

APLIKASI TEKNOLOGI DRONE DAN PENDEKATAN OBIA DALAM STUDI IDENTIFIKASI HABITAT PERAIRAN DANGKAL

APPLICATION OF DRONE TECHNOLOGY AND OBIA METHOD APPROACH IN THE STUDY OF SHALLOW WATER HABITAT IDENTIFICATION

Roni Sewiko*, Sania Pareka Damayanti, Herlina Adelina Meria Uli Sagala

Program Studi Teknik Kelautan, Kampus Politeknik Kelautan dan Perikanan Karawang, Jalan Raya Lingkar Tanjungpura, Karangpawitan, Karawang Barat, Kabupaten karawang, Provinsi Jawa Barat 41315

*Corresponding author email: ronisewiko@poltekkpkarawang.ac.id

Submitted: 12 September 2023 / Revised: 15 August 2024 / Accepted: 19 August 2024

<http://doi.org/10.21107/jk.v17i2.22313>

ABSTRAK

Habitat perairan dangkal memiliki peran penting dalam menjaga keseimbangan ekosistem laut dan mendukung keberlanjutan sumber daya perikanan. Namun, pemahaman dan pemantauan yang efektif terhadap habitat ini menjadi semakin krusial dalam menghadapi tantangan lingkungan yang semakin kompleks. Artikel ini mengungkapkan penelitian yang bertujuan untuk mengidentifikasi habitat perairan dangkal dengan memanfaatkan teknologi drone dan pendekatan Object-Based Image Analysis (OBIA). Inovasi utama dalam penelitian ini adalah penggunaan drone untuk pemetaan habitat perairan dangkal, yang menghadirkan metode yang lebih efisien dan akurat dibandingkan dengan survei konvensional. Metode OBIA digunakan dalam pengolahan data citra drone, dengan dukungan Ground Truth Habitat dan analisis algoritma SVM. Hasilnya, tingkat akurasi keseluruhan mencapai 77%, dengan tingkat akurasi tertinggi untuk Lamun sebesar 22,6% dan terendah untuk karang mati sebesar 4,1%. Penggunaan user's accuracy juga mencerminkan hasil yang bervariasi, dengan akurasi tertinggi untuk Lamun sebesar 91% dan terendah untuk karang mati sebesar 54%. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pemahaman lebih dalam tentang habitat perairan dangkal, memfasilitasi pemantauan yang lebih efektif, dan memberikan landasan untuk upaya konservasi lebih lanjut di ekosistem perairan dangkal.

Kata Kunci: Drone, OBIA, penginderaan jauh, SIG, pesisir

ABSTRACT

Shallow water habitats play a crucial role in Maintaining marine ecosystem balance and supporting sustainable fisheries resources. However, effective understanding and monitoring of these habitats have become increasingly critical in the face of complex environmental challenges. This article unveils research aimed at identifying shallow water habitats using drone technology and an Object-Based Image Analysis (OBIA) approach. The primary innovation in this study lies in the utilization of drones for shallow water habitat mapping, presenting a more efficient and accurate method compared to conventional surveys. OBIA methods were employed in processing drone image data, supported by Ground Truth Habitat and SVM algorithm analysis. The overall accuracy reached 77%, with the highest accuracy rates for Seagrass at 22.6% and the lowest for Dead Coral at 4.1%. User's accuracy usage also reflected varied results, with the highest accuracy for Seagrass at 91% and the lowest for Dead Coral at 54%. This research makes a significant contribution to a deeper understanding of shallow water habitats, facilitating more effective monitoring and providing a foundation for further conservation efforts in shallow water ecosystems.

Keywords: Drone, OBIA, remote sensing, GIS, coastal

PENDAHULUAN

Lingkungan perairan dangkal adalah salah satu ekosistem yang sangat penting bagi

keanekaragaman hayati laut dan menyediakan berbagai manfaat ekosistem bagi manusia, seperti sumber daya perikanan, peluang pariwisata, dan perlindungan dari badai.

Namun, dalam beberapa dekade terakhir, lingkungan perairan dangkal ini telah mengalami tekanan yang serius akibat aktivitas manusia seperti perikanan berlebihan, pembangunan pesisir, pencemaran, dan perubahan iklim (Halpern *et al.*, 2015; Hoegh *et al.*, 2018). Oleh karena itu, pemahaman yang lebih baik tentang kondisi habitat perairan dangkal menjadi semakin penting untuk mendukung pelestarian dan pengelolaan yang berkelanjutan.

Dalam konteks ini, penggunaan teknologi drone telah muncul sebagai alat yang sangat berguna dalam pemantauan lingkungan, termasuk habitat perairan dangkal (Anderson *et al.*, 2018). Drone adalah pesawat tanpa awak yang dilengkapi dengan kamera dan sensor yang memungkinkan pengambilan gambar dengan resolusi tinggi dari udara. Penggunaan drone dalam pemantauan lingkungan telah memberikan kemampuan untuk mendokumentasikan dan menganalisis kondisi habitat dengan lebih akurat dan efisien (Cunha *et al.*, 2019).

Saat ini, teknologi drone telah menjadi alat yang sangat penting dalam pemantauan lingkungan perairan dangkal. Dalam survei bawah air, drone dapat digunakan untuk mengambil gambar dan video dari kedalaman yang sulit dijangkau oleh penyelam manusia, seperti terumbu karang dalam dan biota laut yang hidup di sana (Harris *et al.*, 2018). Drone juga memiliki keunggulan dalam hal mengurangi gangguan terhadap ekosistem bawah air dibandingkan dengan metode tradisional, seperti penyelaman dengan menggunakan peralatan berat (Anderson *et al.*, 2018).

Pendekatan Object-Based Image Analysis (OBIA) juga telah menjadi alat yang berguna dalam menganalisis citra udara untuk identifikasi habitat perairan dangkal (Chen *et al.*, 2018). Pendekatan ini memungkinkan kita untuk mengintegrasikan informasi dari berbagai fitur citra, seperti warna, tekstur, dan bentuk, dan menghasilkan hasil yang lebih akurat dalam klasifikasi habitat (Blaschke, 2010). Dengan demikian, pendekatan OBIA memungkinkan pengguna untuk memahami karakteristik habitat dengan lebih detail (Cunha *et al.*, 2019).

Penggabungan teknologi drone dan pendekatan OBIA dapat meningkatkan efektivitas dalam proses identifikasi dan pemetaan habitat perairan dangkal dengan resolusi yang sangat tinggi (3.6 cm/pixel atau lebih tinggi pada ketinggian standar 120 m)

tergantung jenis sensor (Geonadir, 2024). Drone dapat digunakan untuk mengambil gambar dan citra udara dari ketinggian yang berbeda. Rentang ketinggian yang dapat yang dapat dioptimalkan untuk citra terbaik berkisar antara 20-50 m, yang kemudian akan diproses dalam analisis OBIA untuk mengidentifikasi dan memetakan habitat dengan lebih baik (Harris *et al.*, 2018). Dengan memanfaatkan drone dan OBIA, kita dapat mencapai pemahaman yang lebih mendalam tentang distribusi habitat perairan dangkal dan perubahan yang terjadi dalam jangka waktu tertentu.

Pentingnya penelitian ini terletak pada kemampuan untuk menghasilkan data yang akurat dan sangat terperinci tentang habitat perairan dangkal, yang dapat digunakan dalam pengambilan keputusan pengelolaan dan pelestarian. Dengan pemahaman yang lebih baik tentang kondisi habitat perairan dangkal, kita dapat merencanakan tindakan pelestarian yang lebih efektif dan mengidentifikasi daerah-daerah yang memerlukan perlindungan khusus. Selain itu, penelitian ini juga dapat digunakan sebagai dasar untuk pemantauan jangka panjang tentang perubahan dalam habitat perairan dangkal, yang penting dalam konteks perubahan iklim yang terus berlangsung.

Berdasarkan penjelasan tersebut, maka tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan habitat perairan dangkal menggunakan teknologi drone dan pendekatan OBIA. Penelitian ini bertujuan untuk menyediakan pemahaman yang lebih mendalam tentang struktur habitat dan kontribusi terhadap pemantauan lingkungan perairan dangkal.

BAHAN DAN METODE

Akuisisi Data

Foto udara yang diakuisisi menggunakan drone merupakan material utama pada riset ini. Akuisisi dilakukan di Pulau Kelapa Dua bagian barat, Kecamatan Kepulauan Seribu, Provinsi DKI Jakarta. Selain foto udara, juga dilakukan pengumpulan data lapangan atau *ground truth habitat* (GTH) yang dilakukan untuk memperoleh data dan informasi mengenai habitat dasar perairan, dengan menggunakan metode *stratified random sampling*. Drone yang digunakan memiliki spesifikasi teknis yang layak untuk melakukan pemetaan (Smith *et al.*, 2019; Anderson *et al.*, 2020; Anderson *et al.*, 2019). Teknologi drone dalam pemantauan habitat perairan dangkal telah terbukti efektif dalam penelitian ekologi laut (Jones *et al.*,

2018). Drone yang digunakan pada penelitian ini adalah tipe DJI Mavic Mini 2, yang diterbangkan pada ketinggian 100 m, interval pemotretan 5 detik, dan *overlap* 95%.

Pengolahan Data

Pengolahan pada citra drone (orthomosaic) dilakukan untuk menghilangkan gangguan seperti distorsi lensa dan radiometrik (Müller et al., 2021; Reinartz et al., 2019; Verhoeven et al., 2012). Proses ini merupakan tahap kritis dalam memastikan data yang dihasilkan memiliki kualitas yang baik (Lucas et al., 2016; Münch et al., 2013; Zhang et al., 2016). Data yang sudah diolah akan digunakan dalam langkah-langkah berikutnya.

Pendekatan OBIA (Object-Based Image Analysis)

Pendekatan OBIA digunakan dalam analisis pada orthomosaic yang dihasilkan (Blaschke, 2010; Baatz et al., 2004; Benz et al., 2004; Lang et al., 2019; Drăguț et al., 2014)). Pada analisis OBIA, dilakukan penggabungan antara informasi spektral, spasial, dan tekstural dalam analisis habitat perairan (Hay et al., 2019; Hay et al., 2005). Metode berbasis objek merupakan metode klasifikasi yang dikembangkan dengan konsep segmentasi dan analisis objek citra berdasarkan karakteristik spasial, spektral, dan skala temporalnya sehingga menghasilkan kelas-kelas tertentu (Blaschke, 2010). Secara umum proses klasifikasi OBIA melalui dua tahapan utama yaitu segmentasi citra dan klasifikasi tiap hasil segmentasi (Xiaoxia et al. 2004).

Secara umum kelompok objek yang dibentuk pada penelitian ini terdiri dari level 1 (*reef level*) dan level 2 (*benthic level*). Klasifikasi level 1 (*reef level*) digunakan *assign class* dengan nilai ambang batas (*threshold*) tertentu sehingga menjadi kelas objek yang diinginkan, sedangkan level 2 (*benthic level*) digunakan *classifier* dengan algoritma *Supported Vector Machine* (SVM).

Analisis Habitat Perairan Dangkal

Identifikasi habitat perairan dangkal melibatkan analisis objek-objek yang telah di-segmentasi dengan menggunakan pendekatan OBIA. Hasil dari segmentasi citra OBIA menjadi objek-objek ini menjadi dasar dalam klasifikasi habitat (Siikamäki et al., 2012; Blaschke et al., 2014). Setelah proses segmentasi dan klasifikasi habitat, kemudian dilanjutkan dengan klasifikasi lanjutan menggunakan algoritma SVM (*support vector machine*). SVM

digunakan untuk mempelajari pola atau karakteristik yang berbeda antara kelas-kelas yang ingin diidentifikasi atau diklasifikasikan. Dalam konteks analisis citra, SVM digunakan untuk mengklasifikasikan objek-objek ke dalam kategori tertentu, seperti "hutan" atau "non-hutan" (Cortes & Vapnik, 1995).

Uji Akurasi

Data lapangan yang diperoleh melalui survei snorkeling. Survei ini dilakukan di berbagai lokasi yang telah ditentukan, dengan penekanan pada identifikasi komposisi dan distribusi spesies yang ada, serta karakteristik fisik habitat. Data yang dikumpulkan dari survei ini kemudian digunakan sebagai data referensi atau *ground-truth* untuk mengukur akurasi klasifikasi habitat yang dihasilkan oleh analisis citra drone (González-Rodríguez et al., 2020; Grech et al., 2018; Brown et al., 2014). Validasi ini membantu memastikan bahwa hasil analisis citra drone dan OBIA konsisten dengan kondisi sebenarnya di lapangan (Lechner et al., 2019; Bryson et al., 2011; Fornari et al., 2013).

Uji akurasi dilakukan menggunakan matriks kesalahan (*confusion matrix*). Matrik tersebut membandingkan kelas-kelas habitat dari hasil klasifikasi citra terhadap kelas yang sebenarnya dari hasil survei lapang. *Confusion matrix* merupakan salah satu metode pengujian akurasi untuk mengetahui nilai *overall accuracy* dari hasil pengolahan klasifikasi dengan membandingkan kelas-kelas hasil klasifikasi dengan kelas-kelas training data (Kushardono, 2017). Sedangkan indikator lain yaitu Tiga parameter umum yang diperoleh dari matriks kesalahan yaitu *overall accuracy* (OA), *producer's accuracy* (PA), dan *user's accuracy* (UA) (Green et al., 2000). Perhitungan masing-masing akurasi dilakukan dengan persamaan sebagai berikut (Congalton dan Green, 2009):

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

$$Producer's\ accuracy = \frac{n_{jj}}{n_{+j}} \dots\dots\dots (2)$$

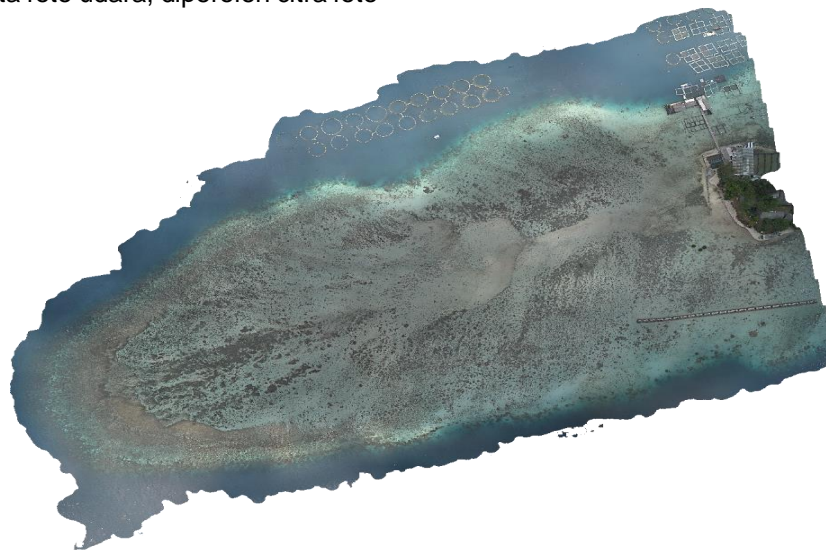
$$User's\ accuracy = \frac{n_{ii}}{n_{i+}} \dots\dots\dots (3)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN
Akuisisi data foto udara

Drone memungkinkan pengambilan citra dengan resolusi tinggi yang mencakup berbagai sudut pandang, sehingga memungkinkan deteksi dan identifikasi fitur habitat dengan lebih akurat (Jones et al., 2018). Keuntungan lainnya adalah fleksibilitas dan

kemudahan dalam mendapatkan data berulang, yang memungkinkan pemantauan jangka panjang yang diperlukan dalam studi habitat perairan (Anderson *et al.*, 2019). Pada riset ini, setelah melalui rangkaian proses pengolahan data foto udara, diperoleh citra foto

udara (*orthomosaic*) perairan Kelapa Dua bagian barat, dengan 382 foto, hasil kalibrasi 97%, jumlah *tie points* sejumlah 174.996 points dan resolusi GSD 3,59 cm/ pix.



Gambar 1. Orthomosaic Pulau Kelapa Dua bagian barat

Survei lapangan (GTH)

Ground Truth Habitat merujuk pada pengumpulan data lapangan yang melibatkan observasi langsung terhadap habitat di lokasi studi untuk memvalidasi hasil analisis yang diperoleh dari teknologi drone dan pendekatan OBIA (Object-Based Image Analysis) (Smith *et al.*, 2018). Dalam penelitian ini, Ground Truth Habitat berperan penting dalam memastikan akurasi hasil klasifikasi habitat yang diperoleh dari analisis citra drone dan segmentasi OBIA. Metode pengumpulan data meliputi observasi visual, pengukuran fisik seperti kedalaman, komposisi substrat, dan keberadaan spesies tertentu seperti terumbu karang dan makroalga (Muller-Karger *et al.*, 2018). Selain itu, penggunaan alat bantu seperti transek dan kuadran digunakan untuk mengukur persentase cakupan habitat yang berbeda (Harvey *et al.*, 2004).

Hasil Ground Truth Habitat menunjukkan beragam jenis habitat perairan dangkal di Pulau Kelapa Dua bagian barat, termasuk terumbu karang, padang lamun, karang mati, substrat berbatu, dan pasir (**Gambar 2**). Hasil ini kemudian digunakan sebagai data validasi untuk memeriksa sejauh mana hasil klasifikasi habitat yang diperoleh dari analisis citra drone dan pendekatan OBIA sesuai dengan kondisi sebenarnya di lapangan. Dengan membandingkan hasil klasifikasi habitat dari analisis citra drone dengan data Ground Truth Habitat, penelitian ini dapat memastikan bahwa hasil analisis mencerminkan kondisi sebenarnya di Pulau Kelapa Dua bagian barat. Hal ini membantu dalam memahami keragaman habitat perairan dangkal di wilayah tersebut dan memberikan dasar yang kuat untuk pengelolaan dan pelestarian sumber daya alam (Gerges *et al.*, 2017).



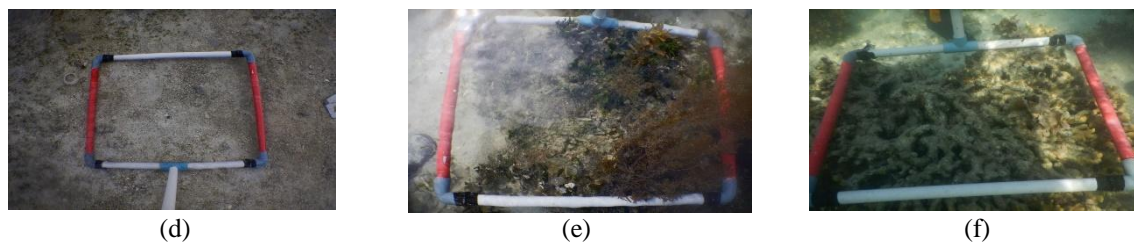
(a)



(b)



(c)



Gambar 2. Orthomosaic Pulau Kelapa Dua bagian barat (a) rubble; (b) karang hidup; (c) lamun; (d) pasir; (e) alga; (f) karang mati

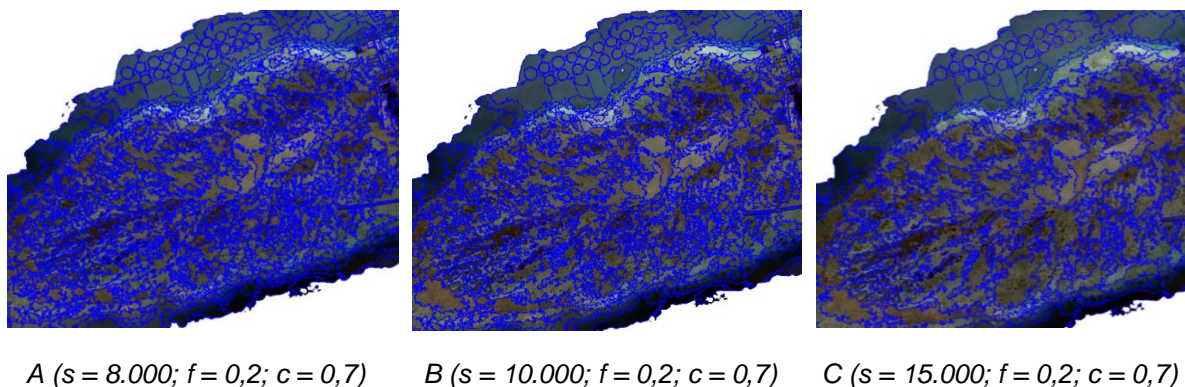
Segmentasi citra foto udara

Segmentasi citra adalah proses membagi citra menjadi beberapa wilayah homogen berdasarkan karakteristik tertentu, seperti warna, tekstur, atau intensitas cahaya (Haralick et al., 1973). Teknik segmentasi yang dilakukan pada penelitian ini adalah dengan membagi *image* menjadi beberapa bagian untuk mengetahui batasannya (*dividing image space*). Optimasi skala segmentasi klasifikasi berbasis objek mengacu pada hasil penelitian sebelumnya (Siregar et al., 2016) dengan faktor skala segmentasi.

Skema Klasifikasi Level 1

Karakteristik komponen penyusun habitat bentik di Perairan Pulau Kelapa Dua Bagian Barat ini dapat diidentifikasi sebanyak 6 habitat kelas yaitu seperti lamun, karang hidup,

karang mati, *rubble*, pasir beserta alga. Klasifikasi level 1 dilakukan dengan membuat segmen untuk memisahkan darat, perairan dangkal, lamun, karang hidup, karang mati, *rubble*, pasir beserta alga. Skala segmentasi yang digunakan dalam level 1 adalah sebesar 8.000 MRS, Berdasarkan percobaan segmentasi dengan bilangan skala 8.000, 10.000, dan 15.000, Besar parameter yang dianggap paling baik adalah bilangan skala (*scale/s*) 8.000, bentuk (*form/f*) 0,2 dan kekompakan (*compactness/c*) 0,7. Besar nilai parameter tersebut ditinjau berdasarkan durasi proses segmentasi, banyaknya hasil segmentasi dan hasil penampakan segmentasi yang dinilai sangat baik karena secara garis besar tiap segmennya mencakup satu kelas klasifikasi, walaupun pada sebagian kecil dalam satu segmen ada juga yang mewakili dua kelas klasifikasi yang berbeda.



Gambar 3. Hasil segmentasi pada citra foto udara dengan pengaturan skala (s) yang berbeda

Skema Klasifikasi Level 2

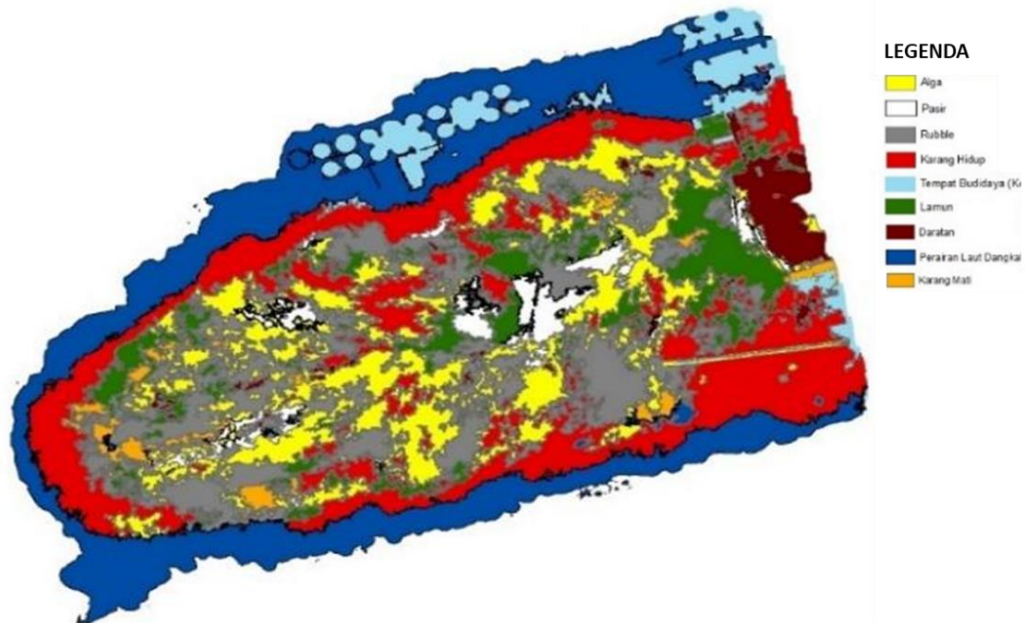
Objek-objek yang telah dikelompokkan dalam proses segmentasi kemudian diklasifikasi berdasarkan kesamaan informasi yang dimiliki oleh tiap-tiap segmen. Proses klasifikasi dilakukan setelah pengamatan lapang secara visual. Terdapat 6 kelas yang biasa digunakan untuk pengklasifikasian habitat bentik, seperti lamun, karang hidup, karang mati, *rubble*, pasir beserta alga. Kelas habitat bentik ditentukan

berdasarkan habitat bentik yang paling dominan menempati perairan Pulau Kelapa Dua Bagian Barat.

Klasifikasi dilakukan dengan metode *nearest neighbor* berdasarkan sampel yang telah ditentukan sesuai dengan kelas-kelasnya. Setelah proses klasifikasi *nearest neighbor* selesai, hasilnya dari proses klasifikasi tampak pada **Gambar 4**, dimana kelompok objek alga (kuning), pasir (putih), *rubble* (abu-abu), karang

hidup (merah), karang mati (orange), lamun (hijau), tempat budidaya keramba (biru muda),

perairan laut dangkal (biru tua), daratan (coklat).



Gambar 4. Hasil Segmentasi Dan Klasifikasi Peta Perairan Laut Dangkal

Berdasarkan hasil GTH, kelas yang paling dominan di perairan Pulau Kelapa Dua Bagian Barat yaitu habitat benthik yang di dominasi oleh karang hidup, alga, rubble dan lamun. Temuan kami sejalan dengan penelitian sebelumnya yang mengonfirmasi keberhasilan pendekatan OBIA dalam segmentasi citra foto udara untuk studi lingkungan perairan (Turner *et al.*, 2015; Atzberger, 2013). Segmentasi citra juga membantu mengurangi efek noise dan memungkinkan analisis lebih tepat terhadap perubahan habitat (Batz & Schape, 2000). Oleh karena itu, hasil segmentasi ini memberikan landasan yang kuat untuk analisis lanjutan terkait distribusi dan kualitas habitat perairan dangkal.

Pengujian Akurasi

Pengujian akurasi penting dilakukan untuk memperoleh peta yang dapat dipercaya

(Roelfsema *et al.* 2006), dengan membandingkan antara hasil klasifikasi peta sebaran benthik yang sudah dibuat dan hasil pengamatan langsung di lapangan. Uji akurasi menggunakan matriks kesalahan (*error matrix* atau *confusion matrix*) yaitu uji akurasi yang menggunakan dua pengukuran (Gambar 5).

Data kolom merupakan hasil klasifikasi yang mewakili perhitungan *producer's accuracy* (PA) sedangkan data baris merupakan hasil observasi lapangan oleh pengamat dan digunakan dalam perhitungan *user's accuracy* (UA). Semakin banyak hasil klasifikasi yang selaras dengan hasil observasi, maka nilai akurasi keseluruhan (*overall accuracy*) akan semakin tinggi (Agus, 2012). Nilai akurasi keseluruhan diharapkan harus memenuhi syarat lebih besar dari 60% (Green *et al.* 2000).

Tabel 1. Hasil Uji Akurasi

		OBIA Lapangan						Kappa = 72%	
		Lamun	Karang Hidup	Karang Mati	Rubble	pasir	Alga	Total	User
Klasifikasi	Lamun	31	1	0	0	0	2	34	91
	Karang Hidup	0	21	1	4	0	4	30	70
	Karang Mati	0	2	5	3	0	1	11	54
	Rubble	0	3	0	21	2	4	30	70
	Pasir	0	0	0	5	15	0	20	75
	Alga	2	0	0	0	0	19	21	90
	Total	33	27	6	33	17	30	146	
	Producer	22.6	18.49	4.1	22.6	11.64	20.54		77%

Uji akurasi menggunakan metode koefisien Kappa. Nilai koefisien Kappa mempunyai rentang 0 hingga 1, dan dalam proses pemetaan klasifikasi/penutupan lahan, nilai akurasi yang dapat diterima yaitu 85% atau 0,85 (Anderson, 1976). Namun, menurut Landis dan Koch (1977), nilai Kappa sebesar 0,77 masih dapat dikategorikan sebagai "substansial," yang menunjukkan tingkat kesepakatan yang baik meskipun tidak mencapai ambang 85% yang lebih ketat. Dalam konteks ini, hasil uji akurasi dengan confusion matrix pada **Gambar 5** di atas menunjukkan bahwa nilai Overall Accuracy (OA) untuk zona benthik sebesar 77%. Lamun memiliki User Accuracy tertinggi, yaitu 91%. Hal ini menunjukkan bahwa kelas lamun dapat diidentifikasi dengan sangat baik oleh peneliti menggunakan hasil klasifikasi yang diperoleh melalui drone dan OBIA. Kedalaman dan tekstur lamun yang khas mungkin membuatnya lebih mudah dikenali dalam citra udara (Joyce et al., 2013).

Alga juga memiliki User Accuracy yang tinggi, yaitu 90%. Ini menunjukkan bahwa alga dengan ciri-ciri khasnya dapat diidentifikasi dengan akurasi tinggi menggunakan metode ini. Karang hidup, rubble, dan pasir juga memiliki tingkat User Accuracy yang baik, masing-masing di atas 70%, menunjukkan bahwa kelas-kelas ini dapat diidentifikasi dengan baik meskipun dengan tingkat kesalahan yang lebih rendah daripada kelas lainnya. Karang mati memiliki User Accuracy yang lebih rendah, yaitu 54%. Hal ini mungkin disebabkan oleh kemiripan visual antara karang mati dengan komponen lain dalam citra udara, sehingga mengakibatkan tingkat kesalahan yang lebih tinggi dalam identifikasinya.

Pada hasil tersebut, diketahui juga bahwa karang hidup, rubble, dan lamun memiliki Producer's Accuracy yang relatif rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa ada kecenderungan untuk mengklasifikasikan objek-objek yang sebenarnya sebagai karang hidup atau rubble menjadi kelas lain, mungkin karena persamaan visual atau kebingungan dalam segmentasi. Karang mati memiliki nilai Producer's Accuracy yang sangat rendah, yaitu 4,1%, yang menunjukkan bahwa banyak objek yang sebenarnya karang mati telah salah diklasifikasikan sebagai kelas lain. Pasir juga memiliki nilai Producer's Accuracy yang rendah, yaitu 11,64%, menunjukkan kesalahan dalam mengidentifikasi pasir dalam hasil klasifikasi.

Berdasarkan hasil pemetaan pada citra foto udara yang telah diklasifikasi, distribusi luasan alga diketahui sebesar 4,293 hektar, lamun memiliki luasan nilai sebesar 2,780 hektar, karang hidup memiliki luasan nilai sebesar 6,916 hektar, karang mati memiliki luasan nilai sebesar 0,658 hektar, pasir memiliki luasan nilai sebesar 0,736 hektar, dan rubble memiliki luasan nilai sebesar 4,002 hektar. Dengan menggunakan metode OBIA, dapat tersegmentasi dengan cukup jelas seluruh habitat dasar perairan laut dangkal yang ada di perairan pulau kelapa dua bagian barat.

Dalam konteks penggunaan drone dan pendekatan OBIA, hasil ini menggambarkan tantangan yang mungkin dihadapi dalam mengidentifikasi habitat perairan dangkal secara akurat. Kemampuan teknologi drone untuk mengambil citra udara memberikan keunggulan dalam pemetaan, tetapi akurasi sangat tergantung pada kualitas segmentasi citra dan kemampuan model klasifikasi seperti SVM untuk mengenali perbedaan sub-kelas habitat dengan baik (Laliberte & Rango, 2009). Hasil ini juga menekankan pentingnya perbaikan dalam metode segmentasi dan ekstraksi fitur untuk meningkatkan akurasi klasifikasi habitat perairan dangkal menggunakan teknologi drone dan OBIA.

KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa citra hasil akuisisi foto udara dengan menggunakan drone dan analisis dengan pendekatan OBIA dapat memberikan informasi habitat perairan laut dangkal. Terdapat 6 kelas habitat perairan laut dangkal yaitu kelas alga, lamun, karang hidup, karang mati, pasir, rubble. Distribusi habitat dasar perairan laut dangkal di perairan pulau kelapa dua bagian barat memiliki nilai luasan habitat perairan laut dangkal Alga memiliki luasan nilai sebesar 4,293 hektar, lamun memiliki luasan nilai sebesar 2,780 hektar, untuk karang hidup memiliki luasan nilai sebesar 6,916 hektar, karang mati memiliki luasan nilai sebesar 0,658 hektar, untuk pasir memiliki luasan nilai sebesar 0,736 hektar, untuk rubble memiliki luasan nilai 4,002 hektar. Kelas lamun memiliki tingkat akurasi tertinggi dengan UA sebesar 91%, sementara kelas karang mati memiliki tingkat UA terendah, yaitu 54%. Namun, PA kelas lamun dan rubble menunjukkan tingkat kesalahan yang cukup tinggi, masing-masing sekitar 22,6%. Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun tingkat kesalahan dalam mengklasifikasikan kelas lamun dan rubble tinggi, pengguna atau peneliti cenderung lebih akurat dalam mengidentifikasi

kelas lamun daripada kelas lainnya. Oleh karena itu, perbaikan dalam pemetaan kelas tersebut mungkin diperlukan untuk meningkatkan akurasi keseluruhan hasil klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Anderson, K., Gaston, K. J., & Beck, J. (2020). UAVs for conservation: The development of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) for the semi-automated population monitoring in ornithology using a deep learning approach. *Methods in Ecology and Evolution*, 11(6), 716-726.
- Anderson, K., Gaston, K. J., & Lightweight drones. (2018). Lightweight unmanned aerial vehicles will revolutionize spatial ecology. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 16(2), 91-98.
- Atzberger, C. (2013). Advances in remote sensing of agriculture: Context description, existing operational monitoring systems and major information needs. *Remote Sensing*, 5(2), 949-981.
- Baatz, M., & Schäpe, A. (2000). Multiresolution segmentation—an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII* (pp. 12-23). Wichmann Verlag.
- Baatz, M., Benz, U., Dehghani, S., Heynen, M., Hofmann, P., Siedel, M., & Willhauck, G. (2004). *eCognition user guide version 5.0*. Definiens Imaging GmbH.
- Baatz, M., & Schape, A. (2000). Multiresolution segmentation: An optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII* (pp. 12-23).
- Benz, U. C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., & Heynen, M. (2004). Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(3-4), 239-258.
- Blaschke, T., & Strobl, J. (2001). What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. *GeoBIT/GIS*, 10(1), 12-17.
- Blaschke, T. (2010). Object-based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), 2-16.
- Chen, X., Wu, B., Zhu, A. X., & Gao, J. (2018). Object-based land-cover classification of Landsat imagery in a mountainous area considering topographical features. *Remote Sensing*, 10(12), 1900.
- Cinner, J. E., Maire, E., Huchery, C., MacNeil, M. A., Graham, N. A., Mora, C., ... & Mouillot, D. (2016). Gravity of human impacts mediates coral reef conservation gains. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 113(1), 301-306.
- Congalton, R. G., Green K., 2009. *Assessing the accuracy of remotely sensed data—principles and Ppactices (second edition)*. Taylor & Francis Group, LLC.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). *Support-vector networks*. *Machine Learning*, 20(3), 273-297.
- Cunha, L. C., Marques, E. R., & Albuquerque, J. P. (2019). Object-based image analysis (OBIA) of unmanned aerial vehicle (UAV) imagery for multi-temporal mangrove forest change detection. *Remote Sensing*, 11(9), 1042.
- Drăguț, L., Csillik, O., Eisank, C., & Tiede, D. (2014). Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers. *PLoS ONE*, 9(2), e89687.
- GeoNadir. (2024). *Drone resolution | What is the resolution of drone mapping?* GeoNadir. <https://www.geonadir.com>
- Green, E. P., Mumby, P. J., Edwards, A. J., dan Clark, C. D. (2000). *Remote Sensing Handbook for Tropical Coastal Management*. UNESCO. Paris.
- Gerges, R., et al. (2017). Ground truthing remote sensing data for urban air quality: Correlation analysis of MODIS AOD and ASTER NO2 with PM2.5 in Phoenix, Arizona, USA. *Environmental Pollution*, 224, 526-534.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 3(6), 610-621.
- Harris, L. N., Ceccarelli, D. M., Richards, Z. T., Almany, G. R., & Pressey, R. L. (2018). Remote recovery of populations of threatened corals. *Conservation Biology*, 32(6), 1423-1434.
- Halpern, B. S., Walbridge, S., Selkoe, K. A., Kappel, C. V., Micheli, F., D'Agrosa, C., ... & Watson, R. (2008). A global map of human impact on marine ecosystems. *Science*, 319(5865), 948-952.
- Halpern, B. S., Longo, C., Hardy, D., McLeod, K. L., Samhuri, J. F., Katona, S. K., ... & Scarborough, C. (2015). An index to

- assess the health and benefits of the global ocean. *Nature*, 488(7413), 615-620.
- Harvey, E. S., et al. (2004). Ground-truthing of a fish assemblage hotspot in the Kimberley region of north-western Australia. *Environmental Biology of Fishes*, 70(4), 363-376.
- Hay, G. J., Marceau, D. J., Dube, P., & Bouchard, A. (2001). A multiscale framework for landscape analysis: Object-specific analysis and upscaling. *Landscape Ecology*, 16(5), 471-490.
- Hoegh-Guldberg, O., Poloczanska, E. S., Skirving, W., & Dove, S. (2018). Impacts of 1.5°C Global Warming on Natural and Human Systems. *Global Warming of 1.5°C - An IPCC Special Report*. Cambridge University Press.
- Jackson, J. B., Kirby, M. X., Berger, W. H., Bjorndal, K. A., Botsford, L. W., Bourque, B. J., ... & Warner, R. R. (2001). Historical overfishing and the recent collapse of coastal ecosystems. *Science*, 293(5530), 629-637.
- Jones, G. P., Roche, R. C., Hoey, A. S., Hunte, W., & Roney, N. (2018). Diversity, abundance, and spatial patterns of small coral reef fishes in a region of caveats and sediments. *Marine Ecology Progress Series*, 565, 173-186.
- Joyce, K., Roelfsema, C. M., & Phinn, S. R. (2013). Remote Sensing of Seagrass Ecosystems: Use of Spaceborne and Airborne Sensors for Monitoring, Mapping, and Management. *Frontiers in Marine Science*, 1, 24. <https://doi.org/10.3389/fmars.2014.00024>
- Kushardono, D. (2017). *Klasifikasi digital pada penginderaan jauh*. PT Penerbit IPB Press.
- Laliberte, A. S., & Rango, A. (2009). Texture and scale in object-based analysis of subdecimeter resolution unmanned aerial vehicle (UAV) imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(3), 761-770.
- Landis, J.R., & Koch, G.G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159-174.
- Lang, M., Hermann, R. M., Schug, F., Appel, F., & Bareth, G. (2019). Object-based deep learning for urban land cover mapping using high resolution orthoimages and semantic 3D city models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 152, 166-178.
- Muller-Karger, F. E., et al. (2018). Satellite remote sensing for applied marine spatial planning and management. *Oceanography*, 31(4), 52-61.
- Münch, D., Hellmann, S., Stoms, D., & Davis, F. W. (2013). Efficient and effective? The use of expert knowledge in geographic information systems. *Ecological Modelling*, 248, 130-141.
- Reinartz, P., Hinz, S., Müller, R., Storch, T., Rottensteiner, F., Buddenbaum, H., & Beyer, B. (2019). Image-based virtual globe technology: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146, 155-172.
- Siregar VP, Wouthuyzen S, Sukimin S, Agus SB, Selamat MB, Sunuddin A, Sriati, Muzaki AA. 2010. Informasi spasial habitat perairan dangkal dan pendugaan stok ikan terumbu menggunakan citra satelit. Bogor [ID]: Seameo Biotrop.
- Smith, J. R., et al. (2018). Ground truthing in environmental remote sensing. *Remote Sensing*, 10(9), 1396.
- Smith, S. C., Lary, D. J., & Lary, T. R. (2019). Assessing the potential for automated detection of marine debris in coastal areas using drones, deep learning, and computer vision. *Marine Pollution Bulletin*, 146, 789-800.
- Turner, W., Sirmacek, B., & San, J. (2015). Free and open-source object-based image analysis in environmental science: A systematic literature review. *Remote Sensing*, 7(7), 9700-9737.
- Verhoeven, G., Doneus, M., Briese, C., Vermeulen, F., & Herbig, C. (2012). Single tree detection in UAV-borne images. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 78(10), 1035-1044.
- Xiaoxia S, Jixian Z, Zhengjun L. (2004). *A comparison of object-oriented and pixelbased classification approaches using quickbird imagery* [paper]. Beijing (PRC) : Chinese Academy of Surveying and Mapping.