Scan
Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi

ISSN (Print): 1978-0087
ISSN (Online): 2686-6099
Volume 20 Nomor 1, Agustus 2025
Halaman : 22 – 31

Peningkatan Citra Bawah Air Melalui Penyematan Ruang Multiwarna Yang Dipandu Transmisi Media

Muhammad Fairus Ramadhani, Muhamad Fihris Aldama,
Muhammad Baihaqi Arrisalah, Rafif Ilafi Wahyu Gunawan M, Fetty Tri Anggraeny*
Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, Indonesia

Diterima: 11 Januari, 2024 | Revisi: 11 Mei, 2024 | Diterbitkan: 11 Juni 2025

DOI: https://doi.org/10.33005/scan.v20i1.5388

ABTSRAK

Kondisi lingkungan bawah air sering menyebabkan masalah utama pada gambar seperti distorsi warna dan kontras rendah, yang diakibatkan oleh hamburan serta atenuasi cahaya. Untuk menangani tantangan ini, kami mengembangkan Ucolor, sebuah jaringan peningkatan gambar bawah air yang mengintegrasikan pembelajaran multi-ruang warna dengan panduan transmisi medium. Pendekatan ini memanfaatkan encoder multi-ruang warna untuk menggabungkan karakteristik unik dari berbagai ruang warna ke dalam satu struktur yang kohesif.Dengan mekanisme perhatian, Ucolor mampu memilih dan menonjolkan fitur-fitur yang paling relevan secara adaptif. Selain itu, decoder yang dipandu transmisi medium dirancang untuk meningkatkan kualitas gambar pada area yang paling terpengaruh degradasi. Pendekatan ini mengombinasikan keunggulan metode berbasis model fisik dengan teknik pembelajaran mendalam. Pengujian menunjukkan hasil bahwa Ucolor secara konsisten menghasilkan gambar bawah air yang lebih baik dalam hal warna, kontras, dan kejelasan, melampaui metode lain baik secara visual maupun berdasarkan metrik kuantitatif.

Kata Kunci: *Citra bawah air, Multi-ruang warna, Penghapusan Hamburan, Koreksi warna*

Word Underwater Image Enhancement Through Multicolor Space Embedding Guided By Media Transmission

ABSTRACT

Underwater environments often degrade image quality due to light scattering and attenuation, resulting in significant color distortion and low contrast. To address these challenges, we propose Ucolor, an underwater image enhancement network that integrates multi-color space learning with medium transmission-guided enhancement. The proposed approach employs a multi-color space encoder to fuse distinctive features from different color spaces into a unified, cohesive representation. Through an attention mechanism, Ucolor adaptively highlights the most relevant features to improve enhancement effectiveness. Additionally, a medium transmission-guided decoder is designed to focus enhancement on image regions most affected by degradation. This method combines the strengths of physics-based models and deep learning techniques. Experimental results demonstrate that Ucolor consistently outperforms existing methods in terms of color fidelity, contrast enhancement, and visual clarity, both qualitatively and quantitatively.

Keywords: Underwater imagery, Multi-color space, Scattering removal, Color correction

***Corresponding Author:**
Email : fettyanggraeny.if@upnjatim.ac.id
Alamat : Jl. Rungkut Madya, Gn. Anyar, Kec. Gn. Anyar, Surabaya, Jawa Timur 60294

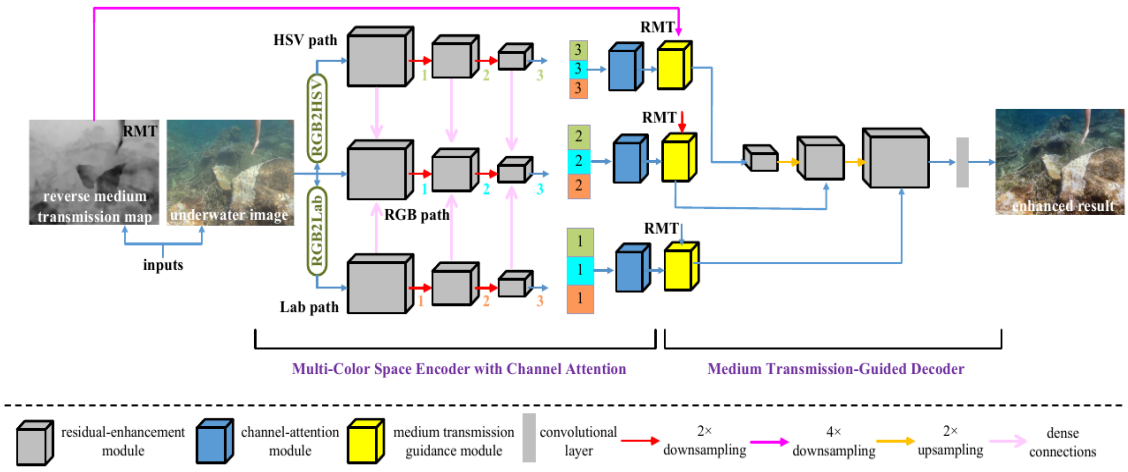
This article is published under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

PENDAHULUAN

Citra bawah air berperan penting dalam penelitian ilmiah, tetapi kualitasnya sering terdegradasi akibat hamburan cahaya dan penyerapan panjang gelombang oleh air. Hamburan ini dipengaruhi oleh partikel terlarut seperti fitoplankton dan partikel non-alga (Suharyanto et al., 2021). Intensitas cahaya yang menurun pada kedalaman tertentu juga mempengaruhi kontras dan warna citra bawah air (Chiang & Chen, 2011). Pendekatan berbasis model fisik mencoba memanfaatkan pemahaman ilmiah tentang interaksi cahaya dan air, tetapi terbatas karena sulit memprediksi variabel seperti partikel tersuspensi, kedalaman, dan jenis air (Akkaynak & Treibitz, 2018). Asumsi yang terlalu sederhana sering kali membuat metode ini tidak mampu menangani variasi kondisi bawah air yang kompleks (Islam et al., 2020).

Deep learning telah menunjukkan potensi besar dalam meningkatkan kualitas citra bawah air. Jaringan neural seperti Convolutional Neural Networks (CNN) dan Generative Adversarial Networks (GAN) telah diadaptasi untuk menangani masalah seperti distorsi warna, kabut, dan kurangnya pencahayaan (Anwar et al., 2020). Namun, banyak model deep learning ini tidak dirancang secara spesifik untuk menangani karakteristik unik bawah air, seperti hilangnya warna tertentu pada kedalaman yang berbeda (He et al., 2010). Efek kabut akibat partikel tersuspensi juga sering kali diabaikan, sehingga hasilnya masih belum optimal untuk kondisi bawah air yang kompleks (Li et al., 2016).

Penelitian ini mengusulkan integrasi jaringan neural mendalam dengan panduan transmisi medium untuk memperbaiki citra bawah air. Informasi fisik seperti hamburan dan penyerapan cahaya oleh air membantu jaringan neural fokus pada area yang terdegradasi (Yang et al., 2020). Proses ini mempercepat optimasi jaringan karena jaringan memiliki pemahaman awal tentang pola degradasi. Selain itu, pendekatan ini toleran terhadap kesalahan estimasi transmisi medium karena jaringan dapat belajar dari pola data tanpa bergantung sepenuhnya pada akurasi informasi fisik (Zhu et al., 2015). Dengan menggabungkan keunggulan model fisik dan pembelajaran data, metode ini menawarkan solusi tangguh untuk permasalahan degradasi citra bawah air.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

METODE PENELITIAN

Rancangan sistem pada penelitian ini terdiri dari input data citra sampai proses *medium transmission - guided decoder* yang mana hasilnya berupa output perbandingan dari berbagai metode yang mampu memperbaiki citra kualitas visual yang lebih baik, termasuk penghapusan warna yang tidak alami, peningkatan kontras, dan pemulihan detail. Berikut merupakan gambar metodologi penelitian.

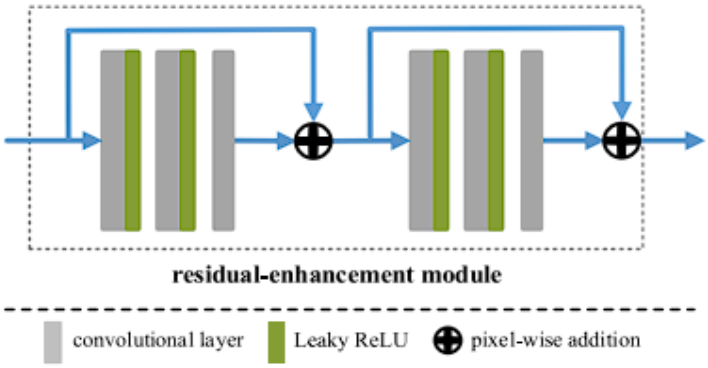
Gambar 1 merupakan arsitektur jaringan *multi-color space encoder* Ucolor, gambar bawah air terlebih dahulu melewati transformasi ruang warna. Ada tiga jalur *encoder* yang terbentuk, yaitu jalur HSV, RGB, dan Lab. Setiap jalur ini menerima input dan memprosesnya melalui tiga modul peningkatan residual secara serial, menghasilkan tiga tingkatan representasi fitur dengan operasi *downsampling* 2×. Selanjutnya, jalur RGB diperkuat dengan menghubungkan fitur dari jalur RGB dengan fitur yang sesuai dari jalur HSV dan Lab. Setelah itu, fitur pada tingkatan yang sama dari ketiga jalur tersebut digabungkan menjadi tiga set fitur *multi-color space encoder*. Ketiga set fitur ini kemudian diteruskan ke *channel-attention module* untuk menyoroti fitur yang paling representatif dan informatif. Pada jaringan *decoder* yang dipandu oleh transmisi medium, fitur *encoder* yang telah dipilih oleh *channel-attention module* dan peta transmisi medium terbalik (*reverse medium transmission/RMT*) dengan ukuran yang sama diteruskan ke *medium transmission guidance module* untuk menekankan area yang mengalami degradasi kualitas. Operasi *max pooling* digunakan untuk mendapatkan berbagai ukuran peta RMT. Output dari modul ini kemudian diberikan ke modul peningkatan residual yang sesuai. Setelah tiga modul peningkatan residual secara serial dan dua operasi *upsampling* 2×, fitur *decoder* diteruskan ke lapisan konvolusi untuk merekonstruksi hasil akhir. Komponen kunci dari metode sebagi berikut:

Multi Color Space Encoder

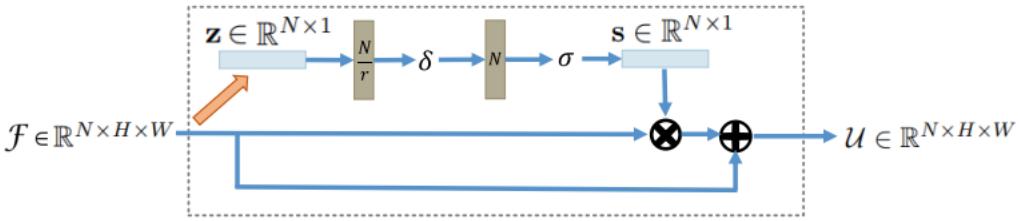
Variasi warna yang lebih luas pada gambar bawah air dibandingkan gambar daratan, meliputi kebiruan, kehijauan, hingga kekuningan, dapat membatasi performa jaringan tradisional dalam memproses gambar tersebut. Untuk meningkatkan kualitas gambar bawah air, fitur diekstraksi dari tiga ruang warna utama, yaitu RGB, HSV, dan Lab, masing-masing memberikan representasi visual yang unik (Army & Fetty, 2013).

- RGB (Red, Green, Blue) adalah ruang warna yang sederhana untuk penyimpanan dan penampilan gambar, tetapi rentan terhadap pengaruh pencahayaan dan bayangan.
- HSV (Hue, Saturation, Value) memberikan representasi yang lebih intuitif tentang rona warna, saturasi, kecerahan, serta kontras dalam gambar.
- Lab (Lightness, a, b) memiliki distribusi warna yang lebih baik dan mampu merepresentasikan spektrum warna yang terlihat oleh mata manusia.

Mengintegrasikan keunggulan dari ketiga ruang warna ini dalam satu jaringan dapat membantu menangani berbagai faktor degradasi gambar, seperti warna, intensitas, dan luminansi. Proses ini juga memungkinkan analisis deviasi warna dan transformasi non-linear, sehingga dapat meningkatkan kinerja model jaringan berbasis pembelajaran mendalam (Ji et al., 2024), (Chao et al., 2024).



Gambar 2. *Residual-Echancement Modul*



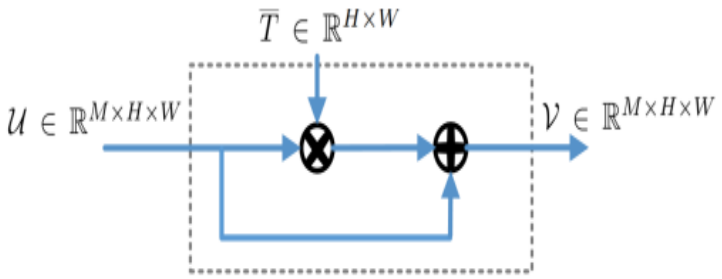
Gambar 3. *Channel Attention Module*

Residual Enhancement Module

Gambar dibawah ini menunjukkan ilustrasi skematik dari *residual-enhancement module* yang digunakan dalam arsitektur jaringan Ucolor. Modul tersebut terdiri dari dua *residual block*. Setiap *residual block* dibagun oleh tinga lapisan konvolusi berturut - turut, diikuti oleh fungsi aktivasi *Leaky ReLU*, kecuali pada lapisan terakhir. Pada setiap residual block, operasi penjumlahan pixel-wise sebagai *identity connection* menjaga informasi asli tetap utuh, membantu mencegah *gradient vanishing* dan meningkatkan stabilitas pelatihan. Proses ini memungkinkan penguatan fitur yang dipelajari tanpa mengorbankan informasi penting selama transformasi gambar. Semua lapisan konvolusi menggunakan kernel 3×3 dengan stride 1, dan jumlah filter meningkat secara bertahap dari 128 menjadi 512 di encoder serta menurun dari 512 menjadi 128 di decoder (Chang et al., 2023).

Channel Attention Module

Gambar 3 menunjukkan sebuah fitur -fitur paling representatif dari beberapa ruang warna. Ketergantungan antar fitur dari saluran yang berbeda fitur penting dalam jaringan saraf konvolusional (CNN). Pertama, informasi dari setiap channel diringkas menjadi sebuah vektor menggunakan Global Average Pooling (GAP). Vektor ini kemudian diproses untuk menghasilkan bobot skala melalui dua lapisan sederhana, yang menentukan seberapa penting setiap channel. Langkah-langkah utamanya adalah: Fitur yang diekstraksi dari berbagai ruang warna digabungkan menggunakan operasi *concatenation*. Setelah itu, dilakukan *global average pooling* untuk menghasilkan deskripsi saluran z, yang merangkum respons fitur setiap saluran.



Gambar 4. *Medium Transmission Guidance Module*

Rumus yang digunakan untuk menghitung deskripsi saluran z adalah:

$$z_k = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^{H} \sum_{j=1}^{W} F_k(i,j) \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots..(1)$$

Rumus 1 merupakan hasil untuk mendapatkan deskripsi saluran z mekanisme *self-gating* digunakan untuk menghitung bobot modulasi per saluran. Proses ini melibatkan dua lapisan terhubung penuh (*fully-connected layers*). Rumus yang digunakan untuk menghitung bobot sss adalah: (Irfan et al., 2021)

$$s = \sigma(W_2 . (\delta(W_1 . z)) \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots..(2)$$

Rumus 2 merupakan hasil untuk penilaian bobot yang dihasilkan s kemudian diterapkan pada fitur asli F untuk menghasilkan fitur yang ditingkatkan. Operasi ini dilakukan melalui kombinasi penambahan dan perkalian pixel-wise dengan rumus berikut:

$$U = F + F \times s \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots..(3)$$

Medium Transmission Guidance Module

Gambar 7 merupakan module yang digunakan meningkatkan kualitas gambar bawah air dengan memanfaatkan peta transmisi medium (*medium transmission map*). Modul ini berfungsi mengidentifikasi area yang mengalami degradasi kualitas dan menerapkan bobot yang lebih tinggi pada piksel yang lebih terdegradasi (Dou et al., 2021).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Deskripsi Metode dan Hasil Eksperimen

Metode *Ucolo*r, yang diperkenalkan dalam penelitian ini, bertujuan untuk meningkatkan kualitas visual gambar bawah air yang sering terdegradasi akibat penyerapan cahaya dan hamburan. Gambar-gambar bawah air yang diambil langsung di bawah permukaan laut sering kali mengalami distorsi warna, terutama dengan dominasi warna hijau dan biru akibat penyerapan cahaya merah dan oranye oleh air, serta kontras yang rendah karena hamburan cahaya oleh partikel-partikel dalam air. Untuk mengatasi masalah ini, Ucolor menggunakan pendekatan berbasis

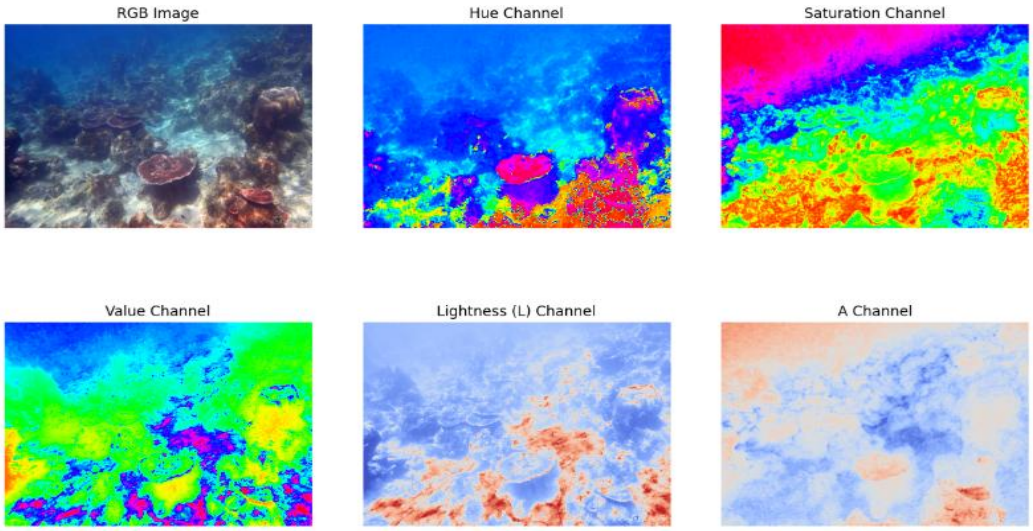
pembelajaran mendalam yang menggabungkan beberapa teknik canggih, termasuk pengkodean multi-ruang warna dan dekoder yang dipandu oleh transmisi medium

Evaluasi pada Dataset Berbeda

Pada evaluasi yang menggunakan dataset Test-C60, yang terdiri dari 60 gambar bawah air dengan degradasi yang cukup parah, Ucolor menunjukkan hasil yang sangat baik dalam meningkatkan kualitas citra. Terutama, Ucolor berhasil mengatasi masalah distorsi warna yang sangat ekstrem (seperti dominasi warna hijau atau biru) dan mengembalikan kontras yang hilang akibat hamburan cahaya. Hal ini terlihat jelas pada gambar Gambar 9, yang menunjukkan hasil pemrosesan dari dataset Test-C60.

Selain itu, pada dataset *SQUID*, yang berisi gambar stereo dari empat lokasi penyelaman dengan kualitas resolusi tinggi, Ucolor berhasil meningkatkan visibilitas objek bawah air meskipun gambar tersebut menghadapi tantangan seperti noise yang tinggi dan pencahayaan yang terbatas. Meskipun demikian, pada beberapa kondisi ekstrim dengan pencahayaan yang sangat rendah, hasilnya masih bisa ditingkatkan lebih lanjut, seperti yang tercermin pada gambar di bawah ini, yang memperlihatkan area kegagalan dalam kondisi pencahayaan minim.

Gambar 5. *Dataset Test-C60*



Gambar 6. *Color Checker Dataset Test-C60*

Akurasi Koreksi Warna

Salah satu aspek penting yang dievaluasi dalam penelitian ini adalah akurasi koreksi warna. Dengan menggunakan dataset *Color-Checker7*, yang mencakup gambar penguji warna dari tujuh kamera berbeda, Ucolor menunjukkan kemampuan luar biasa dalam memulihkan warna asli objek bawah air. Metode ini mencatatkan nilai *CIEDE2000* yang rendah pada sebagian besar kamera, yang menunjukkan tingkat akurasi koreksi warna yang tinggi. Gambar perbandingan hasil koreksi warna, seperti yang ditunjukkan pada Gambar di bawah yang memperlihatkan bahwa Ucolor mampu mengoreksi warna tanpa memperkenalkan artefak atau distorsi warna tambahan.

Ablasi dan Analisis Kinerja

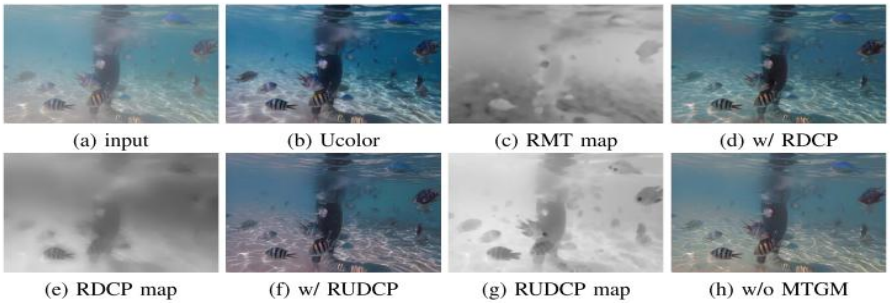
Analisis ablasional yang dilakukan pada Ucolor menunjukkan bahwa setiap komponen berperan penting dalam mencapai performa optimal. Misalnya, penghapusan modul perhatian saluran mengakibatkan hasil gambar yang kurang jenuh dan detail yang tidak tajam. Demikian pula, penghilangan ruang warna seperti HSV atau Lab mengurangi kemampuan model untuk menangani distorsi warna dan kontras. Hasil-hasil ablasional ini tercermin dalam visualisasi gambar, seperti yang ditunjukkan pada gambar di bawah ini yang menggambarkan pengaruh masing-masing komponen terhadap kualitas gambar.

Perbandingan dengan Metode Lain

Ucolor tidak hanya unggul dalam evaluasi kuantitatif seperti PSNR dan UCIQE, tetapi juga dalam matrik perceptual seperti UIQM (Underwater Image Quality Measure). Pada dataset *Test-C60*, Ucolor menunjukkan skor perceptual yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode lainnya, termasuk teknik berbasis model fisik dan metode pembelajaran mendalam lainnya. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan data-driven yang digabungkan dengan pengetahuan domain fisika pembentukan gambar bawah air memberikan performa yang lebih baik dan lebih stabil.

Keterbatasan Metode

Meskipun Ucolor menunjukkan hasil yang menjanjikan, beberapa keterbatasan masih ada. Salah satunya adalah pengolahan gambar dengan pencahayaan yang sangat terbatas. Pada kasus-kasus seperti ini, Ucolor tidak sepenuhnya dapat memulihkan informasi visual, karena keterbatasan dalam data pelatihan yang relevan untuk kondisi pencahayaan sangat rendah. Hal ini tercermin pada Gambar di bawah, di mana hasil gambar masih belum memadai dalam kondisi pencahayaan yang sangat minim.



Gambar 7. Perbandingan peningkatan kualitas gambar bawah air

Gambar 8. Contoh hasil pengolahan gambar bawah laut dengan minim pencahayaan

Gambar 9. Citra Bawah Air Asli

Gambar 10. Hasil Ucolor Citra Bawah Air

Kualitas Performa Output Ucolor dalam Pengolahan Citra

Output dari model Ucolor menunjukkan peningkatan kualitas citra bawah air yang signifikan setelah melalui tahapan pemrosesan. Citra yang awalnya mengalami distorsi warna, terutama pergeseran warna biru dan hijau akibat penyerapan cahaya di bawah air, berhasil dikoreksi dengan menghasilkan warna yang lebih realistis dan alami. Proses ini juga berhasil menghilangkan noise dan meningkatkan kontras pada area yang sebelumnya terlihat redup dan kabur, seperti di sekitar objek terumbu karang dan dasar laut. Hasil akhirnya adalah gambar yang lebih tajam, dengan detail yang lebih jelas dan warna yang lebih hidup, menjadikannya lebih representatif untuk keperluan eksplorasi dan dokumentasi bawah laut.

Selain perbaikan visual, model Ucolor juga menunjukkan keunggulan pada matrik kuantitatif. Skor PSNR dan UCIQE yang tinggi pada output citra menunjukkan bahwa kualitas gambar yang dihasilkan lebih mendekati citra referensi ideal, mengungguli metode lain dalam hal detail dan kesesuaian warna. Proses pemrosesan ini mampu menangani berbagai kondisi bawah air yang kompleks, seperti kabut atau pencahayaan rendah, dengan baik. Secara keseluruhan, output

dari Ucolor membuktikan kemampuannya dalam menghasilkan gambar bawah air yang tajam, realistis, dan kaya warna, yang sangat bermanfaat untuk aplikasi seperti pemetaan kelautan dan penelitian ilmiah berbasis citra.

KESIMPULAN

Metode yang digunakan dalam penelitian ini berfokus pada peningkatan kualitas gambar bawah air yang sering terdegradasi akibat penyerapan cahaya dan hamburan. Dalam penelitian ini memperkenalkan metode Ucolor, dimana metode ini adalah sebuah jaringan pengolahan gambar berbasis pembelajaran mendalam yang menggabungkan pengkodean multi-ruang warna dan dekoder yang dipandu oleh transmisi medium. Dengan mengintegrasikan model fisik dan metode pembelajaran mendalam, Ucolor mampu meningkatkan kualitas visual gambar bawah air, baik dari segi akurasi warna maupun kontras. Metode ini terbukti lebih unggul dibandingkan dengan teknik-teknik lain yang ada, termasuk metode berbasis model fisik tradisional dan model pembelajaran mendalam lainnya, melalui serangkaian pengujian menggunakan dataset gambar bawah air sintetis dan nyata.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa Ucolor mampu secara signifikan menghilangkan deviasi warna, meningkatkan kontras, dan mengungkap detail gambar, menghasilkan citra yang lebih tajam dan realistis. Selain itu, Ucolor menunjukkan performa superior jika dibandingkan dengan metode lain, baik secara visual maupun berdasarkan metrik kuantitatif seperti PSNR dan UCIQE. Metode ini juga terbukti tangguh dalam menghadapi berbagai kondisi bawah air yang kompleks, seperti kabut dan pencahayaan rendah. Dengan demikian, Ucolor menawarkan solusi efektif untuk aplikasi dalam eksplorasi laut, pemetaan kelautan, dan penelitian ilmiah berbasis citra bawah air.

Keunggulan utama Ucolor terletak pada kombinasi teknik pengkodean multi-ruang warna yang memperkaya representasi fitur, serta mekanisme perhatian yang menonjolkan informasi paling relevan. Pendekatan berbasis data ini juga mampu mentoleransi kesalahan estimasi parameter transmisi medium yang sering terjadi dalam teknik berbasis model fisik. Selain itu, desain end-to-end Ucolor memungkinkan proses peningkatan gambar yang lebih efisien dan konsisten di berbagai kondisi bawah air. Studi ablasinya juga menunjukkan bahwa setiap komponen berperan penting dalam mencapai performa optimal. Namun, meskipun demikian, tantangan besar tetap ada pada pengolahan gambar dengan pencahayaan yang sangat terbatas, yang menjadi area penelitian untuk masa depan.

DAFTAR PUSTAKA

Akkaynak, D., & Treibitz, T. (2018). A Revised Underwater Image Formation Model. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 6723–6732.

Anwar, S., Li, C., & Porikli, F. (2020). Deep Underwater Image Enhancement. *arXiv preprint arXiv:1807.03528*.

Army, J., & Fetty Tri, A. (2013). Perbandingan Kinerja Segmentasi Citra Melanoma Pada Ruang Warna RGB Terkonsentrasi Melalui Pendekatan Fuzzy Mamdani. *Jurnal Teknologi dan Rekayasa, 10*(2), 123-135.

Chang, Y., Chen, G., & Chen, J. (2023). Pixel-Wise Attention Residual Network For Super-Resolution Of Optical Remote Sensing Images. *Remote Sensing, 15*(12), 3139.

Chao, D., Li, Z., Zhu, W., Li, H., Zheng, B., Zhang, Z., & Fu, W. (2024). AMSMC-UGAN: Adaptive Multi-Scale Multi-Color Space Underwater Image Enhancement With GAN-Physics Fusion. *Mathematics, 12*(10), 1551.

Chiang, J. Y., & Chen, Y. C. (2011). Underwater Image Enhancement By Wavelength Compensation And Dehazing. *IEEE Transactions on Image Processing, 21*(4), 1756-1769.

Dou, Z., Wang, N., Li, B., Wang, Z., Li, H., & Liu, B. (2021). Dual Color Space Guided Sketch Colorization. *IEEE Transactions on Image Processing, 30*, 7292-7304.

He, K., Sun, J., & Tang, X. (2010). Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 33*(12), 2341-2353.

Irfan, M., Jiangbin, Z. H. E. N. G., Ali, S., Iqbal, M., Masood, Z., & Hamid, U. (2021). Deepship: An Underwater Acoustic Benchmark Dataset And A Separable Convolution Based Autoencoder For Classification. *Expert Systems with Applications, 183*, 115270.

Islam, M. J., Xia, Y., & Sattar, J. (2020). Fast Underwater Image Enhancement For Improved Visual Perception. *IEEE Robotics and Automation Letters, 5*(2), 3227-3234.

Ji, K., Lei, W., & Zhang, W. (2024). A Real-World Underwater Image Enhancement Method Based On Multi-Color Space And Two-Stage Adaptive Fusion. *Signal, Image and Video Processing, 18*(3), 2135-2149.

Li, C. Y., Guo, J. C., Cong, R. M., Pang, Y. W., & Wang, B. (2016). Underwater Image Enhancement By Dehazing With Minimum Information Loss And Histogram Distribution Prior. *IEEE Transactions on Image Processing, 25*(12), 5664-5677.

Lin, P., Wang, Y., Li, Y., Fan, Z., & Fu, X. (2024). Underwater Color Correction Network With Knowledge Transfer. *IEEE Transactions on Multimedia*.

Suharyanto, S., Frieyadie, F., & Kuryanti, S. J. (2021). Peningkatan Kualitas Citra Bawah Air Berbasis Algoritma Fusion Dengan Keseimbangan Warna, Optimalisasi Kontras, Dan Peregangan Histogram. *Inti Nusa Mandiri, 16*(1), 31-38.

Yang, M., Hu, K., Du, Y., Wei, Z., Sheng, Z., & Hu, J. (2020). Underwater Image Enhancement Based On Conditional Generative Adversarial Network. *Signal Processing, 168*, 107258.

Zhu, Q., Mai, J., & Shao, L. (2015). A Fast Single Image Haze Removal Algorithm Using Color Attenuation Prior. *IEEE Transactions on Image Processing, 24*(10), 3104-3115.