

KLASIFIKASI RASA BERDASARKAN CITRA BUAH MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN TEKNIK IDENTITAS GANDA

TASTE CLASSIFICATION BASED ON FRUIT IMAGERY USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ALGORITHM WITH DUAL IDENTITY TECHNIQUE

Refiani Pintanarum¹, Agi Prasetiadi², Cegi Ramdani³

¹Fakultas Informatika, Teknik Informatika

Institut Teknologi Telkom Purwokerto

Email: 16102100@st3telkom.ac.id

Abstrak

Identitas ganda yang merupakan hal yang wajar dijumpai di dunia nyata, misal transgender salah satunya. Dalam penelitian ini, membedakan buah yang memiliki jenis rasa yang lebih dari satu, seperti buah lemon mempunyai identitas ganda yaitu asam dan asin. Untuk pengkategorisasian *Deep Learning*, biasanya populasi dataset training memiliki objek yang berbeda satu sama lain. Pada rasa yang terkandung dalam buah, bisa kita eksploitasi untuk melihat perilaku CNN dalam mengenali objek – objek yang memiliki identitas lebih dari satu. Adapun fase training dalam penelitian ini yaitu pada dua kategori rasa yang berbeda dengan sengaja dimasukkan beberapa citra buah yang sama ke dalam dua kategori ini. Akurasi dari pengkategorisasian ini kemudian dibandingkan dengan akurasi dari pengkategorisasian yang murni tidak terdapat objek kembar di tiap – tiap kategorinya. Dari hasil simulasi didapatkan akurasi model ketika ada identitas ganda sebesar 95%, Adapun yang murni didapatkan sebesar 98%.

Kata Kunci: Machine Learning, Deep Learning, CNN, Rasa, Buah

Abstract

Dual identity is a natural thing to find in the real world, such as transgender people. In this study, fruit with more than one taste, such as lemon, has a double identity that is acidic and salty. For Deep Learning categorization, usually, the population of training datasets has different objects from each other. In a sense contained in the fruit, we can exploit CNN behavior in recognizing objects with more than one identity. This study's training phase is in two different flavor categories deliberately inserted several images of the same fruit into these two categories. The accuracy of this categorization is then compared to the pure categorization of no

twin objects in each class. The simulation results obtained the model's accuracy when there is a double identity of 95%, as for the pure obtained by 98%.

Keywords: Machine Learning, Deep Learning, CNN, Taste, Fruit

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara agraris. Mulai dari sisi geografis, Indonesia terletak pada daerah tropis yang memiliki curah hujan yang tinggi sehingga banyak jenis tumbuhan yang dapat hidup dan tumbuh dengan cepat[1]. Sebagian besar penduduk Indonesia mempunyai pencaharian di bidang pertanian atau becocok tanam.

Buah merupakan hasil reproduksi antara putik dan serbuk sari pada tumbuhan [2], atau juga disebut buah sejati, organ pada tumbuhan berbunga yang berasal dari perkembangan lanjutan bakal buah (ovarium). Buah merupakan pembungkus dan pelindung biji yang berkaitan dengan fungsi utama buah, yaitu sebagai pemencar biji tanaman pada tanaman berbunga. Pada umumnya buah memiliki 2 bagian utama, yaitu lapisan dinding buah, serta bagian dalam yang berisi biji. Bagian lapisan dinding buah dapat dibagi menjadi 3 lapisan, yaitu *exocarp*, *mesocarp*, dan *endocarp* [3].

Buah yang dapat dikonsumsi tentunya sangat bermanfaat bagi kehidupan manusia dan hewan sebagai salah satu sumber makanan. Buah salah satu komoditas hortikultura yang mempunyai peranan penting bagi pembangunan pertanian

di Indonesia. Peran buah dalam tubuh sangat penting untuk metabolisme tubuh karena mengandung banyak vitamin dan mineral [4].

Hortikultura (*horticulture*) berasal dari bahasa Latin yaitu *hortus* (tanaman kebun) dan *cultura/colere* (budidaya), hortikultura memfokuskan pada budidaya tanaman buah (pomologi atau frutikultur), tanaman bunga (florikultura), tanaman sayuran (olerikultura), tanaman obat-obatan (biofarmaka), serta taman (lansekap)[5].

Saat ini penerapan teknologi sudah banyak dilakukan pada sektor budidaya tanaman buah seperti pemanfaatan teknologi *internet of think* (IoT) [6], penerapan IoT pada budidaya tanaman buah seperti pemantauan kadar pH [7], pengendalian suhu dan kelembaban[8]. Selain IoT pemanfaatan teknologi pada budidaya tanaman adalah machine learning [9], penerapan *machine learning* pada budidaya tanaman buah seperti identifikasi kematangan buah [10], tingkat kemanisan [11], jenis buah [12] dan penyakit buah [13]. Pemanfaatan teknologi IoT dan machine learning bertujuan agar budidaya tanaman buah agar lebih efisien.

Deep Learning adalah bagian dari kecerdasan buatan dan *machine learning*, yang merupakan pengembangan dari *neural network multiple layer* untuk memberikan ketepatan tugas seperti deteksi objek[14]. Salah satu pemanfaatan dari Deep Learning yaitu bidang image processing atau pengolahan citra digital, dengan adanya image processing dimaksudkan untuk membantu manusia dalam mengenali atau mengklasifikasi objek dengan efisien yaitu cepat, tepat, dan dapat melakukan proses dengan banyak data sekaligus[15]. Salah satu metode deep learning adalah Convolutional Neural Network (CNN), CNN telah banyak dimanfaatkan pada proses efisiensi budidaya tanaman seperti kematangan buah [16], jenis buah [17] dan penyakit buah [18].

Berdasarkan latar belakang diatas, penelitian ini bertujuan untuk pemanfaatan metode CNN dalam mendeteksi rasa buah untuk memperkaya literatur yang berkaitan tentang korelasi bentuk buah dan rasa, serta bertujuan untuk mencari korelasi bentuk buah dan rasanya.

LANDASAN TEORI

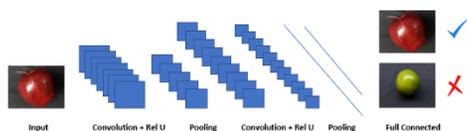
Buah merupakan bagian tumbuhan yang berasal dari bunga, dihasilkan melalui penyerbukan antara putik dengan benang sari. Didalam buah sendiri terdapat biji yang merupakan bagian sangat penting

dalam tumbuhan sebagai alat perkembangbiakan secara generatif. Hal ini terjadi karena pada biji yang ditanam nantinya akan tumbuh dan berkembang menjadi suatu individu baru dengan sifat menyerupai kedua induknya [19]. Hortikultura merupakan salah satu cabang ilmu yang membahas mengenai tanaman buah-buahan, sayur mayur, dan tanaman hias. Kata hortikultura berasal dari bahasa Latin yakni “Hortus” yang berarti tanaman kebun dan “Colere” yang memiliki arti budidaya. Sehingga dapat disimpulkan bahwa hortikultura adalah budidaya tanaman kebun. Hortikultura merupakan cabang ilmu dari agronomi. Hanya saja fokus kepada tanaman buah (pomologi atau frutikultur), tanaman sayur (olerikultura), tanaman obat-obatan (biofarmaka), dan taman (lansekap) [20].

Convolutional Neural Network

Jaringan syaraf tiruan merupakan jenis algoritma yang banyak dipakai pada konsep *deep learning* karena algoritma ini sangat dekat dengan konsep hierarki pada *deep learning*. Salah satu jenis algoritma jaringan syaraf tiruan yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan pengembangan dari algoritma *MultiLayer Perceptron* (MLP). CNN memiliki layer convolution yang berguna untuk ekstraksi fitur data.

CNN memiliki tiga lapisan pokok, yaitu *convolution*, *pooling*, dan *fully connected layer*, lebih jelasnya bisa dilihat pada gambar berikut ini.



Gambar 1. Arsitektur Convolutional Neural Network

Convolution Layer

Konvolusi adalah suatu istilah matematis yang berarti mengaplikasikan sebuah fungsi pada output fungsi lain secara berulang. Dalam pengolahan citra, konvolusi berarti mengaplikasikan sebuah kernel (kotak kuning) pada citra disemua offset yang memungkinkan seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.4. Kotak hijau secara keseluruhan adalah citra yang akan dikonvolusi. Kernel bergerak dari sudut kiri atas ke kanan bawah. Sehingga hasil konvolusi dari citra tersebut dapat dilihat pada gambar disebelah kanannya.

Tabel 1. Operasi Konvolusi

Image		
4	3	4
2	4	3
2		
Convolved Feature		

Pooling Layer

Pooling Layer menggunakan *Feature Map*, terdiri dari sebuah filter

dengan ukuran dan stride tertentu yang akan bergeser pada seluruh activation map. *Pooling* yang digunakan adalah *max* dan *average pooling*.

Fully Connected

Fully Connected adalah layer yang biasanya digunakan dalam penerapan MLP dan bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear.

Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan sebuah tabel yang menyatakan jumlah data uji benar dan salah diklasifikasi.

1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

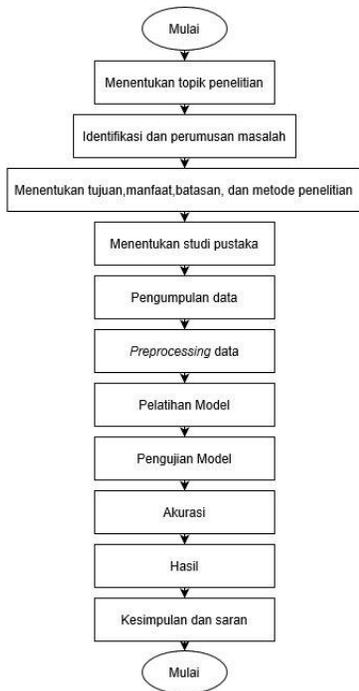
Metode yang biasanya digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep data mining atau sistem pendukung keputusan. Dalam pengukuran kinerja confusion matrix, terdapat 4 istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi, yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), False Negative (FN) [21].

Tabel 2. Confusion Matrix

		TRUE	FALSE
		1	0
TRUE	1	TP	FN
FALSE	0	FP	TN

METODE PENELITIAN

Subjek penelitian pada tulisan ini adalah data citra buah yang diambil melalui kamera *smartphone* dengan resolusi gambar sebesar 4096 x 2304 pixels. Sedangkan objek penelitian berupa citra buah asli yang diambil untuk mengetahui rasa dari 27 jenis buah, yaitu rasa asam, asin, manis, pahit, dan umami, menggunakan metode *Convolutional Neural Network*.



Gambar 2. Alur Diagram Penelitian

PERANCANGAN SISTEM

Berikut alur penelitian ini terdapat beberapa tahapan untuk model klasifikasi rasa buah menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN).

Gambar 3. Arsitektur Model

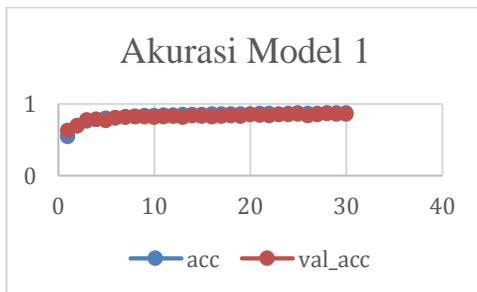
Layer (Type)	Output Shape							
	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8
Conv2D	62,62,16	62,62,32	62,62,64	62,62,16	62,62,32	62,62,16	62,62,16	62,62,32
MaxPooling2D	31,31,16	31,31,32	31,31,64	31,31,16	31,31,32	31,31,16	31,31,16	31,31,16
Conv2D	29,29,32	29,29,64	29,29,128	29,29,32	29,29,64	29,29,32	29,29,32	29,29,32
MaxPooling2D	14,14,32	14,14,64	14,14,128	14,14,32	14,14,64	14,14,32	14,14,32	14,14,32
Conv2D				12,12,64	12,12,128	12,12,64	12,12,64	12,12,64
MaxPooling2D				6,6,64	6,6,128	6,6,64	6,6,64	6,6,64
Conv2D						4,4,128	4,4,128	4,4,128
MaxPooling2D						2,2,128	2,2,128	2,2,128
Flatten	6272	12544	25088	2304	4608	512	512	512
Dropout	6272	12544	25088	2304	4608	512	512	512
Dense (Softmax)	5	5	5	5	5	5	5	5

Dalam pengujian rasa diperlukan dataset yang digunakan untuk data train dan testing dan dibagi menjadi 5 class. Penulis menggunakan model dengan 8 lapisan konvolusi dan aktivasi *Dense (Softmax)* sejumlah 5 class yang digunakan. Nilai epoch yang digunakan pada ke-8 model ini yaitu sebesar 30 epoch. Dengan masing – masing model memiliki tingkatan lapisan konvolusi yang berbeda. M.1, M.2, dan M.3 menggunakan 2 layer, M.4 dan M.5 menggunakan 3 layer, M.6, M.7, dan M.8 menggunakan 4 layer.

HASIL DAN PEMBAHASAN

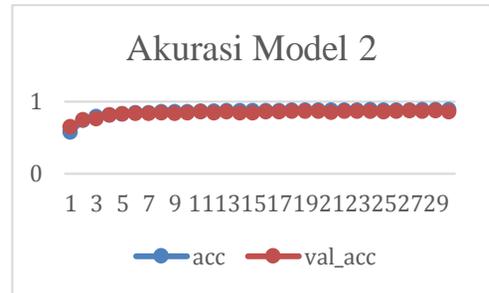
Peneliti melakukan klasifikasi lima kelas rasa pada buah yaitu terdapat rasa asam, asin, pahit, manis, dan umami menggunakan metode algoritma *Convolutional Neural Network*. Proses utama dalam pembuatan model ini diawali dengan pengumpulan data citra buah sebanyak 27000 citra, selanjutnya proses training data, untuk pengujian data testing. Citra yang terkumpul yaitu dari jenis buah kiwi, markisa, lemon, strawberry, belimbing wuluh,

jeruk, pisang, apel, coklat, manga, karsen, melon, maja, bit, mengkudu, plum, pare, jeruk nipis, jeruk purut, markisa, nanas, alpukat, bengkoang, kenitu, naga, pir, tomat dan terong. Dari model ini dapat mengukur tingkat keberhasilan nilai akurasi, dengan nilai akurasi model ditentukan pada saat melakukan pengujian data testing. Proses training menggunakan *package anaconda* pada *python* dengan *back-end tensorflow*.



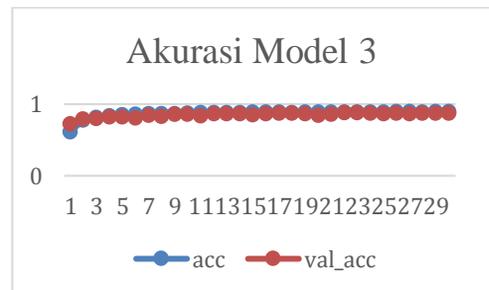
Gambar 4. Hasil Pelatihan Model 1

Grafik hasil pelatihan model untuk menentukan akurasi. Dalam tahap pelatihan model pertama dilakukan *30step epoch* dan *30 epoch*. Pada model pertama, akurasi tertinggi dihasilkan sebesar 86,96% dengan membutuhkan waktu 6 jam. Sedangkan *epoch* ke-30 dari akurasi validasi sebesar 86,08%.



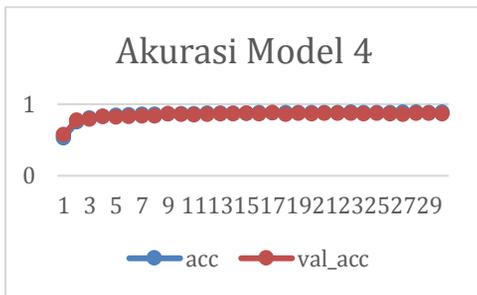
Gambar 5. Hasil Pelatihan Model 2

Grafik hasil pelatihan model untuk menentukan akurasi. Dalam tahap pelatihan model pertama dilakukan *30step epoch* dan *30 epoch*. Pada model kedua, akurasi tertinggi dihasilkan sebesar 88,76% dengan membutuhkan waktu 7 jam. Sedangkan *epoch* ke-30 dari akurasi validasi sebesar 86,98%.



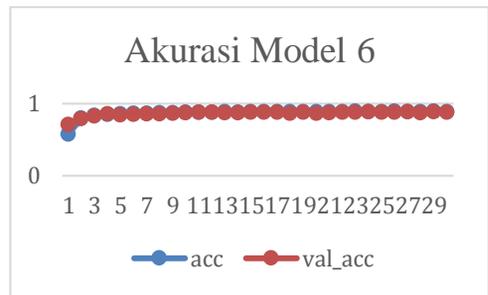
Gambar 6. Hasil Pelatihan Model 3

Grafik hasil pelatihan model untuk menentukan akurasi. Dalam tahap pelatihan model pertama dilakukan *30step epoch* dan *30 epoch*. Pada model kedua, akurasi tertinggi dihasilkan sebesar 89,17% dengan membutuhkan waktu 8 jam. Sedangkan *epoch* ke-30 dari akurasi validasi sebesar 87,77%



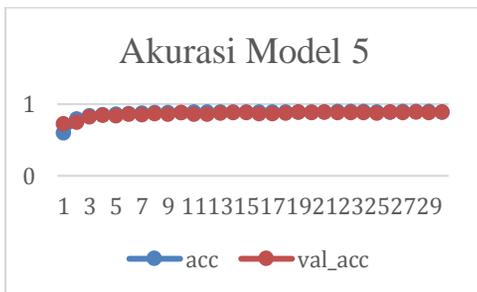
Gambar 7. Hasil Pelatihan Model 4

Grafik hasil pelatihan model untuk menentukan akurasi. Dalam tahap pelatihan model 4 dilakukan 30step epoch dan 30 epoch, dengan akurasi tertinggi dihasilkan sebesar 88,93% dengan membutuhkan waktu 7 jam. Sedangkan epoch ke-30 dari akurasi validasi sebesar 88,03%.



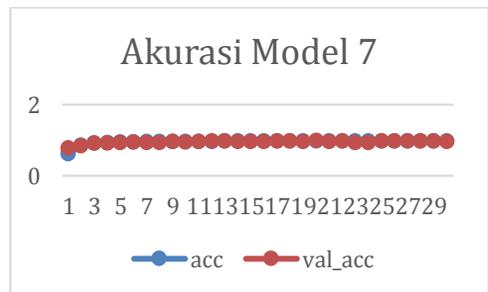
Gambar 9. Hasil Pelatihan Model 6

Grafik hasil pelatihan model untuk menentukan akurasi. Dalam tahap pelatihan model 6 dilakukan 30step epoch dan 30 epoch, dengan akurasi tertinggi dihasilkan sebesar 89,24% dengan membutuhkan waktu 7 jam. Sedangkan epoch ke-30 dari akurasi validasi sebesar 88,75%.



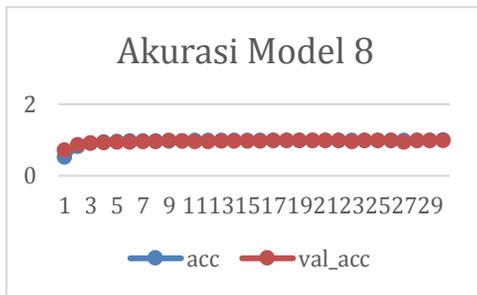
Gambar 8. Hasil Pelatihan Model 5

Grafik hasil pelatihan model untuk menentukan akurasi. Dalam tahap pelatihan model 5 dilakukan 30step epoch dan 30 epoch, dengan akurasi tertinggi dihasilkan sebesar 89,45% dengan membutuhkan waktu 7 jam. Sedangkan epoch ke-30 dari akurasi validasi sebesar 88,47%.



Gambar 10. Hasil Pelatihan Model 7

Grafik hasil pelatihan model untuk menentukan akurasi. Dalam tahap pelatihan model 7A dilakukan 30step epoch dan 30 epoch, dengan akurasi tertinggi dihasilkan sebesar 98,86% dengan membutuhkan waktu 6 jam. Sedangkan epoch ke-30 dari akurasi validasi sebesar 98,59%.



Gambar 11. Hasil Pelatihan Model 8

Grafik hasil pelatihan model untuk menentukan akurasi. Dalam tahap pelatihan model 7B dilakukan 30step epoch dan 30 epoch, dengan akurasi tertinggi dihasilkan sebesar 99,14% dengan membutuhkan waktu 6 jam. Sedangkan epoch ke-30 dari akurasi validasi sebesar 99,00%.

Jenis	Kode Uji	Model							
		M.1	M.2	M.3	M.4	M.5	M.6	M.7	M.8
Asam	0	680	849	809	921	806	782	594	593
Asin	1	1069	895	904	852	953	979	966	599
Manis	2	1112	1110	1160	1166	1160	1192	1190	1190
Pahit	3	1161	1157	1161	1090	1197	1158	1161	1152
Umami	4	1148	1192	1192	1183	1187	1196	1017	1195
Total Probabilitas Akurasi		86%	86%	87%	86%	88%	88%	95%	98%

Gambar 12. Hasil Total Probabilitas Akurasi

Pada pengujian dataset dengan kode uji asam 0, asin 1, manis 2, pahit 3, dan umami 4. Dari model 1 hingga model 8 diperoleh hasil total akurasi tertinggi yang dimiliki oleh model 8 yaitu sebesar 98%. Setelah probabilitas diketahui, maka model 8 dapat digunakan dalam mengidentifikasi citra RGB dari jenis buah ganda dengan akurat.

Model terbaik adalah model ke-8 dengan akurasi total 98%. Berikut adalah *confusion matrix*-nya.

label	asam	asin	manis	pahit	umami	total	Akurasi
asam	593	6	0	0	1	600	0,988333
asin	0	599	0	0	1	600	0,998333
manis	5	3	1190	2	0	1200	0,991667
pahit	0	5	35	1152	8	1200	0,96
umami	0	0	3	2	1195	1200	0,995833
Rata - Rata Akhir							0,986833

Gambar 13. *Confusion Matrix*

KESIMPULAN

Dalam menggunakan metode CNN memerlukan 4 *Convolution Layer*, aktivasi *ReLU*, *Dropout*, dan *Dense (Softmax)*, yang diterapkan dalam membangun arsitektur model CNN untuk mengidentifikasi suatu citra input. Model klasifikasi jenis buah menggunakan dataset yang berisikan hasil augmentasi data citra asli pada 27 jenis buah, yang masing-masing jenis di klasifikasi berdasarkan rasa asam, asin, manis, pahit, dan umami. Dalam menentukan akurasi terbaik dibutuhkan nilai sebanyak 30 epoch. Modeling pada *class* yang memiliki identitas ganda, akan mengakibatkan penurunan akurasi pada salah satu *class*, bahkan tidak terdeteksi bahwa buah tersebut buah yang akan identifikasi atau bukan. Jika modeling sedang berjalan *class* yang teridentifikasi hanya salah satu *class* asam atau asin, dari modeling yang dibuat penulis, *class* dengan akurasi lebih baik berdominan pada class asin model 6 dengan akurasi 81%, menggunakan 30 epoch. Maka penulis menambahkan 2 model yaitu model 7 dan model 8 untuk

mengoptimalkan akurasi dan identifikasi rasa pada jenis buah ganda tersebut dan mendapati akurasi model 7 sebesar 99% *class* asam dan *class* asin 80%, model 8 sebesar 98% *class* asam, sedangkan *class* asin 99% dengan nilai *epoch* sebanyak 30*epoch*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. A. Julianto, “*Negara Agraris*,” 2017.
- [2] L. H. Nugroho and I. Sumardi, *Biologi Dasar*. 2004.
- [3] Rimba, “*Pengertian Buah, Jenis, Bagian dan Fungsi*,” 2019. .
- [4] Sinta, “*Pengertian Buah-buahan Lokal*,” vol. 11, no. 2, pp. 10–14, 2011.
- [5] M. Pertanian, “*Pengertian Hortikultura, Macam, Ciri, Manfaat, dan Contohnya*,” 2018. .
- [6] M. I. Abriyantoro, “*Rancang Bangun Prototipe Rumah Kaca Pintar Berbasis IoT (Internet of Things) Untuk Budidaya Tanaman Tomat*,” 2020. <http://repository.its.ac.id/id/eprint/77220>.
- [7] A. Qalit and A. Rahman, “*Rancang Bangun Prototipe Pemantauan Kadar Ph Dan Kontrol Suhu Serta Pemberian Pakan Otomatis Pada Budidaya Ikan Lele Sangkuriang Berbasis Iot*,” *J. Karya Ilm. Tek. Elektro*, vol. 2, no. 3, pp. 8–15, 2017.
- [8] S. A. Helmy Fitriawan, Kholid Ali Dwi Cahyo, Sri Purwiyanti, “*Pengendalian Suhu dan Kelembaban Pda Budidaya Jamur Tiram Berbasis IoT*,” vol. 21, no. 1, pp. 1–9, 2020.
- [9] H. Suroyo, “*Penerapan Machine Learning dengan Aplikasi Orange Data Mining Untuk Menentukan Jenis Buah Mangga*,” *Semin. Nas. Teknol. Komput. Sains*, vol. 1, no. 1, pp. 343–347, 2019, [Online]. Available: <https://prosiding.seminar-id.com/index.php/sainteks/article/view/177>.
- [10] H. M. Helmy Noor, Moch, “*Image Cluster Berdasarkan Warna Untuk Identifikasi Kematangan Buah Tomat dengan Metode Valley Tracing*,” vol. 2009, no. semnasIF, pp. 15–24, 2009.
- [11] Z. M. S. Muhammad Ichwan, Irma Amelia Dewi, “*Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) Untuk Menentukan Tingkat Kemanisan Mangga Berdasarkan Fitur Warna*,” *MIND J.*, vol. 3, no. 2, pp. 16–23, 2019, doi: 10.26760/mindjournal.v3i2.16-23.
- [12] A. Saputra, “*Klasifikasi Pengenalan Buah Menggunakan Algoritma Naive Baiyes*,” *J. Resist. (Rekayasa*

- Sist. Komputer*), vol. 2, no. 2, pp. 83–88, 2019, doi: 10.31598/jurnalresistor.v2i2.434.
- [13]F. H. Nashrullah, “*Deteksi Penyakit Tanaman Tomat Melalui Tekstur Daun dengan Metode Gabor Filter*,” 2020.
- [14]S. Sena, “*Pengenalan Deep Learning Convolutional Neural Network*,” 2017.
- [15]F. F. Maulana and N. Rochmawati, “*Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network*,” *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 01, pp. 104–108, 2019.
- [16]F. Kirom, “*Klasifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit Per Tandan Untuk Keperluan Penjaminan Kualitas Crude Palm Oil (CPO) Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)*,” 2018.
- [17]W. S. Eka Putra, “*Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101*,” *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, 2016, doi: 10.12962/j23373539.v5i1.15696.
- [18]M. M. F. Alim, “*Identifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network dan Pendekatan Transfer Learning*,” 2020.
- [19]M. Pertanian, “*Pengertian Buah, Manfaat, Tipe Penggolongan, Dan Contohnya*.” 2019.
- [20]Ika Lestari, “*Pengertian Hortikultura, Manfaat dan Jenis*,” 2020. <https://pendidikan.co.id/pengertian-derivatif-transaksi-alasan-pelaku-manfaat-dan-jenis/>.
- [21]A. M. H. Y. Bambang Nurcahyo Prastowo, Nur Achmad Sulisty Putro, Oktaf Agni Dhewa, “*Pengenalan Personal Menggunakan Citra Tampak Atas pada Lingkungan Cashierless Store*,” *J. Buana Inform.*, vol. 10, no. 1, p. 19, 2019, doi: 10.24002/jbi.v10i1.1779.