

Optimasi Sistem Klasifikasi Biji Tanaman Cabai Menggunakan CNN: Pendekatan Inovatif dalam Agribisnis

Rangga Pebrianto¹, Toto Haryanto²

¹Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika
Jakarta, Indonesia

²Ilmu Komputer, Institut Pertanian Bogor
Bogor, Indonesia

e-mail: rangga.rpo@bsi.ac.id¹, totoharyanto@apps.ipb.ac.id²

ABSTRAK

Cabai memiliki peran yang sangat vital sebagai jenis sayuran di Indonesia, digunakan baik untuk kebutuhan perdagangan di dalam negeri maupun ekspor. Selain kandungan gizinya, cabai juga memiliki nilai ekonomi yang tinggi. Mengingat fluktuasi harga cabai yang seringkali tinggi, klasifikasi biji tanaman cabai menjadi sangat penting untuk menjaga kualitas hasil panen dan meningkatkan produksi. Fokus penelitian ini adalah mengklasifikasikan biji tanaman cabai menggunakan metode *convolutional neural network*, dengan melalui sejumlah tahap perancangan dan implementasi. Tujuan utama penelitian ini adalah membantu dalam klasifikasi biji tanaman cabai untuk memastikan kualitas cabai tetap terjaga di pasar dan menghindari kesalahan dalam penanaman benih cabai. Klasifikasi biji tanaman cabai dilakukan menggunakan *convolutional neural network* dengan memanfaatkan data latih dan data uji. Dalam pembentukan model klasifikasi, diperlukan pelatihan data dan penggunaan 3 kategori biji, yaitu biji paprika, biji cabai besar, dan biji cabai rawit. Proses latihan data dilakukan dengan komputer dalam mode *GPU* tunggal, dan data validasi tidak dimasukkan dalam proses pelatihan. Hasil label klasifikasi yang dihasilkan oleh jaringan menjadi pedoman untuk mengenali jenis objek biji tanaman cabai yang sulit dibedakan dengan jelas. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa arsitektur CNN mampu memisahkan tiga jenis biji pada tanaman cabai dengan tingkat akurasi sekitar 90%.

Kata Kunci: convolutional neural network, klasifikasi, tanaman cabai

ABSTRACTS

Chili peppers play a vital role as a type of vegetable in Indonesia, used both for domestic trade and export purposes. In addition to their nutritional value, chili peppers also hold high economic significance. Given the often-high price fluctuations of chili peppers, the classification of chili plant seeds becomes crucial in maintaining the quality of harvests and boosting production. The main focus of this research is to classify chili plant seeds using the convolutional neural network method, employing several stages of design and implementation. The primary goal of this study is to assist in the classification of chili plant seeds to ensure that the quality of chili remains preserved in the market and to avoid errors in chili seed planting. The classification of chili plant seeds is carried out using convolutional neural networks, utilizing training and testing data. To form a classification model, data training and the utilization of 3 seed categories—namely, paprika seeds, large chili seeds, and bird's eye chili seeds—are necessary. The training data process is conducted using a computer in single GPU mode, with validation data not included in the training process. The resulting classification labels generated by the network serve as a guide to identify types of chili plant seed objects that are challenging to distinguish clearly. The results of this research show that the CNN architecture is able to separate three types of seeds in chili plants with an accuracy rate of around 90%.

Keywords: convolutional neural network, classification, chili plants



1. PENDAHULUAN

Cabai adalah salah satu komoditas hortikultura yang menjanjikan, memiliki nilai ekonomi yang tinggi, dan memiliki potensi untuk terus maju. Indonesia memiliki potensi besar dalam hal pasokan dan produksi cabai karena luas wilayahnya dan keragaman agroklimatik. Kondisi ini mendukung pengembangan beragam tanaman hortikultura, termasuk 323 jenis komoditas yang mencakup 60 jenis buah, 80 jenis sayuran, 66 jenis produk biofarmasi, dan 117 jenis tanaman hias. Di antara berbagai jenis komoditas hortikultura, cabai menjadi salah satu yang memiliki potensi besar untuk dikembangkan (Purwaningsih et al., 2019). Di Indonesia cabai (*Capsicum annum* L) merupakan komoditas hortikultura yang sering menjadi perhatian (Adi & Muhammad, 2018), peranannya yang cukup besar untuk memenuhi kebutuhan domestik sebagai komoditi ekspor dan industri pangan (F et al., 2021).

Cabai terkenal dengan kandungan kesehatannya (Kong, Xi manZhou et al., 2019). Cabai mengandung vitamin C, yang dapat meningkatkan sistem kekebalan tubuh, mencegah infeksi, mempercepat pertumbuhan dan perbaikan jaringan, serta membantu mencegah kanker (Ewelina Hallmann, 2019). Selain itu, cabai juga mengandung vitamin A yang bermanfaat untuk meningkatkan penglihatan, meningkatkan fungsi paru-paru, dan memperkuat sistem kekebalan tubuh (Y. Wang, L. Gao, Q. Wang, 2019). Cabai juga kaya akan nutrisi seperti Lycopene, yang dapat mencegah kanker prostat dan payudara, serta nutrisi seperti lutein dan zeaxanthin, yang mencegah katarak dan degenerasi otot (Sun et al., 2007). Meskipun rasanya pedas, cabai sangat populer sebagai rempah-rempah dan dikenal memiliki sifat obat yang bermanfaat bagi kesehatan (Sabilla & Sarno, 2017). Cabai dianggap sebagai salah satu tanaman rempah komersial terpenting (Jiang et al., 2018). Dalam penelitian ini, digunakan prosedur pengambilan sampel dan pengujian standar benih yang dibuat oleh ISTA untuk menilai benih yang diperdagangkan secara internasional (Ureña et al., 2001). Untuk mengidentifikasi jenis paprika dan cabai, penelitian ini menggunakan pemrosesan data dan logika fuzzy. Setelah fitur-fitur benih diambil, pengenalan jenis benih menggunakan algoritma cerdas dengan penerapan logika fuzzy. Logika fuzzy dapat mengidentifikasi tingkat kebenaran, tidak hanya mengenal yang sepenuhnya benar

atau sepenuhnya salah, tetapi juga mengukur tingkat kebenaran di antara keduanya (Chen & Yeh, 2000).

Cabai di Indonesia memiliki peran yang sangat penting sebagai jenis sayuran, digunakan untuk keperluan perdagangan di dalam negeri maupun di luar negeri. Selain memiliki kandungan gizi, cabai juga memiliki nilai ekonomi yang tinggi (Nusantara et al., 2017). Menurut laporan Badan Pusat Statistik tahun 2020, produksi cabai di Indonesia terus meningkat tiap tahunnya. Contohnya, pada tahun 2020, produksi mencapai 1,51 juta ton, mengalami peningkatan sebesar 9,76% dibandingkan dengan tahun sebelumnya. Cabai memiliki potensi untuk dipanen sebanyak 15 hingga 17 kali selama musim panen dengan asumsi mendapatkan perawatan yang optimal. Jika dibandingkan dengan tanaman hortikultura lainnya, tanaman cabai dianggap lebih sulit untuk dirawat. Oleh karena itu, hal ini dapat berdampak pada biaya perawatan yang lebih tinggi, yang kemudian dapat mempengaruhi tingkat produksi cabai dan menyebabkan kenaikan harga. Beberapa faktor mempengaruhi produksi cabai, seperti penurunan kesuburan tanah, kualitas benih yang kurang baik, dan penggunaan teknik budidaya cabai yang kurang tepat (Nusantara et al., 2017).

Morfologi memiliki aspek penting dalam menentukan variasi tanaman, seperti dimensi, warna, wilayah, dan struktur benih pada cabai. Pengukuran ciri-ciri ini bisa dilakukan secara manual dan harus dilaksanakan oleh ahli terlatih (Muddin et al., 2019). Identifikasi jenis tanaman dapat dilakukan melalui berbagai metode, baik dengan pendekatan manual maupun otomatis. Pendekatan manual melibatkan observasi visual langsung pada benih cabai. Proses identifikasi benih cabai secara manual memerlukan waktu yang relatif lama. Namun, dengan kemajuan teknologi informasi, identifikasi cabai dapat dilakukan secara otomatis dengan mengklasifikasikan bentuk dan warna buah menggunakan bantuan computer (Perlindungan & Risnawati, 2020).

Kemajuan ilmu komputasi dan peningkatan kapasitas pemrosesan komputer saat ini semakin pesat. Salah satu contohnya adalah penggunaan komputer untuk melakukan pengenalan objek secara otomatis, di mana komputer mengambil dan memproses informasi dari suatu citra (Kusumaningrum, 2018). Harapannya, proses pengolahan citra dapat menjadi salah satu opsi untuk mengidentifikasi

dan mengklasifikasikan jenis-jenis cabai berdasarkan benih.

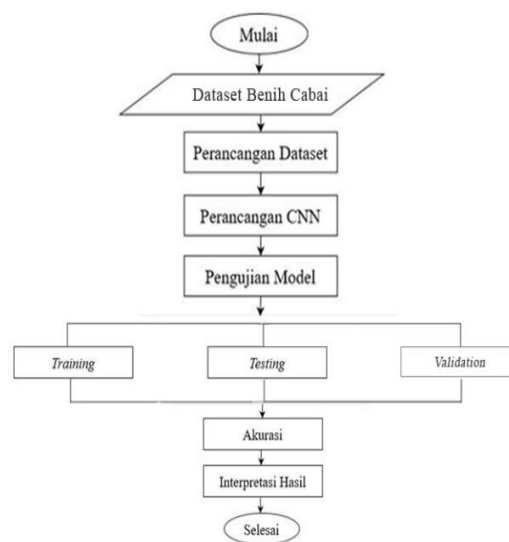
Dalam proses pengolahan citra, terdapat beberapa teknik yang dapat digunakan. Salah satu teknik yang bisa dimanfaatkan adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. *CNN* merupakan jenis *Deep Neural Network* yang digunakan khusus untuk pengolahan data citra. *CNN* merupakan evolusi dari *Multi Layer Perceptron (MLP)*. Perbedaan utama antara *CNN* dan *MLP* terletak pada representasi neuron, di mana *MLP* merepresentasikan setiap neuron dalam satu dimensi, sementara *CNN* merepresentasikannya dalam dua dimensi. (Eka Putra, 2016). *CNN* memiliki kemampuan untuk mengatasi transformasi citra masukan, seperti translasi, rotasi, dan skala, karena didasari oleh struktur korteks pada sistem visual mamalia yang terdiri dari sel-sel sederhana dan kompleks. (Zufar & Setiyono, 2016). *CNN* memiliki lapisan khusus yang disebut lapisan konvolusi di dalamnya. Lapisan ini bertanggung jawab untuk menghasilkan fitur-fitur dari citra yang nantinya digunakan dalam proses klasifikasi. Hal ini mengoptimalkan fungsi pembelajaran citra dan meningkatkan efisiensi secara keseluruhan (Kusumaningrum, 2018). Sejumlah studi sebelumnya telah berfokus pada klasifikasi benih cabai dengan memanfaatkan berbagai teknik pengolahan citra. Teknik-teknik tersebut mencakup penggunaan Algoritma Klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)*, *Fuzzy Logic*, Jaringan Saraf Tiruan (*ANN*), serta penerapan *Convolutional Neural Network (CNN)* pada pembahasan khusus cabai dengan mengambil citra bagian tubuh cabai.

Penelitian ini dilaksanakan untuk mengklasifikasikan tiga kelas citra benih cabai, yakni citra benih cabai besar, citra benih cabai paprika, dan citra benih cabai rawit, dengan memanfaatkan teknik pengolahan citra. Citra-citra benih cabai diambil dengan ukuran yang seragam, dan selanjutnya diklasifikasikan menggunakan *CNN*. *CNN* memiliki kemampuan klasifikasi yang vital dalam mengolah data citra.

2. METODE PENELITIAN

penelitian memiliki fungsi dalam mencari penjelasan dan jawaban terhadap permasalahan serta memberikan alternatif bagi kemungkinan yang dapat digunakan untuk pemecahan masalah (Alfianika, 2018). Dalam melakukan penelitian diperlukan model penelitian untuk menghasilkan pengetahuan

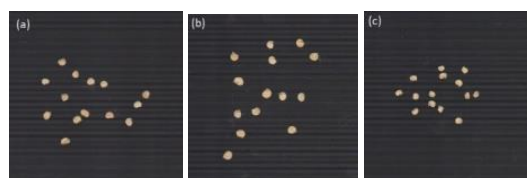
baru yang ingin dicapai. Berikut pada gambar 1 adalah model penelitian pada penelitian ini.



Gambar 1. Model Penelitian

Objek pada penelitian ini adalah citra butir benih cabai yang diakuisisi menggunakan *flatbed scanner* dengan tiga varietas yaitu benih cabai paprika, benih cabai besar, dan benih cabai rawit.



Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan mengakuisisi citra 3 jenis benih cabai yang terjual luas di pasar lokal Indonesia, diambil dengan menggunakan metode *flatbed scanning* menghasilkan 150 citra digital yang dilakukan penelitian sesuai dengan model penelitian.



Gambar 1. (a) benih cabai besar, (b) benih cabai paprika (c), benih cabai rawit

Pada gambar 2 dapat kita lihat hasil pengumpulan data yang akan dilakukan akuisisi untuk menjadi citra digital yang terdiri dari benih cabai besar (Gambar 2a), benih cabai paprika (Gambar 2b) dan benih cabai rawit (Gambar 2.c). seperti yang terlihat pada Tabel 1 terdapat 150 total dataset citra yang terdiri dari 3 varietas masing - masing 50 citra yang digunakan pada penelitian ini.

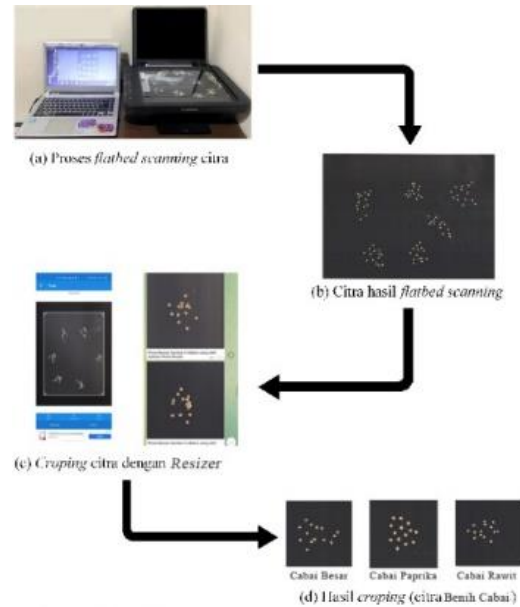
Tabel 1. Dataset Benih Cabai

No	Nama File	Citra
1	photo_2021-04-27_16-47-27 (benih cabai besar)	
...
150	photo_2021-04-27_19-10-18 (benih cabai rawit)	

Setelah terkumpul 150 total citra seperti yang ditampilkan pada Tabel 1, maka citra tersebut dibagi tiga yang akan digunakan sebagai data *training* dan data *testing* dari data testing kemudian dibagi ke data *validation* sehingga memungkinkan akurasi dimungkinkan semakin tinggi (Gholamy et al., 2018). Berdasarkan penelitian sebelumnya (Olaes et al., 2020) dalam pembagian dataset citra untuk dilakukan pemrosesan pada citra tersebut, maka pada penelitian ini menggunakan 80% untuk data training dan 15% data testing dan 5% data validasi dari keseluruhan total citra.

Tahap akuisisi citra pada penelitian ini merupakan pengambilan objek penelitian untuk menjadi bahan dataset dengan mengubahnya menjadi bentuk digital menggunakan metode *flatbed scanning*. Berikut pada Gambar 3 adalah penjelasan akuisisi citra yang dilakukan. Dilihat dari Gambar 3, tahap pertama pada proses akuisisi citra ini adalah melakukan proses akuisisi awal yaitu digitalisasi citra atau mengambil objek versi digital dalam format citra menggunakan *flatbed scanner* model Canon MG2570S dengan resolusi 600 x 1200 dpi maksimum *scan* 216 x 297 mm (A4) pada background warna hitam solid untuk menghindari distraksi warna pada objek penelitian dan objek lain atau *noise* (Gambar 3a). Objek diletakan pada piringan scanner dikelompokkan beberapa butir secara acak dan berjarak untuk menghindari *overlapping image* yaitu citra bertumpuk yang dapat menghambat pemrosesan karena harus menambah metode lain untuk memisahkan citra tersebut. Sehingga menghasilkan citra benih cabai digital awal (Gambar 3b).

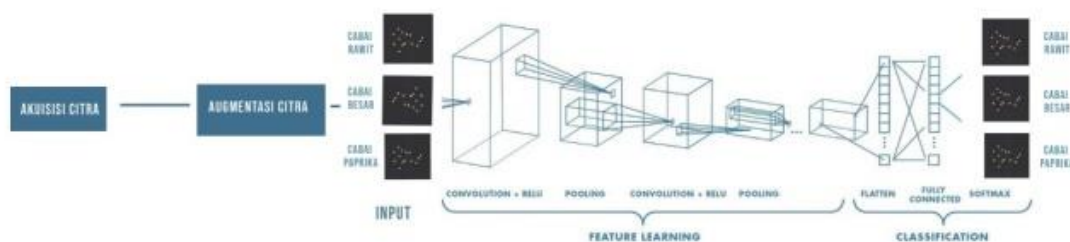
Setelah dilakukan *scanning* pada objek sehingga menjadi citra digital, lalu citra dilakukan *cropping* atau pemotongan citra menggunakan aplikasi *Resizer* dengan besar piksel yang sama yaitu 500 x 500 dan dilakukan pengelompokan masing-masing serta diberi penamaan (Gambar 3c). Selanjutnya citra disimpan dengan format JPG (*Joint Photographic Group*) seperti pada Gambar 3d



Gambar 3. Proses Akuisisi Citra

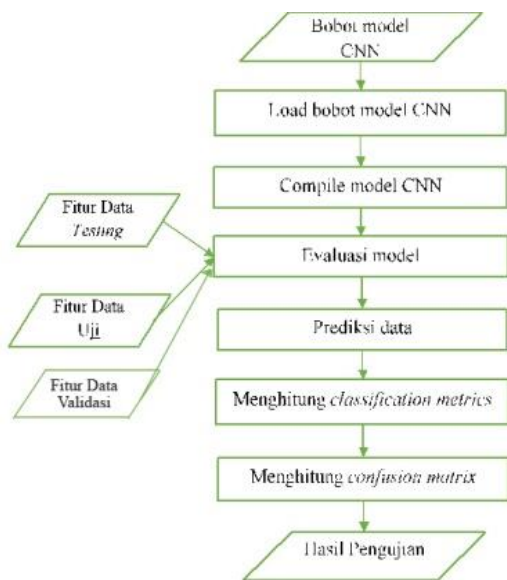
Pada tahap pelatihan model *CNN*, data citra akan dilatih menggunakan model *CNN*. Data citra yang digunakan adalah data *training*, *validation*, dan *testing*. Setelah melakukan akuisisi citra dengan proses *cropping* kemudian dilakukan load file fitur yang telah disimpan sebelumnya. Selanjutnya mengubah data citra menjadi sebuah vektor, menambah beberapa hidden layer, dan menyesuaikan lapisan FC terakhir sesuai dengan jumlah kelas.

Proses selanjutnya yaitu *compile* model *CNN* yang telah dibuat dengan terlebih dulu melakukan pengaturan parameter *training* meliputi *optimizer*, *learning rate*, dan *loss*. Proses selanjutnya yaitu melakukan *fitting* model terhadap data *training* dan *validation*. Langkah berikutnya adalah membuat evaluasi untuk melihat akurasi data *training* terhadap data *validation*. Gambar 4 merupakan diagram alir proses *training* model *CNN*.



Gambar 4. Diagram Alir Proses Training Model CNN

Pengujian terhadap *training* model CNN yang telah dibuat terdiri dari pengujian dengan menggunakan data *testing* dan pengujian menggunakan data uji di luar dataset. transfer learning. Tahapan yang dilakukan pada pengujian adalah dengan melakukan *load file* bobot model yang telah disimpan sebelumnya dan melakukan *compile* model *training*. Selanjutnya melakukan evaluasi model CNN yang telah dibuat dengan data pengujian. Metode yang digunakan untuk melakukan pengujian data pengujian yaitu menggunakan *confusion matrix*. Gambar 5 menampilkan diagram alir pengujian citra menggunakan data *testing*.



Gambar 5. Diagram Alir Pengujian Model CNN

Tahapan eksperimen yang dilakukan pada penelitian ini, pertama mempersiapkan data citra benih cabai yang diperoleh dari dataset pribadi, selanjutnya memisahkan citra menjadi tiga bagian, yaitu data citra *training*, data citra *validation* dan data citra *testing*, terakhir membuat program melalui *platform Google Colabs* dengan bahasa pemrograman *python* (*ipynbfile*) yang meliputi beberapa tahapan yaitu (1) melakukan impor *library* yang dibutuhkan

untuk proses pengolahan citra, (2) melakukan *setting path folder* tempat menyimpan data citra *training*, *validation*, dan *testing*, (3) mengubah piksel citra menjadi angka untuk digunakan pada proses *training*, *validation*, dan *testing*, (4) melakukan evaluasi model CNN yang telah dibuat dengan data *testing*, (5) melakukan prediksi terhadap data *testing*, (6) menghitung *classification metrics* terhadap data *testing*, (7) menghitung *confusion matrix* terhadap data *testing*, (8) menampilkan hasil *confusion matrix* data *testing*, (9) mengubah piksel citra menjadi angka untuk digunakan pada proses pengujian citra di luar dataset, (10) melakukan prediksi terhadap data *testing*, (11) menghitung *classification metrics* terhadap data citra di luar dataset, (12) menghitung *confusion matrix* terhadap data citra di luar dataset, (13) menampilkan hasil *confusion matrix* data citra di luar dataset, (14) melakukan prediksi terhadap citra uji di luar dataset untuk menentukan kelas citra yang diujikan

Pada tahap terakhir dilakukan evaluasi terhadap metode yang diusulkan, sehingga dapat diketahui seberapa tepat metode yang diusulkan dalam melakukan klasifikasi citra benih cabai.

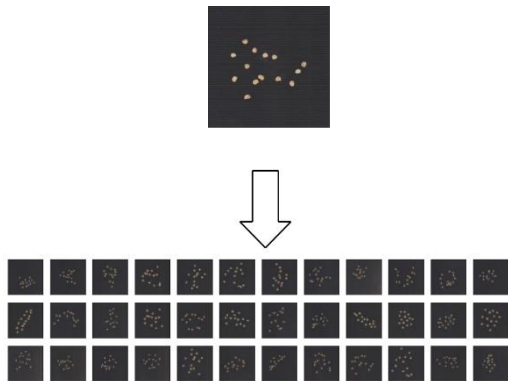
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Penerapan Convolutional Neural Network melibatkan tiga langkah utama, yaitu pelatihan, validasi, dan pengujian. Pada tahap pelatihan, jaringan dilatih untuk memahami pola dari data input. Kemudian, jaringan diuji dengan menggunakan data validasi. Jika hasilnya memuaskan, maka jaringan dapat diterapkan untuk mengklasifikasikan data uji berdasarkan hasil eksperimen yang telah dilakukan.

3.2. Hasil Resize

Pada tahap pertama dilakukan *resize* atau merubah ukuran dari asal citra 500 x 500 kedalam ukuran 32 x 32. Berikut citra hasil *resize* terlihat pada gambar 6 yang menunjukkan contoh citra hasil *resize* dengan ukuran 32x32 pada semua kelas yang diambil sampel secara random. Citra

hasil *resize* menunjukkan adanya penyusutan ukuran, sehingga citra terlihat detail lebih kecil tapi tidak mengurangi karakter dari setiap kelas yang akan dikenali oleh sistem. Citra yang ditampilkan dipilih secara acak oleh sistem.



Gambar 6. Resize Pada Dataset Benih Cabai

3.3. Hasil Perancangan Model CNN

Dalam pembuatan model, proses yang biasa dilakukan meliputi proses convolution dan proses pooling yang disertai dengan fungsi aktivasi. Jumlah proses ini disesuaikan dengan kebutuhan peneliti. Model dibuat dengan memasukkan beberapa jenis lapisan yang berbeda, termasuk lapisan convolutional (*layer_conv_2d*), lapisan pooling, lapisan dropout, lapisan datar, dan lapisan padat. Proses konvolusi ini dilakukan sebanyak 4 kali, yang direpresentasikan dengan jumlah layer konvolusi yang digunakan. Secara umum, 2 hingga 3 lapisan sudah cukup untuk mendapatkan model klasifikasi dengan akurasi tinggi. Dalam penelitian ini, beberapa lapisan digunakan untuk melatih model dan melihat kinerja model.

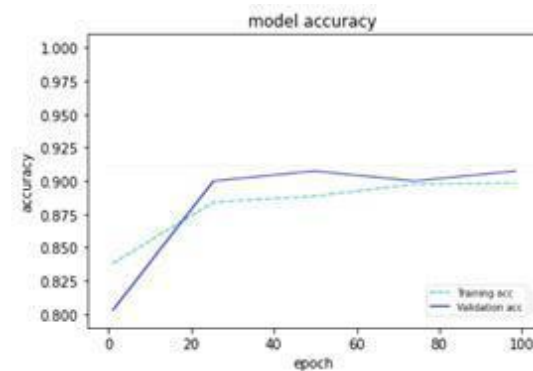
Langkah selanjutnya adalah melatih data citra biji lada menjadi model dengan model yang pas. Pada saat model fitting digunakan *epoch* = 40, *batch_size* = 100. *Epoch* digunakan untuk menentukan berapa kali jaringan melihat seluruh kumpulan data. Nilai *batch_size* mewakili jumlah instance pelatihan dalam lintasan maju/mundur. Semakin tinggi nilai *batch_size*, semakin banyak memori yang dibutuhkan.

3.3. Hasil Pengujian

Setelah proses pelatihan model dilakukan, maka selanjutnya melakukan pengujian terhadap data testing. Tahapan ini bertujuan untuk menguji data testing dengan model yang telah dibuat dan seberapa baik akurasi klasifikasi dengan program yang telah dibuat. Selain pengujian dengan data testing, pengujian juga

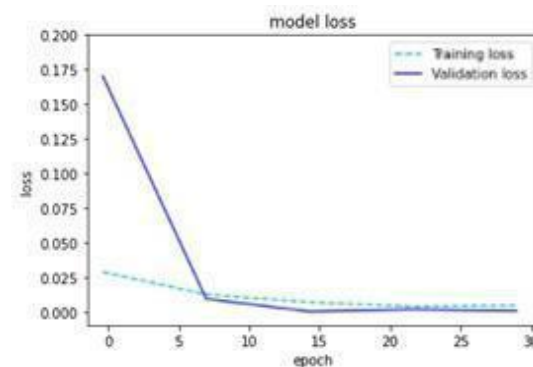
dilakukan dengan menggunakan citra di luar dataset.

Hasil penelitian menggunakan dataset benih cabai ini ditampilkan dalam bentuk akurasi, grafik akurasi dan loss, classification report, confusion metrix, dan test model atau pengujian. Dengan menggunakan *batch_size* = 40 dan *epoch* = 100 pada dataset benih cabai menghasilkan *accuracy* sebesar 90 %. Gambar 7 menampilkan grafik akurasi dan loss yang dihasilkan oleh model CNN dengan dataset benih cabai dan penggunaan *batch_size* = 40, *epoch* = 100.



Gambar 7. Grafik Akurasi Model CNN

Pada gambar 7, menunjukkan bahwa hasil grafik akurasi yang diuji terhadap data *training* dan data *validation*. Garis yang berwarna biru merupakan tanda grafik akurasi data *validation* yang menunjukkan kenaikan mulai dari epoch 1-100. Sedangkan garis berwarna hijau merupakan data train yang menunjukkan terjadinya kenaikan yang konsisten. Dari grafik tersebut dapat disimpulkan tidak ada tanda-tanda *over fitting*.



Gambar 8. Grafik loss akurasi model Model CNN

Seperti yang terlihat pada gambar 8, Grafik *loss* akurasi model *CNN* dan *batch_size*=40 dan *epoch* = 100 menunjukkan bahwa hasil grafik akurasi yang diuji terhadap data *training* dan data *validation*. Garis yang berwarna biru

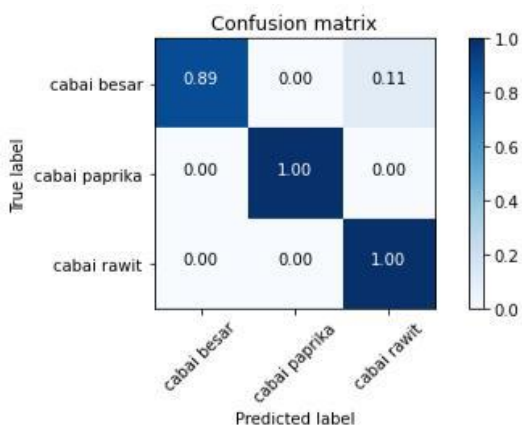
merupakan data *validation* yang terjadinya *loss* dari yang tertinggi yaitu *loss* 0,4 di *epoch* 1 kemudian menurun sampai *epoch* 100. Sedangkan garis yang berwarna hijau merupakan data *validation* yang menunjukkan *loss* mulai dari *epoch* satu yaitu 0.1 dan terus menurun sampai *epoch* 100. Dapat disimpulkan dari grafik *loss* akurasi model ini tidak ada tanda-tanda *over fitting*.

Gambar 9 menunjukkan *classification report* yang dihasilkan dari model CNN dengan dataset benih cabai pengelompokan terpisah dan penggunaan *batch_size = 40*, *epoch = 100*.

	precision	recall	f1-score	support
cabai besar	0.90	1.00	0.95	9
cabai paprika	1.00	1.00	1.00	6
cabai rawit	1.00	0.80	0.89	5
micro avg	0.95	0.95	0.95	20
macro avg	0.97	0.93	0.95	20
weighted avg	0.96	0.95	0.95	20
samples avg	0.95	0.95	0.95	20

Gambar 9. Classification Report Model CNN

Dari gambar 9 terlihat bahwa kelas cabai besar mendapatkan nilai *precision* 0.90, *recall* 1.00, dan *F1 score* 0.95. Kelas cabai paprika mendapatkan nilai *precision* 1.00, *recall* 1.00, dan *f1 score* 1.00. kelas cabai rawit mendapatkan nilai *precision* 1.00, *recall* 0.80, dan *f1 score* 0.89. Akurasi yang didapat yaitu 90%.

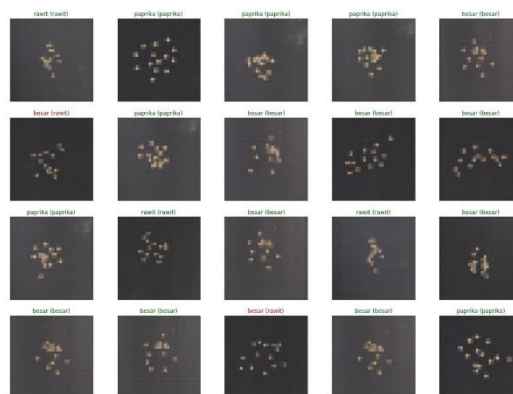


Gambar 10. Confusion Matrix Model CNN

Gambar 10 menunjukkan pada bagian kiri gambar terdapat 3 kelas diantaranya cabai besar, cabai paprika, dan cabai rawit. Dari *confusion matrix* diatas menunjukkan model memprediksi benar untuk kelas “cabai besar” sebesar 100 % diprediksi benar. Model memprediksi benar untuk kelas “cabai paprika” sebesar 100% dari keseluruhan data yang diujikan. Dan model memprediksi benar untuk

kelas “cabai rawit” sebesar 80% diprediksi benar dan 20% diprediksi salah terhadap cabai besar.

Berdasarkan model yang sudah dibuat, model tersebut diuji terhadap dataset yang sama untuk mendapatkan keakuratan model. Model ini membaca dataset secara *random*. Kelas yang terpilih merupakan hasil acak dari ketiga kelas, yaitu cabai besar, cabai paprika, dan cabai rawit. Berikut gambar hasil test model atau pengujian model.



Gambar 11. Hasil Pengujian Model CNN

Gambar 11 menunjukkan hasil pengujian model CNN dan dataset yang digunakan menunjukkan hasil pengujian citra berjumlah 20 yang diambil secara acak dari 3 kelas yang digunakan oleh sistem, menunjukkan sebanyak 18 citra diprediksi benar yang ditandai dengan label yang berwarna hijau dan terdapat 2 citra yang diprediksi salah yang ditandai dengan label yang berwarna merah.

4. KESIMPULAN

Hasil pelaksanaan klasifikasi biji cabai dengan *Convolutional Neural Network (CNN)* menunjukkan bahwa arsitektur *CNN* mampu memisahkan tiga jenis biji pada tanaman cabai dengan memberikan label sesuai dengan data masukan. Evaluasi terhadap arsitektur *CNN* menggunakan data uji memperlihatkan tingkat akurasi sekitar 90%. Dalam proses identifikasi objek dan klasifikasi menggunakan metode *CNN*, hasilnya cenderung memuaskan, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan. Hal ini disebabkan oleh karakteristik data sampel yang beragam, yang dapat mempengaruhi proses pelatihan data. Jumlah besar data latih juga mempengaruhi akurasi jaringan karena semakin banyak data, jaringan akan dilatih dengan intensitas yang lebih tinggi, memungkinkan peningkatan ketelitian.

5. REFERENSI

- Adi, & Muhammad. (2018). *Analisis Daya Saing Ekspor Karet Indonesia, Malaysia dan Thailand ke Pasar Amerika Serikat Periode 2005-2015*.
- Alfianika, N. (2018). *Buku Ajar Metode Penelitian Pengajaran Bahasa Indonesia*. Deepublish.
- Chen, H.-P., & Yeh, Z.-M. (2000). Extended fuzzy Petri net for multi-stage fuzzy logic inference. In *Ninth IEEE International Conference on Fuzzy SystemsFUZZ- IEEE 2000 (Cat. No.00CH37063)*, 1, 441–446.
- Eka Putra, W. S. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*, 5(1). <https://doi.org/10.12962/j23373539.v5i1.15696>
- Ewelina Hallmann. (2019). Polyphenols and carotenoids in pickled bell pepper from organic and conventional production. *Food Chemistry*, 278, 254–260. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0308814618319885>
- F, H., I, S., TI, N., & EP, Y. (2021). Analisis Potensi Sektor Unggulan Dan Perubahan Struktur Ekonomi Di Kabupaten Serang Provinsi Banten. *Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis*, 1(7), 947–960.
- Gholamy, A., Kreinovich, V., & Kosheleva, O. (2018). Why 70/30 or 80/20 Relation Between Training and Testing Sets: A Pedagogical Explanation. *Departmental Technical Reports (CS)*, 1209, 1–6. https://scholarworks.utep.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=2202&context=cs_tech_rep
- Jiang, J., Cen, H., Zhang, C., Lyu, X., Weng, H., & Xu, H. (2018). Postharvest Biology and Technology Nondestructive quality assessment of chili peppers using near-infrared hyperspectral imaging combined with multivariate analysis. *Postharvest Biol. Techno*, 146, 147–154.
- Kong, Xi manZhou, Q., Luo, Feng Wei, B. dong, Wang, Ya juan Sun, H. jun, & Zhao, Ying bo Ji, S. juan. (2019). Transcriptome analysis of harvested bell peppers (*Capsicum annuum* L.) in response to cold stress. *Plant Physiology and Biochemistry*, 139, 314–324. <https://doi.org/10.1016/j.plaphy.2019.03.033>
- Kusumaningrum, T. F. (2018). Implementasi Convolution Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Jamur Konsumsi Di Indonesia Menggunakan Keras. *Journal of Materials Processing Technology*, 1(1), 1–8. <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/7781>
- Muddin, M. I. U., Soediby, D. W., & Wahyuningsih, S. (2019). Identifikasi Varietas Benih Jagung (*Zea Mays* L.) Menggunakan Pengolahan Citra Digital Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan. *Teknika*, 8(2), 78–85. <https://doi.org/10.34148/teknika.v8i2.173>
- Nusantara, D. O., Pamungkas, S. W., Syaifudin, N. R., Kusuma, L. W., & Fikri, J. (2017). Sistem pakar analisa penyakit pada tanaman cabai merah menggunakan metode backward chaining. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Multimedia*, 73–78.
- Olaes, E. J., Arboleda, E. R., Dioses, J. L., & Dellosa, R. M. (2020). Bell pepper and chili pepper classification: An application of image processing and fuzzy logic. *International Journal of Scientific and Technology Research*, 9(2), 4832–4839.
- Perlindungan, I., & Risnawati. (2020). Pengenalan Tanaman Cabai Dengan Teknik Klasifikasi Menggunakan Metode CNN. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, 15–22. <https://conference.upnvj.ac.id/index.php/senamika/article/view/694/420>
- Purwaningsih, T., Anjani, I. A., & Utami, P. B. (2019). Convolutional Neural Networks Implementation for Chili Classification. *Proceeding - 2018 International Symposium on Advanced Intelligent Informatics: Revolutionize Intelligent Informatics Spectrum for Humanity, SAIN 2018*, 190–194. <https://doi.org/10.1109/SAIN.2018.8673373>
- Sabilla, S. I., & Sarno, R. (2017). Development of wavelet transforms to predict methane in chili using the electronic nose. *7 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture, and Industrial Automation (ICAMIMIA)*, 271–276.

- Sun, T., Xu, Z., C.-T., Wu, M., Janes, W., Prinyawiwatkul, No, & K., H. (2007). Antioxidant Activities of Different Colored Sweet Bell Peppers (*Capsicum annuum* L.). *J. Food Sci*, 72, S98–S102.
- Ureña, R., Rodriguez, F., & Berengue, M. (2001). A machine vision system for seeds quality evaluation using fuzzy logic. *Comput. Electron. Agric*, 32(1), 1–20.
- Y. Wang, L. Gao, Q. Wang, and J. Z. (2019). Low temperature conditioning combined with methyl jasmonate can reduce chilling injury in bell pepper. *Scientia Horticulturae*, 243, 434–439.
- Zufar, M., & Setiyono, B. (2016). Convolutional Neural Networks Untuk Pengenalan Wajah Secara Real-Time. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 5(2), 128862. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v5i2.18854>