PENCAPAIAN KLASIFIKASI TERBAIK BERBASIS PERBAIKAN CITRA CLAHE DAN DARK CHANNEL PRIOR PADA SPESIES IKAN

Dewi Pergiwati[1], Ricardus Anggi Pramunendar[2], Dwi Puji Prabowo[3], Farrikh Alzami[4], Rama Aria Megantara[5],
[1] dewi.pergiwati@dsn.dinus.ac.id , [2] ricardus.anggi@dsn.dinus.ac.id,
[3]dwi.puji.prabowo@dsn.dinus.ac.id , [4] alzami@dsn.dinus.ac.id [5]aria@dsn.dinus.ac.id
Departemen Desain Komunikasi Visual, Sistem Informasi, Teknik Informatika,
Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro
Jl. Iman Bonjol 207, Semarang

Abstrak

Ikan merupakan bahan pangan lauk-pauk utama yang dikonsumsi manusia untuk menunjang protein hewani dan zat-zat lain yang diperlukan tubuh. Ikan merupakan lauk-pauk pilihan utama yang memiliki harga relative murah dan mudah didapat. Namun pada nyatanya konsumsi ikan di Indonesia sangat rendah dibandingkan dengan negara-negara yang memiliki potensi sumberdaya perikanan yang jauh lebih rendah seperti negara Jepang, Korea Selatan, serta negara-negara di Asia lainnya. Di sisi lain, salah satu kekayaan Indonesia yang sangat berlimpah pada sector perairan adalah biota ikan. Dengan kondisi demikian, upaya peningkatan konsumsi ikan akan memberikan *multiflier effect* dalam lingkungan masyarakat. Selain meningkatkan tingkat kesehatan serta kecerdasan, juga semakin menggairahkan sektor perikanan untuk dapat mendorong peningkatan penyerapan tenaga kerja, meningkatkan pendapatan serta kesejahteraan pada masyarakat khususnya profesi nelayan, pembudidaya ikan, pengolah hasil ikan serta pihak terkait lainnya. Maka, perlu ditingkatkan kemampuan pengenalan ikan secara otomatis dengan bantuan computer untuk mengenali jenis-jenis ikan yang sangat beragam guna mempermudah proses pengelolaan dan distribusi ikan. 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.

Kata kunci : *CLAHE, Dark Channel Prior, Klasifikasi, Random Forest*

Latar Belakang

Ikan merupakan bahan konsumsi lauk-pauk utama dalam kehidupan sehari-hari di Indonesia. Menurut Peraturan Presiden No 71 Tahun 2015, ikan ditetapkan sebagai komoditas kebutuhan pokok. Dibandingkan dengan bahan pangan yang memiliki sumber protein hewani, ikan bisa menjadi pilihan utama yang relative murah. Disamping memiliki protein hewani yang cukup tinggi, ikan juga memiliki kandungang omega-3, asam lemak tak jenuh, dan berbagai macam vitamin yang diperlukan oleh tubuh(1)(2). Namun pada nyatanya konsumsi ikan di Indonesia sangat rendah dibandingkan dengan negara-negara yang memiliki potensi sumberdaya perikanan yang jauh lebih rendah seperti negara Jepang, Korea Selatan, serta negara-negara di Asia lainnya(3). Beberapa faktor yang menjadi sebab rendahnya konsumsi ikan diantaranya adalah masyarakat kurang memahami pentingnya mengkonsumsi ikan, distribusi ikan yang tidak merata antar daerah, kurangnya sarana dan prasarana yang pada masyarakat.

Pada sisi lain, Indonesia merupakan negara yang memiliki luas wilayah perairan lebih besar dibandingkan dengan wilayah daratan. Luas wilayah laut Indonesia mencapai 6.49 juta kilo meter persegi. Indonesia juga dikenal sebagai negara yang memiliki populasi ikan terbesar di dunia dengan memiliki sekitar 5.000 spesies ikan laut, payau

Informasi Artikel:
Submitted: Oktober 2025, **Accepted:** November 2025, **Published:** November 2025
ISSN: 2685-4902 (media online), Website: http://jurnal.umus.ac.id/index.php/intech

dan air tawar yang mencakup hampir 15 persen dari 33.100 spesies ikan yang dikenal diseluruh dunia (4). Dengan kondisi demikian, upaya peningkatan konsumsi ikan akan memberikan *multiflier effect* dalam lingkungan masyarakat. Selain meningkatkan tingkat kesehatan serta kecerdasan, juga semakin menggairahkan sektor perikanan untuk dapat mendorong peningkatan penyerapan tenaga kerja, meningkatkan pendapatan serta kesejahteraan pada masyarakat khususnya profesi nelayan, pembudidaya ikan, pengolah hasil ikan serta pihak terkait lainnya.

Beberapa penelitian sebelumnya mengusulkan cara-cara otomatis untuk melakukan pengenalan jenis biota ikan. Berbagai cara yang telah dilakukan masih memberikan hasil kinerja yang kurang maksimal jika diterapkan untuk mengelompokkan atau mengklasifikasi berbagai jenis biota ikan. Kemampuan mengenali biota ikan secara otomatis dengan bantuan komputer tidak mengandalkan keahlian atau pengalaman dari seorang ahli manusia adalah penyelesaian untuk permasalahan yang terjadi saat melakukan kegiatan yang banyak atau dilakukan secara berulang(5). Selain itu, otomatisasi dalam memahami jenis biota ikan bermanfaat jika diterapkan pada data citra yang tidak terbatas jumlahnya dan beraneka ragam jenisnya. Banyak peneliti telah berupaya untuk meningkatkan pendapatan serta kesejahteraan pada masyarakat khususnya profesi nelayan, pembudidaya ikan, pengolah hasil ikan dengan cara menunjang sarana dan prasarana untuk pengklasifikasian jenis ikan, termasuk menerapkan teknologi computer vision dalam berbagai kegiatan klasifikasi atau pengelompokan jenis ikan(6)(12)(14).

Computer vision merupakan sistem yang mempunyai kemampuan dalam menganalisa *objek* secara *visual*, seperti akuisisi citra, pengolahan citra, pengenalan dan membuat keputusan dengan data *objek* yang ada dimasukkan dalam bentuk citra (*image*). *Computer vision* mencoba meniru cara kerja sistem *visual* manusia (*human vision*) yang sesungguhnya sangat kompleks, manusia melihat *objek* dengan indera penglihatan (mata), lalu citra *objek* diteruskan ke otak untuk diinterprestasi sehingga manusia mengerti *objek* apa yang tampak dalam pandangan mata. Hasil dari *interprestasi* tersebut digunakan untuk pengambilan keputusan sebagai hasil klasifikasi.

Beberapa penelitian sebelumnya mengusulkan cara-cara otomatis untuk melakukan pengenalan jenis biota ikan, namun sangat jarang dalam penelitian yang mereka kerjakan memperhatikan dan mempertimbangkan efek yang ditimbulkan dari lingkungan bawah air dan efek lain dari fitur-fitur ikan yang dapat mempengaruhi gambar ikan yang diteliti. Dengan adanya kemajuan teknologi dalam hal pengolahan citra digital, kami menggunakan model machine learning untuk mengklasifikasikan jenis biota ikan. Biota ikan yang terdeteksi akan dilakukan pengolahan citra melalui preprocessing citra, ekstraksi citra, seleksi citra hingga pelatihan model algoritma agar pengklasifikasian sesuai dengan label yang benar. Secara eksternal ada beberapa spesies ikan yang terlihat sangat mirip sedangkan perbedaannya ada berdasarkan pada karakteristik internal. Hal ini membuat sulit untuk menyimpan catatan konstan dari seluruh dataset yang ada. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan sebuah fitur baru dalam metode pengenalan biota ikan dengan memperhatikan efek dari citra bawah laut, dan efek yang diperoleh dari

ekstraksi fitur citra tingkat rendah sehingga diharapkan fitur baru tersebut mampu memberikan kinerja klasifikasi yang lebih baik.

Klasifikasi adalah proses akhir untuk mengetahui hasil kinerja dari implementasi algoritma-algoritma yang diterapkan pada pre-processing dan ekstraksi fitur pada image. Dalam penelitiannya, Breiman menunjukan kelabihan Radom Forest yang daapat memberikan nili error yang lebih rendah, memberikan hasil klasifikasi yang bagus dan dapat mengatasi data training dalam jumlah yang sangat besar secara efisien serta merupakan metode yang efektif untuk mengestimasi missing data. Fransiska,dkk mengmplementasikan gabungan metode RF dan CART mampu mengklasifikasikan kelas minor pada dataset KDD Cup 1999 dengan sedikit modifikasi teknik Balanced Random Forest (BRF) dengan cara menyeimbangkan jumlah kelas mayor dan kelas minor. Akurasi yang dicapai oleh model belum mencapai nilai maksimal, karena keterbatasan jumlah record pada data training setelah diimplementasikan BRF yang tidak dapat menggambarkan karakteristik kelaskelas yang ada.

Sebelum proses klasifikasi dilakukan ada tahap ekstraksi fitur yang dikerjakan oleh metode gray level co-occurrence matrix (GLCM) yang mana bekerja dengan baik untuk tugas klasifikasi tekstur dalam penelitian(7), namun kinerja klasifikasi dari fitur tersebut tidak akan baik jika digunakan untuk tugas yang lainnya. Boom dkk (8) menggunakan metode klasifikasi Balance Guaranteed Optimized Tree (BGOT) dan fitur invarian, Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) serta warna untuk mengenali 6.874 citra dari 15 spesies dan menghasilkan kinerja klasifikasi sebesar 97,21 persen. Pada tahap klasifikasi biasanya di anggap tahap akhir untuk melihat hasil penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti. Beberapa uraian algoritma klasifikasi dari peneliti-peneliti sebelumnya yakni Metode neural network (NN) berbasis adaboost digunakan dalam proses klasifikasi dengan tingkat keberhasilan mencapai 98,9 persen. Hasil penelitian (9)(10)(13) tersebut melaporkan bahwa Feature Contruction (FC) berbasis teknik Evolutionary Algortm (EA) menghasilkan fitur baru yang lebih informatif dari fitur aslinya dan menghasilkan kinerja klasifikasi diatas 80 persen.

Berdasarkan latar belakang dari penelitian-penelitian terdahulu dalam paparkan diatas, maka peneliti akan melakukan Analisa pada metode CLAHE (Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization) dan Dark Channel Prior untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sepesies ikan dengan metode klasifikasi Random Forest. Dalam penelitian ini, algoritma CLAHE dan Dark Channel Prior bertugas sebagai Per-processing data. Proses selanjutnya setelah dilakukn Pre processing dengan algoritma CLAHE dan Dark Channel Prior yakni ekstraksi fitur dengan menggunakan algoritma GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix), dimana dari satu gambar ikan akan di ektraksi dalam bentuk Red, Green, Blue dan Gray yaitu dari satu gmbar ikan diekstraksi menjadi 80 fitur. Kemudian untuk tugas klasifikasi dalam penelitian ini peneliti menggunakan metode klasifikasi Random Forest.

Metode dan Pembahasan

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* dengan metode *CLAHE* pemerataan histogram pada masing-masing nilai piksel citra agar dapat bermanfaat dalam pemprosesan fitur. Setiap hasil dari proses pengolahan data citra dilakukan evaluasi agar sesuai dengan hasil yang telah dicapai.

Tabel 4.5 Pre-Processing image menggunakan CLAHE

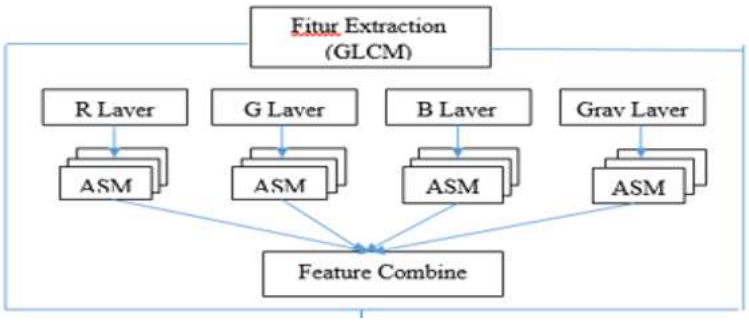
Enhance technique	Image Fish 01	Segmented Image
ORIGINAL		
CLAHE rayleigh		
CLAHE uniform		
CLAHE exponential		

Tabel 4.6 Pre-Processing image menggunakan CLAHE dengan clip limid berdasarkan Threshold FCM

Enhance technique	ClipLimit default	ClipLimit FCM
CLAHE rayleigh		
CLAHE uniform		
CLAHE exponential		

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). Sehingga hasil citra terbaik dari proses sebelumnya dapat menjadi fitur sesuai dengan jenisnya.



Data hasil pre-procesing dilakukan ekstraksi fitur menggunakan teknik GLCM. Menggunakan level 8 bit karena citra yang berukuran relatif kecil sesuai acuan(5), sudut 0°,45°,90°,135° dan jarak D = 1 digunakan pada penelitian ini sesuai acuan(5), (11). Berdasarkan Mohanaiah dkk (11), tahapan ekstraksi ini menghasilkan 5 fitur untuk setiap sudut yang digunakan dari GLCM. Beberapa fitur tersebut terdiri dari ASM, contrast, correlation, IDM / homogeneity, entropy. Metode GLCM berbasis tingkat keabuan dengan ukuran 8 bit, maka citra berwarna atau RGB diubah menjadi 1 lapisan keabuan atau memisahkan lapisan R, G dan B. Oleh karena itu, inputan 1 buah citra berwarna pada penelitian ini menghasilkan fitur sebanyak 80 fitur berbeda.
Berikut penjelasan lebih lanjut pada proses *preprocessing* :

a. *Angular second moment* (ASM)

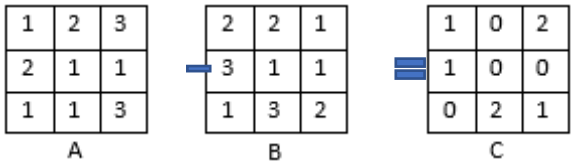
Pada *angular second moment* (ASM) bernilai tinggi jika nilai piksel pada citra yang homogen tinggi dan digunakan sebagai ciri dari hasil kookurensi.

Tahapan ekstraksi citra, terdapat 4 arah komputasi dalam GLCM, yaitu δ = 0°, δ = 45°, δ = 90°, δ = 135°. akan digambarkan pada gambar 3.1 dibawah ini.

Gambar 3. 3 Contoh Hasil Matrik Kookurensi dengan Sudut 0°

b. Kontras

Kontras merupakan perbedaan intensitas antara piksel satu dan piksel yang berdekatan, dan bernilai nol jika citra bernilai konstan dan digunakan sebagai ciri dari hasil kookurensi. Berikut merupakan contoh perhitungan nilai matrik kontras dari piksel A terhadap piksel B



Gambar 3. 4 Contoh Hasil Perhitungan Matrik Kontras

c. Korelasi

Korelasi merupakan ketergantungan linier antara piksel pada posisi tertentu terhadap piksel lain yang digunakan sebagai ciri dari hasil kookurensi dan nilai yang lebih tinggi diperoleh pada daerah dengan tingkat keabuan yang sama.

d. IDM/ *Homogeneity*

IDM / homogenity digunakan untuk mengukur homogenitas lokal pada citra, jika semakin tinggi nilai IDM, citra semakin homogen dan digunakan sebagai ciri dari hasil kookurensi.

e. Entropy

Entropi semakin tidak seragam piksel-pikselnya maka entropinya semakin kecil, semakin besar nilai entropinya maka citra tersebut semakin seragam dan digunakan sebagai ciri dari hasil kookurensi.

Klasifikasi

Pengelompokan citra bawah air merupakan proses memisahkan citra berdasarkan cirinya, dan pemisahan tersebut dilakukan berdasarkan jarak antara ciri. Tahap-tahap untuk melakukan pengelompokan citra bawah air berbasis algoritma Random Forest, ada 3 aspek penting yang harus diperhatikan yakni:

1. melakukan bootstrap sampling untuk membangun pohon prediksi,
2. masing-masing pohon berlaku sebagai predictor secara acak untuk menentukan pohon prediksi,
3. kemudian algoritma Random Forest melakukan prediksi dengan mengkombinasi hasil dari setiap pohon keputusan dengan cara mengambil pilihan mayoritas untuk

klasifikasi atau untuk rata-rata regresi. Penelitian klasifikasi Random Forest kami membuat pohon keputusan dan melatih (cocok) pada data.

Pengujian dan Validasi Klasifikasi

Pengujian pada tahap ini bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi, presisi, dan recall dari metode yang dibangun dalam pengenalan jenis biota ikan.
Validasi hasil pengujian dilakukan berdasarkan tahapan proses pengenalan jenis ikan. Pada tahapan pengolahan data citra validasi dilakukan melalui hasil yang diperoleh dari evaluasi. Kesesuaian hasil pengujian yang diberikan metode *mean square error* (MSE), *peak signal to noise ratio* (PSNR), dari data yang telah mengalami proses perbaikan secara konsisten diartikan bahwa metode perbaikan citra tersebut sesuai dan layak. Pada tahapan pengolahan fitur, pengujian normalitas dilakukan untuk melihat distribusi data sebelum dilakukan proses klasifikasi, dan hasil dari proses klasifikasidiperlihatkan dalam hasil akurasi, presisi dan *recall.*

Hasil Eksperimen

Uji eksperimen ini akan menggunakan 23 spesies ikan yang kami dapat dari dataset fish4knowledge dipilih karena seluruh data diambil dari bawah air yang dipengaruhi oleh lingkungan bawah air, dan jumlah data yang dimiliki pada dataset ini sangatlah beragam sehingga memberikan.

Tabel 4.4 Jenis-jenis ikan untuk ekspertimen

01	02	03	04
Dascyllus reticulatus	*Plectroglyphidodon dickii*	*Chromis chrysura*	*Amphiprion clarkia*
05	06	07	08
Chaetodon lunulatus	*Chaetodon trifascialis*	*Myripristis kuntee*	*Acanthurus nigrofuscus*
09	10	11	12
Hemigymnus fasciatus	*Neoniphon samara*	*Abudefduf vaigiensis*	*Canthigaster valentine*
13	14	15	16
Pomacentrus moluccensis	*Zebrasoma scopas*	*Hemigymnus melapterus*	*Lutjanus fulvus*
17	18	19	20
Scolopsis bilineata	*Scaridae*	*Pempheris vanicolensis*	*Zanclus cornutus*
21	22	23	24

Neoglyphidodon nigroris	*Balistapus undulates*	*Siganus fuscescens*	-

Tabel 4.11 Hasil Rata-Rata Akurasi, Recall, dan Presisi DCP-CLAHE

	DCP	**CLAHE**	**DCP-CLAHE**
ACC (Akurasi)	98.61%	98.54%	98.51%
PPV (Presisi)	92.01%	86.66%	78.91%
TPR (Recall)	45.08%	43.25%	36.71%

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

Tabel 4.8 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 ditunjukan hasil "none" yang artinya data kosong.

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.

Daftar Pustaka

1. Muchtadi D, Astawan M, Palupi NS.2007. *Pengetahuan Bahan Pangan Hewani*. Jakarta : Universitas Terbuka.
2. Suryani N, dkk. 2016.Perbedaan Kadar Protein dan Kadar Lemak Ikan Patin (*Pangasius hypophtalmus*) yang Diolah secara Digoreng, Dipanggang dan Direbus. Stikes Husana Borneo
3. Setyorini, E. Pangan Laut Belajar dari Jepang, 28 Desember 2007.Inovasi, vol 6/xviii/maret 2006.http://io.ppi- Jepang.org/article.php.kamis 18 Mei 2017.
4. 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.
5. R. A. Pramunendar, C. Supriyanto, D. H. Novianto, I. N. Yuwono, G. F. Shidik, and P. N. Andono, "A classification method of coconut wood quality based on Gray Level Co-occurrence matrices," in 2013 International Conference on Robotics, Biomimetics, Intelligent Computational Systems, 2013, pp. 254–257.
6. Gu, Z. et al., 2016. Automatic searching of fish from underwater images via shape matching. In OCEANS 2016 - Shanghai. IEEE, pp. 1–4. Available at: http://ieeexplore.ieee.org/document/7485597/.
7. C. Spampinato et al., "Fine-grained object recognition in underwater visual data," Multimedia Tools and Applications, vol. 75, no. 3, pp. 1701–1720, Feb. 2016.
8. B. J. Boom et al., "A research tool for long-term and continuous analysis of fish assemblage in coral-reefs using underwater camera footage," Ecological Informatics, vol. 23, pp. 83–97, Sep. 2014.
9. B. Tran, B. Xue, and M. Zhang, "Genetic programming for feature construction and selection in classification on high-dimensional data," Memetic Computing, vol. 8, no. 1, pp. 3–15, Mar. 2016.
10. D. Zhang, D.-J. Lee, M. Zhang, B. J. Tippetts, and K. D. Lillywhite, "Object recognition algorithm for the automatic identification and removal of invasive fish," Biosystems Engineering, vol. 145, pp. 65–75, May 2016.
11. P. Mohanaiah, P. Sathyanarayana, and L. Gurukumar, "Image Texture Feature Extraction Using GLCM Approach," International Journal of Scientific and Research Publications, vol. 3, no. 5, pp. 1–5, 2013.
12. Pramunendar, R.A., Wibirama, S. & Santosa, P.I., 2018. A Novel Approach for Underwater Image Enhancement based on Improved Dark Channel Prior with Colour Correction. Journal of Engineering Science and Technology, 13(12), pp.1–18.
13. P. X. Huang, B. J. Boom, and R. B. Fisher, "Underwater Live Fish Recognition Using a Balance-Guaranteed Optimized Tree," in Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), vol. 7724 LNCS, no. PART 1, 2013, pp. 422–433
14. Ricardus Anggi Pramunendar et al., 2020. New Workflow for marine Fish Classification Based on Combination Features and CLAHE Enhancement Technique. International Journal of Intelligent Engineering & Systems, Vol.13, No.4, 2020