

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Implementasi OSR dengan menggunakan *OpenMax*, dapat dilakukan dan memungkinkan. *OpenMax* sangat bergantung pada pemodelan *closed-set classification*, hal tersebut dikarenakan *OpenMax* ini membutuhkan *activation vector* yang berperan sebagai "*dataset*". Secara garis besar, untuk menerapkan atau menyelesaikan masalah *closed-set classification* pada pendeteksian penyakit daun kentang dengan *OpenMax* dapat dilakukan dengan beberapa tahap meliputi:

1. **Akuisisi Data**, tidak ada perbedaan data pada tahap ini antara *closed-set classification* dengan *open-set recognition*, khususnya pada saat pelatihan. Namun, untuk pengujiannya diperlukan sampel data yang diasumsikan bukan dari kelas manapun (*unknown unknown classes*) pada sampel pelatihan untuk menguji performa model. Sebagaimana penelitian ini memilih penyakit dari jenis tumbuhan tomat dan paprika yang berperan sebagai *unknown unknown classes*, dapat dilihat pada Tabel 3.2.
2. **Preprocessing**, pada tahap ini, secara garis besar tidak ada yang membedakan tahapan *preprocessing* antar pendekatan. Dikarenakan pada dataset ini bersifat *imbalanced dataset*, peneliti melakukan *balancing* dengan hasil pada Tabel 4.1. Ditahap akhir *preprocessing*, peneliti melakukan *dataset splitting* yang dapat dilihat pada Tabel 4.2. Sebelum sampel diproses model, akan melewati tahap augmentasi seperti pada Tabel 3.3.
3. **Closed-set modeling**, dengan mengandalkan arsitektur *Xception* sebagai basis untuk mendapatkan AV, peneliti mengubah arsitektur tersebut dengan menambahkan 2 *fully connected layer* diakhir arsitektur tersebut. *Layer* terakhir pertama berperan sebagai *classifier* pada saat pelatihan. Sedangkan *layer* kedua terakhir digunakan untuk mendapatkan AV, seperti pada Lampiran 4.6.

4. **OpenMax fitting**, setelah mendapatkan AV pada proses *closed-set modeling* selanjut akan difit untuk *Weibull distribution* pada setiap kelas. pada proses-nya, peneliti menggunakan beberapa parameter *OpenMax* untuk menghasilkan membanding performa terbaik, parameter-parameter tersebut dapat dilihat pada Tabel 3.5. Pada proses pengujian, *OpenMax* akan mengkalibrasi distribusi *Weibull* untuk setiap sampel yang masuk.
5. **Evaluasi**, penurunan performa itu terjadi, namun tidak begitu signifikan. Secara natural (*closed-set modeling*) capaian metrik performa lebih tinggi dibandingkan dengan *OpenMax* ini. Dengan metrik terbaik model yaitu 98.9% untuk akurasi dan *F1-score*, seperti yang sudah dijelaskan pada Tabel 4.4. Dengan *openness* sekitar 18.3%, penelitian ini mendapatkan metrik terbaik pada konfigurasi *threshold* = 1.0. Penggunaan dua jenis *distance function* tidak mengubah hasilnya apabila *threshold* = 1.0. Sebagai catatan, penelitian ini hanya melakukan perubahan 2 parameter saja dengan hasil terbaik yaitu 86.8% untuk akurasi, serta 86.4% untuk *f1-score*.

Perlu diingat juga bahwa *OpenMax* ini memiliki perbedaan dengan *deep learning* konvensional atau *closed-set classification*. Pada metode *OpenMax* perlu langkah ekstra untuk mencapainya, yaitu dengan melakukan sedikit perubahan pada arsitektur model yang digunakan. Selain itu, keluaran yang dihasilkan juga berbeda yaitu dengan adanya penambahan kelas baru sebagai bentuk penolakan terhadap sampel yang datang diluar himpunan kelas pelatihan.

Dengan begitu, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini berhasil menyelesaikan masalah *closed-set classification* pada penyakit daun kentang dengan cara menerapkan metode *OpenMax* yang dimana menjadi salah satu dari berbagai jenis metode pendekatan *open-set recognition*.

5.2 Saran

Tentu penelitian ini masih banyak yang harus diperbaiki. Jika ingin meneruskan penelitian ini, peneliti menyarankan untuk mengubah parameter *OpenMax* yang lebih banyak. Serta pada evaluasinya, silahkan menggunakan metrik yang dikhususkan untuk OSR. Perlu diuji coba juga pada *dataset* yang tidak rata jumlah kelasnya tanpa melakukan perataan.

