

# Nutmeg Seed Image Classification Using Convolution Neural Network

Pengklasifikasian Citra Biji Pala Kering menggunakan *Convolution Neural Network*

Brando Margendy Bogar, Arie S. M. Lumenta, Agustinus Jacobus

Jurusan Teknik Elektro, Universitas Sam Ratulangi Manado, Jl. Kampus Bahu, 95115, Indonesia

E-mail: [brandobogar@gmail.com](mailto:brandobogar@gmail.com), [al@unsrat.ac.id](mailto:al@unsrat.ac.id), [a.jacobus@unsrat.ac.id](mailto:a.jacobus@unsrat.ac.id)

Received: 23 September 2021; revised: 17 December 2021; accepted: 31 December 2021

**Abstract** — *Nutmeg is a spice plant that traded and cultivated for generations. In the nutmeg trade, the quality of nutmeg seed is categorized into three classes based on the color of nutmeg shell, which is A grade, B grade, C grade. To do the sorting process manually, it requires experience and knowledge as a reference for the sorting process. The manual sorting process takes a long time, costs a lot and requires a lot of energy. To minimize time, cost and energy, the classification process is carried out using the Convolution Neural Network Method. With an application that can classify the image of nutmeg seeds based on the color of the shell, it can easily solve the problems and minimize time and costs in the sorting process. In the testing process using 90 new data, it generates an accuracy value of 82%, a precision value of 82.22%, and a recall value of 82.23%*

**Key words**— *Classification; Convolution neural network; Nutmeg seed; Object detection.*

**Abstrak** — *Pala merupakan tanaman rempah yang di perdagangan dan di budidayakan secara turun temurun. Dalam perdagangan biji pala kering, kualitas biji pala di kategorikan menjadi 3 kelas berdasarkan warna cangkang biji pala yaitu pala A, pala B, Pala C. Untuk melakukan proses sortir secara manual, membutuhkan pengalaman serta pengetahuan sebagai acuan untuk proses sortir. Proses sortir secara manual memakan waktu yang lama, biaya yang besar serta tenaga yang banyak. Untuk meminimalisir waktu, biaya, dan juga tenaga maka di lakukan proses klasifikasi dengan metode *Convolution Neural Network*. Dengan merancang aplikasi yang bisa mengklasifikasikan citra biji pala berdasarkan warna cangkang bisa memudahkan serta meminimalisir waktu dan biaya dalam proses sortir. Pada proses pengujian menggunakan 90 data baru menghasilkan nilai - *accuracy* sebesar 82%, nilai *precision* sebesar 82.22%, dan nilai *recall* sebesar 82.23%.*

**Kata kunci** — *Biji pala; Convolutional Neural Network; Deteksi objek; klasifikasi.*

## I. PENDAHULUAN

Pala merupakan tanaman rempah yang di perdagangan dan di budidayakan secara turun temurun. Buah pala indonesia memiliki nilai jual yang tinggi di pasar dunia dan multiguna karena setiap bagian tanaman dapat di dimanfaatkan dalam berbagai jenis industri. Di dalam perdagangan biji pala kering, pala di kategorikan menjadi 3 kategori yaitu Pala A, Pala B, dan Pala C. Perbedaan ketiga kategori pala tersebut bisa di lihat dari warna cangkang. Semakin gelap warna cangkang, semakin bagus kualitas biji pala. Bagi orang awam, sulit untuk membedakan ketiga kategori biji pala tersebut [1]. Dan juga untuk melakukan proses sortir secara manual, membutuhkan pengalaman serta pengetahuan sebagai acuan untuk proses

sortir.

Proses sortir memakan waktu yang lama serta tenaga yang besar jika jumlah pala yang banyak sehingga mengeluarkan biaya yang mahal untuk melakukan proses sortir. Untuk meminimalisir waktu, tenaga, dan biaya untuk melakukan proses sortir maka di terapkan metode klasifikasi.

Metode klasifikasi merupakan bagian dari pembelajaran terarah yang termasuk pada *Deep Learning*. Algoritma di dalam *Deep learning* bisa di terapkan pada klasifikasi citra [2], klasifikasi suara dan sebagainya. Melalui metode klasifikasi citra biji pala, proses sortir bisa berlangsung secara cepat dan tepat sehingga waktu dan biaya penyortiran bisa di minimalisir.

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengklasifikasi biji pala kering berdasarkan warna cangkang menggunakan model *Convolution Neural Network*.

### A. Penelitian Terkait

Terdapat beberapa penelitian yang berkaitan dengan topik *Image Processing* dan *Convolution Neural Network*.

Penelitian dilakukan oleh Tutut F.K. pada tahun 2018 [3]. yang menggunakan metode *Convolution Neural Network (CNN)*. Data yang di gunakan di penelitian ini berupa kumpulan citra jamur yang dikumpul melalui situs *google image*. Kemudian data tersebut di bagi menjadi menjadi data *train* dan data test. Setelah itu di beri label sesuai dengan jenis jamur. Kemudian dilakukan pengklasifikasian terhadap data test menghasilkan nilai akurasi sebesar 81,667% dan terhadap data baru yang berjumlah 3 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar.

Penelitian dilakukan oleh Tiara Shafira pada tahun 2018 [4] yang menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah kumpulan citra tomat yang di ambil dari berbagai sisi melalui *smartphone* dengan latar menggunakan warna putih. Selanjutnya citra dilakukan *preprocessing* citra berupa mengubah ukuran citra dan *cropping* citra. Kemudian dilakukan proses klasifikasi terhadap data tes menghasilkan nilai akurasi sebesar 90% dan terhadap data baru yang berjumlah 10 berhasil diklasifikasikan dengan benar.

Penelitian dilakukan oleh Ari Peryanto pada tahun 2020 menggunakan data berupa citra tanaman yaitu bunga mawar, bunga tulip dan matahari [5]. Data didapatkan dari pencarian acak di internet, *google image* dan *kaggle.com*. Selanjutnya citra di lakukan *preprocessing* yang meliputi proses *cropping* untuk menghilangkan area terluar yang tidak diinginkan dari

gambar menggunakan *software* pengolah gambar dan proses pembersihan *noise* untuk meningkatkan kualitas gambar menggunakan *software* pengolah gambar. Kemudian dilakukan pengklasifikasian terhadap data tes menghasilkan nilai akurasi tertinggi sebesar 80,36% dan rata-rata akurasi tertinggi yaitu 76,49% serta akurasi sistem sebesar 72,02%.

Penelitian yang di lakukan oleh Febian F. M. pada tahun 2019 [6] menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Data yang digunakan pada penelitian ini berupa kumpulan citra buah-buahan dan sayur-mayur yang diperoleh dari situs kaggle berjumlah dengan dimensi citra 100x100 dengan total jumlah citra 75.937 yang terdiri dari 111 kelas. Selanjutnya citra di lakukan *preprocessing* untuk menyipakan data mentah agar siap diolah oleh sistem. Proses *preprocessing* yang dilakukan pada penelitian ini yaitu memilih 15 kelas dari 111 kelas citra buah. Kemudian dilakukan pengklasifikasian terhadap data tes yang berjumlah 345 citra menghasilkan nilai akurasi sebesar 97.97%.

Penelitian yang dilakukan oleh Erlyna N. A. pada tahun 2018 [7] yang bertujuan untuk membedakan jenis tanaman dengan memberikan label semantic dari objek jenis tanaman. Penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Data yang digunakan pada penelitian berupa foto udara hasil perekaman menggunakan teknologi UAV di ambil menggunakan kamera digital. Data meliputi citra dari 5 jenis tanaman yaitu kelapa, pisang, padi, cabai dan bawang merah. Kemudian dilakukan pengklasifikasian terhadap data tes menghasilkan nilai akurasi sebesar 82%

### B. Buah Pala

Tanaman pala (*Myristica Fragran*) adalah tanaman keras yang dapat berumur panjang hingga lebih dari 100 tahun. Tanaman pala tumbuh dengan baik di daerah tropis, selain di Indonesia terdapat pula di amerika, dan afrika. Pala termasuk famili *Myristicaceae* yang terdiri dari atas 15 genus(marga) dan 250 spesies (jenis). Pada perdagangan biji pala kering di Kabupaten Sitaro, terdapat tiga kategori. Pala dengan kualitas A, Pala dengan kualitas B, Pala dengan kualitas C. Pala A memiliki warna hitam yang dominan pada cangkang dan memiliki kualitas yang paling baik bisa dilihat pada gambar 1. Pala B memiliki warna hitam tapi tidak secara menyeluruh. Mempunyai corak warna putih dan memiliki kualitas nomor dua bisa dilihat pada gambar 2. Pala C memiliki warna putih yang lebih dominan pada warna cangkang dan memiliki kualitas nomor tiga bisa dilihat pada gambar 3 [1].



Gambar 1. Citra Biji Pala A

### C. Citra

Citra adalah representasi dari suatu objek atau benda. Citra terbagi dua yaitu citra yang bersifat analog dan citra digital. Sebuah citra dapat di definisikan sebagai fungsi  $f(x,y)$  dimana  $x$  sebagai panjang dari citra dan  $y$  sebagai tinggi dari citra. Citra terdiri pixel-pixel yang menyusun citra tersebut dimana pixel adalah titik perpotongan antara panjang citra( $x$ ) dan tinggi citra( $y$ ). Tiap pixel merepresentasikan informasi warna yang ada pada citra. Citra digital pada umumnya memiliki 3 saluran warna yaitu merah, hijau dan biru yang disebut citra *RGB*. Namun ada citra yang hanya memiliki satu saluran warna yaitu citra *grayscale* yang hanya memiliki tingkat keabuan dari citra tersebut.

### D. Deteksi objek

Deteksi objek adalah proses untuk memisahkan objek dari citra. Untuk memisahkan objek pada citra, dilakukan proses *cropping* dimana proses *cropping* menggunakan modul *OpenCV* pada *python*. Langkah pertama dalam mendeteksi objek adalah mengganti dimensi dari citra agar citra bisa diolah secara cepat oleh sistem. Selanjutnya proses deteksi objek menerapkan filter-filter untuk memudahkan sistem dalam proses *cropping*. Filter-filter yang diterapkan antara lain *grayscale*, *gaussianBlur*, *contrast*, *masking* dan *canny* untuk membuat kontur dari objek. Kemudian dijalankan fungsi *findContours()* untuk mendapat kontur yang telah di buat menggunakan filter *canny*. *Canny* adalah proses untuk menentukan lokasi titik-titik yang merupakan tepi objek. algoritma untuk mendeteksi tepi dari objek yang ada di dalam citra[8].



Gambar 2. Citra Biji Pala B



Gambar 3. Citra Biji Pala C

### E. Convolution Neural Network

Convolution Neural Network termasuk salah satu teknik dari metode *supervised learning* yang mana cara kerja terdapat data yang berlabel kemudian di latih dan di jadikan model atau acuan [9]. Convolution neural network atau CNN adalah salah satu algoritma dari *Deep Learning* yang merupakan pengembangan dari Multi Layer perception. Metode CNN memiliki hasil yang signifikan dalam pengenalan citra, hal tersebut dikarenakan CNN adalah jaringan saraf tiruan yang meniru pengenalan citra pada visual cortex manusia sehingga memiliki kemampuan mengolah informasi citra.

CNN di bagi menjadi dua bagian yaitu *feature extraction layer* dan *fully-connected layer*. *Feature extraction layer* berfungsi untuk mengekstrak fitur dari citra dan merepresentasikannya ke dalam matriks. *Feature extraction layer* terdiri dari dua bagian yaitu *convolution layer* dan *pooling layer*. *Convolution layer* melakukan proses konvolusi pada citra input.

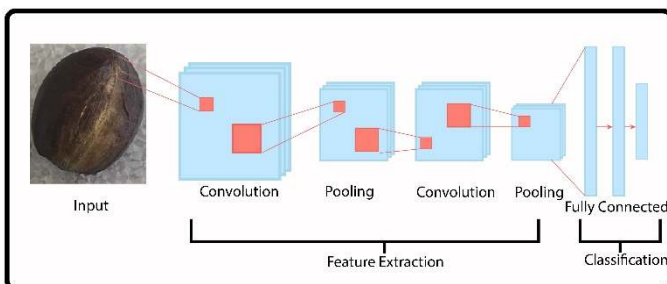
Proses konvolusi yaitu mengaplikasikan sebuah kernel pada citra. Kernal bergerak dari sudut kiri atas ke kanan bawah. *Pooling layer* merupakan lapisan yang menggunakan Hasil dari *feature extraction layer* adalah *feature map* dimana *layer* tersebut berbentuk array multi dimensi. *Feature map* ini menjadi input pada *fully-connected layer* dimana fungsinya dari *fully-connected layer* yaitu mengubah array multi dimensi menjadi array satu dimensi

## II. METODE PENELITIAN

Tahap penelitian yang di lakukan di mulai dengan mengidentifikasi masalah seperti yang di jelaskan pada bab I, pengumpulan data, pembentukan model, perancangan sistem, implementasi dan evaluasi. Penelitian di laksanakan mulai dari bulan Januari 2019 dan berlokasi di Kabupaten SITARO dan Kota Manado.

### A. Pengumpulan data

Tahap pengumpulan data merupakan tahap pengambilan dataset yang di antaranya terdiri dari *data training*, data uji dan data tes. Data *training* berjumlah 300 citra yang terdiri dari 100 citra biji pala A, 100 citra biji pala B dan 100 citra biji pala C. Keterangan mengenai perbedaan citra biji pala bisa di lihat pada gambar 3 sampai dengan gambar 5. Untuk data uji berjumlah 15% dari jumlah biji tiap kelasnya dan total data uji berjumlah 45 biji pala. Data-data tersebut di ubah menjadi citra digital dan di simpan dengan format (*.jpg*).



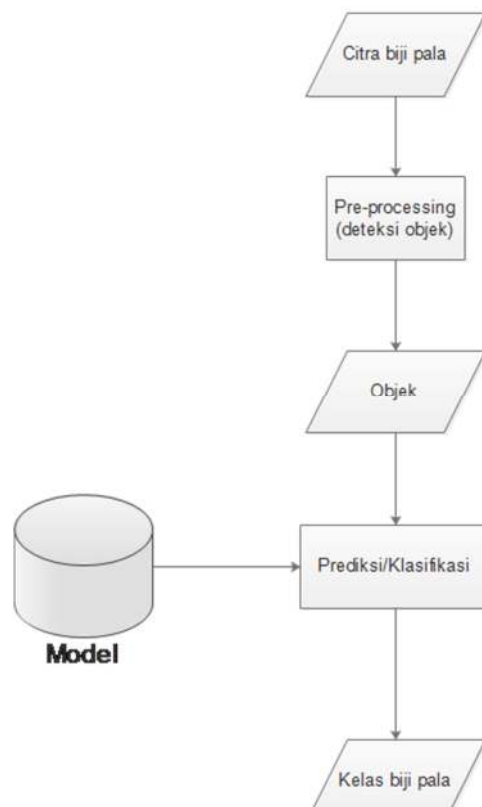
Gambar 4. Arsitektur CNN

### B. Perancangan Sistem

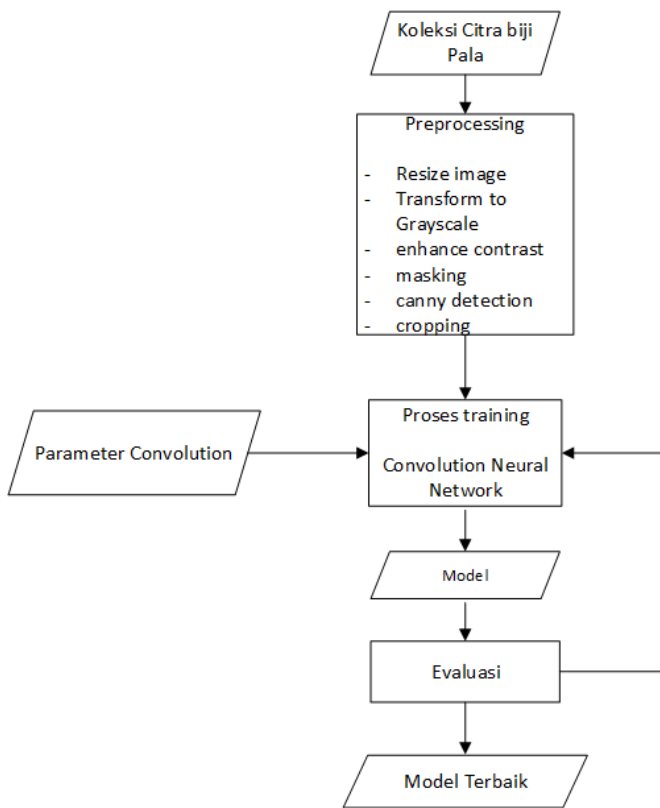
Pada tahap perancangan sistem bisa di lihat pada gambar 5 Prinsip Kerja Sistem. Awalnya sistem menerima input citra, setelah itu lakukan *preprocessing*. Pada proses *preprocessing* dilakukan proses deteksi objek untuk memisahkan objek dari citra. Hasil dari *preprocessing* digunakan sebagai data tes. Data tes yang telah di buat dilakukan proses klasifikasi/prediksi dan Model yang telah di buat di gunakan sebagai acuan pada proses klasifikasi/prediksi. Output dari sistem adalah citra awal yang telah di klasifikasi/prediksi.

### C. Pembuatan Model

Proses pembuatan model menggunakan kumpulan citra dengan dimensi 224x224x3 sebagai *input* pada data *training* dan data validasi. Pembuatan model menggunakan metode CNN dan sebagai input pada tahap ini adalah data *training* dan data validasi yang berjumlah 30% dari jumlah data *training*. CNN mengambil dimensi dari citra yang digunakan untuk membuat model yang akan dipakai proses klasifikasi. Jumlah filter pada lapisan konvolusi adalah sebagai *input* pada proses *training*. Hasil dari proses *training* adalah model. Setelah model dibuat, model dievaluasi untuk mengetahui nilai akurasi yang tinggi dan *loss* yang rendah. Jika nilai akurasi dan *loss* belum terpenuhi, maka perlu di lakukan lagi proses *training*. Pada lapisan *feature learning* di tambahkan sebanyak tiga kali lapisan *convolution* dengan parameter jumlah filter yang berbeda dan lapisan *pooling* dengan parameter default. Pada lapisan *Multi Layer Perception* ditambahkan lapisan *flatten* dan lapisan *Dense* sebanyak dua lapisan dengan parameter berbeda. Alur proses *training* bisa di lihat pada gambar 6.



Gambar 5. Prinsip kerja sistem

Gambar 6. Alur proses *training*

#### D. Evaluasi

Pada tahap evaluasi meliputi pembuatan model terbaik yang di gunakan pada proses klasifikasi/prediksi, deteksi objek untuk memisahkan objek dari citra, pengujian model klasifikasi dan pengujian menggunakan dataset luar. Pembuatan model terbaik yaitu model yang memiliki akurasi yang tinggi dan *loss* yang rendah dan pengujian model klasifikasi untuk menguji kinerja dari model yang telah dibuat. Pengujian menggunakan 90 data yang terdiri dari 30 data citra biji pala A, 30 citra biji pala, 30 citra pala C dan akan di prediksi menggunakan model yang telah di buat. Hasil dari prediksi di tampilkan dengan menggunakan tabel *confusion matrix* untuk menghitung nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall*.

*Confusion matrix* adalah salah satu alat untuk mengukur kinerja dari model yang di buat untuk proses klasifikasi [10]. *Confusion matrix* berbentuk tabel matrix yang berisi data aktual dan data hasil prediksi. Representasi hasil prediksi pada *confusion matrix* adalah *true positive (TP)*, *true negative (TN)*, *false positive (FP)*, dan *false negative (FN)*.

$$accuracy = \frac{\text{jumlah nilai true postive}}{\text{jumlah data}} \times 100\% \quad (1)$$

Nilai *accuracy* diperoleh dengan menggunakan rumus persamaan 1. Nilai *accuracy* merupakan rasio prediksi benar dengan keseluruhan data. Nilai *accuracy* menggambarkan seberapa akurat model dalam mengklasifikasikan data dengan benar.

TABEL I  
DATASET

Kategori	Data training	Data validasi	Data uji
Pala A	100	30	15
Pala B	100	30	15
Pala C	100	30	15

$$precision = \frac{\text{jumlah true positive}}{\text{true positive} + \text{false positive}} \times 100\% \quad (2)$$

Nilai *precision* diperoleh dengan menggunakan rumus persamaan 2. Nilai *precision* menggambarkan tingkat keakuratan antara data yang diminta dengan hasil prediksi yang benar.

$$recall = \frac{\text{jumlah true positive}}{\text{true positive} + \text{false negative}} \times 100\% \quad (3)$$

Nilai *recall* diperoleh dengan menggunakan rumus persamaan 3. Nilai *recall* menggambarkan peluang data dengan kategori positif yang dengan tepat di prediksi positif.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian terdiri dari data *training*, data validasi, data uji dan data tes. Data *training* berjumlah 300 citra yang terdiri 100 citra pala A, 100 citra pala B dan 100 citra pala C. Data validasi berjumlah 30% dari data *training*. Data uji merupakan data baru berjumlah 45 citra yang terdiri dari 15 citra pada tiap kelasnya. Keterangan mengenai dataset bisa di lihat pada tabel I

#### B. Implementasi CNN

Implementasi pengklasifikian biji pala menggunakan bahasa pemrograman python. Dalam mengklasifikasi biji pala, terdapat beberapa tahapan diantara lain mempersiapkan data *training*, data tes, serta pembuatan model menggunakan algoritma *Convolution Neural Network*.

Implementasi CNN digunakan untuk mengolah data *training* menjadi model dalam proses klasifikasi. Model CNN di gunakan untuk menjadi acuan dalam proses klasifikasi dan model CNN menggunakan data *training* dan data validasi. Proses *training* dilakukan dengan *epochs* atau pengulangan sebanyak 100. Model CNN menggunakan *adam* sebagai paramter *optimizer*, *SparceCategoricalCrossentropy* sebagai parameter *loss*, dan *accuracy* sebagai parameter *metrics*.

#### C. Implementasi Antarmuka

Tahap ini adalah tahap implementasi rancangan antarmuka yang di gunakan untuk untuk mempermudah pengguna dalam memprediksi citra dan implementasi antarmuuka dibuat berbasis website menggunakan library flask sebagai *framework web* pada python. Implementasi antarmuka terdiri dari dua halaman yaitu halaman utama untuk memasukan citra yang akan diklasifikasi dan halaman untuk melihat hasil klasifikasi.

#### D. Deteksi Objek

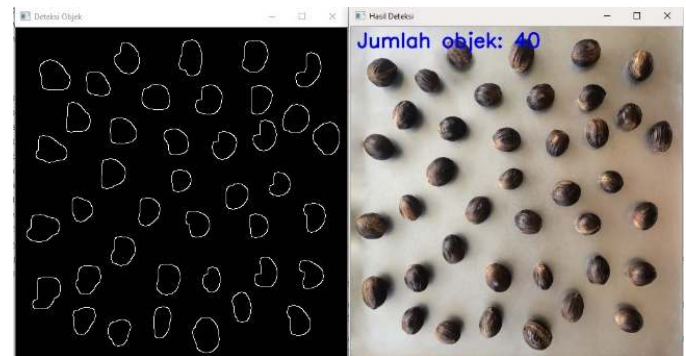
Proses deteksi objek ada proses dimana citra akan dilakukan proses *cropping* berdasarkan objek yang telah dideteksi oleh sistem. Pengujian pendeteksi objek meliputi, pengujian berdasarkan tingkat kepadatan dalam wadah, pengujian berdasarkan warna latar wadah dan pengujian dengan menambahkan benda lain ke dalam wadah.

Pengujian pendeteksian objek berdasarkan tingkat kepadatan dalam wadah di bagi menjadi dua yaitu yang pertama jumlah objek yang ada di dalam wadah berjumlah 30 dan yang kedua berjumlah 50. Jumlah objek yang pertama adalah 30 biji pala bisa di lihat pada gambar 10. Hasil dari deteksi objek adalah 30 buah yang artinya sesuai dengan jumlah objek pada citra aslinya. Tingkat kepadatan rendah membuat jarak antar objek menjadi renggang sehingga tingkat kepadatan mempengaruhi hasil dari deteksi objek. Jumlah objek yang kedua adalah 50 biji pala bisa dilihat pada gambar 11. Hasil dari deteksi objek tidak berjumlah 46. Hasil dari deteksi objek tidak sesuai dengan jumlah objek yang ada pada citra aslinya. Tingkat kepadatan yang tinggi membuat jarak antar objek menjadi rapat sehingga mempengaruhi sistem untuk mendeteksi objek.

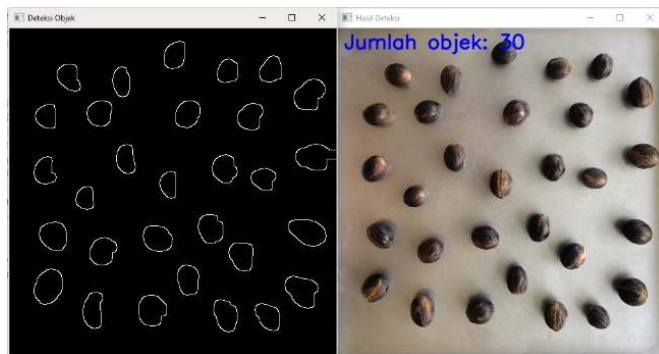
Pengujian pendeteksian objek berdasarkan warna latar di bagi menjadi dua yaitu menggunakan warna latar dari wadah dan menggunakan warna latar warna putih. Dengan menggunakan warna latar dari wadah sistem mendeteksi 40 objek yang bisa dilihat pada gambar 12. Hasil dari deteksi objek sesuai dengan citra aslinya. Warna latar yang dipakai cukup kontras dengan warna objek sehingga proses pendeteksian menghasilkan jumlah yang sama dengan yang ada pada wadah namun mengalami sedikit penurunan untuk mendeteksi terhadap bayangan dari objek dilihat dari bentuk/*shape* objek pada hasil deteksi objek.

Dengan menggunakan warna latar warna putih sistem mendeteksi 40 biji pala bisa dilihat pada gambar 13. Menggunakan latar warna putih mempengaruhi proses pendeteksian objek. Dengan menggunakan latar warna putih yang sangat kontras dengan objek menghasilkan jumlah objek yang sama dengan yang ada pada wadah dan juga untuk bentuk/*shape* hasil deteksi sangat presisi mengikuti bentuk/*shape* dari objek yang ada pada citra serta menggunakan latar warna putih mereduksi efek dari bayangan yang mempengaruhi proses pendeteksian.

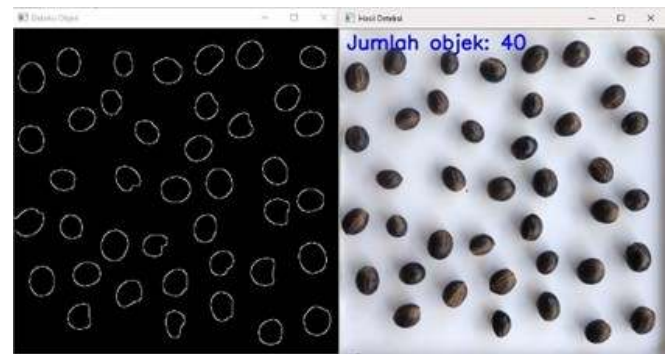
Pengujian pendeteksian objek dengan menambahkan benda lain didalam wadah bisa dilihat pada gambar 14. Jumlah pala yang di masukan berjumlah 25 biji pala. Benda yang di tambahkan berjumlah buah yaitu sebuah *flashdrive*, sebuah tutup botol, dan satu penjepit kertas. Hasil dari pendeteksian objek menghasilkan 28 objek artinya sesuai dengan jumlah objek yang ada pada citra. Dengan menambahkan benda lain selain, sistem mendeteksi semua objek di dalam wadah.



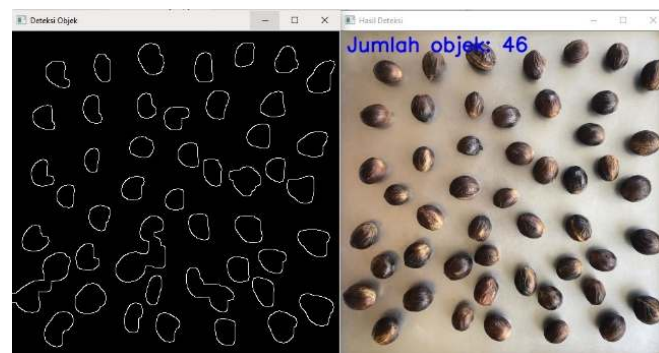
Gambar 9. Latar dari wadah



Gambar 7. Kepadatan rendah (30 biji)



Gambar 10. Latar warna putih



Gambar 8. Kepadatan tinggi (50 biji)



Gambar 11. Menambahkan benda lain

TABEL II  
PERHITUNGAN RECALL MODEL-2

No	Parameter 1	Parameter 2	Parameter 3	Waktu training	Acc	Loss
1	2	4	8	59 detik	97.8%	12.3%
2	4	8	16	61 detik	100%	5%
3	8	16	32	72 detik	100%	0.1%
4	16	32	64	110 detik	97.8%	2.4%
5	32	64	128	165 detik	100%	0.2%
6	64	128	256	412 detik	97.8%	11.6%
7	128	256	512	1248 detik	100%	0.3%

### E. Pemilihan Model

Model terbaik dalam proses klasifikasi yaitu model yang memiliki akurasi yang tinggi dan loss yang sangat rendah. Pengujian dilakukan dengan menggunakan dataset yang dipakai pada proses latih dan data yang dipakai dalam pengujian menggunakan 15 data dari tiap kelas.

Tabel II merupakan tabel evaluasi model dengan jumlah filter pada lapisan konvolusi sebagai variabel. Berdasarkan tabel II model yang memiliki hasil yang paling ideal ditunjukkan dengan nomor model-2 dengan akurasi 97.8% dan loss 3,3%.

Model-2 memiliki tiga lapisan konvolusi. Lapisan konvolusi pertama memiliki 4 filter, lapisan konvolusi kedua memiliki 6 filter dan lapisan konvolusi yang ketiga memiliki 16 filter dan parameter yang di latih berjumlah 1.083.579. Dengan menggunakan fungsi *evaluate()*, Model-2 menghasilkan *accuracy* bernilai 97.8% dan *loss* bernilai 3.3%. Arsitektur dari model-2 bisa di lihat pada gambar 12. Proses *training* di ulangi sampai 100 kali atau memiliki *epochs* sama dengan 100. Dan *learning rate* bernilai *default* yaitu 0.001.

```
Model yg di pakai : /content/drive/MyDrive/Model/Model-2.h5
Model: "sequential_1"
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 222, 222, 4)	112
max_pooling2d_3 (MaxPooling2)	(None, 111, 111, 4)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 109, 109, 8)	296
max_pooling2d_4 (MaxPooling2)	(None, 54, 54, 8)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 52, 52, 16)	1168
max_pooling2d_5 (MaxPooling2)	(None, 26, 26, 16)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 10816)	0
dense_2 (Dense)	(None, 100)	1081700
dense_3 (Dense)	(None, 3)	303
Total params: 1,083,579		
Trainable params: 1,083,579		
Non-trainable params: 0		

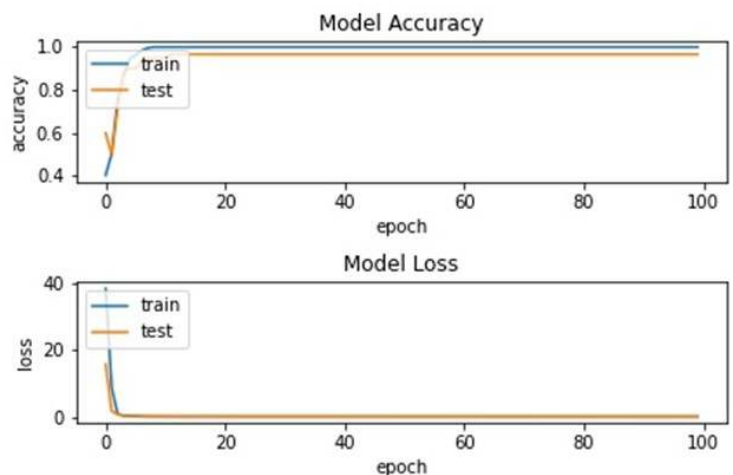
Gambar 12. Arsitektur model-2

Bisa di lihat pada gambar 13, akurasi mengalami peningkatan di antara *epoch* 0 dan 20 atau lebih tepatnya pada *epoch* ke-9 bisa di lihat pada gambar 13. Untuk nilai *loss* mengalami penurunan pada awal proses *training* atau lebih tepatnya pada *epoch* ke-3 bisa dilihat pada gambar 13. Yang artinya proses *training* berjalan dengan baik dan mencapai tujuan yaitu akurasi yang tinggi dan nilai *loss* yang rendah

### F. Pengujian Model menggunakan dataset luar

Pengujian model klasifikasi dengan menggunakan dataset luar di lakukan untuk menguji kinerja model yang telah di buat yang meliputi nilai akurasi, nilai *recall* dan nilai *precision*. Untuk menguji model yang telah di buat dengan menggunakan 90 citra yang terdiri dari 30 data dari tiap kelas dan akan di prediksi. Hasil dari pengujian model di tampilkan dengan menggunakan tabel *Confusion Matrix* untuk menghitung nilai dari akurasi, presisi, dan recall.

Tabel III merupakan tabel *confusion matrix* hasil pengujian menggunakan model-2. Data yang di gunakan berjumlah 90 data yang terdiri dari 30 citra pala A, 30 citra pala B, dan 30 citra pala C. Hasil prediksi dari 90 data, 75 citra di prediksi dengan tepat sehingga nilai ini disebut *true positive* dan 15 data sisanya salah prediksi. Untuk kelas Pala A dari 30 data, 28 di antaranya di prediksi dengan tepat dan 2 data sisanya salah prediksi maka nilai ini disebut *false negative*. Nilai *false positive* untuk kelas A bernilai 11.



Gambar 13. Grafik proses training

TABEL III  
 PERHITUNGAN CONFUSION MATRIX MODEL-2

Actual	Prediksi		
	Pala A	Pala B	Pala C
Pala A	28	2	0
Pala B	10	20	0
Pala C	1	2	27

Untuk kelas pala B dari 30 data, 20 di antaranya di prediksi dengan tepat dan 10 data sisanya salah prediksi maka nilai ini disebut *false negative*. Nilai *false positive* untuk kelas B bernilai 4.

Untuk kelas Pala C dari 30 data, 27 di antaranya di prediksi dengan tepat dan 3 data sisanya salah predikis. Nilai *false negative* untuk kelas C berjumlah 3 dan nilai *false positive* untuk kelas C berjumlah 0.

Akurasi yang dihasilkan oleh model-2 dihitung menggunakan persamaan 1. Untuk menghitung akurasi diperlukan nilai *true positive* dari setiap kelas dan total data. Perhitungan akurasi model-2 mengacu pada (4) bernilai 83.3%

$$accuracy = \frac{28 + 20 + 27}{90} \times 100\% = 83.3\% \quad (4)$$

Untuk menghitung nilai *precision* pada *confusion matrix multiclass* di perlukan nilai *precision* pada tiap kelas. Nilai *precision* pada *confusion matrix multiclass* dihitung dengan cara mencari nilai rata-rata *precision* pada tiap kelas yaitu jumlah nilai *precision* tiap kelas di bagi jumlah kelas. Nilai *precision* dihitung dengan mengacu pada (2).

$$precision = \frac{0.72 + 0.83 + 1}{3} \times 100\% = 85\% \quad (5)$$

Tabel IV merupakan tabel perhitungan nilai *precision* dari tiap kelas. Nilai *precision* atau nilai yang menggambarkan tingkat keakuratan antara data yang di minta dengan hasil prediksi yang benar yang di hasilkan oleh model-2 mengacu pada (5) bernilai 85%.

Untuk menghitung nilai *recall* pada *confusion matrix multiclass* di perlukan nilai *recall* pada tiap kelas. Nilai *recall* pada *confusion matrix multiclass* dihitung dengan cara mencari nilai rata-rata *recall* pada tiap kelas yaitu jumlah nilai *recall* tiap kelas di bagi jumlah kelas. Nilai *recall* dihitung dengan mengacu pada (3).

$$recall = \frac{0.93 + 0.67 + 0.9}{3} \times 100\% = 83.3\% \quad (6)$$

TABEL IV  
 PERHITUNGAN PRECISION MODEL-2

	Pala A	Pala B	Pala C
<i>True Positive</i>	28	20	27
<i>False Positive</i>	11	4	0
<i>Precision</i>	28/39 = 0.72	20/24=0.83	27/27=1

TABEL V  
 PERHITUNGAN RECALL MODEL-2

	Pala A	Pala B	Pala C
<i>True Positive</i>	28	20	27
<i>False Negative</i>	2	10	3
<i>Recall</i>	28/30 = 0.93	20/30=0.67	27/30=0.9

Tabel IV merupakan tabel perhitungan nilai *recall* atau nilai yang menggambarkan peluang data dengan kategori positif yang dengan tepat diprediksi positif dari tiap kelas. Nilai *recall* yang di hasilkan oleh model-2 mengacu pada (6) bernilai 83.3%

#### IV. KESIMPULAN DAN SARAN

##### A. Kesimpulan

Setelah melakukan penelitian di mulai dari proses *training*, deteksi objek hingga proses prediksi maka dapat menarik kesimpulan yaitu Model CNN mampu mengklasifikasi citra dan memiliki hasil yang baik. Pengujian dilakukan menggunakan 7 model dengan lapisan konvolusi yang berbeda. Berdasarkan *confusion matrix*, hasil klasifikasi menunjukkan model-2 menghasilkan nilai yang tinggi di dibandingkan dengan model-model yang lain. Model-2 menghasilkan nilai akurasi sebesar 83%, nilai *precision* sebesar 85%, dan nilai *recall* sebesar 83.3%.

Deteksi objek yang ada pada proses *preprocessing* mendeteksi semua objek yang ada pada citra. Faktor yang mempengaruhi sistem untuk mendeteksi objek adalah jarak antar objek serta warna latar dari objek. Dan juga ada beberapa faktor lain yang mempengaruhi deteksi objek yaitu yang pertama adalah intensitas cahaya dan yang kedua adalah bayangan dari objek. Jika ada objek lain selain biji pala yang ada pada citra, maka sistem akan menambahkan objek itu sebagai objek pala.

##### B. Saran

Setelah melakukan penelitian yang meliputi pembuatan model, deteksi objek dan proses prediksi, tentunya masih banyak hal yang perlu dikaju lebih dalam agar penelitian ini menjadi lebih baik. Saran untuk pengembangan yang lebih lanjut yaitu penelitian selanjutnya dapat membuat model yang terbaik dengan memperhatikan tingkat akurasi dan nilai *loss*.

Untuk proses deteksi objek bisa meningkatkan tingkat pendeteksian objek yang akan di deteksi sampai ke tingkat klasifikasi objek sehingga data yang akan di prediksi menghasilkan kualitas yang lebih baik.

#### V. KUTIPAN

- [1] Anonymous, "BUKU PERSYARATAN INDIKASI GEOGRAFIS," 2015.
- [2] Z. J. Wang *et al.*, "CNN Explainer: Learning Convolutional Neural Networks with Interactive Visualization," Apr. 2020, doi: 10.1109/TVCG.2020.3030418.

- [3] T. F. Kusumaningrum, “Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Jamur Konsumsi di Indonesia menggunakan Keras,” 2018.
- [4] T. Shafira, “Implementasi Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Citra Tomat menggunakan Keras,” 2018.
- [5] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, “Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation,” 2020. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [6] F. Fitra Maulana and N. Rochmawati, “Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network,” vol. 01, no. 02, 2019.
- [7] E. N. Arrofiqoh and H. Harintaka, “Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Tanaman pada Citra Resolusi Tinggi,” vol. 24, no. 2, p. 61, Nov. 2018, doi: 10.24895/jig.2018.24-2.810.
- [8] S. M. Pratiwi, I. Mulyana, and H. Thaheer, “Pengolahan Citra Digital menggunakan Metode Canny dan Euclidean Distance untuk Mengukur Tingkat Kemiripan Sketsa Wajah.”
- [9] A. Ahmad, “Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, Neural Network, dan Deep Learning,” 2017. [Online]. Available: [www.teknoindonesia.com](http://www.teknoindonesia.com)
- [10] B. Wisdom, “Understanding the Confusion Matrix (II) - DEV Community”, Accessed: Nov. 08, 2021. [Online]. Available: <https://dev.to/overrideveloper/understanding-the-confusion-matrix-264i>



**Brando Margendy Bogar**, Lahir pada tanggal 10 Oktober 1997 di Tahuna, Sulawesi Utara. Penulis mulai menempuh Pendidikan di dua sekolah dasar. Tahun 2003-2007 di SDN 1 Tahuna. Dan pada tahun 2008-2009 di SD Inpress Akesimbeka. Kemudian Penulis melanjutkan Pendidikan ke SMP Negeri 1 Siau Timur (2009-2012). Setelah itu Penulis melanjutkan ke SMA Negeri 1 Siau Timur dan masuk jurusan IPA (2012-2015). Penulis kemudian melanjutkan studi ke Perguruan Tinggi yang ada di Manado pada tahun 2015 yaitu Universitas Sam Ratulangi Manado dengan mengambil Program Studi S-1 Teknik Informatika di Jurusan Elektro Fakultas Teknik. Selama kuliah penulis tergabung organisasi mahasiswa diantaranya Himpunan Mahasiswa Elektro (HME), Pabrik Aesthetic, dan Unsrat IT Community (UNITY). Pada tahun 2020 Penulis membuat Skripsi untuk memenuhi syarat meraih gelar Sarjana (S1) dengan penelitian berjudul Pengklasifikasian biji pala kering menggunakan *Convolution Neural Network*.