

LAPORAN INFORMATICS CAPSTONE PROJECT

SEMESTER GANJIL TA.2022/2023

**IMPLEMENTASI ALGORITMA CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI KUALITAS
BUAH APEL**

Dosen Pembimbing: Dr. Ir. Arief Hermawan, ST., MT., IPU



RENDI SETYA NUGRAHA / 5200411158

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS TEKNOLOGI YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2022**

**Laporan Informatics Capstone Project
Semester Ganjil 2022**

**IMPLEMENTASI ALGORITMA CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI KUALITAS
BUAH APEL**

Diajukan oleh
RENDI SETYA NUGRAHA / 5200411158

Telah disetujui untuk diujikan

Yogyakarta,

Dosen Pembimbing

Dr. Ir. Arief Hermawan, ST., MT., IPU

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan salah satu negara agraris yang memiliki sumber daya dalam bidang pertanian atau perkebunan. Buah-buahan adalah salah satu ragam pertanian yang sangat potensial, karena merupakan salah satu komoditas hortikultura yang sangat prospektif dan potensial untuk dikembangkan. Salah satu jenis buah yang dianggap berpotensi ialah buah apel, buah apel merupakan buah yang kaya akan manfaatnya didukung dengan kandungan vitamin C, antioksidan, flavonoid, dan serat makanan yang baik untuk tubuh.

Saat ini permintaan untuk buah apel meningkat pesat di pasar-pasar tradisional Indonesia, khususnya buah apel hijau yang akan dijadikan bahan pada penelitian ini. Buah apel ini sangat banyak diminati oleh mereka yang menginginkan diet sehat, namun terdapat kendala yang sering dihadapi yaitu kurangnya ketersediaan apel hijau yang berkualitas baik. Meskipun apel hijau memiliki banyak manfaat untuk tubuh, tetapi apel ini juga mempunyai sifat-sifat yang kurang menguntungkan, seperti mudah mengalami penurunan kualitas karena faktor kelembaban, dan mudah busuk. Proses dalam pemilihan apel hijau yang dilakukan saat ini masih menggunakan cara manual dengan melibatkan manusia sebagai pengambil keputusan apakah apel ini bagus atau busuk, tentunya cara ini memiliki beberapa kelemahan seperti membutuhkan waktu yang relatif lama terutama untuk pertanian atau perkebunan besar, dan manusia juga cenderung dapat melakukan kelalaian dalam pengklasifikasian buah apel hijau.

Salah satu cara untuk mengklasifikasikan citra buah apel hijau bagus atau busuk adalah dengan melalui sistem komputer yang memakai algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan bagian dari *Deep Learning* yang dikembangkan dengan *Multilayer Perceptron* (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi, jaringan pada CNN dibuat dengan asumsi bahwa *input* yang digunakan berupa citra gambar, ini membuat CNN saat ini memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra. Atas dasar penelitian

yang dilakukan oleh (Tiara Shafira, 2018) yang mengklasifikasikan citra tomat menggunakan metode CNN dengan Keras dan mendapatkan hasil akurasi yang cukup bagus yaitu 90% dari data uji, ada banyak lagi penelitian yang menggunakan metode CNN untuk pengklasifikasian citra yang mendapatkan hasil akurasi yang bagus. Maka dari itu metode CNN sangat tepat untuk mengklasifikasikan kualitas Buah Apel Hijau berdasarkan tingkat kecerahan warna buah.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijabarkan di atas, adapun permasalahan yang akan dikaji dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana pengklasifikasian citra buah apel dengan menggunakan metode CNN?
2. Bagaimana mengukur tingkat akurasi yang didapatkan dalam pengklasifikasian kualitas buah apel menggunakan metode CNN?
3. Bagaimana hasil pengklasifikasian kualitas buah apel dengan menggunakan metode CNN?

1.3 Ruang Lingkup

Adapun ruang lingkup yang digunakan agar pembahasan dalam penelitian ini tidak keluar dari pokok pembahasan sebagai berikut:

1. Pada penelitian ini inputan yang digunakan adalah citra buah apel hijau dengan kelas klasifikasi sebanyak dua, yaitu apel bagus dan apel busuk. Citra diambil dari website Kaggle dan pemotretan langsung dengan menggunakan kamera Iphone XR.
2. Pengolahan citra dilakukan menggunakan metode CNN dengan bantuan *library* Tensorflow dan *package* Keras dalam bahasa pemrograman *python*. Pada penelitian ini akan menggunakan tiga layer *convolutional* dan *max pooling* dengan fungsi aktivasi *ReLU*.
3. Penelitian ini dapat menghasilkan suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan kualitas buah apel dengan tingkat akurasi yang baik.

1.4 Tujuan dan Manfaat

Penelitian ini bertujuan untuk dapat mengetahui cara klasifikasi kualitas buah apel menggunakan metode CNN. Dapat mengetahui tingkat akurasi yang didapat dalam pengklasifikasian kualitas buah apel menggunakan metode CNN. Dan dapat mengetahui hasil pengklasifikasian yang didapat menggunakan dengan menggunakan algoritma CNN.

Adapun manfaat dari penelitian ini ialah dapat membantu peningkatan teknologi dibidang pertanian atau perkebunan untuk mempermudah mengetahui kualitas pada buah apel. Sehingga tidak membutuhkan waktu yang lama dalam mengklasifikasikan buah apel dan menghasilkan hasil yang akurat dalam pengklasifikasian. Diperoleh suatu pengembangan algoritma pengolahan citra dan pengidentifikasian menggunakan metode CNN untuk mengidentifikasi kualitas buah apel.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang dipergunakan dalam penulisan tugas proyek informatika ini dapat diuraikan sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini akan dibahas gambaran umum tentang klasifikasi kualitas buah apel menggunakan metode CNN yang berisi latar belakang, rumusan masalah, ruang lingkup, tujuan & manfaat, dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN TEORI

Pada bab ini memaparkan kajian hasil penelitian terdahulu yang berhubungan dengan klasifikasi menggunakan metode CNN dan menjadi acuan konseptual, lalu akan menjelaskan teori-teori dasar yang digunakan sebagai acuan pada penelitian ini.

BAB III METODE PENELITIAN

Pada bab ini menjelaskan gambaran kerangka penelitian yang dilakukan, dan menjelaskan tentang jenis data, teknik pengumpulan data, dan metode analisis data yang digunakan untuk membuat

laporan penelitian mengenai implementasi algoritma CNN untuk klasifikasi kualitas buah apel.

BAB IV PRODUK APLIKASI

Pada bab ini menjelaskan tentang hasil yang akan menjelaskan prototipe aplikasi sistem yang dibuat, menjelaskan pembahasan hasil yang didapat, dan membahas pengembangan ke tugas akhir yang mendeskripsikan secara singkat tentang lapoan ICP implemantasi algoritma CNN untuk klasifikasi kualitas buah apel menjadi Tugas Akhir.

BAB V KESIMPULAN

Pada bab ini akan dibahas mengenai kesimpulan yang diperoleh dari metode penelitian berdasarkan model dan prototipe yang dihasilkan.

BAB VI REFERENSI

Pada bab ini berisi daftar referensi yang telah digunakan dalam menyusun laporan Infomatics Capstone Project tentang implemantasi algoritma *convolutional neural network* untuk klasifikasi kualitias buah apel.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Beberapa hasil penelitian yang pernah dilakukan oleh peneliti sebelumnya yang memiliki bidang dan tema yang serupa dengan penelitian yang akan dilakukan. Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan metode *Concolutional Neural Network* (CNN) yang ditinjau dari berbagai sudut pandang para peneliti, penelitian oleh Maulana, F. F., dan Rochmawati, N. (2019) dengan judul Klasifikasi Citra Buah Menggunakan *Convolutional Neural Network*. Penelitian tersebut bermaksud mengembangkan arsitektur CNN yang mampu mengklasifikasikan citra buah-buahan, *dataset* yang diolah adalah *dataset* citra buah-buahan yang berasal dari *dataset Fruit-360*.

Pengklasifikasian pada penelitian tersebut menggunakan metode CNN yang menggunakan perpaduan 3 *convolutional layer* dan 2 *hidden layer* yang mampu mengklasifikasikan citra buah-buahan dengan akurasi yang baik. Hasil dari proses learning didapatkan model CNN dengan akurasi 100% dan loss sebesar 0,012. Pada proses pengujian model CNN yang mengguakan 45 sampel citra buah didapatkan akurasi sebesar 91,42%, diharapkan penelitian ini dapat membantu para peneliti di bidang perkebunan dan pertanian dalam mengenali buah-buahan sebagai media pembelajaran.

Yanto, B. dkk. (2021) dalam penelitiannya yang berjudul Klasifikasi Tekstur Kematangan Buah Jeruk Manis Berdasarkan Tingkat Kecerahan Warna dengan Metode Deep Learning Convolutional Neural Network. Bertujuan untuk mengimplementasikan Deep Learning dengan menggunakan CNN dalam mengklasifikasikan jeruk manis apakah layak (baik) atau tidak layak (busuk). Sampel data yang digunakan berupa *dataset* citra jeruk baik dan jeruk busuk dengan pelabelan menggunakan bagus dan busuk. Penelitian ini menggunakan algoritma *deep learning convolutional neural network* yang dikembangkan pada lapisan *Multilayer Perceptron* (MLP), algoritma tersebut dapat diolah dua dimensi data, terhadap gambar serta mampu melakukan klasifikasi pada citra

dengan kelas-kelas yang lebih banyak atau besar. Hasil yang didapat dari pengujian sebanyak 10 citra buah jeruk yang terbagi menjadi 5 citra jeruk bagus dan 5 citra jeruk busuk didapat akurasi *training* 96% dan *testing* 92% yang dinilai telah mampu melakukan klasifikasi kelayakan buah jeruk manis dengan sangat baik, sehingga ini akan sangat membantu dalam proses pemilihan buah jeruk manis pasca panen pada perkebunan atau pertanian besar.

Penelitian oleh Juliansyah, S., dan Laksito, A. D. (2021) yang berjudul Klasifikasi Citra Buah Pir Menggunakan Convolutional Neural Networks. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra buah pir ke dalam jenis buah pir *Williams* dan *Forelle*, menggunakan *dataset Fruit-360* yang memiliki citra buah pir dengan ukuran sebesar 100x100 *pixel* untuk citranya. Dengan memakai metode CNN melewati beberapa tahapannya mulai dari menginputkan citra diperoleh *learning rate* 0,001 dengan ukuran filter 3x3, jumlah epoch 15, data *training* 640 dan data *validation* 160 data. Diperoleh hasil akurasi *training* sebesar 100% dan *validation* 100%, data baru sebanyak 100 citra digunakan sebagai data *testing* untuk diujikan ke dalam model yang telah dibuat. *Testing* ini menghasilkan tingkat akurasi baru dalam melakukan klasifikasi gambar citra buah pir sebesar 98% antara jenis buah pir *Williams* dan *Forelle*.

Damayanti, S. A., dkk. (2021) dalam penelitiannya yang berjudul Klasifikasi Buah Mangga Badami Untuk Menentukan Tingkat Kematangan dengan Metode CNN. Penelitian tersebut bertujuan untuk mendapatkan pendeteksi kematangan pada warna mangga badami dengan menerapkan metode CNN pada aplikasi pengolahan citra digital, sehingga dapat dipastikan buah mangga yang telah melewati masa kematangan untuk dikonsumsi. Penelitian ini mengolah data citra buah mangga badami yang diambil dari repositori Kaggle dengan jumlah 204 citra, citra sebanyak 25 digunakan untuk data uji dan 179 digunakan sebagai data latih. Pengklasifikasian menggunakan metode CNN tentunya melewati beberapa tahapan sebelum memulai pengujian seperti pengumpulan data, praproses citra, ekstraksi feature, dan klasifikasi serta evaluasi. Hasil akurasi yang didapat sebesar 97,2% dan hasil *loss* sebesar 0,5% dari hasil

pengujian terhadap data uji, hal ini menunjukkan bahwa penggunaan model CNN pada klasifikasi kematangan buah mangga badami cukup baik.

Terdapat juga penelitian tentang klasifikasi buah apel untuk menentukan buah itu matang atau belum matang dengan metode yang berbeda dari penelitian yang akan dilakukan. Penelitian yang dilakukan oleh Razka, M. H., dkk. (2021) dengan judul Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Apel Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor* dan Ekstraksi Warna HSV. Dengan inputan citra apel sebanyak 20 data *testing* dibagi menjadi 19 citra apel matang dan 1 citra apel belum matang. Citra yang sebelumnya diolah dengan teknik *masking* dan *Hue Saturation Value* (HSV) lalu kemudian diklasifikasikan dengan algoritma klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN) menggunakan $K = 2$ yaitu matang dan belum matang, untuk memprediksi tingkat kematangan buah tersebut berdasarkan fitur warnanya kemudian dilakukan pula evaluasi terhadap model yang telah dibuat mengetahui seberapa baik model tersebut dengan menggunakan metode *Hold Out Estimation*. Menghasilkan nilai *accuracy* sebesar 95% kemudian untuk nilai *sensitivity* sebesar kurang lebih 95% dan nilai *specificity* sebesar mencapai tingkat 100%, sehingga penelitian ini dapat dikatakan cukup baik dalam klasifikasi buah apel untuk membantu petani buah apel dalam menentukan dan memilih buah apel mana yang memang sudah memenuhi tingkat kematangan dan siap untuk dikonsumsi.

Tabel 2.1 Perbandingan Tinjauan Pustaka

No	Judul	Penulis (th)	Metode	Hasil/ Kesimpulan
1	Klasifikasi Citra Buah menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i>	Maulana, F.F dan Rochmawati, N. (2019)	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	Dataset yang digunakan berupa citra buah-buahan, pengklasifikasian pada penelitian ini menggunakan metode CNN yang menggunakan perpaduan 3 <i>convolutional layer</i> dan 2 <i>hidden layer</i> yang mampu mengklasifikasikan citra buah-buahan dengan akurasi yang baik. Sehingga dapat membantu dalam mengenali berbagai jenis buah-buahan.

2	Klasifikasi Tekstur Kematangan Buah Jeruk Manis berdasarkan Tingkat Kecerahan Warna dengan metode <i>Deep Learning</i> CNN	Yanto, B. dkk. (2021)	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	Menggunakan algoritma yang sama yaitu CNN, data yang digunakan adalah citra jeruk manis baik dan jeruk busuk. Lalu akan diklasifikasikan berdasarkan tingkat kecerahan warna apakah jeruk ini baik atau busuk. Hasil akurasi yang didapat cukup baik sehingga akan sangat membantu dalam proses pemilihan buah jeruk manis pasca panen pada perkebunan atau pertanian besar.
3	Klasifikasi Citra Buah Pir menggunakan CNN	Juliansyah, S., dan Laksito, A. D. (2021)	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	Menggunakan algoritma yang sama yaitu CNN, data yang digunakan didapat dari <i>dataset Fruit-360 kaggle.com</i> dengan mengambil citra buah pir. Sistem ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra buah pir ke dalam jenis buah pir <i>Williams</i> dan <i>Forelle</i> , didapatkan hasil akurasi yang baik dengan uji coba menggunakan data baru.
4	Klasifikasi Buah Mangga Badami untuk Menentukan Tingkat Kematangan dengan Metode CNN	Damayanti, S. A., dkk. (2021)	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	Menggunakan algoritma yang sama yaitu CNN, data yang diolah adalah citra buah mangga badami. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan buah mangga badami masuk dalam kategori matang atau belum. Didapat hasil akurasi yang baik, hal ini menunjukkan bahwa penggunaan model CNN pada klasifikasi kematangan buah mangga badami cukup baik.
5	Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Apel Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Algoritma <i>K-Nearest Neighbor</i> dan Ekstraksi Warna HSV	Razka, M. H., dkk. (2021)	<i>K-Nearest Neighbor</i> (KNN) dan <i>Hue Saturation Value</i> (HSV)	Menggunakan algoritma berbeda dari penelitian sebelumnya, data yang digunakan adalah citra apel matang dan belum matang. Citra yang sebelumnya diolah dengan teknik <i>masking</i> dan HSV lalu kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma KNN dengan $K=2$, didapat hasil akurasi cukup bagus.

6.	Yang diusulkan: Implementasi Algoritma <i>Convolutional Neural Network</i> untuk Klasifikasi Kualitas Buah Apel	Rendi Setya Nugraha	<i>Convolutional Neural Network</i>	Dengan menggunakan algoritma CNN yang terbukti berhasil dalam pengklasifikasian citra pada penelitian sebelumnya. Penelitian ini akan mengimplementasikan algoritma CNN untuk mengklasifikasikan kualitas buah apel apakah termasuk kategori busuk atau bagus.
----	--	------------------------	-------------------------------------	--

2.2 Teori

2.2.1 Apel

Apel merupakan salah satu komoditi hortikultura yang memiliki nilai gizi tinggi yang sangat diperlukan untuk kesehatan. Terkhusus kepada apel hijau yang akan menjadi bahan penelitian, apel ini memiliki manfaat yang sebenarnya sangat ampuh bagi orang yang sedang diet, ingin menyehatkan mata, dan tubuh. Apel hijau biasa juga disebut Apel malang atau apel manalagi dengan nama ilmiahnya *Malus sylvestris*, perbedaan apel hijau dan jenis apel lainnya terletak pada rasa, warna, dan bentuk dimana apel hijau memiliki rasa yang lebih kecut, kulitnya berwarna hijau, dan bentuknya lebih bulat (Suryana, D. (ed). 2018).

Apel hijau memiliki kandungan nutrisi di mana menimbulkan manfaat yang tidak sedikit. Apel hijau mengandung Vitamin B1, B2, B6, C, E, dan K buah yang sering dimasak menjadi keripik ini juga mengandung *Panthotenic Acid* dan *Folate*. Apel hijau sangat ampuh untuk berbagai masalah kesehatan, seperti menyehatkan mata, diet, sumber energi, dan mencegah berbagai penyakit berbahaya dengan kandungan antioksidannya (Suryana, D. (ed). 2018).

Buah apel ini sangat banyak diminati oleh mereka yang menginginkan diet sehat, namun terdapat kendala yang sering dihadapi yaitu kurangnya ketersediaan apel hijau yang berkualitas baik. Meskipun apel hijau memiliki banyak manfaat untuk tubuh, tetapi apel ini juga mempunyai sifat-sifat yang kurang menguntungkan, seperti mudah mengalami penurunan kualitas karena faktor kelembaban, dan mudah busuk. Sehingga sangat penting untuk melakukan pemilihan buah apel hijau yang berkualitas baik untuk memenuhi kebutuhan mereka yang membutuhkannya.

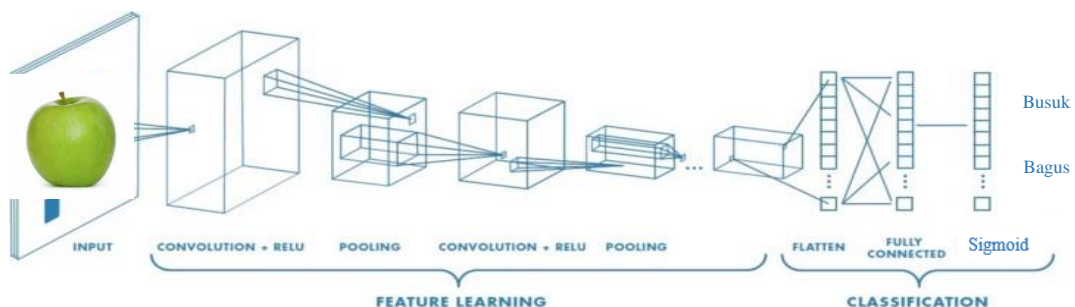
2.2.2 Citra Digital

Citra Merupakan imitasi benda tiga dimensi yang direpresentasikan dalam bentuk dua dimensi melalui kombinasi garis, titik, bentuk, dan warna. Citra digital merupakan data dua dimensi dimana satuan terkecilnya disebut piksel. Informasi dasar tersebut dianalisis dan dikenali komputer untuk mengenali suatu peristiwa atau situasi tertentu (Kirana, K. C., & Kom, M. 2021).

2.2.3 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis Deep Neural Network karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data citra. Menurut (Putra, I. W. S. E. 2016) Pada kasus klasifikasi citra, MLP kurang sesuai untuk digunakan karena tidak menyimpan informasi spasial dari data citra dan menganggap setiap piksel adalah fitur yang independen sehingga menghasilkan hasil yang kurang baik.

Penelitian awal yang mendasari penemuan CNN ini pertama kali dilakukan oleh Hubel dan Wiesel (Hubel & Wiesel, T, 1968) mengenai visual cortex pada indera penglihatan kucing. Secara teknis CNN adalah salah satu jenis neural network yang biasa digunakan pada data image, CNN bisa digunakan untuk mendeteksi dan mengenali object pada sebuah image, secara garis besar CNN tidak jauh beda dengan neural network biasanya (Sena, S. 2017). dari setiap tahap terdiri dari beberapa array yang biasa disebut feature map. Setiap tahap terdiri dari tiga layer yaitu konvolusi, fungsi aktivasi layer dan pooling layer. Berikut adalah jaringan arsitektur Convolutional Neural Network:



Gambar 2.1 Arsitektur Convolutional Neural Network

Berdasarkan gambar 2.1 di atas, arsitektur CNN memiliki dua bagian utama yaitu Feature Learning dan Classification. Pada bagian Featur Learning tahap pertama pada arsitektur CNN adalah Convolution. Tahap ini dilakukan dengan menggunakan sebuah kernel dengan ukuran tertentu. Perhitungan jumlah kernel yang dipakai tergantung dari jumlah fitur yang dihasilkan, lalu dilanjutkan menuju fungsi aktivasi ReLU (Rectifier Linear Unit), selanjutnya masuk ke proses pooling. Proses ini diulang beberapa kali sampai didapatkan peta fitur yang cukup untuk dilanjutkan ke bagian Classification yaitu fully connected neural network, dan akan menghasilkan output class.

2.2.4 Convolution Layer

Convolution layer merupakan bagian dari tahap pada arsitektur CNN, tahap ini melakukan operasi konvolusi pada output dari layer sebelumnya. Layer tersebut adalah proses utama yang mendasari jaringan arsitektur CNN, *convolutional layer* terdiri dari *neuron* yang tersusun sedemikian rupa sehingga membentuk sebuah filter dengan panjang dan tinggi (pixels) (Sena, S. 2017). Sebagai contoh, layer pertama pada *feature extraction layer* adalah *convolution layer* dengan ukuran 5x5x3. Panjang 5 *pixels*, tinggi 5 *pixels* dan tebal/jumlah 3 buah sesuai dengan *channel* dari *image* tersebut. Ketiga filter ini akan digeser keseluruh bagian dari gambar. Setiap pergeseran akan dilakukan operasi “dot” antara *input* dan nilai dari filter tersebut sehingga menghasilkan sebuah *output* atau biasa disebut sebagai *feature map*. Operasi *convolution* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$S(t) = (x * w)(t) \quad (2.1)$$

Keterangan:

x = Input

w = Kernel atau filter

t = Sebagai piksel

Fungsi s(t) memberikan *output* tunggal berupa feature map. Argumen pertama adalah input yang merupakan x dan argumen kedua w sebagai kernel atau filter. Apabila dilihat input sebagai citra dua dimensi, maka bisa dikatakan t sebagai

piksel dan menggantinya dengan i dan j , maka dari itu, operasi untuk konvolusi ke *input* dengan lebih dari satu dimensi dapat menulis sebagai berikut:

$$s(i, j) = (K * I)(i, j) = \sum_{-\infty}^{\infty} \sum_{-\infty}^{\infty} I(i - m, j - n) K(m, n) \quad (2.2)$$

$$s(i, j) = (K * I)(i, j) = \sum_{-\infty}^{\infty} \sum_{-\infty}^{\infty} I(i + m, j + n) K(m, n) \quad (2.3)$$

Keterangan:

i, j = Piksel citra

K = Kernel atau filter

I = Input

Berdasarkan kedua persamaan di atas merupakan perhitungan dasar dalam operasi konvolusi dengan i dan j adalah piksel dari citra. Perhitungan tersebut bersifat kumulatif dan muncul saat K sebagai kernel/filter, I sebagai *input* dan kernel yang dapat dibalik relatif terhadap input. Sebagai alternatif, operasi konvolusi dapat dilihat sebagai perkalian matriks antara citra masukan dan kernel dimana keluarannya dihitung dengan dot product. Selain itu, penentuan volume *output* juga dapat ditentukan dari masing-masing lapisan dengan *hyperparameters*. *Hyperparameter* yang digunakan pada persamaan di bawah ini digunakan untuk menghitung banyaknya neuron aktivasi dalam sekali output

$$(W - F + 2P) / S + 1 \quad (2.4)$$

Keterangan:

W = Ukuran volume

F = Kernel atau Filter

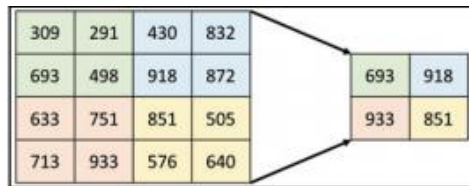
S = Stride

P = Padding

Berdasarkan persamaan di atas, dapat dihitung ukuran spasial dari volume *output* dimana *hyperparameter* yang dipakai adalah ukuran volume (W), filter/kernel (F), *Stride* yang diterapkan (S) dan jumlah *padding* nol yang digunakan (P). *Stride* merupakan nilai yang digunakan untuk menggeser filter melalui input citra dan *Zero Padding* adalah nilai untuk mendapatkan angka nol di sekitar border citra.

2.2.5 Pooling Layer

Pooling Layer merupakan lapisan yang menggunakan fungsi dengan feature map sebagai masukan dan mengolahnya dengan berbagai macam operasi statistik berdasarkan nilai piksel terdekat. *Pooling Layer* sering secara langsung mengikuti lapisan konvolusi pada CNN (Pangestu, R. A. dkk. 2020). Perannya adalah untuk *downsampling output* dari lapisan konvolusi sepanjang dimensi spasial tinggi dan lebar (Anurag Bhardwaj., dkk. 2018). Citra akan dibagi menjadi beberapa bagian sesuai dengan ukuran layer yang telah ditentukan, metode yang digunakan pada *pooling layer* adalah *pooling max*, yaitu dengan memilih nilai terbesar pada matriks citra. Berikut ini adalah contoh gambar operasi *max pooling*:



309	291	430	832
693	498	918	872
633	751	851	505
713	933	576	640

693	918
933	851

Gambar 2.2 Operasi *Max Pooling* (Anurag Bhardwaj., dkk. 2018)

Berdasarkan gambar diatas menunjukkan proses dari *max pooling*. Output dari proses pooling adalah sebuah matriks dengan dimensi yang lebih kecil dibandingkan dengan citra awal.

2.2.6 ReLU (*Rectified Linear Unit*)

ReLU merupakan salah satu fungsi aktivasi, fungsi dari ReLU yaitu untuk menghilangkan nilai negative pada citra. Cara Cara kerja fungsi aktivasi ReLu ini yaitu dengan mengganti nilai negatif pada citra atau feature maps dengan nilai 0. Fungsi kembali ke angka 0 jika mereka menerima input yang negatif, tetapi untuk nilai positif x mereka akan kembali kenilai asal. Perumusan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.5)$$

Keterangan:

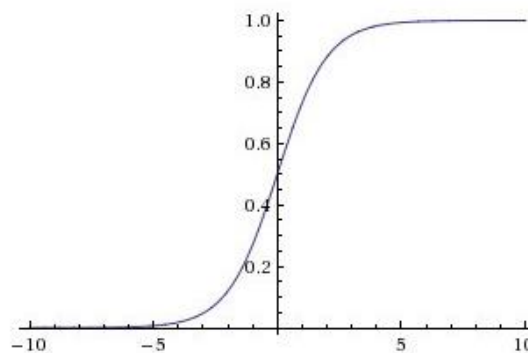
X = sebagai input, ReLu pada intinya hanya membuat pembatas pada bilangan nol, artinya apabila $x \leq 0$ maka $x > 0$ maka $x = x$.

2.2.7 Fully Connected Layer

Layer tersebut adalah layer yang biasanya digunakan dalam penerapan MLP dan bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear. Setiap *neuron* pada *convolution layer* perlu ditransformasi menjadi data satu dimensi terlebih dahulu sebelum dapat dimasukkan ke dalam sebuah *fully connected layer*. Karena hal tersebut menyebabkan data kehilangan informasi spasialnya dan tidak *reversibel*, *fully connected layer* hanya dapat diimplementasikan di akhir jaringan (Suartika, Wijaya, dan Soelaiman, 2016).

2.2.8 Sigmoid

Fungsi aktivasi pada *neural network* merupakan persamaan matematika yang menentukan sebuah *output* dari *neural network* (La Ode Ansyarullah, S. S, 2022). Dalam CNN terdapat fungsi aktivasi yang digunakan yaitu fungsi sigmoid, fungsi ini mentransformasi range nilai dari input x menjadi antara 0 dan 1 dengan bentuk distribusi fungsi.



Gambar 2.3 Grafik Sigmoid

Sigmoid memiliki bentuk formula sebagai berikut:

$$S(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2.6)$$

Keterangan:

X = Sebagai input

2.2.9 Confusion Matrix

Untuk menentukan baik tidaknya performa suatu model klasifikasi, dapat dilihat parameter pengukuran performanya yaitu tingkat akurasi, *recall*, dan presisi. Untuk menghitung faktor-faktor tersebut diperlukan sebuah matrik yang biasa disebut *confusion matrix*. Contoh *confusion matrix* untuk klasifikasi biner sebagai berikut:

		Kejadian Sebenarnya	
		P	N
Hipotesis Kejadian	P	True Positive	False Positive
	N	False Negative	True Negative

Gambar 2.4 Confusion Matrix

Berdasarkan gambar di atas terdapat beberapa nilai didalam matriks yaitu “True Positive” (TP), “True Negative” (TN), “False Positive” (FP), dan “False Negative” (FN), seluruh kemungkinan kejadian sebenarnya positif (P) dan seluruh kemungkinan kejadian sebenarnya negatif (N). Rumus *confusion matrix* untuk menghitung *accuracy*, *precision*, dan *recall* seperti berikut:

$$accuracy = \frac{TP+TN}{Total} \quad (2.6)$$

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.7)$$

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.8)$$

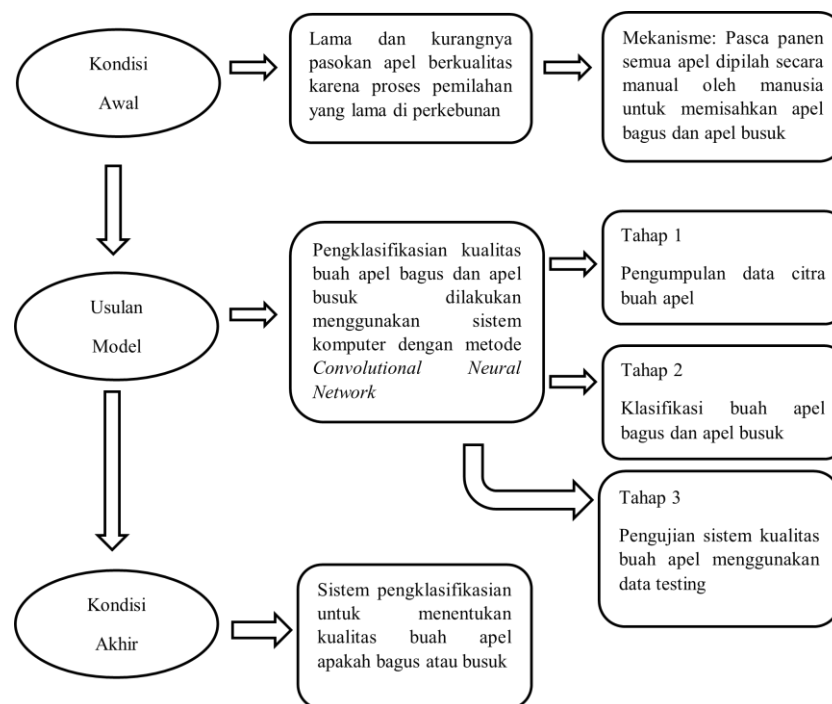
2.2.10 Tensorflow

Tensorflow adalah generasi kedua dari sistem penelitian dan pengembangan kecerdasan buatan yang dikembangkan oleh Google, yang mendukung jaringan saraf convolutional (CNN). Tensor terdiri dari sekumpulan tipe data primitif yang dibentuk menjadi array dari dimensi apa pun. Dalam penggunaan tensorflow terdapat satu packages yang dapat digunakan yaitu keras. Penggunaan keras untuk mendukung kinerja tensorflow sebagai optimizer agar mendapatkan hasil yang cepat dan bagus. Jadi keras merupakan wrapper dari tensorflow untuk lebih mengefisienkan atau memudahkan.

BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Kerangka Penelitian

Kerangka penelitian yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar di bawah ini.



Gambar 3.1 Kerangka penelitian

Dapat dilihat pada gambar 3.1 permasalahan yang membuat dibuatnya penelitian ini adalah lama dan kurangnya pasokan apel yang berkualitas di pasar. Ini terjadi karena proses pemilahan apel yang manual sehingga memakan waktu yang cukup lama, pasca panen semua apel diklasifikasi secara manual oleh manusia untuk memisahkan apel bagus dan apel busuk. Maka dari itu peneliti mengusulkan sebuah sistem pengklasifikasian untuk mengklasifikasikan kualitas buah apel menggunakan sistem komputer dengan metode *Convolutional Neural Network*. Pada sistem ini nantinya proses klasifikasi akan melalui beberapa tahap, pertama pengumpulan data citra buah apel bagus dan busuk lalu citra akan diresize terlebih dahulu dikarenakan gambar yang diperoleh tidak mempunyai ukuran piksel yang sama sehingga jika langsung digunakan untuk proses pelatihan pada program

maka hasilnya akan buruk. Tahap kedua dilakukan proses klasifikasi menggunakan model CNN yang sudah dibuat. Tahap ketiga melakukan pengujian pada sistem dengan menggunakan data testing, data yang berbeda dari data yang digunakan untuk proses pelatihan. Dengan begitu hasil akhirnya akan didapatkan sebuah sistem untuk mengklasifikasikan kualitas buah apel menggunakan algoritma CNN.

3.2 Data Penelitian

3.2.1 Sumber Data

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan dataset '*Fruits fresh and rotten for classification*' yang diambil dari situs Kaggle.com. Dataset ini diupload pada tahun 2018 oleh Sriram Reddy Kalluri dan sampai sekarang telah didownload lebih dari 10.000 kali. Untuk klasifikasi hanya kumpulan citra apel hijau yang diambil untuk diproses, (<https://www.kaggle.com/datasets/sriramr/fruits-fresh-and-rotten-for-classification>).

3.2.2 Cara mendapatkan data

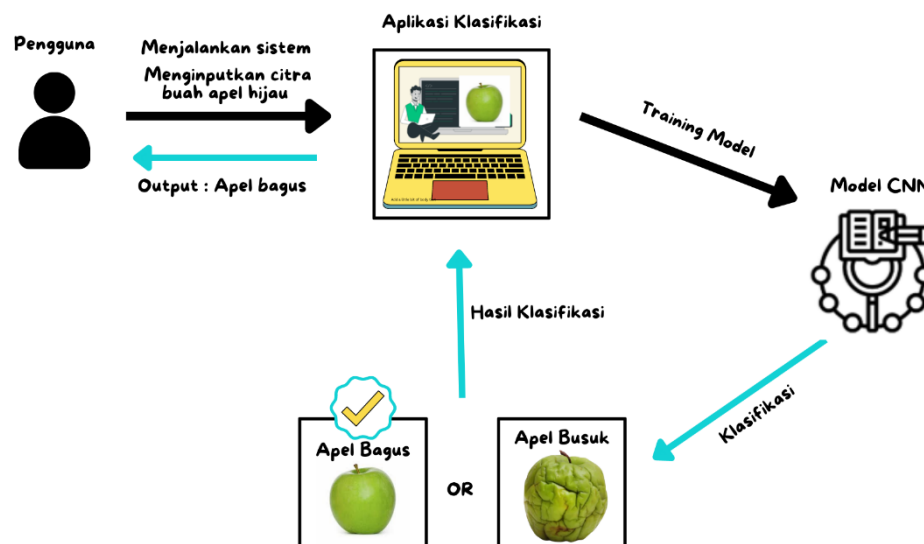
Untuk dapat melakukan penelitian diperlukan data citra buah apel, citra-citra yang dikumpulkan menjadi satu yaitu kumpulan citra dengan kelas tertentu disebut sebagai dataset. Dataset diperlukan untuk proses pelatihan mesin dan pengujian mesin, dataset yang digunakan dalam penelitian ini didapatkan dari situs Kaggle.com dengan cara mendownloadnya lalu dipilah sehingga hanya berisi kumpulan gambar buah apel hijau. Karena dataset berisi beberapa jenis buah maka dari itu dilakukan sortir atau memilih buah apel saja, ini dilakukan secara manual.

3.2.3 Waktu pengumpulan data

Pengumpulan data citra buah apel hijau membutuhkan rentang waktu yang tidak terlalu lama. Proses mendownload dataset dilakukan pada tanggal 23 oktober 2022, dimulai pada jam 13.36 WIB dan selesai jam 13.55 WIB dengan ukuran file dataset sebesar 4 GB. Setelah itu dilakukan proses pengumpulan data

citra buah apel hijau dilakukan pada tanggal 24 oktober 2022, dimulai pada jam 14.00 WIB sampai jam 14.35 WIB, data yang digunakan adalah data tahun 2018.

3.3 Arsitektur Model



Gambar 3.2 Arsitektur Sistem

Dari gambar arsitektur di atas, dapat dijelaskan untuk pengguna dari sistem ini nantinya sesuai permasalahan yang ada adalah para petani perkebunan apel hijau dan para pedagang pasar untuk lebih memudahkan dalam memilih dan melihat kualitas buah apel. Menggunakan teknologi sistem komputer dengan algoritma CNN, pengguna akan menginputkan citra buah apel hijau ke dalam sistem aplikasi, sebelum masuk ke tahapan CNN sistem akan mereseize citra menjadi 200×200 pixels lalu masuk ke tahapan *training model* hingga mendapatkan model yang baik, di sini peneliti menerapkan trial & error. Setelah mendapatkan model CNN yang baik, maka akan masuk ke tahap *Feature learning* dan *Classification* dimana data input pada program diolah oleh layer *convolution*, *pooling*, *dropout*, dengan fungsi aktivasi ReLU untuk diambil *feature* dari masing-masing gambar dalam bentuk matriks, kemudian matriks tersebut di ubah menjadi vector dengan *flatten* yang kemudian digunakan untuk input pada jaringan syaraf tiruan. Pada proses klasifikasi menggunakan layer *fully connected layer* dengan fungsi aktivasi sigmoid ini dikarenakan klasifikasi ini termasuk

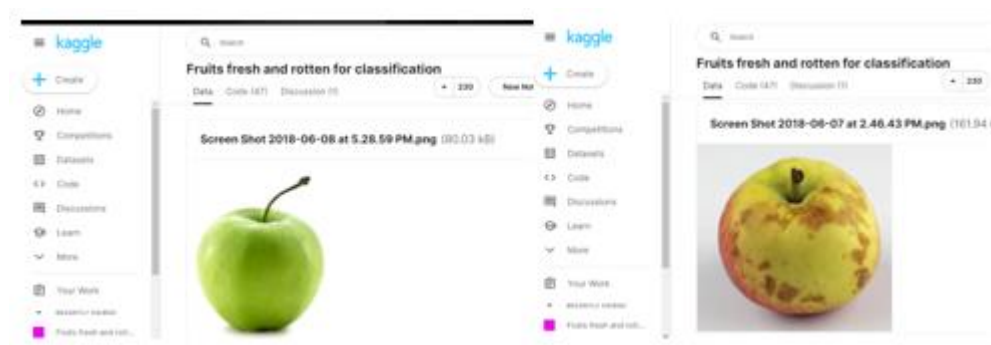
dalam *binary classification*, hasil akhir dari sistem adalah satu output dengan 2 kelas dimana apakah buah bagus atau buah busuk. Hasil klasifikasi dapat dilihat oleh pengguna pada aplikasi.

3.4 Analisis & Perancangan

3.4.1 Kebutuhan fungsional

1. Kebutuhan masukan

Penggunaan data pada metode CNN yaitu berupa data gambar, model CNN akan berjalan dengan baik ketika memiliki data *train* gambar yang banyak. Sehingga model dapat belajar mengenali gambar tersebut dengan baik, dalam penelitian ini data diambil dari *Fruits fresh and rotten for classification datasets*. Dataset tersebut mempunyai 13.599 data gambar buah-buahan dari buah segar dan buah busuk, dengan data *train* sebanyak 10.901 dan data *test* sebanyak 2.698. Pada penelitian ini hanya menggunakan buah apel hijau segar dan busuk dimana data yang digunakan berjumlah 300 data gambar yang dibagi menjadi 200 data *training* dan 100 data *test*. Dalam membuat dataset baru untuk buah apel hijau dari dataset yang sudah ada dilakukan manual dengan memilih gambar yang sesuai untuk penelitian. Berikut merupakan gambar citra buah apel hijau dari Kaggle.



Gambar 3.3 Citra buah apel hijau segar dan busuk

2. Kebutuhan proses

- Membuat semua citra berukuran 150x150 *pixels* agar lebih memudahkan dalam proses pelatihan dan pengujian nantinya, proses ini akan menggunakan pemrograman *python* dengan bantuan library Tensorflow.
- Melakukan proses *ekstraksi feature*, dimulai dari pengumpulan gambar, lalu masuk ke *ekstraksi feature*, ini merupakan tahapan *feature learning* dimana sistem melakukan proses belajar. *Feature learning* mempunyai dua jenis layer, yaitu *convolution layer*, dan *pooling layer* lalu menggunakan fungsi aktivasi ReLU.
- Melakukan proses klasifikasi, menggunakan layer *fully connected layer*, dengan tahapan dari *flatten – fully connected layer – Sigmoid*.
- Melakukan proses perhitungan terhadap akurasi klasifikasi kualitas buah apel.

3. Kebutuhan luaran

- Laporan jumlah data citra yang benar dan salah dalam pengklasifikasian kualitas buah apel menggunakan algoritma CNN.
- Laporan perhitungan hasil akurasi pengklasifikasian kualitas buah apel menggunakan algoritma CNN.

3.4.2 Kebutuhan non fungsional

1. Kebutuhan perangkat lunak

- Sistem operasi windows 10: Windows 10 digunakan sebagai sistem operasi perangkat yang diperlukan.
- Visual Studio Code: digunakan untuk mengetik code program yang diperlukan dalam pembuatan sistem ini.
- Draw.io: digunakan untuk membuat *Flowchart*, diagram atau bagan.

2. Kebutuhan perangkat keras

- Laptop Dell Inspiron 14 3000
 - Intel Celeron 3865U

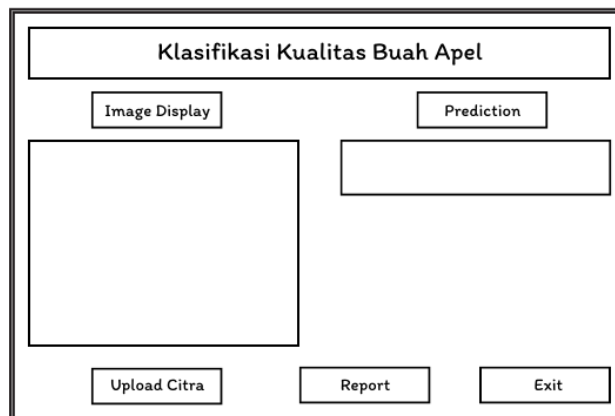
- Ram 12GB
- Kamera Iphone XR

3.4.3 Perancangan Konseptual

- Form Utama

Design Form Utama adalah form dimana pertama kali program dijalankan maka akan muncul tampilan form seperti pada gambar di bawah. Form ini terdapat beberapa menu dan button, antara lain:

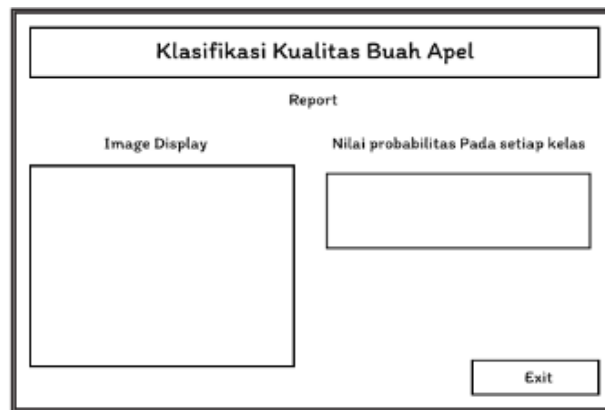
1. Button Upload Citra, ini digunakan untuk menginputkan citra yang akan diolah untuk dideteksi apakah buah busuk atau bagus.
2. Button Report, ini berfungsi untuk masuk ke halaman baru yang berisi laporan hasil klasifikasi
3. Menu Image Display, Citra yang sudah diinputkan akan ditampilkan pada menu ini.
4. Menu Prediction, Setelah menginputkan citra lalu citra ditampilkan, maka secara otomatis prediksi apakah buah busuk atau bagus akan muncul di menu ini.
5. Button Exit, berfungsi untuk keluar dan menghentikan program.



Gambar 3.4 Form Utama

- Report

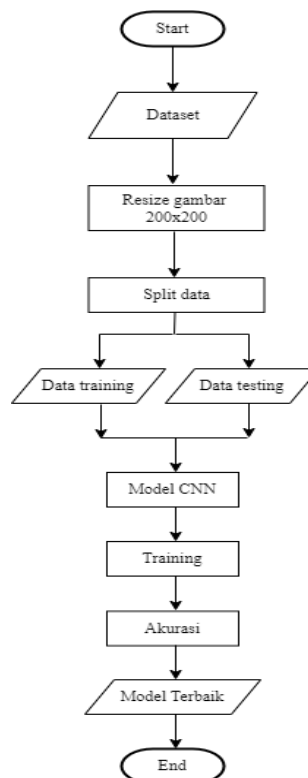
Halaman ini berisi laporan mengenai citra yang baru saja diujikan dan nilai probabilitas atau akurasi (%) pada setiap kelas. Button exit berfungsi untuk keluar dan menghentikan program.



Gambar 3.5 Report

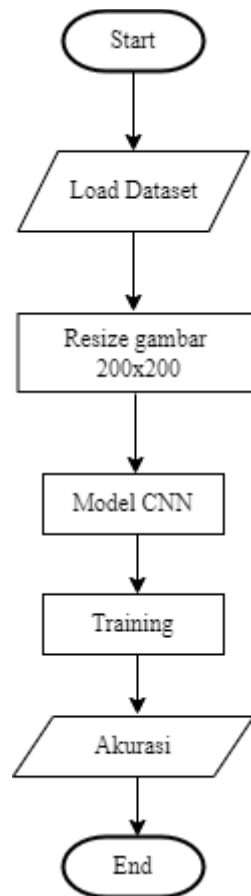
- *Flowchart* umum CNN

Ini menggambarkan bagaimana sistem CNN yang dipakai pada penelitian ini secara umum, gambar di bawah merupakan *Flowchart* umum dari CNN.



Gambar 3.6 *Flowchart* umum CNN

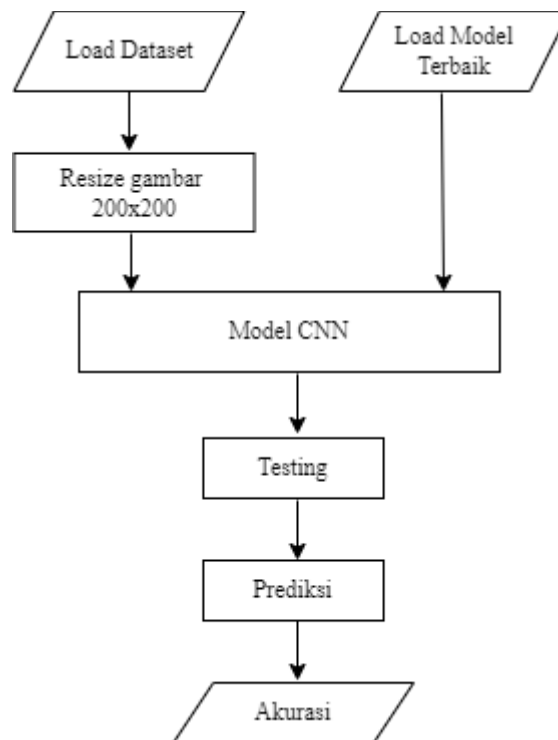
- *Flowchart training model CNN*



Gambar 3.5 Flowchart training model

Pada gambar 3.5 di atas dapat dilihat proses *training* pada sistem ini, pertama program akan meload data berupa *datasets* gambar apel untuk *training* data. Kedua, akan dilakukan praproses yaitu meresize gambar menjadi 200x200 px agar data gambar mempunyai citra yang sama. Ketiga, melakukan input berupa *datasets* gambar ke dalam model CNN, model yang dibuat di dalamnya terdapat beberapa layer konvolusi seperti *maxpooling* dan *hidden layer*. Setelah dimasukan dalam model lalu akan mendapatkan *feature* dari citra, lalu dilakukan *training* yakni memproses berupa data *feature* gambar. Dalam proses ini program belajar mengenail pola dari gambar, yang kemudian mendapatkan akurasi dari proses *learning*. Setelah training selesai maka program mempunyai nilai weight, nilai tersebut digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data *test*.

- *Flowchart Pengujian*



Gambar 3.6 Pengujian