

# Systematic Literature Review: Deteksi Kesegaran Ikan Multispesies Berbasis Citra Menggunakan *Convolutional Neural Network*

Putu Sudharmayasa Putra Wibawa<sup>1a)</sup>, Gede Angga Pradipta<sup>1b)</sup>, Dandy Pramana Hostiadi<sup>1c)</sup>

<sup>1)</sup> Magister Sistem Informasi, Institut Teknologi dan Bisnis STIKOM BALI, Bali, Indonesia

e-mail: <sup>a)</sup> [242011007@stikom-bali.ac.id](mailto:242011007@stikom-bali.ac.id), <sup>b)</sup> [angga\\_pradipta@stikom-bali.ac.id](mailto:angga_pradipta@stikom-bali.ac.id), <sup>c)</sup> [dandy@stikom-bali.ac.id](mailto:dandy@stikom-bali.ac.id)

## Abstrak

Penelitian ini dilakukan untuk mengkaji penerapan metode *Convolutional Neural Network* dalam deteksi kesegaran ikan Multispesies berbasis citra digital. Permasalahan utama yang dihadapi adalah keterbatasan metode konvensional dalam menilai kesegaran ikan yang masih bersifat subjektif, destruktif, dan kurang efisien. Oleh karena itu, pendekatan berbasis teknologi cerdas dipandang sebagai solusi yang lebih objektif dan non-destruktif. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Systematic Literature Review* dengan mengumpulkan dan menganalisis artikel ilmiah yang relevan dari berbagai basis data bereputasi pada periode 2020 hingga 2026. Sebanyak 20 artikel terpilih dianalisis secara deskriptif kualitatif untuk mengidentifikasi arsitektur jaringan, jenis spesies ikan, karakteristik citra, serta kinerja model yang dilaporkan. Hasil kajian menunjukkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* mampu memberikan akurasi yang tinggi dalam klasifikasi kesegaran ikan Multispesies, dengan arsitektur *ResNet*, *MobileNet*, dan *EfficientNet* sebagai model yang paling banyak digunakan. Meskipun demikian, masih ditemukan keterbatasan terkait ketersediaan dataset Multispesies dan variasi kondisi citra. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi ilmiah dan dasar pengembangan sistem deteksi kesegaran ikan yang lebih optimal dan aplikatif di masa mendatang.

**Kata kunci:** kesegaran ikan, citra digital, convolutional neural network, Multispesies, systematic literature review.

## 1. Pendahuluan

Ikan merupakan salah satu sumber protein hewani utama yang memiliki nilai gizi tinggi dan berperan penting dalam pemenuhan kebutuhan pangan masyarakat [1]. Di Indonesia, konsumsi ikan terus meningkat seiring dengan kesadaran masyarakat akan pentingnya gizi seimbang serta dukungan sektor perikanan terhadap perekonomian nasional. Tingginya permintaan terhadap produk perikanan menuntut adanya jaminan mutu dan keamanan pangan, khususnya terkait dengan tingkat kesegaran ikan yang dikonsumsi oleh masyarakat [2].

Kesegaran ikan merupakan isu penting karena ikan termasuk bahan pangan yang mudah rusak, dengan penurunan kualitas dipengaruhi oleh faktor penyimpanan, distribusi, dan penanganan pasca panen [3]. Penilaian kesegaran masih banyak mengandalkan metode organoleptik yang bersifat subjektif, memerlukan keahlian khusus, dan kurang efisien untuk penggunaan massal, sehingga berpotensi menimbulkan risiko kesehatan serta kerugian ekonomi jika ikan tidak layak konsumsi tetap beredar [4].

Untuk menjamin mutu ikan, pemerintah Indonesia menetapkan SNI 2729:2013 yang mengatur kriteria kesegaran berdasarkan parameter fisik, kimia, dan organoleptik, meski penerapannya di lapangan terkendala tenaga ahli, waktu, dan peralatan [5]. Seiring perkembangan teknologi, deteksi kesegaran beralih ke metode non-destruktif berbasis citra digital, di mana CNN banyak digunakan karena mampu mengekstraksi fitur otomatis dan mengenali pola visual kompleks, sehingga efektif untuk berbagai kondisi citra, pencahayaan, dan sudut pengambilan gambar [6].

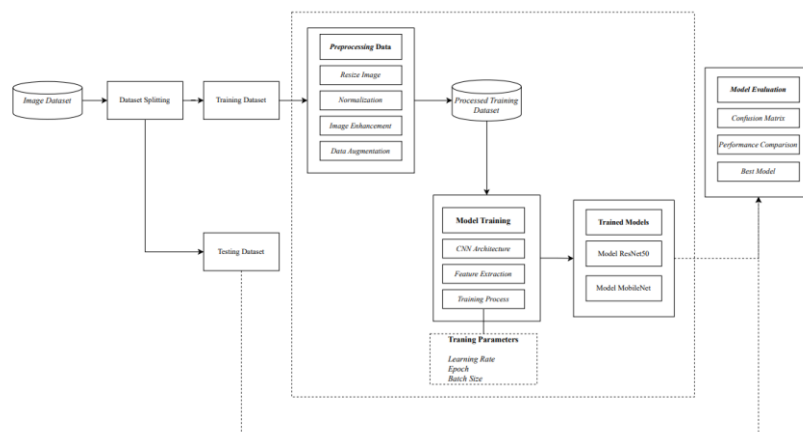
Penelitian yang dilakukan [7], menunjukkan bahwa metode CNN mampu mengidentifikasi spesies ikan secara akurat, mencapai 97,90% pada dataset besar dan 94,99% pada dataset kecil, efektif untuk citra bawah air dan mencegah kesalahan pelabelan ikan. Penelitian oleh [8], menunjukkan bahwa kombinasi CNN dapat mendeteksi ikan secara efektif dengan pra-pemrosesan citra akustik mampu mendeteksi hingga 80% pergerakan ikan, dengan recall >95% untuk salmon Atlantik. Penelitian oleh [9], menunjukkan bahwa data sensor ikan dengan metode augmentasi data dan strategi pelatihan, RMSE model berkurang hingga 15,8% dan 11,2%, sehingga prediksi lebih akurat.

Dalam implementasi CNN, pemilihan arsitektur jaringan sangat berpengaruh terhadap kinerja sistem. Arsitektur ResNet50 dikenal mampu mengatasi permasalahan degradasi dan vanishing gradient melalui konsep residual learning, sehingga efektif dalam mengekstraksi fitur mendalam dari citra dengan kompleksitas tinggi [10]. Di sisi lain, MobileNet dirancang sebagai arsitektur ringan dengan jumlah parameter yang lebih sedikit, sehingga lebih efisien dan cocok untuk implementasi pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya komputasi, seperti perangkat mobile atau sistem berbasis edge. Perbandingan performa antara ResNet50 dan MobileNet menjadi relevan untuk menentukan arsitektur yang paling sesuai dalam sistem deteksi kesegaran ikan berbasis citra [11].

Meskipun banyak penelitian telah mengkaji deteksi kesegaran ikan berbasis citra menggunakan CNN, hasil yang dilaporkan masih bervariasi akibat perbedaan spesies ikan, bagian citra yang dianalisis, arsitektur CNN, karakteristik dataset, dan metrik evaluasi, sehingga sulit menarik kesimpulan umum terutama pada konteks Multispesies. Selain itu, kajian literatur yang disintesis secara sistematis dan komprehensif mengenai penerapan CNN pada deteksi kesegaran ikan Multispesies masih terbatas, sehingga belum tersedia acuan ilmiah yang menyeluruh.

## 2. Metode Penelitian

Metode penelitian dalam studi ini disusun secara sistematis melalui beberapa tahapan yang saling berkaitan, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1 yang menggambarkan alur penelitian secara keseluruhan.



Gambar 1. Alur Penelitian

### 2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan desain *Systematic Literature Review* (SLR) dengan pendekatan kualitatif deskriptif untuk mengkaji secara sistematis penelitian terkait deteksi kesegaran ikan Multispesies berbasis citra menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Melalui SLR, penelitian difokuskan pada pemetaan metode, perbandingan arsitektur CNN, serta analisis performa dan tantangan yang dilaporkan, sehingga diperoleh gambaran umum perkembangan penelitian di bidang tersebut.

Tahapan SLR mengacu pada pedoman PRISMA yang diawali dengan perumusan *research questions*, dilanjutkan pencarian literatur pada basis data bereputasi menggunakan kata kunci dan batasan tahun publikasi. Artikel kemudian diseleksi berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusi, diekstraksi datanya, serta dianalisis secara deskriptif kualitatif untuk mengidentifikasi pola, tren, perbandingan metode, dan kesenjangan penelitian.

### 2.2 Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui pengumpulan data sekunder berupa artikel ilmiah yang relevan dengan topik deteksi kesegaran ikan Multispesies berbasis citra menggunakan CNN. Data dikumpulkan secara sistematis dari basis data ilmiah bereputasi seperti *Google Scholar*, *IEEE Xplore*, *ScienceDirect*, dan *SpringerLink* melalui proses pencarian literatur, seleksi studi, serta ekstraksi data sesuai dengan kriteria yang telah ditetapkan. Data yang dikumpulkan meliputi informasi mengenai metode yang digunakan, jenis spesies ikan, karakteristik citra, arsitektur CNN, serta hasil performa yang dilaporkan dalam penelitian terdahulu.

### 2.3 Teknik Analisis Data

Teknik analisis data dalam penelitian ini menggunakan pendekatan analisis deskriptif kualitatif dengan mensintesis hasil-hasil penelitian terdahulu yang telah diekstraksi. Analisis dilakukan dengan mengelompokkan penelitian berdasarkan metode CNN, jenis spesies ikan, serta performa yang dihasilkan, sehingga dapat diidentifikasi pola, tren, dan perbedaan antar studi. Hasil analisis selanjutnya digunakan untuk mengungkap kelebihan, keterbatasan, serta kesenjangan penelitian (research gap) dalam pengembangan sistem deteksi kesegaran ikan Multispesies berbasis citra menggunakan Convolutional Neural Network.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1 Analisa Seleksi Artikel

Peninjauan literatur dilakukan pada Januari 2026 menggunakan kata kunci “*fish freshness detection*” OR “*fish freshness classification*” AND “*convolutional neural network*” OR “*deep learning*” dengan batasan publikasi tahun 2020–2026. Seleksi difokuskan pada artikel jurnal yang membahas deteksi kesegaran ikan berbasis citra digital dan CNN, sedangkan buku, majalah populer, dan prosiding seminar dikecualikan, serta diprioritaskan artikel *open access*. Proses seleksi dilakukan bertahap melalui peninjauan judul, abstrak, dan teks lengkap berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusi.

Sebanyak 20 artikel penelitian terpilih digunakan dalam SLR ini, yang diperoleh dari Google Scholar, ScienceDirect, MDPI, IEEE Xplore, dan SpringerLink, dengan distribusi sumber sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1. Artikel-artikel tersebut dianalisis untuk memperoleh gambaran komprehensif mengenai penerapan CNN dalam deteksi kesegaran ikan Multispesies, mencakup arsitektur yang digunakan, jenis ikan, karakteristik citra, serta performa metode yang dilaporkan.

Tabel 1. Distribusi Artikel yang Digunakan Berdasarkan Platform Jurnal

No	Platform Jurnal	Jumlah Artikel
1	Google Scholar	8
2	ScienceDirect	4
3	MDPI	5
4	IEEE Xplore	1
5	Wiley	1
6	SpringerLink	1
<b>Total</b>		<b>20</b>

#### 3.4 Pembahasan

Hasil analisis terhadap 20 artikel penelitian yang digunakan menunjukkan bahwa penerapan CNN dalam deteksi kesegaran ikan Multispesies semakin meningkat dalam beberapa tahun terakhir, khususnya pada rentang 2021–2026. Sebagian besar penelitian menggunakan arsitektur CNN populer seperti ResNet, MobileNet, VGG, dan Inception, yang dipilih berdasarkan kemampuan mereka dalam mengekstraksi fitur visual dari citra digital ikan. Penelitian ini menekankan bahwa pemilihan arsitektur sangat memengaruhi akurasi klasifikasi kesegaran, dengan arsitektur kompleks seperti ResNet mampu menghasilkan akurasi lebih tinggi, sementara arsitektur ringan seperti MobileNet lebih efisien untuk implementasi pada perangkat dengan keterbatasan komputasi.

Tabel 2. Analisis Terhadap Artikel

No	Data	Algoritma	Model CNN	Hasil
1	[12]	CNN	ResNet50 VGG16	Model ResNet50 dan VGG16 mampu mengklasifikasikan spesies ikan dengan akurasi 95%.
2	[13]	CNN	ResNet-50 AlexNet GoogLeNet	ResNet-50 menunjukkan performa terbaik dengan akurasi, presisi, dan recall mencapai 100%.
3	[14]	CNN SVM	ResNet-50	CNN menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 88,96%.
4	[15]	CNN	ResNet-50	Model CNN berbasis ResNet50 mampu menentukan kesegaran fillet salmon dengan akurasi 92,5%.
5	[16]	CNN	ResNeXT	Model ResNeXt efektif menilai kesegaran ikan dengan akurasi hingga 84% pada tahap awal penyimpanan.
6	[17]	CNN	CenterNet	CenterNet berhasil mengidentifikasi gulma dengan precision 95,6%, recall 95,0%, dan F1-score 0,953.
7	[18]	CNN	ResNet50	Model CNN yang ditingkatkan mencapai akurasi di atas 96% dalam klasifikasi jenis sayuran.
8	[19]	CNN	ResNet50	CNN sequential mampu mengklasifikasikan penyakit sayuran dengan akurasi 94,49%.

No	Data	Algoritma	Model CNN	Hasil
9	[20]	CNN	ResNet50	Kajian menunjukkan CNN memberikan kinerja tinggi pada klasifikasi, deteksi, dan pengendalian kualitas buah.
10	[21]	CNN	ResNet50	Sistem visi komputer berbasis CNN mampu mendeteksi cacat mangga dengan akurasi 98%.
11	[22]	<i>Transfer Learning</i>	EfficientNetB0	Pendekatan transfer learning efektif untuk prediksi kesegaran ikan, dengan MobileNet unggul secara keseluruhan dan DenseNet121 mencapai akurasi tertinggi 0,9894.
			ResNet50	
			DenseNet121	
			VGG16	
			InceptionV3	
			MobileNet	
			VGG19	
12	[23]	CNN	No Treatment Co- Treatment CS-Treatment	Model CNN berhasil mengklasifikasikan perlakuan tuna loin dengan akurasi 95%.
13	[24]	CNN	Extremely Fresh Fresh Spoiled	Pendekatan CNN non-destruktif mampu memprediksi tingkat kesegaran Indian mackerel dengan akurasi hingga 90%.
14	[25]	<i>Deep Learning</i>	<i>GoogLeNet</i>	Model GoogLeNet menilai kesegaran udang secara non-destruktif dengan akurasi 93%.
15	[26]	CNN RNN	ResNet-34	Model ResNet-34 berbasis citra mata ikan mencapai akurasi 99,4% dalam klasifikasi kesegaran.
16	[27]	YOLOv8	MobileNetV2 MobileNetV3 EfficientNet Lite2	MobileNetV3 memberikan performa terbaik dengan akurasi 98,33% dan kecepatan inferensi 6,95 fps.
17	[28]	CNN	ICNet	Model ICNet berhasil melakukan segmentasi ikan air tawar dengan akurasi 99,01% dan MIoU 82,5%.
18	[29]	CNN	VGG16 ResNet50 InceptionV3 EfficientNetB0	CNN efektif membedakan ikan segar dan beku, dengan akurasi tertinggi 96,8% menggunakan VGG16.
19	[30]	YOLOv5	YOLOv5-seg	YOLOv5-seg mampu mengklasifikasikan kualitas kepiting dengan akurasi dan konsistensi 100%.
20	[31]	<i>Systematic Literature Review</i>	Biosensor	Kajian menunjukkan biosensor efektif untuk pemantauan kesehatan ikan dan lingkungan budidaya.

Analisis terhadap 20 artikel menunjukkan bahwa arsitektur CNN yang paling banyak digunakan adalah ResNet50, diikuti oleh VGG16, MobileNet, EfficientNet, dan Inception [17][18][19][26]. Arsitektur kompleks seperti ResNet50 unggul dalam mengekstraksi fitur mendalam dan mampu menghasilkan akurasi sangat tinggi hingga 100% pada beberapa dataset [18], sementara arsitektur ringan seperti MobileNet lebih efisien untuk implementasi pada perangkat dengan keterbatasan komputasi tanpa penurunan akurasi yang signifikan [26][31]. Beberapa penelitian juga memanfaatkan pendekatan *transfer learning* untuk meningkatkan performa model pada dataset Multispesies [26][31].

Dari sisi performa, CNN terbukti mampu mengklasifikasikan tingkat kesegaran ikan dengan akurasi tinggi, berkisar antara 84% hingga mendekati 99% pada berbagai spesies seperti mackerel, tilapia, tuna, salmon, dan kakap [5][20][28][30]. Klasifikasi dilakukan berdasarkan citra mata, insang, permukaan kulit, maupun fillet ikan dengan kategori kesegaran yang bervariasi, mulai dari dua hingga empat tingkat [5][13][15][28]. Hasil perbandingan dengan metode tradisional seperti SVM atau metode berbasis warna menunjukkan bahwa CNN lebih efektif dan andal dalam klasifikasi kesegaran ikan berbasis citra [19][33].

Meskipun demikian, masih terdapat beberapa tantangan, terutama keterbatasan dataset Multispesies yang besar dan beragam [20][26], sensitivitas model terhadap variasi pencahayaan dan sudut pengambilan citra di kondisi lapangan [28][33], serta kebutuhan sumber daya komputasi yang tinggi pada arsitektur CNN kompleks [26][31]. Temuan ini menunjukkan adanya *research gap* dalam pengembangan dataset Multispesies yang lebih representatif, peningkatan ketahanan model terhadap variasi citra, serta optimisasi arsitektur CNN ringan agar dapat diimplementasikan secara praktis pada perangkat mobile dan sistem *edge computing* [18][26][31].

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil tinjauan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan Convolutional Neural Network (CNN) terbukti efektif dan andal dalam mendeteksi kesegaran ikan Multispesies berbasis citra digital. Berbagai arsitektur CNN, seperti ResNet, MobileNet, dan EfficientNet, menunjukkan kinerja yang baik dengan tingkat akurasi yang tinggi, baik pada klasifikasi biner maupun

multikelas, sehingga mampu mengatasi keterbatasan metode konvensional yang bersifat subjektif dan destruktif. Meskipun demikian, penelitian ini juga mengidentifikasi beberapa tantangan, terutama keterbatasan dataset Multispesies, variasi kondisi pencahayaan, serta kebutuhan optimasi model untuk implementasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan dataset yang lebih beragam serta mengoptimalkan arsitektur CNN ringan agar sistem deteksi kesegaran ikan dapat diterapkan secara praktis di lapangan.

#### Daftar Pustaka

- [1] S. Murali *et al.*, “Indian Mackerel (Rastrelliger Kanagurta) Freshness Evaluation Using Image Processing And Convolutional Neural Networks Approach,” *Journal of Food Measurement and Characterization*, pp. 1–11, 2025.
- [2] D.-Y. Kim, S.-W. Park, and H.-S. Shin, “Fish Freshness Indicator For Sensing Fish Quality During Storage,” *Foods*, vol. 12, no. 9, p. 1801, 2023.
- [3] E. Suprayitno, “Kajian kesegaran ikan di pasar tradisional dan modern Kota Malang,” *Journal of Fisheries and Marine Research*, vol. 4, no. 2, pp. 289–295, 2020.
- [4] Ü. M. Akkaya, M. Pilavtepe-Çelik, and H. Kalkan, “Convolutional Neural Network (CNN)-Based Image Analysis for Differentiating Fresh and Frozen-Thawed Vermilion Snapper (*Rhomboplites aurorubens*),” *J. Food Qual.*, vol. 2025, no. 1, p. 2782474, 2025.
- [5] H.-D. Lin, J.-L. Chen, and C.-H. Lin, “A Deep Learning-Based Sensing System for Identifying Salmon and Rainbow Trout Meat and Grading Freshness for Consumer Protection,” *Sensors*, vol. 25, no. 20, p. 6299, 2025.
- [6] E. Prasetyo, R. Purbaningtyas, R. D. Adityo, N. Suciati, and C. Fatichah, “Combining MobileNetV1 and Depthwise Separable convolution bottleneck with Expansion for classifying the freshness of fish eyes,” *Information Processing in Agriculture*, vol. 9, no. 4, pp. 485–496, 2022.
- [7] B. Wijayanto, R. M. Mahendra, and M. I. Salam, “Identifikasi Jenis Ikan Cupang Menggunakan Metode CNN Dengan Arsitektur MobileNetV2 Berbasis Mobile,” in *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, 2025, pp. 519–525.
- [8] J. R. S. Veluswami and P. Nivetha, “Multi-Species Fish Identification Using Hybrid DeepCNN With Refined Squeeze And Excitation Architecture,” *Aquatic Sciences and Engineering*, vol. 37, no. 4, pp. 220–228, 2022.
- [9] G. F. Garcia, T. Corpetti, M. Nevoux, L. Beaulaton, and F. Martignac, “AcousticIA, A Deep Neural Network For Multi-Species Fish Detection Using Multiple Models Of Acoustic Cameras,” *Aquat. Ecol.*, vol. 57, no. 4, pp. 881–893, 2023.
- [10] T. Chen, L. Zhong, N. Zhou, and D. Hoppe, “Catch Weight Prediction For Multi-Species Fishing Using Artificial Neural Networks,” in *2021 20th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, IEEE, 2021, pp. 1545–1552.
- [11] B. Biswas, D. Mandal, C. Paul, R. Debnath, A. D. Raha, and M. Gain, “Deep Learning for Fish Freshness Detection: An XAI Oriented Knowledge Validation Based Approach,” in *2025 International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE)*, IEEE, 2025, pp. 1–6.
- [12] A. N. Hidayatullah, E. Prasetyo, and R. Purbaningtyas, “Identifikasi Kesegaran Ikan Bandeng Non-kontak Menggunakan MobileNetV2,” *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 6, no. 2, pp. 416–426, 2024.
- [13] H. Farman, D. Khan, U. Amjad, S. Baig, T. Sheikh, and S. Memon, “Exploring Fish Species Classification Using Deep Learning,” *Pakistan Journal of Engineering Technology and Science (PJETS)*, vol. 12, no. 02, pp. 74–90, 2024.
- [14] N. M. A. Anang and E. A. Awalludin, “Deep Learning Models Performance on Marine Fish Species Classification.,” *Scientific Journal of Fisheries & Marine/Jurnal Ilmiah Perikanan dan Kelautan*, vol. 17, no. 3, 2025.
- [15] S. A. Shammi, S. Das, M. Hasan, and S. R. H. Noori, “FishNet: Fish Classification using Convolutional Neural Network,” in *2021 12th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, IEEE, 2021, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICCCNT51525.2021.9579550.
- [16] J. M. L. Valeriano and C. C. Hortinela IV, “Classification of Salmon Freshness In Situ Using Convolutional Neural Network,” *Engineering Proceedings*, vol. 92, no. 1, p. 12, 2025.

- 
- [17] Y. Zheng, Q. Zhang, X. Wang, and Q. Guo, "Classifying The Freshness Of Large Yellow Croaker (*Larimichthys Crocea*) At 12- And 24-Hour Intervals Using Computer Vision Technique And Convolutional Neural Network," *Smart Agricultural Technology*, vol. 10, p. 100767, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.100767>.
- [18] X. Jin, J. Che, and Y. Chen, "Weed Identification Using Deep Learning And Image Processing In Vegetable Plantation," *IEEE access*, vol. 9, pp. 10940–10950, 2021, doi: [10.1109/ACCESS.2021.3050296](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3050296).
- [19] S. Arukonda and S. Voddelli, "AgriVision-CNN: Advancing Precision in Vegetable Classification with Deep Learning Across 15 Varieties," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 258, pp. 3590–3600, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.04.614>.
- [20] M. M. ur Rehman, J. Liu, A. Nijabat, M. Faheem, W. Wang, and S. Zhao, "Leveraging Convolutional Neural Networks for Disease Detection in Vegetables: A Comprehensive Review," *Agronomy*, vol. 14, no. 10, p. 2231, 2024, doi: <https://doi.org/10.3390/agronomy14102231>.
- [21] J. N. Torres, M. Mora, R. Hernández-García, R. J. Barrientos, C. Fredes, and A. Valenzuela, "A Review of Convolutional Neural Network Applied to Fruit Image Processing," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 10, p. 3443, 2020, doi: <https://doi.org/10.3390/app10103443>.
- [22] R. Nithya, B. Santhi, R. Manikandan, M. Rahimi, and A. H. Gandomi, "Computer Vision System for Mango Fruit Defect Detection Using Deep Convolutional Neural Network," *foods*, vol. 11, no. 21, p. 3483, 2022, doi: <https://doi.org/10.3390/foods11213483>.
- [23] S. M. Hamidy, Y. Kuvvetli, Y. Sakarya, S. T. Özkütük, and Y. Özoğul, "Deep Learning-Based Prediction of Fish Freshness and Purchasability Using Multi-Angle Image Data," *Foods*, vol. 15, no. 1, p. 68, 2025, doi: <https://doi.org/10.3390/foods15010068>.
- [24] J. M. Tupan, F. Rieuwpassa, B. Setha, W. Latuny, and S. Goesniady, "A Deep Learning Approach to Automated Treatment Classification in Tuna Processing: Enhancing Quality Control in Indonesian Fisheries," *Fishes*, vol. 10, no. 2, p. 75, 2025, doi: <https://doi.org/10.3390/fishes10020075>.
- [25] S. Murali *et al.*, "Indian Mackerel (*Rastrelliger Kanagurta*) Freshness Evaluation Using Image Processing and Convolutional Neural Networks Approach," *Journal of Food Measurement and Characterization*, pp. 1–11, 2025, doi: <https://doi.org/10.1007/s11694-025-03429-w>.
- [26] D. Hao *et al.*, "A Non-Destructive Deep Learning–Based Method for Shrimp Freshness Assessment in Food Processing," *Processes*, vol. 13, no. 9, p. 2895, 2025, doi: <https://doi.org/10.3390/pr13092895>.
- [27] X. Wu *et al.*, "Prediction Method of Large Yellow Croaker (*Larimichthys Crocea*) Freshness Based on Improved Residual Neural Network," *Journal of Food Measurement and Characterization*, vol. 18, no. 4, pp. 2995–3007, 2024, doi: <https://doi.org/10.1007/s11694-024-02381-5>.
- [28] A. Choompol *et al.*, "Evaluating Optimal Deep Learning Models for Freshness Assessment of Silver Barb Through Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution with Linear Programming," *Computers*, vol. 14, no. 3, p. 105, 2025, doi: <https://doi.org/10.3390/computers14030105>.
- [29] X. Peng, Y. Chen, D. Fu, Y. Jiang, and Z. Hu, "Study on Visual Localization And Evaluation of Automatic Freshwater Fish Cutting System Based on Deep Learning Framework," *Int. J. Food Prop.*, vol. 27, no. 1, pp. 516–531, 2024, doi: <https://doi.org/10.1080/10942912.2024.2330503>.
- [30] Ü. M. Akkaya, M. Pilavtepe-Çelik, and H. Kalkan, "Convolutional Neural Network (CNN)-Based Image Analysis for Differentiating Fresh and Frozen-Thawed Vermilion Snapper (*Rhomboplites aurorubens*)," *J. Food Qual.*, vol. 2025, no. 1, p. 2782474, 2025, doi: <https://doi.org/10.1155/jfq/2782474>.
- [31] J. Li *et al.*, "Efficient and Non-Invasive Grading of Chinese Mitten Crab Based on Fatness Estimated by Combing Machine Vision and Deep Learning," *Foods*, vol. 14, no. 11, p. 1989, 2025, doi: <https://doi.org/10.3390/foods14111989>.
- [32] B. Paital *et al.*, "Emerging Needs, Expanding Applications, and Recent Technological Advances in Biosensors, Especially in Fish Aquaculture," *Chemosensors*, vol. 14, no. 1, p. 13, 2026, doi: <https://doi.org/10.3390/chemosensors14010013>.
-