



JASEE

Journal of Application and Science on Electrical Engineering

<https://jurnal.widyagama.ac.id/index.php/jasee/index>



Aplikasi *Smart Clustering* Pada Klasifikasi Buah Naga Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* di Kabupaten Banyuwangi

Adi Mulyadi¹, Fuad Ardiyansyah², Charis Fathul Hadi³

^{1,2,3}Universitas PGRI Banyuwangi, Indonesia

Corresponding author, email: adimulyadi@unibabwi.ac.id

Abstract

This article discusses the application of smart clustering in the classification of dragon fruit in Banyuwangi Regency. Banyuwangi is the largest production center in Indonesia. However, some farmers experience problems in producing quality fresh fruit that meets market demand. Therefore, a convolutional neural network method is proposed for the dragon fruit classification system to differentiate rotten and fresh fruit. The dragon fruit sample uses 50 fruits which will be trained based on digital images. The results of applying smart clustering show that the best fruit search value achieved an epoch accuracy of 99.24% with 100 iterations. Meanwhile, iterations 50 and 70 get epoch accuracy of 98.88% respectively. The results of fruit classification are used as initial data in determining good (fresh) and bad (rotten) fruit quality. So, dragon fruit farmers can harvest earlier before the disease spreads to other fruit.

Keywords: Dragon Fruit, Convolutional Neural Network, Smart Clustering.



p-ISSN : 2721-3625

e-ISSN : 2721-320X

1. PENDAHULUAN

Kabupaten Banyuwangi merupakan sentra produksi buah naga terbesar di Indonesia [1]. Produksi buah naga yang dihasilkan oleh kelompok tani 737,5 ton per tahun atau 50% dari 1,475 ton per tahun [2]. Produksi buah naga meningkat dari tahun 2015-2022 ton per tahun [3] dan tahun 2015-2016 produksi sebesar 91 ton [4]. Tahun 2017 yaitu 42,349,40 ton, 2018 adalah 44,140,70 ton, 2019 sebesar 35,687 ton, 2020 yaitu 62,452 ton, 2021 meningkat sebesar 114,335 ton [5], namun 2022 menurun 82,544 ton [6]. Hasil produksi buah naga dijual di pasar lokal 5%, luar Kabupaten 25%, Provinsi 40% dan ekspor 30%. Penjualan di luar kota seperti Surabaya, Malang, Jakarta, Bandung dan Bali [7]. Harga jual buah naga di pasaran mengalami beberapa kendala seperti buah naga hanya mampu panen pada saat musim panen dengan kerugian mencapai 2,000 per kilo gram, buah naga menggunakan sistem pencahayaan di luar musim dengan biaya operasional listrik 4,800,000 per bulan, dan permintaan buah naga yang kontinyu serta fresh belum terpenuhi secara maksimal. Harga buah naga dengan kualitas baik pada waktu musim mencapai 10,0 00 per kilo gram [8], sedangkan harga di luar musim mencapai 35,000 per kilo gram [9].

<https://doi.org/10.31328/jasee>

Received: 27-09-2023

Revised: 03-10-2023

Accepted: 03-10-2023, published by ©UWG Press tahun

Beberapa upaya dilakukan oleh petani untuk meningkatkan kualitas produksi buah naga baik pada saat musim atau di luar musim seperti penerapan panel surya dengan *Automatic Transfer Switch* [10], sistem monitoring Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) dan *Internet of Things* (IoT) untuk memantau arus, tegangan, daya, suhu, dan intensitas cahaya [11], monitoring *real time* arus, tegangan, daya, suhu, kelembaban, dan radiasi matahari menggunakan PLX DAQ serta Arduino Uno [12], IoT berbasis *fuzzy logic* pada tegangan, cuaca, daya [13], arus, tegangan, sudut kemiringan panel surya dan intensitas cahaya [14], *solar tracking system* (STS), *single-axis solar tracking system* (SATS) dan *fixed-tilt PV system* (FTPV) [15], penyiraman buah naga berbasis IoT dan telegram, IoT serta modul ESP8266, dan kontrol penyiraman buah naga menggunakan Arduino serta Android [16]. Klasifikasi pada buah salak mendapatkan akurasi *epoch* 95,83% [21], buah mangga mendapatkan akurasi *epoch* yaitu 13,07%, 8,06%, 6,63% [31], dan buah pisang 98,96% [32]. Sedangkan *epoch* 50-1000 pada klasifikasi CNN hanya mampu mendapatkan data training 70% dan testing 30% [33]. Data training dengan menggunakan 15 memiliki epoch akurasi tertinggi sebesar 92,83% dan akurasi training memperoleh 86,04% [34]. Namun beberapa upaya yang dilakukan oleh petani belum maksimal. Hal ini disebabkan oleh penyakit buah naga dapat menurunkan kualitas produksi buah dan tidak sesuai dengan permintaan pasar.

Berdasarkan uraian di atas tampak bahwa peningkatan kualitas produksi buah naga dengan aplikasi teknologi klasifikasi buah naga untuk menentukan kondisi buah yang fresh dan busuk belum diterapkan. Hasil klasifikasi buah digunakan sebagai data awal dalam menentukan buah yang berkualitas baik (fresh) dan buruk (busuk). Sehingga petani buah naga dapat memanen lebih awal sebelum penyakit menyebar pada buah yang lain. Penyakit buah naga disebabkan oleh hama, serangga (Apis cerana, Bibio sp., Chrysomya megacephala, Exoprosopa, decora, Hypolimnas bolina, Polistes bellicosus, Tetragnola, Thyreus nitidulus) [17] dan hewan (bekicot serta burung). Oleh sebab itu, metode klasifikasi buah diusulkan dengan *smart clustering* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). *Smart clustering* diterapkan untuk mempermudah kelompok tani di Banyuwangi dalam menentukan panen buah naga.

2. STUDI PUSTAKA

2.1 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis dari jaringan saraf tiruan yang digunakan untuk pengenalan dan klasifikasi gambar. CNN memiliki beberapa kegunaan di antaranya adalah pengenalan objek, pemrosesan gambar, penglihatan komputer, dan pengenalan wajah [18]. *Input* CNN disediakan melalui gambar dan secara otomatis mempelajari hierarki fitur yang kemudian dapat digunakan untuk klasifikasi, bukan membuat fitur secara manual. Untuk mencapai ini, hierarki peta fitur dibangun dengan menggabungkan gambar *input* secara iteratif dengan filter yang dipelajari [19].

2.2 Arsitektur VGG 16

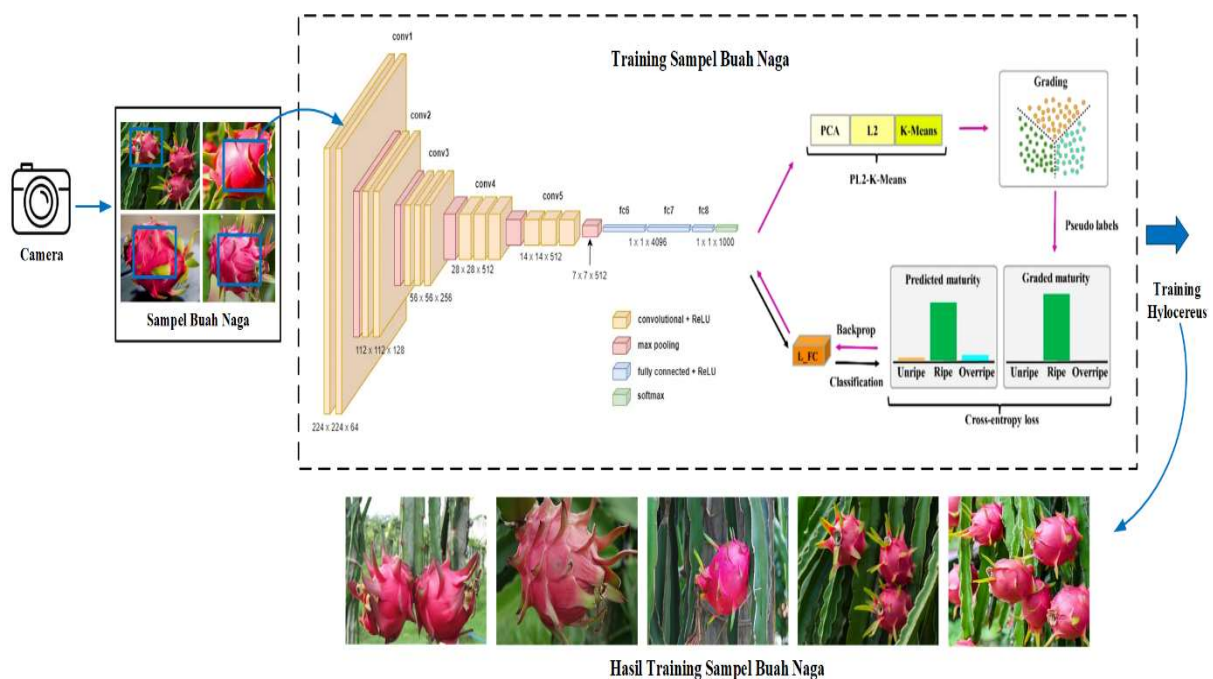
VGG 16 mempunyai layer keseluruhan 16 yang terdiri dari (13) *layer convolution* dan (3) *layer fully connected* [20]. VGG16 menerapkan konsep blok dalam membentuk **convolution layer** dengan masing-masing ukuran 3x3 dan *stride* 1. Blok akhir digunakan sebagai *max pooling layer* dengan 2x2 dan *stride* 2 [21]. **Input** gambar VGGnet mencapai 224x224. Dalam pencarian citra gambar menggunakan imageNet, ukuran gambar dijaga agar sama dengan potongan ukuran gambar 224x224 dari setiap pencarian masing-masing gambar [22]. Komponen **Rectifier Linear Unit Activation Function**

(ReLU) digunakan untuk mengurangi waktu pencarian citra gambar. ReLU memberikan *output* yang sesuai untuk *input* positif dan *output* nol untuk *input* negatif. VGG memiliki pengaturan konvolusi set 1 piksel untuk mempertahankan resolusi spasial setelah konvolusi (nilai langkah mencerminkan berapa banyak piksel yang "bergerak" filter untuk menutupi seluruh ruang gambar) [21]. **Hidden Layer** merupakan semua lapisan yang tersembunyi dari VGG dengan menggunakan ReLU AlexNet, dimana waktu pencarian dan memori penyimpanan yang sedikit dan tingkat akurasi yang tinggi. **Pooling Layer** mengikuti beberapa convolutional layer yang mengurangi dimensi dan jumlah parameter yang tersedia dari 64 menjadi 128, 256, dan akhirnya 512 di lapisan akhir [23].

3. METODE

3.1 Sampel Buah Naga

Dalam sistem klasifikasi buah naga, ada beberapa tahapan yang dilakukan sebagaimana dijelaskan pada gambar 1 seperti tahapan pengambilan sampel buah naga dengan dokumentasi foto. Sampel buah naga dengan berbagai kondisi didokumentasi untuk mendapatkan data awal. Data awal diproses oleh metode *convolutional neural network* (CNN) VGG-16 [24] dengan *data set* dari 10-100 gambar. Sehingga menghasilkan *output layer* 10-100 *neuron* yang nilainya mewakili gambar input dan sesuai pada setiap kelas. Hasil data awal menunjukkan bahwa identifikasi buah naga tidak rusak [25].



Gambar 1. Metode Klasifikasi Buah Naga Menggunakan CNN

3.2 Dataset Buah Naga

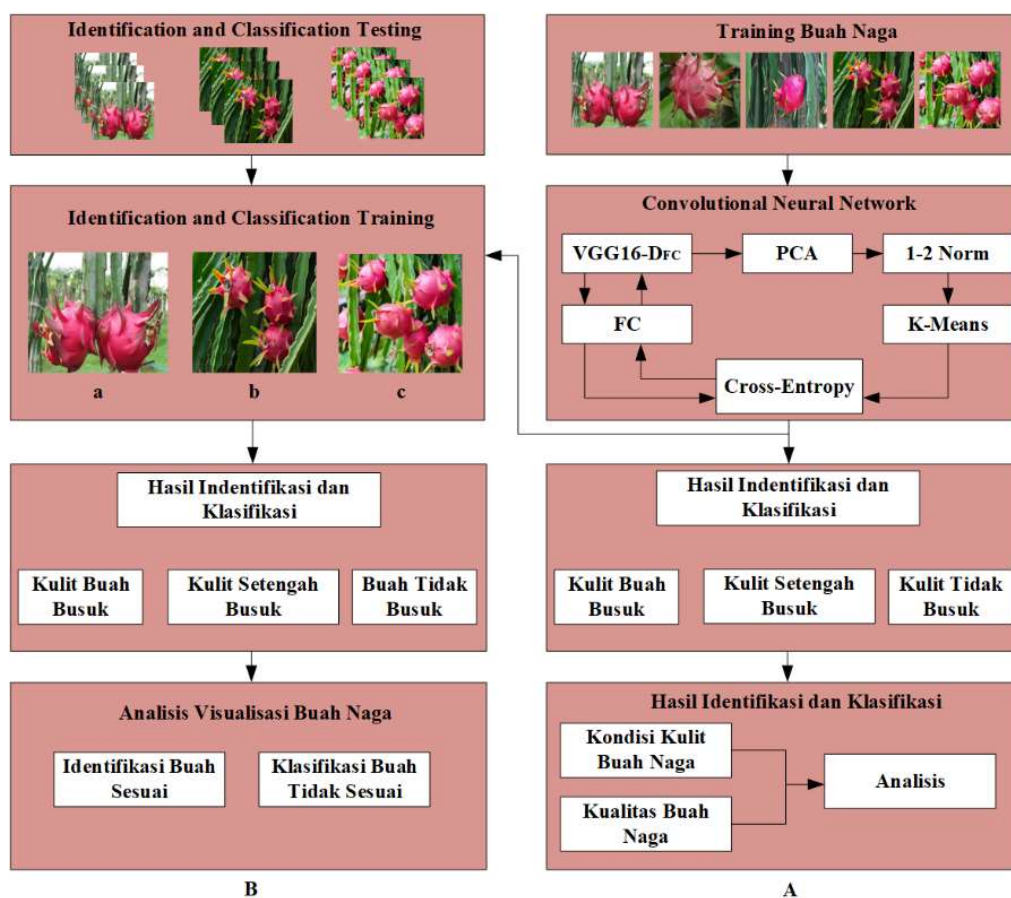
Buah naga dibagi ke dalam dua data *training* yaitu *training set* (TN) dan *testing set* (TS). TN terdiri dari 50 sampel *random* buah naga dan yang dipilih 20 sampel setiap *group* (group terdiri dari 100 buah naga). Antara 100 gambar buah naga, ada 20 gambar yang sesuai dengan gambar *training set* 250-750. Jumlah gambar buah naga dan sample dari 50-100 dimasukkan kedalam TS. TS dilakukan percobaan dengan tiga kondisi kulit busuk, setengah busuk, dan buah busuk [25]. Tabel 1 merupakan *dataset* training buah naga, TS, sampel buah, dan *epoch*.

Tabel 1. *Dataset Training Buah Naga*

No.	Training Set (TN)	Sampel Buah	Epoch
1	Input TN	20	250
2	Input TN	20	500
3	Input TN	20	750

3.3 Training dan Testing Buah Naga

Tahapan selanjutnya data diolah dengan berbagai *training* dan *testing* (identifikasi dan klasifikasi) buah naga yang dijelaskan pada gambar 2.



Gambar 2. *Training (A) dan testing (B) buah naga*

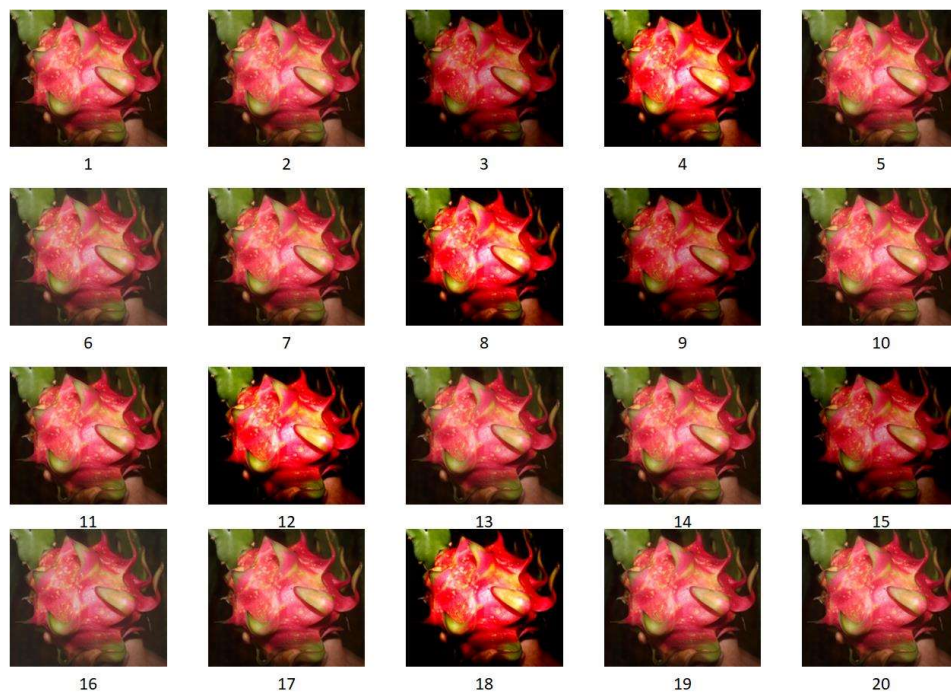
Training buah naga dilakukan dengan sampel 20 buah naga yang ditunjukkan pada gambar (A). Data diolah dengan algoritma *convolutional neural network* (CNN) untuk mendeteksi warna buah berdasarkan *red*, *green*, *blue* (RGB) [26]. Warna RGB dikonversi dengan matrik 3x3 untuk mengklasifikasi warna yang rumit. Warna rumit diproses pada VGG16-DFC sehingga mendapatkan pola gambar segmentasi [27]. Pola gambar diidentifikasi dan diekstraksi berdasarkan kesamaan dan perbedaan pola, karena pola data memiliki dimensi yang besar [28]. Pola data dipilih secara otomatis untuk menentukan jumlah kluster data dan sampel baru. Hal ini memberikan cakupan data maksimum dari beberapa kelas data yang dihasilkan [29].

3.4 Hasil Training dan Testing Buah Naga

Hasil *training* (A) yaitu identifikasi dan klasifikasi buah naga dibagi dalam tiga kategori seperti kulit buah busuk, kulit setengah busuk, dan kulit tidak busuk. Kemudian data dianalisis berdasarkan kondisi buah naga siap panen dan kualitas buah naga. Gambar (B) *testing* buah naga berdasarkan warna, pola gambar, jumlah data, dan sampel baru. Warna kulit buah naga yang busuk berwarna merah kecoklatatan, setengah busuk berwarna hijau kecoklatan, kulit tidak busuk berwarna merah kehijauan. Pola gambar yang mewakili kulit busuk yaitu bintik coklat, setengah busuk bintik hijau, dan buah tidak busuk bintik merah. Jumlah data dianalisis berdasarkan spektrum warna untuk menghasilkan sampel baru buah naga.

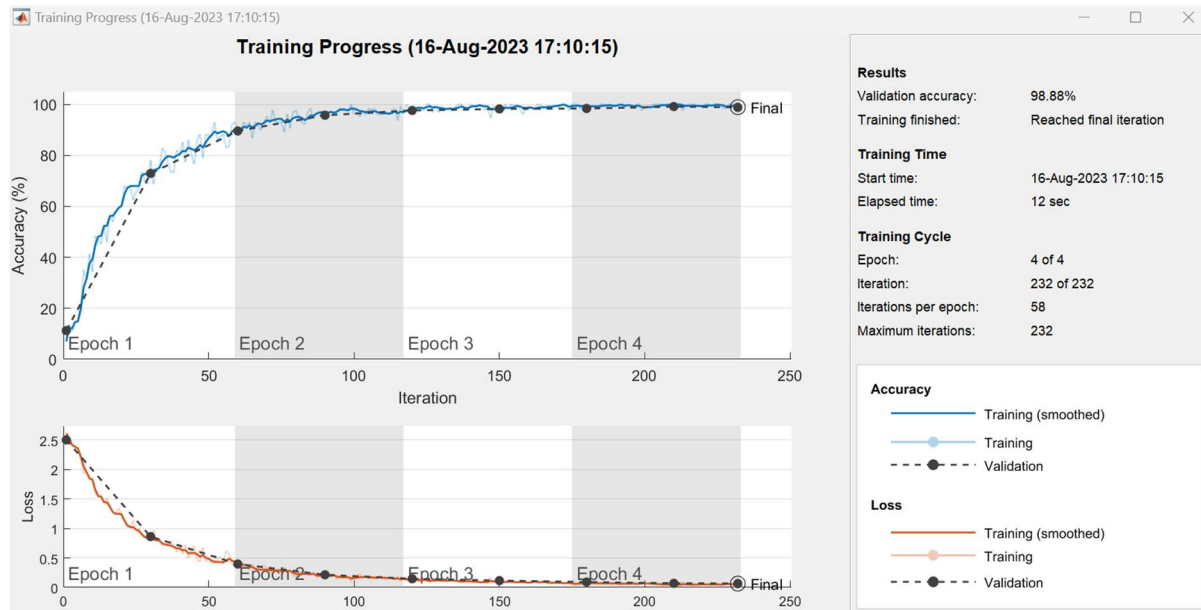
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Load data dan pencarian data gambar buah naga berdasarkan *ImageDatastore* object. *Load data* digunakan untuk training awal pada proses klasifikasi buah naga. Jumlah sampel gambar buah naga yaitu 20 dengan berbagai kondisi warna yang berbeda dijelaskan pada gambar 3.



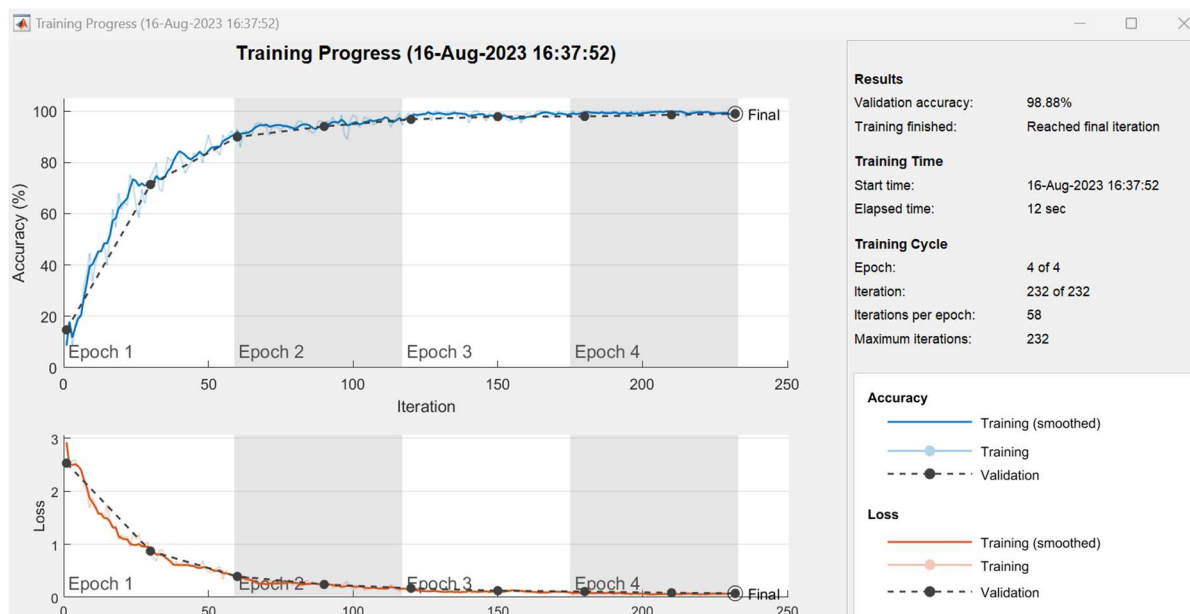
Gambar 3. *Load data store* buah naga

Load data store buah naga dilakukan pengujian klasifikasi dengan iterasi 50, 70, dan 100. Pengujian digunakan untuk menghasilkan citra gambar (buah naga fresh dan busuk). Pembagian data menjadi data *set training* dan validasi. Kemudian setiap kategori *set training* berisi 20 gambar serta validasi gambar. Hasil *set training* gambar dengan iterasi 50-100 dijelaskan pada gambar 4-6 berikut.



Gambar 4. Iterasi 50

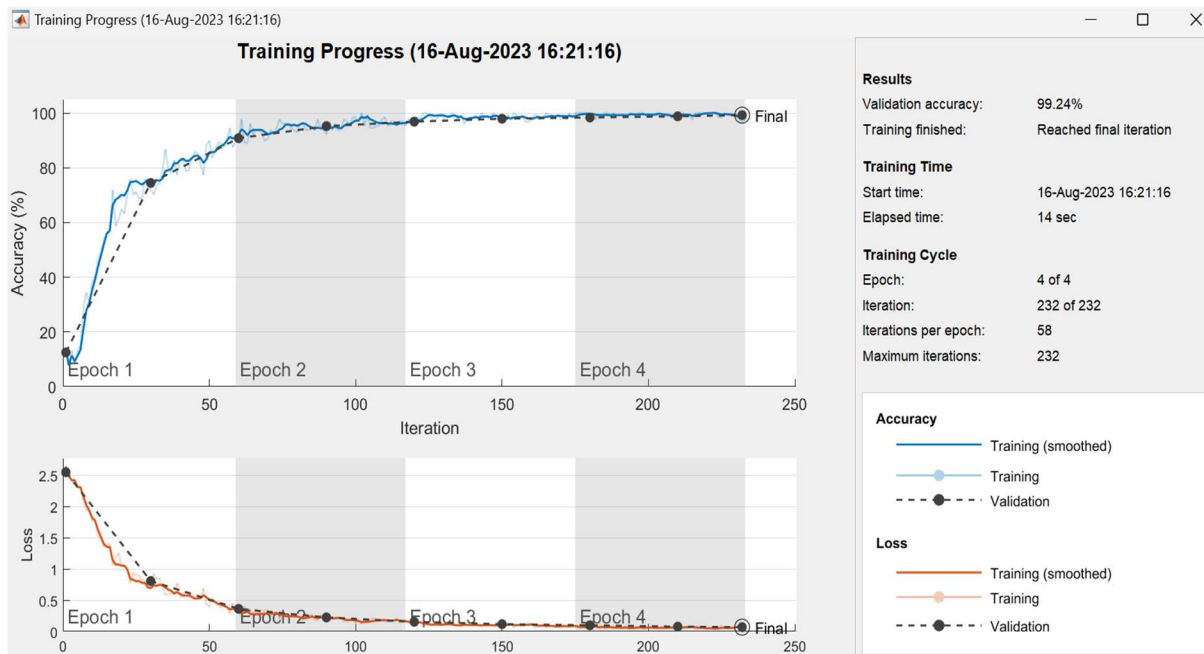
Hasil *set training* buah naga dengan iterasi 50 dijelaskan oleh gambar 4. Hasil *set training* menunjukkan bahwa pencarian gambar buah naga mencapai akurasi 98,88% dan loss 1,12%. Hal ini disebabkan oleh citra yang diklasifikasikan dengan warna *red green blue* (RGB) dan 250-750 *epoch*. Semakin besar *epoch*, maka akan mempengaruhi tingkat akurasi warna gambar. Sedangkan nilai maksimal *epoch* sebesar 1500 dengan tingkat akurasi 99,15 % [30]. Namun, klasifikasi pada buah yang lain seperti salak mendapatkan akurasi *epoch* 95,83% [21], buah mangga mendapatkan akurasi *epoch* yaitu 13,07%, 8,06%, 6,63% [31], dan buah pisang 98,96% [32].



Gambar 5. Iterasi 70

Hasil *set training* dengan iterasi 70 dijelaskan gambar 5. *Set training* menunjukkan bahwa pencarian buah naga mempunyai tingkat akurasi 98,88% dan loss 1,12%. Tingkat akurasi *epoch* 1 dimulai dari 10%, *epoch* 2 pada 88%, *epoch* 3 dengan 89% dan *epoch* 4 yaitu 98,88% dengan waktu

iterasi per *epoch* 58 detik dan *elapsed time* 12 detik. Degradasi nilai *loss epoch* 1 ditunjukkan pada 2,7 detik, *loss epoch* 2 dengan waktu 0,9 detik, *loss epoch* 3 pada waktu 0,4 detik, dan *loss epoch* 4 ditunjukkan waktu 0 detik. Degradasi dipengaruhi oleh nilai *dataset epoch* tinggi untuk mendapatkan nilai akurasi yang maksimal dengan presentase *error* kecil. Sedangkan *epoch* 50-1000 pada klasifikasi CNN hanya mampu mendapatkan data training 70% dan testing 30% [33].



Gambar 6. Iterasi 100

Hasil *training* dengan iterasi 100 dijelaskan pada gambar 6. Hasil *training* menunjukkan bahwa pencarian buah naga mempunyai tingkat akurasi 99,24% dan *loss* 0,76%. Tingkat akurasi *epoch* sebesar 750 untuk mendapatkan presentase nilai *error* yang kecil. Hasil ini dibuktikan pada transien *epoch* 1 yang dimulai dari 15%, *epoch* 2 pada 89%, *epoch* 3 dengan 90% dan *epoch* 4 yaitu 99,24% dengan waktu iterasi per *epoch* 58 detik dan *elapsed time* 14 detik. Sedangkan degradasi nilai *loss epoch* 1 ditunjukkan pada 2,5 detik, *loss epoch* 2 dengan waktu 0,4 detik, *loss epoch* 3 yaitu 0,3 detik, dan *loss epoch* terjadi pada 0 detik. Kenaikan transien *set training* dipengaruhi oleh nilai akurasi *epoch* sebesar 750 dengan presentase *error* yang kecil dan *elapsed time* lebih lama 14 detik dibandingkan *set training* 50 dan 70. Data training dengan menggunakan 15 memiliki *epoch* akurasi tertinggi sebesar 92,83% dan akurasi training memperoleh 86,04% [34].

5. SIMPULAN

Penerapan aplikasi teknologi *smart clustering* pada buah naga di Kabupaten Banyuwangi menunjukkan bahwa nilai pencarian buah terbaik mencapai akurasi *epoch* 99.24% dengan iterasi *epoch* 750 dan *elapsed time* lebih lama 14 detik. Sedangkan iterasi 50 dan 70 mendapatkan akurasi *epoch* masing-masing 98,88% dengan *elapsed time* lebih cepat 12 detik. Hasil klasifikasi buah digunakan sebagai data awal dalam menentukan buah yang berkualitas baik (fresh) dan buruk (busuk). Sehingga petani buah naga dapat memanen lebih awal sebelum penyakit menyebar pada buah yang lain.

UCAPAN TERIMA KASIH

Luaran ini merupakan kegiatan penelitian skema Penelitian Dosen Pemula (PDP) Direktorat Riset, Teknologi, dan Pengabdian kepada Masyarakat (DRTPM), Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi (KEMDIKBUDRISTEK) tahun Anggaran 2023.

DAFTAR RUJUKAN

- [1] Menteri Pendayagunaan Aparatur Negara dan Reformasi Birokrasi (PANRB), "Inovasi Puting Si Naga, Kembangkan Buah Naga Bak Cinderella," www.menpan.go.id, 2022. <https://www.menpan.go.id/site/berita-terkini/inovasi-puting-si-naga-kembangkan-buah-naga-bak-cinderella>
- [2] M. Khoiri, "Data Potensi Pertanian Tahun 2017-2021," Banyuwangi, 2018. [Online]. Available: <https://dinas pertanian.banyuwangikab.go.id/page/view/data-tahunan-tanaman-pangan>
- [3] A. D. M. Pupsitasari, "Analisis Usahatani Buah Naga Di Desa Sambirejo Kecamatan Bangorejo Kabupaten Banyuwangi," 2015.
- [4] A. S. Lestari and E. B. Santoso, "Identifikasi Aliran Nilai Tambah Komoditas Unggulan Buah Naga di Kabupaten Banyuwangi," vol. 7, no. 2, p. 6, 2018, [Online]. Available: <https://media.neliti.com/media/publications/507337-none-b9fb7ec6.pdf>
- [5] A. Mulyadi, A. P. Putra, and M. G. Wardana, "Penerapan Panel Surya Pada Lahan Buah Naga di Desa Wringinpitu, Kecamatan Tegaldlimo, Kabupaten Banyuwangi," *Jati Emas (Jurnal Apl. Tek. dan Pengabd. Masyarakat)*, vol. 6, no. 3, pp. 93–96, 2022.
- [6] T. Erwandi, *Kabupaten Banyuwangi Dalam Angka 2022*, 1st ed. Banyuwangi: BPS Kabupaten Banyuwangi, 2022.
- [7] K. P. Prapti, R. Iskandar, and Kasutjaningati, "Strategi Peningkatan Kinerja Supply Chain Buah Naga di Kecamatan Bangorejo Kabupaten Banyuwangi Berdasarkan Proses Inti Scor," *J. Ilm. Inov.*, vol. 16, no. 1994, pp. 1–37, 2015, [Online]. Available: [http://eprints.ums.ac.id/37501/6/BAB II.pdf](http://eprints.ums.ac.id/37501/6/BAB%20II.pdf)
- [8] A. N. Isnanda, H. M. Ani, and B. Suyadi, "Pengaruh Biaya Usahatani Buah Naga Terhadap Keuntungan Para Petani Buah Naga Di Desa Temurejo Kecamatan Bangorejo Kabupaten Banyuwangi," *J. Ilm. Ilmu Pendidikan, Ilmu Ekon. dan Ilmu Sos.*, vol. 11, no. 1, p. 22, 2017, doi: 10.19184/jpe.v11i1.4993.
- [9] N. L. P. Indriyani and N. Hardiyanto, "Pengaruh Teknik Penyerbukan Terhadap Pembentukan Buah Naga (*Hylocereus polyrhizus*) [The Effect of Pollination Technique to Fruit Development of Dragon Fruit (*Hylocereus polyrhizus*)], " *J. Hortik.*, vol. 28, no. 2, p. 183, 2019, doi: 10.21082/jhort.v28n2.2018.p183-190.
- [10] A. P. Putra and A. Mulyadi, "Design an Automatic Transfer Switch for Solar Power Plant," *Log. J. Ranc. Bangun dan Teknol.*, vol. 22, no. 1, pp. 9–12, 2022, doi: 10.31940/logic.v22i1.9-12.
- [11] M. A. Prasetyo and H. K. Wardana, "Rancang Bangun Monitoring Solar Tracking System Menggunakan Arduino dan Nodemcu Esp 8266 Berbasis IoT," *Resist. (Elektronika Kendali Telekomun. Tenaga List. Komputer)*, vol. 4, no. 2, p. 163, 2021, doi: 10.24853/resistor.4.2.163-168.
- [12] N. G. Hariri, M. A. Almutawa, I. S. Osman, I. K. Almadani, A. M. Almahdi, and S. Ali, "Experimental Investigation of Azimuth- and Sensor-Based Control Strategies for a PV Solar Tracking Application," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 9, 2022, doi: 10.3390/app12094758.
- [13] D. Pernandi and B. Santoso, "Otomatisasi Penyiram Tanaman Buah Naga Berbasis Iot

- Menggunakan Energy Panel Surya (Studi Kasus: Suga Flora),” *OKTAL J. Ilmu Komput. dan Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 489–495, 2023.
- [14] C. Fathul Hadi, “Prototype Sistem Control Berbasis Internet of Things Pada Penyinaran Kebun Buah Naga,” *CIRCUIT J. Ilm. Pendidik. Tek. Elektro*, vol. 4, no. 1, p. 56, 2020, doi: 10.22373/crc.v4i1.6371.
- [15] C. Fathul Hadi, “Sistem Kendali Berbasis Android pada Penyinaran Kebun Buah Naga,” *J. Bisnis dan Teknol. Politek. NSC Surabaya*, vol. 2, no. 2, pp. 1–4, 2015.
- [16] M. F. Pratama, “Sistem Monitoring Dan Kontrol Daya Plts Menggunakan Iot Berbasis Fuzzy Logic,” Universitas Islam Sultan Agung Semarang, 2021. [Online]. Available: http://repository.unissula.ac.id/22976/12/Magister Teknik Elektro_20601700007_fullpdf.pdf
- [17] M. F. Ma’ruf, W. Windriyanti, and W. Widayati, “Keanekaragaman Serangga Penyerbuk Pada Tanaman Buah Naga (*Hylocereus* sp.) di Gudo Jombang,” *J. AGROHITA*, vol. 6, no. 2, pp. 324–330, 2021.
- [18] A. Saxena, “An Introduction to Convolutional Neural Networks,” *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 10, no. 12, pp. 943–947, 2022, doi: 10.22214/ijraset.2022.47789.
- [19] M. M. Taye, “Theoretical Understanding of Convolutional Neural Network: Concepts, Architectures, Applications, Future Directions,” *Computation*, vol. 11, no. 3, 2023, doi: 10.3390/computation11030052.
- [20] D. P. K. Banyuwangi, “Data Tahunan Tanaman Pangan,” 2023.
- [21] Rismiyati and A. Luthfiarta, “VGG16 Transfer Learning Architecture for Salak Fruit Quality Classification,” *Telematika*, vol. 18, no. 1, p. 37, 2021, doi: 10.31315/telematika.v18i1.4025.
- [22] D. M. Asriny and R. Jayadi, “Transfer Learning VGG16 for Classification Orange Fruit Images,” *J. Syst. Manag. Sci.*, vol. 13, no. 1, pp. 206–217, 2023, doi: 10.33168/JSMS.2023.0112.
- [23] M. Ferguson, R. Ak, Y. T. T. Lee, and K. H. Law, “Automatic localization of casting defects with convolutional neural networks,” *Proc. - 2017 IEEE Int. Conf. Big Data, Big Data 2017*, no. December, pp. 1726–1735, 2017, doi: 10.1109/BigData.2017.8258115.
- [24] S. Wu, “Expression Recognition Method Using Improved VGG16 Network Model in Robot Interaction,” *J. Robot.*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1155/2021/9326695.
- [25] X. Zhu, D. Shen, R. Wang, Y. Zheng, S. Su, and F. Chen, “Maturity Grading and Identification of Camellia oleifera Fruit Based on Unsupervised Image Clustering,” *Foods*, vol. 11, no. 23, pp. 1–18, 2022, doi: 10.3390/foods11233800.
- [26] J. Wu, *Introduction to Convolutional Neural Networks*. 2017. [Online]. Available: https://web.archive.org/web/20180928011532/https://cs.nju.edu.cn/wujx/teaching/15_CNN.pdf
- [27] A. Ghosh, A. Sufian, F. Sultana, A. Chakrabarti, and D. De, *Fundamental Concepts of Convolutional Neural Network*, vol. 172, no. January. 2019. doi: 10.1007/978-3-030-32644-9_36.
- [28] D. L. Z. Astuti and Samsuryadi, “Kajian Pengenalan Ekspresi Wajah menggunakan Metode PCA dan CNN,” *Annu. Res. Semin. Fak. Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 293–297, 2018.
- [29] J. Chen, C. Zhong, J. Chen, Y. Han, J. Zhou, and L. Wang, “K-Means Clustering and Bidirectional Long- and Short-Term Neural Networks for Predicting Performance Degradation Trends of Built-In Relays in Meters,” *Sensors*, vol. 22, no. 21, 2022, doi: 10.3390/s22218149.

- [30] M. Wasil, Harianto, and Fathurrahman, "Pengaruh Epoch pada Akurasi menggunakan Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi fashion dan Furniture," *Infotek J. Inform. dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 53–61, 2022.
- [31] S. Pranata and D. Alamsyah, "Segmentasi Buah Mangga Menggunakan MLE dan GMM Sebagai Klasterisasi Pixel," *J. Algoritm.*, vol. 1, no. 1, pp. 57–67, 2020, doi: 10.35957/algoritme.v1i1.435.
- [32] J. Halim and A. N. Fajar, "Klasifikasi Pisang Berbasis Algoritma VGG16 Melalui Metode CNN Deep Learning," *Inf. (Jurnal Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 15, no. 1, pp. 1–17, 2023, doi: 10.37424/informasi.v15i1.190.
- [33] F. Masykur, M. B. Setyawan, and K. Winangun, "Epoch Optimization on Rice Leaf Image Classification Using Convolutional Neural Network (CNN) MobileNet," *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 7, no. 2, p. 581, 2022, doi: 10.24114/cess.v7i2.37336.
- [34] I. G. T. Isa and B. Junedi, "Hyperparameter Tuning Epoch dalam Meningkatkan Akurasi Data Latih dan Data Validasi pada Citra Pengendara," *Pros. Sains Nas. dan Teknol.*, vol. 12, no. 1, p. 231, 2022, doi: 10.36499/psnst.v12i1.6697.