

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1.Latar Belakang Masalah

Dalam ranah penelitian paleontologi, pendekatan yang inovatif mengandalkan metode *convolutional neural network* (CNN) telah diperkenalkan untuk identifikasi otomatis mikro-fosil dalam sampel batuan. Metode inovatif ini bertujuan untuk menyederhanakan proses yang memakan waktu dan tenaga dalam identifikasi manual, terutama dalam konteks penelitian mengenai minyak bumi dan studi rekonstruksi habitat. Dengan menerapkan algoritma visi komputer canggih dan teknik pembelajaran mendalam, model CNN yang diusulkan menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam mengidentifikasi secara akurat spesimen mikro-fosil tanpa perlu ekstraksi fisik. Terobosan ini tidak hanya meningkatkan efisiensi dan akurasi analisis mikro-fosil, tetapi juga membuka kemungkinan untuk analisis pelestarian non-destruktif mikroorganisme selama jangka waktu geologis.

Penelitian yang dilakukan membuktikan adanya evolusi pada sebagian jenis foraminifera, contohnya pada jenis *Globigerinella siphonifera*/*Globigerinella calida* yang ternyata sangat beragam secara genetik sehingga perlu dipelajari keterkaitannya. Selanjutnya telah ditemukan juga bukti bahwa kedua jenis ini dengan ruang pandang yang diperpanjang memiliki fitur unik saat dilihat dari samping, mengindikasikan perlunya mempertimbangkan kembali bagaimana kita mengklasifikasikan spesies foraminifera ini. [1]

Foraminifera adalah organisme laut kecil yang ditemukan di seluruh dunia, menghasilkan cangkang karbonat yang unik yang menumpuk di dasar laut, membentuk lapisan sedimen yang luas. Selain itu, karakteristik seperti komposisi spesies, fitur cangkang, dan geokimia berfungsi sebagai proksi untuk membangun kembali kondisi iklim bersejarah, termasuk suhu, tingkat oksigen, dan kadar garam laut. [1]

Dengan metode terdahulu, automasi dari proses klasifikasi sebuah obyek bisa dilakukan dengan beberapa metode *machine learning* yang dikombinasikan dengan beberapa metode ekstraksi fitur. Contohnya dalam kasus peningkatan akurasi untuk identifikasi penyakit yang mampu diidentifikasi melalui gambaran subjek penelitian, digunakan ekstraksi fitur berupa tekstur dan warna [3], namun pada kasus data-set fosil foraminifera diperlukan kemampuan ekstraksi fitur yang lebih kompleks sehingga ditempuhlah penelitian dengan metode *deep learning*. Pengklasifikasian mikrofosil foraminifera telah berkembang dari studi morfologi menjadi berbasis filogenetik molekuler, dengan metode baru yang diperkenalkan pada 2013 menggunakan rDNA SSU. Dalam penelitian ini, DNA diekstraksi dan dianalisis menggunakan PCR, lalu diurutkan dan disimpan di database seperti EMBL/GenBank, dengan data diselaraskan menggunakan perangkat lunak Seaview untuk menggambarkan evolusi organisme. [11]

Dalam beberapa penelitian telah terbukti mampu menyajikan metode untuk menganalisis set gambar foraminifera berjumlah besar menggunakan CNN mendalam, bertujuan untuk mengotomatisasi proses identifikasi yang memakan waktu dan manual yang biasanya dilakukan oleh para ahli serta mengatasi permasalahan ekstraksi fitur yang kompleks. [2] Beberapa hal yang memungkinkan algoritma CNN mampu melakukan klasifikasi lebih baik, diantaranya karena CNN mampu mengidentifikasi batasan yang ada di dalam sebuah gambar dengan *layer* khusus, juga menerapkan sistem seperti *pooling* untuk membuat proses klasifikasi menjadi lebih sederhana dan menghemat waktu. Efisiensi juga dapat dicapai dengan *shared-parameters* yang artinya sistem tidak perlu mempelajari semua hal tentang sebuah data-set baru dari awal. Dan kelebihan lainnya dari sebuah sistem yang dibangun dengan *deep learning*, semakin banyak data yang digunakan dan

semakin banyak dilatih, maka performansi sistem akan semakin baik. Bahkan sistem mampu mempelajari tugas serupa dari proses pembelajaran yang pernah dilakukan sebelumnya. [4]

Sejak pertama kali diperkenalkan di awal tahun 1990, algoritma CNN telah mengalami banyak pengembangan hingga beberapa diantaranya mampu membentuk algoritma yang *robust* dan menyentuh titik *state of the art* (SOA). Penelitian yang dilakukan oleh O'Quinn et al. bertujuan untuk mengembangkan jaringan CNN untuk mengklasifikasikan gambar pneumonia. Mereka menggunakan sebuah dataset yang terdiri dari 5.659 gambar. Dalam studi mereka, mereka menyatakan berhasil mengklasifikasikan gambar-gambar tersebut dengan tingkat akurasi sebesar 72% menggunakan metode transfer *learning* dengan AlexNet. [8]

Salah satu yang cukup sederhana dan masih terus dikembangkan adalah arsitektur ResNet. Dengan menggabungkan pendekatan yang efisien untuk menyelesaikan permasalahan *vanishing gradient* pada DL, yakni parameter yang digunakan untuk meng-*update* parameter sebuah jaringan selama *training*, sehingga secara efektif mampu mengurangi kemampuan sebuah jaringan untuk bekerja. Selain itu juga, ResNet memungkinkan masukan dari sebuah lapisan jaringan ke layer yang lebih dalam sehingga mampu secara efisien berfokus pada residu yang ada daripada mempelajari semua hal dari awal di semua jaringannya. Dalam beberapa kasus, penggunaan ResNet50 banyak digunakan dalam kasus *enhancement* model sebagai basis arsitektur yang digunakan, sebagai contoh pendekatan ResNet50 dengan Convolutional Block Attention (CBAM) yang merupakan mekanisme yang digunakan dalam jaringan saraf konvolusional (CNN) untuk meningkatkan representasi fitur dengan fokus pada fitur-informasi dan menekan fitur yang tidak relevan. Dalam penelitian W Islam et al nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan F1 Score dari model asing-masing sebesar 0.77 ± 0.02 , 0.77 ± 0.05 , 0.79 ± 0.06 , dan 0.75 ± 0.05 .

Pada tugas akhir ini, untuk menganalisis bagaimana performansi arsitektur ResNet bila digunakan pada data-set mikro-fosil foraminifera serta seberapa besar pengaruh optimotor pada beberapa arsitektur turunan paling optimal yang mampu digunakan pada kasus ini.

1.2. Perumusan Masalah

Ada pula rumusan masalah yang ada pada penelitian ini, ialah:

1. Bagaimana menerapkan dan mengoptimalkan algoritma CNN untuk klasifikasi gambar-gambar foraminifera?
2. Bagaimana hasil perbandingan performansi dari beberapa jenis arsitektur CNN, ResNet50 dan EfficientNet yang digunakan?

Selain itu juga, ada batasan-batasan penelitian yang akan digunakan, diantaranya:

1. Penelitian dibatasi pada 3 jenis arsitektur, yaitu *conventional CNN*, ResNet50, dan EfficientNet.
2. Penelitian akan dilakukan pada 18 kelas yang terdiri dari 13.564 data yang akan di pisah menjadi *data test* dan *data train*.

1.2. Tujuan

1. Menganalisis proses klasifikasi data-set mikro-fosil foraminifera dengan Algoritma CNN dan menguji arsitektur ResNet.
2. Mengukur performansi sistem dari nilai akurasi yang dihasilkan dari masing-masing arsitektur.

1.3. Metodologi Penelitian

1.4.1. Identifikasi Masalah

Mempelajari dataset dan menilai kelayakan dataset berdasarkan jabarannya pada penelitian terdahulu setra mencocokkan spesifikasi dataset yang sesuai dengan definisi foraminifera.

1.4.2. Studi Literatur

Mempelajari diversitas data-set berdasarkan deskripsi tiap-tiap kelas dan karakteristik teoritisnya. Kemudian mempelajari CNN serta bagaimana kerja ResNet sebagai jenis arsitektur algoritma yang digunakan dan perkembangannya sebagai pertimbangan kelayakan dan kapasitas mesin yang digunakan dalam penelitian, serta mempelajari bagaimana cara kerja optimasi arsitektur berdasarkan karakteristik pembentuknya.

1.4.3. Perancangan

Memberikan gambaran singkat bagaimana sistem bekerja berupa *flow chart* yang dimulai dari tahapan *image preprocessing* yang dilakukan ke sebagian data-set yang dianggap kurang sesuai untuk mempercepat proses klasifikasi. Kemudian dilakukan proses pemisahan data-set untuk *data-train* dan *data-test* di kisaran jumlah 80%:20% sebagai validasi sistem di akhir proses untuk selanjutnya dilakukan analisis. Sebelum menuju proses analisis, akan dilakukan proses *training* berulang pada arsitektur yang di uji hingga menemukan nilai optimum bagi variabel-variabel utama yang akan selanjutnya digunakan sebagai model untuk melakukan *testing*. Dan terakhir dilakukan perhitungan akurasi sesuai dengan ketentuan.

1.4.4. Implementasi

Implementasi akan dilakukan sesuai dengan urutan rancangan sistem yang ada. *Training* akan dilakukan berulang untuk menentukan hasil terbaik yang akan digunakan sebagai model untuk implementasi *testingsistem*. Pengamatan dan pencatatan setiap tahapan *training* dan *testing* akan disematkan dalam laporan. Seluruh proses akan dilakukan di lingkup pemrograman dengan bahasa *Python*.

1.4.5. Analisis dan Pengujian

Analisis dan evaluasi parameter sesuai dengan variabel uji yang ada pada program yang diimplementasikan. Dalam satu sistem, terdapat beberapa proses uji sebelum akhirnya ditentukan metodemana yang mampu menghasilkan akurasi terbaik. Serta ditentukan juga mengapa suatu arsitektur tidak mampu bekerja sebaik arsitektur lainnya. Hal tersebut kemudian akan melalui proses validasi dengan caramelakukan *testing* pada data yang belum diklasifikasi sebelumnya.

1.4.6. Kesimpulan dan Pembuatan Laporan

Pada tahapan ini, hasil analisis akurasi akan diamati untuk pada akhirnya menghasilkan kesimpulan yang akan dibubuhkan pada laporan pada sejak awal penelitian dilakukan hingga selesai.