

**KLASIFIKASI JENIS BUAH TOMAT
MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK***

**Oleh
AHMAD
T3118296**

SKRIPSI

**Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Ujian
Guna Memperoleh Gelar Sarjana**



**PROGRAM SARJANA
TEKNIK INFORMATIKA
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
GORONTALO
2023**

PERSETUJUAN SKRIPSI

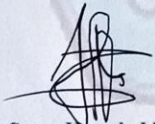
**KLASIFIKASI JENIS BUAH TOMAT
MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL*
*NEURAL NETWORK***

Oleh
AHMAD
T3118296

Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Ujian Guna Memperoleh Gelar Sarjana
Program Study Teknik Informatika ini telah disetujui oleh Tim pembimbing

Gorontalo, 2023

Pembimbing I


Irma Surya Kumala Idris M. Kom
NIDN. 00921128801

Pembimbing II


Andi Bode M. Kom
NIDN. 0922099101

PENGESAHAN SKRIPSI

**KLASIFIKASI JENIS BUAH TOMAT
MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL*
*NEURAL NETWORK***

Oleh
AHMAD
T3118296

Diperiksa oleh Panitia Ujian Strata Satu (S1)
Universitas Ichsan Gorontalo

1. Ketua Penguji
Amiruddin, M.Kom
2. Anggota
Sudirman S. Panna, M.Kom
3. Anggota
Zulfrianto Lamasigi, M.Kom
4. Anggota
Irma Surya Kumala Idris, M.Kom
5. Anggota
Andi Bode, M.Kom



.....



.....



.....



.....



.....

Mengetahui :


Dekan Fakultas Ilmu Komputer
Irvan Abraham Salihi M.Kom
NIDN : 0918077302


Ketua Program Studi
Sudirman S. Panna, M.Kom
NIDN : 0924038205

PERNYATAAN SKRIPSI

Dengan ini saya menyatakan bahwa:

1. Karya Tulis (Skripsi) saya ini adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapatkan gelar akademik (Sarjana) baik di Universitas Ichsan Gorontalo maupun diperguruan tinggi lainnya.
2. Karya tulis (Skripsi) saya ini adalah murni gagasan, rumusan, dan penelitian saya sendiri, tanpa bantuan pihak lain, kecuali arahan dari tim pembimbing.
3. Dalam karya tulis (Skripsi) saya ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah dipublikasikan orang lain, kecuali secara tertulis dicantumkan sebagai acuan /sitasi dalam naskah dan dicantumkan pula dalam daftar pustaka.
4. Pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan apabila kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik berupa pencabutan gelar yang telah diperoleh karena karya tulis ini, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma-norma yang berlaku di Universitas Ichsan Gorontalo.

Gorontalo, Mei 2023

Yang Membuat Pernyataan,



AHMAD

ABSTRAK

AHMAD. T3118296. CLASSIFICATION OF TOMATO FRUIT TYPES USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Some Indonesian people utilize food sources evenly. Tomatoes are known to have very good nutritional content so people can consume them every day. Many species/types of tomatoes have high similarity so it is difficult to distinguish them. Tomato fruit type recognition in this study employs Convolutional Neural Network. The stages of the method used are feature learning and classification. To classify tomato fruit types, the CNN network is trained with image training data. The training process is carried out by looking for a form of model that is following the data to be processed to get the best results. It is also used in the argumentation process on training and validation data so that overfitting does not occur in the CNN network. The experimental results show that the convolutional Neural Network method can recognize tomato types with an accuracy rate of 96.6%, recall of 100%, precision of 96.6%, and an F-1 Score of 96.28% of 30 images using Confusion Matrix testing.

Keywords: classification, tomato fruit type, Convolutional Neural Network

ABSTRAK

AHMAD. T3118296. KLASIFIKASI JENIS BUAH TOMAT MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Sebagian masyarakat indonesia memanfaatkan sumber hasil pangan secara merata. Buah tomat diketahui memiliki kandungan gizi yang sangat baik sehingga masyarakat dapat mengkonsumsi setiap harinya. Banyak spesies/jenis tomat yang memiliki kemiripan yang tinggi sehingga sulit untuk membedakannya. Pengenalan jenis buah tomat pada penelitian ini menggunakan *Convolutional Neural Network*. Tahapan metode yang digunakan yaitu *feature learning* dan klasifikasi. Untuk melakukan klasifikasi jenis buah tomat, jaringan CNN akan dilatih dengan data training citra. Proses training dilakukan dengan mencari bentuk model yang sesuai dengan data yang akan diolah agar mendapatkan hasil yang terbaik. Digunakan juga pada proses argumentasi pada data training dan validasi sehingga tidak terjadi *overfitting* pada jaringan CNN. Hasil percobaan pada penelitian menunjukkan bahwa metode *convolutional Neural Network* dapat mengenali jenis tomat dengan tingkat akurasi sebesar 96.6%, recall 100%, precision 96,6%, dan F-1 Score 96.28% dari 30 gambar dengan menggunakan pengujian *Confusion Matrix*.

Kata Kunci : Klasifikasi, Jenis Buah Tomat, *Convolutional Neural network*

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas segala rahmat-Nya sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini yang berjudul **“Klasifikasi Jenis Buah Tomat Menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN)”**. Sebagai salah satu syarat Ujian Akhir guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Ichsan Gorontalo.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa skripsi ini tidak mungkin terwujud tanpa bantuan dan dorongan dari berbagai pihak. Untuk itu dengan segala keikhlasan dan kerendahan hati, penulis mengucapkan banyak terima kasih pada:

1. Muhammad Ichsan Gaffar, SE M.Ak, selaku ketua Yayasan Pengembangan Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (YPIPT) Ichsan Gorontalo;
2. Dr. Abdul Gaffar La Tjokke, M.Si, selaku Rektor Universitas Ichsan Gorontalo;
3. Irvan Abraham Salihi, M.Kom, selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo;
4. Sudirman Melangi, M.Kom, selaku Wakil Dekan I Bidang Akademik dan Bidang Kemahasiswaan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo;
5. Irma Surya Kumala Idris, M.Kom, selaku wakil Dekan II Bidang Administrasi Umum dan Keuangan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo; sekaligus sebagai Pembimbing I yang selalu membantu atau membimbing penulis untuk menyelesaikan skripsi.
6. Sudirman S. Panna, S.Kom, M.Kom, selaku ketua Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo;
7. Andi Bode M.Kom, selaku Pembimbing II, yang selalu membantu atau membimbing penulis untuk menyelesaikan skripsi ini.

8. Bapak dan ibu Dosen Universitas Ichsan Gorontalo yang telah mendidik dan mengajarkan berbagai disiplin ilmu kepada penulis.
9. Kepada Kedua Orang Tua tercinta yang selalu memberikan dorongan moral maupun materi yang sangat besar kepada saya;
10. Rekan- rekan seperjuangan yang telah banyak memberikan bantuan dan dukungan sangat besar kepada saya;
11. Kepada semua pihak yang ikut membantu dalam menyelesaikan skripsi ini yang tak sempat penulis sebutkan satu-persatu;

Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu dalam menyelesaikan skripsi ini sehingga skripsi ini dapat terselesaikan. Penulis mengharap karsa dan kritik sehingga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi bidang pendidikan serta bisa dikembangkan lagi lebih lanjut.

Gorontalo, 2023

Penulis

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN SKRIPSI	i
PENGESAHAN SKRIPSI	i
PERNYATAAN SKRIPSI.....	iii
ABSTRAK	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL	xi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Identifikasi Masalah.....	2
1.3. Rumusan Masalah.....	3
1.4. Tujuan Penelitian	3
1.5. Manfaat Penelitian	3
BAB II LANDASAN TEORI	4
2.1 Tinjauan Studi	4
2.2 Tinjauan Pustaka.....	5
2.2.1 Buah Tomat.....	5
2.2.2 Computer Vision	5
2.2.3 Pengolahan Citra Digital.....	7
2.2.4 CNN (<i>Convolutinal Neural Network</i>).....	7
2.2.5 Confusion Matrix	11
2.2.6 Akurasi, Precision, Recall dan F-Measure.....	12
2.3 Kerangka Pemikiran.....	13
BAB III OBYEK DAN METODE PENELITIAN.....	14
3.1. Jenis, Metode, Subjek, Objek, Waktu, dan Lokasi Penelitian.....	14
3.2. Pengumpulan Data.....	14
3.3. Pemodelan	15
3.3.1. Pra Pengolahan.....	16

3.3.2. Arsitektur Convolutional Neural Network.....	16
3.3.3. Data Training	17
3.3.4. Data Testing	17
3.3.5. Hasil Klasifikasi	17
3.3.6. Evaluasi.....	17
BAB IV HASIL PENELITIAN.....	18
4.1. Hasil Pengumpulan Data.....	18
4.2. Hasil Pemodelan	18
4.2.1. Pra Pengolahan Data.....	18
4.2.2. Convolutional Neural Network	20
4.3. Evaluasi Model	28
BAB V PEMBAHASAN	33
5.1. Obkek Penelitian.....	33
5.2. Pembahasan model	33
BAB VI PENUTUP	37
6.1. Kesimpulan.....	37
6.2. Saran	37
DAFTAR PUSTAKA	38

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Arsitektur Convolution Neural Network[14].....	8
Gambar 2.2 Urutan Lapisan Convolution Neural Network [15]	8
Gambar 2.3 Proses Convolution Layer [16]	9
Gambar 2.4 Proses Pooling Layer Metode Max Pooling [16].....	10
Gambar 2.5 Fully Connected Layer [18].....	11
Gambar 2.6 Kerangka Pemikiran.....	13
Gambar 3.1 Pemodelan.....	15
Gambar 4.2 Tahapan Pra-Pengolahan	19
Gambar 4.4 Opreasi Konvolusi.....	20
Gambar 4.5 Sampel Gambar dan Input	21
Gambar 4.6 Proses Konvolusi dengan Kernel	21
Gambar 4.7 Proses Pergeseran.....	22
Gambar 4.8 Proses Konvolusi Pergeseran Pertama	22
Gambar 4.9 Proses Konvolusi Pada pergeseran Terakhir	23
Gambar 4.10 Hasil Akhir Konvolusi Sebagai input Pada pooling	24
Gambar 4.11 Proses <i>Pooling</i> Menggunakan <i>MaxPooling</i>	25
Gambar 4.12 Hasil Akhir pada <i>MaxPooling</i>	25
Gambar 4.13 Hasil dari Flatten Layer	26
Gambar 4.12 Fully Connected Layer	26
Gambar 5.1 Grafik akurasi training dan validasi	35
Gambar 5.2 Grafik nilai loss Training.....	35

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tinjauan Studi	4
Tabel 2.2 Confusion Matrix.....	11
Tabel 4.1 Dataset Jenis Buah Tomat	18
Tabel 4.2 Hasil Data Testing	29
Tabel 4.3 Confusion Matrix.....	29
Tabel 4.4 Hasil Confusion Matrix.....	31

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 : Kode Program.....	40
Lampiran 2 : Daftar Riwayat hidup	46
Lampiran 3 : Surat Penelitian	47
Lampiran 4 : Surat Rekomendasi Penelitian	48
Lampiran 5 : Surat Keterangan Bebas Pustaka	49
Lampiran 6 : Lembar Revisi.....	50
Lampiran 7: Hasil Turnitin.....	51

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Indonesia adalah negara yang kaya akan keanekaragaman hayati. Salah satu kekayaan organik yang dapat ditemukan diberbagai daerah Indonesia adalah kehidupan tumbuhan alami[1]. Tomat (*Licopersium esculentum*) adalah tanaman dari Family Solanacease, yang tumbuh secara alami di Amerika Tengah dan Selatan, mulai dari Meksiko hingga Peru. Kata tomat berasal dari kata Nawat, dimana tomat merupakan kerabat dekat dari kentang[2]. Tomat merupakan produk hortikultura paling produktif kedua setelah Bawang Merah, dan diketahui produktivitas tomat mencapai 6.9%. Berdasarkan data Kementrian pertanian (2012), tingkat produktivitas tomat di indonesia tahun 2007 hingga 2011 diketahui baik yaitu; 12,33 ton/ha, 15,27ton/Ha, 14,58 ton/ha, dan 16,65 ton/ha[3].

Sebagai tanaman yang tumbuh di daerah tropis, buah tomat memiliki beberapa varietas beredar dipasaran beberapa di antaranya adalah tomat apel, tomat anggur, dan tomat Bistik. Jenis tomat tersebut memiliki perbedaan berdasarkan bentuk buah. Dalam membedakan varietas yang satu dengan yang lainnya merupakan suatu hal mudah dilakukan oleh manusia tetapi tidak mudah dilakukan oleh computer. Persepsi manusia biasa cenderung subyektif terhadap suatu objektif, hal ini dikarena adanya suatu jenis yang di miliki objek tersebut misalnya tomat campari dan tomat ceri yang keduanya memiliki warna yang mirip dan ukuran yang hampir sama, namun masyarakat atau konsumen tidak banyak mengetahuinya. Mengidentifikasi atau mendeteksi jenis buah Tomat masih dilakukan secara manual, sayangnya masih terdapat kendala yang sering dihadapi dalam menentukan jenis buah tomat. Kelemahannya waktu yang relatif lama jika identifikasi buah Tomat dilakukan dengan jumlah yang banyak. Selain itu subyektif lainnya tingkat kelelahan dan perbedaan persepsi tentang penilaian terhadap tingkat kematangan buah Tomat[4].

Pada penelitian ini akan dilakukan pengelompokkan jenis buah Tomat menggunakan metode *Convosional Neural Network* (CNN).

Metode *Convolution Neural Network* merupakan metode deep learning yang dapat melakukan proses pembelajaran mandiri untuk pengenalan dan ekstraksi objek[5]. Dalam deep learning komputer belajar mengklasifikasi secara langsung dari gambar dan suara. Studi terkait pengenalan *Convolutional Neural Network* (CNN) telah dilakukan beberapa peneliti sebelumnya. Pene;iti sebelumnya megolah data tersebut dan menggunakan CNN untuk membedakan jenis daun tanaman obat herbal.

Beberapa hasil penelitian sebelumnya tentang identifikasi kematangan buah markisa berdasarkan ciri warna dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan memberikan hasil pengujian yaitu 94,44% dari 30 data buah. Dan penelitian Novan Wijaya, Anugrah Ridwan tentang Klasifikasi jenis buah Apel Dengan Metode *K-Nearest Neighbors*, Data yang digunakan pada penelitian ini adalah 800 citra, yang terdiri dari 600 citra latih dan 200 citra uji, dan menghasilkan Akurasi sebesar 94%[6].

Penelitian lainnya menggunakan algoritma jaringan Syaraf Tiruan (JST)-*Back Propagation* digunakan untuk mengidentifikasi spesies tumbuhan. Jaringan syaraf tiruan harus terlebih dahulu melakukan proses pelatihan sebelum menjalankan proses pengujian dengan jumlah epoch maksimal (kali ini 1000 iterasi). Pengolahan citra menggunakan empat jenis daun dengan total 16 sampel citra daun dengan bentuk daun yang berbeda. Hasil pengujian membuktikan bahwa identifikasi jenis daun dalam percobaan ini berhasil, ditemukan pada tingkat 93,75% dan 6,4% dianggap gagal[7].

Berdasarkan uraian diatas, maka dianggap perlu untuk melakukan penelitian mengenai proses yang berjalan diatas, dengan judul **“Klasifikasi jenis Buah Tomat Menggunakan metode *Convosional Neural Network* (CNN).**

1.2. Identifikasi Masalah

Banyak jenis buah tomat yang membuat masyarakat sulit dalam mengenali setiap jenis buah tomat.

1.3. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang masalah diatas, dapat dirumuskan masalah :

1. Bagaimana hasil klasifikasi gambar jenis buah tomat menggunakan metode *Covolution Neural Network*?
2. Bagaimana hasil akurasi metode *Convolution Neural Network* untuk klasifikasi gambar jenis buah tomat?

1.4. Tujuan Penelitian

1. Mengetahui hasil klasifikasi jenis buah tomat menggunakan metode *Convolution Neural Network*
2. Mengetahui tingkat akurasi metode *Convolution Neural Network* dalam mengklasifikasi gambar jenis buah tomat.

1.5. Manfaat Penelitian

1. Pengembangan Ilmu
 Penelitian ini diharapkan dapat mengembangkan ilmu pengetahuan dibidang teknologi komputer pada umumnya dan mengimplementasikan metode *Covolution Neural Network* (CNN).
2. Praktisi
 Sebagai bahan masukan (*Input Source*) bagi semua elemen-elemen atau pun unsur-unsur yang terlibat dalam mengimplementasikan metode *Convolution Neural Network* (CNN) sehingga dapat mengetahui jenis buah tomat
3. Peneliti
 Sebagai masukan bagi peneliti lain yang akan mengadakan penelitian selanjutnya terkait implementasi metode *Artificial Neural Network* (CNN).

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Studi

Berikut merupakan tabel dari beberapa studi penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya yang berkaitan dengan penelitian ini :

Tabel 2.1 Tinjauan Studi

N O	Peneliti	Judul/Tahun	Metode	Hasil
1.	Sigit Sugiyanto dan Feri Wibowo[7].	Klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya (<i>carica papaya</i>) California (Calina IPB-9) dalam ruang warna HVS dan Algoritma <i>K-Nears Neighbors</i> /2015	Menggunakan metode <i>K-Nears Neighbor</i>	Berdasarkan Pengujian dengan jumlah K tetangga 3 dan jumlah data citra uji sebanyak 12 data, maka akurasi algoritma KNN yang didapat adalah 75%, dengan data keluaran tidak sesuai dengan target sejumlah 3 data dan sesuai target sejumlah 9 data. Dengan pengujian jumlah K tetangga 5 dan jumlah data citra uji sebanyak data, maka akurasi algoritma KNN adalah 83,34%
2.	Novan Wijaya dan Anugrah Ridwan[8].	Klasifikasi Jenis buah Apel dengan metode K-Nearest Neighbor/201	Menggunakan metode Algoritms K-nearest Neighbor	Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan tentang klasifikasi buah apel, data yang digunakan pada penelitian ini adalah 800 citra , yang terdiri dari 600 citra

		9		latih dan 200 citra uji, dan menghasilkan nilai sebesar 94%
3.	Agus Wahyu Widodo, dan Muh. Arif Rahman[9].	Ekstraksi ciri pada klasifikasi Tipe Kulit wajah Menggunakan metode Local Binary Patten/2019	Menggunakan Metode <i>Local Binary Patten</i>	Penelitian ini menggunakan 112 citra wajah wanita yang diperoleh dengan mengambil data secara langsung di lapangan (data primer). Penelitian ini mendapatkan akurasi tertinggi yaitu sebesar 84,62% dengan jarak ketetanggaan (R) =1 dan kombinasi dari 3 fitur/ciri mean, skewness dan energi.

2.2 Tinjauan Pustaka

2.2.1 Buah Tomat

Tomat (*Lycopersium esculentum*) adalah tanaman dari famili Solanaceasa, yang tumbuh secara alami di Amerika Tengah dan Selatan, mulai dari Meksiko hingga Peru. Kata Tomat berasal dari kata Nawat, dimana tomat merupakan kerabat dekat dari kentang[8]. Tomat adalah tanaman berumur pendek dapat tumbuh setinggi 1-3 meter. Tanaman ini memiliki buah berwarna hijau, kuning, dan merah yang biasa digunakan sebagai sayuran dalam masakan atau bisa di makan langsung. Tomat juga mempunyai kandungan gizi yang sangat dibutuhkan oleh tubuh manusia, antara lain Serat, vitamin, Kalium, dan Kalsium

2.2.2 Computer Vision

Computer Vision adalah proses otomatis yang menintegrasikan berbagai proses visual seperti akuisis data pemrosesan gambar, klasifikasi, pengenalan dan pengambilan keputusan. Computer Vision adalah teknik untuk

memperkirakan sifat-sifat objek dalam sebuah gambar. Pengukuran fitur terkait menggunakan geometri objek dan menafsirkan informasi geometri. Computer vision adalah cabang dari kecerdasan buatan yang berfokus pada pengembangan algoritma yang mengubah informasi dari gambar menjadi informasi dunia nyata[10].

Fungsi computer vision adalah untuk merepresentasikan fakta-fakta dunia nyata dengan fakta-fakta gambar. Beberapa kontroversi visi komputer adalah : sensor mendeteksi bagaimana gambar ditangkap menurut dunia luar (Word View). Ini termasuk properti global seperti material, bentuk dan pencahayaan. Dalam 3D, geometri, tekstur, gerakan dan citra disimpan dengan benar dalam objek untuk penggunaan komputer[10].

Computer vision adalah metode lain, yang disebut kecerdasan buatan, yang mewakili sensasi menggunakan komputer pribadi untuk menganalisis dan mengevaluasi informasi visual. Teknologi kecerdasan buatan memungkinkan komputer pribadi untuk mengenali gambar dan mengidentifikasi objek[10].

Istilah lain yang terkait erat yang menggunakan pencitraan digital adalah computer vision atau machine computer. Computer vision pada dasarnya mencoba meniru cara kerja penglihatan manusia (human vision). Penglihatan manusia sebenarnya sangat kompleks dan manusia melihat gambar objek lebih jauh kedalam otak untuk interpretasi. Hasilnya, orang mengerti objek apa yang tampak dimata mereka. Hasil interpretasi ini dapat digunakan untuk mengambil keputusan, seperti mata dan otak. Computer vision adalah sistem yang memungkinkan anda untuk menganalisis objek secara visual setelah memasukkan data objek sebagai gambar. Proses computer vision dapat dibagi menjadi tiga kegiatan[11] :

1. Proses pengambilan citra digital ini disebut juga dengan proses pre-processing citra.
2. Melakukan teknik komputasi untuk memproses atau memodifikasi data gambar berdasarkan piksel demi piksel.

3. Menganalisis dan menafsirkan gambar menggunakan hasil untuk tujuan tertentu. Operasi robot, kontrol pralatan, pengawasan produksi, dll.

Pengolahan citra adalah proses awal (pre-processing) dari computer vision, dan sosialisasi pola adalah proses menginterpretasikan citra. Teknologi sosialisasi pola memainkan peran penting dalam computer vision untuk mengenali objek[11].

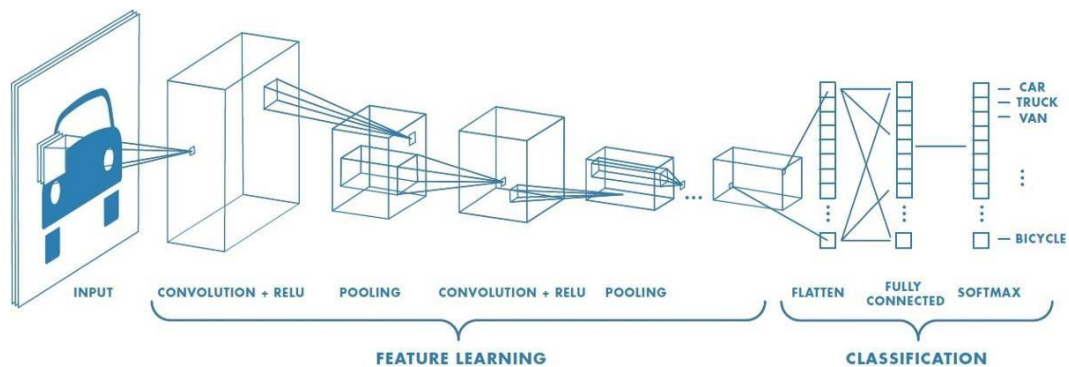
2.2.3 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra adalah pengolahan citra atau *image processing*, terutama dengan menggunakan komputer untuk memperoleh citra yang lebih berkualitas. Dengan kata lain pengolahan citra adalah Proses peningkatan kualitas suatu citra agar dapat dengan mudah diinterpretasikan oleh manusia dan komputer[12].

2.2.4 CNN (*Convolutinal Neural Network*)

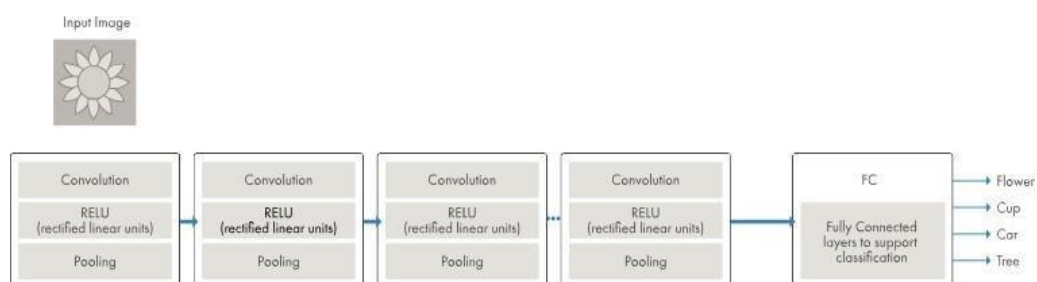
Convolution Neural Network adalah penembangan dari multilayer Percepton (MPL) yang dirancang untuk mmeproses data 2D [11]. CNN digunakan untuk menngkalsifikasi data yang diandai menggunakan metode pemmbelajaran yang terawasi. Karena mekanisme pembelajaran terawasi memiliki data selama pelatihan dan variabel yang diinginkan. Tujuan dari metode ini adalah untuk mengelompokkan data ke dalam datayang ada[12].

CNN pertama kali dikembangkan deangan nama NeoCognitro oleh Kuhiniko Fukushima, seorang peneliti di NHK Broadcasting Science Institute di Kinuta, Setagaya-ku, Tokyo. Konsep tersebut kemudian disemprnakan oleh Yann Le Chun, seorang peneliti di AT&T Bell Labs di Holmdel, Nj USA. Model CNN bernama LeNet berhasil diterapkan oleh Le Chun pada karyanya rentang pengenalan angka dan tulisan tangan[13].CNN jua sering kali digunakan untuk mengenali benda atau pemandangan melakukan deteksi serta segmentasi objek.



Gambar 2.1 Arsitektur Convolution Neural Network[14]

Berdasarkan gambar diatas, arsitektur dari mekanisme pemecahaan dibagi menjadi 2 tahapan pemrosesan. Pada tahapan *feature learning*, secara umum masih ada 3 lapisan proses proses ekstraksi fitur. Lapisan-lapisan ini sering kali diklaim dengan *convolutin layer*, *activaion* dan *pooling layer*. Lapisan ini melakukan operasi khusus untuk membentuk kedalam data untuk menangkap pola tertentu. Ketiga layer tersebut memiliki alur proses yang tidak harus sama, dalam artian dapat mengubah proses sesuai kebutuhan. Namun, secara umum proses pembelajaran fitur dimulai dengan proses konvolusi antara matriks input dan karnel dengan ukuran tertentu[15].



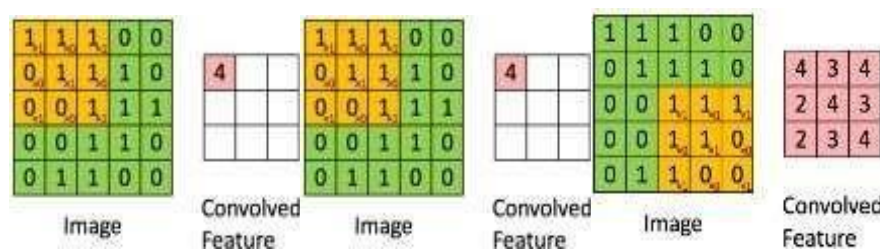
Gambar 2.2 Urutan Lapisan Convolution Neural Network [15]

Arsitektur yang dimiliki oleh Convolution Neural Network ada 3 yaitu :

1. *Convolutional Layer*

Covolutional Layer melakukan operasi konvolusi dalam hasil menurut lapisan sebelumnya. *Covolutional Layer* adalah lapisan primer (utama) yang paling krusil buat digunakan. Konvolusi adalah kata matematis pada pengolahan gambar yang berarti mengaplikasi sebuah

karnel (kotak kuning) pada gambar disemua *offset* seperti yang ditujukan pada gambar 2.3, sedangkan kotak berwarna hijau secara holistik adalah gambaran yang akan dikonvolusi. Karnel (kotak kuning) beranjak berdasarkan sudut kiri atas ke kanan bawah sehingga uotput konvolusi gambar tersebut dapat dilihat pada gambar di bawah ini.

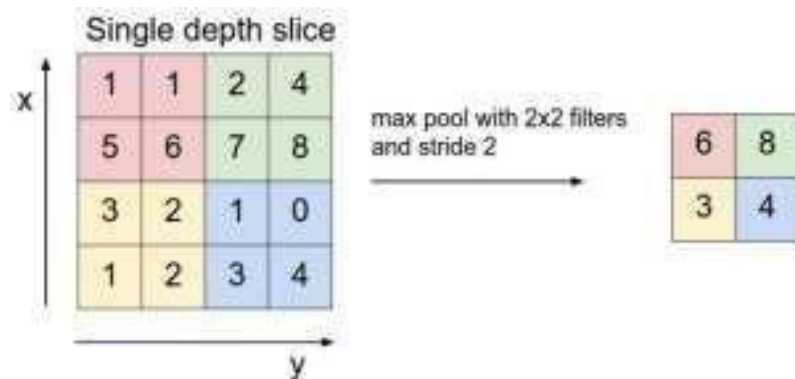


Gambar 2.3 Proses Convolution Layer [16]

Tujuan konvolusi dalam data gambar untuk mengekstraksi fitur gambar input. Konvlusi akan membuat tranformasi linier menurut data input sesuai informasi spasial dalam data. Bobot dalam *layer* tadi menspesifikasikan karnel konvolusi yang digunakan, sehingga karnel konvolusi bisa dilatih berdasarkan input dalam CNN.

2. *Pooling Layer*

Pooling Layer adalah proses memperkecil ukuran gambar menggunakan operasi pooling maksimum yang dapat membagi output dari convolution layer menjadi beberapa grid yang lebih kecil dengan tujuan meningkatkan invarian posisi fitur. Nilai maksimum untuk setiap grid dikurangi. Proses ini memungkinkan anda untuk memastikan bahwa fitur yang diambil sama meskipun objek gamabar diubah. Contohnya ditunjukkan pada gambar 2.4.



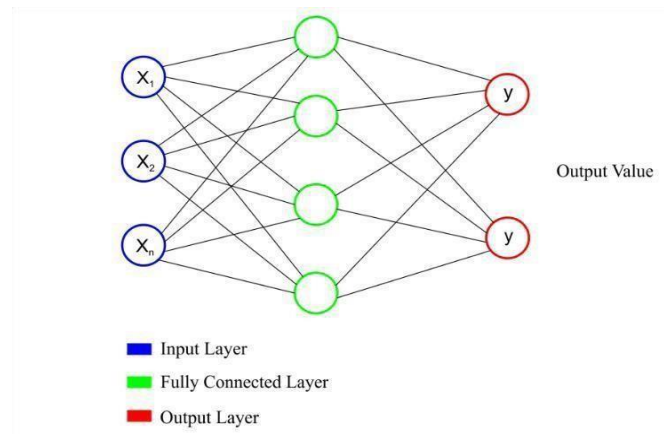
Gambar 2.4 Proses Pooling Layer Metode Max Pooling [16]

Secara umum pooling layer mengikuti layer lapisan knvolusi, ini digunakan untuk mengurangi ukuran feature map (downsampling) dan mempercepat perhitungan karena membutuhkan lebih sedikit pembaharuan parameter. Pada dasarnya, Pooling layer dalah filter yang menggunakan ukuran dan langkah yang bergeser melintasi feature map. Strategi ini biasanya digunakan untuk lapisan pooling rata-rata [17].

3. *Fully Connected Layer*

Feature map yang didapatkan berdasarkan feature extraction masih berbentuk multidimensioanal array, sebagai akibatnya harus melakukan “Flatten” atau reshape map menjadi sebuah vektor agar bisa digunakan menjadi input berdasarkan *fully-Connected Layer*. Lapisan *Fully-Connected* merupakan lapisan dimana seluruh neuran aktivasi berdasarkan lapisan sebelumnya terhubung seluruh menggunakan neuron pada lapisan selanjtnya contoh halnya jaringan syaraf tiruan biasanya. Setiap aktivasi menurut lapisan sebelumnya perlu diubah menjadi data satu dimensi sebelum mampu dihubungkan ke semua neuron dalam lapisan *fully-Connected*. Lapisan *Fully-Connected* umumnya dipakai dalam metode multi lapisan perceptron dan bertujuan mengolah data sebagai akibatnya sanggup diklasifikasikan. Perbedaan antara lapisan *Fully-Connected* dan lapisan konvolusi biasa adalah neuron pada lapisan konvolusi terhubung hanya kedaerah tertentu pada input. Sementara lapisan *Fully-Connected* memiliki neuron yang secara keseluruhan terhubung. Namun kedua

lapisan tersebut masih mengopersikan produk dot, sehingga manfaatnya tidak begitu berbeda [18].



Gambar 2.5 Fully Connected Layer [18]

2.2.5 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu proses klasifikasi. Pada dasarnya *confusion matrix* memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem (model) dengan hasil klasifikasi sebenarnya [19]. Terdapat empat istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi sebagai berikut: [20]

Tabel 2.2 confusion matrix

Kelas	Klasifikasi Positif	Klasifikasi Negatif
Positif	TP (<i>True Positif</i>)	FN (<i>False Negatif</i>)
Negatif	FP (<i>False Positif</i>)	TN (<i>True Negatif</i>)

Keterangan:

- 1) *True Negatif* (TN) merupakan jumlah data yang terdeteksi dengan benar oleh sistem.
- 2) *False Positif* (FP) merupakan data negatif namun terdeteksi sebagai data positif oleh sistem.
- 3) *True Positif* (TP) merupakan data positif yang terdeteksi benar oleh sistem.

- 4) *False Negatif* (FN) merupakan data negatif yang terdeteksi salah oleh sistem.

2.2.6 Akurasi, Precision, Recall dan F-Measure

1. Nilai Akurasi (*accuracy*) menggambarkan seberapa akurat sistem dapat mengklasifikasi data secara benar. Nilai akurasi merupakan perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dengan keseluruhan data. Persamaan Presisi sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} * 100\%$$

2. Nilai Presisi (*precision*) menggambarkan jumlah data kategori positif yang diklasifikasi secara benar dibagi dengan total data yang di klasifikasi positif. Persamaan Presisi sebagai berikut.

$$Precision = \frac{TP}{FP + TP} * 100\%$$

3. Nilai Sensitivity (*recall*) menunjukkan berapa persen data kategori positif yang terklasifikasi dengan benar oleh system. Persamaan Recall sebagai berikut.

$$Recall = \frac{TP}{FP + TP} * 100\%$$

4. F-Measure

Adalah perhitungan penilaian pada keterangan retrieval (temu kembali) yang mengkombinasikan recall dan precision. F-Measure dapat dihitung dengan rumus (Azis, et al. 2020) sebagai berikut:

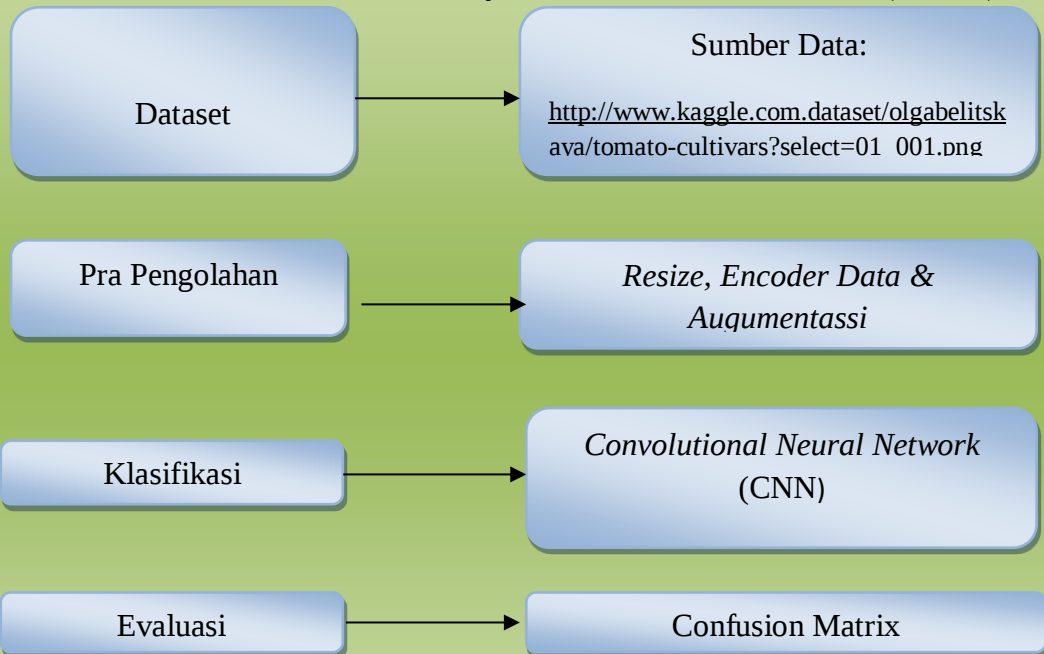
$$F - Measure = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

2.3 Kerangka Pemikiran

MASALAH

1. Bagaimana hasil akurasi metode *Convolutional Neural Network* untuk klasifikasi jenis buah tomat
2. Bagaimana hasil klasifikasi gambar jenis buah Tomat menggunakan metode *Convolutional Neural Network*

PEMODELAN/ABSTRAKSI *Grey Level Co-occurrence Matrik* (GLCM)



TUJUAN

1. Mengetahui tingkat akurasi metode *Convolutional Neural Network* dalam mengklasifikasikan gambar jenis buah tomat
2. Mengetahui hasil klasifikasi jenis buah tomat menggunakan metode *Convolutional Neural Network*

Gambar 2.6 Kerangka Pemikiran

BAB III

OBYEK DAN METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Metode, Subjek, Objek, Waktu, dan Lokasi Penelitian

Dilihat dari tingkat penerapannya, maka penelitian ini termasuk penelitian terapan. Dilihat dari jenis informasi yang diolah, maka penelitian ini bersifat kuantitatif. Dilihat dari pengolahan datanya, maka penelitian ini merupakan penelitian konfirmatori.

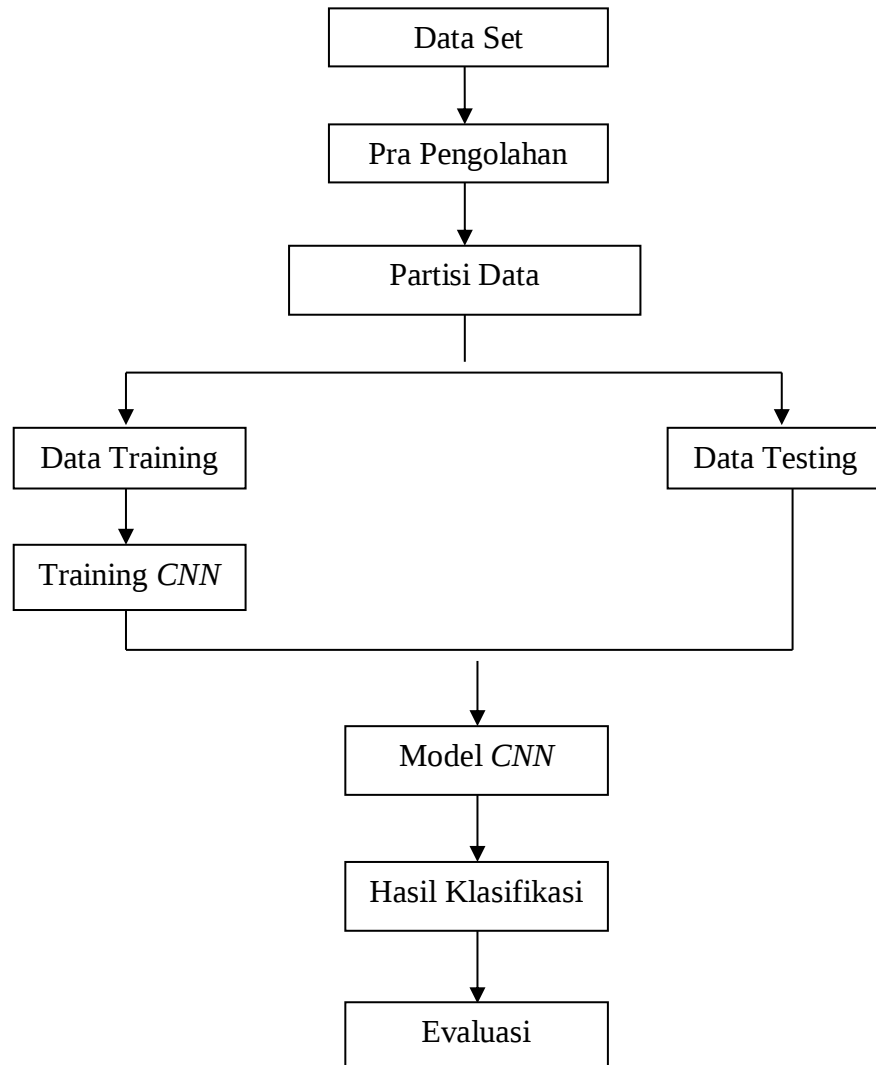
Penelitian ini menggunakan metode penelitian eksperimen. Oleh karena itu, jenis penelitian ini bersifat eksperimental. Objek penelitian ini mengklasifikasi jenis buah Tomat sebagai objeknya.

3.2. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan penelitian ini adalah dataset *public* dengan nama, *TOMATO CULTIVARS DATASET*. Dataset yang diunduh dari http://www.kaggle.com/dataset/olgabelitskaya/tomato-cultivars?select=01_001.png , dataset ini merupakan data yang pada umumnya dalam eksperiment untuk klasifikasi jenis buah tomat. Dataset ini akan di bagi menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing. Berikut penjelasan mengenai *TOMATO CULTIVARS DATASET* :

Jumlah Gambar	: 765
Format gambar	: PNG
Resolusi	: High Resolusi
Dimensi Gambar	: 1600 x 1200
URL	: http://www.kaggle.com/dataset/olgabelitskaya/tomato-cultivars?select=01_001.png

3.3. Pemodelan



Gambar 3.1 Pemodelan

3.3.1. Pra Pengolahan

Pra-Pengolahan citra (*image pre-processing*), yaitu proses paling awal dalam pengolahan citra sebelum proses utama dilakukan. Pra-Pengolahan bertujuan untuk mempermudah proses dalam melakukan klasifikasi citra. Proses perubahan ukuran asli citra dilakukan dari ukuran 1600 x 1200 piksel menjadi 124 x 124 piksel lebih kecil dari skala citra asli. Kemudian data ditransformasikan atau encoding data untuk mengubah data citra menjadi code yang dapat di mengerti oleh sistem. Berikut adalah tahapan Pra-Pengolahan :

1. *Resize*

Resize merupakan tahap awal dari *pre-processing*, bertujuan untuk mengubah ukuran citra asli dari 1600x1200 piksel menjadi 124x124 piksel lebih kecil dari skala citra asli agar dapat mempercepat proses latih.

2. *Encoding Data (Label Encoder)*

Pada proses ini akan dilakukan transformasi labelkata menjadi bentuk numerik. Agar dapat diolah oleh sistem.

3. *Augumentasi Data*

Augumentasi yaitu suatu teknik manipulasi pada data yang ada tanpa kehilangan inti dari data tersebut, pada penelitian ini dilakukan teknik augumentasi terhadap data trining dengan mengatur rescale 1./225, rotation range 40, horizontal flip, widht shift range 0.2, height range 0.2, shear range 0.2, zoom range 0.2. Beberapa cara tersebut membantu model yang akan disusun serta mempermudah untuk melatih model tersebut.

3.3.2. Arsitektur Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network adalah suatu jenis *neurak network* yang difungsikan untuk mengolah data citra.

3.3.3. Data Training

Data training berupa data yang telah diseimbangkan jumlahnya untuk diolah menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Jumlah data training yang digunakan 80%. Data training berupa hasil undersampling data.

3.3.4. Data Testing

Data testing merupakan data yang telah diseimbangkan jumlahnya yang digunakan untuk menguji data training. Jumlah data yang digunakan 20%. Data testing digunakan untuk mengetahui berapa tingkat keberhasilan untuk melakukan klasifikasi jenis buah tomat.

3.3.5. Hasil Klasifikasi

Hasil klasifikasi merupakan hasil output yang didapatkan pada data uji dari proses klasifikasi yang menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) berdasarkan model yang didapatkan dari data latih. Atau hasil yang didapatkan dari proses klasifikasi yang dilakukan model.

3.3.6. Evaluasi

Proses evaluasi bertujuan untuk mengetahui hasil kinerja dari metode yang digunakan. Evaluasi dilakukan pada semua data uji dan target keluaran yang dihasilkan dipetakan ke *Confusion Matriks* untuk mengevaluasi keakuratannya.

BAB IV

HASIL PENELITIAN

4.1. Hasil Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini dataset public dengan dengan nama, *TOMATO CULTIVARS DATASET*. Dataset yang diunduh dari http://www.kaggle.com/dataset/olgabelitskaya/tomato-cultivars?select=01_001.png, Dataset ini merupakan data yang pada umumnya digunakan dalam eksperimen untuk klasifikasi jenis buah tomat. Dataset ini akan dibagi menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing. Dengan jumlah data training 612 image dan data testing 153 image.

Tabel 4.1 Dataset Jenis Buah Tomat

Tomat Apel	Tomat Bistik	Tomat Anggur
		
		
		

4.2. Hasil Pemodelan

4.2.1. Pra Pengolahan Data

Pra-Pengolahan citra (*image pre-processing*), yaitu proses paling awal dalam pengolahan citra sebelum proses utama dilakukan. Pra-Pengolahan bertujuan untuk mempermudah proses dalam melakukan klasifikasi citra. Proses perubahan ukuran citra asli dilakukan dari ukuran 1600x1200 piksel menjadi

128x128 piksel lebih kecil dari skala citra menjadi code yang dapat dimengerti oleh sistem. Berikut adalah tahapan Pra-Pengolahan :

1. *Resize*

Resize merupakan tahapan awal dari *pre-pocessing*, Bertujuan untuk mengubah ukuran citra asli dari ukuran 1600x1200 piksel menjadi 128X128 piksel lebih kecil dari skala citra agar dapat mempercepat proses latih.

2. *Encoding Data (Label Encoder)*

Pada proses ini akan dilakukan transformasi label kata menjadi bentuk numerik, agar dapat diolah oleh sistem.

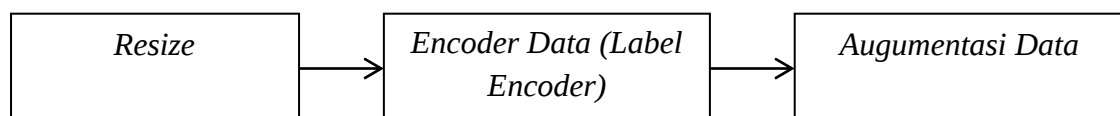
Tomat Apel	> 0
Tomat Bistik	>1
Tomat Anggur	>2

3. *Augumentasi*

Augumentasi yaitu suatu teknik manipulasi pada data yang ada tanpa kehilangan inti dari data tersebut. Pada penelitian ini dilakukan teknik augumentasi terhadap data training dengan mengatur rescale 1./225, rotation range 0.2, zoom range 0.2, beberapa cara tersebut membantu model yang akan disusun serta mempermudah untuk melatih model tersebut.

4. *Training*

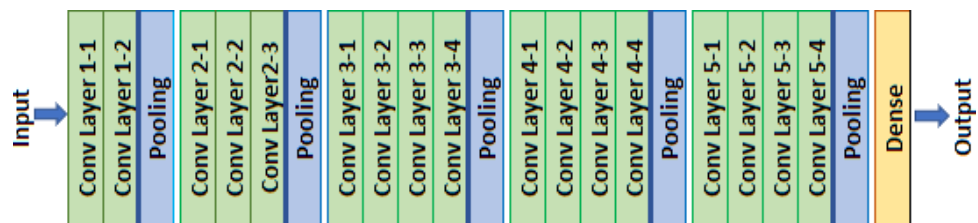
Tahapan *training* merupakan tahapan dimana *training dataset* dan *validation dataset* akan dipelajari oleh sistem menggunakan *Convolutional Neural Network*.



Gambar 4.2 Tahapan Pra-Pengolahan

4.2.2. Convolutional Neural Network

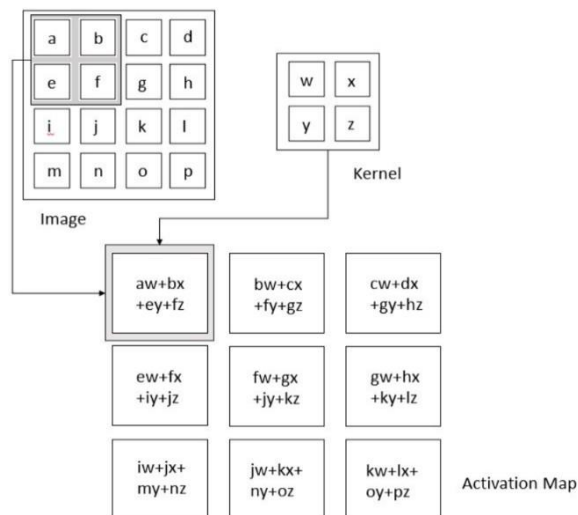
Pada tahap ini *training dataset* dan *validation dataset* akan dilatih menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* agar sistem dapat mengenali jenis buah tomat yang sudah diberikan dan dapat digunakan untuk pengujiannya nantinya. Berikut tahapan implementasi model CNN yang peneliti buat:



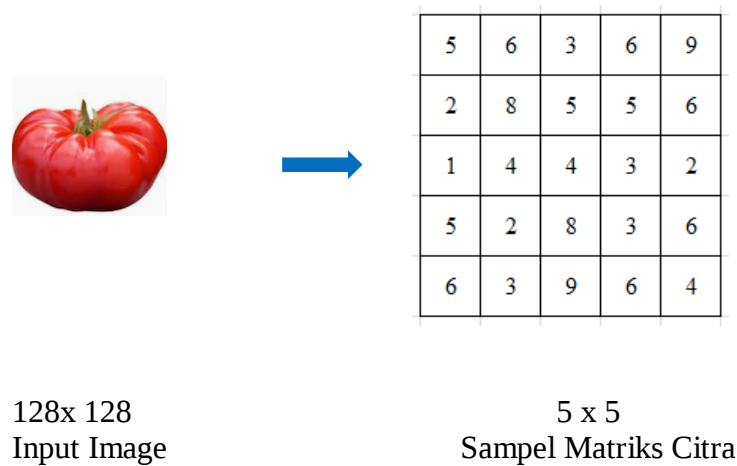
Gambar 4.3 Arsitektur Model R

1) Convolutional Layer

Pada layer ini, perhitungan dilakukan antara dua matriks. Satu matriks adalah parameter atau kernel yang dipelajari, dan matriks lainnya adalah piksel citra. Berikutnya ini adalah pembahasan untuk lapisan konvolusi

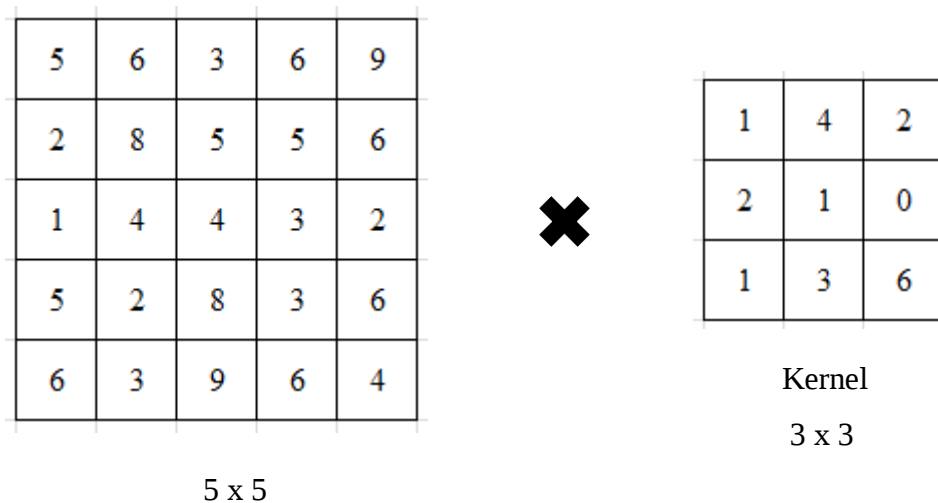


Gambar 4.4 Opreasi Konvolusi



Gambar 4.5 Sampel Gambar dan Input

Gambar 4.5 adalah gambar input yang menunjukkan dataset yang tersedia. ukuran piksel dari citra masukan adalah 128 x 128, sehingga penulis hanya mengambil sebagian dari piksel tersebut, atau 5 x 5. **Gambar 4.6** menunjukkan proses konvolusi menggunakan kernel.



Gambar 4.6 Proses Konvolusi dengan Kernel

Didalam penelitian ini, penulis tidak menggunakan padding tambahan atau biasa disebut zero padding. Dan penulis menggunakan stride 1. Untuk mengetahui

jumlah output yang ingin dicapai. Ada dapat melihatnya pada gambar 4.6 dibawah ini :

$$W = 5 \times 5, \quad F = 3 \times 3,$$

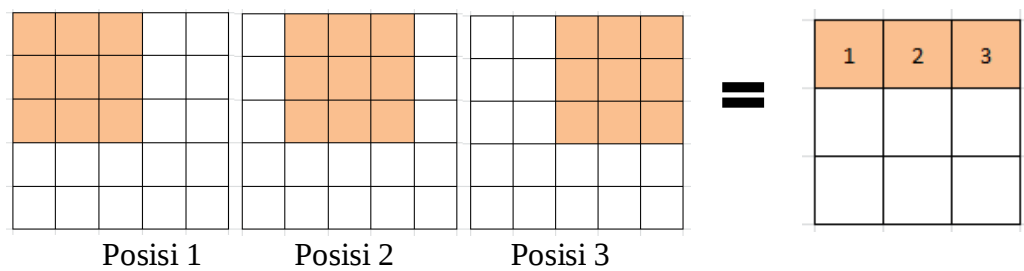
$$P = 0, \quad S = 1$$

Oleh karena itu, perhitungannya adalah sebagai berikut :

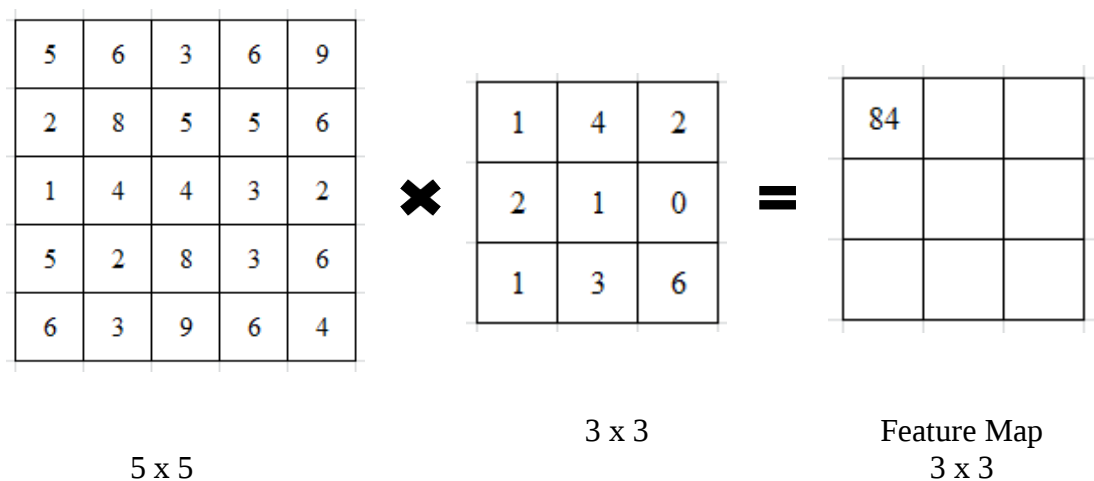
$$Output = \frac{5 - 3 + 2(0)}{1} + 1$$

$$Output = 3$$

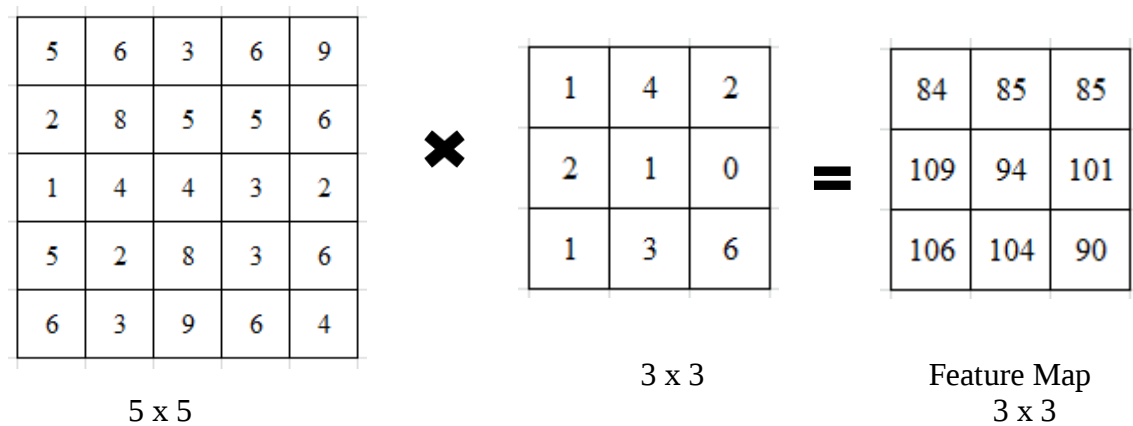
Dari perhitungan diatas, kita akan mendapatkan output dengan ukuran 3 x 3.



Gambar 4.7 Proses Pergeseran Dengan *Stride* = 1 dan Kernal 3 x 3



Gambar 4.8 Proses Konvolusi Pergeseran Pertama



Gambar 4.9 Proses Konvolusi Pada pergeseran Terakhir

Adapun perhitungan yang dilakukan untuk mendapatkan hasil pada gambar 4.8 dan 4.9 adalah sebagai berikut :

Posisi 1:

$$(5 \times 1) + (6 \times 4) + (3 \times 2) + (2 \times 2) + (8 \times 1) + (5 \times 0) + (1 \times 1) + (4 \times 3) + (4 \times 6) = \mathbf{84}$$

Posisi 2 :

$$(6 \times 1) + (3 \times 4) + (6 \times 2) + (8 \times 2) + (5 \times 1) + (5 \times 0) + (4 \times 1) + (4 \times 3) + (3 \times 6) = \mathbf{85}$$

Posisi 3 :

$$(3 \times 1) + (6 \times 4) + (9 \times 2) + (5 \times 2) + (5 \times 1) + (6 \times 0) + (4 \times 1) + (3 \times 3) + (2 \times 6) = \mathbf{85}$$

Posisi 4:

$$(2 \times 1) + (8 \times 4) + (5 \times 2) + (1 \times 2) + (4 \times 1) + (4 \times 0) + (5 \times 1) + (2 \times 3) + (8 \times 6) = \mathbf{109}$$

Posisi 5 :

$$(8 \times 1) + (5 \times 4) + (5 \times 2) + (4 \times 2) + (4 \times 1) + (3 \times 0) + (2 \times 1) + (8 \times 3) + (3 \times 6) = \mathbf{94}$$

Posisi 6 :

$$(5 \times 1) + (5 \times 4) + (6 \times 2) + (4 \times 2) + (3 \times 1) + (2 \times 0) + (8 \times 1) + (3 \times 3) + (6 \times 6) = \mathbf{101}$$

Posisi 7 :

$$(1 \times 1) + (4 \times 4) + (4 \times 2) + (5 \times 2) + (2 \times 1) + (8 \times 0) + (6 \times 1) + (3 \times 3) + (9 \times 6) = \mathbf{106}$$

Posisi 8:

$$(4 \times 1) + (4 \times 4) + (3 \times 2) + (2 \times 2) + (8 \times 1) + (3 \times 0) + (3 \times 1) + (9 \times 3) + (6 \times 6) = \mathbf{104}$$

Posisi 9 :

$$(4 \times 1) + (3 \times 4) + (2 \times 2) + (8 \times 2) + (3 \times 1) + (6 \times 0) + (9 \times 1) + (6 \times 3) + (4 \times 6) = \mathbf{90}$$

2) Pooling Layer

Hasil akhir pada lapisan konvolusi akan digunakan kembali pada proses *pooling* sebagai *input*, seperti terlihat pada gambar 4.10

84	85	85
109	94	101
106	104	90

Gambar 4.10 Hasil Akhir Konvolusi Sebagai input Pada pooling

Pada lapisan ini, penulis menggunakan stride 1 dengan kernel 2x2 dan juga menggunakan metode MaxPooling. Oleh karena itu kita dapat menggunakan rumus dibawah ini untuk mengetahui ukuran output yang akan diperoleh.

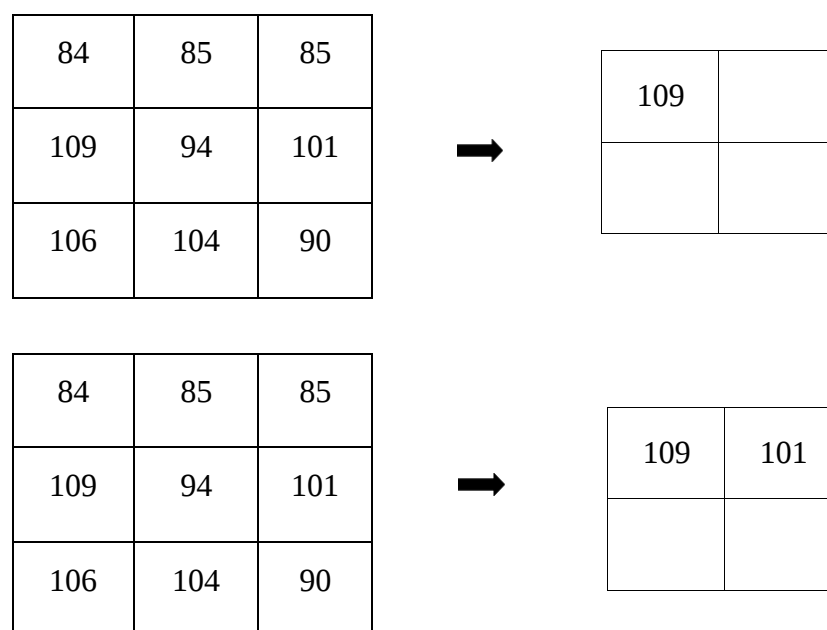
Diketahui bahwa :

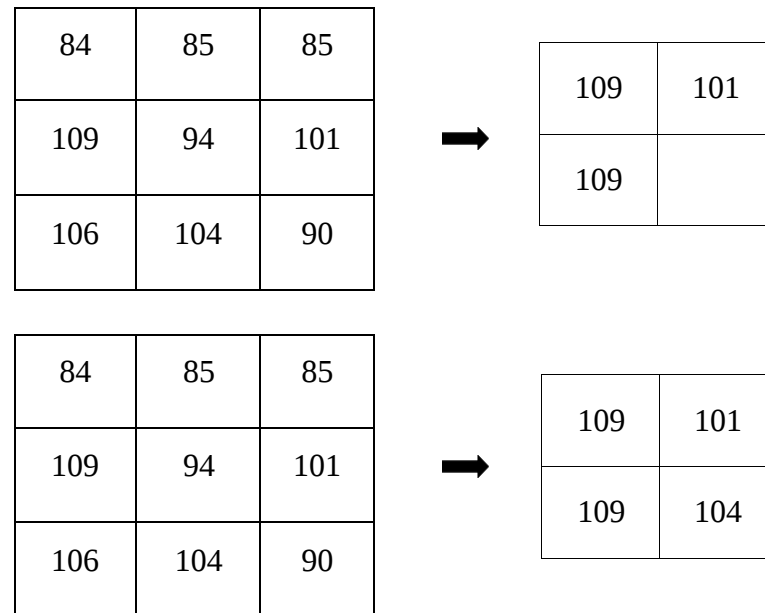
$$W = 3 \times 3, \quad F = 2 \times 2, \quad S = 1$$

Sebagai perhitungannya adalah sebagai berikut :

$$Output = \frac{3 - 2}{1} + 1 = 2$$

Dari perhitungan diatas kita mengetahui bahwa kita akan memperoleh output sebesar 2x2. Adapun yang akan dilakukan dapat dilihat





Gambar 4.11 Proses *Pooling* Menggunakan *MaxPooling*

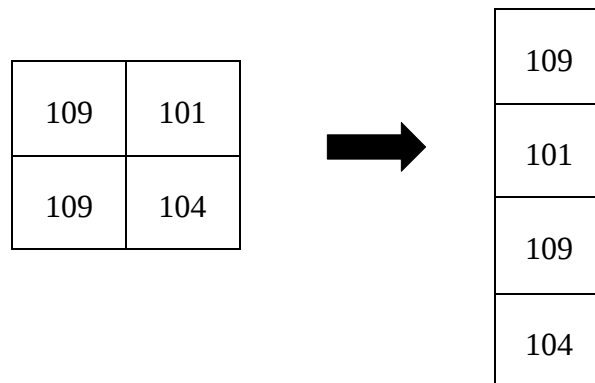
MaxPooling memiliki efek mendapatkan nilai terbesar dari karnel 2x2, setelah berhasil mengambil nilai itu, bergerak dengan *stride* 1 dan kemudian disimpan dalam matrix baru. Hasil akhir dari pooling layer dapat dilihat pada gambar 4.12.

109	101
109	104

Gambar 4.12 Hasil Akhir pada *MaxPooling*

3) Flatten Layer

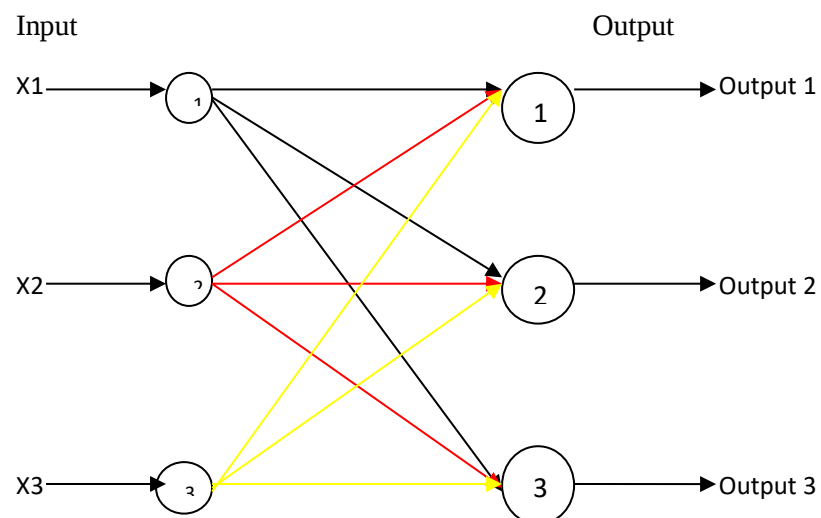
Hasil akhir dari pooling akan dibuat menjadi 1 vektor, dimana hasil dari flattening kemudian akan digunakan sebagai input untuk lapisan yang terhubung atau *fully connected layer*. Hasil ari flattening dapat dilihat pada gambar 4.13.



Gambar 4.13 Hasil dari Flatten Layer

4) *Fully Connected Layer*

Fully connected layer disini berperan sebagai pengklasifikasian data input. Pada proses training ini sangat membantu untuk menemukan nilai bobot terbaik



Gambar 4.12 Fully Connected Layer

1. Inisialisasi semua bobot,
Bobot awal atau $w = 0$, untuk semua inputan.
2. Fungsi aktivasi yang digunakan
Aktivasi yang digunakan pada penelitian ini adalah $\sigma = \text{Sigmoid}$
3. Laju Pembelajaran atau *Learning rate*

Pada penelitian ini ditentukan nilai learning rate nya $\alpha = 0.001$

4. Menghitung persamaan nilai output :

$$f(x) = \sum_{x=i}^n (x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n)$$

$$\sigma(a) = \frac{1}{1+e^{-2}}$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^4 (x_1 w_{11} + x_2 w_{21} + \dots + x_4 w_{41})$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^4 (109.0 + 101.0 + 109.0 + 104.0) = 0$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^4 (109.0 + 101.0 + 109.0 + 104.0) = 0$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^4 (109.0 + 101.0 + 109.0 + 104.0) = 0$$

Sigmoid :

$$\sigma(a) = \frac{1}{1+e^{-2}} = \frac{1}{1+2.71828^{-0}} = 2$$

Nilai sama dengan nilai output lainnya dikarenakan menggunakan nilai $w = 0$

5. Hitung *gradien error* untuk *layer output*

$$e_k(p) = y_{dk}(p) - y_k(p)$$

$$\delta_k(p) = y_{dk}(p) * [1 - y_k(p)] * e_k(p)$$

Untuk data pertama, nilai yang diharapkan adalah $y_{dk} = 1$, sedangkan keluaran yang didapatkan $y_k = 2$ nilai neuron output semuanya sama karena nilai $w = 0$.

$$e_1(1) = y_d - y_1(1) = 1 - 2 = -1$$

$$\delta_1(1) = y_1(1) * [1 - y_1(1)] * e_1(1) = 2 * [1 - 2] * -1 = 2$$

6. Menghitung Koreksi Bobot

Untuk Δw_{11} , Δw_{21} , dan Δw_{31}

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \cdot y_j(p) * \delta_k(p)$$

$$\Delta w_{21} = \alpha * y_1(1) * \delta_1(1) = 0.001 * 109 * 2 = 0.218$$

$$\Delta w_{22} = \alpha * y_2(1) * \delta_1(1) = 0.001 * 101 * 2 = 0.202$$

$$\Delta w_{23} = \alpha * y_3(1) * \delta_1(1) = 0.001 * 109 * 2 = 0.218$$

$$\Delta w_{24} = \alpha * y_4(1) * \delta_1(1) = 0.001 * 104 * 2 = 0.208$$

7. Perbaharui Bobot

Dengan diperolehnya nilai pengkoreksi bobot maka proses memperbaharui nilai bobot dengan menggunakan persamaan :

$$w_{jk}(p + 1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p)$$

$$w_{jk}(p + 1) = w_{11}(p) + \Delta w_{11}(p) = 0 + 0.218 = 0.218$$

$$w_{jk}(p + 1) = w_{21}(p) + \Delta w_{21}(p) = 0 + 0.202 = 0.202$$

Setelah ini untuk iterasi selanjutnya, kembali ke langkah 5 sampai mendapatkan hasil yang sesuai.

4.3. Evaluasi Model

4.3.1. Confusion Matrix

Dalam penelitian ini, *confusion matrix* digunakan sebagai metode untuk menghitung akurasi dalam penerapan pengenalan jenis buah tomat. Evaluasi akurasi pengenalan jenis buah tomat berdasarkan jumlah uji subjek benar dan salah yang terdeteksi dapat dilihat pada tabel dibawah ini :

Tabel 4.2 Hasil Data Testing

Image	Kelas Target	Hasil Klasifikasi	Image	Kelas Target	Hasil Klasifikasi
	Tomat Bistik	Tomat Bistik		Tomat Bistik	Tomat Bistik
	Tomat Bistik	Tomat Bistik		Tomat Bistik	Tomat Bistik
	Tomat Anggur	Tomat Anggur		Tomat Anggur	Tomat Anggur
	Tomat Anggur	Tomat Anggur		Tomat Anggur	Tomat Anggur
	Tomat Apel	Tomat Apel		Tomat Apel	Tomat Apel
	Tomat Apel	Tomat Apel		Tomat Apel	Tomat Apel

Tabel 4.3 Confusion Matrix

	Tomat Bistik	Tomat Anggur	Tomat Apel
TomatBistik	10	0	0
Tomat Anggur	0	9	1
Tomat Apel	0	0	10

Jumlah data yang diklasifikasi dengan benar = 29

Jumlah data yang diklasifikasi salah = 1

Menghitung nilai Accuracy :

$$Accuracy = \frac{nl\ benar}{nl\ data\ (n)} \times 100\%$$

$$Atomat\ Apel\ \frac{10}{10} \times 100\% = 100 \quad ATomat\ Anggur = \frac{9}{10} \times 100\% = 90$$

$$Atomat\ Bistik\ \frac{10}{10} \times 100\% = 100$$

$$Accuracy = \frac{10+9+10}{10+10+10+} \times 100\% = \frac{29}{30} \times 100\% = 0,96 = 96\%$$

Menghitung nilai TP, TN, FP, FN sesuai dengan kelas masing-masing:

TomatApel:

$$TP = 8 + 6 = 10$$

$$TN = 10 + 0 + 0 + 10 = 20$$

$$FN = 0 + 0 = 0$$

$$FP = 0 + 0 = 0$$

TomaAnggur:

$$TP = 9$$

$$FN = 0 + 0 = 0$$

$$FP = 0 + 1 = 1$$

$$TN = 10 + 0 + 9 + 1 = 20$$

TomatBistik:

$$TP = 10$$

$$FN = 10 + 0 + 0 + 10 = 20$$

$$FP = 0 + 0 = 0$$

$$TN = 0 + 0 = 0$$

Persamaan *precision* dan *recall*:

$$precision = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

$$recall = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

Hitung nilai *precision* dan *recall* TomatApel, TomatAnggur dan TomatBistik:

TomatApel:

$$precision = \frac{10}{(10+1)} = 0.9 = 90 \quad recall = \frac{10}{(10+0)} = 1 = 100$$

TomatAnggur:

$$precision = \frac{9}{(9+1)} = 0.9 = 90 \quad recall = \frac{9}{(9+0)} = 1 = 100$$

TomatBistik:

$$precision = \frac{10}{(10+0)} = 1 = 100 \quad recall = \frac{10}{(10+0)} = 1 = 100$$

$$Precision = \frac{90 + 100 + 90}{3} = 93.3$$

$$Recall = \frac{100 + 100 + 100}{3} = 100$$

Tabel 4.4 Hasil Confusion Matrix

Hasil%

Ekspresi	TP	TN	FP	FN	Accuracy	Precision	Recall
T.Apel	10	20	1	0	100	90	100
T.Anggur	9	20	1	0	90	100	100
T.Bistik	10	20	0	0	100	100	100
Rata-rata					96.6	96.6	100

F1-Score

$$f1 - score = 2 \times \frac{(recall \times precision)}{(recall + precision)}$$

$$f1 - score = 2 \frac{(100 \times 96.6)}{(100 + 96.6)} = 2 \times \frac{9660}{196.6} = 2 \times 49.13 = 98.26$$

BAB V

PEMBAHASAN

5.1. Objek Penelitian

Data set yang digunakan penelitian ini adalah dataset public dengan nama TOMATO CULTIVARS DATASET, Dataset yang diunduh dari http://www.kaggle.com/dataset/olgabelitskaya/tomato-cultivars?select=01_001.png. Dataset yang diambil terdiri dari 3 jenis buah tomat yaitu tomat apel, tomat anggur, tomat bistik. Dengan jumlah data training 136 image dan data testing 34 image.

5.2. Pembahasan model

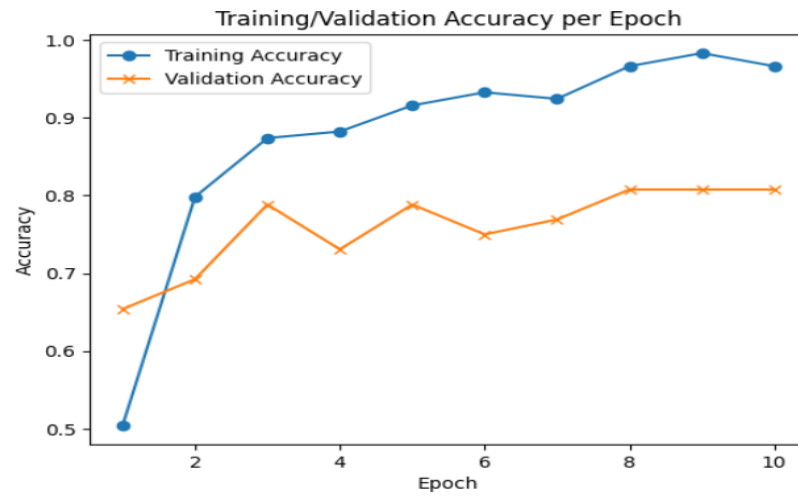
Berdasarkan hasil yang diperoleh pada bab sebelumnya, dapat dijelaskan beberapa hal sebagai berikut:

- Data gambar yang berhasil dikumpulkan pada penelitian ini adalah sebanyak 170 gambar jenis buah tomat yang dibagi kedalam tiga kelas (3) yaitu tomat apel, tomat bistik, dan tomat anggur. Berdasarkan visualisasi citra bahwa tiga jenis kelas tumbuhan obat herbal tersebut dapat dibedakan pada jenisnya.
- Pada percobaan yang dilakukan pada penelitian ini fitur citra diekstraksi menggunakan metode CNN karena metode ini tidak perlu menggunakan metode ekstraksi tambahan. Fitur ekstraksi CNN melakukan proses konvolusi dan pooling layer sesuai dengan model yang dibuat. Pooling layer dipakai di tiap blok agar mengurangi akurasi piksel yang akan diolah sehingga dapat mengurangi waktu komputasi dari algoritma CNN yang digunakan pada penelitian ini, sehingga penggunaan algoritma CNN ini menjadi lebih efisien untuk diterapkan pada aplikasi yang akan dikembangkan kedepannya.
- Arsitektur CNN dibuat dengan 5 blok, citra berukuran 124x124 piksel yang berasal dari *layer input* dikonvolusi tersebut menghasilkan *feature map* yang kemudian dinormalisasi oleh *Batch Normalization*. Hasil dari

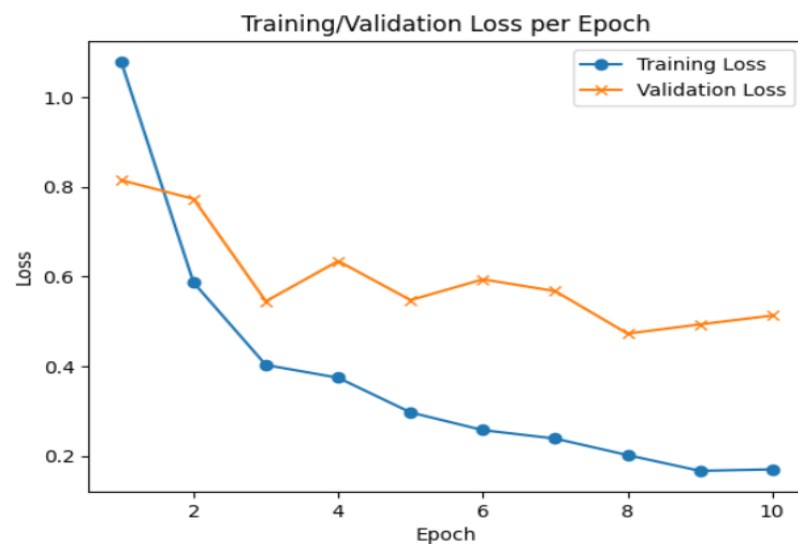
normalisasi selanjutnya masuk ke *layer* aktivasi, didalamnya terdapat fungsi ReLu yang digunakan untuk membuat hasil dari ekstraksi fitur non-linier. Selanjutnya nilai *output* dari fungsi ReLu direduksi pada lapisan *MaxPooling* sebelum diteruskan pada tahap konvolusi kedua.

- Tahap konvolusi kedua sampai dengan kelima, proses ekstraksi fitur dilakukan oleh kombinasi *convolutional blok* dan *identity blok*. Setelah proses ekstraksi fitur selesai, kemudian *feature map* diproses kedalam *fully connected layer* untuk melakukan proses klasifikasi dibantu dengan fungsi aktivasi sigmoid
- Pada penelitian yang dilakukan, algoritma CNN yang digunakan sebagai fitur ekstraksi dan juga sebagai pengklasifikasi data citra digunakan sebagai yang telah digambarkan pada bab sebelumnya.
- Dalam proses training data menggunakan algoritma CNN dengan nilai *learning rate* sebesar 0,001, jumlah step epoch sebesar 10 dan epochsnya sebesar 40.

Berdasarkan hasil proses learning data yang dilakukan dengan data yang sudah maka diperoleh nilai akurasi untuk data training yang berkisaran 94,5% dan nilai akurasi untuk validasi berkisar 82.5%, sementara untuk nilai loss data training berada diangka 18,5% dan nilai loss untuk data validasi berada diangka 45,5%. Sebagaimana yang ditunjukkan pada grafik dibawah ini:



Gambar 5.1 Grafik akurasi training dan validasi



Gambar 5.2 Grafik nilai loss Training

- Berdasarkan hasil proses klasifikasi yang dilakukan terhadap data testing yang terbentuk dalam *confusion matrik* dengan jumlah 34 gambar dengan mengambil 10 sampel jenis tomat dari setiap jenis dengan data yang sama, dapat diperoleh nilai kinerja model dari algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan yakni nilai *recall* sebesar 100%, nilai

precision sebesar 96.6%, nilai *accuracy* sebesar 96,6%. Dan nilai f1-Score sebesar 98,26%. Berdasarkan perolehan nilai kinerja model tersebut menunjukkan bahwa penggunaan algoritma CNN dapat bekerja dengan baik, sehingga penggunaan metode tersebut dapat digunakan dalam mengembangkan sebuah aplikasi yang dapat dimanfaatkan dibidang yang membutuhkan.

BAB VI

PENUTUP

6.1. Kesimpulan

Adapun kesimpulan yang diperoleh berdasarkan penelitian adalah sebagai berikut :

1. kinerja Metode CNN yang diterapkan mampu mengenali jenis buah tomat dengan benar dapat dilihat pada tabel hasil klasifikasi data uji dengan mendapatkan akurasi 93.3%, nilai precision 92%, nilai recall 81% dan F1-Score 89.9%, dengan data yang sama dan 30 sampel jenis tomat dengan masing-masing kelas 3sampel jenis buah tomat untuk data uji.
2. Berdasarkan beberapa percobaan, pemilihan parameter berupa *learning rate* 0,001 dan jumlah epoch 40 merupakan nilai baik yang dapat digunakan untuk pelatihan data testing yang sudah ada.

6.2. Saran

Setelah melakukan penelitian pengenlan jenis buah tomat menggunakan metode CNN, ada beberapa saran yang perlu diperhatikan :

1. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dikembangkan untuk melakukan klasifikasi dengan menggunakan *dataset* yang lebih banyak, agar proses proses pembelajaran semakain baik lagi.
2. Spesifikasi komputer/laptop yang digunakan sebaiknya lebih tinggi, yaitu dengan menggunakan komputer/laptop dengan *Graphics Processing Unit* (GPU) dan *Random Access Memory* (RAM) yang tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. N. Afifi, T. Wardiyati and K. “Respom tanaman tomat (*Lycopersium Esculentum* Mill,” Jurnal Produksi tanaman, vol. 5, no 5, ISSN : 2527-8452, pp.774-781, 2017.
- [2] R. Munarto, E. Permata and R. Salsabilla, “Klasifikasi Kualitas Biji Jagung Manis Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Fuzzy Logic,” in *Simposium Nasional RAPI XIII*, pp. 5-12, 2014
- [3] R. T. P and M. , “Klasifikasi Mutu Telur berdasarkan Kerabang Telur Menggunakan K-Nearest Neighbor,” in *Konferensi Nasional Informatika (KNIF) 2015*, pp. 241-245, 2015.
- [4] Neneng, Yusra Fernando “Klasifikasi Jenis Daging Berdasarkan Citra Tekstur Gray Level Co-O Cccurrence Matrices (GLCM) dan Warna” P-ISSN : 2407-1846, E-ISSN : 2460- 8416, 2017.
- [5] F. Y. Mulato, “Klasifikasi Kematangan Buah Jambu Biji Merah (*Psidium Guajava*) Dengan Menggunakan Model Fuzzy, 2015.
- [6] R. Widodo, A. W. Widodo, and A. Supriyanto, “ Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (*Citrus reticulata* Blanco) untuk Klasifikasi Mutu,” vol. 2, no. 11, pp. 5769-5776, 2018
- [7] P. R. Suhendri, “Metode Grayscale Co-Occurrence Matrix (GLCM) Untuk Klasifikasi Jenis Daun Jambu Air Menggunakan Algoritma Neural Network,” vol. 01, no. 01, pp. 15-22
- [8] Erlyna Nour Arrofiqoh Dan Harintaka, “ Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi,” 2018.
- [9] Fitriarningsih And 2 Rodiah , “Klasifikasi Jenis Citra Daun Mangga Menggunakan Convolutional Neural network,” 2021.
- [10] R. Rahmadewi, V. Efelina², And Endah Purwanti³, “Identifikasi Jenis Tumbuhan Menggunakan Citra Daun Berbasis Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Network),” 2018.
- [11] Lia Farokhah, “Implmentasi K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Bunga Dengan Ekstrasi Fitur Warna Rgb,” Vol. 7, 2019.

- [12] S. Ilahiyah¹⁾ And Agung Nilogiri²⁾, “Implmentasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network,” 2018.
- [13] A. P. S, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Mikroskopis Stomata Tanaman Herbal Curcuma,” 2019.
- [14] Najirah Umar, “Aplikasi Computer Vision Untuk Penentuan Posisi Objek Simetris Pada Ruang Tiga Dimensi,” 2011.
- [15] A, N. T. Rd, Kusumantol, Wahyu S. Pambudi²⁾, “Aplikasi Sensor Vision Untuk Deteksi Multiface Dan Menghitung Jumlah Orang.” 2012.
- [16] Dan R. S. I Wayan Suartika E. P, Arya Yudi Wijaya, “Klasifikasi Citra menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Caltech 101,” Vol.5, 2016
- [17] H. Mubarak, “Identifikasi Ekspresi Wajah Berbasis Citra Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn),” 2019.
- [18] Tutut Furi Kusumaningrum, “Implementasi Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Jamur Konsumsi Di Indonesia Menggunakan Keras,” 2018
- [19] L. P. W. S. W. Agung Slamet Riyadil, “Klasifikasi Citra Anjing Dan Kucing Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn),” 2021.
- [20] A. Peryanto¹ And Anton Yudhana² Dan Rusydi Umar, “ Rancang Bangun Citra Dengan Teknologi Deep Larning Berbasis Metode Convolutional Neural Network,” 2019.

Lampiran 1 : Kode Program

```

from imutils import paths

import os

import cv2

import pandas as pd

from google.colab import drive

drive.mount('/content/drive/')

def generate_image(image_source_path):

    im_list = []

    labels = []

    img_path = []

    for path in paths.list_images(image_source_path):

        img = cv2.imread(path)

        img = cv2.resize(img, (124, 124))

        im_list.append(img)

        labels.append(os.path.split(os.path.dirname(path))[-1])

        df_label = pd.DataFrame(labels)

        img_path.append(path)

    return im_list, df_label, img_path

X_train, y_train, img_train = generate_image('/content/drive/MyDrive/Dataset/Training')

X_test, y_test, img_test = generate_image('/content/drive/MyDrive/Dataset/Testing')

import pickle

with open('X_train.pkl', 'wb') as file_train:

    pickle.dump(X_train, file_train)

with open('X_test.pkl', 'wb') as file_test:

```

```

    pickle.dump(X_test, file_test)
with open('Y_train.pkl', 'wb') as file_ytrain:
    pickle.dump(y_train, file_ytrain)
with open('Y_test.pkl', 'wb') as file_ytest:
    pickle.dump(y_test, file_ytest)
with open('img_train.pkl', 'wb') as file_img_train:
    pickle.dump(img_train, file_img_train)
with open('img_test.pkl', 'wb') as file_img_test:
    pickle.dump(img_test, file_img_test)
import pickle
X_train = pickle.load(open('X_train.pkl', 'rb'))
X_test = pickle.load(open('X_test.pkl', 'rb'))
y_train = pickle.load(open('Y_train.pkl', 'rb'))
y_test = pickle.load(open('Y_test.pkl', 'rb'))
img_train = pickle.load(open('img_train.pkl', 'rb'))
img_test = pickle.load(open('img_test.pkl', 'rb'))
y_train.columns=['y']
y_test.columns=['y']
y_train.columns=['y']
y_test.columns=['y']
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
encode_train = LabelEncoder()
encode_train.fit(y_train)
Y_train = encode_train.transform(y_train)

Y_test = encode_train.transform(y_test)

```

```

from keras import backend as K

from tensorflow.keras.utils import to_categorical

import numpy as np

X_train = np.array(X_train, dtype='uint8')
X_test = np.array(X_test, dtype='uint8')

y_train = np.array(Y_train, dtype='uint8')
y_test = np.array(Y_test, dtype='uint8')

Y_train = to_categorical(y_train,3)
Y_test = to_categorical(y_test, 3)

X_Train = X_train.reshape(X_train.shape[0], 124, 124, 3)
X_Test = X_test.reshape(X_test.shape[0], 124, 124, 3)

from sklearn.model_selection import train_test_split

xtrain, xval, ytrain, yval = train_test_split(X_Train, Y_train, test_size=0.3,
random_state=4)

from keras.models import Sequential

from tensorflow.keras.applications import EfficientNetB7 as efn

from tensorflow.keras.models import Model

from keras.layers import Conv2D, MaxPool2D, Flatten, Dense, BatchNormalization,
Dropout

from tensorflow.keras.optimizers import SGD, Adam

from tensorflow.keras import regularizers

from matplotlib import pyplot as plt

import tensorflow as tf

```

```

base_model = efn(input_shape = (124, 124, 3), include_top = False, weights = 'imagenet')

for layer in base_model.layers:

    layer.trainable = False

x = base_model.output
x = Flatten()(x)
x = Dense(1024, activation="relu")(x)
x = Dropout(0.3)(x)

prediction = Dense(3, activation="sigmoid")(x)

model_final = Model(base_model.input, prediction)

model_final.compile(SGD(learning_rate=0.001), loss='categorical_crossentropy',
metrics=['accuracy'])

model_history = model_final.fit(xtrain, ytrain,

                                validation_data = (xval, yval),

                                steps_per_epoch=len(xtrain)/16,

                                epochs=10,

                                verbose=1)

import matplotlib.pyplot as plt

f, ax = plt.subplots()

ax.plot([None] + model_history.history['accuracy'], 'o-')

ax.plot([None] + model_history.history['val_accuracy'], 'x-')

ax.legend(['Training Accuracy', 'Validation Accuracy'], loc=0)

ax.set_title("Training/Validation Accuracy per Epoch")

ax.set_xlabel('Epoch')

ax.set_ylabel('Accuracy')

import matplotlib.pyplot as plt

```

```

f, ax = plt.subplots()

ax.plot([None] + model_history.history['loss'], 'o-')
ax.plot([None] + model_history.history['val_loss'], 'x-')
ax.legend(['Training Loss', 'Validation Loss'], loc=0)
ax.set_title('Training/Validation Loss per Epoch')
ax.set_xlabel('Epoch')
ax.set_ylabel('Loss')

model_json = model_final.to_json()

with open("model.json", "w") as json_file:
    json_file.write(model_json)

model_final.save_weights("model_h5")

import pickle

with open('labeltrain_model.pkl', 'wb') as files:
    pickle.dump(encode_train, files)

from sklearn.metrics import accuracy_score, ConfusionMatrixDisplay, confusion_matrix

y_pred = model_final.predict(X_Test)
a = [np.argmax(y_pred, axis=None, out=None) for y_pred in y_pred]
y_aktual = encode_train.inverse_transform(a)

b = [np.argmax(Y_test, axis=None, out=None) for Y_test in Y_test]
y_target = encode_train.inverse_transform(b)

cm = confusion_matrix(y_target, y_aktual, labels=['Tomat Bistik', 'Tomat Apple', 'Tomat
Anggur'])

```

```
disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm, display_labels=['Tomat  
Bistik','Tomat Apple','Tomat Anggur'])  
  
disp.plot()  
  
from sklearn.metrics import classification_report  
print(classification_report(y_target, y_aktual))  
  
import numpy as np  
  
pd.DataFrame(np.asarray(y_aktual)).to_csv('Kelas Hasil Klasifikasi Menggunakan  
CNN.csv')  
  
pd.DataFrame(np.asarray(y_target)).to_csv('Kelas Target.csv')  
  
pd.DataFrame(np.asarray(img_test)).to_csv('image testing.csv')
```

Lampiran 2 : Daftar Riwayat hidup

Nama : Ahmad
Nim : T3118296
Tempat, Tanggal Lahir : Tinukari, 16 Agustus 2000
Email : ahmadputra16@gmail.com

Riwayat Pendidikan :

1. Tahun 2012, Menyelesaikan Pendidikan di Sekolah Dasar Negeri 1 Tinukari, Kecamatan Wawo, Kabupaten Kolaka Utara, Provinsi Sulawesi Tenggara.
2. Tahun 2015, Menyelesaikan Pendidikan di Madrasah Tsanawiyah Rantebaru, Kec. Ranteangin, Kab. Kolaka Utara, Provinsi Sulawesi Tenggara.
3. Tahun 2018, menyelesaikan Pendidikan di Madrasah Aliyah Negeri Ranteangin, Kab. Kolaka Utara, Provinsi Sulawesi Tenggara.
4. Tahun 2018, Telah diterima menjadi Mahasiswa di perguruan Tinggi Swasta Universitas Ichsan Gorontalo.

Lampiran 3 : Surat Penelitian

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI**
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
LEMBAGA PENELITIAN
Kampus Unisan Gorontalo Lt.3 - Jln. Achmad Nadjamuddin No. 17 Kota Gorontalo
Telp: (0435) 8724466, 829975 E-Mail: lembagapenelitian@unisan.ac.id

Nomor : 3980/PIP/LEMLIT-UNISAN/GTO/III/2022
Lampiran : -
Hal : Permohonan Izin Penelitian

Kepada Yth,
Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo
di,-
Tempat

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Dr. Rahmisyari, ST.,SE.,MM
NIDN : 0929117202
Jabatan : Ketua Lembaga Penelitian

Meminta kesediannya untuk memberikan izin pengambilan data dalam rangka penyusunan **Proposal / Skripsi**, kepada :

Nama Mahasiswa : Ahmad
NIM : T3118296
Fakultas : Fakultas Ilmu Komputer
Program Studi : Teknik Informatika
Lokasi Penelitian : FAKULTAS ILMU KOMPUTER UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
Judul Penelitian : KLASIFIKASI JENIS BUAH TOMAT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Atas kebijakan dan kerja samanya diucapkan banyak terima kasih.

Gorontalo, 17 Maret 2022


Dr. Rahmisyari, ST.,SE.,MM
NIDN: 0929117202

+

Lampiran 4 : Surat Rekomendasi Penelitian



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
 SURAT KEPUTUSAN MENDIKNAS RI NOMOR 84/D/O/2001
 Jl. Achmad Nadjamuddin No. 17 Telp (0435) 829975 Fax (0435) 829976 Gorontalo

SURAT KETERANGAN PENELITIAN
 Nomor : 176/FIKOM-UIG/SKP/V/2023

Yang bertanda tangan dibawah ini :

N a m a	: Irvan Abraham Salihi, M.Kom
N I D N	: 0928028101
Jabatan	: Dekan Fakultas Ilmu Komputer

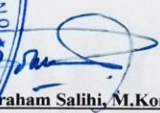
Dengan ini Menerangkan bahwa :

N a m a Mahasiswa	: Ahmad
N I M	: T3118296
Program Studi	: Teknik Informatika

Bahwa yang bersangkutan benar-benar telah melakukan penelitian tentang "**Klasifikasi Jenis Buah Tomat Menggunakan Convolutional Neural Network** " Guna untuk menyelesaikan Studi pada Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer, dan bersangkutan telah menyelesaikan penelitian Tersebut pada **TGL 13 Februari Januari 2023** sesuai dengan waktu yang telah di tentukan.

Demikian Surat Keterangan ini dibuat dan digunakan untuk seperlunya.

Gorontalo, 22 Mei 2023



Irvan Abraham Salihi, M.Kom
 NIDN. 0928028101

Lampiran 5 : Surat Keterangan Bebas Pustaka

 **KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI**
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UPT. PERPUSTAKAAN FAKULTAS
SK. MENDIKNAS RI NO. 84/D/0/2001
Jl. Achmad Nadjamuddin No.17 Telp(0435) 829975 Fax. (0435) 829976 Gorontalo

SURAT KETERANGAN BEBAS PUSTAKA
No : 027/Perpustakaan-Fikom/V/2023

Perpustakaan Fakultas Ilmu Komputer (FIKOM) Universitas Ichsan Gorontalo dengan ini menerangkan bahwa :

Nama Anggota : Ahmad
No. Induk : T3118296
No. Anggota : M202354

Terhitung mulai hari, tanggal : Selasa, 23 Mei 2023, dinyatakan telah bebas pinjam buku dan koleksi perpustakaan lainnya.

Demikian keterangan ini di buat untuk di penggunaan sebagaimana mestinya.



Gorontalo, 23 Mei 2023
Mengetahui,
Kepala Perpustakaan

Apriyanto Alhamad, M.Kom
NIDN : 0924048601

Lampiran 6 : Lembar Revisi



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
SK MENDIKNAS NOMOR 84/D/O/2001
 JL. Achmad Nadjamuddin No. 17 Telp. (0435) 829975 Fax (0435) 829976 Gorontalo

Berita Acara Perbaikan/Revisi Ujian SKRIPSI

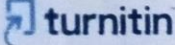
Pada hari ini, Sabtu 27 Mei 2023, Pukul 13.00-15.00 Wita. Telah dilaksanakan Ujian SKRIPSI mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.

Nama : Ahmad
 Nim : T3118296
 Pembimbing I : Irma Surya Kumala Idris, M.Kom
 Pembimbing II : Andi Bode, M.Kom
 Judul SKRIPSI : Klasifikasi Jenis Buah Tomat Menggunakan Convolutional Neural Network

Oleh Komite Seminar sebagai berikut :

No	Komite Seminar	Status	Tanda Tangan
1	Amiruddin, M.Kom	Ketua	
2	Sudirman S. Panna, M.Kom	Anggota	
3	Zulfrianto Lamasigi, M.Kom	Anggota	
4	Irma Surya Kumala Idris, M.Kom	Anggota	
5	Andi Bode, M.Kom	Anggota	

Lampiran 7: Hasil Turnitin

 **Similarity Report ID:** oid:25211:35734116

PAPER NAME	AUTHOR
SKRIPSI_T3118296_AHMAD.docx	Ahmad -

WORD COUNT	CHARACTER COUNT
6181 Words	37746 Characters
PAGE COUNT	FILE SIZE
49 Pages	1.2MB
SUBMISSION DATE	REPORT DATE
May 19, 2023 1:04 PM GMT+8	May 19, 2023 1:05 PM GMT+8

● **19% Overall Similarity**

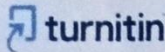
The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

• 19% Internet database	• 2% Publications database
• Crossref database	• Crossref Posted Content database
• 2% Submitted Works database	

● **Excluded from Similarity Report**

• Bibliographic material	• Quoted material
• Cited material	• Small Matches (Less than 30 words)

Summary

 **turnitin**

Similarity Report ID: oid:25211:35734116

● **19% Overall Similarity**

Top sources found in the following databases:

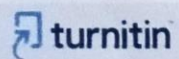
- 19% Internet database
- 2% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database
- 2% Submitted Works database

TOP SOURCES

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	ejurnal.stmik-budidarma.ac.id	10%
	Internet	
2	es.scribd.com	2%
	Internet	
3	docplayer.info	1%
	Internet	
4	digilib.unhas.ac.id	1%
	Internet	
5	etheses.uin-malang.ac.id	<1%
	Internet	
6	journal.pancabudi.ac.id	<1%
	Internet	
7	ejurnal.unisan.ac.id	<1%
	Internet	
8	core.ac.uk	<1%
	Internet	

Sources overview



Similarity Report ID: oid:25211:35734116

9	j-ptiik.ub.ac.id	<1%
	Internet	
10	kc.umn.ac.id	<1%
	Internet	
11	eprints.undip.ac.id	<1%
	Internet	
12	lppm.unpam.ac.id	<1%
	Internet	
13	neliti.com	<1%
	Internet	

[Sources overview](#)