

KLASIFIKASI HABITAT PERAIRAN DANGKAL MENGGUNAKAN LOGIKA FUZZY DAN MAXIMUM LIKELIHOOD PADA CITRA SATELIT MULTISPEKTRAL

BENTHIC HABITAT CLASSIFICATION USING FUZZY LOGIC AND MAXIMUM LIKELIHOOD ON MULTISPECTRAL SATELLITE IMAGERY

Muhamad Siddiq Sangadji^{1*}, Vincentius Paulus Siregar², dan Henry Munandar Manik²

¹Program Studi Teknologi Kelautan, Sekolah Pascasarjana-IPB, Bogor

²Departemen Ilmu dan Teknologi Kelautan, FPIK-IPB, Bogor

*E-mail: sidiksangadji@gmail.com

ABSTRACT

Fuzzy logic has applications in various fields, but has special meaning for remote sensing. Fuzzy logic allows partial membership, a very important property in the field of remote sensing, since partial membership is translated closely to the problem of mixed pixels. The aim of this research is to apply fuzzy logic classification algorithm to map benthic habitat in SPOT 7 and Sentinel 2A satellite imagery, test its accuracy level and compare fuzzy logic classification algorithm with maximum likelihood. Field data retrieval located in Karang Lebar and Karang Congkak, Kepulauan Seribu on 6 December until 10 December 2017. The overall accuracy test results show that fuzzy logic algorithm still has a good accuracy level compared to the maximum likelihood algorithm. Differences in pixel size (spatial resolution) of satellite imagery also affect accuracy results, where SPOT 7 satellite imagery has greater accuracy than Sentinel 2A.

Keywords: *benthic habitat, classification, fuzzy logic, Sentinel 2A, SPOT 7*

ABSTRAK

Logika *fuzzy* memiliki aplikasi di berbagai bidang, namun memiliki arti khusus untuk penginderaan jarak jauh. Logika *fuzzy* memungkinkan keanggotaan parsial, bagian yang sangat penting dibidang penginderaan jarak jauh, karena keanggotaan parsial diterjemahkan secara dekat dengan masalah piksel campuran. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma klasifikasi logika *fuzzy* untuk memetakan habitat dasar Perairan dangkal pada Citra Satelit SPOT 7 dan Sentinel 2A, menguji tingkat akurasi dan membandingkan algoritma klasifikasi logika *fuzzy* dengan *maximum likelihood*. Pengambilan data lapang berlokasi di gusung Karang Lebar dan Karang Congkak, Kepulauan Seribu pada tanggal 6 Desember sampai dengan 10 Desember 2017. Keseluruhan hasil uji akurasi menunjukkan bahwa algoritma logika *fuzzy* masih memiliki tingkat akurasi yang baik dibandingkan dengan algoritma *maximum likelihood*. Perbedaan ukuran pixel (resolusi spasial) dari citra satelit juga mempengaruhi hasil akurasi, dimana citra satelit SPOT 7 memiliki tingkat akurasi yang lebih besar dibandingkan dengan Sentinel 2A.

Kata kunci: habitat perairan dangkal, klasifikasi, logika *fuzzy*, Sentinel 2A, SPOT 7

I. PENDAHULUAN

Perairan laut dangkal dalam lingkup penginderaan jauh merupakan wilayah laut dari batas pantai sampai dengan kedalaman tertentu yang merujuk pada kemampuan energi matahari dalam menembus kolom perairan, khusus untuk perairan dangkal yang relatif jernih metode penginderaan jauh optik

mampu mengindera kedalaman perairan antara 15-30 m (Mumby *et al.*, 2003). Habitat perairan dangkal sangat penting dipetakan di antaranya karena merupakan dasar untuk memahami dan membatasi tekanan antropogenik pada lingkungan laut, sehingga menjadi informasi penting untuk mendukung manajemen lingkungan dan aplikasinya (Henriques *et al.*, 2014).

Teknik umum untuk pemetaan habitat benthik telah banyak dilakukan melalui sampling lapangan dan foto udara. Namun, membutuhkan waktu, tenaga, mahal dan terbatas di daerah terpencil. Untuk semua ini, citra satelit menjadi penting bagi pemantauan pesisir dan lingkungan laut. Berbagai satelit penginderaan jauh telah banyak dimanfaatkan dan terbilang tidak asing lagi untuk pemetaan habitat perairan dangkal. Saat ini, data *very high resolution* (VHR) menawarkan peluang baru (Lyons *et al.*, 2011 dalam Eugenio *et al.*, 2015). Namun, resolusi spasial yang lebih baik tidak serta merta menguntungkan kinerja klasifikasi dan sebagai konsekuensinya, pengembangan metode klasifikasi yang baik telah menjadi penelitian intensif di tahun-tahun sebelumnya (Eugenio *et al.*, 2015).

Penggunaan beberapa metode klasifikasi untuk mengklasifikasi habitat perairan dangkal memperhatikan klasifikasi dan jumlah kelas yang digunakan antara lain: *maximum likelihood* (Mumby *et al.*, 1998; Mumby and Edwards, 2002; Andrefouet *et al.*, 2003); *contextual editing* (Mumby *et al.*, 1997; 1998); *object-oriented* (Bhaskaran *et al.*, 2010; Zhang *et al.*, 2013); *Support Vector Machine* (Eugenio *et al.*, 2015).

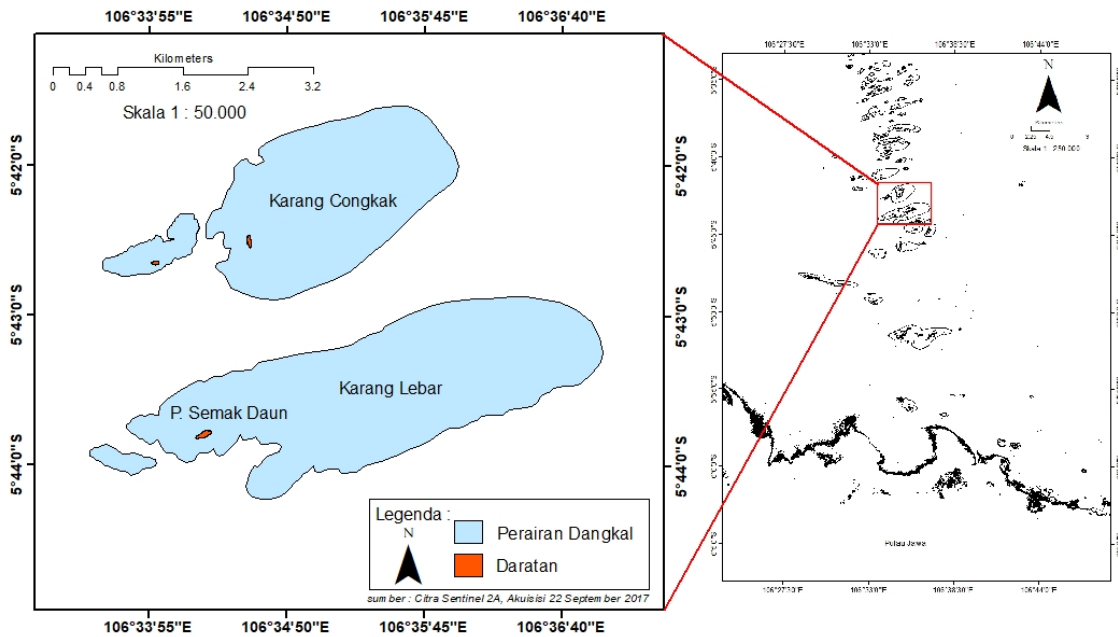
Sebagian besar pendekatan klasifikasi didasarkan pada informasi per piksel, di mana setiap piksel diklasifikasikan menjadi satu kategori. Karena heterogenitas dan keterbatasan dalam resolusi spasial citra penginderaan jarak jauh, piksel campuran umum terjadi pada data resolusi spasial medium dan kasar. Adanya piksel campuran telah dikenali sebagai masalah utama, yang mempengaruhi penggunaan data penginderaan jarak jauh secara efektif dalam klasifikasi per piksel. Logika *fuzzy* telah banyak digunakan di berbagai bidang, salah satunya untuk penginderaan jarak jauh (Cococcioni *et al.*, 2004; Benfield *et al.*, 2007; Lizarazo and Elsner, 2009; Moore *et al.*, 2010; Murmu and Biswas, 2015; Ampou *et al.*, 2017). Logika

fuzzy memungkinkan keanggotaan parsial, properti yang sangat penting di bidang penginderaan jarak jauh, karena keanggotaan parsial diterjemahkan secara dekat dengan masalah piksel campuran (Murmu and Biswas, 2015). Tidak terdapat batasan tepat yang disebabkan kefuzzian variabilitas bawaan daripada keacakan didalam pola – pola tersebut (Zadeh, 1966 dalam Bhandari *et al.*, 1992). Karena sebuah grey tone gambar memiliki beberapa ambiguitas didalam piksel, maka cukup jelas diterapkan konsep dan logika kumpulan *fuzzy* daripada teori kumpulan biasa terhadap sebuah masalah pemrosesan citra (Bhandari *et al.*, 1992). Dengan demikian, dalam sebuah citra dapat dianggap sebagai deretan (array) singleton *fuzzy*, dimana masing – masing dipilih dan dimasukkan kedalam fungsi keanggotaan (membership function) yang menyatakan derajat keanggotaan (Bhandari *et al.*, 1992). Tujuan penelitian ini adalah menerapkan algoritma klasifikasi logika *fuzzy* untuk memetakan habitat dasar perairan dangkal pada Citra Satelit SPOT 7 dan Sentinel 2A dengan koreksi kedalaman perairan, menguji tingkat akurasi dan membandingkan algoritma klasifikasi logika *fuzzy* dengan *maximum likelihood*.

II. METODE PENELITIAN

2.1. Waktu dan Lokasi Penelitian

Tahap pengamatan dan pengambilan data lapangan (data *in-situ*) dilaksanakan pada tanggal 6 Desember 2017 sampai dengan 10 Desember 2017, bertempat di gusung Karang Lebar dan Karang Congkak (Gambar 1), kawasan Taman Nasional Kepulauan Seribu Provinsi Daerah Khusus Ibukota Jakarta. Pengolahan dan analisis data dilakukan di laboratorium computer Departemen Ilmu dan Teknologi Kelautan FPIK IPB.



Gambar 1. Peta lokasi penelitian.

2.2. Alat dan Bahan

Alat yang digunakan pada penelitian adalah *global positioning system* (GPS) tipe *Monterra* dengan akurasi 3-5 m, alat transek kuadran, meteran, alat tulis, kertas data sheet, kamera underwater, snorkel dan masker. Pengolahan citra satelit adalah dengan menggunakan perangkat keras berupa laptop dan perangkat lunak yang digunakan yaitu ENVI versi 5.2, arGIS versi 10.3, dan MATLAB versi R2014a. Bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra satelit SPOT 7 akuisisi 12 Juni 2016 dengan resolusi spasial 6 m dan citra satelit Sentinel 2A akuisisi tanggal 22 September 2017 dengan resolusi spasial 10 m.

2.3. Pengambilan Data Lapangan

Berdasarkan hasil *unsupervised classification* (klasifikasi tak terbimbing) dari pengolahan citra pada tahap awal, maka ditentukan lokasi yang dijadikan titik pengamatan. Jumlah titik pengambilan sampling yakni sebanyak 264 titik yang tersebar di gusung Karang Congkak dan gusung Karang Lebar. Sedangkan skema klasifikasi didasarkan pada histogram citra satelit yakni 6 kelas.

Pengumpulan data lapang meliputi pencatatan posisi geografis, identifikasi obyek dan persen penutupan. Koordinat titik sampel diambil dengan menggunakan GPS Garmin *Monterra* dengan ketelitian 3-5 m. Pengamatan habitat dasar perairan dangkal dilakukan dengan cara snorkeling yang dibantu dengan transek kuadrat. Ukuran transek kuadrat mengacu pada besar piksel citra satelit multispektral yaitu 10 m.

2.4. Analisis Data

2.3.1. Koreksi Kolom Air (*Depth Invariant Index*)

Koreksi kolom air dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra dengan jalan mengurangi gangguan yang berada di kolom air. Teknik yang umum digunakan untuk koreksi kolom air adalah berdasarkan pada algoritma yang dikembangkan oleh Lyzenga (1981). Dasar asumsi untuk koreksi kolom air tersebut adalah sinar yang masuk ke dalam kolom air berkurang secara eksponensial dengan semakin bertambahnya kedalaman air (atenuasi). Pada sinar tampak, sinar merah teratenuasi lebih cepat daripada sinar biru dan hijau. Terdapat dua cara didalam melakukan koreksi kolom air,

terutama dalam mencari nilai (ki/kj) yang merepresentasikan rasio koefisien atenuasi. Pertama, melalui nilai gradient pada garis linier yang dibentuk oleh sepasang band spektrum tampak. Kedua, dapat juga diperoleh berdasarkan rumus sebagai berikut.

$$ki/kj = a + \sqrt{a^2 + 1} \dots\dots\dots (1)$$

$$a = \frac{(\sigma_{ii} - \sigma_{ij})}{2 \sigma_{ij}} \dots\dots\dots (2)$$

Keterangan: $\sigma_{ii,jj}$ = Varian band i, atau band j; σ_{ij} = Covarian band ij.

Depth invariant index (DII) merupakan citra terkoreksi kolom air dengan nilai digital berupa indeks objek habitat dasar perairan dangkal.

Depth Invariant Index =
 $\ln(Li) - [(ki/kj) \cdot \ln(Lj)] \dots\dots\dots (3)$

Keterangan; Li = Nilai digital pada band i; Lj = nilai digital pada band j; ki/kj = Rasio Koefisien atenuasi pada pasangan band i dan j.

2.3.2. Klasifikasi Habitat Perairan Dangkal

2.3.2.1. Logika Fuzzy

Teori himpunan *fuzzy* yang diperkenalkan oleh Zadeh tahun 1965 telah banyak di implementasikan pada berbagai bidang antara lain untuk pengendalian otomatis, identifikasi sistem, pengenalan pola dan *signal processing*. Kelebihan himpunan *fuzzy* terletak pada kemampuannya untuk menterjemahkan sifat – sifat alami yang rumit dan menjadi alat yang handal untuk mengatasi berbagai persoalan pada domain pengetahuan manusia (Gedeon *et al.*, 2001). Ada tiga tahapan yang perlu dilakukan dalam membangun logika *fuzzy*, yaitu: *fuzzyfication*, *if then rule*, dan *defuzzyfication*.

Tujuan dari *fuzzification* adalah untuk membagi ruang fitur ke dalam subruang *fuzzy* dan menghasilkan aturan untuk setiap

subruang *fuzzy*. Sebelum melakukan proses fuzzifikasi, terlebih dahulu harus menentukan fungsi keanggotaan untuk menghitung nilai keanggotaan pada setiap piksel input (Tso and Mather, 2009). Ada empat jenis fungsi keanggotaan *fuzzy* yang dikenal dan paling sering digunakan dalam eksperimen basis aturan *fuzzy*, antara lain: monotonik, triangular, trapezoidal, dan *bell-shaped*. Tipe yang dipakai dalam penelitian ini adalah *bell-shaped* dengan menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$\mu(s) = 2\left(1 - \frac{|s-a|}{\lambda}\right)^2, \text{ for } \frac{\lambda}{2} \leq |s-a| \leq \lambda$$

$$\mu(s) = 1 - 2\left(1 - \frac{|s-a|}{\lambda}\right)^2, \text{ for } 0 \leq |s-a| \leq \frac{\lambda}{2} \dots\dots\dots (4)$$

Parameter s menunjukkan pengukuran (misalnya, nilai piksel), μ (s) adalah nilai keanggotaan, a yang menunjukkan pusat fungsi keanggotaan *fuzzy*, dan λ mengontrol lebar fungsi keanggotaan. Kaidah *fuzzy* dalam basis pengetahuan yang direpresentasikan dalam bentuk persamaan fungsi implikasi mempunyai struktur sebagai berikut. Basis Kaidah i:

$$R_{ij} = \text{IF } x_1 \text{ IS } A_{k1} \text{ AND } x_2 \text{ IS } A_{k2} \text{ AND } \dots x_k \text{ IS } A_{kl} \text{ THEN } z_j \text{ IS } B_j \dots\dots\dots (5)$$

Keterangan: i = Jumlah basis kaidah; j = Jumlah kaidah; k = Jumlah peubah *fuzzy*; l = Jumlah peubah linguistik

Defuzzyfication adalah proses untuk mengubah keluaran yang berbasis himpunan *fuzzy* menjadi keluaran yang *crisp*. Defuzzyfikasi menggunakan metode *centroid* yaitu dengan melakukan perhitungan nilai *Center of Gravity* (COG) himpunan *fuzzy* dengan persamaan:

$$\text{COG}_{ij} = \frac{\sum_{j=1}^{R_{ij}} z_j \mu_{z_j}}{\sum_{j=1}^{R_{ij}} \mu_{z_j}} \dots\dots\dots (6)$$

Keterangan COG = *Center of gravity*; z = nilai *fuzzy* keluaran; μ = nilai *fuzzy* implikasi;

R = basis kaidah *fuzzy*; i = indeks basis kaidah *fuzzy*; j = indeks kaidah *fuzzy*.

2.3.2.2. Maximum Likelihood

Klasifikasi *maximum likelihood* mendekati klasifikasi citra dengan memperhatikan probabilitas maksimum dari sejumlah piksel pada citra input. Metode ini bertujuan untuk memperkecil kelas overlap, tetapi akan membutuhkan waktu yang lebih lama. Aturan keputusan dari *maximum likelihood* didasarkan pada persamaan Bayesian berikut.

$$P = \ln(Ac) - 0,5 \ln(|\Sigma c|) - 0,5[(X - \mu_c)^T (\Sigma c^{-1})(X - \mu_c)] \dots\dots\dots (7)$$

Keterangan: P = bobot jarak *likelihood*; C = indeks kelas; X = nilai piksel dari calon kelas; μ_c = rata - rata dari pelatihan untuk kelas c; A_c = persentase apriori untuk kelas c; $|\Sigma c|$ = determinan matrix peragam untuk kelas c; Σc^{-1} = peragam invers matrix kelas c; T = putaran matrix.

2.3.3. Uji Akurasi

Hasil klasifikasi data penginderaan jauh divalidasi menggunakan sebuah matriks kesalahan (*error matrix/confusion matrix*). Hal ini dilakukan dengan membandingkan citra hasil klasifikasi sebagai peta terhadap kelas sebenarnya. Kelas yang sebenarnya diperoleh dari hasil pengamatan lapangan. Uji akurasi mengacu kepada Congalton and Green (2009). Akurasi keseluruhan (*overall accuracy*) antara data hasil klasifikasi penginderaan jauh dan data referensi dapat dihitung sebagai berikut.

$$Overall Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^k n_{ii}}{n} \dots\dots\dots (8)$$

$$Producer's accuracy_j = \frac{n_{jj}}{n_{+j}} \dots\dots\dots (9)$$

$$User's accuracy_i = \frac{n_{ii}}{n_{i+}} \dots\dots\dots (10)$$

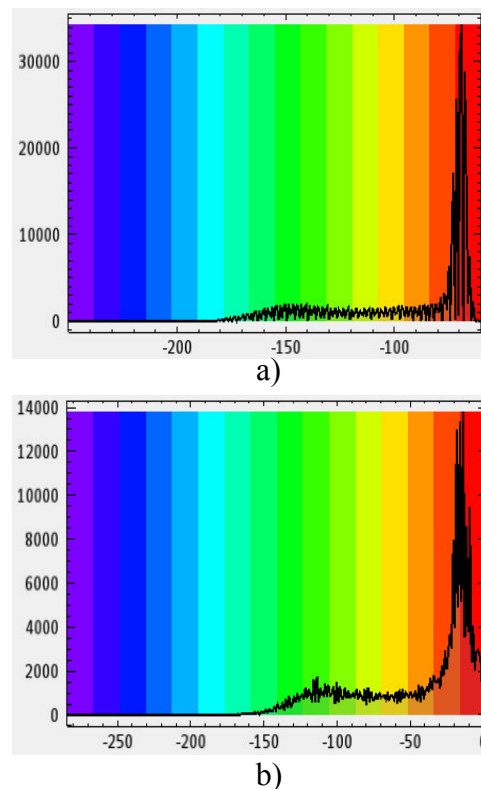
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Koreksi Kolom Air (*Depth Invariant Index*)

Depth invariant index (DII) menggunakan algoritma Lyzenga telah banyak

digunakan pada studi pemetaan habitat perairan dangkal. Sebelum diguna-kan, perbandingan koefisien attenuasi harus dibangun dari hubungan substrat dengan berbagai kedalaman minimal pada dua band (kanal) berbeda (Lyzenga, 1978; Mumby *et al.*, 1998; Lyons *et al.*, 2011 dalam Selamat *et al.*, 2012). Transformasi ini bertujuan untuk meningkatkan visualisasi penampakan substrat dasar perairan secara maksimal (Siregar, 2010).

Citra asli pada kanal biru dan kanal hijau diekstrak nilai digitalnya dengan melakukan pemilihan *training area* pada citra (Gambar 2). Diperoleh nilai koefisien attenuasi perairan (ki/kj) sebesar 0,798809 untuk citra SPOT 7 dan 1,2222 untuk citra Sentinel 2A.



Gambar 2. Histogram hasil transformasi DII menggunakan algoritma Lyzenga pada kanal biru dan kanal hijau: a). Sentinel 2A; b). SPOT 7.

Sesuai dengan sebaran nilai digital, maka terlihat beberapa komponen dominan pada citra hasil transformasi algoritma DII.

Pola distribusi rentang nilai hasil transformasi menunjukkan banyaknya kelas yang ada sebagai karakteristik/habitat dasar perairan (Siregar, 2010; Selamat *et al.*, 2012).

3.2. Klasifikasi Habitat Perairan Dangkal

3.2.1. Logika Fuzzy

Klasifikasi citra satelit menggunakan logika *fuzzy*, nilai input yang digunakan adalah nilai *signature statistics* yaitu nilai

mean dan standar deviasi, hasil training area untuk masing - masing kelas berdasarkan pada GCP (*ground control point*) yang diperoleh di lapangan. Seperti yang disajikan pada Tabel 1 untuk klasifikasi pada citra Sentinel 2A dan SPOT 7 hasil transformasi Lyzenga dan Tabel 2 untuk klasifikasi pada citra Sentinel 2A dan SPOT 7 tanpa menggunakan DII. Nilai ini dipakai untuk mendefenisikan *membership function* (fungsi keanggotaan).

Tabel 1. Nilai indeks dasar untuk masing – masing tipe habitat pada citra Sentinel 2A dan SPOT 7 menggunakan transformasi Lyzenga.

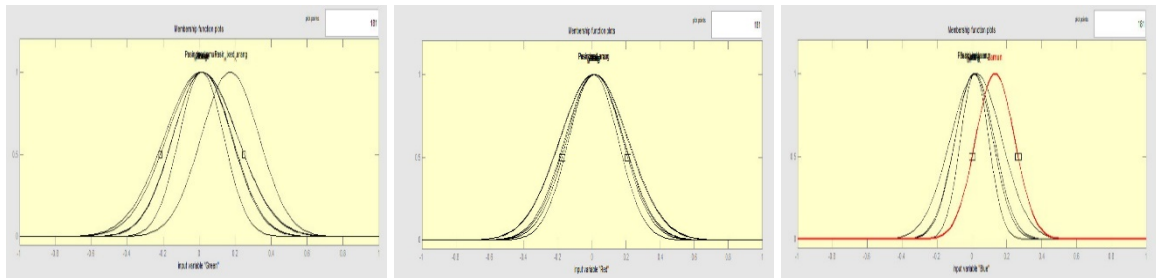
Kelas Habitat	Sentinel 2A		SPOT 7	
	Mean	StdDev	Mean	StdDev
Karang	-88,5174	32,74533	1,008011	0,061067
Rubble	-149,848	28,66773	1,069487	0,031344
Pasir	-134,163	18,16743	1,070475	0,062978
Lamun	-134,139	14,74304	1,027317	0,031174
Pasir campur lamun	-131,158	16,72608	1,018754	0,012849
Pasir campur karang	-162,365	7,895353	1,099925	0,039788

Tabel 2. Nilai indeks dasar untuk masing - masing tipe habitat citra Sentinel 2A dan SPOT 7 pada tiga pasangan band (*red, green, blue*).

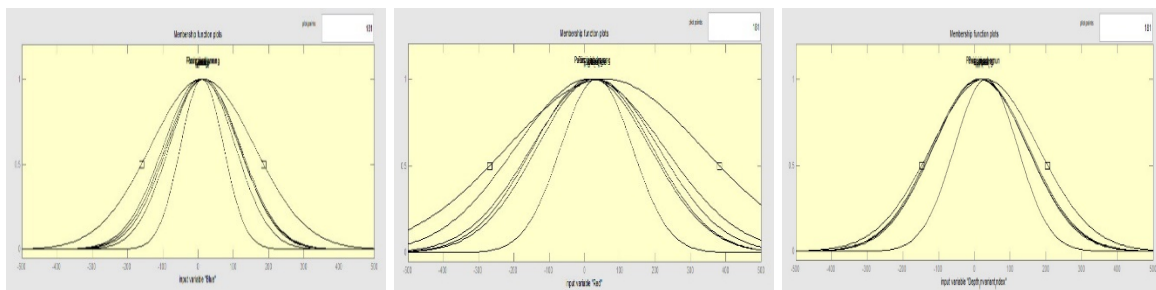
Kelas Habitat	Band	Sentinel 2A		SPOT 7	
		Mean	StdDev	Mean	StdDev
Karang	Hijau	0,145707	0,008346	61,13333	11,22412
	Merah	0,125047	0,012791	82,13333	14,28719
	Biru	0,080713	0,016072	101,6667	34,0287
Laut	Hijau	0,132185	0,003125	27,52304	10,07414
	Merah	0,094606	0,003952	24,47277	9,899768
	Biru	0,064399	0,002899	33,25188	9,296463
Pasir	Hijau	0,201229	0,012822	102,4667	15,37562
	Merah	0,198124	0,016692	133,1333	16,83053
	Biru	0,126376	0,01925	165,6	19,2235
Lamun	Hijau	0,171586	0,013158	147,2963	12,67892
	Merah	0,163793	0,017159	191,037	18,85671
	Biru	0,112129	0,013365	276,5926	56,752
Rubble	Hijau	0,174781	0,013246	93,73333	12,09762
	Merah	0,166337	0,018302	130	16,05348
	Biru	0,112869	0,016496	179,6	29,62576

Kelas Habitat	Band	Sentinel 2A		SPOT 7	
		Mean	StdDev	Mean	StdDev
Pasir campur karang	Hijau	0,170673	0,014745	107,3333	8,64925
	Merah	0,161753	0,017264	144,1333	10,14091
	Biru	0,108107	0,012135	210,5333	15,39883
Pasir campur lamun	Hijau	0,20052	0,008665	106	14,29286
	Merah	0,204253	0,009921	139,2667	16,35965
	Biru	0,14814	0,024379	163,8	29,02019

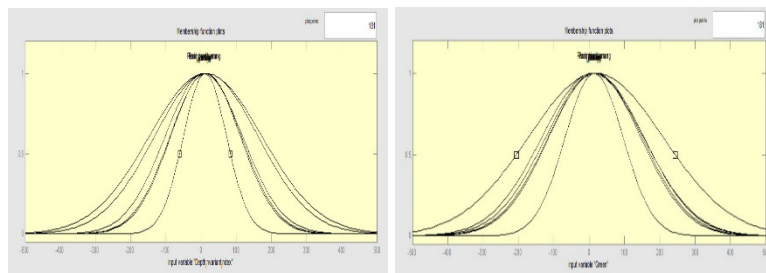
Kemudian nilai indeks dasar untuk masing – masing habitat ini seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, dijadikan sebagai nilai input untuk mendefinisikan fungsi keanggotaan *fuzzy* dengan menggunakan tipe *bell –shaped* yang disajikan pada Gambar 3, 4, dan 5 berikut ini.



Gambar 3. Pendefinisian fungsi keanggotaan pada enam kelas habitat citra Sentinel 2A tanpa transformasi Lyzenga.



Gambar 4. Pendefinisian fungsi keanggotaan pada enam kelas habitat citra SPOT 7 tanpa transformasi Lyzenga.



Gambar 5. Pendefinisian fungsi keanggotaan pada enam kelas habitat citra Sentinel 2A dan SPOT 7 menggunakan transformasi Lyzenga.

Petrov *et al.* (2013) menyatakan bahwa dalam setiap pendekatan, fungsi keanggotaan yang sesuai didefinisikan untuk memberikan derajat keyakinan bahwa nilai numerik masing – masing fitur terletak didalam wilayah yang ditetapkan oleh aturan yang sedang dipertimbangkan. Fungsi keanggotaan untuk angka tertentu sebaiknya didefinisikan dengan mempertimbangkan semua nilai *threshold* dan tetap konsisten pada seluruh klasifikasi, atau ditentukan secara individual untuk setiap aturan.

Menurut Bezdek *et al.* (2005) bagian esensial dari suatu sistem yang mengimplementasikan basis kaidah *fuzzy* adalah kaidah *fuzzy if - then* dimana antesenden dan konsekuennya merupakan komposisi dari pernyataan *fuzzy* dalam bentuk fungsi implikasi dan inferensi kaidah *fuzzy*. Sistem berbasis kaidah *fuzzy* merupakan komposisi dari pengetahuan dan informasi dari seorang pakar dalam membentuk kaidah – kaidah *fuzzy*.

Pembentukan aturan pada umumnya adalah aturan formasi kanonik. Beberapa variabel linguistik, ada tiga bentuk umum dimana aturan kanonik bisa dibentuk, yaitu *assignment statements*, *conditional statements*, dan *unconditional statements*. (Sivanandam *et al.*, 2007). Aturan dibuat berdasarkan pada jumlah kelas klasifikasi dari masing – masing citra satelit. Masing – masing kelas dibuat dalam tiga variabel input untuk citra tanpa transformasi Lyzenga dan satu variabel input untuk citra transformasi Lyzenga. Hubungan masing – masing variabel input dan output disusun sebagai aturan.

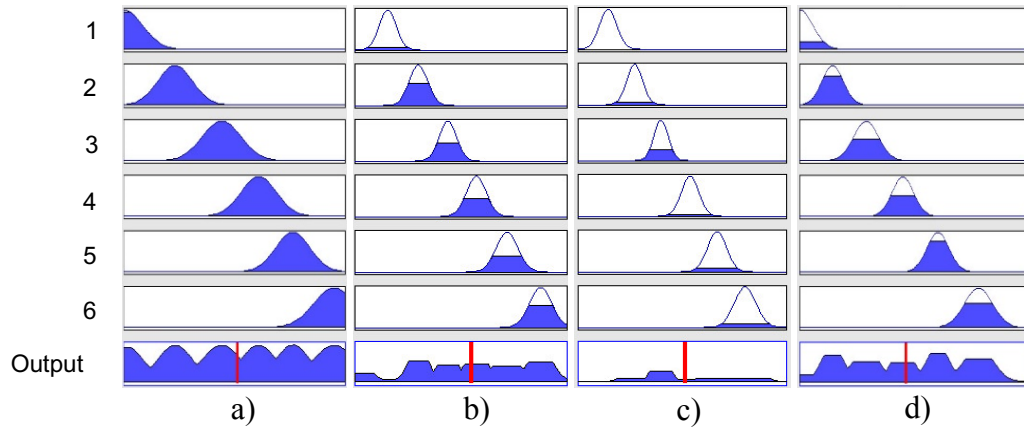
Model logika *fuzzy* yang dibuat seperti berikut: untuk enam kelas menggunakan citra transformasi Lyzenga; *if (input is Karang) then (Class is Karang)*, *if (input is Pasir) then (Class is Pasir)*, *if (input is Lamun) then (Class is Lamun)*, *if (input is Rubble) then (Class is Rubble)*, *if (input is Pasir campur lamun) then (Class is Pasir campur lamun)*, *if (input is Pasir campur karang) then (Class is Pasir campur karang)*.

Sedangkan menggunakan citra tanpa transformasi Lyzenga; *if (Red is Karang) and (Green is Karang) and (Blue is Karang) then (Class is Karang)*, *if (Red is Pasir) and (Green is Pasir) and (Blue is Pasir) then (Class is Pasir)*, *if (Red is Lamun) and (Green is Lamun) and (Blue is Lamun) then (Class is Lamun)*, *if (Red is Rubble) and (Green is Rubble) and (Blue is Rubble) then (Class is Rubble)*, *if (Red is Pasir campur lamun) and (Green is Pasir campur lamun) and (Blue is Pasir campur lamun) then (Class is Pasir campur lamun)*, *if (Red is Pasir campur karang) and (Green is Pasir campur karang) and (Blue is Pasir campur karang) then (Class is Pasir campur karang)*.

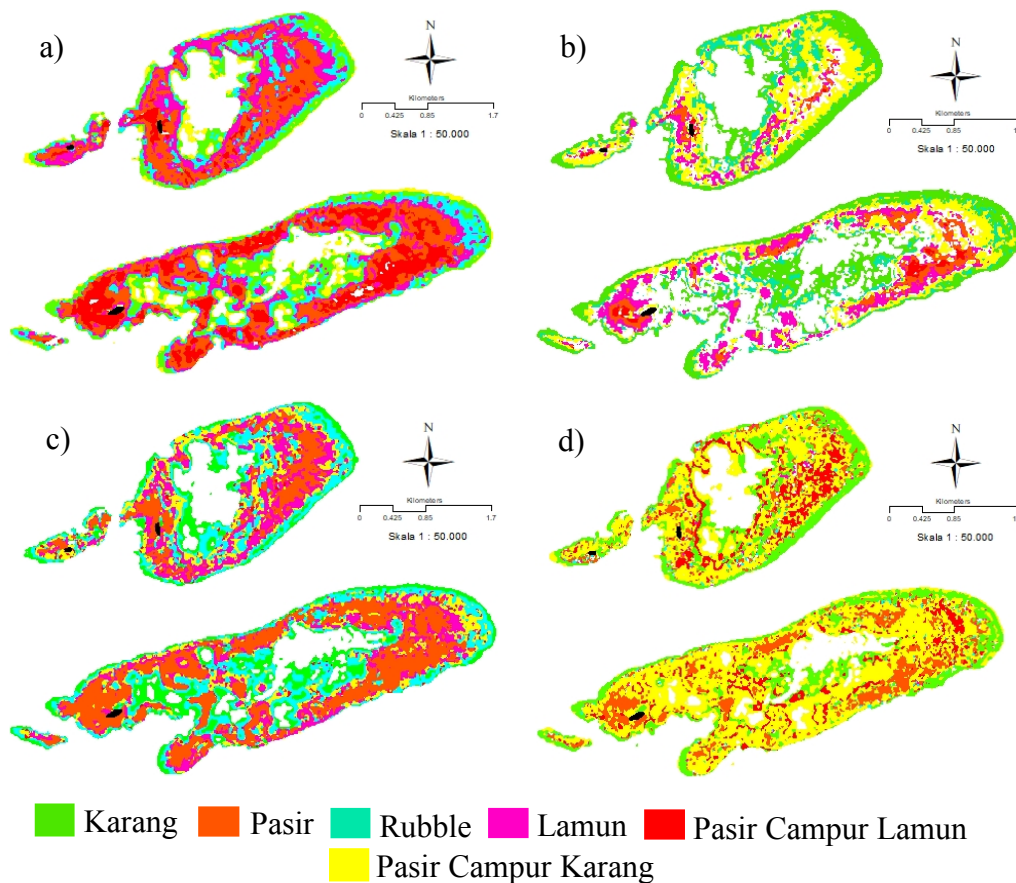
Sistem inferensi yang dipilih adalah metode Mamdani dimana pada tahapan implementasi aturan dilakukan pemilihan nilai fungsi keanggotaan yang kecil untuk masing – masing aturan yang terkait dan dipilih nilai fungsi terbesar pada saat agregasi. Menurut Tso and Mather (2009), metode Mamdani adalah metode yang paling umum digunakan dan mengharapkan output fungsi keanggotaan menjadi *fuzzy sets*. Seperti juga yang dikemukakan oleh Sivanandam *et al.* (2007) bahwa inferensi tipe Mamdani mengharapkan fungsi keanggotaan output menjadi *fuzzy set*. Setelah proses agregasi, ada set *fuzzy* untuk setiap variabel output yang perlu di *defuzzification*.

Defuzzification adalah mengubah *fuzzy output* menjadi *crisp value* berdasarkan fungsi keanggotaan yang telah ditentukan atau proses mentransformasi hasil penalaran *fuzzy* ke dalam nilai keluaran seperti yang disajikan pada Gambar 6 dimana variabel *output* dibagi menjadi enam kelas dimana, 1 adalah karang, 2 adalah pasir, 3 adalah rubble, 4 adalah lamun, 5 adalah pasir campur lamun dan 6 adalah pasir campur karang.

Keseluruhan tahapan yang diterapkan dalam membangun algoritma logika *fuzzy* ini, maka diperoleh hasil klasifikasi habitat perairan dangkal berdasarkan warna yang terdiri dari : karang (hijau), pasir (cokelat),



Gambar 6. Proses *defuzzification* dan output kelas habitat perairan dangkal pada Citra satelit Sentinel 2A dan SPOT 7; a). Menggunakan citra tanpa transformasi Lyzenga pada citra Sentinel 2A; b). Menggunakan citra transformasi Lyzenga pada citra Sentinel 2A; c). Menggunakan citra tanpa transformasi Lyzenga pada citra SPOT 7; d). Menggunakan citra transformasi Lyzenga pada citra SPOT 7.



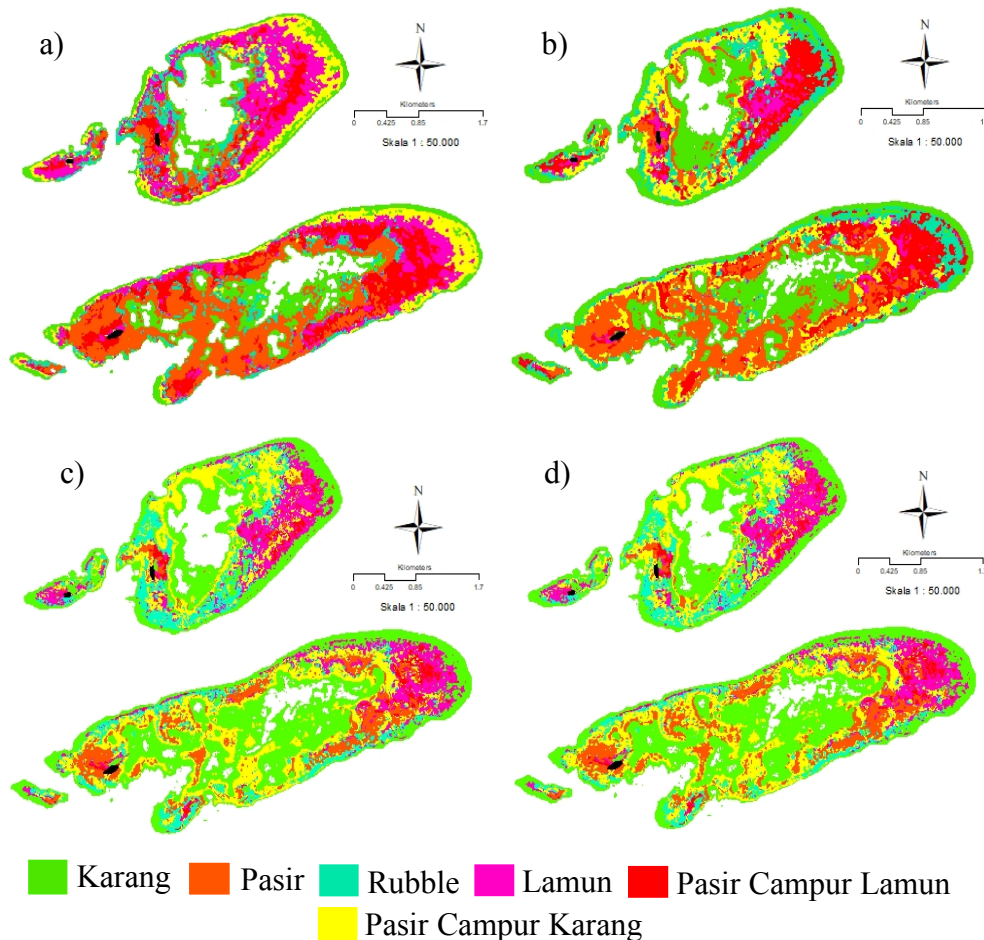
Gambar 7. Hasil Klasifikasi habitat perairan dangkal menggunakan logika *fuzzy* untuk enam kelas habitat: a). menggunakan transformasi Lyzenga pada Sentinel 2A; b). tanpa menggunakan transformasi Lyzenga pada Sentinel 2A; c). menggunakan transformasi Lyzenga pada SPOT 7; d). tanpa menggunakan transformasi Lyzenga pada SPOT 7.

rubble (cyan), lamun (ungu), pasir campur lamun (merah), dan pasir campur karang (kuning). Kenampakan visual berdasarkan warna dari hasil klasifikasi habitat perairan dangkal untuk citra satelit Sentinel 2A dan SPOT 7 (Gambar 7) menunjukkan ciri spasial dan setiap kelas menjadi lebih spesifik berbeda dimana setiap warna mewakili masing – masing kelas habitat.

3.2.2. Maximum Likelihood

Maximum likelihood merupakan algoritma klasifikasi yang paling umum dan sangat luas digunakan dalam teknik *supervised classification* (klasifikasi terbimbing) dengan data citra satelit pe-

nginderaan jauh. Algoritma ini mengelompokkan piksel yang belum diketahui identitasnya berdasarkan vektor rata – rata dan matriks ragam dari setiap pola spektral kelas informasi. Piksel – piksel citra dimasukkan menjadi salah satu kelas yang memiliki probabilitas (peluang) paling tinggi (Tso and Mather, 2009). Klafisikasi *maximum likelihood* mengevaluasi secara kuantitatif *variance* dan *co-variance* pola tanggapan spektral kategori ketika mengklasifikasi piksel yang tidak dikenal (Tso and Mather, 2009). Agar dapat melakukan ini, dibuat asumsi bahwa distribusinya normal.



Gambar 8. Hasil Klasifikasi habitat perairan dangkal menggunakan *maximum likelihood* untuk enam kelas habitat: a) menggunakan transformasi Lyzenga pada Sentinel 2A; b) tanpa menggunakan transformasi Lyzenga pada Sentinel 2A; c) menggunakan transformasi Lyzenga pada SPOT 7; d) tanpa menggunakan transformasi Lyzenga pada SPOT 7.

Proses ini menghasilkan klasifikasi habitat perairan dangkal berdasarkan warna yang terdiri dari: karang (hijau), pasir (cokelat), rubble (cyan), lamun (ungu), pasir campur lamun (merah), dan pasir campur karang (kuning). Sama halnya seperti logika *fuzzy* pada bahasan sebelumnya, kenampakan visual berdasarkan warna dari hasil klasifikasi habitat perairan dangkal untuk

citra satelit Sentinel 2A dan SPOT 7 (Gambar 8).

3.3. Uji Akurasi Hasil Klasifikasi Habitat Perairan Dangkal

Hasil uji akurasi keseluruhan dari algoritma klasifikasi logika *fuzzy* dan *maximum likelihood* pada citra satelit Sentinel 2A dan SPOT 7 menggunakan metode DII dan tanpa menggunakan metode DII disajikan pada Tabel 3 berikut ini.

Tabel 3. Hasil uji akurasi pada citra satelit Sentinel 2A dan SPOT 7 untuk enam kelas habitat.

Citra Satelit	Kelas Habitat	Logika <i>Fuzzy</i>			<i>Maximum Likelihood</i>		
		OA	PA	UA	OA	PA	UA
Sentinel 2A	- Menggunakan DII ;	72,3			63,1		
	Karang		85,29	80,56		78,05	84,49
	Pasir		63,16	63,16		64	72,73
	Rubble		76,19	76,19		59,26	55,17
	Lamun		62,5	78,95		68,42	49,06
	Pasir campur karang		73,33	64,71		43,48	55,56
	Pasir campur lamun		64,71	61,11		67,5	67,5
	- Tanpa Menggunakan DII ;	70,9			58,3		
	Karang		77,78	70		77,78	73,68
	Pasir		50	84,62		77,27	68
	Rubble		66,67	66,67		64,71	61,11
	Lamun		88,89	84,21		20	37,5
Pasir campur karang		93,33	50		56,25	45	
Pasir campur lamun		73,33	91,67		40	46,15	
SPOT 7	- Menggunakan DII ;	76,4			70,5		
	Karang		85,19	88,46		86,67	81,25
	Pasir		78,57	81,48		86,67	86,67
	Rubble		80	80		66,67	58,82
	Lamun		72,22	86,67		68,75	64,71
	Pasir campur karang		60,87	50		35,29	54,55
	Pasir campur lamun		78,57	81,48		68,42	61,9
	- Tanpa Menggunakan DII ;	73,2			68,9		
	Karang		86,67	86,67		86,67	92,86
	Pasir		84	80,77		86,67	81,25
	Rubble		66,67	63,16		60	45
	Lamun		65	72,22		66,67	66,67
Pasir campur karang		69,23	60		46,67	58,33	
Pasir campur lamun		52,94	60		50	61,54	

OA = *Overall Accuracy*, PA = *Produce Accuracy*, UA = *User Accuracy*.

Hasil uji akurasi untuk enam kelas habitat (Tabel 3) menunjukan bahwa penggunaan algoritma logika *fuzzy* menghasilkan *overall accuracy* yang lebih besar jika dibandingkan dengan penggunaan algoritma *maximum likelihood* terhadap kedua citra satelit (Sentinel 2A dan SPOT 7). Pada SPOT 7, penggunaan algoritma logika *fuzzy* menghasilkan *overall accuracy* sebesar 73,2% dan akan meningkat dengan diterapkannya metode DII menggunakan transformasi Lyzenga yaitu sebesar 76,4% dibandingkan dengan penggunaan algoritma *maximum likelihood* yaitu sebesar 68,9% dan semakin meningkat dengan diterapkannya metode DII menggunakan transformasi Lyzenga yaitu sebesar 70,5%. Sedangkan pada Sentinel 2A, penggunaan algoritma logika *fuzzy* menghasilkan *overall accuracy* sebesar 70,9% dan akan meningkat dengan diterapkannya metode DII menggunakan transformasi Lyzenga yaitu sebesar 72,3% dibandingkan dengan penggunaan algoritma *maximum likelihood* yaitu sebesar 58,3% dan semakin meningkat dengan diterapkannya metode DII menggunakan transformasi Lyzenga yaitu sebesar 63,1%. Hal ini menunjukan bahwa algoritma logika *fuzzy* masih memiliki tingkat akurasi yang baik dibandingkan dengan algoritma *maximum likelihood*. Urbanski and Szymelfening (2002), memetakan habitat perairan dangkal dengan *geographic information system* (GIS) untuk 13 kelas habitat mendapatkan *overall accuracy* sebesar 70%. Huang *et al.* (2011) dalam memetakan habitat perairan dangkal menyimpulkan logika *fuzzy* lebih baik karena mengurangi ketidakpastian terkait dengan data klasifikasi. Tamondong *et al.* (2013) menggunakan algoritma *maximum likelihood* untuk memetakan habitat perairan dangkal mendapatkan *overall accuracy* sebesar 75,54%.

Hasil perhitungan akurasi untuk *producer accuracy* dan *user accuracy* memperlihatkan beberapa kelas yang disusun oleh komponen habitat perairan dangkal mampu dipisahkan dengan baik. Hal ini

menunjukan bahwa hasil uji akurasi telah memadai pada keseluruhan skema klasifikasi yang dihasilkan dari citra satelit. Meskipun *overall accuracy* citra Sentinel 2A dan SPOT 7 menggunakan DII lebih tinggi dari Tanpa menggunakan DII namun *producer accuracy* untuk kelas Pasir campur karang lebih tinggi dibandingkan dengan klasifikasi tanpa menggunakan DII.

Penerapan metode DII dengan menggunakan transformasi Lyzenga membuktikan adanya peningkatan hasil akurasi. Indeks ini dapat digunakan sebagai indeks karakteristik dasar perairan karena mengeliminir faktor kedalaman (Siregar, 2010). Demikian pula Selamat *et al.* (2012), *depth invariant index* menghasilkan nilai indeks dasar yang spesifik untuk masing-masing tipe substrat.

Perbedaan ukuran pixel (resolusi spasial) dari citra satelit dan banyaknya kelas habitat juga mempengaruhi hasil akurasi. Seperti yang ditunjukan pada Tabel 3 dimana citra satelit SPOT 7 memiliki tingkat akurasi yang lebih besar dibandingkan dengan Sentinel 2A. Mumby *et al.* (1997), keterbatasan resolusi data pengideraan jauh juga menjadi faktor pembatas dalam menghasilkan informasi, meskipun citra satelit mempunyai kemampuan yang baik dalam membedakan habitat pada tingkat kasar atau dengan jumlah kelas yang kecil.

Tabel 4. Uji signifikansi antara DII dan tanpa DII.

Citra Satelit	DII versus tanpa DII	
	Logika Fuzzy	Maximum Likelihood
Sentinel 2A	0,3344	0,1479
SPOT 7	0,2125	0,1931

Uji signifikan yang diterapkan pada dua algoritma klasifikasi dan antara penggunaan DII dengan tanpa DII (Tabel 4). Hasil dari nilai Z-test menunjukan berbeda signifikan. Congalton and Green (2009) menyatakan bahwa pada nilai Z-test antara nilai -1,96 sampai dengan 1,96 merupakan

kategori akurasi yang berada pada distribusi normal.

IV. KESIMPULAN

Penerapan algoritma logika *fuzzy* relatif lebih baik untuk diterapkan pada klasifikasi habitat perairan dangkal. Keseluruhan hasil uji akurasi menunjukkan bahwa algoritma logika *fuzzy* memiliki tingkat akurasi yang baik dibandingkan dengan algoritma *maximum likelihood*. Penerapan metode DII dengan menggunakan transformasi Lyzenga membuktikan adanya peningkatan hasil akurasi. Perbedaan ukuran pixel (resolusi spasial) dari citra satelit juga mempengaruhi hasil akurasi dimana citra satelit SPOT 7 memiliki tingkat akurasi yang lebih besar dibandingkan dengan Sentinel 2A.

DAFTAR PUSTAKA

- Andréfouët, S., P. Kramer, D. Torres-Pulliza, K.E. Joyce, E.J. Hochberg, R. Garza-Perez, P.J. Mumby, B. Riegl, H. Yamano, W.H. White, M. Zubia, J.C. Brock, S.R. Phinn, A. Naseer, B.G. Hatcher, and F.E. Muller-Karger. 2003. Multi-sites evaluation of IKONOS data for classification of tropical coral reef environments. *Remote Sensing of Environment*, 88:128-143. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.04.005>.
- Ampou, E.E., S. Ouillon, and S. Andrefouet. 2017. Challenges in rendering coral triangle habitat richness in remotely sensed habitat maps: The case of Bunaken island (Indonesia). *Marine Pollution Bulletin*, 131: 72-82. <http://dx.doi.org/10.1016/j.marpolbul.2017.10.026>.
- Benfield, S.L., H.M. Guzman, J.M. Mairs, and J.A.T. Young. 2007. Mapping the distribution of coral reefs and associated sublittoral habitats in Pacific Panama: a comparison of optical satellite sensors and classification methodologies. *International J. of Remote Sensing*, 28(22):5047-5070. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160701258062>.
- Bezdek, J.C., J. Keller, R. Krisnapuram, and N.R. Pal. 2005. Fuzzy models and algorithms for pattern recognition and image processing. Springer Science Business Media. Inc. United State of America. 268 p.
- Bhandari, D., N.R. Pal, and D.D. Majumder. 1992. Fuzzy divergence, probability measure of fuzzy events and image thresholding. *Pattern Recognition Letters*, 13:857-867. [https://doi.org/10.1016/0167-8655\(92\)90085-E](https://doi.org/10.1016/0167-8655(92)90085-E).
- Bhaskaran, S., S. Paramananda, and M. Ramnarayan. 2010. Per-pixel and object-oriented classification methods for mapping urban features using Ikonos satellite data. *Applied Geography*, 30:650-665. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apgeog.2010.01.009>.
- Cococcioni, M., G. Corsini, B. Lazzarini, and F. Marcelloni. 2004. Approaching the Ocean color Problem Using Fuzzy Rules. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics*, 34(3): 1360-1373. <http://dx.doi.org/10.1109/TSMCB.2003.822959>.
- Congalton, R.G. and K. Green. 2009. Assesing the accuracy of remotely sensed data. Principles and practices. 2th ed. CRC Press Taylor and Francis Group. New York. 201 p.
- Eugenio, F., J. Marcello, and J. Martin. 2015. High-resolution maps of bathymetry and benthic habitats in shallow-water environments using multispectral remote sensing imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(7): 3539-3549. <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2014.2377300>.

- Gedeon, T.D., K.W. Wong, and D. Tikki. 2001. Constructing hierarchical fuzzy rule bases for classification. *IEEE International Fuzzy Systems Conference*, 1388-1391. <http://dx.doi.org/10.1109/FUZZ.2001.1008917>.
- Henriques, V., M.T. Guerra, B. Mendes, M.J. Gaudencio, and P. Fonseca. 2014. Benthic habitat mapping in a Portuguese marine protected area using EUNIS: An integrated approach. *J. of Sea Research*, 30: 14-28. <http://dx.doi.org/10.1016/j.seares.2014.10.007>.
- Huang, Z., B.P. Brooke, and P.T. Harris. 2010. A new approach to mapping marine benthic habitats using physical environmental data. *Continental Shelf Research*, 31:S4 – S16. <http://dx.doi.org/10.1016/j.csr.2010.03.012>.
- Lizarazo, I. and P. Elsner. 2009. Fuzzy segmentation for object-based image classification. *Internation J. of Remote Sensing*, 30(6): 1643-1649. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160802460062>.
- Lyzenga, D.R. 1978. Passive remote-sensing techniques for mapping water depth and bottom features. *Applied Optics*, 17:379-383. <http://dx.doi.org/10.1364/AO.17.000379>.
- Moore, T.S., J.W. Campbell, and H. Feng. 2010. A fuzzy logic classification scheme for selecting and blending satellite ocean color algorithms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(8):1764-1776. <http://dx.doi.org/10.1109/36.942555>.
- Mumby, P.J., E.P. Green, A.J. Edwards, C.D. Clark, and A.C. Ellis. 1997. Estimating leaf area index of mangroves from satellite data. *Aquatic Botany*, 58:11–19. [http://dx.doi.org/10.1016/S03043770\(97\)00013-2](http://dx.doi.org/10.1016/S03043770(97)00013-2).
- Mumby, P.J., E.P. Green, A.J. Edwards, and C.D. Clark. 1998. Coral reef habitat mapping: how much detail can remote sensing provide. *Marine Biology*, 130:193-202. <http://dx.doi.org/10.1007/s002270050238>.
- Mumby, P.J. and A.J. Edwards. 2002. Mapping marine environments with IKONOS imagery: enhanced spatial resolution can deliver greater thematic accuracy. *Remote Sensing Environment*, 82:248-257. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00041-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00041-X).
- Mumby, P.J., W. Skirving, A.E. Strong, J.T. Hardy, E.F. LeDrew, E.J. Hochberg, R.P. Stumpf, and L.T. David. 2003. Review remote sensing of coral reefs and their physical environment. *Marine Pollution Bulletin*, 48: 210-228. <http://dx.doi.org/10.1016/j.marpolbul.2003.10.031>.
- Murmu, S. and S. Biswas. 2015. Application of fuzzy logic and neural network in crop classification: a review. *Aquatic Procedia*, 4:1203–1210. <http://dx.doi.org/10.1016/j.aqpro.2015.02.153>.
- Petrov, Z.I., V. Kosmidov, I. Manakos, T. Stathaki, M. Adamo, C. Tarantino, V. Tomaselli, P. Blonda, and M. Petrov. 2013. A rule-based classification methodology to handle uncertainty in habitat mapping employing evidential reasoning and fuzzy logic. *Pattern Recognition Letters*, 30(30): 1-10. <http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2013.11.002>.
- Selamat, M.B., I. Jaya, V.P. Siregar, dan T. Hestrianoto. 2012. Zonasi geomorfologi dan koreksi kolom air untuk pemetaan substrat dasar menggunakan citra Quickbird. *J. Teknologi Perikanan dan Kelautan*, 2(2):17–25. <http://dx.doi.org/10.24319/jtpk.3.17-25>.
- Siregar, V.P. 2010. Pemetaan substrat dasar perairan dangkal Karang Congkak dan Lebar Kepulauan Seribu menggunakan citra satelit Quickbird. *J. Ilmu dan Teknologi Kelautan*

- Tropis*, 2(1):19–30. <http://dx.doi.org/10.29244/jitkt.v2i1.7860>.
- Sivanandam, S.N., S. Sumanthi, and S.N. Deepa. 2007. Introduction to fuzzy logic using matlab. Springer-Verlag. Berlin. 441 p.
- Tamondong, A.M., A.C. Blanco, M.D. Fortes, and K. Nadaoka. 2013. Mapping seagrass and other benthic habitats in Balinao, Pangasinan using Worldview-2 satellite image. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1579-1582. <http://dx.doi.org/10.1109/IGARSS.2013.6723091>.
- Tso, B. and P.M. Mather. 2009. Classification methods for remotely sensed data. Taylor and Francis Inc. New York. 357 p.
- Urbanski, J.A and M. Szymelfening. 2002. GIS – based mapping of benthic habitats. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 56:99–109. [http://dx.doi.org/10.1016/S0272-7714\(02\)00125-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0272-7714(02)00125-7).
- Zhang, C., D. Selch, Z. Xie, C. Roberts, H. Cooper, and G. Chen. 2013. Object – based benthic habitat mapping in the Florida Keys from hyperspectral imagery. *Estuarine, Coastal and Shelf science*, 134:88–97. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecss.2013.09.018>.
- Diterima* : 08 September 2018
Direview : 12 September 2018
Disetujui : 29 November 2018

