

Klasifikasi Spesies Ikan di Sumatera Selatan Berdasarkan Citra Bawah Air Menggunakan ResNet-50

^aLemi Iryani, ^bNia Umilizah, ^cFirga Abel Astiawan, ^dMuhammad Al Hapiz

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sjakhyakirti, Palembang, Indonesia

^alemiryani@gmail.com, ^bniaumilzah05@gmail.com, ^c21620007@student.unisti.ac.id, ^d21610014@student.unisti.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2025-10-30

Revised, 2025-11-09

Accepted, 2025-11-11

Kata Kunci:

spesies ikan,
citra bawah air,
SRGAN,
ResNet-50,
super-resolution,
konservasi

Keywords:

fish species,
underwater images,
SRGAN,
ResNet-50,
super-resolution,
conservation,

ABSTRAK

Klasifikasi spesies ikan dalam ekosistem bawah air menjadi tantangan utama seperti pencahayaan yang buruk yang mempengaruhi kualitas citra bawah air dan menurunkan akurasi identifikasi spesies ikan. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi spesies ikan di Sumatera Selatan berdasarkan citra bawah air menggunakan metode *Super-Resolution Generative Adversarial Network* (SRGAN) untuk meningkatkan kualitas citra dan ResNet-50 untuk klasifikasi spesies ikan. Penelitian ini menggunakan perangkat Dell XPS 13 9310 dengan prosesor Intel Core i7 dan 16GB RAM untuk pelatihan model. Data citra ikan dikumpulkan dari *Google Images* dan *Youtube* sesuai dengan kelas ikan yang telah ditentukan yaitu spesies *Oreochromis mossambicus* (ikan Mujair), *Oreochromis niloticus* (ikan Nila), *Johnius trachycephalus* (ikan Gulamah), *Eleutheronema tetradactylum* (ikan Senangin), dan *Chanos chanos* (ikan Bandeng). Data dibagi menjadi 70% untuk pelatihan, 15% untuk validasi, dan 15% untuk pengujian. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model yang dikembangkan memiliki akurasi pelatihan sebesar 94.10%, akurasi validasi sebesar 88.25%, dan akurasi pengujian sebesar 84.68%. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam bidang klasifikasi citra bawah air dan dapat diterapkan untuk tujuan konservasi dan pemantauan spesies ikan di ekosistem akuatik.

ABSTRACT

Fish species classification in underwater ecosystems posed a significant challenge, particularly due to poor lighting that affected the quality of underwater images and decreased the accuracy of species identification. This study aimed to improve the accuracy of fish species classification in South Sumatra based on underwater images by utilizing the *Super-Resolution Generative Adversarial Network* (SRGAN) to enhance image quality and ResNet-50 for species classification. The research employed a Dell XPS 13 9310 device with an Intel Core i7 processor and 16GB of RAM for model training. Fish image data were collected from *Google Images* and *YouTube* according to predefined fish species, including *Oreochromis mossambicus* (Mujair), *Oreochromis niloticus* (Nila), *Johnius trachycephalus* (Gulamah), *Eleutheronema tetradactylum* (Senangin), and *Chanos chanos* (Bandeng). The data was divided into 70% for training, 15% for validation, and 15% for testing. The experimental results showed that the developed model achieved a training accuracy of 94.10%, validation accuracy of 88.25%, and testing accuracy of 84.68%. This research contributed to the field of underwater image classification and can be applied to conservation and monitoring of fish species in aquatic ecosystems.

This is an open access article under the [CC BY-SA license](#).



Penulis Korespondensi:

Lemi Iryani,
Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Sjakhyakirti, Palembang, Indonesia
Email: lemiryani@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Dalam perkembangan teknologi pengolahan citra, klasifikasi spesies ikan berdasarkan citra bawah air menjadi salah satu tantangan dalam bidang ekologi akuatik dan konservasi sumber daya perikanan [1], [2], [3]. Citra bawah air sering kali memiliki kualitas yang terpengaruh oleh faktor lingkungan, seperti kondisi pencahayaan yang buruk, kabut, atau kekeruhan air, yang dapat mengurangi keakuratan identifikasi spesies ikan. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu meningkatkan akurasi klasifikasi dalam kondisi tersebut [4], [5], [6].

Penelitian oleh Mathur & Goel (2021) menggunakan ResNet-50 untuk mengklasifikasikan spesies ikan seperti *Labeo rohita*, *Catla catla*, *Cirrhinus cirrhosus*, dan lainnya, dengan dataset sebanyak 27.370 data [7]. Dalam penelitian lainnya menerapkan ResNet-50 untuk klasifikasi ikan seperti *Cyprinus carpio*, *Ctenopharyngodon idella*, dan lainnya, dengan dataset sebanyak 27.000 gambar [8]. Penelitian oleh Teja et al. (2023) memanfaatkan ResNet-50 untuk klasifikasi spesies ikan seperti *Epinephelinae*, *Epinephelus fuscoguttatus*, dan lainnya, menggunakan dataset sebanyak 12.000 gambar [9].

Penelitian oleh Xu, Li, & Duan (2021) menerapkan *class-balanced focal loss* dengan ResNet-50 untuk mengklasifikasikan ikan menggunakan dataset sebanyak 3.000 citra [10]. Penelitian oleh Gong et al. (2023) menggunakan *gradient-weighted class activation mapping* (Grad-CAM) dengan ResNet-50 untuk klasifikasi ikan menggunakan dataset sebanyak 19.000 citra [11]. Penelitian oleh Jongjaraunsuk et al. (2024) menerapkan parameter tuning dengan Xception untuk mengklasifikasikan ikan menggunakan dataset sebanyak 5.170 citra [12].

Urgensi dari penelitian fokus pada akurasi klasifikasi spesies ikan dalam citra bawah air yang sering kali terpengaruh oleh kondisi lingkungan yang buruk, seperti pencahayaan yang rendah dan kekeruhan air. Penelitian terkait dengan penjeleasan pendekatan yang telah dikembangkan dalam mengklasifikasikan spesies ikan berdasarkan citra bawah air dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Tabel 1 Penelitian Terkait

Sumber	Optimasi	Klasifikasi	Dataset
[7]	Parameter tuning	ResNet-50	<i>Labeo rohita</i> , <i>Catla catla</i> , <i>Cirrhinus cirrhosus</i> , <i>Gadus morhua</i> , <i>Oreochromis niloticus</i> , <i>Lates calcarifer</i> , <i>Rastrelliger kanagurta</i> , <i>Cyprinus carpio</i> , <i>Pampus argenteus</i> , dan <i>Penaeus monodon</i> .
[8]	Parameter tuning, GloRe	ResNet-50	<i>Cyprinus carpio</i> , <i>Ctenopharyngodon idella</i> , <i>Hypophthalmichthys molitrix</i> , <i>Aristichthys nobilis</i> , <i>Channa spp.</i> , <i>Oreochromis niloticus</i> , <i>Pelteobagrus fulvidraco</i> , <i>Micropterus salmoides</i> , <i>Lateolabrax japonicus</i> , dan <i>Cyprinus carpio</i>
[9]	Parameter tuning	ResNet-50	<i>Epinephelinae</i> , <i>Epinephelus fuscoguttatus</i> , <i>Lutjanidae</i> , <i>Lateolabrax japonicus</i> , <i>Oreochromis niloticus</i> , dan <i>Pampus argenteus</i> .
[10]	Class-Balanced Focal Loss	ResNet-50	<i>Catla catla</i> , <i>Labeo rohita</i> , <i>Cirrhinus mrigala</i> , <i>Oreochromis niloticus</i> , <i>Cyprinus carpio</i> , <i>Ctenopharyngodon idella</i> , <i>Hypophthalmichthys molitrix</i> , <i>Aristichthys nobilis</i> , dan <i>Tor sp.</i>
[11]	Gradient-weighted Class Activation Mapping	ResNet-50	<i>Grass Carp</i> , <i>Catla</i> , <i>Common Carp</i> , <i>Rohu</i> , <i>Silver Carp</i> , dan <i>Mrigal</i> .
[12]	Parameter tuning	Xception	<i>R. brachysoma</i> dan <i>R. kanagurta</i>
Usulan	Parameter tuning, SR-GAN	ResNet-50	<i>Oreochromis mossambicus</i> , <i>Oreochromis niloticus</i> , <i>Johnius trachycephalus</i> , <i>Eleutheronema tetradactylum</i> , <i>Chanos chanos</i>

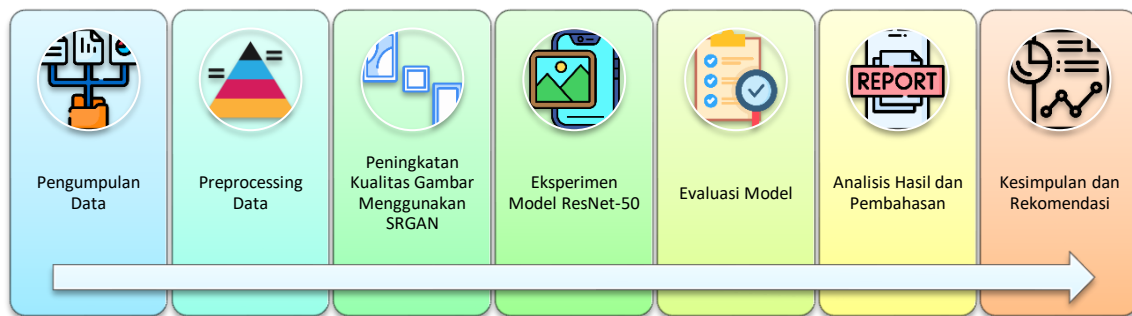
Pendekatan yang dirumuskan dalam penelitian ini adalah dengan menggabungkan *super-resolution generative adversarial network* (SRGAN) dan ResNet-50 untuk meningkatkan kualitas resolusi citra bawah air yang rendah dan melakukan klasifikasi spesies ikan. Strategi pemecahan masalah yang diterapkan melibatkan dua tahap utama yaitu penerapan SRGAN digunakan untuk meningkatkan resolusi gambar bawah air yang buram atau terpengaruh kondisi lingkungan seperti pencahayaan yang buruk dan kekeruhan [13], [14]. Dengan menggunakan SRGAN, gambar bawah air yang buram atau berkualitas rendah dapat diperbaiki [15], [16], [17]. Setelah citra ditingkatkan menggunakan SRGAN, model ResNet-50 diterapkan untuk mengklasifikasikan spesies ikan dengan menggunakan dataset penelitian.

Kebaruan usulan ini fokus pada penggunaan SR-GAN untuk meningkatkan kualitas citra bawah air ikan sebelum dilakukan klasifikasi dengan ResNet-50. Pendekatan ini menggabungkan teknik *super-resolution* untuk memperbaiki gambar yang buram atau terpengaruh oleh kondisi lingkungan, yang menjadi tantangan dalam penelitian sebelumnya yang hanya fokus pada model klasifikasi tanpa memperhatikan kualitas citra. Selain itu, dataset yang digunakan dalam penelitian ini meruapan spesies ikan endemik dari Palembang, Sumatera Selatan.

Dengan perkembangan teknologi pengolahan citra, terutama melalui penggunaan model seperti *Super-Resolution Generative Adversarial Network ResNet-50* (SRGAN-ResNet50), diharapkan dapat meningkatkan kualitas citra dan memberikan solusi yang lebih akurat dalam identifikasi spesies ikan. Oleh karena itu, pengembangan model yang dapat memperbaiki kualitas citra dan meningkatkan akurasi klasifikasi sangat penting untuk mendukung ekologi akuatik dan konservasi sumber daya perikanan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian sebelumnya yang membahas analisis metode CNN pada pengolahan citra digital merupakan studi awal untuk memahami model SRGAN-ResNet menggunakan dataset ikan, karena metode CNN (Convolutional Neural Networks) digunakan untuk mengenali pola dan fitur penting dalam gambar, yang merupakan kerangka dari model SRGAN-ResNet [18]. Penelitian ini menggunakan perangkat Dell XPS 13 9310 yang dilengkapi dengan prosesor Intel Core i7-1185G7, 16GB RAM LPDDR4x, dan 512GB SSD untuk pengolahan citra dalam eksperimen klasifikasi ikan. Adapun penelitian yang diusulkan memiliki tahapan seperti pada **Gambar 1**.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Pengumpulan data dilakukan berdasarkan citra yang dikumpulkan dari Google Images dan Youtube berdasarkan kelas ikan yang telah ditentukan. Pada tahap preprocessing data, gambar ikan yang dikumpulkan akan diproses untuk memastikan kesesuaian dengan model yang akan dilatih. Proses ini meliputi normalisasi warna dan intensitas gambar, serta pemotongan gambar untuk fokus pada area ikan yang sesuai. Teknik augmentasi yang diimplementasikan yaitu *rotate*, *shift*, *shear*, *zoom*, dan *flip* digunakan untuk meningkatkan variasi gambar. Adapun spesifikasi dataset penelitian dapat dilihat pada **Tabel 2**.

Tabel 2 Spesifikasi Dataset Penelitian

Spesies	Nama Indonesia	Data Primer	Hasil Augmentasi	Pelatihan 70%	Validasi 15%	Pengujian 15%
<i>Oreochromis mossambicus</i>	Ikan Mujair	331	500	350	75	75
<i>Oreochromis niloticus</i>	Ikan Nila	564	500	350	75	75
<i>Johnius trachycephalus</i>	Ikan Gulamah	240	500	350	75	75
<i>Eleutheronema tetradactylum</i>	Ikan Senangin	240	500	350	75	75
<i>Chanos chanos</i>	Ikan Bandeng	500	500	350	75	75

Pada tahap peningkatan kualitas gambar menggunakan SRGAN, model Super-Resolution Generative Adversarial Network (SRGAN) diterapkan untuk meningkatkan resolusi gambar bawah air ikan yang buram atau terpengaruh kondisi lingkungan seperti pencahayaan rendah dan kekeruhan air. Model diterapkan *optimizer* Adam untuk mengoptimalkan parameter dalam meningkatkan kualitas citra. Nilai *residual scaling factor* yang digunakan sebesar 0 dan nilai convolutional layers diatur dengan ukuran 3x3 membantu dalam mengekstraksi fitur dari citra ikan. Pada tahap evaluasi model, dataset pengujian digunakan untuk mengukur akurasi model dalam mengklasifikasikan spesies ikan dan menilai sejauh mana model dapat memprediksi dengan benar. Model *confusion matrix* juga digunakan untuk kemudian digunakan untuk menganalisis hasil klasifikasi, dengan menilai jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap spesies ikan.

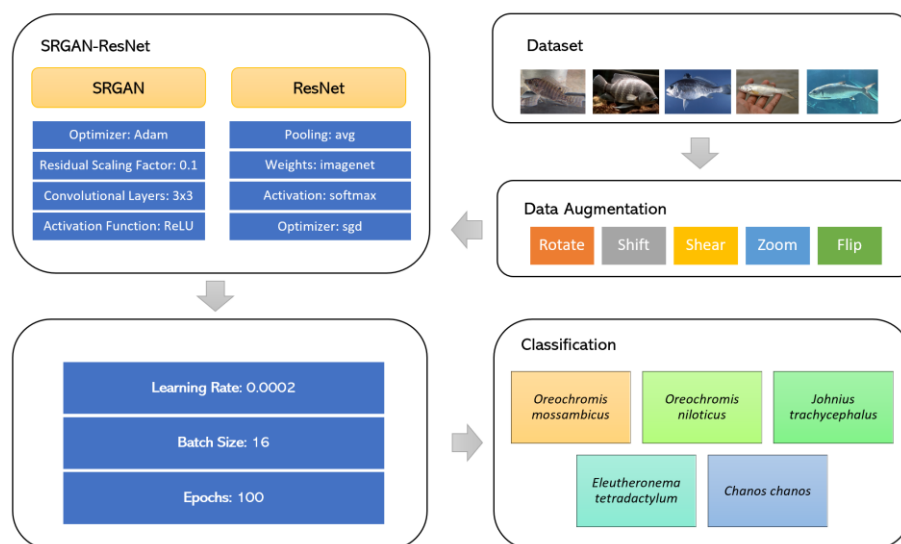
3. HASIL DAN ANALISIS

Dataset ini terdiri dari lima spesies ikan yang ditemukan di Sumatera Selatan, dengan masing-masing spesies memiliki 500 data citra. Spesies yang menjadi kelas dalam eksperimen adalah *Oreochromis mossambicus* (Ikan Mujair), *Oreochromis niloticus* (Ikan Nila), *Johnius trachycephalus* (Ikan Gulamah), *Eleutheronema tetradactylum* (Ikan Senangin), dan *Chanos chanos* (Ikan Bandeng). Setiap spesies merupakan ikan yang dapat ditemukan di kolam budidaya dan sungai di Sumatera Selatan. Dataset ini digunakan dalam pengklasifikasian spesies ikan menggunakan citra bawah air yang dapat diproses dengan teknologi SRGAN dan ResNet dengan spesifikasi seperti pada **Tabel 3**.

Tabel 3 Dataset Penelitian

Citra	Spesies	Nama Indonesia	Jumlah	Lokasi
	<i>Oreochromis mossambicus</i>	Ikan Mujair	500	Kolam budidaya di Sumatera Selatan
	<i>Oreochromis niloticus</i>	Ikan Nila	500	Kolam budidaya di Sumatera Selatan
	<i>Johnius trachycephalus</i>	Ikan Gulamah	500	Sungai Musi, Sumatera Selatan
	<i>Eleutheronema tetradactylum</i>	Ikan Senangin	500	Sungai Musi, Sumatera Selatan)
	<i>Chanos chanos</i>	Ikan Bandeng	500	Kolam budidaya di Sumatera Selatan

Pada tahap eksperimen dataset pelatihan, model ResNet-50 dilatih menggunakan citra ikan yang telah ditingkatkan resolusinya dengan SRGAN, untuk mengklasifikasikan spesies ikan berdasarkan fitur yang diekstraksi. Selama pelatihan, pooling menggunakan metode rata-rata (avg pooling) untuk mereduksi dimensi fitur, sementara bobot model diinisialisasi menggunakan *weights imagenet*. Model ini menggunakan aktivasi *softmax* untuk menghasilkan probabilitas klasifikasi dan optimizer SGD untuk mengoptimalkan parameter model. Model SRGAN-ResNet50 yang diusulkan dapat dilihat pada **Gambar 2**.



Gambar 2 Arsitektur SRGAN-ResNet50

Hasil perhitungan *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk dataset pelatihan menunjukkan kinerja model dalam mengklasifikasikan spesies ikan. Untuk spesies *Oreochromis mossambicus*, model mendapatkan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* masing-masing sebesar 0.90 yang jika dianalisis berarti ada keseimbangan antara akurasi dan kemampuan mengidentifikasi ikan dengan benar. Kelas *Oreochromis niloticus* memiliki nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* tertinggi, yaitu 0.96, menunjukkan performa yang sangat baik dalam klasifikasi spesies ini. Kelas *Eleutheronema tetradactylum* juga menunjukkan hasil sangat baik dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* 0.98. Hasil perhitungan *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk dataset pelatihan dapat dilihat pada **Tabel 4**.

Tabel 4 Hasil Precision, Recall dan F1 Score

Spesies	Precision	Recall	F1 Score
<i>Oreochromis mossambicus</i>	0.90	0.90	0.90
<i>Oreochromis niloticus</i>	0.96	0.96	0.96
<i>Johnius trachycephalus</i>	0.94	0.94	0.94
<i>Eleutheronema tetradactylum</i>	0.98	0.98	0.98
<i>Chanos chanos</i>	0.92	0.92	0.92

Berdasarkan hasil eksperimen pada dataset pelatihan, akurasi mencapai 94.10%, yang menunjukkan bahwa model berhasil mengenali dan mengklasifikasikan data latih dengan sangat baik. Pada tahap validasi, model menunjukkan penurunan akurasi menjadi 88.25%, yang menunjukkan sedikit perbedaan performa antara data pelatihan dan dataset validasi. Pada eksperimen menggunakan dataset pengujian, akurasi menurun lebih jauh ke angka 84.68%, yang masih menunjukkan hasil yang cukup baik meskipun ada penurunan. Untuk melihat hasil riset secara detail pada tahap pengujian dapat dilihat pada **Gambar 3**.

		Prediksi				
Aktual	Kelas	<i>Oreochromis mossambicus</i>	<i>Oreochromis niloticus</i>	<i>Johnius trachycephalus</i>	<i>Eleutheronema tetradactylum</i>	<i>Chanos chanos</i>
	<i>Oreochromis mossambicus</i>	67	5	2	1	0
	<i>Oreochromis niloticus</i>	3	72	0	0	0
	<i>Johnius trachycephalus</i>	1	1	70	2	1
	<i>Eleutheronema tetradactylum</i>	1	1	2	74	0
	<i>Chanos chanos</i>	0	0	1	0	73

Gambar 3 Confusion Matrix Dataset Pengujian

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil eksperimen, model klasifikasi spesies ikan SRGAN ResNet menggunakan citra bawah air menunjukkan kinerja yang sangat baik pada dataset pelatihan dengan akurasi 94.10%. Meskipun ada penurunan akurasi pada tahap validasi (88.25%) dan pengujian (84.68%), model tetap menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengklasifikasikan spesies ikan. Hasil perhitungan precision, recall, dan f1-score menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik dalam mengenali semua spesies ikan, dengan nilai tertinggi tercatat pada spesies *Eleutheronema tetradactylum* (0.98). Confusion matrix pada dataset pengujian mengindikasikan bahwa sebagian besar kesalahan klasifikasi terjadi antara spesies yang mirip, seperti *Oreochromis mossambicus* dan *Oreochromis niloticus*. Model SRGAN ResNet dapat disimpulkan memiliki kinerja baik dalam pengklasifikasian spesies ikan di Sumatera Selatan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini mendapatkan dukungan hibah penelitian dengan nomor kontrak 175/LL2/DT.05.00/PL/2025 dan 05/VII/PG.2/VI/2025 dari Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi Republik Indonesia dan Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (LPPM) dan Universitas Sjakhyakirti (UNISTI).

REFERENSI

- [1] V. Fleuré, C. Magneville, D. Mouillot, and S. Villéger, "Automated identification of invasive rabbitfishes in underwater images from the Mediterranean Sea," *Aquat. Conserv. Mar. Freshw. Ecosyst.*, vol. 34, no. 1, p. e4073, 2024.
- [2] T. Zheng *et al.*, "A video object segmentation-based fish individual recognition method for underwater complex environments," *Ecol. Inform.*, vol. 82, p. 102689, 2024.
- [3] H. Qu, G.-G. Wang, Y. Li, X. Qi, and M. Zhang, "ConvFishNet: An efficient backbone for fish classification from composited underwater images," *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 679, p. 121078, 2024.
- [4] P. Naveen, "Advancements in underwater imaging through machine learning: Techniques, challenges, and applications," *Multimed. Tools Appl.*, pp. 1–20, 2024.
- [5] Y. Liu *et al.*, "DP-FishNet: Dual-path Pyramid Vision Transformer-based underwater fish detection

- network,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 238, p. 122018, 2024.
- [6] Y. Yang, D. Li, and S. Zhao, “A novel approach for underwater fish segmentation in complex scenes based on multi-levels triangular atrous convolution,” *Aquac. Int.*, vol. 32, no. 4, pp. 5215–5240, 2024.
- [7] M. Mathur and N. Goel, “FishResNet: Automatic fish classification approach in underwater scenario,” *Sn Comput. Sci.*, vol. 2, no. 4, p. 273, 2021.
- [8] Z. Du *et al.*, “Feeding intensity assessment of aquaculture fish using Mel Spectrogram and deep learning algorithms,” *Aquac. Eng.*, vol. 102, p. 102345, 2023.
- [9] M. C. Teja, G. S. Jayachandra, R. D. Shirwaikar, B. S. Adiga, and C. G. Padubidri, “Automated Fish Classification Using Convolutional Neural Networks,” 2023, pp. 167–185. doi: 10.1007/978-981-19-9638-2_16.
- [10] X. Xu, W. Li, and Q. Duan, “Transfer learning and SE-ResNet152 networks-based for small-scale unbalanced fish species identification,” *Comput. Electron. Agric.*, vol. 180, p. 105878, 2021.
- [11] B. Gong, K. Dai, J. Shao, L. Jing, and Y. Chen, “Fish-TViT: A novel fish species classification method in multi water areas based on transfer learning and vision transformer,” *Heliyon*, vol. 9, no. 6, 2023.
- [12] R. Jongjaraunsuk, W. Taparhudee, S. Sirisuay, M. Kaewnern, V. Dulyapurk, and S. Janekitkarn, “Transfer learning model application for *Rastrelliger brachysoma* and *R. kanagurta* image classification using smartphone-captured images,” *Fishes*, vol. 9, no. 3, p. 103, 2024.
- [13] B. Z. Demiray, M. Sit, and I. Demir, “D-SRGAN: DEM super-resolution with generative adversarial networks,” *SN Comput. Sci.*, vol. 2, pp. 1–11, 2021.
- [14] M. Gao, Z. Li, Q. Wang, and W. Fan, “DAE-GAN: Underwater Image Super-Resolution Based on Symmetric Degradation Attention Enhanced Generative Adversarial Network,” *Symmetry (Basel)*, vol. 16, no. 5, p. 588, 2024.
- [15] D. Zhao, “SRGAN in underwater vision,” *Cogn. Robot.*, vol. 4, pp. 1–7, 2024.
- [16] W. Xing, Y. Lin, H. Zhu, Y. Zhang, and P. Qu, “A remote sensing image super-resolution model using SRGAN,” in *Fourth International Conference on Green Communication, Network, and Internet of Things (CNIoT 2024)*, SPIE, 2024, pp. 224–230.
- [17] Z. Cai, Y. Yang, J. Meng, S. Qiu, L. Lei, and P. Xu, “Resolution enhancement and deblurring of porous media μ -CT images based on super resolution generative adversarial network,” *Geoenergy Sci. Eng.*, vol. 236, p. 212753, 2024.
- [18] R. Rudiansyah, L. Iryani, L. I. Kesuma, P. Sari, and A. Alamsyah, “Combination of Image Enhancement and U-Net Architecture for Cervical Cell Semantic Segmentation,” *J. INFORMATICS Telecommun. Eng.*, vol. 7, no. 2, pp. 575–586, 2024.