REVIEW JURNAL BERJUDUL “Klasifikasi Citra Penyakit Daun Cabai Rawit Dengan Menggunakan CNN Arsitektur AlexNet dan SqueezeNe”

ABSTRAK

Penelitian membahas masalah penyakit pada daun cabai rawit yang dapat mengurangi produksi. Solusinya adalah dengan menggunakan teknologi pengolahan citra digital dengan bantuan Convolutional Neural Network (CNN) dan arsitektur AlexNet serta SqueezeNet. Hasil akurasi dari SqueezeNet dan AlexNet adalah 85% dan 90% masing-masing, menunjukkan performa baik dari kedua arsitektur tersebut. AlexNet memiliki akurasi yang sangat baik.

PENDAHULUAN

Penelitian ini fokus pada klasifikasi penyakit pada daun cabai rawit, sebuah komoditas penting di sektor hortikultura Indonesia. Penurunan produksi cabai rawit sering disebabkan oleh penyakit pada daunnya. Untuk mengatasi masalah ini dalam skala besar, digunakan teknologi pengolahan citra digital dengan metode Convolutional Neural Network (CNN), yang mampu merancang dan mengklasifikasikan citra. CNN merupakan jenis deep learning yang dirancang khusus untuk memproses data citra. Metode ini terus berkembang sejak awal diperkenalkan pada tahun 1998 dengan arsitektur LeNet, diikuti oleh kemajuan signifikan seperti AlexNet pada tahun 2012, serta berbagai arsitektur lainnya seperti ResNet, GoogleNet, dan SqueezeNet. Tujuan dari penelitian ini adalah memberikan gambaran klasifikasi citra digital pada penyakit daun cabai untuk memberi manfaat pada penulis dan sektor pertanian, khususnya pada komoditas hortikultura.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan dataset berisi 1000 citra penyakit pada daun cabai rawit, yang diambil dari sumber internet. Proses penelitian terdiri dari tahap pelatihan dan pengujian. Tahap awal meliputi pengumpulan data, pelabelan, dan penyesuaian ukuran citra. Selanjutnya, dilakukan perancangan Convolutional Neural Network (CNN) beserta penentuan bobot optimal. Tahap selanjutnya adalah pengujian dengan memasukkan data uji, pra-proses, dan pengujian CNN. Hasil klasifikasi menggunakan bobot optimal dari tahap pelatihan.

PRA-PROSES

Pra-proses merupakan langkah awal sebelum melakukan proses klasifikasi. Pada tahap ini, dilakukan penyesuaian ukuran citra agar menjadi simetris, serta dilakukan pelabelan data. Semakin besar ukuran citra, semakin berat prosesnya, namun gambar yang dihasilkan akan memiliki detail yang lebih tinggi, yang dapat mempengaruhi akurasi hasil. Dalam penelitian ini, digunakan gambar dengan ukuran 128 x 128 piksel untuk menguji apakah hasil dari gambar tersebut dapat diidentifikasi atau tidak.

PERANCANGAN ALUR CNN

Alur perancangan CNN dimulai dengan memuat dataset, memuat library, dan memuat model arsitektur. Dataset dimasukkan ke dalam arsitektur untuk proses selanjutnya. Tahap pre-processing diperlukan sebelum melakukan training model CNN. Setelah itu, dilakukan validasi model dan menampilkan grafik akurasi serta loss menggunakan matplotlib. Proses pengujian model dilakukan dengan menggunakan data acak. Langkah terakhir adalah menampilkan persentase akurasi dari arsitektur yang digunakan.

SQUEZEENET

SqueezeNet adalah salah satu jenis arsitektur jaringan syaraf tiruan yang menggunakan CNN. Gambar 2 menunjukkan struktur arsitektur dari SqueezeNet. Arsitektur ini mampu mencapai akurasi yang setara dengan AlexNet (pemenang ImageNet classification task 2012) dengan menggunakan parameter yang 50 kali lebih sedikit dan waktu pelatihan yang 2 kali lebih cepat. SqueezeNet mengubah pengaturan konvolusi 3x3 menjadi 1x1 dengan menggunakan jumlah filter yang lebih sedikit untuk mengurangi ukuran activation map (squeeze). Metode ini pertama kali diperkenalkan dalam model Network In Network (NIN).

ALEXNET

AlexNet Gambar 3. Arsitektur AlexNet 54 Fahmi Anugrah Danendra, Fetty Tri Anggraeny, Hendra … Pada Gambar 3. merupakan struktur arsitektur dari AlexNet. AlexNet adalah jaringan saraf kompleks dengan 60 juta parameter dan 650.000 neuron. AlexNet meningkatkan kapasitas pembelajaran dengan meningkatkan kedalaman jaringan dan menerapkan strategi pengoptimalan multi - parameter[13]. Secara khusus, untuk mengatasi masalah bahwa fungsi aktivasi tradisional (termasuk fungsi logistik, tanh, dan arctan) sering terjebak dalam penghilangan gradien jaringan dalam, Krizhevsky menggunakan Rectified Linear Unit (ReLU) sebagai fungsi aktivasi baru

SKENARIO UJI COBA

Skenario uji coba pada penelitian ini meliputi:

* Pengujian dilakukan terhadap data latih, data validasi, dan data uji berupa citra penyakit daun keriting, penyakit daun kuning, dan daun yang sehat pada daun cabai rawit. Jumlah gambar yang digunakan adalah 722 untuk data latih, 128 untuk data validasi, dan 150 untuk data uji.
* Parameter yang diberikan meliputi 5 objek kelas, ukuran dimensi citra latih sebesar 128x128 piksel, dan jumlah convolution layer sebanyak 36. Hal ini dilakukan untuk mencapai hasil yang optimal.
* Arsitektur SqueezeNet dan AlexNet diterapkan pada CNN dengan variabel uji coba, termasuk epoch sebanyak 32, batch size sebanyak 16, learning rate & weight decay sebesar 0.0001. Persentase data latih dan validasi adalah 85%, sedangkan data uji adalah 15%. Optimizer yang digunakan adalah ADAM, dan fungsi aktivasi menggunakan Softmax.
* Evaluasi dilakukan untuk mendapatkan tingkat akurasi dari hasil data latih dan validasi. Hasil dari data uji juga akan ditampilkan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

IMPLEMENTASI SQUENZEE NET

Arsitektur SqueezeNet adalah sebuah model jaringan saraf tiruan yang mengadopsi satu lapisan konvolusi dengan kernel 7x7, stride 2, dan aktivasi ReLU. Lapisan ini diikuti oleh 8 Modul Fire, masing-masing dengan stride 1x1. Pada tahap akhir, hanya satu lapisan klasifikasi yang menggunakan lapisan konvolusi dengan aktivasi ReLU dan diakhiri dengan Average Pooling (AdaptiveAvgPool2d). Jumlah parameter yang dapat dilatih dalam arsitektur SqueezeNet adalah sekitar 134.7 juta.

ARSITEKTUR CNN

Tabel 1 menunjukkan detail dari arsitektur CNN SqueezeNet, termasuk ukuran kernel, stride, padding, jenis aktivasi, serta jumlah input dan output channel untuk setiap lapisan. SqueezeNet berhasil mencapai akurasi yang setara dengan AlexNet (pemenang ImageNet classification task 2012) dengan hanya menggunakan sekitar 50 kali lebih sedikit parameter dan waktu pelatihan yang dua kali lebih cepat. Hal ini dicapai dengan mengubah susunan konvolusi 3x3 menjadi 1x1 dan mengurangi jumlah filter untuk mengurangi ukuran activation map (squeeze), sebuah metode yang pertama kali diperkenalkan dalam model Network In Network (NIN).

IMPLEMENTASI ALEX NET

Arsitektur AlexNet memulai dengan ekstraksi fitur menggunakan Conv2d yang diaktivasi melalui ReLU dan dikombinasikan dengan max pooling. Pada bagian classifier, tujuannya adalah untuk melakukan klasifikasi dengan menggunakan fully connected layer yang diaktivasi melalui ReLU. Setelah melewati lapisan ini, proses akan memasuki tahap klasifikasi dengan menggunakan aktivasi softmax. Penggunaan arsitektur ini membutuhkan lebih dari 61 juta parameter untuk proses pelatihan. Tabel 2 menunjukkan detail dari arsitektur CNN AlexNet, termasuk ukuran kernel, stride, padding, jenis aktivasi, serta jumlah input dan output channel untuk setiap lapisan. Arsitektur AlexNet menggunakan beberapa lapisan Conv2d dengan berbagai ukuran kernel, dilasi, dan aktivasi ReLU. Selain itu, terdapat lapisan max pooling untuk mereduksi dimensi citra. Bagian akhir dari arsitektur ini terdiri dari lapisan fully connected (FC) dengan dropout dan aktivasi ReLU, diikuti oleh lapisan klasifikasi menggunakan aktivasi softmax. Total parameter yang dapat dilatih dalam arsitektur AlexNet adalah sekitar 61 juta.

PELATIHAN MODEL

Pada tahap pelatihan model, dilakukan pelatihan dengan jumlah epoch sebanyak 32 dan batch size sebanyak 16. SqueezeNet membutuhkan rata-rata waktu 24 menit untuk setiap iterasi, sementara AlexNet membutuhkan rata-rata waktu 38 menit. Grafik akurasi dan loss dari pelatihan model dengan menggunakan arsitektur SqueezeNet menunjukkan hasil yang baik dan stabil. Hal serupa juga terjadi pada pelatihan dengan menggunakan arsitektur AlexNet. Setelah tahap pelatihan, dilakukan tahap pengujian model. Hasil dari pengujian ini adalah nilai akurasi, yang dihitung dengan membagi jumlah data yang benar dengan total data uji, kemudian dikalikan 100%. Ini memungkinkan untuk mengevaluasi kinerja model CNN yang telah dilatih.

EVALUASI MODEL

Pada penelitian ini, implementasi dari arsitektur SqueezeNet dan AlexNet berhasil mengklasifikasikan citra berukuran 128 x 128 piksel dengan memberikan label pada hasil klasifikasi. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam Gambar 8, di mana hasil yang benar diberi label dengan tulisan hijau, dan hasil yang salah diberi label dengan tulisan merah. Untuk model arsitektur SqueezeNet, berhasil mengklasifikasikan 127 dari 150 gambar yang diuji, dengan tingkat akurasi sebesar 85%. Sementara itu, model arsitektur AlexNet berhasil mengklasifikasikan 135 dari 150 gambar yang diuji, dengan tingkat akurasi sebesar 90%. Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa kedua model memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan citra penyakit daun cabai.

KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan dataset berjumlah 1000 gambar dari internet. Hasil percobaan menunjukkan bahwa arsitektur AlexNet dengan nilai epoch 32, batch size 16, serta learning rate & weight decay sebesar 0.0001 memiliki tingkat akurasi sebesar 90%. Hal ini menunjukkan kinerja yang lebih baik daripada arsitektur SqueezeNet yang memiliki akurasi sebesar 85%, walaupun menggunakan parameter dan variabel yang sama.

Jurnal ini membahas tentang penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur AlexNet dan SqueezeNet dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun cabai rawit. Keduanya berhasil memberikan hasil akurasi yang baik, yakni 90% untuk AlexNet dan 85% untuk SqueezeNet. Penelitian ini memberikan solusi potensial dalam mengatasi masalah penurunan produksi cabai rawit akibat penyakit pada daunnya.

Penelitian ini mencakup berbagai tahap, mulai dari pengumpulan data, pre-processing citra, perancangan arsitektur CNN, hingga tahap pelatihan dan pengujian model. Hasil akhir dari klasifikasi citra penyakit daun cabai berhasil ditampilkan dengan label hijau untuk hasil yang benar dan label merah untuk hasil yang salah.

SqueezeNet dan AlexNet, kedua-duanya merupakan arsitektur CNN yang dipelajari dalam penelitian ini, memiliki kelebihan dan keunikan masing-masing. SqueezeNet berhasil mencapai akurasi setara dengan AlexNet dengan jumlah parameter yang jauh lebih sedikit, serta waktu pelatihan yang lebih cepat.

Hasil evaluasi dari pengujian model menunjukkan kinerja yang baik dari kedua arsitektur. AlexNet berhasil mengklasifikasikan sebanyak 135 dari 150 gambar yang diuji, sementara SqueezeNet mengklasifikasikan 127 dari 150 gambar.

Kesimpulannya, penelitian ini memberikan solusi yang efektif dalam mengatasi masalah penyakit pada daun cabai rawit melalui penggunaan teknologi pengolahan citra digital dengan bantuan arsitektur CNN. AlexNet terbukti memiliki kinerja lebih baik dalam hal akurasi dibandingkan dengan SqueezeNet dalam konteks ini.