* dalam pemetaan penutup lahan itu penting karena setiap *machine learning* memiliki pendekatan yang berbeda sehingga tingkat akurasinya juga berbeda (Talukdar *et al*, 2020). Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah untuk memetakan penutup lahan hutan mangrove di Kabupaten Kubu Raya menggunakan klasifikasi terbimbing berbasis *machine learning* yang tersedia di GEE. Kabupaten Kubu Raya adalah bagian dari Provinsi Kalimantan Barat yang merupakan salah satu provinsi dengan luasan mangrove terluas serta memiliki 75% jenis mangrove yang hidup di Indonesia (Ratnasari dkk, 2017; Rahadian dkk, 2019). Ekosistem mangrove di Kabupaten

Kubu Raya ini terdapat permasalahan utama yaitu rusaknya ekosistem dan kerkurangnya luasan hutan mangrove (Karlina dkk, 2016; Heriyanto & Subiandono, 2016). Hal ini juga yang membuat kami membahas beberapa *future work* terkait pemetaan mangrove di Kabupaten Kubu Raya menggunakan GEE selain membahas tentang pemetaan ekosistem mangrove menggunakan *machine learning* di GEE.

METODE

Lokasi dan data penelitian

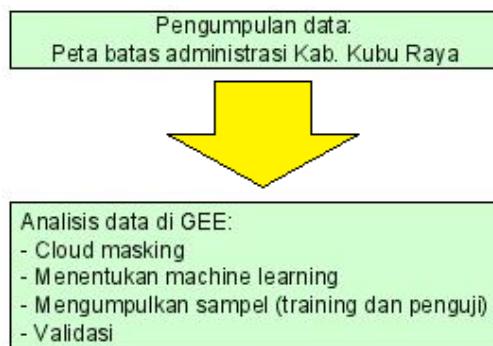
Lokasi yang dikaji dalam penelitian ini adalah Kabupaten Kubu Raya, Provinsi Kalimantan Barat (Gambar 1). Adapun data citra satelit Landsat 8 yang digunakan dalam penelitian dari USGS Landsat 8 Surface Reflectance Tier 1 perekaman tahun 2019. Citra Landsat 8 USGS Surface Reflectance Tier 1 ini bersifat siap pakai karena sudah diproses ortorektifikasi dan kalibrasi reflektan.



Gambar 1. Lokasi penelitian

GEE dapat diakses melalui laman earthengine.google.com, tetapi kita diminta untuk registrasi dahulu sebelum dapat menggunakan layanan GEE. Setelah proses registrasi dan review sudah selesai, kita dapat menggunakan layanan GEE seperti pengolahan citra satelit melalui *code editor* di code.earthengine.google.com. Melalui *code editor* ini kita dapat menganalisis, membuat purwarupa data spasial serta memvisualisasikan

kannya menggunakan JavaScript. Penelitian ini menggunakan script yang telah disusun oleh Le-vick *et al* (2019) dan Farda (2020). Secara singkat, alur pengolahan dan analisis data menggunakan GEE tersaji pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram alir pengolahan dan analisis data

Algoritma machine learning

Machine learning adalah salah satu penerapan dari kecerdasan buatan (*artificial intelligence*). Kemampuan utama dari machine learning adalah menangani data berdimensi tinggi seperti data penginderaan jauh dan memetakannya menjadi beberapa kelas dengan karakteristik yang kompleks (Maxwell *et al*, 2018).

GEE menyediakan banyak machine learning seperti *machine learning* yang berbasis logika, *perceptron*, statistik dan *support vector machine* (Farda, 2017; Shelestov *et al*, 2017). Walaupun begitu, penelitian ini tidak menggunakan semua machine learning yang tersedia. Machine learning yang digunakan dalam penelitian ini adalah machine learning berbasis logika yaitu CART, Random Forest, GMO Max Entropy dan berbasis Support Vector Machine yaitu Voting SVM, Margin SVM. Hal ini mengingat bahwa *machine learning* dari GEE yang paling umum digunakan secara berurutan adalah random forest dan CART (berbasis logika) lalu SVM (Tamiminia *et al*, 2020). Selain itu dalam studi Farda (2017) menunjukkan bahwa *machine learning* berbasis logika dan SVM memiliki akurasi yang baik dibandingkan berbasis perceptron (Winnow, Perceptron) dan berbasis statistik (Fast Naïve Bayes).

Band citra satelit Landsat 8 yang digunakan dalam penelitian ini adalah band 2 sampai band 7. Band 1 dan band 9 tidak digunakan dalam penelitian ini mengingat kedua band tersebut sangat peka terhadap efek atmosfer (Shelevtov *et al*, 2017).

Sampel penelitian

Penutup lahan yang dipetakan dalam pen-

elitian ini hanya terdiri dari 3 kelas saja yaitu tubuh air, tutupan lahan mangrove dan tutupan lahan bukan mangrove. Tutupan lahan bukan mangrove meliputi vegetasi non mangrove, lahan terbuka dan lahan terbangun.

Untuk mendukung proses klasifikasi menggunakan *machine learning* dibutuhkan beberapa sampel klasifikasi (*training sample*). Sampel klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 400 titik sampel. Selain sampel klasifikasi, diambil juga sampel pengujian yang digunakan untuk menguji akurasi hasil klasifikasi. Jumlah titik sampel pengujian dalam penelitian ini adalah sebanyak 200 titik. Jumlah ini merujuk pada Congalton (2001) dan Story & Congalton (1986) yang menyatakan bahwa jumlah sampel minimum adalah 50 sampel per kelas penutup lahan. Baik sampel untuk klasifikasi dan sampel pengujian diambil dengan teknik *purposive sampling*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pemetaan mangrove dengan machine learning GEE

Tahapan pemetaan mengrove dengan GEE dimulai dengan memanggil citra satelit Landsat 8 dari koleksi USGS Landsat 8 Surface Reflectance Tier 1. Selanjutnya adalah melakukan *reducer* citra menggunakan median untuk mengurangi koleksi gambar dengan menghitung nilai tengah dari semua nilai piksel citra pada rentang waktu tertentu. Fungsi ini berguna untuk mendapatkan citra pada tahun 2019 yang bebas awan, nilai pantulan tinggi dan bayangan awan. Tahapan selanjutnya adalah pengambilan sampel klasifikasi setiap kelas penutup lahan, lalu dilanjutkan dengan pemilihan *machine learning* dan uji akurasi.

Tabel 3. Hasil uji akurasi pemetaan penutup lahan menggunakan *machine learning*

Machine learning	Akurasi (Kappa)
Random Forest	0.93
GMO Max Entropy	0.91
CART	0.97
SVM Voting	0.75
SVM Margin	0.74

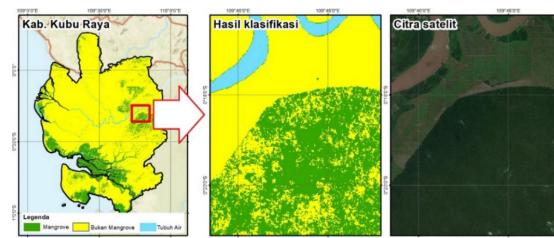
Peta penutup lahan mangrove hasil klasifikasi diuji akurasi dengan menggunakan 200 sampel pengujian. Hasil uji akurasi menunjukkan bahwa semua *machine learning* yang diujikan dalam penelitian ini memiliki akurasi diatas 0.70 (Tabel 3). Hal ini mungkin bisa disebabkan jum-

lah kelas penutup lahan yang dipetakan masih sangat umum. Akurasi terbaik dalam penelitian ini didapat dari machine learning CART disusul oleh Random Forest lalu GMO Max Entropy. Random Forest juga menjadi machine learning dengan akurasi tertinggi setelah CART, baik keduanya merupakan machine learning berbasis logika atau juga disebut machine learning berbasis pohon keputusan atau decision tree. Decision tree ini mirip dengan cara manusia menentukan suatu keputusan, dimana ada proses pemilahan dalam penentuan informasi (Patel & Prajapati, 2018). Pada pemetaan penutup lahan, decision tree yang dibuat menggunakan pemisahan kelas berdasarkan pada nilai reflektan citra satelit (Awaliyan & Sulistioadi, 2018). Oleh karena itu, akurasi pemetaan menggunakan machine learning ini berpotensi semakin meningkat jika input data yang digunakan juga semakin banyak (Arjasakusuma et al, 2021). Contoh yang bagus adalah penelitian Farda (2017) yang menggunakan input data yang banyak dan machine learning yang memiliki akurasi terbaik adalah CART lalu diikuti oleh Random Forest.

Secara umum semua *machine learning* yang diujikan memang memiliki akurasi diatas 0.70, tetapi jika diperhatikan secara seksama masih terdapat misklasifikasi seperti vegetasi non mangrove yang masuk dalam kelas hutan mangrove. Pada Gambar 3, terlihat bahwa hutan lahan kering terklasifikasi kedalam kelas hutan mangrove. Kami berasumsi bahwa hutan lahan kering tersebut memiliki kesamaan spektral dengan hutan mangrove akibat memiliki kerapatan yang tinggi dan berada di lahan gambut. Tantangan lain dalam pemetaan mangrove menggunakan penginderaan jauh adalah membedakan obyek antara vegetasi mangrove dan vegetasi non mangrove seperti lahan basah dan mangrove yang jarang (Gupta et al, 2018; Mondal et al, 2018). Sehingga, pemilihan *training sample* memegang peranan penting dalam akurasi hasil pemetaan, yang mana *training sample* yang diambil harus mewakili tiap kerapatan mangrove dan tidak melibatkan piksel campuran. Jika hasil klasifikasi masih kurang memuaskan seperti masih bercampurnya vegetasi mangrove dan non mangrove maka solusi terakhir adalah memisahkan obyek mangrove dan non mangrove melalui interpretasi visual.

Metode uji akurasi yang digunakan dalam penelitian ini juga bisa dikatakan terlalu umum. Hal ini membuat hasil pemetaan terkesan memiliki akurasi yang tinggi. Metode uji akurasi hasil pemetaan menggunakan perhitungan kappa terdapat banyak kekurangan karena hanya didasarkan pada keacakan alokasi dan keacakan

distribusi (Pontius Jr & Millones, 2011; Fariz & Nurhidayati, 2020). Hal ini membuat Estes (1992) menyatakan bahwa pada hasil uji akurasi tersebut belum menjawab bagian mana yang akurat dan bagian mana yang kurang akurat (Danoedoro, 2012).



Gambar 3. Perbandingan kenampakan hasil klasifikasi (A) dan citra (B)



Gambar 4. Persebaran dan luasan mangrove per kecamatan di Kabupaten Kubu Raya

Future Work: Pemetaan mangrove di Kabupaten Kubu Raya

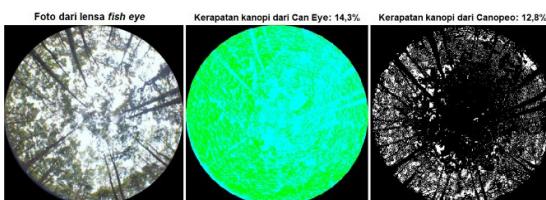
Hasil klasifikasi mangrove menggunakan *machine learning* CART digunakan untuk membuat peta mangrove pada penelitian ini. Hasil klasifikasi kemudian disempurnakan melalui interpretasi visual untuk memisahkan obyek yang misklasifikasi seperti vegetasi non mangrove yang masuk kedalam kelas mangrove. Untuk memudahkan proses ini, maka hasil klasifikasi dikonversi menjadi format vektor. Berdasarkan peta mangrove ini, diketahui bahwa luasan hutan mangrove di Kabupaten Kubu Raya pada tahun 2019 adalah seluas 888,53 Km². Kecamatan Batu Ampar merupakan wilayah dengan luasan hutan mangrove terluas di lokasi penelitian yaitu sekitar 545,20 Km² (Gambar 4). Walaupun memiliki luasan terbesar, hutan mangrove di Kecamatan Batu Ampar berpotensi mengalami peningkatan deforestasi. Hal ini dikarenakan beberapa desa telah dilaksanakan program Legalisasi Aset dan Redistribusi Tanah dari ATR/BPN Kabupaten Kubu Raya yang membuat masyarakat dapat mengelola dan memanfaatkan tanah tersebut. Pemetaan mangrove bisa menjadi bentuk pengendalian atau pencegahan deforestasi di Kecamatan Batu Ampar. Bentuk pemetaan mangrove di wilayah tersebut sebaiknya tidak hanya sekedar distribusi saja, tetapi juga biofisik mangrove.

Hal ini mengingat bahwa masyarakat di Kabupaten Kubu Raya bermata pencaharian yang ber-gantung pada hutan mangrove, informasi biofisik berguna untuk pengembangan kawasan seperti ekowisata (Gambar 5).

Data biofisik mangrove juga merupakan dasar dari kajian stok karbon maupun biomassa mangrove. Data biofisik bisa meliputi profile mangrove, spesies dominan, dan *diameter at breast height* (DBH) serta kerapatan kanopi mangrove yang sudah banyak dikaji melalui penginderaan jauh (Wijaya dkk, 2018). Salah satu metode untuk memetakan kerapatan kanopi mangrove yang cukup representatif dan efisien adalah menggunakan transformasi indeks vegetasi dan *hemispherical photography* seperti yang telah dilakukan oleh Khakim et al (2018) dan Taureau et al (2019). Perhitungan kerapatan kanopi mangrove dihitung dengan menggunakan beberapa *software* seperti CanEye dan Canopeo (Gambar 6), lalu nilai kerapatan tersebut dianalisis regresi linier dengan indeks vegetasi.



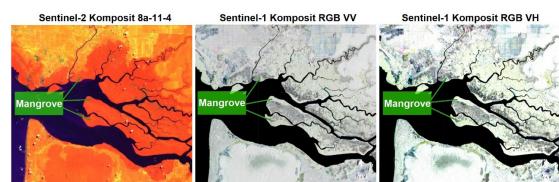
Gambar 5. Foto hutan mangrove di Kecamatan Batu Ampar, Kabupaten Kubu Raya



Gambar 6. Contoh perhitungan nilai kerapatan kanopi mangrove *Rhizophora apiculate* menggunakan software Can Eye dan Canopeo

Selain kajian pemetaan kerapatan kanopi mangrove, kajian mangrove secara *multitemporal* (multi waktu) dan multisumber juga perlu dilakukan diwilayah ini. Kajian multitemporal memungkinkan untuk mengetahui deforestasi mangrove sedangkan kajian multisumber memungkinkan untuk mendapatkan luasan mangrove yang lebih presisi. Kajian multisumber bisa dilakukan dengan melibatkan citra satelit dan citra radar yang mana keduanya memiliki respon yang berbeda terhadap obyek mangrove. Sebagai contoh adalah citra satelit Sentinel-2 dengan komposit yang melibatkan band *red edge* yaitu 8a-

11-4 memiliki kenampakan yang berbeda dengan citra radar Sentinel-1 dengan komposit RGB dari VV dan VH (Gambar 7). Kombinasi kedua citra ini memungkinkan untuk mendiskriminasi obyek mangrove dan vegetasi non mangrove seperti cordgrass (*Sporobolus alterniflorus*) yang secara spektral sangat sulit dibedakan walaupun menggunakan *machine learning* (Dong et al, 2020; Tian et al, 2020).



Gambar 7. Perbandingan kenampakan obyek mangrove dari citra satelit Sentinel-2 dengan citra radar Sentinel-1

Baik kajian multiwaktu maupun multisumber akan lebih efisien jika menggunakan GEE. Ini dikarenakan proses pemetaan menggunakan GEE tidak perlu dilakukan pengunduhan serta pra-pengolahan citra. GEE juga menawarkan *output* hasil analisis yang beragam seperti dalam bentuk video maupun .gif yang cocok digunakan untuk visualisasi hasil pemetaan bersifat multi waktu.

KESIMPULAN

GEE dengan *machine learning* yang disediakannya memiliki kemampuan untuk memproses citra dengan cepat walaupun cangkupan areanya luas. Hal ini tentu akan mempermudah proses inventarisasi informasi hutan mangrove di Kabupaten Kubu Raya yang wilayahnya cukup luas dan banyak tutupan awannya. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa *machine learning* yang terbaik dalam memetakan mangrove di Kabupaten Kubu Raya adalah CART, lalu diikuti *Random Forest*. Hasil pemetaan memiliki akurasi kappa yang baik walaupun masih terdapat misklasifikasi sehingga perlu dilakukan sentuhan manual seperti interpretasi visual.

DAFTAR PUSTAKA

- Arfan, A. (2015). Discrimination of Mangrove Ecosystem Objects on the Visible Spectrum Using Spectroradiometer HR-1024. *Forum Geografi* (Vol. 29, No. 1).
- Arjasakusuma, S., Kusuma, S. S., Saringatin, S., Wicaksono, P., Mutaqin, B. W., & Rafif, R. (2021). Shoreline Dynamics in East Java Province, Indonesia, from 2000 to 2019 Us-

- ing Multi-Sensor Remote Sensing Data. *Land*, 10(2), 100.
- Awaliyan, M. R., & Sulistioadi, Y. B. (2018). Klasifikasi Penutupan Lahan Pada Citra Satelit Sentinel-2A Dengan Metode Tree Algorithm. ULIN: Jurnal Hutan Tropis, 2(2).
- Bunting, P., Rosenqvist, A., Lucas, R. M., Rebelo, L. M., Hilarides, L., Thomas, N., ... & Finlayson, C. M. (2018). The global mangrove watch—a new 2010 global baseline of mangrove extent. *Remote Sensing*, 10(10), 1669.
- Congalton, R. G. (2001). Accuracy assessment and validation of remotely sensed and other spatial information. *International Journal of Wildland Fire*, 10(4), 321-328.
- Danoedoro, P. (2012). Pengantar penginderaan jauh digital. Yogyakarta: Penerbit Andi
- Dong, D., Wang, C., Yan, J., He, Q., Zeng, J., & Wei, Z. (2020). Combing Sentinel-1 and Sentinel-2 image time series for invasive Spartina alterniflora mapping on Google Earth Engine: a case study in Zhangjiang Estuary. *Journal of Applied Remote Sensing*, 14(4), 044504.
- Estes J. (1992). Remote sensing and GIS Integration: Research Needs, Status and Trends. ITC Journal (3)
- Farda, N. M. (2017). Multi-temporal land use mapping of coastal wetlands area using machine learning in Google earth engine. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 98, No. 1, p. 012042). IOP Publishing.
- Farda, N. M. (2020). *Image classification – Machine learning*. Diakses dari code.earthengine.google.com/?accept_repo=users/farda/EE03_pada_9_Juli_2020
- [Fariz, T. R., & Nurhidayati, E. \(2020\). Mapping Land Coverage in the Kapuas Watershed Using Machine Learning in Google Earth Engine. *Journal of Applied Geospatial Information*, 4\(2\), 390-395.](#)
- Gupta, K., Mukhopadhyay, A., Giri, S., Chanda, A., Majumdar, S. D., Samanta, S., ... & Hazra, S. (2018). An index for discrimination of mangroves from non-mangroves using LANDSAT 8 OLI imagery. *MethodsX*, 5, 1129-1139.
- Heriyanto, N. M., Subiandono, E. (2016). Peran biomass mangrove dalam menyimpan karbon di Kubu Raya, Kalimantan Barat. *Jurnal Analisis Kebijakan*, 13(1), 1-12.
- Kamal, M., Farda, N. M., Jamaluddin, I., Parela, A., Wikantika, K., Prasetyo, L. B., & Irawan, B. (2020). A preliminary study on machine learning and google earth engine for mangrove mapping. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 500, No. 1, p. 012038). IOP Publishing.
- Karlina, E., Kusmana, C., Marimin, M., & Bismark, M. (2016). Analisis keberlanjutan pengelolaan hutan lindung mangrove di Batu Ampar, Kabupaten Kubu Raya, Provinsi Kalimantan Barat. *Jurnal Analisis Kebijakan Kehutanan*, 13(3), 201-219
- Khakim, N., Putra, A. C. P., Widhaningtyas, T. U. (2018). Estimating mangrove forest density using gap fraction method and vegetation transformation indices approach. *Geoplanning: Journal of Geomatics and Planning*, 5(1), 35-42.
- Levick, S. R., Bae, S., Guderle, M., Singh, J., Luck, L. 2019. *Introduction to remote sensing of the environment*. Diakses dari geospatialecology.com pada 14 Juli 2020
- Maxwell, A. E., Warner, T. A., & Fang, F. (2018). Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review. *International Journal of Remote Sensing*, 39(9), 2784-2817.
- Mondal, P., Trzaska, S., & De Sherbinin, A. (2018). Landsat-derived estimates of mangrove extents in the Sierra Leone coastal landscape complex during 1990–2016. *Sensors*, 18(1), 12.
- Pardede, E. (2013). Mangrove untuk Mendukung Lingkungan Hidup, Keanekaragaman Hayati dan Ketahanan Pangan. *Prosiding Seminar Nasional Peranan Pers Pada Pembangunan Pertanian Berwawasan Lingkungan Mendukung Kedaulatan Pangan Berkelaanjutan*.
- Patel, H. H., Prajapati, P. (2018). Study and analysis of decision tree based classification algorithms. *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, 6(10), 74-78.
- Pontius Jr, R. G., Millones, M. (2011). Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 32(15), 4407-4429.
- Rahadian, A., Prasetyo, L. B., Setiawan, Y., & Wikantika, K. (2019). Tinjauan historis data dan informasi luas mangrove Indonesia. *Media Konservasi*, 24(2), 163-178.
- Ratnasari., Fahrizal., Dirhamsyah, M. (2017). Pemanfaatan vegetasi mangrove di Pulau Padang Tikar Kecamatan Batu Ampar Kabupaten Kubu Raya. *Tengkawang: Jurnal Ilmu Kehutanan*, 7(2).
- Saprudin, S., & Halidah, H. (2012). Potensi dan Nilai Manfaat Jasa Lingkungan Hutan Mangrove Di Kabupaten Sinjai Sulawesi Selatan. *Jurnal Penelitian Hutan Dan Konservasi Alam*, 9(3), 213-219.
- Shelestov, A., Lavreniuk, M., Kussul, N., Novikov, A., & Skakun, S. (2017). Exploring Google Earth Engine platform for big data processing: Classification of multi-temporal satellite imagery for crop mapping. *frontiers in Earth Science*, 5, 17.
- Shih, H. C., Stow, D. A., & Tsai, Y. H. (2019). Guidance on and comparison of machine learning classifiers for Landsat-based land cover and land use mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 40(4), 1248-1274.
- Story, M., & Congalton, R. G. (1986). Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogrammetric Engineering and remote sensing*, 52(3), 397-399.
- Talukdar, S., Singha, P., Mahato, S., Pal, S., Liou, Y. A., & Rahman, A. (2020). Land-Use Land-Cover Classification by Machine Learning Classifiers for Satellite Observations—A Review. *Remote Sensing*, 12(7), 1135.

Tamiminia, H., Salehi, B., Mahdianpari, M., Quackenbush, L., Adeli, S., & Brisco, B. (2020). Google Earth Engine for geo-big data applications: A

meta-analysis and systematic review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 164, 152-170.