

Penerapan Random Forest Untuk Pengenalan Jenis Ikan Berdasarkan Perbaikan Citra Clahe Dan Dark Channel Prior

R.A. Pramunendar¹, D.P.Prabowo², F.Alzami³, R.A Megantara⁴

^{1,2,3}Jurusan Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro
Jl. Imam Bonjol 207, Semarang

E-mail : ricardus.anggi@dsn.dinus.ac.id¹, dwi.puji.prabowo@dsn.dinus.ac.id², alzami@dsn.dinus.ac.id³

Abstract— Threats to natural wealth are increasingly visible, therefore efforts to protect aquatic biota populations are very challenging for many countries. Efforts to overcome the damage to native fish populations have been made by reducing fish populations through traditional fishing techniques. However, these fishing techniques capture not only invasive fish species but also native species. Therefore, a manual process is required to sort the catch, which wastes energy and time. So, it is necessary to improve the ability to recognize fish automatically with the help of a computer. There has been previous research into understanding fish species, but not many have considered noise or artifacts arising from sub-air conditions and the associated effects of fish features. Therefore, in this study, the researcher took the initiative to conduct a pre-processing impact analysis of a combination of CLAHE and DCP algorithms that were applied in fish classification using Random Forest. The pre-processing is intended to overcome the artifacts or noises that arise in the underwater image and overcome the effects of the various features of the fish species. So that it is expected to be able to produce a better classification than previous research. Classification using Random Forest (RF) with improved Dark Channel Prior (DCP) imagery and Contract Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) is proven to provide a fairly high average value of 98.51%, 78.91% precision, and 36.71% recall..

Abstrak— Ancaman terhadap kekayaan alam semakin terlihat, oleh karena itu upaya untuk melindungi populasi biota perairan sangat menantang bagi banyak negara. Upaya untuk mengatasi kerusakan terhadap populasi ikan asli telah dilakukan dengan mengurangi populasi ikan invasif melalui teknik penangkapan ikan tradisional. Namun, teknik penangkapan tersebut tidak hanya menangkap spesies ikan invasif tetapi juga spesies asli. Oleh karena itu, masih diperlukan proses manual untuk memilah hasil tangkapan sehingga menghabiskan energi dan waktu. Maka, perlu ditingkatkan kemampuan pengenalan ikan secara otomatis dengan bantuan computer. Telah ada penelitian sebelumnya untuk mengenali jenis-jenis ikan, namun tidak banyak yang mempertimbangkan adanya noise atau artefak-artefak yang timbul karena kondisi bawah air serta efek fitur-fitur ikan yang saling berkaitan. Oleh karena itu dalam penelitian ini, peneliti ini mengusulkan untuk melakukan analisis dampak pre-processing dari kombinasi algoritma CLAHE dan DCP yang diterapkan dalam klasifikasi ikan dengan Random Forest. Pre-processing yang diberikan bertujuan untuk mengatasi artefak atau noise yang timbul pada citra bawah air dan mengatasi efek dari fitur-fitur keragaman jenis ikan. Sehingga diharapkan mampu menghasilkan klasifikasi yang lebih baik dari penelitian sebelumnya. Klasifikasi dengan menggunakan Random Forest (RF) dengan perbaikan citra Dark Channel Prior (DCP) dan Contract Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), terbukti memberikan nilai akurasi rata-rata yang cukup tinggi yakni sebesar 98.51%, presisi 78.91%, dan recall 36.71%.

Kata Kunci— CLAHE, Dark Channel Prior, Klasifikasi, Random Forest.

I. PENDAHULUAN

Ancaman terhadap kekayaan alam semakin terlihat, oleh karena itu upaya untuk melindungi populasi biota perairan sangat menantang bagi banyak negara. Data Bank Dunia memperlihatkan bahwa terdapat peningkatan terhadap total ikan yang terancam punah, dan pada tahun 2018 total data ikan yang terancam punah telah mencapai 8.233 spesies [1].

Meningkatnya jumlah spesies ikan yang punah disebabkan oleh meningkatnya tekanan lingkungan terhadap kebutuhan manusia sehingga sejumlah besar spesies ikan bermigrasi dan akhirnya mengganggu populasi ikan asli. Upaya untuk mengatasi kerusakan terhadap populasi ikan asli telah dilakukan dengan

mengurangi populasi ikan invasif melalui teknik penangkapan ikan tradisional. Namun, teknik penangkapan tersebut tidak hanya menangkap spesies ikan invasif tetapi juga spesies asli. Oleh karena itu, masih diperlukan proses manual untuk memilah hasil tangkapan sehingga menghabiskan energi dan waktu. Selain itu, tidak semua jenis biota ikan dapat diidentifikasi dengan tepat secara manual melalui indera penglihatan [2]. Identifikasi manual yang dilakukan manusia rentan terhadap hal-hal yang tak terduga yang memengaruhi hasil klasifikasi. Oleh karena itu, klasifikasi secara otomatis berdasarkan teknologi kecerdasan buatan memberikan dampak signifikan pada ahli biologi, pemerintah, dan nelayan serta masyarakat.

Saat ini teknik klasifikasi secara otomatis untuk mengklasifikasi objek dalam ekosistem laut telah menerapkan teknologi *computer vision* [3]. Teknologi ini telah diimplementasikan di berbagai sector. Implementasi pada sektor aquaculture telah menggunakan metode back-propagation neural network (BPNN) untuk mengklasifikasikan spesies ikan laut [4]. Teknologi ini telah banyak digunakan dalam mengenali objek bawah air dari data gambar maupun video yang dapat diperoleh menggunakan sensor. Namun, teknologi ini tergantung pada lingkungan dan objek yang diamati [5]. Pengamatan yang akurat dapat dicapai jika sumber gambar di lingkungan bebas noise [6].

Karakteristik dari data dipengaruhi oleh asal data tersebut didapatkan, sehingga data yang berasal dari bawah air dipengaruhi oleh berbagai aspek air. Dalam hal ini, karakteristik air berbeda secara signifikan dibandingkan dengan karakteristik udara [7].

Karakteristik dalam air dipengaruhi oleh tingkat kedalaman air [8]. Meningkatnya kedalaman air menyebabkan kualitas warna, kecerahan, kontras, dan visibilitas semakin berkurang. Beberapa permasalahan tersebut telah dipecahkan menggunakan teknik dark channel prior (DCP) yang diusulkan oleh Carlevaris-Bianco et al. [9], yang selanjutnya dilanjutkan oleh Wen et al. [10] dan diperbarui oleh Kaur et al. [11], Galdran et al. [12], Borker et al. [13], Gu et al. [3] dan Premunendar et al. [7]. Namun, karya-karya tentang peningkatan kualitas citra sebelumnya belum dapat menjelaskan pengaruh peningkatan ini pada kinerja klasifikasi berbasis *computer vision* untuk objek yang dipengaruhi oleh masalah lingkungan bawah air.

Untuk mengatasi kesenjangan penelitian ini, kami mengusulkan alur kerja baru identifikasi spesies ikan. Alur kerja terdiri dari ekstraksi fitur co-occurrence matrix (GLCM) tingkat abu-abu dimasukkan ke dalam metode klasifikasi Random Forest dengan teknik perbaikan warna Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) sebagai teknik peningkatan gambar. Keandalan teknik CLAHE pada peningkatan kualitas gambar telah diselidiki oleh Pujiono et al. [14]. Namun, keandalan CLAHE ketika dikombinasikan dengan metode ekstraksi fitur dan metode klasifikasi masih belum diketahui. Oleh karena itu, pada usulan ini dilakukan perbandingan teknik dengan teknik peningkatan gambar yang ada, seperti dark channel prior (DCP), koreksi warna level otomatis (ALCC), keseimbangan putih otomatis (AWB), koreksi gamma (GC). Berdasarkan studi sebelumnya, GLCM telah menunjukkan keandalan dalam mengubah gambar ikan menjadi fitur ikan yang relevan berdasarkan tekstur, dan Random Forest telah

terbukti kompeten untuk melakukan kinerja terbaik dalam studi sebelumnya [15], [16].

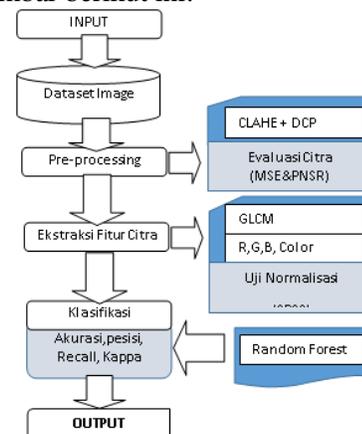
Oleh karena itu, penelitian ini memaparkan penelitian-penelitian terdahulu yang telah dilakukan oleh peneliti lain dengan tema yang serupa, metode, dan algoritma yang berbeda-beda pula, sehingga pada posisi inilah penelitian kami dititik beratkan dalam mencari kebaruan dalam membantu mengelompokkan jenis ikan untuk menjaga habitat air Indonesia dan menjauhkan jenis ikan Indonesia kearah kepunahan dengan menganalisis dampak pre-processing dari kombinasi algoritma CLAHE dan DCP dalam klasifikasi ikan dengan Random Forest.

Kontribusi penelitian ini divalidasi dengan membandingkan hasil peningkatan gambar berdasarkan metode klasifikasi, sehingga mampu: (1) menunjukkan pengaruh peningkatan gambar pada kinerja klasifikasi; (2) menganalisis hubungan antara kualitas gambar dan kinerja klasifikasi gambar; (3) menentukan parameter yang diperlukan untuk mencapai hasil kinerja terbaik dalam model klasifikasi, dan (4) menyajikan hasil model klasifikasi terbaik untuk mengenali gambar ikan bawah laut berdasarkan metode Random Forest.

Isi makalah ini disusun sebagai berikut: di Bagian 2, penelitian sebelumnya tentang penelitian ini disorot. Bagian 3 menyajikan model yang kami usulkan. Bagian 4 menjelaskan desain percobaan kami. Selanjutnya, Bagian 5 menjelaskan hasil percobaan dan diskusi. Akhirnya, kami menarik kesimpulan di Bagian 6.

II. METODE PENELITIAN

Tahapan pada penelitian pengklasifikasian jenis objek ikan secara sederhana dapat dilihat dengan skema gambar berikut ini:



Gambar .1 Skema Penelitian yang Diusulkan

Pada gambar 1. Tahapan penelitian dimulai dari input, dataset image, preprocessing, ekstraksi citra,

klasifikasi dan output. Proses utama pada penelitian ini ada di tahap pre-processing, ekstraksi citra dan klasifikasi.

2.1 Input Data

Dalam penelitian ini, terdapat dataset yang tersedia secara publik dan ada beberapa sesuai dengan kriteria tersebut. Dataset tersebut adalah dataset fish4knowledge. Pada dataset fish4knowledge terdiri dari 23 jenis ikan dengan total citra sebanyak 27.370 citra ikan kemudian data citra ikan tersebut di gunakan sebagai data training dan testing. Jumlah data training sebanyak 70% dari jumlah citra dan data testing sebanyak 30% citra ikan. Data dikelompokkan kedalam dua jenis data yaitu citra data testing dan citra data training, setiap jenis data tersebut di bagi kedalam 23 jenis spesies ikan. Rata-rata ukuran gambar yang digunakan dalam data set ini adalah 100x100 piksel. Dalam gambar yang ada dalam data set ini, dianggap bahwa semakin gelap gambar maka akan semakin dalam kondisi bawah air. Adapun nama kelompok ikan dapat dilihat pada tabel 1.

Table 1. Nama Kelompok Ikan

Kode	Nama
01	Dascyllus reticulatus
02	Plectroglyphidodon dickii
03	Chromis chrysur
04	Amphiprion clarkia
05	Chaetodon lunulatus
06	Chaetodon trifascialis
07	Myripristis kuntee
08	Acanthurus nigrofuscus
09	Hemigymnus fasciatus
10	Neoniphon samara
11	Abudefduf vaigiensis
12	Canthigaster valentine
13	Pomacentrus moluccensis
14	Zebrasoma scopas
15	Hemigymnus melapterus
16	Lutjanus fulvus
17	Scolopsis bilineata
18	Scaridae
19	Pempheris vanicolensis
20	Zanclus cornutus
21	Neoglyphidodon nigroris
22	Balistapus undulates
23	Siganus fuscescens

2.2 Pre-processing

Pada pengolahan data dalam penelitian ini dilakukan dengan cara peningkatan citra atau image

enhancement. Pemrosesan data citra pada penelitian ini dibagi menjadi 2 bagian yaitu untuk melakukan perbaikan kualitas citra modifikasi metode dark channel prior (DCP) dengan metode CLAHE pemerataan histogram pada masing-masing nilai piksel citra agar dapat bermanfaat dalam pemrosesan fitur. DCP digunakan untuk menghilangkan efek gelap dan berkabut karena kondisi bawah air. Metode ini berfungsi untuk menghitung jarak antar objek dan kamera untuk memperkirakan ketebalan kabut dan intensitas cahaya pada kondisi kedalaman bawah air.

Tahapan pertama yang dilakukan oleh dark channeling yaitu merubah citra yang berbentuk RGB dalam keadaan berlapis atau berkabut dengan menentukan jumlah baris dan kolom pada citra.

Kemudian menormalkan setiap saluran warna secara independen, lakukan normalisasi pada citra yang berlapis/berkabut. Dengan contoh perhitungan matematis sebagai berikut:

$$I(im) = J(im) \cdot t(im) \quad (1)$$

Dimana $I(im)$ untuk mendefinisikan tingkat ketebalan kabut, $J(im)$ mendefinisikan gambar berkabut, dan $t(im)$ merupakan media transmisi.

Tujuan utama Dark Channel Prior adalah untuk memperbaiki gambar berkabut (J) dari tingkat ketebalan kabut (I), jika A (atmosfir) dan t diperkirakan dari I maka $J(im)$ dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$J(im) = (I(im) - A / t(im)) + A \quad (2)$$

Pada tahap akhir metode Dark Channel Prior adalah perbaikan citra dengan Scene Radiance Recovery. Dalam peta transmisi yang dihasilkan, pancaran adegan dirumuskan dalam Persamaan DCP pertama Lee dkk. [27] menjelaskan bahwa data $J(im)$ rentan terhadap noise. Oleh karena itu, data harus memiliki batas transmisi $t(im)$ ke batas bawah $t(0)$. Diperbaharui nilai Scene Radiance $J(im)$ setelah proses perbaikan diperoleh dengan menggunakan persamaan berikut:

$$J(im) = \frac{I(im) - A}{\max(t(im), t_0)} + A$$

Pada tahap peningkatan citra dengan kontras limited adaptive histogram equalization, dilakukan analisis pemerataan histogram sehingga berpengaruh terhadap hasil akurasi CLAHE mampu mengurangi masalah noise pada DCP dengan membatasi peningkatan kontras, terutama pada daerah homogen. CLAHE meningkatkan kontras citra dengan cara mengubah nilai intensitas pada citra.

Pada tahap pertama peningkatan citra dengan kontras limited adaptive histogram equalization (CLAHE), gambar dibagi menjadi beberapa daerah bagian dengan ukuran yang sama. Selanjutnya, CLAHE bertugas menghitung histogram di setiap

wilayah bagian. Dalam proses perhitungan histogram, harus menentukan clip limit factor terlebih dulu untuk melakukan clipping histograms dengan menggunakan persamaan berikut,

Dimana α merupakan clip limit factor, M dan N adalah perbandingan luas wilayah bagian dan nilai grayscale (256). Selain itu, Smax merupakan nilai maksimum dari setiap wilayah.

Setelah itu, histogram akan distribusikan kembali dengan menggunakan system distribusi yang tidak melewati batas clip limit factor. Pada tahap terakhir, hasil perhitungan kumulatif pada CLAHE digunakan untuk pemetaan citra grayscale.

2.3 Ekstraksi Fitur Citra

Pada tahap ini akan dijelaskan langkah langkah ekstraksi fitur pada citra yang akan dilakukan sebelum memulai proses selanjutnya. Ekstraksi fitur citra merupakan proses mengurangi dimensi tinggi ke vektor dimensi rendah atau proses mengurangi dimensi dengan menggunakan parameter fitur yang ada untuk membentuk ruang fungsi berdimensi lebih rendah, memetakan informasi berguna yang terdapat pada fitur asli ke sejumlah kecil fitur, dengan mengabaikan informasi yang berlebihan dan tidak relevan. Pada penelitian ini menggunakan metode gray level co-occurrence matrix (GLCM). Langkah untuk menghitung fitur GLCM adalah membuat matriks co-occurrence seperti berikut. Langkah pertama, Misal I adalah grayscale citra training Image1.jpg sudut 0° jarak $d = 1$ dengan nilai piksel seperti diatas akan dinormalisasikan. Setelah dinormalisasikan, kemudian masukan hasil perhitungan kedalam matriks sehingga terbentuk citra dibawah:

1	1	1	2	6	2
1	1	1	1	3	3
0	1	4	2	5	2
2	2	6	2	0	2
2	1	3	2	1	1

(a) Citra asli

0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5
1,0	1,1	1,2	1,3	1,4	1,5
2,0	2,1	2,2	2,3	2,4	2,5
3,0	3,1	3,2	3,3	3,4	3,5
4,0	4,1	4,2	4,3	4,4	4,5
5,0	5,1	5,2	5,3	5,4	5,5

(b) Komposisi Piksel (x,y).

0	1	2	3	4	5	6
1	4	1	2	1	0	0
2	3	1	0	0	1	1
3	0	1	1	0	0	0
4	0	1	0	0	0	0
5	0	1	0	0	0	0
6	0	2	0	0	0	0

(c) Pasangan jumlah Piksel.

Gambar.2 Pasangan Piksel sudut 0°

Matriks gambar 2 poin (c) merupakan matrix framework, matriks tersebut perlu untuk diolah menjadi matriks yang simetris dengan menambahkan hasil nilai transpose, dapat diliaha pada gambar 3:

Formation of Symmetric Matrix Values																	
4	1	2	1	0	0	4	1	2	1	0	0	8	2	4	2	0	0
3	1	0	0	1	1	3	1	0	0	1	1	6	2	0	0	2	2
0	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	2	2	0	0	0
0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0
0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0
0	2	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0

Gambar.3 Perhitungan Nilai Simetris.

Setelah mendapatkan nilai matriks simetris, kemudian perhitungan normalisasi dari matriks citra untuk menghilangkan nilai ketergantungan ukuran citra. Perhitungan normalisasi diperlukan untuk nilai Grey Level Co-Occurences Matrix (GLCM) sehingga jumlahnya bernilai 1 seperti pada gambar 4 dibawah:

Matriks Normalization					
8/80	2/80	4/80	2/80	0/80	0/80
6/80	2/80	0/80	0/80	2/80	2/80
0/80	2/80	2/80	0/80	0/80	0/80
0/80	2/80	0/80	0/80	0/80	0/80
0/80	2/80	0/80	0/80	0/80	0/80
0/80	4/80	0/80	0/80	0/80	0/80

Gambar.4 Perhitungan Normalisasi Matriks dari Citra.

Normalization Result					
0,10	0,025	0,05	0,025	0,00	0,00
0,075	0,025	0,00	0,00	0,025	0,025
0,00	0,025	0,025	0,00	0,00	0,00
0,00	0,025	0,00	0,00	0,00	0,00
0,00	0,025	0,00	0,00	0,00	0,00
0,00	0,05	0,00	0,00	0,00	0,00

Gambar.5 Hasil Normalisasi Matriks dari Citra.

Setelah perhitungan normalisasi dan mendapatkn hasil dari pembagian citra maka dilanjutkan dengan perhitungan Angular Second Moment (ASM), kontras, Inverse Defferent Moment (IDM), Entropi, dan Korelasi.

2.4 Klasifikasi Random Forest

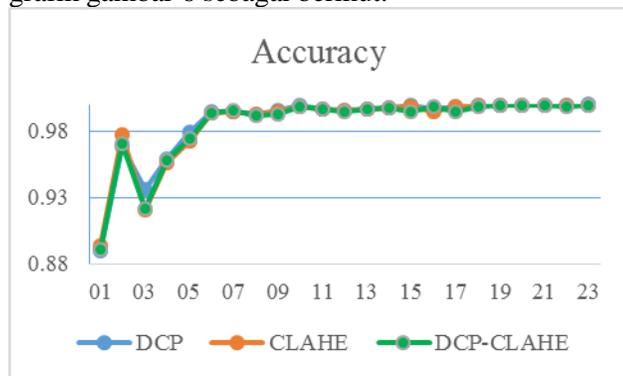
Dalam data set I, terdiri atas x baris data dan y atribut algoritma Random Forest dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Melakukan penarikan data sample secara acak, dari sejumlah data set I. tahap ini yang disebut tahap bootstrap.
2. Dengan teknik bootstrap, pohon akan dibangun dengan sampai mencapai ranting maksimum (tanpa proses pemangkasan).
3. Pada setiap simpul, lakukan pemilihan atribut secara acak dengan $y \leq Y$. tahapan ini disebut Random Feature Selection.
4. Node daun tidak memiliki pertanyaan karena ini adalah tempat prediksi akhir dibuat. Untuk mengklasifikasikan titik baru, cukup gerakkan ke bawah pohon, menggunakan fitur titik untuk menjawab pertanyaan sampai berakhir tiba di simpul daun di mana kelas adalah prediksi
5. Ulangi langkah 2 dan 3 sebanyak n kali, sehingga sebuah hutan terbentuk n pohon.
6. Tahap terakhir dari proses ini adalah teknik aggregating, yakni melakukan penggabungan hasil prediksi berdasarkan suara mayoritas.

Random Forest akan berkerja lebih efisien pada jumlah data set training dan testing yang besar. Proses RF ini akan menghasilkan kumpulan pohon tunggal dengan ukuran dan bentuk yang berbeda-beda. Hasilnya pohon-pohon tunggal tersebut memiliki korelasi yang kecil antar pohon.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil akurasi dari Klasifikasi Random Forest dengan teknik peningkatan citra dengan DCP, CLAHE dan DCP-CLAHE dapat ditunjukkan dengan grafik gambar 6 sebagai berikut:



Gambar .6 Hasil Akurasi DCP, CLAHE dan DCP-CLAHE

Hasil klasifikasi dari Random Forest dengan teknik peningkatan citra dengan metode DCP memberikan hasil rata-rata akurasi sebesar 98.61%, CLAHE memberikan nilai rata-rata 98.54%, sedangkan DCP-CLAHE meberikan nilai akurasi rata-rata sebesar 98.51%. Dalam penelitian ini penggunaan penggabungan algoritma DCP-CLAHE

memeberikan nilai yang lebih rendah dibandingkan dengan kedua algoritma yang berkerja sendiri-sendiri karena pada proses restorasi citra ada bagian-bagian citra yang terproses oleh algoritma sehingga citra memberikan bentuk yang sedikit berubah dan berbeda dari dari citra asli. Jadi, dalam sebuah penelitian tidak selamanya yang menggunakan banyak algoritm dan metode memberikan hasil yang lebih baik.

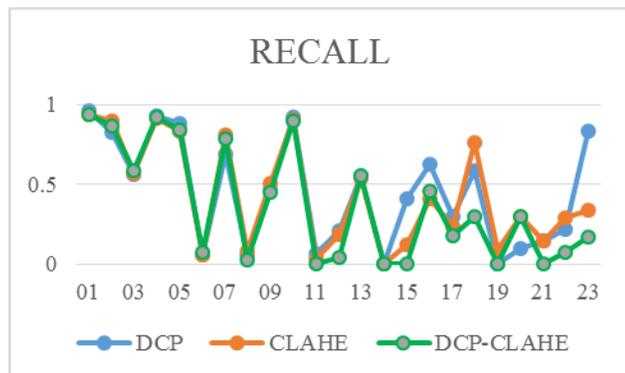
Pada hasil eksperimen, dilihat dari capaian angka presisi pada peningkatan citra DCP, CLAHE, DCP-CLAHE menunjukkan hasil perhitungan presisi seperti pada Tabel 2.

Table 2. Hasil Eksperimen Perhitungan Presisi dari DCP, CLAHE, DCP-CLAHE

Kelp.Ikan	DCP	CLAHE	DCP-CLAHE
01	0.82091	0.84181	0.83741
02	0.85301	0.87378	0.83948
03	0.88567	0.7378	0.73585
04	0.82166	0.81408	0.82017
05	0.89379	0.86569	0.88113
06	0.75	0.5	0.5
07	0.94737	0.88112	0.96094
08	1	0.75	0.66667
09	0.79487	0.62963	0.94624
10	0.96774	0.91753	0.51724
11	1	1	0
12	0.83333	0.69231	1
13	0.97222	0.94444	0.97222
14	None	None	None
15	1	1	None
16	0.87234	0.75	0.73171
17	1	1	1
18	0.90909	0.86667	0.83333
19	None	1	None
20	1	1	0.75
21	1	1	None
22	1	1	1
23	1	1	1

Ada beberapa spesies yang tidak diketahui nilai presisinya karena presisi adalah ukuran kedekatan antar kumpulan data atau spesies ikan yang sama. Sehingga kekosongan presisi ini bisa terjadi saat data set yang digunakan untuk melakukan training dan testing berjumlah sedikit. Adapun capaian nilai presisi terbaik yakni dengan angka 1 dapat diartikan pada data set spesies ikan tertentu memiliki ciri dan karakteristik yang sangat mirip. Dalam tabel ditunjukkan hasil “none” yang artinya data kosong.

Selain dilihat dari hasil presisi kinerja peningkatan citra dari DCP, CLAHE, dan kombinasi DCP-CLAHE dapat dilihat dari hasil pengujian pada tabel diatas. Pada penelitian ini, kami tunjukan pula hasil Recall dapat dilihat pada grafik gambar 7.



Gambar.7 Hasil Recall DCP, CLAHE dan DCP-CLAHE

DCP-CLAHE mendapatkan nilai rata-rata recall terendah yakni 36.71% dibandingkan dengan peningkatan citra yang hanya DCP dan CLAHE saja.

Dari eksperimen yang telah dilakukan disini kami paparkan hasil akurasi, recall, dan presisi pada klasifikasi Random Forest dengan teknik peningkatan citra dengan metode DCP-CLAHE dapat ditunjukkan dengan table 3 sebagai berikut.

Table 3. Hasil Eksperimen Perhitungan Akurasi, Recall, dan Presisi DCP-CLAHE

Kelp.Ikan	Akurasi	Recall	Presisi
01	0.89107	0.93734	0.83741
02	0.97011	0.86384	0.83948
03	0.92107	0.5826	0.73585
04	0.95815	0.92033	0.82017
05	0.97465	0.84489	0.88113
06	0.9938	0.07143	0.5
07	0.99579	0.78846	0.96094
08	0.99192	0.02703	0.66667
09	0.9928	0.44776	0.94624
10	0.99834	0.89796	0.51724
11	0.99635	0	0
12	0.99491	0.04167	1
13	0.99679	0.55556	0.97222
14	0.99734	0	None
15	0.99491	0	None
16	0.99812	0.45455	0.73171
17	0.9948	0.17647	1
18	0.99856	0.29412	0.83333
19	0.99878	0	None
20	0.99911	0.3	0.75
21	0.99923	0	None
22	0.99856	0.07143	1
23	0.99945	0.16667	1

Hasil penelitian yang telah dilakukan peneliti menunjukkan nilai akurasi, presisi dan recall hasil klasifikasi dari Random Forest dengan teknik

peningkatan citra dengan metode DCP-CLAHE, memberikan nilai akurasi rata-rata sebesar 98.51%, presisi 78.91% dan recall sebesar 36.71%. Seperti pada penelitian Premunendar 2013, mengungkapkan bahwa kombinasi metode guna peningkatan citra yang baik belum tentu menghasilkan klasifikasi yang bagus pula.

Pada data spesies ikan yang berjumlah sedikit banyak yang menunjukkan angka presisi dan recall yang menunjukkan nilai 0 dan 1 bahkan none atau kosong itu disebabkan karena Random Forest mampu berkerja secara efisien pada jumlah data yang besar. Sedangkan data yang digunakan dalam penelitian ini memiliki jumlah yang variatif sehingga terjadi adanya imbalance data. Data yang berjumlah kecil tidak mampu di kelompokkan secara sempurna oleh Random Forest.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa akurasi dalam proses klasifikasi adalah dipengaruhi oleh peningkatan gambar. Bahkan, disertai dengan penggunaan klasifikasi yang sesuai dengan parameter, kinerja klasifikasi dapat ditingkatkan. Oleh karena itu, masalah yang terjadi pada lingkungan bawah laut dan menciptakan hambatan dalam proses klasifikasi dapat diselesaikan dengan menerapkan peningkatan citra.

Klasifikasi dengan menggunakan Random Forest (RF) dengan perbaikan citra Dark Channel Prior (DCP) dan Contract Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), terbukti memberikan nilai akurasi rata-rata yang cukup tinggi yakni sebesar 98.51%, presisi 78.91%, dan recall 36.71%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] World Bank, "Fish species, threatened. World Development Indicators," 2018. [Online]. Available: <https://databank.worldbank.org/data/reports.aspx?source=2&series=EN.FSH.THRD.NO&country#>.
- [2] M. Suganuma, D. Tsuchiya, S. Shirakawa, and T. Nagao, "Hierarchical feature construction for image classification using Genetic Programming," in *2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2016, pp. 001423–001428.
- [3] Z. Gu, R. Wang, J. Dai, H. Zheng, and B. Zheng, "Automatic searching of fish from underwater images via shape matching," in *OCEANS 2016 - Shanghai*, 2016, pp. 1–4.
- [4] F. Storbeck and B. Daan, "Fish species recognition using computer vision and a neural

- network,” *Fisheries Research*, vol. 51, pp. 11–15, 2001.
- [5] R. A. Premunendar, G. F. Shidik, C. Supriyanto, P. N. Andono, and M. Hariadi, “Auto Level Color Correction for Underwater Image Matching Optimization,” *International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 13, no. 1, pp. 18–23, 2013.
- [6] Y. Sari and R. A. Premunendar, “Classification Quality of Tobacco Leaves as Cigarette Raw Material Based on Artificial Neural Networks,” *International Journal of Computer Trends and Technology*, vol. 50, no. 3, pp. 147–150, 2017.
- [7] R. A. Premunendar, S. Wibirama, and P. I. Santosa, “A Novel Approach for Underwater Image Enhancement based on Improved Dark Channel Prior with Colour Correction,” *Journal of Engineering Science and Technology*, vol. 13, no. 10, pp. 3220–3237, 2018.
- [8] K. Iqbal, R. A. Salam, A. Osman, and A. Z. Talib, “Underwater Image Enhancement Using an Integrated Colour Model,” *IAENG International Journal of computer science*, vol. 34:2, no. 2, p. 12, Jan. 2007.
- [9] N. Carlevaris-Bianco, A. Mohan, and R. M. Eustice, “Initial results in underwater single image dehazing,” in *OCEANS 2010 MTS/IEEE SEATTLE*, 2010, pp. 1–8.
- [10] H. Wen, Y. Tian, T. Huang, and W. Gao, “Single underwater image enhancement with a new optical model,” in *2013 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS2013)*, 2013, pp. 753–756.
- [11] E. H. Kaur and R. Mahajan, “Improved Dark Channel Prior Using Gabor Filter and Clahe,” *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management*, vol. 3, no. 7, pp. 127–134, 2014.
- [12] A. Galdran, D. Pardo, A. Picón, and A. Alvarez-Gila, “Automatic Red-Channel underwater image restoration,” *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 26, pp. 132–145, Jan. 2015.
- [13] S. Borker and S. Bonde, “Contrast Enhancement and Visibility Restoration of Underwater Optical Images Using Fusion,” *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, vol. 10, no. 4, pp. 217–225, 2017.
- [14] Pujiono, N. A. Pulung, I. K. E. Purnama, and M. Hariadi, “Color Enhancement Of Underwater Coral Reef Images Using Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) With Rayleigh Distribution,” in *The Proceedings of International Conferences on Information, Communication, Technology, and Systems*, 2013, pp. 45–52.
- [15] L. Breiman, “Random forests,” *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, 2001.
- [16] A. G. Chavez, J. Fontes, P. Afonso, M. Pfingsthorn, and A. Birk, “Automated species counting using a hierarchical classification approach with Haar cascades and multi-descriptor random forests,” *OCEANS 2016 - Shanghai*, pp. 1–6, 2016.
- [17] D. J. Lee, R. B. Schoenberger, D. Shiozawa, X. Xu, and P. Zhan, “Contour matching for a fish recognition and migration-monitoring system,” in *Proceedings SPIE 5606, Two- and Three-Dimensional Vision Systems for Inspection, Control, and Metrology II*, 2004, vol. 5606, p. 37.
- [18] M. S. Nery, A. M. Machado, M. F. M. Campos, F. L. C. Pádua, R. Carceroni, and J. P. Queiroz-Neto, “Determining the appropriate feature set for fish classification tasks,” *Brazilian Symposium of Computer Graphic and Image Processing*, vol. 2005, pp. 173–180, 2005.
- [19] D. J. White, C. Svellingen, and N. J. C. Strachan, “Automated measurement of species and length of fish by computer vision,” *Fisheries Research*, vol. 80, no. 2–3, pp. 203–210, Sep. 2006.
- [20] A. Rova, G. Mori, and L. M. Dill, “One fish, two fish, butterfish, trumpeter: Recognizing fish in underwater video,” in *Conference on Machine Vision Applications*, 2007, pp. 404–407.
- [21] R. Larsen, H. Olafsdottir, and B. K. Ersbøll, “Shape and Texture Based Classification of Fish Species,” in *Image Analysis*, 2009, pp. 745–749.
- [22] W. N. Khotimah, A. Z. Arifin, A. Yuniarti, A. Y. Wijaya, D. A. Navastara, and M. A. Kalbuadi, “Tuna fish classification using decision tree algorithm and image processing method,” in *2015 International Conference on Computer, Control, Informatics and its Applications (IC3INA)*, 2015, pp. 126–131.
- [23] N. M. S. Iswari, Wella, and Ranny, “Fish freshness classification method based on fish image using k-Nearest Neighbor,” in *2017 4th International Conference on New Media Studies (CONMEDIA)*, 2017, vol. 2017, pp. 87–91.
- [24] R. A. Premunendar, S. Wibirama, P. I. Santosa, P. N. Andono, and M. A. Soeleman, “A Robust Image Enhancement Techniques for Underwater Fish Classification in Marine Environment,” *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, vol. 12, no. 5, pp. 116–239, 2019.
- [25] M. S. Nery, A. M. Machado, M. F. M. Campos,

- F. L. C. Padua, R. Carceroni, and J. P. Queiroz-Neto, "Determining the Appropriate Feature Set for Effective Fish Classification Tasks," *Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, pp. 173–180, 2005.
- [26] J. Hu, D. Li, Q. Duan, Y. Han, G. Chen, and X. Si, "Fish species classification by color, texture and multi-class support vector machine using computer vision," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 88, pp. 133–140, Oct. 2012.
- [27] S. Lee, S. Yun, J. Nam, C. S. Won, and S. Jung, "A review on dark channel prior based image dehazing algorithms," *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, vol. 2016, no. 1, p. 4, Dec. 2016.