

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Burung merak (*peafowl*) merupakan satwa yang memiliki nilai estetika, budaya, dan edukasi yang tinggi di Indonesia [1]. Keindahan bulunya menjadikan merak tidak hanya dikenal sebagai satwa hias, tetapi juga sebagai elemen visual dalam kesenian tradisional seperti Reog Ponorogo. Karakteristik visual tersebut membuat merak sering dimanfaatkan dalam konteks edukasi, koleksi, dan pengenalan keanekaragaman hayati. Dalam konteks tersebut, pengelolaan merak perlu memperhatikan keseimbangan antara nilai pemanfaatan dan keberlanjutan.

Selain memiliki nilai pemanfaatan, beberapa jenis merak juga memiliki status konservasi yang perlu diperhatikan karena mengalami penurunan populasi di habitat alaminya [2]. Salah satu di antaranya adalah merak hijau (*Pavo muticus*), yang berdasarkan data *BirdLife International* diperkirakan memiliki populasi global antara 10.000–19.999 individu dewasa dengan tren populasi yang terus menurun [3]. Di Indonesia, keberadaan spesies ini dilaporkan semakin terbatas di sejumlah kawasan konservasi, khususnya di Pulau Jawa [4]. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa pengelolaan merak perlu dilakukan secara hati-hati dan bertanggung jawab agar keberlanjutan spesies tetap terjaga [5].

Dalam praktik pengelolaan satwa, penangkaran menjadi salah satu bentuk pemanfaatan merak secara legal dan terkontrol [6]. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS), pada tahun 2023 terdapat 81 perusahaan penangkaran tumbuhan dan satwa liar yang aktif beroperasi secara nasional, yang menunjukkan bahwa aktivitas penangkaran merupakan praktik yang berkembang di Indonesia [7]. Dalam konteks penangkaran merak, spesies yang banyak dikelola meliputi merak biru (*Pavo cristatus*) dan merak hijau (*Pavo muticus*) melalui mekanisme perizinan resmi [8]. Kondisi ini menunjukkan bahwa penangkaran tidak hanya membutuhkan pemeliharaan satwa, tetapi juga pencatatan spesies yang akurat agar proses pengelolaan, pemantauan, dan pelaporan dapat dilakukan secara tertib, terutama pada spesies yang memiliki nilai konservasi.

Seiring berkembangnya aktivitas penangkaran merak, kebutuhan terhadap pengelolaan data dan pencatatan satwa menjadi semakin penting. Salah satu aspek utama dalam proses tersebut adalah identifikasi spesies, karena hasil identifikasi digunakan untuk pengelompokan satwa, pemantauan populasi, pencatatan asal-usul, serta pelaporan pengelolaan di lingkungan penangkaran [9]. Pada spesies yang dilindungi seperti merak hijau, pencatatan juga dapat mencakup pelaporan jumlah bulu rontok yang diperoleh secara alami kepada Balai Konservasi Sumber Daya Alam (BKSDA) sebagai otoritas pengawasan pemanfaatan satwa dilindungi. Namun, identifikasi spesies merak dalam praktiknya masih banyak bergantung pada pengamatan visual langsung yang dipengaruhi oleh pengalaman pengelola. Kondisi ini berpotensi menimbulkan ketidaktepatan pencatatan dan pelaporan, terutama ketika spesies yang dikelola memiliki kemiripan visual yang tinggi [10].

Permasalahan tersebut diperparah oleh kompleksitas visual antar spesies merak yang bersifat halus dan sulit dibedakan secara konsisten melalui pengamatan langsung [11]. Karakteristik pembeda antar spesies umumnya terletak pada variasi warna, gradasi, serta tekstur bulu, yang sering kali memiliki kemiripan tinggi antar individu dan dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan, usia bulu, serta sudut pengamatan [12]. Kondisi ini menjadikan proses identifikasi spesies berbasis pengamatan visual manual rentan terhadap kesalahan. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan identifikasi yang tidak sepenuhnya bergantung pada pengamatan langsung terhadap tubuh merak. Bulu merak yang rontok secara alami dapat dimanfaatkan sebagai objek identifikasi karena bersifat non-invasif dan mengandung informasi visual berbasis tekstur yang merepresentasikan karakteristik pembeda antar spesies, sehingga berpotensi mendukung proses identifikasi spesies yang lebih objektif dan konsisten [13].

Citra bulu merak sebagai objek visual memiliki karakteristik yang berbeda dibandingkan objek citra pada umumnya, sehingga menghadirkan tantangan tersendiri dalam proses analisis. Citra bulu tidak memiliki bentuk global atau struktur geometris yang konsisten untuk dijadikan ciri pembeda utama antar kelas. Informasi diskriminatif sepenuhnya bergantung pada detail visual berskala kecil, seperti tekstur mikro, pola serat, dan distribusi warna lokal, yang perbedaannya

bersifat halus (*fine-grained*). Selain itu, pola visual pada bulu muncul pada berbagai skala, mulai dari gradasi warna berskala besar hingga serat halus berskala kecil, yang tidak selalu terdistribusi secara seragam dalam satu citra. Karakteristik tersebut menjadikan ekstraksi fitur dari citra bulu merak sebagai permasalahan yang kompleks dan memerlukan pendekatan analisis yang mampu menangkap informasi visual secara adaptif pada berbagai skala fitur [14].

Pendekatan berbasis teknologi menjadi diperlukan untuk mendukung proses identifikasi spesies merak secara objektif dan konsisten, khususnya ketika berhadapan dengan data visual yang memiliki kompleksitas tinggi. Salah satu pendekatan yang umum digunakan dalam konteks tersebut adalah klasifikasi. Klasifikasi merupakan bagian dari penerapan kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) [15]. Klasifikasi bertujuan untuk mengelompokkan objek ke dalam kelas tertentu berdasarkan karakteristik atau fitur yang dimilikinya. Data citra termasuk ke dalam kategori data tidak terstruktur yang memiliki dimensi tinggi serta pola visual yang kompleks [16]. Dengan memanfaatkan pendekatan klasifikasi berbasis kecerdasan buatan, pola visual pada citra bulu merak dapat dipelajari dan dianalisis secara sistematis.

Dalam klasifikasi citra, pendekatan *deep learning* banyak digunakan karena kemampuannya dalam mempelajari karakteristik visual secara langsung dari data tanpa bergantung pada perancangan fitur secara manual [17]. Melalui jaringan saraf bertingkat, proses pembentukan fitur dilakukan secara hierarkis, sehingga pola visual yang kompleks dapat direpresentasikan secara efektif. Pendekatan ini relevan untuk data citra dengan dimensi tinggi dan perbedaan visual yang bersifat halus, seperti pada citra bulu merak. Dibandingkan metode konvensional, *deep learning* mampu menghasilkan representasi fitur yang lebih kaya dan adaptif terhadap variasi antar kelas. Dalam penerapannya pada klasifikasi citra, salah satu arsitektur utama *deep learning* yang banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) [18].

CNN merupakan salah satu metode *deep learning* yang digunakan untuk mengolah data berbentuk grid, seperti citra dua dimensi. Konsep awal CNN mulai diperkenalkan pada akhir dekade 1980-an dan mulai berkembang secara signifikan

pada awal 1990-an melalui penerapan jaringan saraf berlapis untuk pengenalan pola visual [19]. Cara kerja CNN dilakukan dengan memanfaatkan operasi konvolusi untuk mengekstraksi fitur visual secara bertahap, mulai dari fitur tingkat rendah seperti tepi dan tekstur hingga fitur tingkat tinggi yang lebih abstrak [20]. Struktur hierarkis tersebut memungkinkan CNN mempelajari representasi visual secara efektif dari data citra yang kompleks. Dibandingkan metode klasifikasi berbasis fitur buatan (*handcrafted features*), CNN mampu melakukan proses ekstraksi fitur dan klasifikasi secara terintegrasi, sehingga banyak digunakan dalam berbagai penelitian klasifikasi citra dengan perbedaan antar kelas yang bersifat halus.

Meskipun CNN banyak digunakan dalam klasifikasi citra karena kemampuannya mengekstraksi fitur visual secara hierarkis, performa model sangat bergantung pada karakteristik data yang dianalisis. Pada data citra dengan perbedaan visual yang bersifat halus (*fine-grained*), seperti citra bulu merak, CNN konvensional cenderung mengalami keterbatasan dalam menangkap fitur pembeda lokal yang halus [21]. Informasi penting pada citra bulu merak muncul pada berbagai skala visual, sehingga menuntut kemampuan ekstraksi fitur yang adaptif terhadap variasi skala. Keterbatasan tersebut berpotensi menurunkan performa klasifikasi ketika perbedaan antar spesies sangat tipis. Oleh karena itu, diperlukan arsitektur CNN yang memiliki kedalaman jaringan yang memadai dan mampu mempelajari representasi visual kompleks secara stabil. Berbagai arsitektur CNN dalam telah dikembangkan untuk menangani permasalahan klasifikasi citra dengan tingkat kompleksitas visual yang tinggi.

Salah satu arsitektur CNN yang dirancang untuk mengatasi permasalahan kedalaman jaringan adalah *Residual Network (ResNet)*. *ResNet* memperkenalkan mekanisme *residual learning* melalui *shortcut connection* yang mampu mengurangi permasalahan *vanishing gradient* dan degradasi performa. Dengan struktur yang dalam namun tetap stabil, *ResNet* mampu mempelajari representasi fitur yang lebih kompleks dan hierarkis, termasuk detail tekstur dan pola halus pada citra *fine-grained*. Selain itu, arsitektur *ResNet* yang modular dan berbasis *residual block* menjadikannya fleksibel untuk dikembangkan lebih lanjut melalui integrasi mekanisme tambahan seperti *attention* atau *multi-scale feature selection* [22]. Oleh

karena itu, *ResNet-50* dipilih sebagai model dasar dalam penelitian ini karena stabilitas pelatihan pada jaringan dalam, kemampuan merepresentasikan fitur tekstur yang kompleks, serta kemudahannya untuk diintegrasikan dengan mekanisme *Selective Kernel* pada kasus citra *fine-grained* seperti bulu merak.

Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa arsitektur CNN yang lebih dalam seperti *ResNet-50*, banyak diterapkan dalam *task* klasifikasi spesies berbasis citra dengan tingkat kompleksitas visual yang tinggi. Yang, dkk., mengusulkan kerangka *transfer learning* untuk klasifikasi spesies burung dilindungi di Indonesia menggunakan *dataset* berjumlah 8.057 citra dari 83 spesies, dengan membandingkan sepuluh arsitektur CNN *pretrained ImageNet* meliputi *DenseNet121*, *ResNet50*, *ResNet50V2*, *VGG16*, *VGG19*, *MobileNetV1*, *MobileNetV2*, *InceptionV3*, *InceptionResNetV2*, dan *NasNetMobile*. Hasil eksperimen menunjukkan *ResNet-50* mampu mencapai performa validasi yang kompetitif sebesar 87,75% setelah ditambahkan struktur lapisan tambahan dan *fine-tuning* [23]. Temuan tersebut mengindikasikan bahwa meskipun *ResNet-50* efektif sebagai *baseline*, performanya masih bergantung pada desain arsitektur tambahan untuk menangani variasi tampilan visual antar spesies.

Pada konteks klasifikasi *fine-grained*, Cao menerapkan *ResNet-50* untuk mengklasifikasikan 75 spesies kupu-kupu dengan perbedaan morfologi dan tekstur yang sangat halus, dan melaporkan akurasi validasi tertinggi sebesar 92,27% dibandingkan beberapa model pembanding [24]. Meskipun demikian, penulis mencatat bahwa *ResNet-50* masih mengalami kesalahan klasifikasi pada spesies dengan kemiripan tekstur yang sangat tinggi. Keterbatasan tersebut dikaitkan dengan kemampuan jaringan dalam menangkap fitur pembeda yang bersifat lokal dan muncul pada berbagai skala, sehingga disarankan pengembangan lebih lanjut melalui mekanisme peningkatan fitur multi-skala. Temuan-temuan dari penelitian terdahulu menunjukkan *ResNet-50* merupakan arsitektur yang kuat dan stabil untuk klasifikasi citra spesies, namun masih memiliki keterbatasan dalam adaptasi terhadap variasi skala fitur pada data *fine-grained*.

Untuk mengatasi keterbatasan CNN dalam beradaptasi terhadap variasi skala fitur, terdapat pendekatan yang diusulkan dalam beberapa penelitian, yaitu

Selective Kernel Network (SK). SK merupakan pendekatan *deep learning* yang memperkenalkan kemampuan pemilihan ukuran kernel konvolusi secara dinamis dalam proses ekstraksi fitur, dan pertama kali diperkenalkan oleh Li, dkk. Pada tahun 2019 [25]. Berbeda dengan CNN konvensional yang menggunakan kernel berukuran tetap pada setiap lapisan, SK memungkinkan jaringan untuk menyesuaikan *receptive field* berdasarkan karakteristik *input* citra. Dalam mekanismenya, fitur diekstraksi menggunakan beberapa kernel dengan ukuran berbeda dan dipilih secara adaptif melalui mekanisme perhatian (*attention*). Dengan pendekatan tersebut, SK mampu menangkap informasi visual pada berbagai skala secara lebih fleksibel, sehingga berpotensi meningkatkan kemampuan model dalam membedakan pola visual dengan kemiripan tinggi dan bersifat multi-skala [26].

Beberapa penelitian telah menerapkan mekanisme SK sebagai pengembangan arsitektur CNN untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur pada data citra dengan variasi skala yang tinggi. Hou, dkk. mengusulkan model *SKA-ResNet*, yaitu varian *ResNet* yang menyematkan modul SK *attention* pada setiap blok residual untuk menyesuaikan *receptive field* secara adaptif berdasarkan karakteristik visual citra. Pendekatan tersebut diuji pada tugas klasifikasi instrumen bedah yang memiliki kemiripan bentuk dan tekstur tinggi antar kelas menggunakan *dataset* SID19 yang terdiri dari 3.800 citra dari 19 kategori [27]. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa *SKA-ResNet* mencapai akurasi klasifikasi sebesar 97,70%, melampaui *ResNet-50* standar serta beberapa varian CNN berbasis *attention* lainnya. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi SK mampu memperkaya representasi fitur lokal multi-skala, sehingga meningkatkan kemampuan model dalam membedakan objek dengan perbedaan visual yang bersifat halus.

Meskipun berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa integrasi SK mampu meningkatkan performa CNN pada tugas klasifikasi citra *fine-grained*, penerapannya pada klasifikasi spesies berbasis citra satu helai bulu dengan data primer masih jarang dikaji. Sebagian besar penelitian sebelumnya menggunakan *dataset* sekunder dan objek dengan bentuk global yang jelas, sehingga belum sepenuhnya merepresentasikan kondisi identifikasi berbasis tekstur lokal yang terisolasi. Sebagai tindak lanjut dari penelitian terdahulu, model *ResNet-50* dengan

Selective Kernel diusulkan untuk mengklasifikasikan spesies merak berdasarkan citra bulu. Tujuan dari pendekatan ini guna meningkatkan kemampuan model dalam menangkap fitur warna dan tekstur berskala beragam pada data dengan perbedaan visual yang sangat halus.

Untuk menguji pendekatan yang diusulkan, data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data primer berupa citra bulu merak yang diperoleh langsung dari penangkaran merak melalui mekanisme perizinan dan pengelolaan resmi. Pengumpulan data dilakukan dengan memanfaatkan bulu merak yang rontok secara alami, sehingga proses pengambilan data bersifat non-invasif dan tidak menimbulkan gangguan maupun stres pada satwa. Data citra yang terkumpul selanjutnya digunakan sebagai objek pengujian dalam tugas klasifikasi spesies, dengan pelabelan kelas spesies yang mengacu pada identifikasi resmi dari pihak penangkaran. *Dataset* dikelompokkan ke dalam tiga kelas, yaitu merak hijau (*Pavo muticus*), merak biru (*Pavo cristatus*), dan merak ungu. Setiap citra merepresentasikan satu helai bulu yang difoto secara terpisah untuk menekankan karakteristik visual berbasis warna dan tekstur tanpa melibatkan bentuk global tubuh satwa.

Hasil penelitian tersebut diimplementasikan dalam bentuk antarmuka berbasis *web* yang dikembangkan menggunakan *framework* Flask dan diberi nama PavoLens (*Peafowl Species Classification System*) sebagai media interaksi pengguna dengan model klasifikasi yang diusulkan. Antarmuka ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah citra bulu merak dan memperoleh hasil klasifikasi spesies secara otomatis. Pengembangan antarmuka berbasis *web* bertujuan untuk mempermudah penggunaan dan pengujian model klasifikasi, sehingga hasil penelitian dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu identifikasi spesies merak di lingkungan penangkaran. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berkontribusi pada pengembangan model klasifikasi citra berbasis *deep learning*, tetapi juga menyediakan luaran aplikatif yang mendukung proses identifikasi spesies secara praktis dan konsisten.

1.2. Rumusan Masalah

Mengacu pada latar belakang yang sebelumnya diuraikan, penelitian ini mengajukan beberapa rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana penerapan arsitektur *ResNet-50* dengan *Selective Kernel* (SK) dalam mengekstraksi fitur visual multi-skala pada citra bulu merak yang memiliki karakteristik tekstur halus (*fine-grained*)?
2. Bagaimana pengaruh integrasi mekanisme *Selective Kernel* (SK) pada arsitektur *ResNet-50* terhadap performa klasifikasi spesies merak berbasis citra bulu dibandingkan dengan model *ResNet-50* standar sebagai *baseline*?
3. Bagaimana merancang antarmuka pengguna (GUI) yang dapat menampilkan hasil klasifikasi spesies merak secara praktis dan informatif?

1.3. Batasan Masalah

Ruang lingkup penelitian ini dibatasi oleh beberapa batasan masalah sebagai berikut:

1. Objek kajian dalam penelitian ini adalah klasifikasi spesies merak menggunakan citra bulu yang mencakup tiga kelas, yaitu merak hijau (*Pavo muticus*), merak biru (*Pavo cristatus*), dan merak ungu.
2. Data citra bulu diperoleh langsung dari penangkaran merak melalui mekanisme perizinan dan pengelolaan resmi, tanpa melibatkan data sekunder dari sumber lain.
3. Objek citra dibatasi pada satu helai bulu merak yang difoto secara terpisah, sehingga identifikasi spesies hanya didasarkan pada karakteristik visual berbasis warna dan tekstur, tanpa mempertimbangkan bentuk global merak.
4. Metode klasifikasi difokuskan pada penerapan arsitektur *ResNet-50* dengan *Selective Kernel* (SK), tanpa melibatkan metode klasifikasi lain di luar lingkup penelitian.
5. Evaluasi performa model dibatasi pada metrik klasifikasi serta pengukuran waktu inferensi rata-rata pada lingkungan pengujian lokal, tanpa membahas optimasi sistem dan efisiensi perangkat keras.

6. Sistem berbasis *website* yang dikembangkan hanya menampilkan hasil klasifikasi spesies merak berdasarkan citra bulu, tanpa mengintegrasikan fitur lanjutan seperti manajemen populasi, riwayat satwa, atau sistem pendukung keputusan lainnya.

1.4. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan utama yang hendak dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan arsitektur *ResNet-50* yang dimodifikasi dengan *Selective Kernel* (SK) untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur multi-skala pada citra bulu merak yang memiliki karakteristik tekstur halus (*fine-grained*).
2. Menganalisis pengaruh integrasi mekanisme *Selective Kernel* (SK) terhadap performa klasifikasi spesies merak berbasis citra bulu dibandingkan dengan arsitektur *baseline ResNet-50*.
3. Merancang sistem berbasis *website* yang mampu menampilkan hasil klasifikasi spesies merak secara praktis dan informatif.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini disusun untuk memberikan gambaran kontribusi yang dapat diperoleh dari hasil penelitian sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis
Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan metode klasifikasi citra dengan penerapan arsitektur *ResNet-50* yang dimodifikasi menggunakan *Selective Kernel* (SK) pada citra bertekstur halus (*fine-grained*). Hasil penelitian ini dapat menjadi referensi bagi pengembangan model klasifikasi citra berbasis tekstur lokal pada objek lainnya.
2. Manfaat Praktis
 - a. Bagi penulis, penelitian ini menambah keterampilan dan wawasan dalam penerapan *deep learning*, khususnya integrasi *ResNet-50* dengan *Selective Kernel* (SK), serta implementasi sistem berbasis *website*.

- b. Bagi pengelola penangkaran dan pengguna, sistem yang dikembangkan dapat digunakan sebagai alat bantu identifikasi spesies merak berbasis citra bulu secara objektif dan konsisten untuk mendukung pengelolaan data satwa.
- c. Bagi akademisi dan peneliti, penelitian ini dapat menjadi rujukan dalam penerapan dan pengembangan metode klasifikasi citra berbasis tekstur lokal serta penerapan *Selective Kernel* pada data citra *fine-grained*.