

KLASIFIKASI TUTUPAN LAHAN DATA LANDSAT-8 OLI MENGGUNAKAN METODE *RANDOM FOREST*

Zulfajri^{a,*}, Projo Danoedoro^a, Sigit Heru Murti^a

^aS2 Penginderaan Jauh, Universitas Gadjah Mada, Sekip Utara Jl. Kaliurang, Bulaksumur, Yogyakarta, Indonesia, 55281.

* Korespondensi Penulis, E-mail: zulfajri24@gmail.com



Dikirim: 24 Nov 2020;
Diterima: 5 Jan 2021;
Diterbitkan: 28 Feb 2021.

Abstrak. Informasi penggunaan dan tutupan lahan terbaru sangat diperlukan dalam perencanaan pembangunan wilayah dan pemantauan lingkungan. Salah satu cara untuk memperoleh informasi tersebut yaitu melalui pengolahan data citra satelit penginderaan jauh. Citra Landsat-8 OLI merupakan salah satu citra satelit penginderaan jauh yang mempunyai resolusi spasial multispektral 30 m dan resolusi temporal 16 hari. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi tutupan lahan di sebagian wilayah Kabupaten Pidie menggunakan metode *random forest* berdasarkan citra Landsat-8 OLI dan menghitung nilai akurasi dari hasil klasifikasi tersebut. Ekstraksi informasi tutupan lahan dilakukan dengan menggunakan metode *random forest* dengan proporsi 70% untuk data training dan 30% untuk data testing. Kemudian uji akurasi dari hasil klasifikasi yang dilakukan menggunakan metode *confusion matrix*. Hasil pemetaan tutupan lahan di sebagian wilayah Kabupaten Pidie menunjukkan bawah kelas tutupan lahan sawah mendominasi daerah penelitian dengan luas sebesar 22.598,20 ha (29,22% dari total luas daerah penelitian). Hasil klasifikasi tutupan lahan menghasilkan nilai akurasi keseluruhan sebesar 89,53% dan nilai kappa 0,91.

Kata kunci: Landsat-8 OLI, penutup lahan; random forest.

Land Cover Classification of Landsat-8 OLI Data Using Random Forest Method

Abstract. The latest information of land cover and land use is needed in regional development planning and environmental monitoring. One of the method to obtain this information is through remote sensing satellite image data processing. Landsat-8 OLI is one of the remote sensing satellite images with a multispectral spatial resolution of 30 m and a temporal resolution of 16 days. This study aims to classify the land cover in most areas of Pidie Regency using the random forest method based on Landsat-8 OLI imagery and to calculate the accuracy level of classification results. Information extraction of land cover was carried out using the random forest method with a proportion of 70% for training data and 30% for testing data. Then the accuracy assessment of the classification results uses confusion matrix method. The results of land cover mapping in most areas of Pidie Regency show that the land cover class of rice fields dominates the study location with an area of 22,598.20 ha (29.22% of the total study area). The results of the land cover classification showed an overall accuracy value of 89.53% and a kappa value of 0.91.

Keywords: Landsat-8; land cover; random forest.

I. PENDAHULUAN

Informasi penggunaan dan tutupan lahan terbaru sangat diperlukan dalam perencanaan pembangunan wilayah dan pemantauan lingkungan. Saat ini, sejumlah metode komputasi statistik telah dikembangkan untuk mengekstrak informasi tutupan dan penggunaan lahan secara digital dari citra penginderaan jauh, salah satunya adalah *random forest* (RF). Breiman mengembangkan algoritma/metode RF pada tahun 2001 untuk klasifikasi dan klusterisasi [1]. RF merupakan salah satu algoritma klasifikasi non-parametrik [2], yaitu algoritma statistik yang sama sekali tidak mengambil parameter apa-apa dari daerah sampel yang telah ditentukan [3]. *Non-parametrik classifier* telah menjadi pendekatan yang penting untuk mengklasifikasi data-data yang berasal dari berbagai sumber, salah satunya adalah metode klasifikasi RF yang merupakan pengembangan dari metode tunggal *decision tree* (DT) [2]. RF merupakan sebuah metode klasifikasi yang mengandung beberapa pohon keputusan [4]. Dimana di setiap *tree* melakukan *training* terhadap sampel data. Penentuan kelas dilakukan berdasarkan jumlah *vote* dari setiap *tree* [2]. Setiap pohon melakukan klasifikasi [1].

RF adalah algoritma pembelajaran yang didasarkan pada ansambel pembelajaran dari pohon keputusan yang terdiri dari sejumlah besar pohon; untuk setiap pohon keputusan, sampel *bootstrap* individu diambil dari kumpulan data asli dengan pengambilan sampel dengan penggantian. [5]. RF didasarkan pada pengklasifikasian pohon. Untuk mengklasifikasikan vektor fitur baru, vektor input diklasifikasikan dengan setiap pohon di hutan. Setiap pohon memberikan klasifikasi dan memberikan suara (*vote*) untuk kelas tersebut. Hutan memilih klasifikasi yang memiliki suara terbanyak dari semua pohon di hutan [1]. Metode RF telah banyak diterapkan dalam klasifikasi data citra penginderaan jauh karena ketidakepekaannya terhadap data *noise* dan *training* yang berlebihan serta kinerjanya yang baik [6]. Algoritma ini semakin banyak diterapkan pada klasifikasi citra satelit dan foto udara dan pembuatan kumpulan data lapangan yang berkelanjutan, seperti persentase tutupan pohon, tutupan lahan dan biomassa [7].

Ketika melakukan klasifikasi, data dibagi (*splitting*) menjadi data *train* dan data *test* dengan proporsi 70% untuk data *training* dan 30% untuk data *testing* atau 75% untuk data *training* dan 25% untuk data *testing* [5]. Beberapa studi membuktikan RF adalah metode potensial untuk memetakan tutupan lahan dibandingkan dengan metode konvensional [8]. Beberapa keunggulan dari metode RF, di antaranya non-parametrik, mampu menggunakan set data kontinu dan kategorik dan tidak sensitif terhadap *over-fitting* [7].

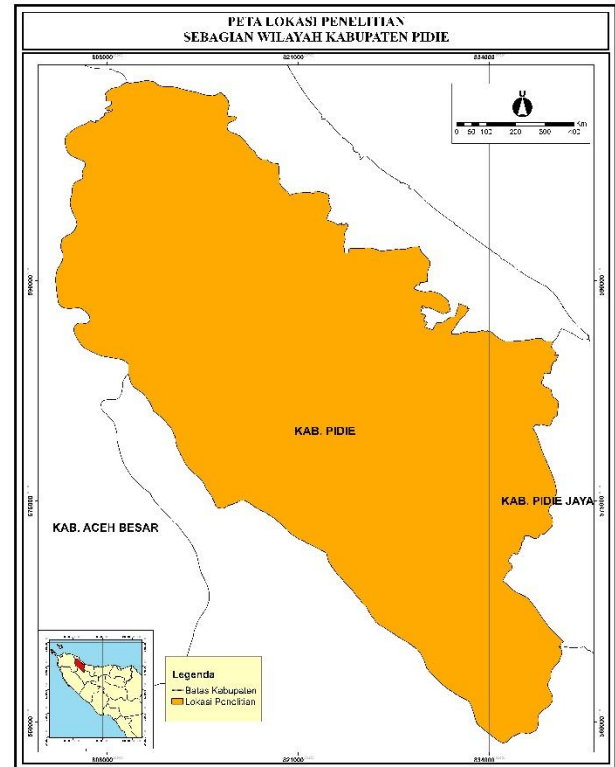
Penelitian ini menggunakan data citra Landsat-8 OLI untuk mendapatkan informasi tutupan lahan menggunakan

metode RF di sebagian wilayah Kabupaten Pidie. Citra Landsat-8 OLI dipilih karena mempunyai saluran tampak (merah, hijau dan biru) dan saluran inframerah (inframerah dekat dan inframerah jauh). Pemilihan saluran-saluran tersebut sangat mendukung dalam mendeteksi tutupan lahan karena mempunyai nilai pantulan spektral yang tinggi. Citra Landsat-8 OLI cukup baik digunakan dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasi areal sawah dan menguji keakuratannya [9]. Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan klasifikasi tutupan lahan menggunakan metode *random forest* berdasarkan citra Landsat-8 OLI dan menghitung nilai akurasi dari hasil klasifikasi tersebut.

II. METODOLOGI

2.1 Lokasi Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Kabupaten Pidie Provinsi Aceh yang terletak pada 04,30°-04,60° Lintang Utara dan 95,75°-96,20° Bujur Timur. Daerah penelitian tidak meliputi seluruh wilayah administrasi tetapi hanya mencakup sebagian wilayah di Kabupaten Pidie dengan luas 773,32 Km². Berikut merupakan lokasi yang dipilih sebagai daerah penelitian, yaitu: Kecamatan Padang Tiji, Grong-Grong, Peukan Baro, Indra Jaya, Delima, Mila, Mutiara, Mutiara Timur, Geulumpang Tiga, Geulumpang Baro, Tiro/Trusep, Sakti, Titeu dan Keumala. Lokasi penelitian disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Lokasi Penelitian Sebagian Wilayah Kabupaten Pidie

2.2 Data

Data penelitian yang digunakan yaitu citra Landsat-8 OLI level koreksi L1TP (*terrain precision correction*) perekaman tanggal 21 Mei 2019 *Path 131, Row 56* yang didapatkan dari USGS (earthexplorer.usgs.gov) dan peta batas administrasi Kabupaten Pidie sebagai batas lokasi penelitian yang didapatkan dari Ina-Geoportal Badan Informasi Geospasial (BIG).

2.3. Tahapan Pengolahan Data

A. Pengolahan Awal Citra Landsat 8 OLI

Diagram alir penelitian ditampilkan pada Gambar 2. Pemrosesan citra Landsat-8 OLI dalam penelitian ini diawali dengan melakukan koreksi radiometrik, meliputi kalibrasi radiometrik dan koreksi atmosferik menggunakan metode *dark object subtraction* (DOS). Objek benda hitam yang dipilih adalah objek tubuh air yang diasumsikan tidak memiliki nilai pantulan balik pada spektrum panjang gelombang inframerah.

Formula koreksi *digital number* (DN) to *radiance*

$$L\lambda = M_L * Q_{cal} + A_L \dots\dots I$$

Keterangan:

$L\lambda$: Radian spektral ($W/(m^2 * sr * \mu m)$)

M_L : (*Radiance_Mult_Band_X*)

A_L : (*Radiance_Add_Band_X*)

Q_{cal} : Piksel value (DN)

Formula koreksi TOA *Reflectance*

$$\rho\lambda' = M_p * Q_{cal} + A_p \dots\dots II$$

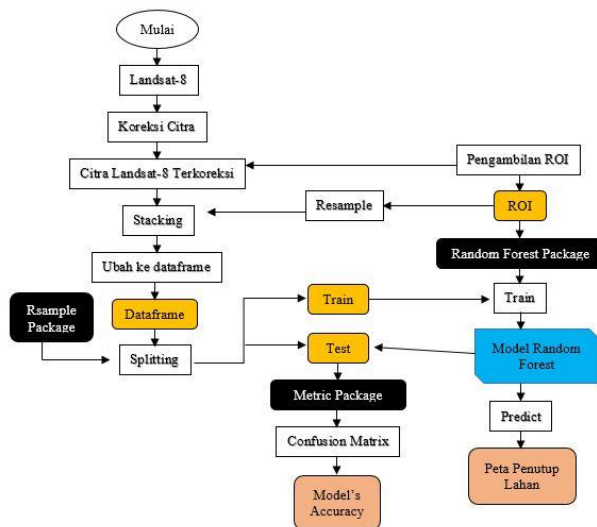
Keterangan:

$\rho\lambda'$: TOA tanpa koreksi sudut matahari

M_p : (*Reflectance_Mult_Band_X*)

A_p : (*Reflectance_Add_Band_X*)

Q_{cal} : DN pada setiap piksel



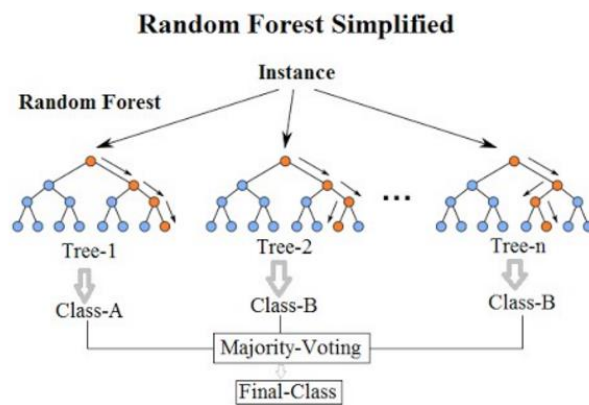
Gambar 2. Diagram Alir Penelitian

B. Penentuan Training Area

Sebelum menjalankan *machine learning random forest* di R-Studio, disiapkan terlebih dahulu data *training area*-nya yang dilakukan pada *software* lain, karena pada *software* R-Studio tidak mengakomodasikan proses digitasi. Kemudian data *training area* tersebut dirasterkan. Penentuan dan pemilihan *training area* atau *region of interest* (ROI) dilakukan dengan tujuan untuk mengambil informasi statistik kelas-kelas tutupan lahan. Pengambilan informasi statistik tersebut dilakukan dengan cara mengambil contoh-contoh piksel dari setiap kelas tutupan lahan dan ditentukan lokasinya pada citra komposit. Pengambilan ROI dilakukan pada *software* ENVI 5.3.

C. Klasifikasi Random Forest

Klasifikasi tutupan lahan dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode *random forest*. Dalam metode RF ini menghasilkan banyak *tree* yang digunakan sebagai dasar *majority vote* (*bagging ensemble method*). *Majority vote* ini digunakan untuk menentukan kelas label di *output*. Keunggulan dari RF adalah sangat efektif dalam menghadapi masalah *overfitting*, karena *tree* atau *classified* yang dihasilkan oleh RF ini dilakukan/dipetakan secara *random* sehingga tidak akan terpengaruh oleh *overfitting*. Proses klasifikasi dilakukan pada *software* R-Studio versi 1.2.5042.



Gambar 3. Konsep sederhana dari *random forest*
 Sumber: <https://medium.com/@williamkoehrsen/random-forest-simple-explanation-377895a60d2d>.

Ketika menginput data, RF akan membuat *subset* dari data tersebut sebanyak iterasi yang dilakukan. *Subset* pertama akan membuat *tree* sendiri (*tree* pertama), *subset* kedua membuat *tree* kedua, dan seterusnya berdasarkan iterasi yang dilakukan. *Tree* tersebut akan menghasilkan kelas-kelas tersendiri (*class A, class B*) dan akan di-*voting* menggunakan *Majority-Voting* sehingga menghasilkan *Final-Class*. Gambar 3 menunjukkan alur kerja algoritma *random forest*.

Dalam penelitian ini menggunakan *package* “*raster, rsample, randomForest dan caret*” yang diinstal dari *repository (CRAN)*. Ketika proses klasifikasi, data dibagi (*splitting*) menjadi data *train* dan data *test* dengan proporsi 70% untuk data *training* dan 30% untuk data *testing*. Keluaran akhir (*output*) dari proses ini adalah peta penutup lahan. Kemudian hasil dari klasifikasi penutup lahan ini menjadi dasar dalam pembuatan peta tutupan lahan eksisting tahun 2019. Klasifikasi tutupan lahan ini mengacu pada SNI-7645-1-2014 [10] dan dimodifikasi berdasarkan tutupan lahan di lokasi penelitian.

Pengenalan tutupan lahan dalam penelitian ini menggunakan pendekatan ekologi bentanglahan, yaitu perpaduan (*matching*) antara bentuklahan dengan penutup lahan. Hubungan antara bentuklahan dengan penutup lahan ini diwujudkan dalam tabel dua dimensi, dimana pada bagian baris diisikan bentuklahan dan pada bagian kolom diisikan penutup lahan. Kemudian pada setiap pertemuan antara bentuklahan dengan penutup lahan diisikan dengan tutupan lahan eksisting yang muncul akibat hubungan dari keduanya. Hal ini dilakukan untuk memperoleh informasi tutupan lahan yang benar dan akurasi yang tinggi. Rendahnya keakuratan hasil klasifikasi penutup dan penggunaan lahan dengan data penginderaan jauh secara digital adalah karena kurangnya informasi yang diperlukan untuk membedakan obyek/lahan yang satu dengan yang lainnya. Dengan demikian untuk meningkatkan akurasi hasil klasifikasi tersebut, diperlukan penggunaan informasi spasial, karena semakin banyak informasi penginderaan jauh yang dipergunakan, akurasinya juga semakin meningkat [11].

D. Penentuan Sampel dan Kegiatan Lapangan

Pengumpulan data lapangan dilakukan untuk memastikan kebenaran kelas tutupan lahan yang telah diklasifikasi sebelumnya menggunakan metode RF berdasarkan citra Landsat-8 OLI. Penentuan sampel lapangan dilakukan dengan menggunakan metode *stratified random sampling* dengan strata berupa luas tutupan lahan. Terdapat 86 titik sampel lapangan yang digunakan untuk survei dan validasi hasil klasifikasi yang tersebar secara *random* dengan mewakili semua jenis tutupan lahan. Jumlah titik setiap kelas berbeda-beda, hal ini disesuaikan dengan luasan kelas dan karakteristik wilayahnya. Uji akurasi dari hasil klasifikasi tersebut menggunakan metode *confusion matrix*. Matriks kesalahan tersebut meliputi nilai akurasi dari *producer's accuracy, user's accuracy, omission, commission, overall accuracy* dan *kappa*. Standar ketelitian klasifikasi yang digunakan untuk menilai tingkat akurasi peta tutupan lahan tersebut adalah sebagai berikut: (1) Ketelitian klasifikasi dinyatakan layak jika nilainya 85-89%; (2) Ketelitian klasifikasi dinyatakan sedang jika nilainya 90-

94% dan (3) Ketelitian klasifikasi dinyatakan tinggi jika nilainya >95% [12].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi tutupan lahan dalam penelitian ini menggunakan metode RF yang dilakukan pada *software R-Studio*. Ketika melakukan proses klasifikasi, data dibagi (*splitting*) menjadi data *train* dan data *test* dengan proporsi 70% untuk data *training* dan 30% untuk data *testing*. Hasil *splitting* data menunjukkan bahwa data *test* terdiri dari 3.765 baris dan data *train* terdiri dari 8788 baris serta masing-masingnya terdiri dari 8 variabel.

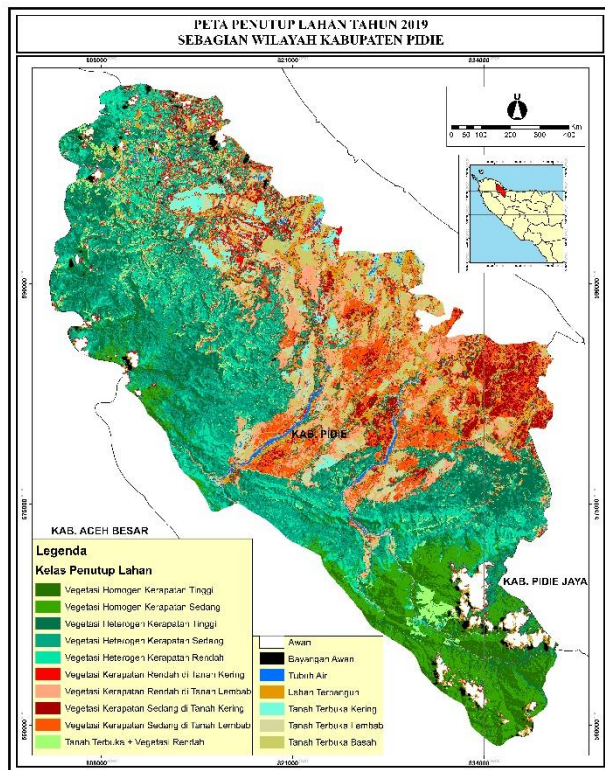
Hasil *running* data *model* (data *train*) dengan menggunakan *package* “*rf.model*”, model performanya menunjukkan bahwa data *train* dengan semua variabelnya melakukan iterasi sebanyak 500 kali yang menghasilkan 500 *tree* dan ketika membuat satu *node* menggunakan minimal 2 variabel. Performa dengan *confusion matrix* menunjukkan *error rate* sebesar 14,46%, yang berarti bahwa sekitar 85,54% hasil klasifikasi penutup lahan benar. Kemudian *confusion matrix* dari data *test*, menunjukkan nilai akurasinya sebesar 0,8538 (85%) dengan nilai *kappa* sebesar 0,84. Dengan demikian, hasil klasifikasi tersebut sudah layak untuk digunakan.

Berdasarkan hasil klasifikasi, terdapat 17 kelas penutup lahan yang diidentifikasi pada citra Landsat-8 OLI, yaitu tertutup awan (PL-1), bayangan awan (PL-2), tubuh air (PL-3), lahan terbangun (PL-4), tanah terbuka kering (PL-5), tanah terbuka lembab (PL-6), tanah terbuka basah (PL-7), vegetasi homogen kerapatan tinggi (PL-8), vegetasi homogen kerapatan sedang (PL-9), vegetasi heterogen kerapatan tinggi (PL-10), vegetasi heterogen kerapatan sedang (PL-11), vegetasi heterogen kerapatan rendah (PL-12), vegetasi kerapatan rendah di tanah kering (PL-13), vegetasi kerapatan rendah di tanah lembab (PL-14), vegetasi kerapatan sedang di tanah kering (PL-15), vegetasi kerapatan sedang di tanah lembab (PL-16) dan tanah terbuka+vegetasi rendah (PL-17).

Hasil pemetaan tutupan lahan 1 di sebagian wilayah Kabupaten Pidie berdasarkan klasifikasi multispektral menggunakan metode *random forest* pada citra Landsat-8 OLI menunjukkan bahwa kelas tutupan lahan vegetasi heterogen kerapatan sedang mendominasi daerah penelitian dengan luas 15.134,10 ha atau sekitar 19,57% dari total luas daerah penelitian. Kelas tutupan lahan selanjutnya adalah vegetasi heterogen kerapatan tinggi dengan luas 11.034,30,80 ha atau sekitar 14,27% dari total luas daerah penelitian. Selanjutnya kelas tutupan lahan vegetasi heterogen kerapatan rendah dengan luas 6.325,25 ha atau sekitar 8,18% dari total luas daerah penelitian. Hasil pemetaan tutupan lahan sebagian wilayah Kabupaten Pidie disajikan pada Tabel 1 dan Gambar 4.

Tabel 1. Luas Tutupan Lahan 1

No	Tutupan Lahan	Luas (ha)	Persentase (%)
1	PL-1	1.540,78	1,99
2	PL-2	470,20	0,61
3	PL-3	693,91	0,90
4	PL-4	4.763,72	6,16
5	PL-5	1.641,41	2,12
6	PL-6	4.498,55	5,82
7	PL-7	3.031,85	3,92
8	PL-8	3.833,07	4,96
9	PL-9	4.924,35	6,37
10	PL-10	11.034,30	14,27
11	PL-11	15.134,10	19,57
12	PL-12	6.325,25	8,18
13	PL-13	2.688,66	3,48
14	PL-14	4.978,02	6,44
15	PL-15	4.176,60	5,40
16	PL-16	5.237,97	6,77
17	PL-17	2.361,58	3,05
	Total	77.334,40	100

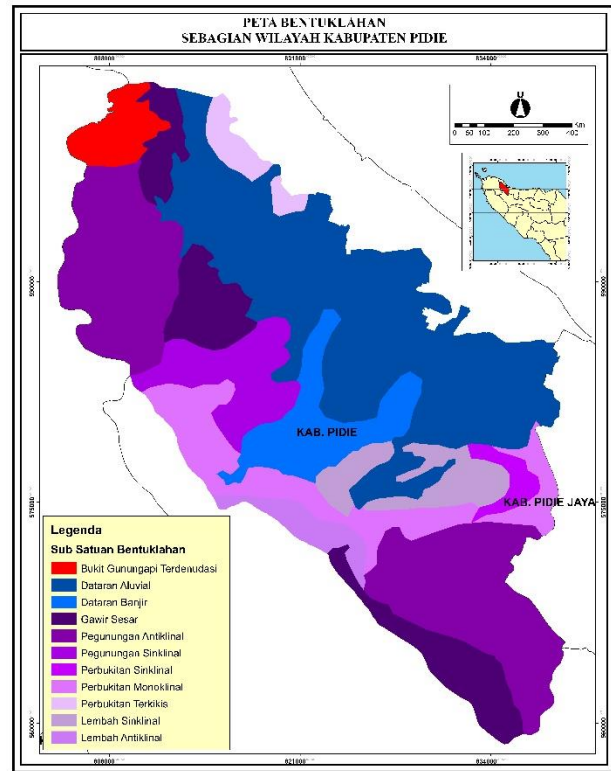


Gambar 4. Peta Tutupan Lahan 1

Hasil dari penyusunan peta tutupan lahan 1 menjadi dasar dalam pembuatan peta tutupan lahan 2 (tutupan lahan eksisting tahun 2019). Pengenalan tutupan lahan dalam penelitian ini menggunakan pendekatan ekologi bentanglahan yang dibuat berdasarkan perpaduan (*matching*) antara tutupan lahan 1 (Gambar 4) dengan

bentuklahan (Gambar 5). Hubungan antara bentuklahan dengan tutupan lahan 1 diwujudkan dalam Gambar 6.

Berdasarkan hasil analisis tersebut menghasilkan 10 kelas tutupan lahan (peta tutupan lahan 2), yaitu: tutupan awan, bayangan awan, permukiman, sawah, ladang/tegalan, lahan terbuka, kebun campuran, semak-belukar, hutan dan sungai (tubuh air). Hasil penyusunan peta tutupan lahan eksisting di sebagian wilayah Kabupaten Pidie disajikan pada Tabel 2 dan Gambar 6.



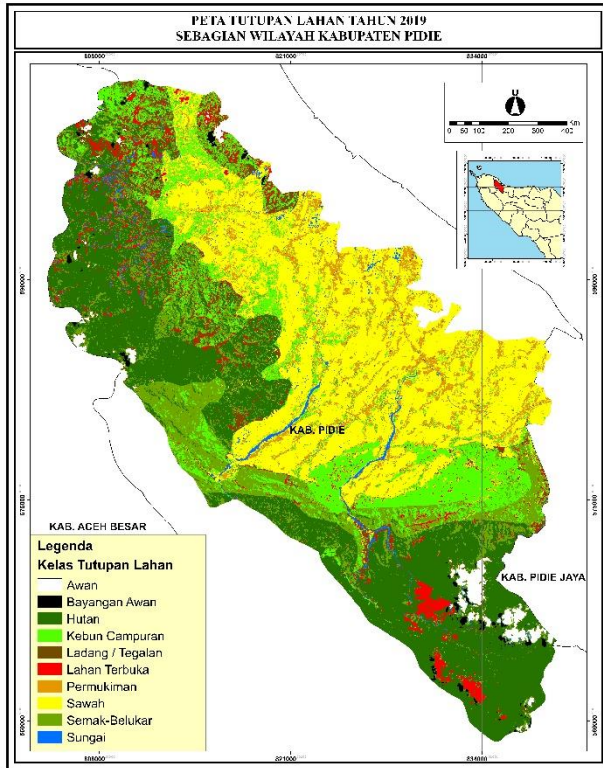
Gambar 5. Peta Bentuklahan

Tabel 2. Luas Tutupan Lahan 2 (Eksisting)

No	Tutupan Lahan	Luas (ha)	Persentase (%)
1	Tutupan Awan	1.212,76	1,57
2	Bayangan Awan	437,21	0,56
3	Hutan	21.778,90	28,16
4	Kebun Campuran	9.713,41	12,56
5	Ladang / Tegalan	2.268,93	2,93
6	Lahan Terbuka	2.848,63	3,68
7	Permukiman	4.045,90	5,23
8	Sawah	22.598,20	29,22
9	Semak-Belukar	11.356,70	14,68
10	Sungai	1.073,75	1,39
	Total	77.334,39	100

Pada Tabel 2. menunjukkan bahwa lahan sawah mendominasi tutupan lahan di lokasi penelitian dengan luas sebesar 22.598,20 ha (29,22% dari total luas daerah penelitian). Kemudian disusul oleh tutupan lahan hutan

seluas 21.778,90 ha (28,16% dari total luas daerah penelitian). Selanjutnya semak-belukar dengan luas 11.356,70 ha (14,68%), kebun campuran dengan luas 9.713,41 ha (12,56%), permukiman dengan luas 4.045,90 ha (5,23%), lahan terbuka dengan luas 2.848,63 ha (3,68%), ladang/tegalan dengan luas 2.268,93 ha (2,93%) dan sungai/tubuh air dengan luas 1.073,75 ha (1,39%).



Gambar 6. Peta Tutupan Lahan Eksisting 2019

TABEL 3. CONFUSION MATRIX TUTUPAN LAHAN

Confusion Matrix	User	Comission	Producer	Omission
PL-1	0	-	-	-
PL-2	0	-	-	-
PL-3	100	0,00	92,31	7,69
PL-4	100	0,00	84,61	15,39
PL-5	100	0,00	100	0
PL-6	100	0,00	83,33	16,67
PL-7	100	0,00	100	0
PL-8	95,65	4,35	86,96	13,04
PL-9	100	0,00	90	10
PL-10	85,71	14,29	85,71	14,29
Overall Accuracy	89,53			
Kappa	0,91			

Confusion matrix pada Tabel 3 ini merupakan perbandingan antara tutupan lahan hasil klasifikasi berdasarkan citra Landsat-8 OLI menggunakan metode *random forest* (RF) dengan tutupan/penggunaan lahan di lapangan. Hasil uji akurasi peta tutupan lahan menggunakan metode *confusion matrix* (Tabel 3) menunjukkan nilai akurasi keseluruhan (*overall accuracy*) sebesar 89,53%, yang berarti bahwa 89,53% piksel yang ada pada hasil klasifikasi terklasifikasi dengan benar. Kemudian nilai indeks kappa adalah sebesar 0,91 (91%), yang berarti bahwa hasil klasifikasi tersebut mampu menghindari 91% kesalahan yang akan muncul pada klasifikasi acak. Jika kita lihat berdasarkan standar yang digunakan dalam penelitian ini, maka nilai akurasi tersebut masuk dalam kategori layak dengan rentang nilai akurasi 85% - 89%. Suatu hasil interpretasi layak digunakan keperluan analisis jika tingkat ketelitiannya mencapai minimal 80-85% [13]. Dengan demikian, peta tutupan lahan yang dihasilkan dari metode RF ini sudah layak untuk digunakan. *Confusion matrix* dari masing-masing tutupan lahan secara lengkap disajikan pada Tabel 3.

IV. KESIMPULAN

Citra Landsat-8 OLI yang digunakan dalam penelitian ini memiliki level koreksi L1TP (*terrain precision correction*) dengan tutupan awan (*cloud cover*) sebesar 13,65%. Citra Landsat-8 OLI mempunyai keterbatasan ketika tertutup awan. Tutupan awan tersebut berpengaruh terhadap kualitas citra dan hasil klasifikasi yang akan diperoleh, sehingga diperlukan ketelitian dalam pemilihan dan penentuan *training area* (ROI). Hasil klasifikasi tutupan lahan menggunakan metode *random forest* (RF) menunjukkan nilai akurasi keseluruhan (*overall accuracy*) sebesar 89,53% dan nilai kappa sebesar 0,91. Nilai akurasi tersebut masuk dalam kategori layak dan hasil klasifikasinya dapat digunakan untuk keperluan lainnya. Keunggulan dari metode RF ini adalah sangat efektif dalam menghadapi problem *overfitting*, karena *tree* atau *classified* yang dihasilkan, dilakukan secara *random*.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terimakasih kepada Bappeda Kabupaten Pidie, USGS (<https://earthexplorer.usgs.gov/>) dan Ina-Geoportal Badan Informasi Geospasial selaku penyedia data untuk penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Lowe and A. Kulkarni, "Multispectral Image Analysis Using Random Forest," *Int. J. Soft Comput.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–14, 2015, doi: 10.5121/ijsc.2015.6101.
- [2] K. A. Sambodo, M. I. Rahayu, N. Indriasari, and

- M. Natsir, "Klasifikasi Hutan-Non Hutan Data Alos Palsar Menggunakan Metode Random Forest," in *Prosiding Seminar Nasional Penginderaan Jauh 2014*, 2014, pp. 120–127.
- [3] Syamani, "Komparasi Algoritma Non-Parametrik k-Nearest Neighbour Classifier Menggunakan Euclidean Distance dan Manhattan Distance untuk Klasifikasi Multispektral Tutupan Lahan," in *Pertemuan Ilmiah Tahunan XVII (PIT XVII), Seminar dan Pameran dengan Tema "Kebijakan dan Trend Teknologi Penginderaan Jauh dalam Pengelolaan Sumber Daya Alam dan Lingkungan*, 2008, pp. 1–15.
- [4] L. Breiman, "Random forests," *Mach. Learn.*, vol. 45, pp. 5–32, 2001, doi: 10.1201/9780429469275-8.
- [5] H. Santoso, H. Tani, and X. Wang, "Random Forest Classification Model of Basal Stem Rot Disease Caused by Ganoderma Boninense in Oil Palm Plantations," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 38, no. 16, pp. 4683–4699, 2017, doi: 10.1080/01431161.2017.1331474.
- [6] P. O. Gislason, J. A. Benediktsson, and J. R. Sveinsson, "Random Forests for Land Cover Classification," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 27, no. 4, pp. 294–300, 2006, doi: 10.1016/j.patrec.2005.08.011.
- [7] N. Horning, "Random Forests: An algorithm for image classification and generation of continuous fields data sets," *Int. Conf. Geoinformatics Spat. Infrastruct. Dev. Earth Allied Sci. 2010*, pp. 1–6, 2010.
- [8] H. T. T. Nguyen, T. M. Doan, and V. Radeloff, "Applying Random Forest classification to map Land use/Land cover using Landsat 8 OLI," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. - ISPRS Arch.*, vol. 42, no. 3W4, pp. 363–367, 2018, doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-3-W4-363-2018.
- [9] H. Noviar and W. K. Harsanugraha, "Akurasi Klasifikasi Areal Tanaman Padi Berdasarkan Fase Menggunakan Data Landsat 8, Studi Kasus Di Pangkajene Kepulauan, Sulawesi Selatan," in *Pemanfaatan Data Penginderaan Jauh untuk Pertanian dan Kehutanan*, Bogor: IPB Press, 2017, pp. 1–16.
- [10] Badan Standardisasi Nasional, "Klasifikasi Penutup Lahan - Bagian 1 : Skala Kecil dan Menengah," Jakarta, 2014.
- [11] D. Kushardono, "Klasifikasi Penutup/Penggunaan Lahan Dengan Data Satelit Penginderaan Jauh Hiperspektral (Hyperion) Menggunakan Metode Neural Network Tiruan," *J. Penginderaan Jauh dan Pengolah. Data Citra Digit.*, vol. 13, no. 2, pp. 85–96, 2017, doi: 10.30536/j.pjpdcd.2016.v13.a2516.
- [12] S. H. M. B. Santoso, "Pemodelan Spasial untuk Estimasi Produksi Padi dan Tembakau Berdasarkan Citra Multiresolusi," Universitas Gadjah Mada, 2014.
- [13] R. M. McCoy, *Field Methods in Remote Sensing*. New York: The Guilford Press, 2005.