

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Klasifikasi gambar adalah metode pembelajaran mesin atau kecerdasan buatan yang dapat digunakan untuk mendeteksi, mengenali, dan membedakan gambar dengan cepat dan akurat. Sebuah metode meniru kemampuan manusia untuk mengekstrak informasi dari gambar digital, memungkinkan komputer untuk mengenali objek dalam gambar dengan cara yang sama seperti manusia, ini berarti memungkinkan komputer untuk memperoleh informasi dari gambar untuk tujuan identifikasi objek otomatis [1].

Taksonomi merupakan ilmu yang mempelajari kaitan tentang identifikasi, deskripsi, perbandingan, penamaan dan klasifikasi makhluk hidup [2]. Dalam mata pelajaran biologi, pada umumnya pelajar harus mampu menghafal, terutama sub-bab taksonomi yang berkaitan dengan klasifikasi hewan vertebrata. Pada kasus mata kuliah yang bersifat eksak, sebagian pelajar sulit dalam melakukan hafalan klasifikasi makhluk hidup, proses pembelajaran teori, terbatasnya kemampuan mengingat sesuatu tentang segala hal, dan terutama bahasa asing sering-kali membuat pelajar kesulitan dalam memahami pelajaran terutama dalam mengidentifikasi jenis dan taksonomi hewan tersebut [3].

Deep Learning adalah cabang Machine Learning yang terinspirasi oleh korteks serebral manusia diimplementasikan menjadi jaringan saraf tiruan, yang menerapkan algoritma ANN dengan *hidden layer* yang lebih kompleks. *Hidden layer* digunakan sebagai jembatan dari kompleksitas lapisan-lapisan antara lapisan masuk dan lapisan keluar [4]. Penggunaan Deep Learning pada banyak kasus telah menunjukkan kemampuan yang baik dalam penyelesaian masalah. Faktor-faktor tersebut dipengaruhi oleh komputasi, besar kumpulan data dan arsitektur Deep Learning [5].

Convolutional Neural Network (CNN) pertama kali diusulkan di tahun 1960-an [6] adalah metode Deep Learning dalam klasifikasi suatu objek gambar dengan nilai akurasi tinggi [4]. Ada dua metode khusus dari CNN yaitu klasifikasi Feedforward dan Backpropagation [1], yang menggabungkan intra-arsitektur dan fusi jaringan antar-arsitektur [7]. CNN memiliki kekurangan pada pelatihan pembuatan model dengan waktu lama dikarenakan memiliki memiliki jumlah layer dan parameter yang besar, yang membuat proses pelatihan dan evaluasi membutuhkan waktu yang lama. Selain itu, setiap layer dalam CNN melakukan operasi konvolusi yang memerlukan banyak komputasi, terutama jika menggunakan dataset yang besar dan banyak fitur. Proses pelatihan CNN juga membutuhkan iterasi yang banyak untuk menentukan bobot yang optimal, sehingga membutuhkan waktu yang cukup lama [8]. Implementasi secara efisien disarankan menggunakan *graphics processing unit* (GPU) untuk secara signifikan mempercepat kinerja komputasi [5].

Augmentasi data adalah teknik manipulasi yang tidak menghilangkan ekstraksi informasi tentang data dalam sebuah dataset menjadi berbeda, untuk mereplikasi kumpulan data dengan cara efektif sehingga lebih banyak data pelatihan model untuk mencapai akurasi optimal juga menghindari *overfitting* dan *underfitting* [9], [10].

Transfer Learning merupakan pembelajaran mendalam yang mengadopsi fitur dari CNN yang dilatih sebelumnya untuk dapat dimodelkan kembali dengan masalah baru [11]. Transfer Learning adalah teknologi yang sangat penting dan efektif dalam *training*. Tujuan dari Transfer Learning adalah untuk tidak membuang informasi yang berguna dari data sebelumnya dan menerapkan pengetahuan yang dipelajari sebelumnya [12], teknik tersebut membantu mengurangi kebutuhan komputasi yang diperlukan untuk pelatihan jaringan [11]. Transfer Learning menggunakan pengetahuan dari masalah sebelumnya yang memiliki hubungan yang sama untuk meningkatkan generalisasi untuk hal baru daripada harus dilakukan *learning* dari awal [13].

Residual Network (ResNet) adalah Transfer Learning yang dikembangkan oleh Microsoft dalam kontes ImageNet 2015 mendapatkan juara 1, berhasil

menyelesaikan permasalahan nilai *gradient* yang hilang. Tingkat kedalaman *layer* yang semakin banyak menyebabkan nilai *gradient* mendekati nol sehingga perubahan bobot sangat kecil sekali layaknya mesin tidak belajar apapun [14]. Cara kerjanya dengan Skip Connection atau Identity Mapping yang ditambahkan pada beberapa *layer* jaringan Convolutional Neural Network lalu ditambahkan pada *output layer* di depannya untuk mengatasi masalah tersebut. Gradient Descent adalah algoritma untuk *mengupdate weight* dan bias dengan fungsinya mengurangi sebagian inisiasi *weight* dari nilai *gradient* ke suatu arah menurun, dengan teknik ini membuat parameter dapat ditemukan untuk meminimalkan *loss function* [15].

Metode di atas memiliki kelebihan dan kekurangan, terutama pada bagian pelatihan, karena membutuhkan sumber daya dan waktu yang lama selama pelatihan. Namun, karena kecepatan dan modernisasi perangkat keras PC, hal ini dapat diatasi dengan teknologi GPU (graphics processing unit), CPU (central processing unit), dan PC kelas atas [16].

ResNet sendiri terdiri dari *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *flatten* serta penambahan Skip Connection atau Identity Mapping pada setiap beberapa *convolution layer*, jenis-jenis arsitektur ada banyak seperti ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101 dan ResNet-152 [17]. Dari masalah tersebut, penelitian ini menggunakan arsitektur Transfer Learning *terupdate* yaitu ResNet 152 yang memiliki proses 4 Residual block dan *4-layer* transisi terakhir *layer output* klasifikasi [18]. Metode Transfer Learning ResNet 152, telah terbukti mengungguli banyak tugas visual, termasuk klasifikasi objek dengan membedakan antara jenis gambar berdasarkan label. karena kemampuan arsitektur yang mudah dioptimalkan dan akurasi yang lebih tinggi pada kedalaman jaringan, hal tersebut terbukti pada pengujian dataset ImageNet dengan arsitektur *lapisan* 152 yang 8x lebih dalam dibanding arsitektur VGG19 tetapi memiliki tingkat kerumitan yang lebih rendah, tingkat kesalahan ResNet tercatat sebesar 3,57% menempakan pada top 5 *error* dan memenangkan juara 1 pada kompetisi ILSVRC, lalu apabila dibandingkan dengan arsitektur ResNet lainnya, ResNet 152 merupakan arsitektur yang jauh lebih dalam dengan tingkat *error* yang paling rendah dan memiliki tingkat akurasi jauh lebih baik dari tipe ResNet lainnya [19].

Diharapkan hasil penelitian ini memberikan informasi tentang taksonomi hewan yang dapat dijadikan sebagai referensi untuk penelitian selanjutnya dalam menggunakan Transfer Learning ResNet 152 dengan dataset *multiclass*, terutama pada data gambar hewan terhadap pemecahan masalah tentang taksonomi-taksonomi genus hewan.

1.2. Perumusan Masalah

1. Dalam pelajaran biologi, pada umumnya pelajar harus menghafal terutama tentang taksonomi hewan-hewan. Proses pembelajaran teori, terbatasnya kemampuan mengingat sesuatu tentang segala hal, dan terutama bahasa asing. Masalah tersebut membuat pelajar kesulitan dalam memahami pelajaran terutama dalam mengidentifikasi jenis dan taksonomi hewan tersebut.
2. Besarnya beban komputasi pada Deep Learning untuk melakukan proses *training*, perlu adanya implementasi Transfer Learning untuk menghindari *layer* berlebih dalam arsitektur dan mengambil pengetahuan model pada masalah sebelumnya, sehingga hasil dari *training* model dapat secara optimal dalam melakukan klasifikasi genus hewan.

1.3. Pertanyaan penelitian

1. Bagaimana pengaruh *fine-tuning* pada model dalam klasifikasi taksonomi genus hewan menggunakan Transfer Learning ResNet 152?
2. Bagaimana evaluasi akurasi dan stabilitas model dalam klasifikasi taksonomi genus hewan menggunakan Transfer Learning ResNet 152?

1.4. Batasan masalah

1. Penelitian ini memiliki batasan pada penggunaan metode Transfer Learning ResNet 152.
2. Hasil prediksi model hanya bisa melakukan satu objek dalam gambar serta hasil klasifikasi ilmiah hanya sampai genus.
3. Penelitian ini berfokus pada bagaimana Transfer Learning ResNet 152 melakukan klasifikasi terhadap dataset 90 jenis hewan.

4. Data didapatkan melalui download *dataset Kaggle link*:
<https://www.kaggle.com/datasets/iamsouravbanerjee/animal-image-dataset-90-different-animals>.
5. Mengingat kompleksitas taksonomi, informasi dalam kategori umum tidak bisa spesifik.

1.5. Tujuan Penelitian

1. Penelitian ini menggunakan Transfer Learning 152 dengan tujuan mengambil pengetahuan sebelumnya untuk diimplementasikan pada masalah baru pada citra hewan.
2. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performa model dari implementasi Transfer Learning ResNet 152 untuk melakukan klasifikasi terhadap *dataset* 90 jenis hewan.

1.6. Manfaat Penelitian

1. Diharapkan hasil penelitian memberikan efisiensi untuk mengatasi masalah pengelompokan taksonomi untuk membantu pelajar dalam mengenali taksonomi genus hewan dan mengetahui performa akurasi yang terbaik dari ResNet 152 dalam klasifikasi taksonomi genus hewan.
2. Mengambil model terbaik dari hasil Transfer Learning ResNet 152 setelah dilakukan *training* model.