

Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Jeruk

Dhiya Mahdi Asriny, Septia Rani, Ahmad Fathan Hidayatullah
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia
Jl. Kaliurang KM 14,5 Yogyakarta, Indonesia
15523033@students.uii.ac.id, septia.rani@uui.ac.id, fathan@uui.ac.id

Abstract— Pemilihan jeruk berdasarkan kualitas sangatlah diperlukan guna meningkatkan penjualan dan persaingan pasar. Pada umumnya, proses pemilihan jeruk masih menggunakan cara manual. Cara tersebut dilakukan dengan melakukan pengamatan secara langsung terhadap buah jeruk, hal tersebut dirasa kurang efektif karena memerlukan waktu yang relatif lama dan memberikan hasil keakuratan yang berbeda-beda. Perbedaan tersebut dikarenakan bedanya persepsi yang dimiliki setiap orang. Seiring berkembangnya teknologi dan ilmu pengetahuan saat ini, memungkinkan bagi manusia untuk melakukan klasifikasi suatu objek dengan menggunakan teknologi berdasarkan karakteristik berdasarkan citra. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan buah jeruk berdasarkan citra dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Citra jeruk tersebut akan dibagi kedalam lima kelas yaitu: jeruk layak grid 1, jeruk layak grid 2, jeruk belum matang, jeruk busuk, dan jeruk rusak. Proses pengklasifikasian tersebut menggunakan package Keras yang terdapat pada software Rstudio. Penelitian ini menggunakan data sebanyak 1000 citra yang dikumpulkan menggunakan kamera smartphone. Setiap kelas memiliki jumlah citra sebanyak 200 yang dibagi ke dalam bentuk 60% data training, 20% data validation, dan 20% data testing. K-fold cross-validation akan digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah terbentuk. Jumlah neuron digunakan pada hidden layer sebanyak 256 neuron dan menggunakan dua fungsi aktivasi yaitu ReLU dan Tanh untuk membandingkan hasil akurasi klasifikasi jeruk dengan menggunakan softmax classifier. Hasil akurasi yang diperoleh adalah 96% untuk fungsi aktivasi ReLU yang menunjukkan lebih baik daripada fungsi aktivasi Tanh yang menghasilkan akurasi 93,8%. Hal tersebut menunjukkan bahwa penggunaan metode Convolutional Neural Network telah mampu melakukan klasifikasi maupun pengidentifikasian kelayakan buah jeruk.

Keywords—klasifikasi buah, convolutional neural network, jeruk

I. PENDAHULUAN

Kebutuhan jeruk di Indonesia sangat tinggi, hal ini terbukti dari angka produksi jeruk. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik, jeruk merupakan komoditas dengan laju produktifitas menempati posisi ketiga setelah pisang dan manga [1]. Hal tersebut menjadikan jeruk merupakan salah satu komoditas unggulan, karena kontribusi yang besar terhadap perekonomian

nasional. Pada tahun 2017 produktifitas jeruk di Indonesia mengalami kenaikan 150.978 ton atau sekitar 7,50%. Jeruk merupakan komoditi buahan-buahan yang mendapat prioritas untuk dikembangkan, karena memberikan keuntungan yang tinggi kepada petani, sehingga dapat dijadikan sebagai sumber pendapatan petani [2].

Penyeleksian jeruk sangatlah penting guna meningkatkan penjualan dan persaingan pasar, indikator yang penting dalam penyeleksian tersebut seperti kualitas jeruk, ukuran, bentuk dan warna. Pada umumnya penyeleksian jeruk dilakukan secara manual dan berdasarkan persepsi manusia itu sendiri. Penyeleksian dilakukan berdasarkan pengamatan visual secara langsung terhadap jeruk. Hal tersebut memiliki kelemahan, di antaranya adalah memerlukan waktu yang lama, keterbatasan visual manusia, serta dipengaruhi oleh kondisi psikologis manusia itu sendiri. Hal itu menyebabkan dampak yang tidak konsisten dalam penyeleksian jeruk dan tidak sesuai dengan persyaratan yang ada di pasar. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diusulkan suatu cara dengan membentuk sebuah model yang mampu mengenali kualitas buah jeruk secara otomatis.

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan buah jeruk berdasarkan citra. Metode yang diusulkan adalah Convolutional Neural Network untuk mengklasifikasikan citra buah jeruk ke dalam 5 kelas, yaitu jeruk layak grid 1, jeruk layak grid 2, jeruk belum matang, jeruk busuk, dan jeruk rusak. Telah terbukti bahwa CNN menghasilkan kinerja yang baik dalam beberapa hal, termasuk untuk mendeteksi objek dan pengenalan gambar [3]. Selain itu, peneliti juga mengevaluasi kinerja model yang digunakan dengan beberapa skenario dan metrik untuk menghasilkan model dengan klasifikasi terbaik.

Struktur makalah ini disusun sebagai berikut. Bagian 2 menjelaskan tentang penelitian terdahulu. Bagian 3 menjelaskan metodologi penelitian. Bagian 4 menjelaskan hasil dan akurasi. Terakhir, kata penutup dijelaskan pada bagian 5.

II. STUDI LITERATUR

Penelitian pada kualitas jeruk sebelumnya telah dilakukan oleh [4] menggunakan metode Learning Vector Quantization (LVQ) dan menghasilkan akurasi sebesar 76%. Penelitian tersebut berfokus pada klasifikasi salah satu jenis jeruk yaitu

jeruk nipis. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh [5] menggunakan metode Naive Bayes pada citra jeruk, menghasilkan akurasi sebesar 91,6%. Pada tahun 2016, penelitian yang dilakukan oleh [6] pada citra jeruk, menghasilkan akurasi sebesar 88%. Penelitian-penelitian tersebut masih menggunakan pendekatan pembelajaran tradisional *machine learning* untuk mengklasifikasikan citra jeruk. Penelitian terbaru dilakukan oleh [7] mengklasifikasikan citra jeruk. Penelitian tersebut tidak hanya memanfaatkan tradisional *machine learning* tetapi juga telah menerapkan *deep learning*. Penelitian ini membuktikan bahwa Hybrid Artificial Neural Network-Harmony Search (ANN-HS) mengungguli akurasi yang dihasilkan daripada k-Nearest Neighbours (kNN) dengan akurasi masing-masing 94,28% dan 70,88%.

Pada penelitian ini akan membahas penerapan *deep learning* untuk klasifikasi citra. Salah satu metode *deep learning* yang paling populer untuk klasifikasi citra adalah CNN. CNN berusaha meniru sistem pengenalan gambar dalam korteks visual seperti manusia, sehingga dengan menerapkan metode CNN, komputer dapat memproses informasi pada citra [8]. Penelitian lain menyatakan bahwa CNN dapat mengurangi jumlah parameter dan dapat menangani deformasi gambar seperti translasi, rotasi, dan skala [9].

Penelitian menggunakan CNN telah dilakukan oleh [10] mengklasifikasikan citra iklan. Berdasarkan penelitian tersebut, akurasi yang dihasilkan adalah sebesar 86%. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh [11] mengklasifikasikan citra caba. Permodelan CNN pada penelitian tersebut menghasilkan akurasi sebesar 80% pada data *testing*. Penelitian terbaru dilakukan oleh [12] mengklasifikasikan beberapa buah (apel, pisang, blueberry, kiwi, dan raspberry). Akurasi yang dihasilkan sebesar 94%.

III. METODOLOGI PENELITIAN

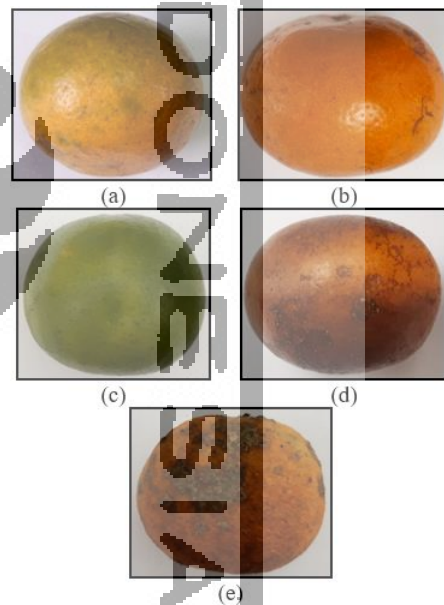
Dalam penelitian ini, peneliti melakukan klasifikasi terhadap citra jeruk siam dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Pada umumnya convolutional neural network digunakan untuk mengolah data dengan grid yang berbentuk seperti topologi, contohnya adalah data time series (1D grid) yang bisa dianggap mengambil sampel pada interval waktu yang teratur dan data gambar (2D grid) yang dianggap sebagai piksel. Convolutional neural network menggunakan operasi matematika yang disebut konvolusi. Arsitektur convolutional neural network adalah jaringan syaraf yang setidaknya menggunakan satu proses konvolusi di setiap lapisannya [13]. Penelitian ini memiliki beberapa tahapan yaitu pengumpulan data, *pre-processing* citra, pelatihan model menggunakan CNN, mengatur parameter yang digunakan untuk menghasilkan model terbaik, dan pengujian model menggunakan data baru.

A. Dataset

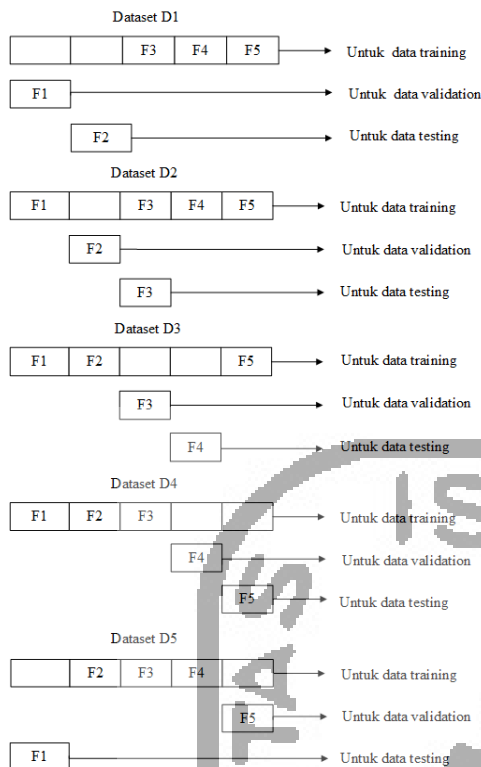
Pengambilan data citra menggunakan kamera dari *smartphone* dengan resolusi kamera sebesar 16 megapixels dibawah pencahayaan yang cukup. Pengambilan data citra jeruk dilakukan dengan cara meletakkan jeruk di atas kertas berwarna putih. Citra jeruk dikategorikan sebanyak lima kelas

yaitu jeruk layak grid 1, jeruk layak grid 2, jeruk belum matang, jeruk busuk, dan jeruk rusak (Gambar 1). Tahapan *pre-processing* meliputi *cropping* dan mengubah ukuran citra menjadi 32x32 piksel.

Dataset yang digunakan pada penelitian ini berjumlah sebanyak 1000 citra. Setiap kategori jeruk memiliki 200 citra. Pembagian dataset dilakukan dengan menggunakan *k-fold cross-validation* dan digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Penelitian ini menggunakan k=5, setiap himpunan dataset akan dibagi menjadi 5 *fold* (F1, F2, F3, F4, dan F5). Setiap *fold* tersebut memiliki jumlah dataset sebanyak 40 citra. Pembagian dataset adalah sebagai berikut: data nomor 1-40 dikategorikan sebagai F1, data nomor 41-80 dikategorikan sebagai F2, data nomor 81-120 dikategorikan sebagai F3, data nomor 121-160 dikategorikan sebagai F4, dan data nomor 161-200 dikategorikan sebagai F5. Ilustrasi *k-fold cross-validation* dengan k=5 ditunjukkan pada Gambar 2. Pada penelitian ini menggunakan pembagian data dengan skenario: D1, D2, D3, D4, dan D5. Skenario pembagian yang digunakan adalah 60% untuk data *training*, 20% untuk data *validation*, dan 20% untuk data *testing*.



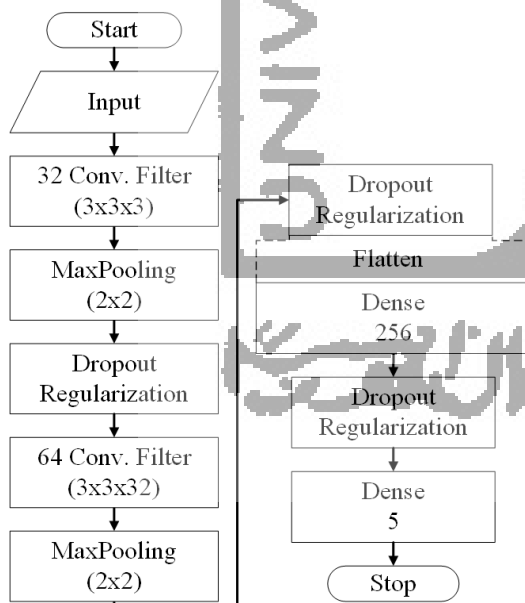
Gambar 1. Dataset citra jeruk (a) jeruk layak grid 1, (b) jeruk layak grid 2, jeruk belum matang, jeruk busuk, dan jeruk rusak



Gambar 2. Ilustrasi *k-fold cross-validation* dengan $k=5$ [14]

B. Model Convolutional Neural Network

Gambar 3 merepresentasikan arsitektur CNN yang digunakan dengan beberapa *layer* yaitu konvolusi *layer*, *pooling layer*, *dropout layer*, *flatten layer*, dan *dense layer*.



Gambar 3. Model *convolutional neural network*

Pooling layer dilakukan untuk mengurangi jumlah dimensi dari *feature map* (*downsampling*) hal tersebut akan mempercepat komputasi, sehingga dapat mengatasi *overfitting*. *Dropout layer* merupakan salah satu teknik regulasi yang bertujuan memilih beberapa neuron secara acak dan tidak dipakai selama pelatihan. Sedangkan *flatten* digunakan untuk mengubah *feature map* yang berbentuk *multidimensional array* ke dalam bentuk sebuah vektor agar dapat digunakan sebagai inputan untuk *fully-connected layer*.

Perbedaan antara *neural network* biasa dengan CNN adalah terletak pada konvolusi *layer*. Inputan pada konvolusi *layer* adalah citra dan hasil outputan dari proses tersebut berupa *feature map*. *Convolutional neural network* memiliki tiga proses utama yaitu konvolusi, fungsi aktivasi, dan *pooling* [15]. Pada penelitian ini, proses konvolusi dilakukan sebanyak empat kali untuk melatih model dan melihat hasil kinerja model yang telah terbentuk. Sedangkan untuk fungsi aktivasi yang digunakan adalah Rectified Linear Unit (ReLU) dan Tanh untuk dibandingkan tingkat akurasi yang dihasilkan. Menurut Krizhevsky, ReLU merupakan fungsi aktivasi yang menghasilkan pelatihan untuk jaringan saraf tiruan lebih cepat daripada Tanh tanpa memberikan perbedaan yang signifikan terhadap tingkat akurasi data [16]. Penggunaan filter/kernel pada setiap konvolusi *layer* berukuran 3×3 dan ukuran untuk *pooling layer* adalah 2×2 . Proses *pooling* dilakukan dua kali, setelah dua konvolusi pertama dan konvolusi kedua. Hal ini dilakukan untuk mempertahankan ukuran input agar tidak berkurang secara drastis, sehingga informasi dari setiap proses konvolusi masih berguna dan dapat digunakan untuk proses klasifikasi.

Proses konvolusi menggunakan dua jenis filter, yaitu 32 filter yang digunakan pada konvolusi pertama dan kedua serta 64 filter digunakan pada konvolusi ketiga dan keempat. Pemakaian 64 filter pada proses konvolusi ketiga dan keempat dikarenakan inputan dari konvolusi satu dan dua lebih kecil, sehingga diperlukan filter yang lebih besar untuk mengekstrak informasi citra dari konvolusi satu dan dua. Neuron yang digunakan pada *hidden layer* sebanyak 256 neuron. Proses klasifikasi menggunakan *softmax classifier* bertujuan untuk mendapatkan hasil yang lebih intuitif sehingga mempermudah pengklasifikasian interpretasi probabilistik pada semua label. Terakhir, model tersebut diimplementasikan dengan menggunakan *package Keras* pada Rstudio.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan fungsi aktivasi ReLU dan Tanh untuk membandingkan tingkat akurasi yang dihasilkan. Untuk mengukur kinerja model, peneliti menggunakan dua acuan yaitu *loss* dan akurasi. *Loss function* adalah fungsi yang dapat menggambarkan semua kemungkinan *error* atau kerugian yang dihasilkan oleh model. Peneliti menggunakan *categorical crossentropy* guna memudahkan menghitung nilai *loss* atau *error* yang dihasilkan oleh model. Penggunaan *categorical crossentropy* tersebut relevan digunakan untuk klasifikasi dengan banyak kelas. Sementara akurasi merupakan representasi nilai dari dataset yang telah terklasifikasi secara benar. Nilai akurasi yang dihasilkan oleh model terhadap kedua fungsi aktivasi ditunjukkan pada Tabel 1-3.

Tabel 1. Hasil akurasi data *training* untuk setiap *fold*

Data Training	Jumlah Data	Nilai Loss		Nilai Akurasi	
		ReLU	Tanh	ReLU	Tanh
D1	600	0.040389	0.002499	99%	100%
D2		0.010151	0.001387	99%	100%
D3		0.004420	0.002139	100%	100%
D4		0.088673	0.006887	97%	100%
D5		0.020158	0.001592	98%	100%
Jumlah		0.032758	0.002901	98,6%	100%

Tabel 2. Hasil akurasi data *validation* untuk setiap *fold*

Data Validation	Jumlah Data	Nilai Loss		Nilai Akurasi	
		ReLU	Tanh	ReLU	Tanh
D1	200	0.418156	0.159932	91%	95%
D2		0.032446	0.241223	98%	90%
D3		0.371931	0.407679	90%	90%
D4		0.183812	0.086802	93%	95%
D5		0.191694	0.095025	92%	96%
Jumlah		0.239608	0.198132	92,8%	93,2%

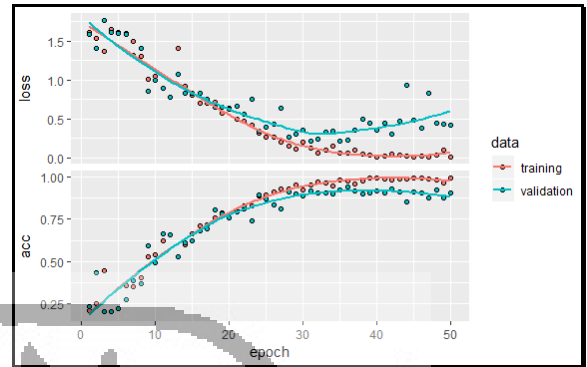
Tabel 3. Hasil akurasi data *testing* untuk setiap *fold*

Data Testing	Jumlah Data	Nilai Loss		Nilai Akurasi	
		ReLU	Tanh	ReLU	Tanh
D1	200	0.098135	0.047535	98%	98%
D2		0.274564	0.460625	93%	86%
D3		0.207179	0.149645	96%	95%
D4		0.052459	0.048771	98%	98%
D5		0.103303	0.317443	95%	92%
Jumlah		0.147128	0.204804	96%	93,8%

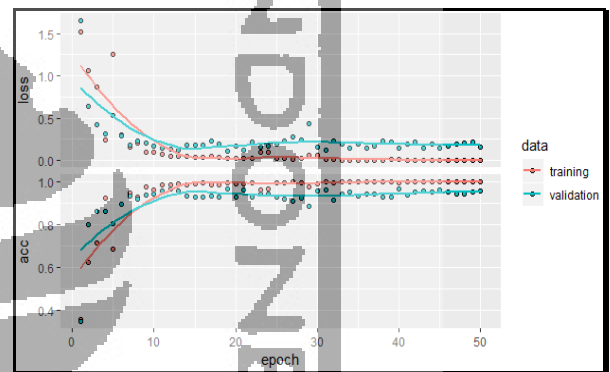
Nilai *loss* yang dihasilkan oleh fungsi aktivasi ReLU pada data *training*, *validation*, dan *testing* yaitu 0.032758, 0.239608, dan 0.147128. Sementara Tanh menghasilkan nilai sebesar 0.002901, 0.198132, dan 0.204804. Nilai *loss* yang dihasilkan oleh kedua fungsi aktivasi dapat dikatakan rendah karena telah memberikan hasil akurasi yang bagus pada setiap *fold*.

Nilai akurasi merepresentasikan bahwa klasifikasi yang dihasilkan telah benar. Hal tersebut ditunjukkan dengan sedikitnya nilai yang dihasilkan oleh *loss function* dan mendapatkan hasil akurasi yang tinggi sebesar 98,6% dan 100% terhadap data *training* untuk kedua fungsi aktivasi yang ditunjukkan pada Tabel 1. Data *validation* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 92,8% dan 93,2% untuk kedua fungsi aktivasi yang ditunjukkan pada Tabel 2. Sementara pada data *testing* yang ditunjukkan pada Tabel 3, menunjukkan akurasi

sebesar 96% dan 93,8% dengan menggunakan fungsi aktivasi ReLU dan Tanh. Hasil kinerja model beriringan dengan peningkatan jumlah *epoch* yang digunakan, ditunjukkan pada Gambar 4 dan Gambar 5.



Gambar 5. Plot akurasi dan *loss* data *training* dan *validation* dengan fungsi aktivasi ReLU



Gambar 6. Plot akurasi dan *loss* data *training* dan *validation* dengan fungsi aktivasi Tanh

Pergerakan nilai dari *loss function* yang mendekati nilai nol dan peningkatan nilai akurasi yang dihasilkan merepresentasikan hasil yang baik seiring dengan jumlah *epoch* yang digunakan. Grafik yang ditunjukkan pada Gambar 5 dan Gambar 6 menunjukkan korelasi antara *loss function* dan nilai akurasi terhadap data *training*. Pada nilai akurasi menunjukkan korelasi positif atau hubungan searah. Penggunaan jumlah *epoch* yang besar dapat menghasilkan nilai akurasi yang tinggi terhadap data *training*. Tetapi, hal tersebut berbanding terbalik dengan nilai pada *loss function*, karena nilai *loss* merupakan korelasi negatif. Semakin tinggi jumlah *epoch* yang digunakan maka nilai *loss* terhadap data *training* dapat menjadi rendah. Untuk memperoleh nilai *loss* yang rendah, dapat dilakukan dengan cara menambah jumlah *epoch* yang akan digunakan untuk data *training* [17]. Penelitian ini menggunakan jumlah *epoch* sebanyak 50.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini telah menghasilkan model *convolutional neural network* yang baik dan berhasil mengklasifikasikan citra jeruk sebanyak lima kelas dengan benar. Pada layer konvolusi

menggunakan sebanyak empat layer dengan ukuran 32 filter dan 64 filter. Filter/kernel ukuran yang digunakan adalah 3x3. Pada *layer pooling* menggunakan dua layer dengan ukuran 2x2. *Layer dropout* digunakan untuk mempercepat komputasi dengan cara memilih beberapa neuron secara acak dan tidak dipakai selama pelatihan. Sementara jumlah neuron yang digunakan pada *hidden layer (flatten)* sebanyak 256 neuron. Dalam penelitian ini hasil kinerja fungsi aktivasi ReLU lebih baik daripada Tanh. Tanh menghasilkan akurasi yang kecil ketika menggunakan data baru. Nilai akurasi pada data *training* yang didapatkan adalah sebesar 98.6% untuk fungsi aktivasi ReLU dan 100% untuk fungsi aktivasi Tanh. Data *validation* menghasilkan akurasi sebesar 92.8% untuk fungsi aktivasi ReLU dan 93.2% untuk fungsi aktivasi Tanh. Sementara data *testing* menghasilkan akurasi sebesar 96% untuk fungsi aktivasi ReLU dan 93.8% untuk fungsi aktivasi Tanh.

REFERENCES

- [1] B. P. Statistik, "Statistik Tanaman Buah-buahan dan Sayuran Tahunan Indonesia." p. 46, 2017.
- [2] I. C. Nainggolan, K. Tarigan, and Salmiah, "Analisis Usaha Tani Jeruk dan Faktor-faktor yang Mempengaruhi Penerimaan Petani," *J. Agric. Agribus. Socioecon.*, vol. 2, 2013.
- [3] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, p. 436, May 2015.
- [4] A. S. Romadhon and V. T. Widyaningrum, "Klasifikasi Mutu Jeruk Nipis dengan Metode Learning Vector Quantization (LVQ)," *J. Ilm. Rekayasa*, vol. 8, no. 2, pp. 121–128, 2015.
- [5] W. Agustian, M. S. Dra. Sri Setyaningsih, and M. K. Arie Qur'ania, "Klasifikasi Buah Jeruk Menggunakan Metode Naive Bayes Berdasarkan Analisis Tekstur dan Normalisasi Warna," *Progr. Stud. Ilmu Komput. FMIPA - Univ. Pakuan*, 2015.
- [6] G. Capizzi, G. Lo Sciuto, C. N. and E. Tramontana, and M. Wozniak, "A Novel Neural Networks-Based Texture Image Processing Algorithm for Orange Defects Classification," *Int. J. Comput. Sci. Appl.*, vol. 13, no. 2, pp. 45–60, 2016.
- [7] S. Sabzi, Y. Abbaspour-gilande, and G. Garcia-Mateos, "A New Approach For Visual Identification of Orange Varieties using Neural Networks and Metaheuristic Algorithms," *Inf. Process. Agric.*, vol. 5, pp. 162–172, 2018.
- [8] W. Suartika, A. Y. Wijaya, and R. Soelaiman, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101," *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, pp. 65–69, 2016.
- [9] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition," *Proc. - IEEE, Novemb. 1998*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.
- [10] A. T. Vo, H. S. Tran, and T. H. Le, "Advertisement Image Classification Using Convolutional Neural Network," *9th Int. Conf. Knowl. Syst. Eng.*, pp. 197–202, 2017.
- [11] T. Purwaningsih, I. A. Anjani, and P. B. Utami, "Convolutional Neural Networks Implementation for Chili Classification," *2018 Int. Symp. Adv. Intell. Informatics*, pp. 190–194, 2018.
- [12] Z. M. Khaing, Y. Naung, and P. H. Htut, "Development of Control System for Fruit Classification Based on Convolutional Neural Network," *2018 IEEE Conf. Russ. Young Res. Electr. Electron. Eng.*, pp. 1805–1807, 2018.
- [13] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, "Deep Learning Book," *MIT Press*, p. 326, 2016.
- [14] Suyanto, *Machine Learning: Tingkat Dasar dan Lanjut*. Bandung: Informatika, 2018.
- [15] Rismiyati and A. SN, "Convolutional Neural Network Implementation for Image-Based Salak Sortation," *2nd Int. Conf. Sci. Technol. (ICST), Yogyakarta, Indones.*, 2016.
- [16] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 8, pp. 713–722, 2012.
- [17] T. F. Kusumaningrum, "Implementasi Convolution Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Citra Jamur Konsumsi di Indonesia Menggunakan Keras," *Universitas Islam Indonesia*, 2018.