

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Indonesia merupakan salah satu negara kepulauan terbesar di dunia dengan potensi sumber daya laut yang besar. Sebagai negara kepulauan, Indonesia menawarkan berbagai hasil laut terutama ikan. Potensi ini menjadikan sektor perikanan, khususnya produksi ikan, sebagai salah satu peluang ekonomi yang dapat diunggulkan [1]. Berdasarkan data resmi dari Kementerian Kelautan dan Perikanan, total produksi perikanan tangkap laut Indonesia pada tahun 2023 mencapai 7.373.516 ton. Dari jumlah tersebut, ikan kembung (*Rastrelliger spp.*) menempati posisi kelima sebagai komoditas tangkapan terbanyak secara nasional dengan total produksi sebesar 373.499 ton. Di Provinsi Kepulauan Riau, ikan kembung menduduki peringkat ke-9 dalam hasil tangkapan terbanyak [33]. Meskipun demikian, ikan kembung tetap memiliki keunggulan sebagai salah satu komoditas perikanan yang memiliki kandungan gizi dan Omega-3 yang tinggi dan dapat dimanfaatkan sebagai sumber nutrisi yang murah dan mudah diakses oleh masyarakat [2]. Salah satu pusat distribusi dan penjualan ikan kembung di wilayah Kepulauan Riau adalah Pasar Kijang yang berlokasi di Kabupaten Bintan. Pasar ini dipilih sebagai lokasi penelitian karena merupakan pasar tradisional utama yang menjadi tempat transaksi harian ikan kembung dari nelayan ke konsumen, sehingga kondisi ikan yang dijual di pasar ini sangat representatif untuk menggambarkan kualitas ikan kembung yang dikonsumsi masyarakat.

Ikan kembung yang bernilai gizi tinggi dan memiliki permintaan konsumen yang terus meningkat ini juga rentan mengalami penurunan kualitas akibat proses dehidrasi setelah penangkapan [3]. Penurunan kualitas ikan dapat dilihat dari perubahan pada kulit, warna mata, insang, tubuh, tekstur, dan bau ikan. Kondisi tersebut tidak hanya mengurangi nilai gizi ikan, tetapi juga dapat membahayakan kesehatan jika dikonsumsi dalam keadaan busuk. Sebelum mengonsumsi ikan, konsumen biasanya memilih ikan yang masih segar atau dalam kondisi baik. Umumnya, konsumen menilai kesegaran ikan kembung secara manual dengan memeriksa warna mata, kekencangan daging dan bau ikan. Namun, seringkali terjadi kesalahan dalam memilih ikan kembung yang segar [4].

Seiring dengan meningkatnya kebutuhan konsumen terhadap ikan yang segar, diperlukan solusi inovatif yang dapat membantu dalam mengidentifikasi tingkat kesegaran ikan secara lebih objektif dan akurat. Perkembangan teknologi informasi dan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) telah memberikan dampak signifikan dalam berbagai bidang, termasuk sektor perikanan [5]. Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi pembelajaran mesin mulai banyak dimanfaatkan untuk mendeteksi kualitas dan kesegaran produk perikanan. Salah satunya yaitu penelitian yang dilakukan oleh Tsany [6] yang menggunakan metode *Support Vector Machine* dengan fitur tekstur GLCM dan warna HSI untuk klasifikasi tingkat kesegaran cumi-cumi. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini mencakup 360 data gambar. Penelitian ini menggunakan tiga jenis klasifikasi yaitu klasifikasi jenis perlakuan, klasifikasi jenis kesegaran dengan tiga kelas kesegaran (segar, tidak segar, dan busuk), dan klasifikasi kesegaran dua kelas (segar dan tidak segar). Dalam penelitian ini mendapatkan hasil akurasi hanya sebesar 58,5%, yang menunjukkan performa rendah dalam mengidentifikasi kesegaran. Kekurangan utama dari penelitian ini terletak pada ketergantungan metode GLCM terhadap kualitas pencahayaan dan sudut pengambilan gambar, serta keterbatasan SVM dalam menangani data kompleks dan berukuran besar. Kelemahan ini mendorong pencarian metode yang lebih adaptif, seperti *Convolutional Neural Networks* (CNN), untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Penelitian terbaru yang mengadopsi CNN dilakukan Sutiani [7] tahun 2024 menggunakan metode CNN dengan arsitektur VGG-16 dengan menggunakan 1.903 dataset citra mata ikan, yang setelah dilakukan augmentasi menjadi 4.560 citra. Hasil klasifikasi menggunakan model VGG-16. Model mampu membedakan mata ikan segar dan tidak segar dengan tingkat akurasi 85,26% yang mengindikasikan perlunya optimalisasi arsitektur CNN untuk peningkatan performa model dalam identifikasi kesegaran ikan.

Sebagai alternatif untuk meningkatkan performa dalam klasifikasi tingkat kesegaran ikan, penelitian ini mengadopsi arsitektur EfficientNet, yakni pendekatan *scaling* pada jaringan konvolusional yang mengoptimalkan kedalaman (*depth*), lebar (*width*), dan resolusi input secara seimbang. Arsitektur ini terbukti lebih efisien dibandingkan metode konvensional, serta mampu mencapai akurasi

tinggi dengan kompleksitas komputasi yang lebih rendah [9]. Keunggulan arsitektur ini juga terlihat pada beberapa studi terdahulu, seperti yang dilakukan oleh Ahdi [9] yang berhasil mengklasifikasikan penyakit daun padi menggunakan EfficientNetB0 dan mencapai akurasi 98.93% melalui tahapan *preprocessing*, *data augmentation*, normalisasi, dan optimasi menggunakan *RMSProp*. Penelitian serupa pada penelitian mengenai optimalisasi model CNN EfficientNetB0 dengan *fine tuning* untuk klasifikasi penyakit buah jeruk yang menggunakan 986 data dan pengujian menggunakan teknik *fine tuning* yang dibagi menjadi 80% data training dan 20% data validation menghasilkan akurasi sebesar 98.46%. Hal ini menunjukkan bahwa EfficientNet memiliki performa tinggi dalam tugas klasifikasi citra. Selain *EfficientNet*, arsitektur lain yang juga sangat populer dalam tugas klasifikasi gambar adalah *ResNet (Residual Networks)*. ResNet memiliki kemampuan untuk mengatasi masalah *vanishing gradient*, yang memungkinkan pelatihan model yang lebih dalam dan lebih akurat [10]. Sebagai salah satu varian yang paling sering digunakan, ResNet50 dikenal sangat efektif dalam klasifikasi citra. Sebagai contoh, penelitian oleh Miranda [11] yang menggunakan ResNet50 untuk klasifikasi sidik jari yang berhasil mencapai akurasi 95,05%. Citra sidik jari memiliki pola tekstur yang kompleks, sehingga keberhasilan ini membuktikan bahwa ResNet50 mampu mengenali pola visual detail. Hal ini relevan dengan penelitian kesegaran ikan kembung yang juga memerlukan analisis tekstur dan warna pada citra digital.

Arsitektur EfficientNetB0 dan ResNet50 sudah terbukti efektif pada kasus-kasus lain yang memerlukan analisis pola visual yang rumit. Keberhasilan ini menunjukkan bahwa keduanya juga sangat berpotensi untuk digunakan dalam mengklasifikasi kesegaran ikan kembung. Meskipun demikian, potensi tersebut memunculkan celah penelitian yang jelas yaitu belum ada studi komparatif yang menguji dan membandingkan antara performa arsitektur EfficientNetB0 dengan arsitektur ResNet50 secara spesifik untuk klasifikasi tingkat kesegaran ikan kembung. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dengan merancang sistem klasifikasi otomatis untuk menguji dan membandingkan kedua arsitektur dalam membedakan ikan kembung segar, tidak segar, dan Non ikan dari citra digital. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan

rekomendasi model yang paling optimal serta berkontribusi dalam pemanfaatan teknologi *deep learning* untuk membantu masyarakat dan industri perikanan dalam menjaga kualitas produk.

B. Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah “Bagaimana perbandingan akurasi pada arsitektur EfficientNetB0 dan ResNet50 dalam mengklasifikasikan tingkat kesegaran ikan kembung berdasarkan ciri visual? “

C. Batasan Penelitian

Batasan masalah yang ditetapkan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Objek penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah spesies ikan kembung (*Rastrelliger sp.*)
2. Data yang digunakan diambil langsung dari pasar Kijang dan nelayan di wilayah Bintan Timur.
3. Penelitian ini berfokus pada ciri visual, khususnya warna mata, insang dan tubuh ikan.
4. Pengambilan gambar dilakukan menggunakan kamera *smartphone* dengan aspek rasio 1:1 dan resolusi 3472 x 3472 piksel, dengan latar belakang berwarna putih untuk menjaga konsistensi data.
5. Kelas keluaran (*output*) dalam penelitian ini terdiri pada tiga kategori, yaitu *segar*, *tidak segar* dan *Non ikan*.
6. Jumlah dataset yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 2.870 citra ikan kembung dengan perbandingan 70% data latih, 20% data validasi, dan 10% data uji.
7. Sistem hanya mendukung klasifikasi satu objek ikan dalam satu citra (*single object*) dan belum mampu melakukan klasifikasi terhadap beberapa objek ikan secara bersamaan.
8. Sistem dikembangkan untuk mengklasifikasikan tingkat kesegaran berdasarkan citra ikan kembung dan tidak membahas identifikasi atau klasifikasi spesies ikan.

9. Penelitian ini menggunakan metode *Transfer Learning* dengan pendekatan *Feature Extraction* menggunakan bobot awal (*pre-trained weights*) *ImageNet* pada arsitektur EfficientNetB0 dan ResNet50

D. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah di susun, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui perbandingan akurasi dari arsitektur EfficientNetB0 dan ResNet50 dalam mengklasifikasikan citra berdasarkan indikator visual pada mata, insang, dan tubuh pada Ikan Kembung.

E. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagi penulis, penelitian ini memberikan wawasan dan pengalaman dalam pengolahan citra digital serta penerapan arsitektur EfficientNetB0 dan ResNet50 untuk klasifikasi kesegaran ikan kembung.
2. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan pemanfaatan teknologi *Deep Learning*, khususnya arsitektur EfficientNetB0 dan ResNet50, untuk klasifikasi tingkat kesegaran produk perikanan berbasis citra digital.
3. Bagi akademisi, Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi klasifikasi berbasis citra, khususnya dalam penerapan arsitektur EfficientNetB0 dan ResNet50 pada identifikasi kesegaran ikan kembung.
4. Bagi masyarakat, penelitian ini diharapkan dapat membantu dalam memilih ikan kembung yang segar sehingga lebih aman dan sehat untuk dikonsumsi.