

Klasifikasi Habitat Benthik Berdasarkan Citra Sentinel-2 di Kepulauan Kei, Maluku Tenggara

(Benthic Habitat Classification Based on Sentinel-2 Imagery in Kei Islands, Southeast Maluku)

La Ode Alifatri*, Bayu Prayudha, Kasih Anggraini

(Diterima Agustus 2020/Disetujui Mei 2022)

ABSTRAK

Klasifikasi citra telah lama digunakan untuk menganalisis data penginderaan jauh. Model algoritma yang diterapkan dalam proses klasifikasi dapat memengaruhi hasil interpretasi habitat benthik di perairan dangkal. Penelitian ini bertujuan menentukan model algoritma klasifikasi yang terbaik dalam memetakan tutupan habitat benthik melalui citra satelit Sentinel-2. Metode klasifikasi untuk memetakan habitat benthik dalam penelitian ini menggunakan tiga model algoritma: *Maximum Likelihood Classification* (MLC), *Minimum Distance Classification* (MDC), dan *Mahalanobis Distance Classification* (MaDC). Jenis habitat benthik diekstraksi dengan koreksi Lyzenga dan diklasifikasi ke dalam tiga kategori, yaitu karang, lamun, dan pasir. Hasilnya menunjukkan bahwa penerapan ketiga model algoritma pada pemetaan habitat benthik menghasilkan nilai akurasi yang tidak berbeda nyata pada selang kepercayaan 95%. Namun, dari ketiga algoritma tersebut, algoritma MaDC memberikan keakuratan menyeluruh yang lebih baik (78,35%) daripada algoritma MDC (74,45%) dan algoritma MLC (74,33%). Hal tersebut menunjukkan bahwa model algoritma MaDC dapat dijadikan acuan dalam memetakan tutupan habitat benthik di Kepulauan Kei. Namun, model ini perlu terus dikaji dan dibandingkan dengan model algoritma lain di lokasi yang berbeda.

Kata kunci: benthik, Kepulauan Kei, klasifikasi habitat, sentinel

ABSTRACT

Imagery classification has long been used in analyzing remote sensing data. The use of the classification algorithm model can affect the results in interpreting benthic habitats in shallow water. This study aimed to determine the best classification algorithm model for mapping benthic habitat cover through Sentinel-2 satellite imagery. Three algorithm models were employed: *Maximum Likelihood Classification* (MLC), *Minimum Distance Classification* (MDC), and *Mahalanobis Distance Classification* (MaDC). The benthic habitat types were extracted using Lyzenga correction, giving three categories: coral, seagrass, and sand. The results showed that the application algorithm models of the MLC, MDC, and MaDC on the benthic habitat mapping resulted in an accuracy value that was not significantly different at the 95% confidence interval. However, of the three algorithms used, the MaDC algorithm provides the best results in overall accuracy (78.35%) than the MDC (74.45%) and the MLC (74.33%). It shows that the MaDC algorithm can be referred to as the mapped benthic habitat cover in the Kei Islands. However, this algorithm model needs to be continuously studied and compared to other models in other locations.

Keywords: benthic, habitat classification, Kei Islands, sentinel

PENDAHULUAN

Informasi habitat benthik secara spasial dan temporal dapat diketahui melalui pemetaan perairan dangkal dengan menggunakan teknologi penginderaan jauh yang memanfaatkan berbagai sensor optik dari berbagai resolusi spasial, mulai dari resolusi rendah, sedang, dan tinggi (Dekker *et al.* 2005; Hedley *et al.* 2009; Yang *et al.* 2009). Teknologi satelit penginderaan jauh dalam menyediakan informasi secara spasial telah banyak dimanfaatkan dan yang

sampai saat ini terus berkembang. Penelitian terkait pemanfaatan teknologi penginderaan jauh khususnya pada penyediaan informasi spasial habitat benthik perairan dangkal telah banyak dilakukan (Andréfouët *et al.* 2003; Wahidin *et al.* 2015; Hafizt *et al.* 2017a; Hafizt *et al.* 2016b; Mastu *et al.* 2018; Prabowo *et al.* 2018; Firmansyah *et al.* 2019; Aldin *et al.* 2020; Ilyas *et al.* 2020; Siregar *et al.* 2020). Pemetaan habitat benthik di perairan dangkal dengan teknologi penginderaan jauh memerlukan sebuah informasi mengenai model klasifikasi untuk mengurangi kesalahan atau efek yang ditimbulkan oleh perekaman citra satelit. Model klasifikasi dapat diinformasikan melalui tahap pemrosesan citra yang terdiri atas koreksi dan klasifikasi citra. Hingga saat ini tahap tersebut telah berkembang khususnya dari penggunaan algoritma

Pusat Penelitian Oseanografi, Lembaga Ilmu Pengetahuan Indonesia, Jl. Pasir Putih I, Ancol Timur, Jakarta 14430

* Penulis Korespondensi:

Email: p2oalifatri@gmail.com

klasifikasi, mulai yang menggunakan algoritma piksel menjadi klasifikasi citra yang berbasis objek (Danoedoro 2012).

Teknik klasifikasi citra berbasis piksel perlu melewati tahap koreksi kolom air yang menggunakan persamaan Lyzenga (Green *et al.* 2000). Penerapan koreksi kolom air ini dinilai dapat meningkatkan akurasi peta habitat bentik (Hafizt & Danoedoro 2015; Green *et al.* 2000). Budhiman *et al.* (2013) menjelaskan bahwa koreksi kolom air mampu mengurangi kesalahan informasi yang diekstraksi dari substrat dasar perairan. Hasil penelitian Anggoro *et al.* (2020) melaporkan bahwa pemetaan habitat bentik perairan dangkal dengan Landsat-8 menggunakan metode *Maximum Likelihood Classification* (MLC) dan penerapan koreksi kolom air di Pulau Tikus menghasilkan tingkat akurasi 77% untuk 5 kelas. Adapun penelitian klasifikasi berbasis piksel dengan algoritma MLC, *Minimum Distance Classification* (MDC), *Mahalanobis Distance Classification* (MaDC), dan penerapan koreksi kolom air dengan citra Worldview-2 di Kepulauan Karimunjawa menghasilkan tingkat akurasi masing-masing 62,53%, 56,71%, dan 58,48% untuk empat kelas (Wicaksono *et al.* 2015). Akan tetapi, model algoritma klasifikasi berbasis piksel yang tepat masih perlu dikaji dengan karakteristik citra dan lingkungan yang berbeda agar mendapatkan hasil pemetaan yang lebih akurat dan optimum.

Pemetaan habitat bentik di Tual telah dilakukan, tetapi penelitian sebelumnya hanya menggunakan algoritma klasifikasi MLC dengan tingkat akurasi 66,3% (Fauzi *et al.* 2020). Sementara itu, Makailipessy dan Souisa (2015) hanya memetakan karakteristik substrat dasar perairan dangkal tanpa menggunakan algoritma klasifikasi dan tanpa menghitung tingkat akurasi. Berdasarkan informasi yang diuraikan ini, dapat dikatakan bahwa hasil klasifikasi citra sering

tidak konsisten, yang diduga karena kondisi lingkungan, perbedaan jenis satelit, dan algoritma yang digunakan. Tujuan penelitian ini adalah menentukan model algoritma klasifikasi berbasis piksel terbaik dalam memetakan tutupan habitat bentik melalui citra satelit Sentinel-2 pada area kajian di Kepulauan Kei.

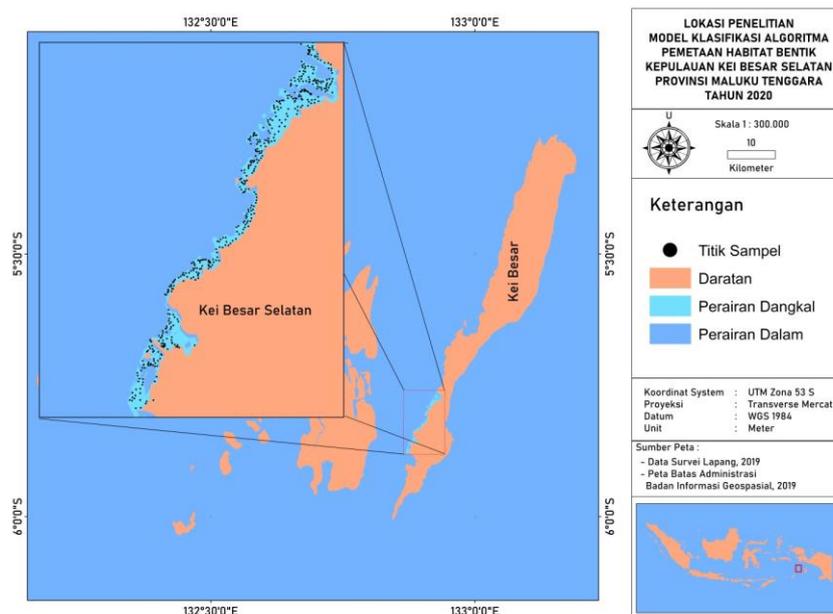
METODE PENELITIAN

Waktu dan Lokasi

Penelitian dilakukan di Kepulauan Kei Besar Selatan, Maluku Tenggara. Secara administratif, wilayah ini terletak pada 132°50'–132°57" BT dan 5°44'–6°01' LS yang secara geografis berbatasan langsung dengan Samudera Hindia dan Laut Arafura (Gambar 1). Lokasi kajian dipilih berdasarkan luas hamparan terumbu (*reef flat*) yang cukup representatif dipetakan melalui citra Sentinel-2, yaitu seluas 7,87 km². Penelitian lapangan (*survei/ground thruth*) dilaksanakan pada Oktober 2019.

Data

Data yang dikumpulkan pada penelitian ini terdiri atas dua tahap, yaitu pengumpulan data citra dan data lapangan. Data citra yang dikumpulkan ialah Sentinel-2, yang diperoleh melalui situs ESA Copernicus melalui (<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>). Citra satelit Sentinel-2 diakuisisi pada 4 Juli 2019 pada lembar perekaman 53 MKP. Citra Sentinel-2 yang diunduh dalam penelitian ini merupakan data Level 1C, yang telah terkoreksi secara geometrik. Sensor atau saluran citra yang digunakan adalah saluran sinar tampak (*visible*) dan inframerah dengan resolusi spasial 10 m, yaitu saluran 2 (biru), saluran 3 (hijau), saluran 4 (merah), dan saluran 8 (Inframerah). Ciri



Gambar 1 Peta lokasi penelitian di Kepulauan Kei Besar Selatan, Maluku Tenggara.

setiap saluran pada citra Sentinel-2 disajikan di Tabel 1.

Data lapangan dikumpulkan dengan mengamati langsung secara visual dan dikombinasikan dengan menggunakan teknik foto transek kuadrat (Roelfsema & Phinn 2008; Siregar 2010; Phinn *et al.* 2011). Sampel yang diambil berupa gambaran objek yang direkam dalam bentuk foto menggunakan kamera bawah air. Sampel habitat bentik yang terekam di setiap foto, selanjutnya diinterpretasikan dan dikelompokkan mengikuti sistem klasifikasi dari penelitian-penelitian sebelumnya (Mumby 1999; NOAA 2005; Wicaksono *et al.* 2013; Hafizt 2015). Komponen habitat bentik yang didapatkan digunakan sebagai dasar dalam pembentukan skema klasifikasi habitat bentik di lokasi penelitian. Data habitat bentik yang diambil sebanyak 475 titik pengamatan, kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu 136 titik sebagai acuan untuk proses klasifikasi citra dan 339 titik sisanya sebagai acuan untuk proses uji akurasi dari hasil klasifikasi citra.

Analisis Data

Analisis data meliputi analisis citra satelit, analisis model klasifikasi, dan analisis statistik (uji-Z), dengan perincian berikut.

Analisis Citra Satelit

Citra dianalisis menggunakan peranti lunak ENVI 5.1 dan QGIS 3.8.3. Analisis diawali dengan koreksi radiometri, komposit saluran, *masking*, dan *cropping* serta koreksi kolom perairan (DII).

Koreksi reflektans

Reflektans citra sentinel dikoreksi dengan metode koreksi *dark object subtraction* (DOS). Koreksi reflektans mengonversi nilai digital (DN) menjadi nilai energi. Proses selanjutnya, dari hasil koreksi reflektans diambil empat saluran, yaitu saluran 2 (biru), saluran 3 (merah), saluran 4 (hijau), dan saluran 8 (inframerah dekat). Reflektans dikoreksi menggunakan peranti lunak Quantum GIS (QGIS). Citra yang telah terkoreksi disimpan dalam format "tiff".

Komposit saluran

Komposit saluran dimaksudkan untuk mengkombinasikan beberapa saluran citra agar objek yang terekam pada citra semakin mudah dikenali dan dibedakan. Komposit citra mengacu pada komposisi pewarnaan RGB (Red-Green-Blue) seperti pada foto kamera berwarna. Pada analisis habitat dasar perairan laut dangkal, komposit yang digunakan adalah komposit warna *true color*, yaitu saluran biru-merah-hijau (Prayudha 2014).

Masking dan cropping

Masking dan *cropping* bertujuan menghilangkan efek wilayah daratan, perairan dalam, dan objek-objek lain yang tidak diperlukan dalam proses pengolahan citra lebih lanjut. *Masking* dilakukan dengan memanfaatkan kanal 4 (NIR). Kanal ini dipilih sebab respons spektral cukup kontras antara wilayah darat dan laut pada kanal tersebut. Citra yang telah terkoreksi kemudian digunakan sebagai input pada proses klasifikasi citra. Prayudha (2014) menyatakan bahwa *masking* dan *cropping* bertujuan membatasi area analisis citra. Pada analisis citra untuk habitat perairan laut dangkal perlu ada pemisahan daratan dan perairan agar proses analisisnya hanya pada wilayah perairan. Jika tidak dipisahkan, piksel citra yang berada di wilayah daratan akan mengganggu interpretasi citra pada proses berikutnya. Beberapa objek akan sulit dikenali karena adakalanya nilai piksel objek tertentu di daratan sama dengan nilai piksel objek tertentu di perairan. *Masking* dan *cropping* dapat dilakukan baik menggunakan batas ambang nilai piksel pada objek tertentu yang akan dianalisis secara digital maupun melalui proses digitisasi.

Koreksi Kolom Perairan (DII)

Koreksi kolom perairan bertujuan memperbaiki kualitas citra dengan cara mengurangi gangguan yang berada di kolom air seperti kedalaman perairan yang dapat memengaruhi nilai pantulan habitat/objek di dasar perairan. Semakin dalam perairan, semakin kecil nilai reflektans objek di setiap saluran tampak (Green *et al.* 2000).

Tabel 1 Karakteristik pita saluran citra Sentinel-2

Saluran	Panjang gelombang (µm)	Resolusi spasial (m)
Saluran 1 Coastal Aerosol	0,433–0,453	60
Saluran 2 Blue	0,458–0,523	10
Saluran 3 Green	0,543–0,578	10
Saluran 4 Red	0,650–0,680	10
Saluran 5 Red-edge 1	0,698–0,713	20
Saluran 6 Red-edge 2	0,733–0,748	20
Saluran 7 Red-edge 3	0,765–0,785	20
Saluran 8 Near Infrared (NIR)	0,785–0,900	10
Saluran 8A NIR narrow	0,855–0,875	20
Saluran 9 Water Vapour	0,930–0,950	60
Saluran 10 Cirrus	1,365–1,385	60
Saluran 11 SWIR 1	1,565–1,655	20
Saluran 12 SWIR 2	2,100–2,280	20

Sumber: ESA (2015).

Persamaan koreksi kolom air dalam penelitian ini dibentuk melalui saluran yang dibangun dari persamaan regresi linear sederhana antara kombinasi saluran tampak (log saluran biru, log saluran hijau, dan log saluran merah), dalam bentuk persamaan:

$$Y = a + bX \quad (1)$$

Keterangan:

- Y = Nilai ln reflektans saluran *i*
- a = Kemiringan
- b = Nilai DII
- X = Nilai ln reflektans saluran *j*

Nilai kemiringan pada regresi linear sederhana sama dengan nilai nisbah pelemahan kolom air (Ki/Kj) yang sebelumnya dibangun oleh Lyzenga (Lyzenga 1981; Green *et al.* 2000). Maka, persamaan koreksi kolom air dapat diturunkan menjadi persamaan berikut:

$$\frac{k_i}{k_j} = \alpha + \sqrt{(\alpha^2 + 1)} \quad (2)$$

$$\alpha = \frac{\sigma_{ii} - \sigma_{ij}}{2\sigma_{ij}} \quad (3)$$

$$DII = \ln(L_i) - [(\frac{k_i}{k_j}) \cdot \ln(L_j)] \quad (4)$$

Keterangan:

- DII = Indeks invarian kedalaman
- $\sigma_{ii, jj}$ = Varian kanal *i*, atau kanal *j*
- σ_{ij} = Kovarian kanal *i* dan *j*
- L_i = Nilai digital pada kanal *i*
- L_j = Nilai digital pada kanal *j*
- k_i/k_j = Nisbah koefisien atenuasi pada kanal *i* dan *j*

Analisis Model Klasifikasi

Skema klasifikasi citra yang digunakan untuk memetakan habitat bentik pada penelitian ini ialah klasifikasi citra berbasis piksel. Metode berbasis piksel merupakan metode klasifikasi yang dikembangkan dengan proses membagi tiap piksel menjadi beberapa kelas penutup lahan berdasarkan fitur-fitur yang dimiliki piksel tersebut. Teknik klasifikasi berbasis piksel dengan menggunakan dekomposisi Yamaguchi dapat membedakan kelas hutan dan non-hutan (Han & Shao 2000). Model algoritma klasifikasi citra pada penelitian ini menggunakan beberapa pendekatan, yaitu MLC, MDC, dan MaDC.

Maximum Likelihood Classification (MLC)

Metode MLC dapat membandingkan dan memperhitungkan nilai rata-rata dari keragaman antarkelas dan saluran yang ada. Metode ini didasarkan pada nilai piksel yang sama dan pengenalan pada citra. Input klasifikasi ini adalah berupa titik sampel (*ground thruth*) yang telah memiliki data atribut habitat bentik pada setiap kelas yang diperoleh saat survei lapangan. Metode klasifikasi MLC bekerja berdasarkan nilai statistik probabilitas pada setiap sampel kelas objek terhadap kelas objek yang lain, sehingga dapat meminimumkan piksel yang tidak terklasifikasi melalui pengaturan nilai batas (*threshold*)

(Richards & Jia 2006; Danoedoro 2012; Prayudha 2014). Perhitungan probabilitas (*likelihood*) ini bertujuan menemukan sebuah piksel dari suatu kelas, yang dapat dijelaskan dari persamaan berikut:

$$P(i | x) = \frac{P(x | i) P(i)}{P(x)} \quad (5)$$

Keterangan:

- $P(i | x)$ = Probabilitas bersyarat dari suatu kelas *i*, yang dihitung dengan ketetapan bahwa vektor *x* tanpa syarat
- $P(x | i)$ = Probabilitas bersyarat dari vektor *x*, yang dihitung dengan kelas yang tanpa syarat
- $P(i)$ = Probabilitas dari suatu kelas *i* yang muncul dari sebuah citra
- $P(x)$ = Probabilitas dari vektor

Minimum Distance Classification (MDC)

Metode klasifikasi terbimbing lainnya yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode MDC. Metode ini merupakan metode klasifikasi terbimbing yang cara klasifikasinya berdasarkan jarak terdekat antara nilai kecerahan suatu piksel dan rata-rata kelas yang ingin diklasifikasikan. Nilai kecerahan suatu piksel didapat dengan cara menghitung nilai dari spektral rata-rata untuk setiap kategori yang dipilih, kemudian dapat dilihat jarak piksel yang ingin ditentukan kelasnya. Dengan kata lain, jarak yang terdekat dengan nilai rata-rata tersebut akan menjadi kelas yang sama. Apabila jaraknya lebih besar daripada jarak rata-rata dari setiap kategori, maka piksel tersebut akan tidak terklasifikasi (Mukhaiyar 2010). Metode ini menggunakan perhitungan untuk mencari rata-rata ciri dari setiap kelas yang ingin diklasifikasikan. Tahapan utama dari proses klasifikasi menggunakan metode MDC ialah dengan menghitung jarak dari setiap rata-rata kelasnya, kemudian memasukkan citra uji tersebut ke dalam kelas yang memiliki jarak terdekat. Menurut Hudson (1987), secara matematis nilai rata-rata suatu ciri kelas dapat dijelaskan dengan rumus berikut:

$$m_j = \frac{1}{N} \sum_{x \in m_j} X \quad (6)$$

Keterangan:

- $j = 1, 2, 3, \dots, M$

Bila terdapat suatu objek baru dengan ciri *x*, perhitungan jarak terdekat dengan jarak *euclidian* adalah:

$$D_j(x) = |x - m_j| \quad (7)$$

Keterangan:

- $j = 1, 2, 3, \dots, M$

Mahalanobis Distance Classification (MaDC)

Metode MaDC merupakan metode klasifikasi yang mendasarkan jarak suatu kelas yang dihitung secara statistik dari rata-rata nilai dan varian kovarian matriks

untuk setiap kelas dengan asumsi bahwa kovarian semua kelas adalah sama. Kriteria jarak juga bisa jadi opsi ditentukan sebagaimana pada jarak minimum (Kushardono 2017). Secara matematis rumus jarak Mahalanobis suatu piksel terhadap suatu kelas penutup lahan i dituliskan sebagai berikut:

$$d_i = \sqrt{(\omega - m_i)^T E^{-1} (\omega - m_i)} \quad (8)$$

Keterangan:

- di = Jarak Mahalanobis dengan kelas ke- i
- ω = Vektor ciri piksel x yang akan diklasifikasikan
- m_i = Vektor rata-rata kelas ke- i
- E^{-1} = Invers matriks kovarian yang diperoleh dari *training sample*

Pengukuran Akurasi

Perhitungan nilai akurasi klasifikasi pada penelitian ini terdiri atas akurasi penghasil (*producer accuracy*), akurasi pengguna (*user accuracy*), akurasi keseluruhan (*overall accuracy*), dan koefisien Kappa (*Khat*). Akurasi penghasil menunjukkan persen kemungkinan jumlah piksel data referensi memiliki kategori yang sama dengan piksel data klasifikasi citra (Congalton 1991). Akurasi pengguna menunjukkan persen kemungkinan jumlah piksel data klasifikasi citra memiliki kategori yang sama dengan piksel data referensi (Congalton 1991). Akurasi keseluruhan menggambarkan keakurasian klasifikasi secara keseluruhan tetapi dalam perhitungan masih mengabaikan nilai omisi dan komisi setiap kategori (Green *et al.* 2000).

Analisis Statistik

Uji statistik dilakukan untuk membandingkan hasil klasifikasi (dilihat dari dua aspek, yaitu akurasi keseluruhan dan koefisien Kappa) antara model algoritma klasifikasi MLC, MDC, dan MaDC sehingga dapat disimpulkan apakah hasil akurasi tersebut berbeda nyata atau tidak berbeda nyata. Selang kepercayaan yang digunakan adalah 95% ($\alpha = 0,05$). Dalam penelitian ini digunakan uji-Z. Uji ini digunakan untuk membandingkan matriks klasifikasi secara individu antara model algoritma yang satu dan lainnya (Congalton 1991). Z dihitung secara manual menggunakan rumus (Congalton *et al.* 1983):

$$z_{AB} = \frac{|k_{hat_A} - k_{hat_B}|}{\sqrt{var_{k_A} + var_{k_B}}} \quad (9)$$

$$var_{k} = \frac{1}{n} \left(\frac{p_o(1-p_o)}{(1-p_c)^2} + \frac{2(1-p_o)(2p_o p_c - a_i)}{(1-p_c)^3} + \frac{(1-p_o)^2(a_2 - 4p_c^2)}{(1-p_c)^4} \right) \quad (10)$$

$$p_c = \frac{\sum_{i=j=1}^k (n_i \times n_j)}{n^2} \quad (11)$$

$$a_1 = \frac{\sum_{i=j=1}^k n_{ij} (n_i + n_j)}{n^2} \quad (12)$$

$$a_2 = \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k n_{ij} (n_i + n_j)^2}{n^2} \quad (13)$$

Keterangan:

- Z_{AB} = Skor Z
- k_{hat_A} = Koefisien Kappa matriks klasifikasi A
- k_{hat_B} = Koefisien Kappa matriks klasifikasi B
- var_{k_A} = Varian koefisien Kappa matriks klasifikasi A
- var_{k_B} = Varian koefisien Kappa matriks klasifikasi B
- N = Jumlah total data referensi
- p_o = Akurasi keseluruhan
- p_c = *Chance agreement*
- K = Jumlah kolom atau jumlah baris
- n_i = Jumlah total kolom ke- i
- n_j = Jumlah total kolom ke- j
- n_{ij} = Nilai kolom ke- i baris ke- j

Hipotesis penelitian dan pedoman pengambilan keputusan untuk jenis uji statistik ini dijelaskan sebagai berikut:

Hipotesis penelitian untuk uji-Z:

- H_0 : ($k_{hat} \text{ MLC} - k_{hat} \text{ MDC} - k_{hat} \text{ MaDC}$) = 0
- H_1 : ($k_{hat} \text{ MLC} - k_{hat} \text{ MDC} - k_{hat} \text{ MaDC}$) \neq 0

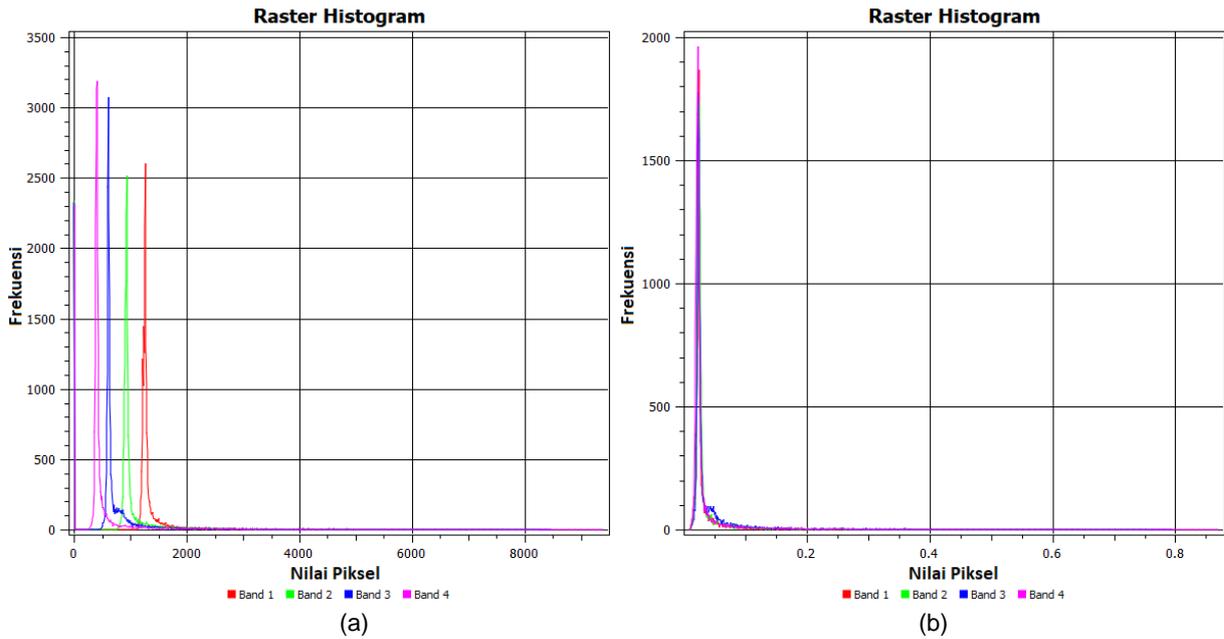
Pedoman pengambilan keputusan uji-Z:

1. H_0 diterima jika nilai skor $Z < Z\text{-tabel } \alpha/2$ (1,96)
2. H_0 ditolak jika nilai skor $Z > Z\text{-tabel } \alpha/2$ (1,96)

HASIL DAN PEMBAHASAN

Koreksi Reflektans

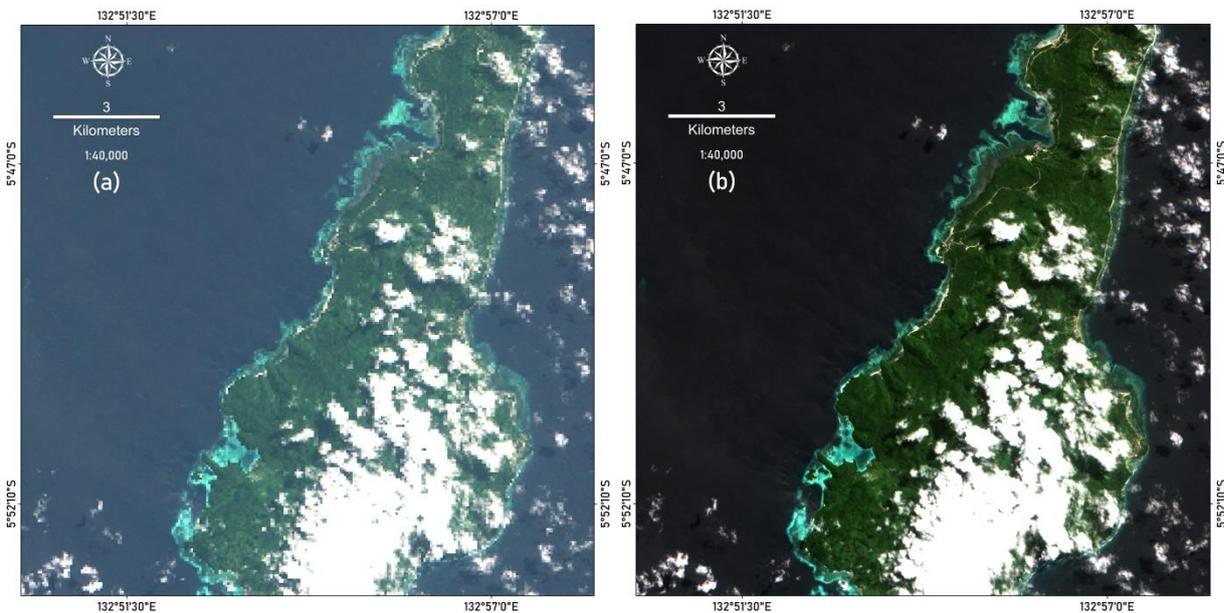
Reflektans dikoreksi menggunakan metode DOS. Menurut Nurlina (2009), nilai reflektans yang akan dihasilkan dalam metode DOS sesuai dengan teori yang menyatakan bahwa rentang nilai reflektans adalah 0–1,0. DOS menjelaskan pendekatan bahwa nilai reflektans piksel seluruh citra dikurangi oleh nilai reflektans objek tergelap. Hasil statistik dari proses koreksi reflektans metode DOS ini diberikan pada Gambar 2. Berdasarkan statistik terlihat bahwa nilai reflektans dari saluran biru, hijau, merah, dan inframerah yang telah terkoreksi adalah 0,0160466–0,8705. Nilai reflektans dari setiap saluran tersebut dikatakan memenuhi kesalahan koreksi radiometrik karena nilai reflektans berada pada nilai 0–1. Penelitian ini menghasilkan nilai rentang data citra terkoreksi yang berada pada nilai kurang dari 1 (Tabel 2). Dapat dilihat perbedaan rentang nilai data citra sebelum dan sesudah dikoreksi. Citra yang belum dikoreksi memiliki nilai maksimum ribuan sedangkan setelah dikoreksi memiliki nilai kurang dari 1. Perbedaan citra satelit sebelum dan sesudah dikoreksi menggambarkan perbedaan interpretasi secara visual (Gambar 3).



Gambar 2 Statistik sebelum (a) dan sesudah (b) koreksi reflektans.

Tabel 2 Nilai citra reflektans terkoreksi

Jenis citra	Saluran	Nilai minimum		Nilai maksimum	
		Sebelum	Sesudah	Sebelum	Sesudah
Sentinel-2	Saluran biru	0	0,016047	2858	0,167228
	Saluran hijau	0	0,017520	2844	0,205246
	Saluran merah	0	0,018427	2759	0,227835
	Saluran infrared	0	0,009000	9402	0,870500



Gambar 3 Koreksi atmosferik citra Sentinel-2 (a) citra sebelum dikoreksi, (b) citra setelah dikoreksi.

Komposit Saluran, *Masking*, dan *Cropping*

Dalam menyusun citra, saluran sangat penting dikompositkan untuk menampilkan gambaran sesungguhnya di perairan laut dangkal dengan

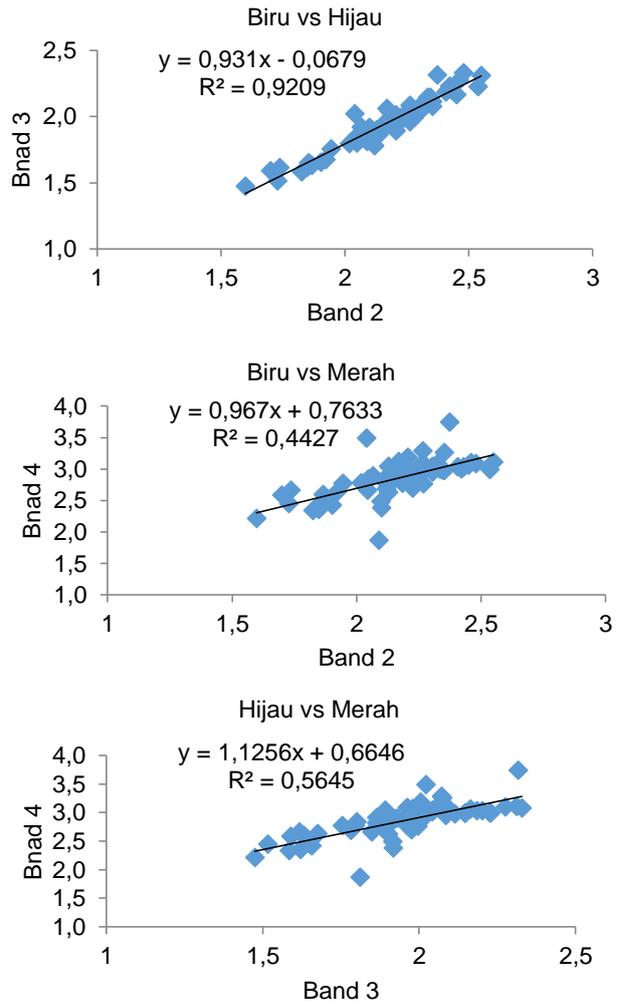
memasukkan saluran merah, hijau, dan biru. Hasil eksekusi ketiga saluran citra tersebut dapat dilihat pada Gambar 3(b). Hasil dari komposit saluran selanjutnya diproses *masking* dan *cropping* sehingga

hanya akan menampilkan area yang akan dikaji, yaitu area habitat perairan laut dangkal (Gambar 4).

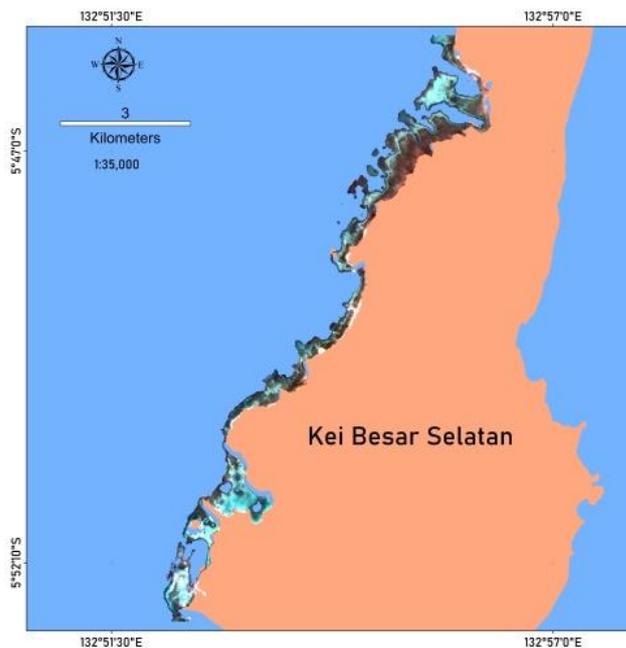
Koreksi Kolom Perairan (DII)

Ketika ingin memperoleh informasi kuantitatif pada habitat bentik, parameter kedalaman perairan sangat nyata memengaruhi hasil pengukuran dengan menggunakan data citra penginderaan jauh. Oleh sebab itu, pada kondisi tertentu dapat terjadi salah tafsir dalam membedakan nilai spektral misalnya karang, pasir, dan lamun (Green *et al.* 2000). Guna mengurangi pengaruh kedalaman perairan pada nilai reflektans habitat bentik umumnya dibutuhkan pengukuran kedalaman perairan di setiap piksel citra serta informasi tentang karakteristik atenuasi kolom perairan di setiap piksel tersebut (Mumby *et al.* 1998). Salah satu pendekatan untuk mengompensasi pengaruh variabel kedalaman dalam pemetaan habitat bentik perairan ialah melalui pendekatan berbasis citra atau biasa disebut indeks invarian kedalaman (DII) (Lyzenga 1981). Pendekatan ini menggunakan nisbah dari koefisien atenuasi antara dua spektral saluran (k_i/k_j). Pembatalan kebutuhan nilai parameter yang tidak diketahui seperti kedalaman perairan di setiap piksel citra serta informasi tentang karakteristik atenuasi kolom perairan di setiap piksel dapat diketahui dengan menggunakan nisbah koefisien dari saluran k_i/k_j .

Tahap koreksi atenuasi pada koreksi citra diawali dengan pemilihan sampel pasir yang berada di kedalaman yang berbeda-beda dalam bentuk *region of interest* (ROI). Hubungan antara perbedaan kedalaman objek pasir dan kombinasi saluran yang telah dinormalisasi (ln) ditunjukkan dalam grafik regresi (Gambar 5). Setiap garis bi-plot mewakili satu habitat yang sama, yaitu habitat pasir, yang semakin ke arah kanan grafik yang berubah hanyalah kedalamannya.



Gambar 5 Bi-plot transformasi (ln) saluran biru/hijau; saluran biru/merah; dan saluran hijau/merah.



Gambar 4 Citra perairan laut dangkal hasil komposit saluran (432), *masking*, dan *cropping*.

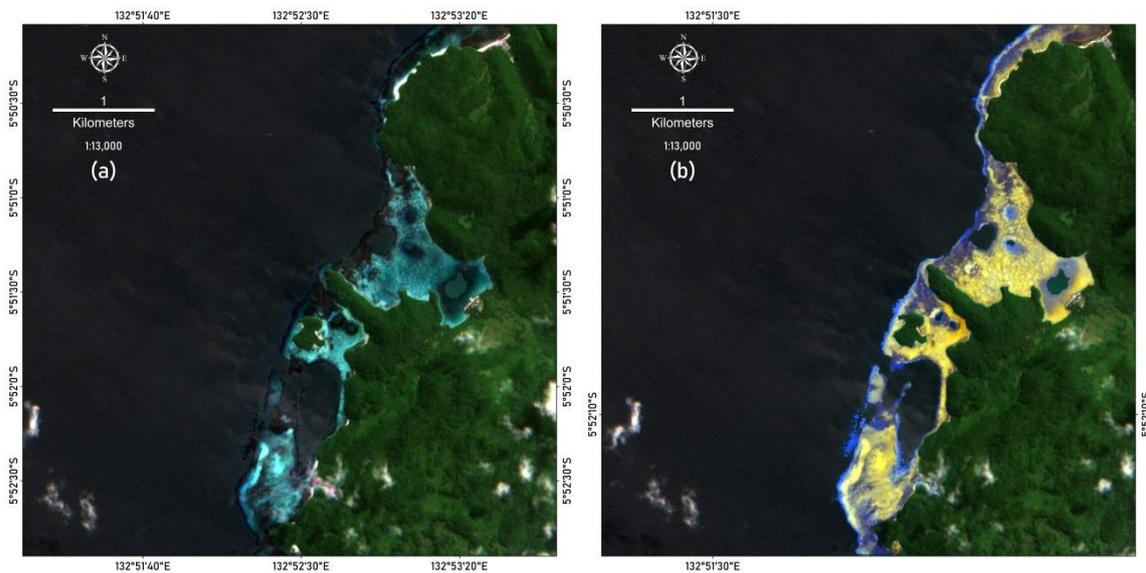
Kemiringan garis bi-plot ini tidak dihitung berdasarkan Gambar 5 tetapi menggunakan persamaan 3. Alasan tidak digunakannya grafik bi-plot pada Gambar 5 dalam penentuan nilai kemiringan ialah karena kemiringan garis bi-plot (yang nantinya akan memengaruhi perpotongan di sumbu y) akan bergantung pada hubungan variabel bebas-takbebas antara saluran biru dan saluran hijau (Green *et al.* 2000). Dengan menggunakan persamaan 3, setiap saluran merupakan variabel bebas. Nilai a , K_i/K_j , dan

persamaan DII tiap kombinasi saluran diperlihatkan pada Tabel 3.

Visualisasi hasil transformasi Lyzenga (Gambar 6) dapat membedakan secara nyata antara sebelum dan sesudah pengolahan Lyzenga. Perbedaan tersebut ialah menghilangnya kolom air dalam artian hilangnya gradasi warna berdasarkan perbedaan kedalaman. Selain itu, perbedaan terletak pada substrat dasar yang terlihat menonjol karena sudah dilakukan transformasi Lyzenga pada citra. Hasil secara keseluruhan dapat dilihat pada Gambar 7.

Tabel 3 Nilai parameter persamaan koreksi kolom air pada setiap kombinasi saluran tampak dan bentuk persamaannya

Saluran kombinasi	Varians	Kovarians	a	K_i/K_j	Persamaan koreksi kolom air
Saluran biru-hijau	0,0405	0,0377	0,0315	1,0320	$\ln(B1)-(1.0320*\ln(B2))$
Saluran biru-merah	0,0382	0,0392	-0,5753	0,5784	$\ln(B1)-(0.5784*\ln(B3))$
Saluran hijau-merah	0,0856	0,0429	-0,5528	0,5898	$\ln(B2)-(0.5898*\ln(B3))$



Gambar 6 Citra sebelum (a) dan sesudah (b) pengolahan Lyzenga.



Gambar 7 Hasil pengolahan Lyzenga.

Analisis Model Klasifikasi

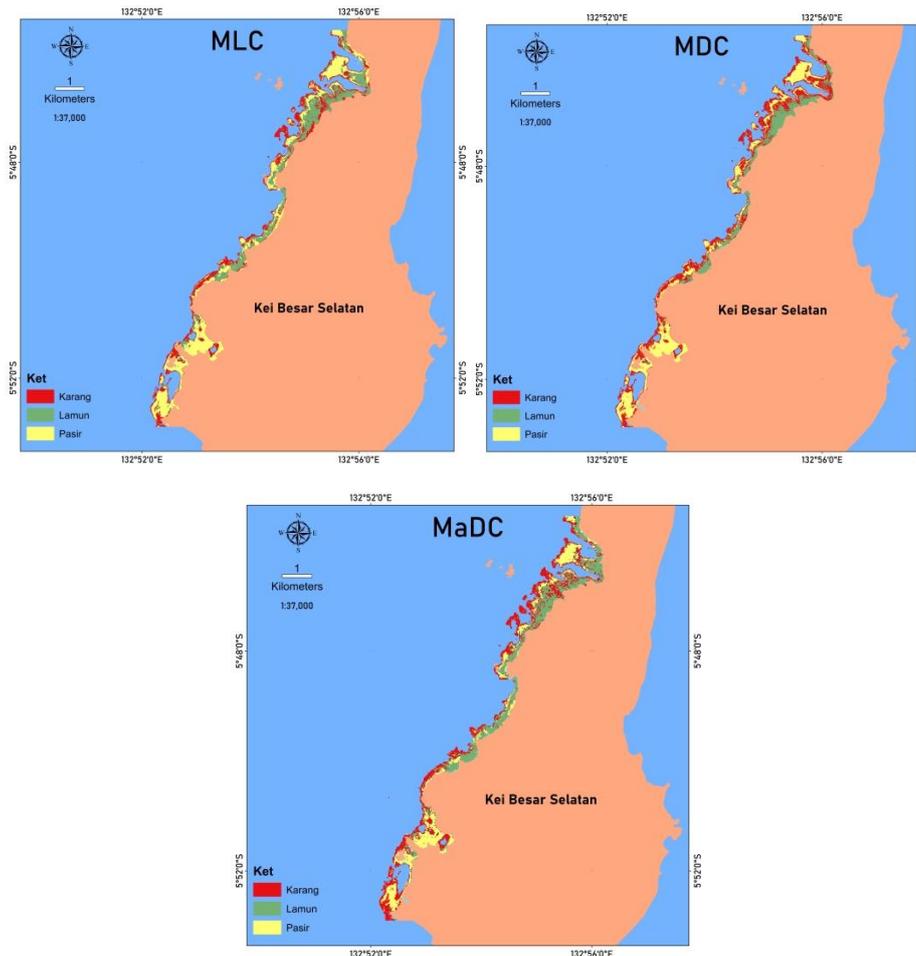
Berdasarkan hasil survei lapangan, secara umum interpretasi visual pada Gambar 7 adalah sebagai berikut. (1) Warna kuning mewakili habitat pasir yakni saat surut terendah kadangkala terekspos ke udara; (2) warna gelap mewakili habitat lamun; dan (3) warna biru mewakili habitat karang yang selalu terendam setiap saat. Jumlah habitat berbeda yang ada pada Gambar 7 selanjutnya diklasifikasi menggunakan metode klasifikasi berbasis piksel dengan tiga model algoritma (MLC, MDC, dan MaDC) untuk mengklasifikasi habitat bentik. Dengan demikian, dapat diketahui penerapan model algoritma klasifikasi mana yang baik digunakan pada lokasi penelitian. Hasil klasifikasi untuk tiap model algoritma yang diujikan pada setiap perlakuan dapat dilihat pada Gambar 8. Secara visual hasil klasifikasi ketiga model algoritma umumnya relatif sama. Pada Gambar 8, klasifikasi kelas habitat bentik dibatasi hanya terdiri atas tiga kelas, yaitu lamun, karang, dan pasir. Dapat dilihat bahwa habitat karang umumnya ditemukan di daerah sekitar tubir (*reef slope*) dan sebagian di daerah rataan terumbu, sedangkan habitat pasir dan lamun umumnya ditemukan di hamparan terumbu. Tipe terumbu karang yang ada di lokasi penelitian didominasi oleh terumbu karang tepi dengan rataan karang pendek dengan substrat pasir dan

tumbuh *patches* serta memiliki aliran air yang cukup baik. Setiap model algoritma yang diujikan secara visual tidak menunjukkan perbedaan yang cukup nyata. Kelas karang terlihat lebih dominan secara luasutupan dibandingkan kelas lainnya dengan total luas 849,27 ha.

Berdasarkan Tabel 4 dapat diketahui bahwa luasutupan habitat bentik menggunakan citra satelit yang diakuisisi bulan Juli 2019 didominasi oleh habitat karang (algoritma MDC), yaitu 317,52 ha, diikuti habitat lamun (algoritma MaDC) seluas 279,99 ha, dan habitat pasir (algoritma MLC) 302,09 ha. Habitat lamun pada algoritma MDC merupakan habitat dengan luasutupan terkecil, yaitu hanya 179 ha. Perbedaan luasan

Tabel 4 Luasutupan jenis habitat setiap model klasifikasi

Model klasifikasi	Habitat	Luas (ha)
<i>Maximum Likelihood Classification</i> (MLC)	Karang	234,89
	Lamun	249,58
	Pasir	302,09
<i>Minimum Distance Classification</i> (MDC)	Karang	317,52
	Lamun	179,41
	Pasir	284,47
<i>Mahalanobis Distance Classification</i> (MaDC)	Karang	296,86
	Lamun	279,99
	Pasir	204,56



Gambar 8 Hasil klasifikasi habitat bentik model *Maximum Likelihood Classification* (MLC), *Minimum Distance Classification* (MDC), dan *Mahalanobis Distance Classification* (MaDC).

yang terjadi pada setiap algoritma disebabkan oleh perbedaan penggunaan metode. MLC bekerja berdasarkan nilai statistik probabilitas pada setiap sampel kelas objek terhadap kelas objek yang lain, MDC bekerja berdasarkan dengan melihat jarak terpendek antara nilai kecerahan suatu piksel dengan rata-rata kelas yang ingin diklasifikasikan, sedangkan MaDC bekerja berdasarkan jarak suatu kelas yang dihitung secara statistik dari rata-rata nilai dan varian kovarian matriks untuk kelas masing-masing dengan asumsi ko-varian semua kelas adalah sama. Selanjutnya hasil klasifikasi dari ketiga algoritma dihitung akurasinya untuk melihat keakuratan dari ketiga algoritma.

Pengukuran Akurasi

Pada pengukuran akurasi citra terklasifikasi (Gambar 8), digunakan 339 titik sampel dengan sebaran sampel merata (Gambar 1) dan menggunakan suatu matriks klasifikasi. Hasil pengukuran akurasi setiap model algoritma yang terdiri atas akurasi penghasil, akurasi pengguna, akurasi keseluruhan (OA), dan koefisien Kappa (κ) disajikan pada Tabel 5. Skurasi penghasil dari tiga tipe habitat berbeda. Secara umum hampir setiap model algoritma memiliki nilai akurasi penghasil yang baik, yaitu lebih dari 60% dengan nilai tertinggi pada kategori pasir pada algoritma MaDC, yakni 87,07%. Hal ini kemungkinan disebabkan model klasifikasi yang digunakan sehingga terklasifikasi dengan baik (Green *et al.* 2000). Namun, jika dilihat dari nilai rata-rata pada Tabel 5, kategori lamun memiliki nilai akurasi penghasil terendah, 72,48%. Nilai ini menunjukkan bahwa rata-rata 72,48% dari data referensi lamun hasil survei yang akan selalu terkonfirmasi secara tepat sebagai lamun pada hasil klasifikasi citra (Congalton 1991). Jika nilai rata-rata akurasi penghasil setiap kategori habitat (Tabel 5) dibandingkan, dapat disimpulkan bahwa (1) untuk karang, model MDC memiliki nilai yang lebih tinggi (selisih 11,93%), (2) untuk lamun, model MaDC memiliki nilai yang lebih tinggi (selisih 0,58%), dan (3) untuk pasir, model MaDC memiliki nilai yang lebih tinggi (selisih 0,34%).

Tabel 5 menyajikan akurasi pengguna tiga tipe habitat benthik yang berbeda berdasarkan ekstraksi ketiga model algoritma. Secara umum, setiap model memiliki nilai akurasi pengguna tertinggi pada kategori karang dengan nilai total rata-rata 78,82%. Nilai ini mengindikasikan bahwa rata-rata 78,82% dari data piksel kategori karang hasil klasifikasi citra akan terkonfirmasi secara tepat di lapangan sebagai karang (Congalton 1991). Tabel ini juga menunjukkan bahwa sama halnya dengan akurasi penghasil, kategori lamun

pada setiap model algoritma juga memiliki nilai akurasi pengguna terendah dengan nilai rata-rata 70,42%. Ini berarti hanya sekitar 70,42% dari data piksel kategori lamun hasil klasifikasi citra yang akan selalu terkonfirmasi secara tepat di lapangan sebagai karang hidup (Congalton 1991). Jika nilai rata-rata akurasi pengguna setiap kategori habitat benthik dibandingkan (Tabel 5), dapat disimpulkan bahwa (1) untuk karang, MLC memiliki nilai yang lebih tinggi (selisih 2,27%), (2) untuk lamun, MDC memiliki nilai yang lebih tinggi (selisih 6,61%), dan (3) untuk pasir, MaDC memiliki nilai yang lebih tinggi (selisih 12,83%).

Tabel 5 menyajikan grafik akurasi keseluruhan dan koefisien Kappa hasil ekstraksi ketiga model algoritma klasifikasi. Nilai akurasi keseluruhan dan koefisien Kappa mewakili akurasi citra secara umum (Congalton 1991; Green *et al.* 2000) meskipun antara akurasi keseluruhan dan koefisien Kappa sedikit berbeda. Dalam perhitungannya, akurasi keseluruhan mengabaikan nilai omisi dan komisi setiap kategori habitat sedangkan koefisien Kappa mengikutsertakan nilai-nilai omisi dan komisi. Oleh karena itu, nilai koefisien Kappa lebih representatif untuk digunakan dalam membandingkan keakuratan antarmodel algoritma (Green *et al.* 2000). Dari Tabel 5 dapat dilihat pola bahwa jika nilai overall accuracy-nya tinggi maka nilai koefisien Kappa-nya akan relatif tinggi pula. Dapat dilihat juga bahwa model MaDC memiliki nilai rata-rata akurasi keseluruhan dan koefisien Kappa yang lebih tinggi dibanding model MLC dan MDC. Nilai rata-rata akurasi keseluruhan dan koefisien Kappa untuk MaDC masing-masing adalah 78,35% dan 0,67, sedangkan untuk MLC masing-masing 74,33% dan 0,61.

Secara teknis model algoritma MaDC memiliki koefisien Kappa yang lebih tinggi dibanding model MLC dan MDC mengingat bahwa klasifikasi pada metode MaDC didasarkan pada jarak suatu kelas yang dihitung secara statistik dari rata-rata nilai dan varian kovarian matriks untuk setiap kelas dengan asumsi ko-varian semua kelas adalah sama (Kushardono 2017). Hal ini juga memperjelas bahwa untuk klasifikasi dengan tiga kelas habitat benthik, model MaDC memiliki akurasi yang lebih tinggi dibanding dengan model MLC dan MDC. Namun, hal ini berbeda dengan temuan Wicaksono (2014), yang membandingkan algoritma klasifikasi MLC, MDC, dan MaDC dengan menggunakan habitat benthik sebanyak 4 kelas dan melalui koreksi transformasi PCA, dengan akurasi tertinggi terdapat pada model algoritma MLC yang mencapai 69,21%. Dari penelitian ini menjadi jelas bahwa keakuratan sebuah model klasifikasi bergantung pada skenario jumlah kelas, koreksi lanjutan (Glint, PCA, Lyzenga) dan citra satelit yang

Tabel 5 Akurasi penghasil, akurasi pengguna, akurasi keseluruhan, dan koefisien Kappa (κ)

Model algoritma	Akurasi penghasil (%)			Akurasi pengguna (%)			Akurasi keseluruhan (%)	K_hat
	Karang	Lamun	Pasir	Karang	Lamun	Pasir		
MLC	64,97	76,47	86,73	82,14	66,42	74,24	74,33	0,61
MDC	85,34	63,93	74,57	74,44	75,73	73,71	74,45	0,61
MaDC	73,41	77,05	87,07	79,87	69,12	87,07	78,35	0,67

Tabel 6 Hasil uji-Z pada selang kepercayaan 95% ($\alpha = 0,05$)

Jenis perbandingan	Skor Z	Tabel $Z(\alpha/2)$	Keputusan
MLC vs. MDC	-0,0883894	1,96	H_0 diterima
MLC vs. MaDC	1,2769164	1,96	H_0 diterima
MDC vs. MaDC	1,3589557	1,96	H_0 diterima

Keterangan: *Maximum Likelihood Classification* (MLC), *Minimum Distance Classification* (MDC), dan *Mahalanobis Distance Classification* (MaDC)

digunakan. Dapat diduga bahwa algoritma MaDC memiliki koefisien lebih tinggi karena banyaknya kelas pasir yang terklasifikasi dengan baik di algoritma ini. Sebaliknya, algoritma MLC memiliki koefisien lebih tinggi di kelas karang (akurasi pengguna), begitupun dengan algoritma MDC yang memiliki koefisien lebih tinggi di kelas lamun (akurasi pengguna). Selanjutnya, hasil pengukuran dari ketiga algoritma diuji secara statistik (uji-Z) untuk melihat apakah ada perbedaan nyata di setiap penggunaan algoritma.

Analisis Statistik

Hasil uji-Z dapat dilihat pada Tabel 6. Dari semua kombinasi perbandingan yang mungkin (baik antara MLC dan MDC; antara MLC dan MaDC; serta antara MDC dan MaDC) didapatkan keputusan yang sama, yaitu tidak nyata (skor $Z < 1,96$) pada selang kepercayaan 95%. Oleh karena itu, H_0 diterima bahwa koefisien Kappa pada MLC, MDC, dan MaDC adalah sama. Dengan demikian, penggunaan model algoritma yang berbeda tidak memengaruhi hasil klasifikasi dalam memetakan habitat bentik perairan dangkal. Dengan kata lain, model algoritma MLC, MDC, dan MaDC masih dapat digunakan dalam pemetaan habitat bentik perairan dangkal. Penulis berasumsi ketiga model algoritma ini dapat digunakan secara bersamaan, MLC untuk kelas karang, MDC untuk kelas lamun, dan MaDC untuk kelas pasir, dengan harapan akan diperoleh informasi pemetaan habitat bentik yang lebih detail.

KESIMPULAN

Hasil pengukuran akurasi menunjukkan bahwa model algoritma klasifikasi MaDC merupakan model terbaik dengan nilai rata-rata akurasi keseluruhan 78,3455% dengan koefisien Kappa 0,671542. Hasil uji statistik atas hasil pengukuran akurasi ketiga model menunjukkan hasil yang tidak nyata pada selang kepercayaan 95%. Dengan demikian, dari ketiga model algoritma klasifikasi yang digunakan tidak berpengaruh secara nyata pada akurasi hasil pemetaan habitat bentik perairan dangkal di perairan Kepulauan Kei, Maluku Tenggara. Oleh karena itu, ketiga model algoritma klasifikasi masih dapat digunakan bersama-sama dalam pemetaan habitat bentik perairan dangkal.

UCAPAN TERIMA KASIH

Sumber data pada penelitian ini berasal dari program COREMAP-P2O LIPI. Penulis mengucapkan terima kasih atas izin penggunaan data tersebut. Ucapan terima kasih juga penulis sampaikan kepada rekan-rekan yang telah membantu selama proses pengambilan data di lapangan.

DAFTAR PUSTAKA

- Aldin F, Prasetyo Y, Helmi M. 2020. Studi pemetaan habitat dasar perairan laut dangkal berdasarkan analisis digital menggunakan citra Pleiades Multispektral di Perairan Pulau Menjangan Besar, Kepulauan Karimunjawa, Jawa Tengah. *Jurnal Geodesi Undip*. Semarang (ID): Teknik Geodesi, Universitas Diponegoro.
- Andréfouët S, Kramer P, Torres-pulliza D, Joyce KE, Hochberg EJ, Garza-pérez R, Mumby PJ, Riegl B, Yamano H, White WH, Zubia M, Brock JC, Phinn SR, Naseer A, Hatcher BG, Muller-karger FE. 2003. Multi-site evaluation of ikonos data for classification of tropical coral reef environments remote sensing. *Environmental*. 88: 128–43. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.04.005>
- Blaschke T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal Photogrammetry and Remote Sensing*. 65(1): 2–16. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- Budhiman S, Winarso G, Asriningrum W. 2013. Pengaruh pengambilan training sample substrat dasar berbeda pada koreksi kolom air menggunakan data penginderaan jauh. *Jurnal Penginderaan Jauh*. 10(2): 83–92
- Chavez PS. 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of Environment*. 24(3): 459–479. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90019-3](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90019-3)
- Congalton RG. 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*. 37: 35–46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)

- Congalton RG, Oderwald RG, Mead RA. 1983. Assessing landsat classification accuracy using discrete multivariate analysis statistical techniques. *PERS.* 49(12): 1671–1678.
- Danoedoro P. 2012. *Pengantar Penginderaan Jauh Digital*. Yogyakarta (ID): Andi Offset.
- Dekker AG, Brando VE, Anstee JM. 2005. Retrospective seagrass change detection in a shallow coastal tidal Australian lake. *Remote Sensing of Environment.* 97: 415–433. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.02.017>
- ESA. 2015. Sentinel-2 UserHandbook. ESA Standard Document UserHandbook. European Space Agency.
- Firmansyah S, Gaol J, Susilo SB, 2019. Perbandingan klasifikasi SVM dan decision tree untuk pemetaan mangrove berbasis objek menggunakan citra satelit Sentinel-2B di Gili Sulat, Lombok Timur. *Journal of Natural Resources and Environmental Management.* 9(3): 746–757.
- Green E, Edwards AJ, Clark C. 2000. Remote sensing handbook for tropical. *Jurnal Ilmu dan Teknologi Kelautan Tropis.* 12(1). 9–23.
- Green EP, Mumby PJ, Edwards AJ, Clark CD. 2000. Remote Sensing Handbook for Tropical Coastal Management. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization (UNESCO). Paris. 316 hlm.
- Hafizt M, Iswaril MY, Prayudha B. 2017. Kajian metode klasifikasi citra Landsat-8 untuk pemetaan habitat bentik di Kepulauan Padaido, Papua. *Oseanologi dan Limnologi Indonesia.* 2(1): 1–13. <https://doi.org/10.14203/oldi.2017.v2i1.69>
- Hafizt M, Manessa MDM, Adi NS, Prayudha B. 2016. Benthic habitat mapping by combining Lyzenga's optical model and relative water depth model in Lintea Island, Southeast Sulawesi. *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.* 98.
- Hafizt M. 2015. Inventarisasi habitat bentik menggunakan teknologi penginderaan jauh untuk mendukung program pengelolaan pesisir terpadu di Pulau Kemujan Kepulauan Karimunjawa. Fakultas Geografi, Yogyakarta. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/98/1/012037>
- Hafizt M, Danoedoro P. 2015. Kajian pengaruh koreksi kolom air pada citra multispektral Worldview-2 untuk pemetaan habitat bentik di Pulau Kemujan Kepulauan Karimunjawa Kabupaten Jepara. Jogjakarta. Prosiding Pertemuan Ilmiah Tahunan XX 2015, Jogjakarta, Februari 2015. Hlm.566-575.
- Hedley J, Roelfsema C, Phinn SR. 2009. Efficient radiative transfer model in-version for remote sensing applications. *Remote Sensing of Environment.* 113: 2527–2532. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.07.008>
- Jaelani LM, Laili N, Maniri Y. 2015. Pengaruh algoritma Lyzenga dalam pemetaan terumbu karang menggunakan Worldview2, Studi kasus: Perairan Pitu Paiton Probolinggo (The effect of Lyzenga's algorithm on coral reef mapping using Worldview-2, A case study: Coastal waters of Paiton Probolinggo). Jakarta: LAPAN.
- Kushardono D. 2017. *Klasifikasi Digital pada Penginderaan Jauh*. Bogor (ID): IPB Press.
- Leon J, Phinn S, Woodroffe C, Hamylton S, Roelfsema C, Saunders M. 2012. *Data Fusion for Mapping Coral Reef Geomorphic Zones: Possibilities and Limitations*. Hlm. 261 GEOBIA, 4th edition. Rio de Janeiro
- Lyzenga DR. 1981. Remote sensing of bottom reflectance and water attenuation parameters in shallow water using aircraft and Landsat data. *International Journal of Remote Sensing.* 2: 71–82. <https://doi.org/10.1080/01431168108948342>
- Mastu LK, Nababan B, Panjaitan JP. 2018. Pemetaan habitat bentik berbasis objek menggunakan citra Sentinel-2 di perairan Pulau Wangiwangi, Kabupaten Wakatobi. *Jurnal Ilmu dan Teknologi Kelautan Tropis.* 10(2): 381–396. <https://doi.org/10.29244/jitkt.v10i2.21039>
- Mumby PJ, Harborne AR. 1999. Development of a systematic classification scheme of marine habitats to facilitate regional management and mapping of Caribbean coral reefs. *Biological Conserv.* 88(2): 155–163. [https://doi.org/10.1016/S0006-3207\(98\)00108-6](https://doi.org/10.1016/S0006-3207(98)00108-6)
- Mumby PJ *et al.* 1999 The cost-effectiveness of remote sensing for tropical coastal resources assessment and management. *Journal of Environmental Management.* 55: 157–166. <https://doi.org/10.1006/jema.1998.0255>
- Mumby P. 1999. *Classification Scheme for Marine Habitats of Belize*. 5th edition. UNDP/GEF Belize Coastal Zone Management Project, UK.
- Mumby PJ, Clark CD, Green EP, Edwards AJ. 1998. Benefits of water column correction and contextual editing for mapping coral reefs. *International Journal of Remote Sensing.* 19(1): 203–210. <https://doi.org/10.1080/014311698216521>
- NOAA. 2005. *Shallow-Water Benthic Habitats of American Samoa, Guam, and the Commonwealth of the Northern Mariana Islands*. NOAA.
- Nurlina. 2009. Analisis spektral campuran linier untuk deteksi tutupan lahan di daerah perkotaan menggunakan data satelit Landsat. *Jurnal Fisika FLUX.* 6(1): xxx.
- Phinn S, Roelfsema C, Mumby P. 2012. Multi-scale, object-based image analysis for mapping geomorphic and ecological zones on coral reefs.

- International Journal of Remote Sensing*. 33(12): 3768–3797. <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.633122>
- Prabowo NW, Siregar VP, Agus SB. 2018. Klasifikasi habitat bentik berbasis objek dengan algoritma support vector machines dan decision tree menggunakan citra multispektral Spot-7 di Pulau Harapan dan Pulau Kelapa. *Jurnal Ilmu dan Teknologi Kelautan Tropis* 10(1): 123–134. <https://doi.org/10.29244/jitkt.v10i1.21670>
- Prayudha B. 2014. *Pemetaan Habitat Dasar Perairan Laut Dangkal*. Page Suyarso, editor. COREMAP CTI LIPI, Jakarta (ID).
- Richards JA, Jia X. 2006. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Ed ke-4, Springer, Berlin, Germany.
- Roelfsema C, Phinn S. 2008. Evaluating eight field and remote sensing approaches for mapping the benthos of three different coral reef environments in Fiji. *Remote Sensing of Inland, Coastal, and Oceanic Waters*. 7150(F): 1–14. <https://doi.org/10.1117/12.804806>
- Siregar VP, Agus SB, Sunuddin A, Subarno T, Azizah NN. 2020. Analisis perubahan habitat dasar perairan dangkal menggunakan citra satelit resolusi tinggi di Karang Lebar, Kepulauan Seribu. *Jurnal Ilmu dan Teknologi Kelautan Tropis*. 12(1): 37–51. <https://doi.org/10.29244/jitkt.v12i1.25528>
- Wahidin N, Siregar VP, Nababan B, Jaya I, Wouthuyzen S. 2015. Object-based image analysis for coral reef benthic habitat mapping with several classification algorithms. *Procedia Environmental Sciences*. 24: 222–227. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2015.03.029>
- Wang L, Sousa WP, Gong P. 2004. Integration of object-based and pixelbased classification for mapping mangroves with IKONOS imagery. *International Journal of Remote Sensing*. 25(24): 5655–5668. <https://doi.org/10.1080/014311602331291215>
- Wicaksono P, Hafizt M, Ardiyanto R. 2013. Initial results of remote sensing-based benthic habitat classification scheme development of Karimunjawa Islands. Hlm. 233. Simposium Nasional Sains Geoinformasi III. Yogyakarta (ID).