



# Klasifikasi Citra Buah Pir Menggunakan *Convolutional Neural Networks*

Syauqani Juliansyah, Arif Dwi Laksito\*

*Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Yogyakarta,  
Jl. Ring Road Utara, Yogyakarta 55281, Indonesia*

\*Email Penulis Koresponden: arif.laksito@amikom.ac.id

## **Abstrak:**

Buah Pir (*Pyrus*) adalah salah satu buah yang kaya akan nutrisi, seperti vitamin, niasin, asam pantotenat, dan folacin. Pir salah satu buah favorit dan banyak digemari di Indonesia. Sebab, rasa yang khas dan identik dengan banyak air, masir, dan manis. Setiap jenis buah pir memiliki karakteristik yang berbeda, tentu setiap jenisnya mempunyai rasa yang khusus sehingga menghasilkan harga dan pengistimewaan berbeda dari setiap orang. Para petani buah pir tentu memiliki tempat penyimpanan untuk mengumpulkan hasil dari panen yang didapat. Sehingga para petani memisahkan jenis buah secara manual yang tentu akan membutuhkan waktu, kebosanan dan biaya tinggi. Pada penelitian ini bertujuan untuk mengatasi permasalahan klasifikasi buah secara manual tersebut dengan menggunakan salah satu algoritma *Deep Learning* dalam klasifikasi suatu gambar yaitu *Convolutional Neural Network*. Studi ini melakukan uji akurasi pada dua proses yaitu training dan testing dengan akurasi yang didapatkan yaitu 100% untuk training dan testing menggunakan 100 sample data baru dengan nilai akurasi 98%.

*This is an open access article under the [CC BY-NC](#) license*



## **Katakunci:**

*Convolutional Neural Network;  
Deep Learning;  
Klasifikasi Buah;  
Pir;*

## **Riwayat Artikel:**

Diserahkan 21 November 2020  
Direvisi 29 Maret 2020  
Diterima 7 April 2021  
Dipublikasi 15 April 2021

## **DOI:**

10.22441/incomtech.v10i2.10185

## **1. PENDAHULUAN**

Buah Pir (*Pyrus*) merupakan buah yang digemari di Indonesia, sebab tingginya konsumsi masyarakat Indonesia pada buah pir yang dibuktikan dengan adanya impor dari China, Australia, Korea Selatan dan Amerika yang mencapai 69 ribu ton ditahun 2012. Selain itu buah ini mempunyai rasa khas dan identik dengan banyak air, masir, dan manis. Terdapat juga nutrisi serta berbagai macam vitamin dari buah yang hidup di tanah tropis ini, antara lain A, B1, B2, C, E, K, niasin, asam pantotenat, dan folacin [1].

Dalam menyelesaikan masalah persaingan pasar dan meningkatkan jumlah penjualan proses seleksi jenis buah pir dirasa sangat penting. Masalah yang ditimbulkan dari petani buah pir yaitu tercampurnya berbagai jenis buah dari

tempat gudang penyimpanan. Terdapat beberapa indikator yang signifikan dalam proses seleksi tersebut yaitu ukuran, bentuk, warna dan kualitasnya. Masih banyak petani melakukan pemisahan jenis buah secara manual sehingga bisa memakan waktu lebih banyak dan kebosanan untuk mengurutkan jenis buah pir tersebut. Dengan adanya permasalahan diatas, maka perlu adanya suatu cara untuk pembuatan model yang mampu mengenali jenis buah pir secara otomatis.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan proses klasifikasi buah pir berdasarkan citra. Metode yang digunakan yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan jenis buah pir dari Pir *Williams* dan *Forelle*. Metode CNN ini didesain untuk tujuan mengolah data dua dimensi dan pengembangan dari metode sebelumnya yaitu *Multiplayer Perceptron* (MLP). Secara teknis, metode CNN mempunyai arsitektur yang memungkinkan untuk dilatih dan tersusun dari beberapa tahapan. Dalam beberapa hal, kinerja CNN telah terbukti mendapatkan hasil yang baik, termasuk untuk mendeteksi objek dan pengenalan gambar. Penelitian ini juga mengevaluasi kinerja model yang akan dibuat dari penentuan parameter serta bagaimana untuk meningkatkan akurasi pada model tersebut [2, 3, 4].

Pada penelitian sebelumnya mengenai klasifikasi Citra Jeruk menggunakan CNN bertujuan untuk membedakan kelayakan dari citra jeruk baik itu jeruk yang belum matang, busuk, dan rusak. Peneliti menggunakan data sebanyak 1000 citra yang dikumpulkan melalui smartphone. Setiap kelas memiliki jumlah citra sebanyak 200 terbagi dalam 60% data *training*, 20% data *validation*, dan 20% data testing. Hasil akurasi data testing yang diperoleh sebesar 96% dan nilai *loss* sebesar 0.147128. Sehingga dapat disimpulkan dalam pembuatan model CNN yang telah dilakukan pengujian telah mampu melakukan klasifikasi maupun pengidentifikasian kelayakan buah jeruk [5].

Penelitian selanjutnya mengenai Deteksi Kanker Kulit Menggunakan K-NN (K-Nearest Neighbor) dan CNN. Penelitian ini menggunakan data dari Internasional Skin Imaging Collaboration yaitu 80 citra latih benign, 80 citra latih malignant, 20 citra uji benign, dan 20 citra uji malignant. Pada penelitian ini membandingkan kedua metode dengan hasil yang kurang lebih sama yaitu 75% untuk klasifikasi menggunakan K-NN dan 76% dengan CNN. Sehingga dapat disimpulkan dari hasil perbandingan kedua metode mendapatkan hasil yang hampir sama [4].

## 2. METODE

### 2.1. Dataset

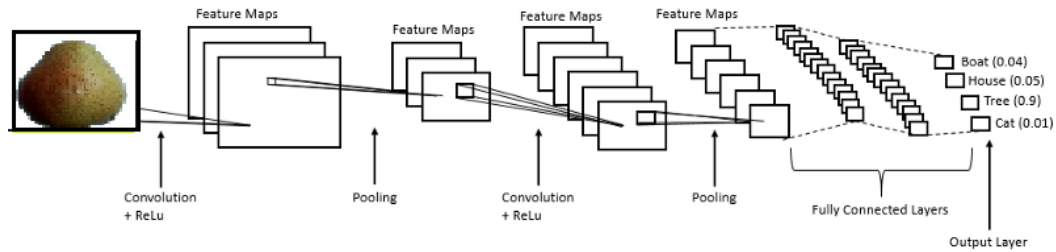
Pada penelitian ini menggunakan dataset Fruit-360 yang memiliki citra jenis buah dan sayur. Dataset Fruit-360 diperoleh dari itus Kaggle. Pada dataset Fruit-360 memiliki total jumlah citra yaitu 75.937, yang terdiri dari 111 kelas buah dan sayur dan memiliki ukuran sebesar 100x100 piksel untuk seluruh citra.

### 2.2. Convolutional Neural Network (CNN)

Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) didesain dengan tujuan mengolah data dua dimensi, CNN juga termasuk didalam jenis *Deep Neural Network* karena kedalaman jaringan yang tinggi serta banyak diterapkan pada data citra. Algoritma dari cabang bidang *deep learning* ini dalam satu proses akan

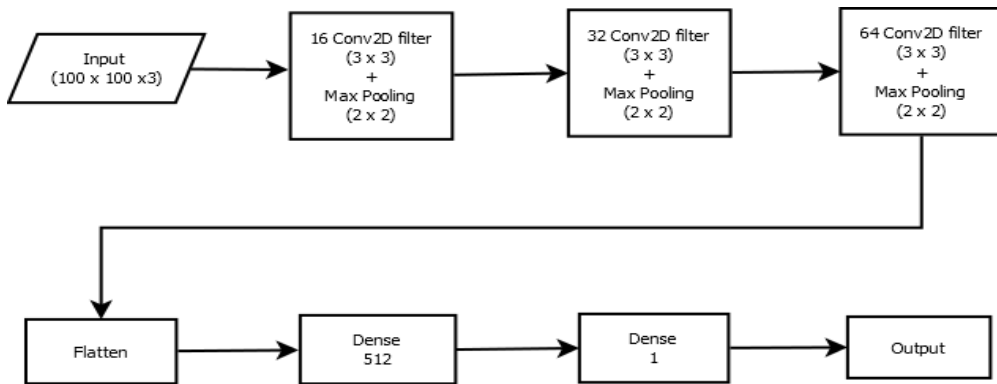
mengekstraksi fitur kemudian mengklasifikasi citra. Dapat dikatakan juga dalam proses ekstraksi fitur di algoritma CNN juga dilakukan proses learning [6][7].

Penelitian ini bertujuan untuk merancang model CNN yang dapat mengklasifikasi citra buah pir dengan akurasi yang baik. Terdapat beberapa tahapan dalam proses model CNN seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur CNN

Terdapat 3 layer utama dalam model CNN yaitu layer konvolusi, *pooling*, dan *fullt connected*. Perancangan model dilakukan menggunakan tools *Google Colaboratory*. Model dari arsitektur CNN yang dibuat pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Model Arsitektur CNN

Pada input citra atau proses preprocessing menggunakan ukuran 100x100 piksel, selanjutnya pada layer konvolusi yang pertama terdapat 16 *feature maps* dengan ukuran matriks 3x3. Lalu dilakukan proses *pooling* menggunakan 2x2. Proses *pooling* bertujuan untuk mengurangi spasial dan mengurangi banyaknya parameter. Pada penelitian ini proses *pooling* menggunakan *Max Pooling* karena metode ini menggunakan salah satu piksel terbesar pada luas piksel suatu citra sehingga tidak mengurangi informasi pada citra. pada layer konvolusi kedua menggunakan 32 *feature maps* dan konvolusi ketiga 64 *feature maps* dengan ukuran dan proses *pooling* yang sama seperti pada layer konvolusi pertama [8][9].

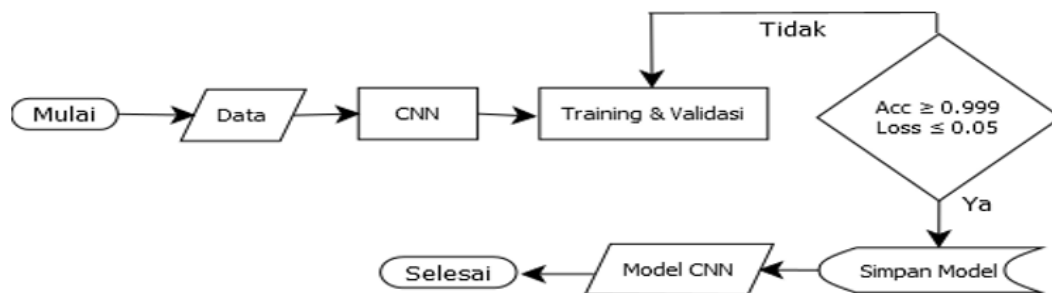
Pada proses selanjutnya yaitu layer *fully-connected* yang pertama merupakan *flatten*. *Flatten* digunakan untuk mengubah *feature maps* yang berbentuk *multidimensional arrat* kedalam bentuk vektor agar dapat digunakan sebagai inputan untuk *fully connected layer*. Kemudian pada layer *dense*, masing-masing *flatten* akan dilewatkan ke 512 neuron. Setelah itu pada layer *output* menggunakan layer *dense* sebanyak 1, karena pada penelitian ini menggunakan 2 kelas sehingga outputnya berupa 0 dan 1 [10][11].

### 2.3. Preprocessing

Pada tahap ini dilakukan persiapan data mentah yang akan diolah oleh sistem. Selanjutnya data tersebut akan dilakukan proses seleksi, yaitu membagikan data berupa data *training* dan data validasi dari dataset yang telah kita siapkan. Pembagian data menggunakan *library splitfolder* dengan perbandingan 80% dan 20%. Kemudian dataset akan di *resize* pada semua citra menjadi ukuran 100x100 piksel. Hal ini untuk memudahkan pada proses *training* [12][13].

### 2.4. Training

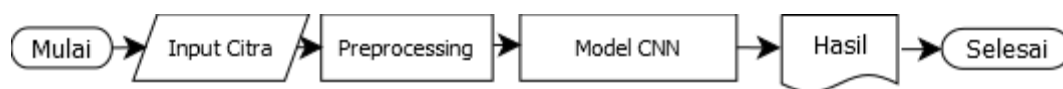
Pada tahap ini yaitu proses *Training* (pelatihan) merupakan proses untuk melatih model CNN yang telah dibuat sehingga dapat memahami serta membedakan jenis buah. Jumlah data citra yang digunakan pada proses ini sebanyak 640 untuk total data training dan 160 untuk total data validasi sehingga semua totalnya menjadi 800 citra. Proses *training* akan menggunakan 15 epoch, serta variabel yang digunakan sebagai target pada proses *training* ini yaitu akurasi  $\geq 0.999$  dan  $loss \leq 0.05$ . alur proses *training* ditunjukkan pada Gambar 3 [14].



Gambar 3. Alur Proses Learning

### 2.5. Testing

Pada tahap ini merupakan proses terakhir yaitu pengujian. Proses testing ini dilakukan untuk mengetahui ketepatan klasifikasi dengan menilai indeks yang telah dihasilkan oleh model CNN yang telah dibuat. Alur proses testing ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Alur Proses Testing

Pada alur proses testing pertama yaitu mengubah ukuran atau *resize* pada citra menjadi 100x100 piksel sebagai input. Kemudian citra input akan diklasifikasi oleh CNN. Pada proses testing pada penelitian ini menggunakan data citra baru sebanyak 100 citra, dengan masing-masing 50 citra pada jenis buah pir.

### 2.6. Proses Penghitungan Akurasi

Pada tahap ini dilakukan proses penghitungan dari hasil yang telah didapat pada proses testing. Untuk mengukur keberhasilan model CNN pada jenis buah pir digunakan akurasi yang merupakan variabel untuk merepresentasikan kinerja. Rumus untuk menghitung akurasi ditunjukkan pada (1).

$$\text{Overall Accuracy} = \frac{TTPall}{\text{Total Number of Testing Entries}} \quad (1)$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

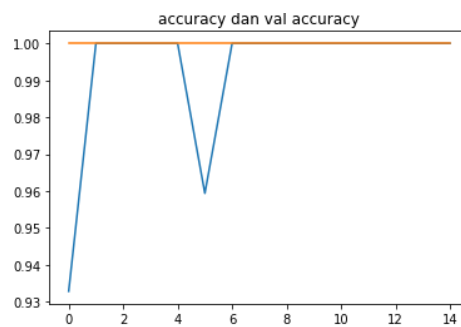
#### 3.1. Hasil Proses Training

Pada proses *training* menggunakan 15 epoch dan nilai *training rate* 0.001. seperti yang ditunjukkan pada [Tabel 1](#).

Tabel 1. Hasil Proses Training

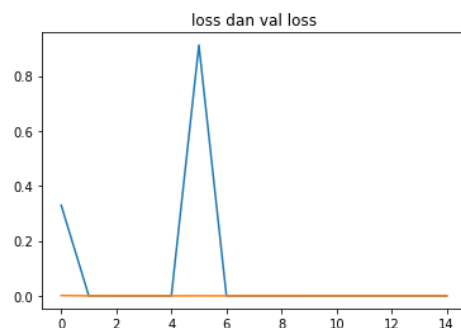
Epoch	Accuracy	Loss	Val Accuracy	Val Loss
ke-15	1	1.4397e-09	1	1.4677e-09

Tabel 1 menunjukkan hasil proses pelatihan yang didapat dari data *training* sebanyak 640 citra dan validasi 160 citra. Dengan menggunakan *batch size* sebanyak 20. *Batch size* merupakan jumlah citra yang akan diproses dalam sekali tahapan [15].



Gambar 5. Grafik Akurasi Proses Training

Pada [Gambar 5](#) yaitu grafik dari akurasi proses training diperoleh hasil akhir *accuracy* sebesar 100% dan *val accuracy* sebesar 100% sehingga model CNN yang dibuat telah memenuhi syarat untuk dilakukan pengujian.



Gambar 6. Grafik Loss Proses Training

*Loss* merupakan fungsi yang menggambarkan kerugian yang berkaitan dengan hasil model CNN yang telah dibuat. Pada [Gambar 5](#) menghasilkan nilai *loss* sebesar 3.8482e-09 dan *val loss* sebesar 4.5585e-09.

### 3.2. Hasil Proses Testing

Pada tahapan testing akan menggunakan 100 data citra baru. dengan setiap jenis buah pir sebanyak 50 citra dan dilakukan testing sebanyak 3x dengan mendapatkan hasil yang sama. Berikut hasil confusion matriks ditunjukkan pada [Tabel 2](#).

Tabel 2. Hasil Proses Testing

Matriks		Predict Class	
		Williams	Forelle
Actual Class	Williams	50	0
	Forelle	2	48

Pada pengujian menggunakan data citra baru sebanyak 100 citra. prediksi jenis pir *williams* diklasifikasi kedalam *williams*, artinya klasifikasi terhadap citra tersebut adalah benar. Kemudian prediksi jenis buah pir *forelle* diklasifikasi benar sebanyak 48 dan missing data dari input *forelle* diklasifikasikan sebagai *williams* sebanyak 2 data.

### 3.3. Penghitungan Akurasi

Setelah melakukan pengujian, kemudian dilakukan penghitungan akurasi untuk menilai persentase keberhasilan moden CNN dalam mengklasifikasi citra. proses penghitungan akurasi menggunakan (1).

$$\text{Overall accuracy} = 98/100 = 98\%$$

### 3.4. Perbandingan Parameter Model

Untuk mendapatkan hasil akurasi dari arsitektur model CNN yang telah dibuat, maka harus menentukan nilai parameter terbaik untuk mencari model terbaik. Parameter yang dimaksud yaitu pengaruh nilai learning rate dan jumlah epoch. Sehingga tujuannya dari menentukan parameter ini yaitu membandingkan model mana yang paling terbaik dari arsitektur CNN pada penelitian ini.

#### *Perbandingan Nilai Learning Rate*

Pada penelitian ini akan melakukan perbandingan nilai *Learning Rate* yang berbeda dan *epoch* 15. Pada klasifikasi untuk gambar umumnya banyak menggunakan nilai *learning rate* sebesar 0.1 sampai 0.0001. Dalam penentuan nilai ini biasanya akan ditentukan oleh peneliti. Dalam perbandingan ini peneliti membandingkan tiga nilai yaitu 0.1, 0.01, dan 0.001. Penentuan nilai *learning rate* ini sangat berpengaruh pada performa akurasi. Berikut perbandingan dari nilai *learning rate* yang sudah diteliti pada [Tabel 3](#).

Tabel 3. Hasil Perbandingan Nilai Learning Rate

Nilai Learning Rate	Val Accuracy	Los Validation	Waktu (seconds)
0.1	47%	0.7142	19
0.01	50%	0.6936	19
0.001	100%	1.4677e-09	19

Berdasarkan [Tabel 3](#), semakin kecil nilai *learning rate* maka akan semakin bagus hasil akurasi. Hal ini dikarenakan saat menggunakan nilai *learning rate* yang

cukup besar, maka nilai *loss* akan semakin meningkat ketika menjalankan iterasi pada saat proses *training*.

#### *Perbandingan Jumlah Epoch*

Penentuan jumlah *epoch* terdapat pada tahapan pelatihan pada model CNN yang sudah dibuat. Semakin banyak jumlah *epoch* maka semakin lama waktu yang diproses pada saat pelatihan, berikut hasil perbandingan jumlah *epoch* pada [Tabel 4](#).

Tabel 4. Hasil Perbandingan Jumlah Epoch

Jumlah Epoch	Val Accuracy	Los Validation	Waktu (seconds)
15	100%	1.4677e-09	19
20	100%	2.6384e-10	25
30	100%	4.4506e-11	37

Berdasarkan [Tabel 4](#), hasil yang didapatkan yaitu akurasi yang sama setiap nilai *epoch* tetapi semakin tinggi nilai *epoch* maka hasil nilai *loss* nya akan semakin kecil. Kemudian pada waktu hasil yang didapatkan yaitu semakin tinggi nilai *epoch* maka akan semakin besar waktu yang digunakan pada proses *training*.

#### 4. KESIMPULAN

Pada penelitian ini diimplementasikan menggunakan Bahasa Python, *Google Colab*, dan *library TensorFlow* dan *keras*. *Input shape* pada model CNN di penelitian ini adalah 100x100 piksel, nilai *learning rate* 0,001, ukuran filter 3x3, jumlah epoch 15, dan data *training* sebanyak 640 dan *validation* sebanyak 160 data. Diperoleh dari proses *training* sebesar 100% untuk akurasi dan 100% untuk validasi. Data baru sebanyak 100 image digunakan sebagai data testing untuk diujikan ke dalam model yang telah dibuat. Testing ini menghasilkan tingkat akurasi baru dalam melakukan klasifikasi gambar citra buah pir sebesar 98% antara jenis buah pir *Williams* dan *Forelle*. Semakin tinggi nilai dari *learning rate* maka semakin turun akurasi pada proses pelatihan. Semakin besar nilai epoch maka semakin lama proses pelatihannya akan tetapi tidak terlalu mempengaruhi akurasi.

#### REFERENSI

- [1] S. Ilahiyah and A. Nilogiri, "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network," *Jurnal Sistem & Teknologi Informasi Indonesia*, vol. 3, no. 2, pp. 49-56, 2018, doi: 10.32528/justindo.v3i2.2254
- [2] U. Khasanah, N. H. Furdianti and R. Yuswantina, "Uji Efek Diuretika Perasan Buah Pir (*Pyrus Communis L.*) Pada Tikus Putih Jantan Gaslur Wistar," *Jurnal Gizi dan Kesehatan (JGK)*, vol. 8, no. 19, pp. 136-141, Juli 2016
- [3] F. F. Maulana and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *Journal of Informatic and Computer Science (JINACS)*, vol. 1, no. 2, pp. 104-108, 2019
- [4] T. R. Savera, W. H. Suryawan and A. W. Setiawan, "Deteksi Dini Kanker Kulit Menggunakan K-NN Dan Convolutional Neural Network," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 7, no. 2, pp. 373-378, 2020, doi: 10.25126/jtiik.2020702602

- [5] D. M. Asriny, S. Rani and A. F. Hidayatullah, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Jeruk," *Thesis, Universitas Islam Indonesia*, 2019
- [6] A. Kurniadi, K. and M. F. Sadikin, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Varietas Pada Citra Daun Sawi Menggunakan Keras," *DoubleClik: Journal of Computer and Information Technology*, vol. 4, no. 1, pp. 25-33, 2020, doi: 10.25273/doubleclick.v4i1.5812
- [7] P. A. Nugroho, I. Fenriana and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia," *ALGOR*, vol. 2, no. 1, pp. 12-20, 2020
- [8] E. N. Arrofiqoh and H. , "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi," *Geromatika*, vol. 24, no. 2, pp. 61-68, 2018, doi: 10.24895/JIG.2018.24-2.810
- [9] M. Saputra, K. and M. P. Kurniawan, "Identifikasi Mutu Biji Kopi Arabika Berdasarkan Cacat Dengan Teknik Convolutional Neural Network," *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 10, no. 1, pp. 27-35, 2020, doi: 10.35585/inspir.v10i1.2533
- [10] A. Mutiara and R. Refianti, *Pengantar Deep Neural Network Untuk Sistem Cerdas*, Jakarta: Penerbit Gunadarma, 2018
- [11] K. R. P. I. C. O and H. Setiawan, "Implementasi Convolutional Neural Network untuk Sistem Prediksi Pigmen Fotosintesis pada Tanaman Secara Real Time," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 4, no. 2, pp. 330-340, 2018
- [12] I. Wayan Suartika E. P, A. Y. Wijaya and R. Soelaiman, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101," *Jurnal Teknik ITS*, vol. 5, no. 1, pp. A65-A69, 2016
- [13] A. Santoso and G. Ariyanto, "Implementasi Deep Learning Berbasis Keras Untuk Pengenalan Wajah," *Emitor: Jurnal Teknik Elektro*, vol. 18, no. 01, pp. 15-21, 2018
- [14] T. M. Sipayung, P. N. Gunawan and J. A. Khoman, "Pengaruh Konsumsi Pir (Pyrus) terhadap Indeks Debris pada Siswa SD Garuda di Kota Manado," *Jurnal e-GiGi (eG)*, vol. 6, no. 2, pp. 50-55, 2018, doi: 10.35790/eg.6.2.2018.19939
- [15] W. Widyastuti, "Kinerja Deep Convolutional Network untuk Pengenalan Aksara Pallawa," *Media Teknika Jurnal Teknologi*, vol. 12, no. 2, pp. 115-123, 2017, doi: 10.24071/mt.v12i2.1085