

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan pada bab sebelumnya maka dapat disimpulkan bahwa proses pembuatan model untuk klasterisasi kerawanan gempa bumi di Indonesia menggunakan algoritma Invasive Weed Optimization berhasil dibuat serta didapatkan temuan bahwa:

1. Pemvisualisasian *clustering* kerawanan gempa bumi di Indonesia berdasarkan hasil dari algoritma Invasive Weed Optimization dibangun dalam sistem yaitu aplikasi website berbasis Flask yang mengintegrasikan algoritma Invasive Weed Optimization (IWO) untuk memetakan kerawanan gempa bumi di Indonesia yang dapat digunakan untuk mengetahui daerah kerawanan gempa bumi di Indonesia serta dapat mengakses informasi gempa bumi secara *real-time*, dapat mengakses data historis gempa bumi di Indonesia mulai tahun Januari 2014 hingga November 2024, dan dapat melakukan simulasi kejadian gempa.
2. Penerapan metode *clustering* algoritma Invasive Weed Optimization untuk menentukan klaster gempa bumi di Indonesia dimulai dengan penentuan jumlah klaster menggunakan metode elbow dengan hasil penentuan jumlah klaster=4 dengan nilai silhouette score 0.4910. Berdasarkan hasil dari pemodelan menggunakan algoritma Invasive Weed Optimization diperoleh empat klaster yang merepresentasikan tingkat kerawanan yang berbeda-beda. Klaster 0 dengan warna hijau yang memiliki jumlah 46.132 data atau 56.64% dari total keseluruhan data memiliki karakteristik gempa dangkal dan berkekuatan rendah hingga menengah sehingga dikategorikan sebagai kurang rawan. Klaster 1 dengan warna merah yang memiliki jumlah 23.573 data atau 28.94% dari total keseluruhan data mencerminkan gempa berkedalaman dangkal yang berkekuatan tinggi sehingga dikategorikan sebagai sangat rawan. Klaster 2 dengan warna kuning yang memiliki jumlah 1.413 data atau 1.73%

dari total keseluruhan data merepresentasikan gempa sangat dalam dengan kekuatan tinggi sehingga dikategorikan sebagai cukup rawan. Kluster 3 dengan warna oranye yang memiliki jumlah 10.336 data atau 12.69% dari total keseluruhan data merepresentasikan gempa berkedalaman menengah dengan kekuatan menengah hingga tinggi sehingga dikategorikan sebagai rawan. Evaluasi algoritma klasterisasi dilakukan menggunakan tiga metrik utama yaitu *Sum of Squared Errors* (SSE), *Davies-Bouldin Index* (DBI), dan *Silhouette Score*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa Invasive Weed Optimization menghasilkan nilai *Sum of Squared Errors* (SSE) 510.5133, nilai *Davies-Bouldin Index* (DBI) 0.7368, dan nilai *Silhouette Score* 0.4927. Invasive Weed Optimization menghasilkan nilai SSE paling rendah, dibanding algoritma K-Means yang nilai *Sum of Squared Errors* (SSE) 512.710 dan DBSCAN yang nilai *Sum of Squared Errors* (SSE) 1734.8168. Nilai *Davies-Bouldin Index* Invasive Weed Optimization dibanding K-Means yang jauh lebih baik dengan nilai *Davies-Bouldin Index* 0.7348 dan DSCAN dengan nilai *Davies-Bouldin Index* 1.3394. *Silhouette Score* tinggi pada Invasive Weed Optimization dibanding K-Means dengan nilai *Silhouette Score* 0.4910 dan DBSCAN dengan nilai *Silhouette Score* 0.4161.

5.2. Saran

Berdasarkan hasil yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan antara lain:

1. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan agar atribut lain seperti latitude dan longitude tidak hanya digunakan untuk keperluan visualisasi peta, tetapi juga dimanfaatkan sebagai variabel input dalam proses pemodelan. Dengan memasukkan informasi posisi geografis secara langsung ke dalam algoritma klasterisasi diharapkan dapat meningkatkan hasil dalam pengelompokan data gempa bumi berdasarkan pola spasial yang lebih representatif.
2. Selain itu, mengingat penelitian ini menggunakan data gempa bumi di Indonesia dalam rentang waktu Januari 2014 hingga November 2024, Sehingga dapat mempertimbangkan penggunaan data terbaru untuk menghasilkan *insight* yang lebih relevan. Penelitian juga dapat difokuskan pada wilayah

geografis yang lebih sempit seperti satu pulau atau satu provinsi tertentu, agar proses analisis lebih mendalam dan dapat menggambarkan karakteristik gempa bumi secara lebih spesifik di wilayah tersebut.

3. Untuk memperkuat hasil penelitian, dalam pengembangan berikutnya penting untuk mengeksplorasi dan membandingkan algoritma IWO dengan algoritma klasterisasi lain yang umum digunakan dalam kerawanan gempa bumi. Salah satu algoritma yang layak dijadikan pembanding adalah K-Medoids yang memiliki prinsip kerja yang mirip dengan K-Means. Namun, yang membedakannya adalah K-Medoids menggunakan data asli sebagai pusat klaster, bukan rata-rata seperti pada K-Means. Hal ini membuat K-Medoids lebih tahan terhadap data menyimpang (noise) dan cocok digunakan pada data gempa bumi yang seringkali mengandung anomali atau distribusi yang tidak teratur. Dengan keunggulan tersebut, K-Medoids menjadi algoritma yang tepat untuk dibandingkan dengan IWO dalam menguji efektivitas dan ketepatan klasterisasi wilayah rawan gempa di Indonesia.