

## BAB V

### PENUTUP

Bab ini menjelaskan mengenai kesimpulan dan saran yang didapatkan dari penelitian yang berjudul “Klasifikasi Citra Plankton dengan Algoritma Hibrida Convolutional Neural Network-Extreme Learning Machine Berbasis Web Flask”.

#### 5.1. Kesimpulan

Kesimpulan yang didapatkan dari penelitian yang berjudul “Klasifikasi Citra Plankton dengan Algoritma Hibrida Convolutional Neural Network-Extreme Learning Machine Berbasis Web Flask” adalah sebagai berikut:

1. Implementasi *Convolutional Neural Network* dan *Extreme Learning Machine* pada klasifikasi plankton dilakukan dengan beberapa tahapan. Pada CNN dilakukan inisialisasi jumlah *filter* CNN yang digunakan saat mengekstrak fitur citra, serta pemilihan ukuran *kernel*, jumlah *convolution* dan fungsi aktivasi. Untuk penerapan ELM pada klasifikasinya dilakukan dengan beberapa tahapan, yaitu pemilihan jumlah *hidden node* pada *hidden layer*, perhitungan fitur masukan dari CNN yang dikalikan dengan bobot *input* yang inisialisasi secara acak, pengaktifan fungsi aktivasi ReLU pada *hidden layer* dan perhitungan bobot *output* menggunakan metode pseudoinvers.
2. Implementasi SMOTE berhasil mengatasi ketidakseimbangan data melalui proses *oversampling* dengan interpolasi pada data latih. Hasilnya adalah distribusi kelas yang lebih seimbang, menyesuaikan dengan jumlah sampel pada kelas mayoritas terbesar. Proses ini dilakukan dengan menginisialisasi nilai  $k$  pada *k-nearest neighbors* untuk menghitung jarak Euclidean, diikuti dengan perubahan bentuk matriks untuk menerapkan metode interpolasi secara efektif.
3. Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan untuk metode CNN-ELM didapatkan model dengan performa terbaik yang memiliki nilai akurasi sebesar 0.99 dengan menggunakan parameter rasio pembagian data latih dan uji 80:20, serta dengan menggunakan 16 *filter* CNN dan 1000 *hidden node* ELM. Model tersebut juga mendapatkan nilai *precision* 0.99, *recall* 0.99, dan *F1-score* 0.99. Akan tetapi, model ini memiliki kelemahan dalam mengklasifikasikan kelas

*Nitzschia*, *Pleurosigma*, dan *Thalassiosira*. Hal tersebut disebabkan karena variasi data yang terlalu beragam dan sedikitnya data citra untuk kelas tersebut.

## 5.2. Saran

Adapun beberapa saran yang dapat diterapkan untuk penelitian selanjutnya dengan tujuan pengembangan yang lebih lanjut, yaitu:

1. Penggunaan algoritma hibrida pembelajaran mesin lainnya pada CNN, seperti *Random Forest* atau SVM, dengan menerapkan validasi silang (*cross-validation*) dapat memberikan evaluasi yang lebih stabil dan akurat terhadap kinerja model, terutama pada *dataset* yang lebih beragam
2. Penggunaan model ekstraksi fitur yang lain seperti ResNet atau *Inception* dapat dicoba untuk mengimplementasikan klasifikasi plankton.
3. Penggunaan metode *transfer learning* untuk memanfaatkan model yang sudah dilatih pada *dataset* yang besar dan umum, seperti ImageNet. Hal ini memungkinkan model untuk mengadaptasi pengetahuan awal tersebut ke dalam domain klasifikasi plankton, yang dapat mempercepat pelatihan dan meningkatkan performa, terutama pada *dataset* yang terbatas.
4. Disarankan menggunakan *dataset* dengan jumlah yang lebih banyak agar dapat meningkatkan hasil akurasi dan reliabilitas pada penelitian ini. Dengan data yang lebih banyak, model dapat lebih baik dalam mengenali variasi antar kelas dan memperbaiki kinerja secara keseluruhan. Serta, menggunakan teknik augmentasi data tambahan dapat lebih memperkaya variasi pada data pelatihan.