

Analisis Performa ResNet50 pada Klasifikasi Kesegaran Ikan dengan Pembandingan Metode SVM

^{1*} Adam Fajar Ramadhani, ² Risky Aswi Ramadhani, ³ Julian Sahertian

¹ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri
E-mail: ¹rpsaadam1950@gmail.com, ²risky_aswi@unpkediri.ac.id,
³juliansahertian@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Adam Fajar Ramadhani

Abstrak Penelitian ini membandingkan performa *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *ResNet50* dalam klasifikasi kesegaran ikan berbasis citra. Dataset yang digunakan terdiri dari 4.958 citra ikan segar dan tidak segar dengan indikator mata, insang, dan sisik. Metode SVM menerapkan dua skema ekstraksi fitur, yaitu *HOG-HSV* dan *HSV-GLCM* menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF). Sementara itu, model *ResNet50* dibangun menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan bobot *pretrained ImageNet*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa SVM *HOG-HSV* memperoleh *accuracy* sebesar 96%, sedangkan SVM *HSV-GLCM* memperoleh *accuracy* sebesar 94%. Model *ResNet50* memperoleh *accuracy* sebesar 98,71% dan *F1-score* sebesar 99%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* menggunakan *ResNet50* mampu memberikan performa yang lebih baik dibandingkan metode SVM dalam klasifikasi kesegaran ikan.

Kata Kunci Klasifikasi Kesegaran Ikan, *Support Vector Machine* (SVM), *Convolutional Neural Network* (CNN), *ResNet50*, *Transfer Learning*, *Deep Learning*.

Abstract This study compares the performance of *Support Vector Machine* (SVM) and *Convolutional Neural Network* (CNN) using the *ResNet50* architecture for image-based fish freshness classification. The dataset consists of 4,958 images of fresh and non-fresh fish, utilizing eye, gill, and scale indicators. The SVM method employs two feature extraction schemes, namely *HOG-HSV* and *HSV-GLCM*, with the *Radial Basis Function* (RBF) kernel. Meanwhile, the *ResNet50* model is developed using a transfer learning approach with pretrained *ImageNet* weights. The experimental results show that SVM with *HOG-HSV* features achieved an accuracy of 96%, while SVM with *HSV-GLCM* features achieved an accuracy of 94%. The *ResNet50* model achieved an accuracy of 98.71% and an *F1-score* of 99%. The findings indicate that the deep learning approach using *ResNet50* outperforms the SVM method in fish freshness classification.

Keywords Fish Freshness Classification, *Support Vector Machine* (SVM), *Convolutional Neural Network* (CNN), *ResNet50*, *Transfer Learning*, *Deep Learning*.

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

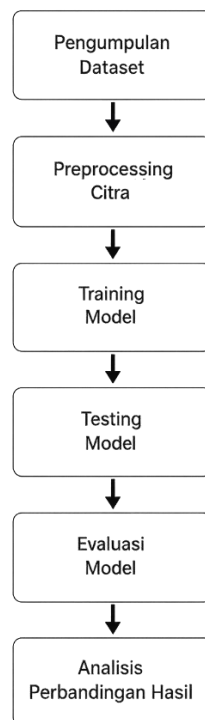
Ikan merupakan salah satu bahan pangan yang banyak dikonsumsi masyarakat karena memiliki kandungan protein dan nutrisi yang tinggi [1]. Dalam proses jual beli di pasar tradisional maupun supermarket, kesegaran ikan menjadi faktor utama yang sangat diperhatikan oleh konsumen [2]. Namun, penilaian kesegaran ikan umumnya masih dilakukan secara manual melalui pengamatan fisik, seperti warna mata, tekstur daging, dan kondisi insang. Cara tersebut sering menimbulkan kesalahan karena bergantung pada pengalaman pengamat [3]. Tidak semua pembeli mampu membedakan ikan segar dan tidak segar secara tepat, terutama ketika kondisi visual ikan masih terlihat mirip. Kesalahan dalam menentukan tingkat kesegaran ikan dapat berdampak pada kesehatan konsumen apabila ikan yang sudah tidak segar tetap dikonsumsi [4].

Perkembangan teknologi pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan memungkinkan proses klasifikasi kesegaran ikan dilakukan secara otomatis menggunakan citra digital [5]. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam penelitian klasifikasi citra adalah *Support Vector Machine* (SVM) [6]. Metode ini dikenal mampu melakukan klasifikasi data dengan baik melalui pembentukan *hyperplane* optimal sebagai pemisah antar kelas [7]. Penelitian identifikasi kualitas ikan cakalang berbasis citra mata menggunakan metode SVM dengan kernel *Radial Basis Function* memperoleh akurasi sebesar 92,8% dan *F1-score* sebesar 93,4% [8]. Penelitian lain yang menerapkan SVM dengan kombinasi fitur HOG dan HSV juga menunjukkan hasil klasifikasi yang baik pada citra ikan [9].

Seiring berkembangnya teknologi *deep learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN) menjadi salah satu metode yang banyak digunakan dalam klasifikasi citra karena mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur manual. Salah satu arsitektur CNN yang banyak digunakan adalah *ResNet50*, yang memanfaatkan konsep *residual learning* melalui *skip connection* untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient* dan meningkatkan kemampuan model dalam mempelajari fitur yang kompleks. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan CNN dengan arsitektur *ResNet50* untuk klasifikasi kesegaran ikan berbasis citra. Performa model yang dihasilkan kemudian dibandingkan dengan dua skema metode SVM, yaitu kombinasi fitur HOG-HSV dan HSV-GLCM, untuk menganalisis perbedaan kinerja antara pendekatan *machine learning* dan *deep learning* dalam klasifikasi kesegaran ikan.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan klasifikasi citra untuk mengklasifikasikan kesegaran ikan menggunakan tiga skema metode yang berbeda, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dengan kombinasi fitur HOG-HSV, SVM dengan kombinasi fitur HSV-GLCM, dan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *ResNet50*. Dataset yang digunakan terdiri dari citra ikan segar dan tidak segar yang diperoleh dari dataset publik Kaggle serta hasil pengambilan gambar secara mandiri. Untuk menjelaskan tahapan penelitian yang dilakukan, maka disusun alur penelitian seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Alur penelitian diawali dengan tahap pengumpulan dataset yang terdiri dari citra ikan segar dan tidak segar. Data yang digunakan mencakup tiga indikator kesegaran ikan, yaitu mata, insang, dan sisik. Dataset diperoleh dari sumber publik Kaggle serta hasil pengambilan gambar secara mandiri untuk menambah variasi data yang digunakan dalam penelitian. Tahap selanjutnya adalah *preprocessing* citra untuk meningkatkan kualitas data sebelum digunakan pada proses pelatihan model. Tahap ini meliputi *resizing* citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel menggunakan standar ImageNet, serta augmentasi data berupa *Random Horizontal Flip*, *Random Vertical Flip*, *Random Rotation $\pm 15^\circ$* , dan *Color Jitter* untuk meningkatkan variasi citra serta mengurangi risiko *overfitting* selama proses pelatihan model.

Citra yang telah diproses kemudian digunakan pada tiga skema klasifikasi. Skema pertama menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan ekstraksi fitur HOG-HSV, skema kedua menggunakan SVM dengan ekstraksi fitur HSV-GLCM, sedangkan skema ketiga menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *ResNet50* menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan bobot *pretrained ImageNet*. Seluruh model dilatih menggunakan data *training* untuk mempelajari karakteristik citra ikan segar dan tidak segar. Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data *testing* untuk mengetahui kemampuan klasifikasi terhadap data yang belum pernah dikenali sebelumnya. Tahap akhir penelitian adalah evaluasi performa model menggunakan *confusion matrix*, *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi ketiga skema kemudian dibandingkan untuk mengetahui metode yang memberikan performa terbaik dalam klasifikasi kesegaran ikan berbasis citra serta menganalisis efektivitas pendekatan *machine learning* dan *deep learning*.

A. Pengumpulan Dataset

Pengumpulan dataset merupakan tahap awal penelitian yang bertujuan untuk memperoleh data citra yang digunakan pada proses pelatihan dan pengujian model. Dataset terdiri dari dua

kelas, yaitu ikan segar dan ikan tidak segar. Data diperoleh dari dataset publik Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/jisceceaiml/fish-classification-dataset>) serta hasil pengambilan gambar secara mandiri untuk menambah variasi data penelitian. Citra yang digunakan mencakup tiga indikator utama kesegaran ikan, yaitu mata, insang, dan sisik.

Table 1 Dataset Samples



Penggunaan ketiga indikator tersebut bertujuan agar model dapat mempelajari karakteristik kesegaran ikan berdasarkan kondisi fisik yang umum digunakan dalam proses identifikasi kesegaran ikan. Total dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 4.958 citra yang kemudian dibagi menjadi data training, validation, dan testing dengan perbandingan 80%, 10%, dan 10%.

B. Preprocessing Citra

Tahap *preprocessing* citra dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum proses ekstraksi fitur dan pelatihan model [10]. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel agar memiliki dimensi yang seragam. Pada pendekatan SVM berbasis HSV-GLCM, citra dikonversi ke ruang warna HSV untuk mengekstraksi fitur warna dan tekstur, sedangkan pada pendekatan SVM berbasis HOG-HSV, citra dikonversi ke ruang warna HSV kemudian diekstraksi menggunakan kombinasi fitur HOG dan HSV. Adapun pada pendekatan *deep learning*, citra dinormalisasi menggunakan nilai *mean* dan *standard deviation* ImageNet sebelum digunakan sebagai masukan model *ResNet50*.

C. Training Model

Tahap pelatihan model dilakukan setelah proses *preprocessing* dan ekstraksi fitur selesai. Pada penelitian ini digunakan tiga pendekatan klasifikasi, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF), SVM dengan kernel *Polynomial*, dan *deep learning* menggunakan arsitektur *Resnet50* [11]. Pada pendekatan SVM, dataset dibagi menjadi data *training* dan *testing* dengan rasio 80:20 menggunakan *stratified split* untuk menjaga proporsi kelas. Sementara itu, pada pendekatan *deep learning*, dataset dibagi menjadi 80% data *training*, 10% data validasi, dan 10% data *testing*.

Model SVM-RBF dilatih menggunakan kombinasi fitur HSV-GLCM dengan optimasi parameter melalui *GridSearchCV* dan validasi *10-fold cross validation* [12]. Model SVM-*Polynomial* menggunakan fitur HOG-HSV dan dievaluasi menggunakan *K-Fold Cross*

ValidationResnet50 menerapkan pendekatan *transfer learning* dalam dua fase, yaitu pelatihan lapisan klasifikasi (*head layer*) dan proses *fine-tuning* pada sebagian lapisan akhir model. Untuk mengurangi risiko *overfitting*, digunakan teknik regularisasi seperti *class weight*, *dropout*, *batch normalization*, dan *early stopping*. Evaluasi performa seluruh model dilakukan menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix* [13].

D. Evaluasi Model

Hasil evaluasi yang diperoleh kemudian digunakan sebagai dasar analisis performa masing-masing model, yaitu SVM dengan fitur HOG-HSV, SVM dengan fitur HSV-GLCM, dan *ResNet50*. Selanjutnya, hasil dari ketiga metode tersebut dibandingkan untuk mengetahui pendekatan yang memberikan performa terbaik dalam klasifikasi kesegaran ikan berbasis citra. Pengukuran performa dilakukan menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. *Accuracy* digunakan untuk mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh data yang diuji. Perhitungan *accuracy* ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

dengan TP (True Positive) menyatakan jumlah data positif yang diprediksi benar, TN (True Negative) menyatakan jumlah data negatif yang diprediksi benar, FP (False Positive) menyatakan jumlah data negatif yang salah diprediksi sebagai positif, dan FN (False Negative) menyatakan jumlah data positif yang salah diprediksi sebagai negatif.

Precision digunakan untuk mengukur ketepatan model dalam memprediksi kelas positif dan dihitung menggunakan Persamaan (2).

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data positif dan dihitung menggunakan Persamaan (3).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

Untuk mengevaluasi keseimbangan antara *precision* dan *recall* digunakan metrik *F1-score* yang dihitung menggunakan Persamaan (4).

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk menganalisis distribusi kesalahan klasifikasi pada setiap kelas. Melalui *confusion matrix* dapat diketahui jumlah prediksi yang benar maupun salah pada masing-masing kelas sehingga dapat digunakan untuk mengevaluasi performa model secara lebih rinci. Hasil evaluasi yang diperoleh kemudian digunakan sebagai dasar analisis performa model *ResNet50* dan dibandingkan dengan hasil penelitian terdahulu yang menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM).

E. Analisis Perbandingan hasil

Tahap akhir penelitian adalah analisis perbandingan performa ketiga metode yang digunakan, yaitu SVM dengan fitur HSV-GLCM, SVM dengan fitur HOG-HSV, dan *ResNet50*. Analisis dilakukan berdasarkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang diperoleh dari masing-masing metode. Hasil analisis digunakan untuk mengevaluasi efektivitas pendekatan *machine learning* dan *deep learning* dalam klasifikasi kesegaran ikan berbasis citra serta menentukan metode yang memberikan performa terbaik.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

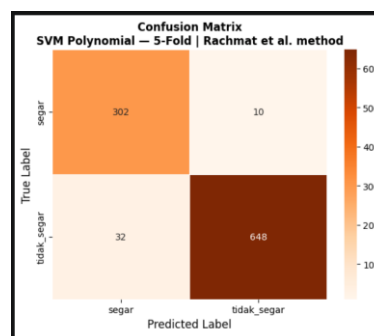
Bagian ini memaparkan hasil pelatihan, pengujian, dan evaluasi tiga metode klasifikasi kesegaran ikan berbasis citra, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dengan fitur HOG-HSV, SVM dengan fitur HSV-GLCM, dan *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur *ResNet50*. Pengujian dilakukan menggunakan dataset yang sama sehingga performa masing-masing metode dapat dibandingkan secara langsung. Evaluasi dilakukan berdasarkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, serta *confusion matrix* untuk menganalisis kemampuan model dalam membedakan ikan segar dan tidak segar berdasarkan citra mata, insang, dan sisik.

A. Hasil Skenario 1 (SVM HOG-HSV) :

Pada skenario pertama, klasifikasi kesegaran ikan dilakukan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan kombinasi fitur HOG dan HSV. Evaluasi model dilakukan menggunakan *K-Fold Cross Validation* sesuai dengan metode yang digunakan pada penelitian Rachmat et al. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh *accuracy* sebesar 96%, *precision* sebesar 94%, *recall* sebesar 96%, dan *F1-score* sebesar 95%. Ringkasan hasil *classification report* ditampilkan pada Gambar 2 dan hasil *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 3.

	precision	recall	f1-score	support
segar	0.90	0.97	0.93	312
tidak_segar	0.98	0.95	0.97	680
accuracy			0.96	992
macro avg	0.94	0.96	0.95	992
weighted avg	0.96	0.96	0.96	992

Gambar 2 *Classification report* – svm rbf



Gambar 3 Confusion Matrix SVM HOG-HSV

Hasil *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 3. Berdasarkan *confusion matrix*, sebanyak 302 citra ikan segar berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 10 citra salah diklasifikasikan sebagai ikan tidak segar. Sementara itu, sebanyak 648 citra ikan tidak segar berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 32 citra salah diklasifikasikan sebagai ikan segar. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi fitur HOG dan HSV mampu merepresentasikan karakteristik visual ikan dengan baik sehingga menghasilkan tingkat klasifikasi yang cukup tinggi. Namun, karena metode ini bergantung pada proses ekstraksi fitur manual, performa model masih dapat dipengaruhi oleh variasi pencahayaan, tekstur, dan kondisi fisik ikan yang menyebabkan sebagian informasi penting tidak sepenuhnya tertangkap oleh fitur yang digunakan.

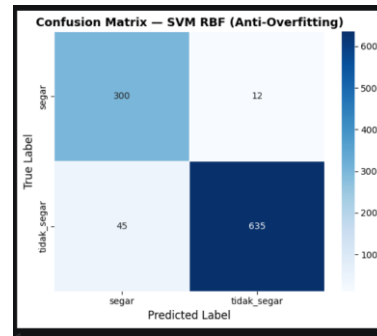
B. Hasil Skenario 2 (SVM HSV-GLCM) :

Pada skenario kedua, klasifikasi dilakukan menggunakan metode SVM dengan kombinasi fitur HSV dan GLCM serta kernel *Radial Basis Function* (RBF). Pendekatan ini memanfaatkan informasi warna dan tekstur untuk membedakan tingkat kesegaran ikan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh *accuracy* sebesar 94%, *precision* sebesar 93%, *recall* sebesar 95%, dan *F1-score* sebesar 94%. Ringkasan hasil *Classification report* ditampilkan pada Gambar 4 dan hasil *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 4.

Classification Report – SVM RBF (Anti-Overfitting):

	precision	recall	f1-score	support
segar	0.87	0.96	0.91	312
tidak_segar	0.98	0.93	0.96	680
accuracy			0.94	992
macro avg	0.93	0.95	0.94	992
weighted avg	0.95	0.94	0.94	992

Gambar 4 Classification report – SVM HSV-GLCM

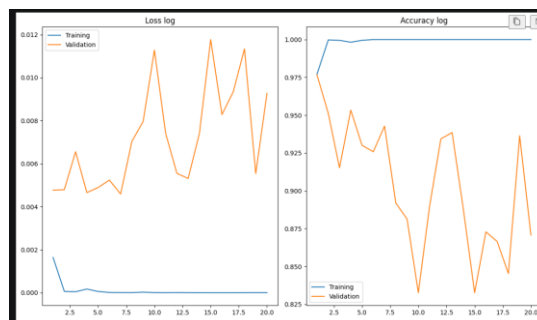


Gambar 5 Confusion Matrix SVM HSV-GLCM

Hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa dari 312 citra ikan segar, sebanyak 300 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 12 citra salah diklasifikasikan sebagai ikan tidak segar. Sementara itu, dari 680 citra ikan tidak segar, sebanyak 635 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 45 citra salah diklasifikasikan sebagai ikan segar. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan kedua kelas dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah. Berdasarkan hasil tersebut, metode SVM dengan fitur HSV-GLCM mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik dengan nilai *accuracy* mencapai 94%. Kombinasi fitur warna HSV dan fitur tekstur GLCM memberikan informasi yang cukup representatif untuk membedakan karakteristik ikan segar dan tidak segar. Namun, performa metode ini masih bergantung pada kualitas proses ekstraksi fitur manual sehingga hasil klasifikasi dapat dipengaruhi oleh variasi kondisi citra yang digunakan.

C. Hasil Skenario 3 (Xception) :

Pada skenario ketiga, klasifikasi kesegaran ikan dilakukan menggunakan arsitektur *ResNet50* dengan pendekatan *transfer learning*. Model dibangun menggunakan bobot *pretrained ImageNet* dan dimodifikasi pada lapisan *fully connected* untuk menghasilkan dua kelas keluaran, yaitu ikan segar dan tidak segar. Proses pelatihan dilakukan selama 20 *epoch* menggunakan *optimizer* SGD, *learning rate* 0,001, dan *batch size* 32. Proses pelatihan model ditunjukkan pada Gambar 6.



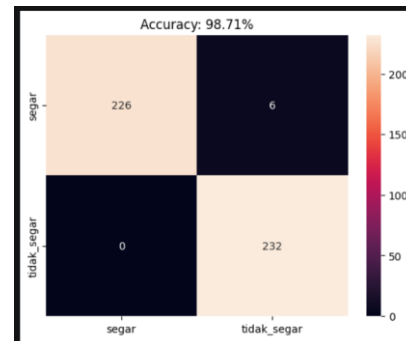
Gambar 6 Grafik Training dan Validation Accuracy/Loss

Berdasarkan grafik tersebut, model menunjukkan proses pelatihan yang cukup baik. Nilai *training accuracy* mencapai hampir 100%, sedangkan *validation accuracy* berfluktuasi pada rentang sekitar 83% hingga 96%. Kurva *training loss* mengalami penurunan hingga mendekati nol, sementara *validation loss* masih menunjukkan fluktuasi selama proses pelatihan. Kondisi ini mengindikasikan adanya *overfitting* ringan, namun model masih mampu mempertahankan

performa yang sangat baik pada data pengujian. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh *accuracy* sebesar 98,71%, *precision* sebesar 99%, *recall* sebesar 99%, dan *F1-score* sebesar 99%. Ringkasan hasil *Classification report* ditampilkan pada Gambar 7 dan hasil *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 8.

	precision	recall	f1-score	support
segar	1.00	0.97	0.99	232
tidak_segar	0.97	1.00	0.99	232
accuracy			0.99	464
macro avg	0.99	0.99	0.99	464
weighted avg	0.99	0.99	0.99	464

Gambar 7 Hasil *Classification report*



Gambar 8 *Confusion Matrix*

Berdasarkan *confusion matrix*, sebanyak 226 citra ikan segar berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 6 citra salah diklasifikasikan sebagai ikan tidak segar. Selain itu, seluruh 232 citra ikan tidak segar berhasil diklasifikasikan dengan benar tanpa kesalahan klasifikasi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model *ResNet50* mampu mengklasifikasikan sebagian besar citra ikan dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah dan menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan kedua metode SVM. Kemampuan ini menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis sehingga informasi visual pada mata, insang, dan sisik ikan dapat dipelajari secara lebih efektif dibandingkan pendekatan berbasis ekstraksi fitur manual.

D. Analisis Perbandingan :

Tabel 2 Perbandingan Performa Ketiga Metode

Metode	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
SVM HOG-HSV	96%	94%	96%	95%
SVM HSV-GLCM	94%	93%	95%	94%
<i>ResNet50</i>	98%	99%	99%	99%

Berdasarkan Tabel 2, metode SVM HOG-HSV memperoleh *accuracy* sebesar 96%, sedangkan metode SVM HSV-GLCM memperoleh *accuracy* sebesar 94%. Sementara itu, model *ResNet50* memperoleh *accuracy* sebesar 98,71% dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang juga lebih tinggi dibandingkan kedua metode SVM. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *ResNet50* memberikan performa terbaik dalam klasifikasi kesegaran ikan.

Perbedaan performa ini menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mempelajari pola visual dibandingkan metode *machine learning* berbasis ekstraksi fitur manual. Pada metode SVM, performa klasifikasi bergantung pada kualitas fitur yang digunakan, seperti HOG, HSV, dan GLCM. Sebaliknya, *ResNet50* mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis melalui lapisan konvolusi dan residual learning sehingga dapat mengenali pola warna, bentuk, dan tekstur secara lebih efektif. Kemampuan tersebut menghasilkan tingkat kesalahan klasifikasi yang lebih rendah pada dataset

yang digunakan. Dengan demikian, pendekatan deep learning menggunakan ResNet50 terbukti lebih efektif untuk klasifikasi kesegaran ikan dibandingkan metode SVM berbasis fitur HOG-HSV maupun HSV-GLCM.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil menerapkan tiga metode klasifikasi kesegaran ikan berbasis citra, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dengan fitur HOG-HSV, SVM dengan fitur HSV-GLCM, dan *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur *ResNet50*. Seluruh metode diuji menggunakan dataset yang sama yang terdiri dari citra ikan segar dan tidak segar berdasarkan indikator mata, insang, dan sisik.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode SVM HOG-HSV memperoleh *accuracy* sebesar 96%, metode SVM HSV-GLCM memperoleh *accuracy* sebesar 94%, sedangkan model *ResNet50* memperoleh *accuracy* sebesar 98,71% dengan *F1-score* sebesar 99%. Berdasarkan hasil evaluasi, *ResNet50* memberikan performa terbaik dibandingkan kedua metode SVM dalam mengklasifikasikan kesegaran ikan.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* menggunakan *ResNet50* lebih efektif dalam mempelajari karakteristik visual ikan dibandingkan pendekatan *machine learning* berbasis ekstraksi fitur manual. Kemampuan model dalam melakukan ekstraksi fitur secara otomatis memungkinkan informasi warna, bentuk, dan tekstur pada citra ikan dipelajari secara lebih optimal sehingga menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. I. Wodi dan E. Cahyono, "Penerapan diversifikasi produk hasil perikanan sebagai upaya meningkatkan konsumsi ikan masyarakat kampung birahi kecamatan tabukan selatan," *J. Ilm. Tatengkora*, vol. 6, no. 1, hal. 1–6, 2022, doi: <https://doi.org/10.54484/tkrg.v6i1.467>.
- [2] M. Wardani, R. Ramli, dan S. N. A. Jamil, "ANALISIS KESESUAIAN MUTU PINDANG IKAN LAYANG (*Decapterus* sp.) TERHADAP STANDAR NASIONAL INDONESIA," *J. AGROSAINS Karya Kreat. dan Inov.*, vol. 9, no. 1, hal. 52–61, 2024, doi: 10.31102/agrosains.2024.9.1.52-61.
- [3] G. Ashari Rakhmat dan M. Fikri Haekal, "MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database Peningkatan Performa MobilenetV3 dengan Squeeze-and-Excitation (Studi Kasus Klasifikasi Kesegaran Ikan Berdasarkan Mata Ikan)," *J. MIND J. | ISSN*, vol. 8, no. 1, hal. 27–41, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v8i1.27-41>
- [4] Y. Darnita, F. A. Putra, S. H. Wibowo, S. A. Saputera, dan N. D. Maria Veronika, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network Dalam Klasifikasi Kesegaran Ikan Mungkus Berdasarkan Citra Mata dan Insang Ikan," *J. Inform.*, vol. 25, no. 1, hal. 59–73, 2025, doi: 10.30873/jurnalinformatika.v25i4.
- [5] A. Peryanto, A. Yudhana, dan R. Umar, "Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network," *Format J. Ilm. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, hal. 138, 2020, doi: 10.22441/format.2019.v8.i2.007.
- [6] R. Ramli, E. Evanita, dan A. A. Riadi, "Classification of Rice Leaf Diseases Using Support Vector Machine with HSV and GLCM-Based Feature Extraction," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 5, hal. 2329–2337, 2025, doi:

- 10.30871/jaic.v9i5.10403.
- [7] I. S. K. Idris, Y. A. Mustofa, dan I. A. Salihi, “Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 5, no. 1, hal. 32–35, 2023, doi: 10.37905/jjee.v5i1.16830.
 - [8] S. Adiningsi, B. Pramono, A. Mashur Sajiah, dan R. Adi Saputra, “Identifikasi Kualitas Ikan Cakalang Segar Berbasis Citra Mata Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm) Dengan Fungsi Kernel Radial Basis Function,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 1, hal. 1522–1530, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i1.12641.
 - [9] R. Prasthio, Y. Yohannes, dan S. Devella, “Penggunaan fitur HOG dan HSV untuk klasifikasi citra sel darah putih,” *Algoritma. J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 2, hal. 120–132, 2022, doi: doi: 10.35957/algoritme.v2i2.2362.
 - [10] S. D. Kusumaningrum dan I. Muhimmah, “ANALISIS FAKTOR DAN METODE UNTUK MENENTUKAN TIPE KULIT WAJAH,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 4, hal. 753–762, 2023, doi: 10.25126/jtiik.2023106955.
 - [11] D. A. Setiyadi dan S. Rakasiwi, “ANALISIS PERBANDINGAN KINERJA ARSITEKTUR RESNET50 DAN EFFICIENTNETB1 MENGGUNAKAN METODE FINE-TUNING UNTUK KLASIFIKASI PNEUMONIA,” *Rabit J. Teknol. dan Sist. Inf. Univrab*, vol. 11, no. 1, hal. 1243–1252, 2026, doi: 10.36341/rabit.v11i1.7273.
 - [12] I. Fatahna, D. P. Pamungkas, dan D. W. Widodo, “Optimisasi Hybrid Yolov9C-Vgg16 Untuk Klasifikasi Jeruk Lokal Pada Sistem Sortasi Otomatis Pada Industri Pertanian,” *Rabit J. Teknol. dan Sist. Inf. Univrab*, vol. 10, no. 2, hal. 217–227, 2025, doi: 10.36341/rabit.v10i2.6024.
 - [13] S. K. Jha, Y. Misra, R. Nyayadhish, M. K. Rawat, K. K. K, dan N. Neelam, “A CNN-Driven Image Analysis Approach for Accurate Detection of Plant Leaf Diseases,” *Int. J. Eng. Sci. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 4, hal. 235–242, 2025, doi: 10.52088/ijesty.v5i4.1299.