



TEKNOLOGINUSANTARA

Jurnal Penelitian Fakultas Teknik UNINUS

<http://ojs.uninus.ac.id/index.php/teknologinusantara>

E-ISSN : 2964-4577

DETEKSI PENYAKIT BAKTERI *AEROMONAS HYDROPHILA* PADA IKAN AIR TAWAR MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Widya Kurniawan, S.Kom., M.Kom.¹

Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Darussalam Gontor,

widyakurniawan@unida.gontor.ac.id

Triana Harmini., S.Pd., M.Pd.²

Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Darussalam Gontor,

[triana@unida.gontor.ac.id](mailto: triana@unida.gontor.ac.id)

Annisa Aghnia Nadhiroh³

Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Darussalam Gontor,

[annisanadhiroh42014@mhs.unda.gontor.ac.id](mailto: annisanadhiroh42014@mhs.unda.gontor.ac.id)

ABSTRACT

Deteksi penyakit ikan merupakan tantangan penting dalam industri perikanan untuk menjaga kualitas dan produktivitas. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi otomatis menggunakan *deep learning* berbasis *transfer learning* dengan arsitektur *MobileNetV2* dan *InceptionV3*. Data yang digunakan terdiri dari gambar ikan yang dikategorikan dalam tiga kondisi kesehatan: *aeromonas hydrophila*, *white spot*, dan ikan dengan kondisi sehat. Dataset dibagi menjadi data pelatihan dan validasi dengan proporsi 80:20, dan diolah menggunakan teknik augmentasi untuk memperkaya variasi data. Proses pelatihan dilakukan selama 20 *epoch* dengan memantau metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi 80%, *precision* 100%, *recall* 67%, dan *F1-score* 80%. Hasil ini mengindikasikan bahwa metode *transfer learning* efektif dalam klasifikasi penyakit ikan pada dataset terbatas, meskipun terdapat keterbatasan dalam generalisasi model untuk kategori tertentu. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan teknologi deteksi penyakit ikan yang lebih efisien dan akurat, serta membuka peluang untuk peningkatan melalui perluasan dataset dan optimasi model.

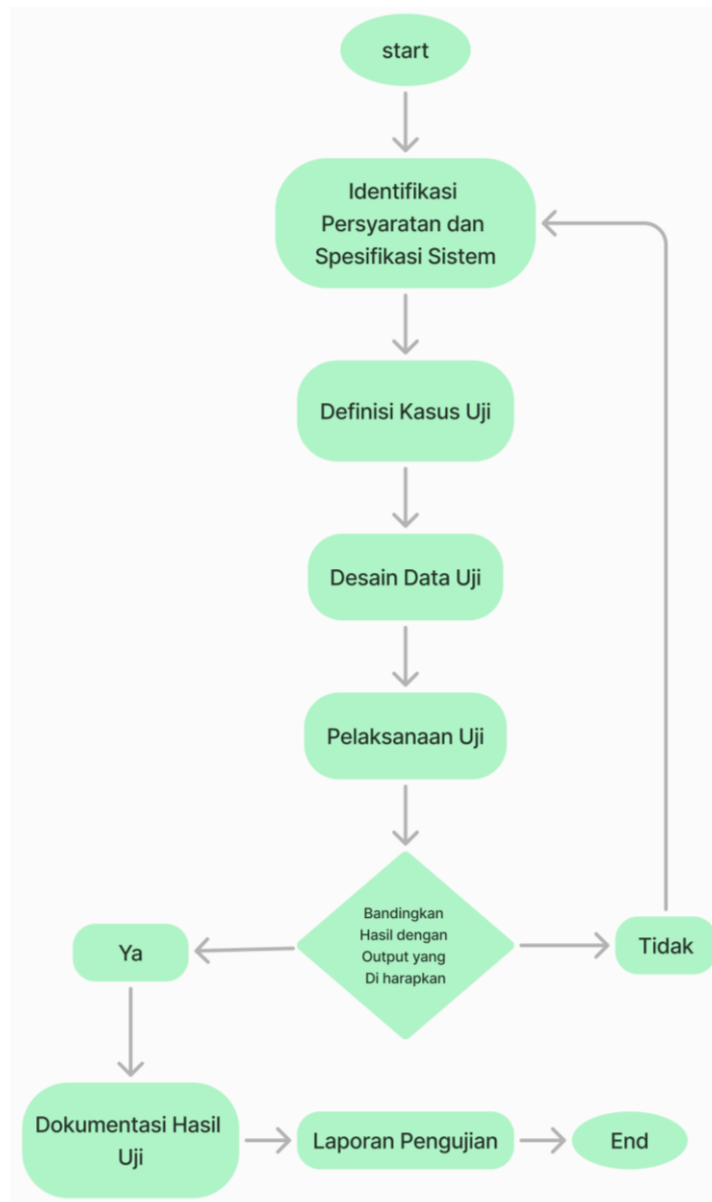
Keywords: Deteksi Penyakit Ikan, Transfer Learning, MobileNetV2, InceptionV3, Deep Learning.

PENDAHULUAN

Dalam sejumlah sepuluh tahun terakhir, perkembangan teknologi dan pengolahan data telah memberikan kemajuan signifikan dalam dunia ilmu pengetahuan, khususnya dalam pengenalan pola dan klasifikasi gambar menggunakan kecerdasan buatan menggunakan metode *convolutional neural network* atau (CNN) (Tian 2020). Di bidang pertanian dan perikanan, salah satu fokus penelitian adalah identifikasi penyakit ikan melalui teknologi pengenalan gambar. Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk mendeteksi kondisi kesehatan ikan guna meningkatkan kualitas dan kuantitas produksi perikanan serta menjaga keseimbangan ekosistem (Amanu, Kurniasih, and Indaryulianto 2014). Sistem pengenalan citra berbasis *deep learning*, seperti yang diterapkan pada deteksi penyakit ikan, telah menjadi pilihan utama karena mampu memberikan tingkat akurasi yang tinggi dalam identifikasi visual. Namun, kajian literatur mengungkapkan adanya tantangan terkait akurasi klasifikasi pada dataset yang terbatas, yang sering kali menyebabkan *overfitting* dan penurunan akurasi pada data uji yang berbeda. Penelitian ini berupaya mengatasi kesenjangan dalam literatur terkait teknik klasifikasi penyakit ikan dengan dataset terbatas. Meskipun algoritma *deep learning* seperti *convolutional neural network* telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi klasifikasi, keterbatasan data dan variasi kondisi lingkungan dalam klasifikasi penyakit ikan masih menjadi tantangan (Rochmawanti, Utaminigrum, and Bachtiar 2021). Untuk mengatasi hal ini, penelitian ini mengembangkan model klasifikasi dengan metode augmentasi data menggunakan *ImageDataGenerator* dari *TensorFlow* untuk memperluas variasi data latih secara sintesis (Xu, Zhang, and Miao 2020). Metode ini memungkinkan peningkatan generalisasi model sehingga mampu mengenali berbagai kondisi penyakit pada ikan dengan lebih baik. Secara khusus, penelitian ini menggunakan *model transfer learning MobileNetV2* dan *InceptionV3*, yang terbukti memiliki kinerja tinggi dalam pengenalan pola visual dengan sumber daya komputasi terbatas (Indraswari, Herulambang, and Rokhana 2022). Model ini dikombinasikan dengan teknik augmentasi gambar yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi pada tiga kategori utama penyakit ikan: *aeromonas hydrophila*, *white spot*, dan kondisi ikan sehat. Penerapan model ini diharapkan dapat mengatasi permasalahan klasik dalam klasifikasi penyakit ikan dengan dataset terbatas dan meningkatkan kualitas deteksi otomatis dalam sistem akuakultur yang lebih luas. Dengan mengacu pada teori *transfer learning* dan *deep learning*, penelitian ini tidak hanya berkontribusi pada pengembangan metode deteksi otomatis penyakit ikan, tetapi juga menawarkan solusi empiris untuk meningkatkan performa klasifikasi pada dataset terbatas. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teoritis dan aplikatif dalam upaya mitigasi dan pengelolaan penyakit ikan, yang pada akhirnya mendukung keberlanjutan industri perikanan. Penelitian ini juga memiliki implikasi bagi peneliti dan praktisi dalam memilih metode augmentasi dan arsitektur *deep learning* yang efektif dalam penerapan klasifikasi visual lainnya.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode *Black Box* yang bertujuan menguji sistem secara fungsional, tanpa memeriksa komponen internalnya. Metode ini diterapkan untuk mengidentifikasi input dan output yang dibutuhkan guna memastikan bahwa perangkat lunak atau sistem berfungsi sesuai spesifikasi. Pendekatan ini memungkinkan fokus utama penelitian diarahkan pada kemampuan sistem dalam mendeteksi penyakit ikan secara akurat, efisien, dan tepat sasaran.



Gambar 1. *Flowchart* Penelitian

Pengumpulan Data

Pada tahap ini, data dikumpulkan dalam bentuk gambar ikan yang terbagi dalam tiga kategori, yaitu ikan sehat, ikan dengan infeksi *aeromonas hydrophila*, dan ikan dengan kondisi penyakit *white spot*. Setiap kategori penyakit memiliki folder tersendiri untuk mempermudah proses pengelolaan data dan klasifikasi. Setiap gambar diperiksa kembali untuk memastikan kesesuaiannya dengan kategori yang ditetapkan, sehingga setiap label gambar sesuai dengan kondisi sebenarnya. Dengan struktur folder yang terorganisir, model dapat memproses data secara langsung dari lokasi yang disediakan tanpa perlu pemetaan ulang, dan mengurangi potensi kesalahan selama proses pelatihan.

Pemrosesan Data

Data yang telah terkumpul diproses lebih lanjut untuk memastikan konsistensi kualitasnya sebelum digunakan dalam pelatihan model. Proses ini meliputi:

- a. Normalisasi : Untuk mengubah nilai piksel pada gambar ke dalam rentang standar (biasanya 0-1) agar model lebih mudah memahami perbedaan antar gambar dan mengurangi risiko bias karena variasi pencahayaan.
- b. *Resizing* : Setiap gambar disesuaikan ke ukuran yang sama, misalnya 300×300 piksel, untuk memastikan model menerima input dengan dimensi yang konsisten. Hal ini penting agar jaringan saraf konvolusi (CNN) dapat mengenali pola dengan lebih baik.
- c. Augmentasi Data : Teknik augmentasi digunakan untuk memperkaya data pelatihan dengan variasi gambar yang berbeda. Misalnya, gambar dapat diputar, diperbesar, atau diubah kontrasnya untuk membuat lebih banyak variasi tanpa mengubah label aslinya. Augmentasi bertujuan untuk mencegah *overfitting*, di mana model terlalu fokus pada data pelatihan dan kurang efektif pada data baru.

Setelah pemrosesan selesai, data dibagi menjadi dua bagian: **Data Pelatihan (80%)** dan **Data Validasi (20%)** guna memastikan model terlatih pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Ini adalah langkah penting untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model.

Transfer Learning dan Fine-Tuning Model

Transfer learning adalah metode pelatihan model yang memanfaatkan model yang sudah terlatih sebelumnya. Dalam penelitian ini, model *MobileNetV2* dan *InceptionV3* digunakan sebagai basis. Model ini sudah dilatih pada jutaan gambar, sehingga telah memiliki “pengetahuan” yang berguna dalam mengenali berbagai bentuk dan pola visual.

- a. *Fine-Tuning* : Untuk menyesuaikan model dengan tugas klasifikasi penyakit ikan, layer akhir dari model ini diatur ulang. Misalnya, layer output diubah menjadi tiga kelas untuk mencocokkan kategori penyakit ikan (sehat, *aeromonas hydrophila*, dan *white spot*). Ini memungkinkan model memanfaatkan pengetahuan yang sudah ada dan menyesuaikan dengan dataset spesifik, mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi pada dataset yang lebih kecil.

Pelatihan Model

Pada tahap ini, model dilatih menggunakan data pelatihan. Proses pelatihan melibatkan:

- a. Mengoptimalkan Parameter : Model menyesuaikan bobotnya pada setiap *epoch* berdasarkan data pelatihan yang diterima. Teknik ini dilakukan untuk meminimalkan kesalahan prediksi pada data validasi, sehingga model dapat mengenali pola secara lebih baik.
- b. Pemantauan Fungsi *Loss* dan Akurasi : Selama pelatihan, nilai *loss* dan akurasi dicatat pada setiap *epoch*. *Loss* menggambarkan kesalahan pada prediksi model, sementara akurasi menunjukkan seberapa sering model membuat prediksi yang benar. Dengan memantau keduanya, kita dapat mengevaluasi proses pembelajaran model. Jika *loss* menurun dan akurasi meningkat, hal ini menunjukkan bahwa model belajar dengan baik dari data yang disediakan.

Evaluasi Model

Setelah pelatihan selesai, kinerja model dievaluasi menggunakan data validasi yang belum pernah dilihat model. Langkah-langkah evaluasi mencakup:

- a. Menghitung Metrik Evaluasi : Beberapa metrik seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* digunakan untuk menilai performa model. Metrik ini memberikan gambaran mengenai seberapa baik model dapat mengklasifikasikan kategori penyakit ikan.
- b. *Confusion Matrix* : Selain metrik di atas, *confusion matrix* digunakan untuk memberikan informasi visual tentang klasifikasi model. Matriks ini menunjukkan berapa kali model berhasil mengklasifikasikan gambar dengan benar dan berapa kali model salah dalam prediksi. *Confusion matrix* membantu mengidentifikasi kategori mana yang paling sering diklasifikasikan salah, sehingga dapat dianalisis lebih lanjut jika diperlukan.

Dokumentasi dan Penyimpanan Model

Setelah pelatihan dan evaluasi selesai, hasilnya didokumentasikan secara rinci dan model disimpan untuk penggunaan di masa mendatang. Dokumentasi ini mencakup:

- a. Parameter dan Hasil Pelatihan : Semua parameter yang digunakan selama pelatihan (seperti *learning rate*, jumlah *epoch*, ukuran *batch*) dicatat untuk membantu dalam mereplikasi hasil di masa depan.
- b. Penyimpanan Model : Model yang sudah dilatih disimpan dalam format yang dapat diakses kapan saja untuk proses klasifikasi di masa mendatang tanpa harus melatih ulang dari awal. Dokumentasi hasil evaluasi juga disimpan agar proses pelatihan yang sudah berjalan dapat dilacak, dan performa model di masa mendatang dapat dibandingkan.

Analisis Hasil

Setelah evaluasi selesai, hasil prediksi model dibandingkan dengan output yang diharapkan untuk menilai apakah model sudah sesuai dengan tujuan penelitian. Pada tahap ini, dilakukan:

- a. Identifikasi Kesalahan : Jika hasil yang diperoleh tidak sesuai dengan harapan, maka dilakukan analisis lebih lanjut untuk memahami penyebab ketidakcocokan, apakah karena kurangnya data, parameter yang kurang optimal, atau teknik augmentasi yang kurang sesuai.
- b. Langkah Perbaikan : Berdasarkan hasil analisis, dilakukan penyesuaian untuk meningkatkan kinerja model, seperti menambahkan jumlah data pelatihan, menyesuaikan *hyperparameter*, atau menerapkan teknik augmentasi yang lebih baik. Setelah perbaikan dilakukan, model diuji kembali untuk memastikan bahwa perubahan yang dilakukan meningkatkan kinerja model.

HASIL DAN DISKUSI

Penelitian ini berhasil melakukan klasifikasi tiga jenis kondisi kesehatan ikan, yaitu *aeromonas infection*, *white spot*, dan kondisi sehat. Klasifikasi dilakukan menggunakan model *deep learning* berbasis *transfer learning* dengan *MobileNetV2* dan *InceptionV3* sebagai model dasar. Hasil pelatihan, validasi, dan evaluasi menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam mengenali pola visual untuk mendeteksi jenis penyakit ikan dengan akurasi baik.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan *transfer learning* pada model *MobileNetV2* dan *InceptionV3* secara efektif dapat diterapkan pada dataset kecil dengan augmentasi untuk mendeteksi penyakit ikan. Dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, metode ini menawarkan pendekatan yang lebih efisien dan menghemat waktu karena model dasar sudah memiliki pengetahuan awal dalam pengenalan pola gambar.

Hasil

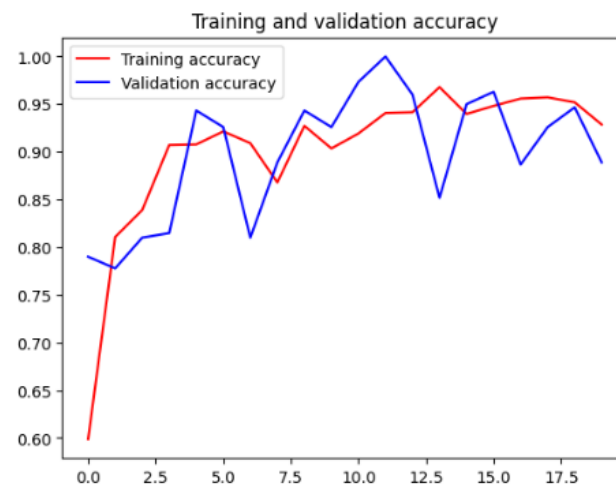
Penelitian ini menghasilkan model deteksi penyakit ikan yang mampu mengklasifikasikan gambar ikan menjadi tiga kategori utama: *aeromonas infection*, *white spot*, dan sehat. Hasil penelitian diuraikan dalam beberapa tahapan, mulai dari deskripsi dataset, hasil pelatihan model, hingga evaluasi kinerja model.

1. Deskripsi Dataset

Dataset yang digunakan terdiri dari gambar ikan yang terbagi dalam tiga kategori: *aeromonas infection*, *white spot*, dan kondisi sehat. Data ini diambil dari direktori terstruktur dengan setiap folder mewakili satu kategori. Untuk memastikan keberagaman data, gambar diproses lebih lanjut dengan teknik augmentasi (seperti rotasi, *flipping*, dan pengubahan ukuran) sehingga menghasilkan variasi yang lebih kaya. Dari dataset ini, 80% data digunakan untuk pelatihan, dan sisanya 20% digunakan sebagai data validasi.

2. Hasil Pelatihan dan Validasi Model

Model dilatih selama 20 *epoch*, dan hasil pelatihan dicatat untuk metrik akurasi dan *loss* pada set pelatihan serta validasi. Plot hasil akurasi dan *loss* menunjukkan tren peningkatan akurasi dan penurunan *loss* secara konsisten. Pada *epoch* terakhir, akurasi pelatihan mencapai angka yang signifikan, yang menunjukkan akurasi yang seimbang, mengindikasikan bahwa model tidak mengalami *overfitting*.



<Figure size 640x480 with 0 Axes>

Gambar 2. Grafik Akurasi Pelatihan dan Validasi

Grafik ini memperlihatkan kenaikan akurasi pelatihan dan validasi selama *epoch*, menunjukkan bahwa model dapat belajar dan menyerap pola pada data dengan baik.

3. Evaluasi Kinerja Model

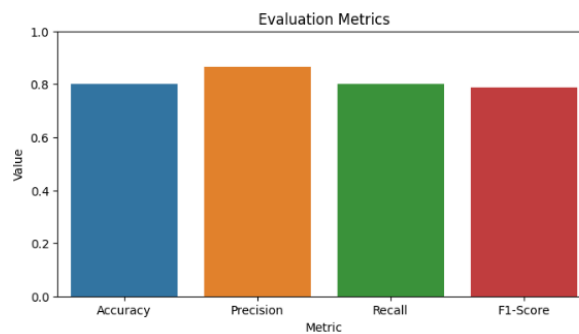
Untuk menguji seberapa baik model ini mengenali gambar baru, model diuji menggunakan data validasi. Berikut adalah hasil evaluasi model berdasarkan metrik utama, yaitu akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*:

- Akurasi: Tingkat akurasi model menunjukkan seberapa sering model dapat mengklasifikasikan gambar yang benar.
- Precision*: Mengukur ketepatan klasifikasi model dalam mendeteksi penyakit, yaitu persentase prediksi benar di antara semua prediksi positif.
- Recall*: Mengukur seberapa baik model dapat mengidentifikasi penyakit pada ikan.
- F1-score*: Nilai gabungan dari *precision* dan *recall* untuk menilai kinerja model secara keseluruhan.

Tabel 1. Nilai Evaluasi Kinerja Model

Metrik	Nilai
Akurasi	0.8
<i>Precision</i>	1.0
<i>Recall</i>	0.67

F1-score 0.8

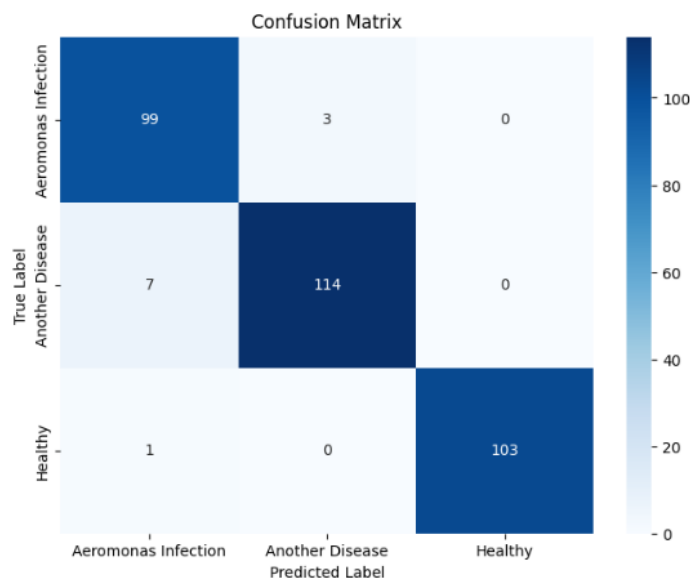


Gambar 3. Grafik Metrik Evaluasi

Grafik di atas menunjukkan hasil masing-masing metrik evaluasi, memberikan gambaran lengkap mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasikan gambar.

4. Confusion matrix

Confusion matrix digunakan untuk memberikan visualisasi lebih mendalam mengenai kinerja model pada data validasi. Matriks ini memperlihatkan berapa banyak prediksi yang benar dan salah untuk setiap kategori. Secara khusus, *confusion matrix* memberikan wawasan terkait kesalahan klasifikasi, misalnya apakah model sering mengklasifikasikan ikan sehat sebagai terinfeksi atau sebaliknya.



Gambar 4. *Confusion Matrix*

Gambar ini menunjukkan matriks klasifikasi dari hasil validasi model pada kategori *aeromonas infection*, *white spot*, dan kondisi sehat.

Diskusi

Penelitian ini mengembangkan model klasifikasi berbasis *deep learning* untuk mendeteksi tiga kategori kondisi kesehatan ikan (sehat, *aeromonas infection*, dan *white spot*) menggunakan pendekatan *transfer learning* pada *MobileNetV2* dan *InceptionV3*. Hasil yang diperoleh menunjukkan potensi besar dari metode ini dalam mengotomatisasi proses deteksi penyakit ikan, meskipun terdapat beberapa area yang masih dapat ditingkatkan lebih lanjut. Pembahasan ini akan menguraikan hasil yang dicapai, perbandingan dengan penelitian sebelumnya, dan implikasi serta perbaikan yang dapat dilakukan.

1. Penjelasan Hasil

Pada penelitian ini, model berhasil mencapai tingkat akurasi yang memadai setelah 20 *epoch* pelatihan, dengan tren peningkatan yang konsisten pada akurasi pelatihan dan validasi. Model menunjukkan *accuracy* sebesar 0.8, *precision* 1.0, *recall* 0.67, dan *F1-score* 0.8. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan klasifikasi gambar ikan dengan cukup akurat, meskipun masih terdengar beberapa kesalahan dalam pengenalan kategori tertentu, yang tercermin dari nilai *recall* yang lebih rendah. Berdasarkan *confusion matrix*, terlihat bahwa model cenderung keliru dalam mengidentifikasi kategori tertentu yang memiliki kemiripan visual, yang mengindikasikan bahwa pola yang digunakan model untuk klasifikasi masih dapat diperhalus dengan data yang lebih banyak atau teknik pelatihan lebih lanjut. Hasil ini sesuai dengan ekspektasi, namun nilai *recall* yang lebih rendah mengindikasikan bahwa model mungkin masih mengalami kesulitan dalam mengenali kondisi tertentu, terutama pada kasus dimana variasi gambar sangat tinggi, seperti sudut dan pencahayaan yang berbeda. Selain itu, perbedaan tingkat kejernihan pada setiap gambar juga dapat mempengaruhi performa model, terutama pada kelas *white spot* yang memiliki karakteristik visual yang mirip dengan kondisi sehat. Fenomena ini menunjukkan pentingnya kualitas data dalam meningkatkan akurasi dan keandalan model untuk mendeteksi berbagai kondisi penyakit ikan.

2. Implikasi dan Perbaikan yang Dapat Dilakukan

Hasil penelitian ini memberikan implikasi yang signifikan dalam pengembangan teknologi deteksi penyakit ikan berbasis *deep learning*, terutama di sektor akuakultur yang memiliki kebutuhan tinggi dan deteksi penyakit yang cepat dan akurat. Dengan otomatisasi proses deteksi penyakit ikan, waktu yang dibutuhkan untuk identifikasi kondisi kesehatan ikan dapat dipersingkat, yang akan meningkatkan efisiensi dalam manajemen kesehatan ikan serta mengurangi risiko penyebaran penyakit di kolam-kolam budidaya. Namun, untuk meningkatkan akurasi dan *recall*, beberapa perbaikan yang dapat dilakukan antara lain:

- a. Pengumpulan Data Tambahan: Memperbanyak jumlah data terutama pada kategori yang lebih sulit dikenali, seperti *white spot*, dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola-pola spesifik yang membedakan kondisi tersebut dengan kondisi sehat.

- b. Peningkatan Variasi Data Melalui Augmentasi: Augmentasi data tambahan yang meliputi variasi cahaya, rotasi sudut yang lebih luas, dan perubahan kontras dapat membantu model belajar dari berbagai variasi visual sehingga lebih mudah mengenali kondisi dalam berbagai situasi pencahayaan.
- c. *Fine-Tuning* Parameter Pelatihan: Penyesuaian parameter pelatihan, seperti *learning rate* atau jumlah *epoch*, mungkin perlu dilakukan untuk menyesuaikan tingkat adaptasi model terhadap dataset yang lebih besar dan bervariasi, sehingga model dapat belajar lebih efektif tanpa *overfitting*.

3. Deduksi dan Rekomendasi untuk Penelitian Lanjutan

Penelitian ini menegaskan bahwa *transfer learning* adalah pendekatan yang efektif dalam klasifikasi penyakit ikan pada dataset yang terbatas, namun masih terdapat area untuk ditingkatkan, khususnya dalam menyeimbangkan *recall* dan *precision*. Pengembangan lebih lanjut diharapkan dapat menutupi kelemahan yang ada dan memberikan pemahaman yang lebih mendalam dalam klasifikasi kondisi ikan menggunakan *deep learning*. Beberapa rekomendasi untuk penelitian lanjutan adalah:

- a. Penggunaan Model Alternatif: Mencoba arsitektur model lain, seperti *ResNet* atau *EfficientNet*, yang memiliki kemampuan berbeda dalam mengenali pola visual dan mungkin lebih efektif dalam mengklasifikasikan kondisi dengan karakteristik visual serupa.
- b. Peningkatan Skala Dataset: Mengumpulkan dataset dari berbagai kondisi lingkungan, misalnya kolam dengan pencahayaan alami atau buatan, dapat membantu model mengembangkan pemahaman yang lebih luas tentang variasi visual.
- c. Kolaborasi dengan Pakar Perikanan: Mengintegrasikan pengetahuan dari pakar perikanan untuk memastikan bahwa data yang digunakan representatif terhadap kondisi penyakit yang lebih luas di lapangan, serta untuk validasi hasil model di lapangan.

Penelitian ini telah mengisi kesenjangan dalam literatur terkait deteksi penyakit ikan otomatis dengan dataset terbatas, memberikan alternatif dalam klasifikasi penyakit ikan melalui *transfer learning*, dan menawarkan kerangka dasar bagi penelitian lebih lanjut untuk meningkatkan model klasifikasi yang efisien. Kontribusi ini diharapkan dapat bermanfaat bagi sektor perikanan dan industri akuakultur, khususnya dalam manajemen kesehatan ikan yang berkelanjutan dan efisien.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model deteksi otomatis penyakit ikan berbasis *deep learning* dengan menggunakan metode *transfer learning* pada model *MobileNetV2* dan *InceptionV3*, yang telah terbukti mampu mengenali pola visual untuk mendeteksi tiga kategori kondisi kesehatan ikan, yaitu *aeromonas infection*, *white spot*, dan kondisi sehat. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa pendekatan ini efektif untuk menangani keterbatasan dataset yang kecil, di mana model menunjukkan performa yang baik dalam hal akurasi, dengan nilai *precision* yang tinggi. Meskipun demikian, nilai *recall* yang lebih rendah menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam mengenali kategori tertentu, terutama pada kondisi visual yang mirip antara kategori sehat dan kategori penyakit. Penelitian ini menegaskan pentingnya penggunaan augmentasi data dan *fine-tuning* model dalam meningkatkan kemampuan klasifikasi, sekaligus menyoroti beberapa tantangan seperti variasi data yang masih kurang untuk beberapa kategori. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berkontribusi pada pengembangan metode otomatisasi deteksi penyakit ikan tetapi juga memberikan landasan empiris bagi penelitian lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Beberapa keterbatasan penelitian ini antara lain adalah keterbatasan pada variasi dataset, yang mungkin membatasi generalisasi model terhadap kondisi visual yang berbeda di lapangan. Selain itu, penggunaan *transfer learning* dalam model ini masih dipengaruhi oleh performa awal dari model dasar yang digunakan. Penelitian lanjutan disarankan untuk memperluas dataset yang mencakup lebih banyak variasi kondisi visual dan untuk mengeksplorasi arsitektur model yang berbeda agar lebih adaptif terhadap tantangan klasifikasi dalam konteks yang lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

- Amanu, Surya, Kurniasih, and Soedarmanto Indaryulianto. 2014. "Identifikasi Penyakit Aeromonad Pada Budi Daya Ikan Air Tawar Di Bali." *Jurnal Veteriner* 15 (4): 474–86.
- Indraswari, Rarasmaya, Wiwiet Herulambang, and Rika Rokhana. 2022. "Deteksi Penyakit Mata Pada Citra Fundus Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)." *Techno.Com* 21 (2): 378–89. <https://doi.org/10.33633/tc.v21i2.6162>.
- Rochmawanti, Ovy, Fitri Utaminingrum, and Fitra A. Bachtiar. 2021. "Analisis Performa Pre-Trained Model Convolutional Neural Network Dalam Mendeteksi Penyakit Tuberkulosis." *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer* 8 (4): 805–14. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2021844441>.
- Tian, Youhui. 2020. "Artificial Intelligence Image Recognition Method Based on Convolutional Neural Network Algorithm." *IEEE Access* 8: 125731–44. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3006097>.
- Xu, Jianfeng, Yuanjian Zhang, and Duoqian Miao. 2020. "Three-Way Confusion Matrix for Classification: A Measure Driven View." *Information Sciences* 507: 772–94. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.06.064>.