

DETEKSI TINGKAT KEMANISAN BUAH SEMANGKA (*CITRULLUS LANATUS*) BERDASARKAN CIRI KULIT BUAH DENGAN MENGGUNAKAN METODE CNN (CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK)

Muhamad Ali Ikhsanudin^{*1)}, Endang Setyati²⁾, Hartarto Junaedi³⁾

1. Institut Sains dan Teknologi Terpadu Surabaya, Indonesia
2. Institut Sains dan Teknologi Terpadu Surabaya, Indonesia
3. Institut Sains dan Teknologi Terpadu Surabaya, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Computer Vision; Deep Learning; Image Processing; CNN; EfficientNetV2, Transfer Learning; Klasifikasi.

Keywords: Computer Vision; Deep Learning; Image Processing; CNN; EfficientNetV2, Transfer Learning; Classification.

Article history:

Received 7 June 2023

Revised 23 June 2023

Accepted 8 July 2023

Available online 1 December 2023

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v8i4.4118>

* Corresponding author.

Muhamad Ali Ikhsanudin

E-mail address:

ikhsanudin902017@gmail.com

ABSTRAK

Buah semangka memiliki kandungan gula yang cukup tinggi sehingga bisa menjadi sumber energi bagi tubuh. Namun, kandungan gula pada buah semangka dapat berbeda-beda tergantung pada jenis, ukuran, dan seberapa matang buah tersebut. Salah satu cara yang dapat dilakukan untuk mendapatkan semangka yang manis adalah memperhatikan bagian buah yang terletak diatas tanah (ground spot), bagian ini akan berubah warna dari yang semula putih menjadi kekuningan. Tanda kuning tersebut akan menunjukkan semangka matang saat masih di pohon dan dipanen pada saat sudah matang. Dataset diambil dari 197 buah semangka yang telah difoto dari sisi atas, samping dan bawah/sisi lainnya. Dataset diklasifikasikan menjadi 3 kelas, yaitu : manis, cukup manis dan kurang manis. Digunakan Refractometer untuk mengukur tingkat kemanisan buah semangka berdasarkan °Brix. Penelitian ini menggunakan Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur EfficientNetV2S serta menggunakan teknik Transfer Learning yang kemudian dilakukan Fine-Tuning. Digunakan 3 buah input gambar semangka yaitu bagian atas (*tangkai*), samping (ground spot) dan bawah/sisi lainnya. Hasil dari ekstraksi fitur di klasifikasi menggunakan CNN untuk menentukan prediksi semangka yang manis (≥ 8 °Brix) cukup manis (≥ 6 s.d < 8 °Brix) dan Kurang Manis (≥ 4 s.d < 6 °Brix). Setelah pengujian di dapatkan akurasi sebesar 0.96 dengan perbandingan data training dan data testing 80:20.

ABSTRACT

Watermelon has a high enough sugar content so it can be a source of energy for the body. However, the sugar content of watermelons can vary depending on the type, size, and how ripe the fruit is. One way to get a sweet watermelon is to pay attention to the part of the fruit that is above the ground (ground spot), this part will change color from white to yellowish. The yellow mark will indicate that the watermelon is ripe while still on the tree and harvested when it is ripe The dataset was taken from 197 watermelons which had been photographed from the top, side and bottom/other side. The dataset is classified into 3 classes, namely: sweet, moderately sweet and less sweet. Refractometer is used to measure the sweetness level of watermelon based on °Brix. This study uses a Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) with the EfficientNetV2S architecture and uses the Transfer Learning technique which is then fine-tuned. 3 watermelon image inputs are used, namely the top (stalk), side (ground spot) and bottom/other side. The results of feature extraction were classified using CNN to determine predictions of sweet watermelons (≥ 8 °Brix), moderately sweet (≥ 6 s.d < 8 °Brix) and less sweet (≥ 4 s.d < 6 °Brix). After testing, an accuracy of 0.96 is obtained with a comparison of training data and testing data of 80:20.

I. PENDAHULUAN

Buah semangka merupakan buah yang memiliki nilai gizi tinggi dan kaya akan manfaat bagi kesehatan tubuh manusia. Buah yang termasuk ke dalam famili *Cucurbitaceae* ini disukai karena bentuk dan warna kulit serta daging buah yang menarik, ditambah lagi dengan cita rasa daging buahnya yang manis dan mengandung banyak air [1]. Selain itu, buah semangka juga memiliki kandungan gula yang cukup tinggi sehingga bisa menjadi sumber energi bagi tubuh. Namun, seperti halnya buah-buahan lainnya, kandungan gula pada buah semangka dapat berbeda-beda tergantung pada jenis, ukuran, dan seberapa matang buah tersebut. Menurut Preferensi konsumen, buah semangka yang disukai oleh konsumen di Indonesia adalah buah semangka yang mempunyai rasa manis [2]

Ketika membeli buah semangka yang masih utuh, tentunya kita mengharapkan semangka yang berwarna merah dan manis. Membeli buah dengan rasa manis dan segar memang bukan hal yang mudah untuk dilakukan. Karena, kita tidak tahu apakah semangka dipanen pada saat matang atau tidak. Untuk itu, pembeli harus paham cara memilih buah ini dengan benar agar mendapatkan buah dengan rasa manis dan segar. Untuk mengetahui tingkat kemanisan buah semangka, umumnya dilakukan dengan cara mencicipi buah tersebut secara langsung, namun terkadang cara ini dapat menyebabkan ketidakakuratan dalam penentuan tingkat kemanisan. Banyak tips dan saran untuk memilih semangka yang manis. Adanya kemiripan tekstur kulit buah semangka yang manis dengan yang tidak manis menjadikan orang sulit untuk memilih buah semangka[3]. Salah satu cara yang dapat dilakukan untuk mendapatkan semangka yang manis dan segar adalah memperhatikan bagian buah yang terletak diatas tanah (ground spot), bagian ini akan berubah warna dari yang semula putih menjadi kekuningan. Tanda kuning tersebut akan menunjukkan semangka matang saat masih di pohon dan dipanen pada saat sudah matang. Kulit buah yang tidak terkena sinar matahari akan berwarna putih dan pada bagian buah yang kulitnya berwarna putih pucat, rasanya relatif kurang manis [4].

Ciri fisik buah semangka yang siap dipanen / sudah masak [4] :

1. Warna dan tekstur kulit buah terlihat bersih, jelas dan mengkilap.
2. Sulur kecil yang terletak di belakang tangkai buah telah berubah warna menjadi coklat tua serta mengering.
3. Bila diketuk dengan jari, buah akan bersuara agak berat.
4. Tangkai buah mengecil hingga terlihat tidak sebanding dengan ukuran buah itu sendiri.
5. Bagian buah yang terletak diatas landasan berubah warna dari putih menjadi kuning tua.

Rasa manis yang terdapat dalam buah maupun sayuran dipengaruhi banyaknya zat padat yang terlarut. Zat padat yang terlarut dinyatakan dengan nilai derajat Brix ($^{\circ}$ Brix). Nilai $^{\circ}$ Brix penting karena nilai ini mengukur kualitas secara obyektif termasuk rasa manis pada buah. Nilai $^{\circ}$ Brix dapat diukur dengan mudah dan dapat diandalkan di lapangan dengan menggunakan peralatan yaitu refraktometer. Menurut Indonesia Customs and Excise Laboratory Bulletin [5]. Kualitas Buah Semangka terbagi menjadi 4 (empat) kelas, yaitu : rendah, rata-rata, tinggi, dan istimewa. Buah Semangka kategori Rendah memiliki nilai $^{\circ}$ Brix 4, kategori Rata-rata memiliki nilai $^{\circ}$ Brix antara 6, kategori Tinggi memiliki nilai $^{\circ}$ Brix antara 8 dan kategori Istimewa memiliki nilai $^{\circ}$ Brix 12. Berdasarkan buku tersebut, kemanisan semangka yang digunakan pada penelitian ini dibagi menjadi tiga kelas yaitu manis (≥ 8 $^{\circ}$ Brix) cukup manis (≥ 6 s.d < 8 $^{\circ}$ Brix) dan Kurang Manis (≥ 4 s.d < 6 $^{\circ}$ Brix). Peneliti tidak menggunakan kategori istimewa karena selama penelitian tidak ditemukan semangka dengan nilai ≥ 12 $^{\circ}$ Brix.

Berdasarkan penelitin sebelumnya terdapat beberapa kriteria yang dapat dideteksi secara dini melalui pengamatan visual kulit semangka antara lain Titik bidang berwarna orange kekuningan dan tangkai kering [6] .

Mulai banyaknya Modern Farming atau pertanian modern pada masyarakat dibutuhkan sebuah inovasi untuk klasifikasi kemanisan buah semangka menggunakan pengolahan citra berdasarkan tekstur dari kulit buah semangka sehingga tidak perlu lagi membelah semangka untuk mengetahui kemanisannya [7]. Penelitian ini menggunakan Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur *EfficientNet_V2S* dan Transfer Learning karena dinilai sebagai model yang paling sesuai fungsinya. Metode Deep Learning yang saat ini memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra adalah Convolutional Neural Network (CNN).

Karena masalah itu, penyusun mempunyai sebuah solusi yang bisa di implementasikan untuk menentukan dan merekomendasikan tingkat kemanisan buah semangka berdasarkan ciri-ciri yang ada pada kulit buah semangka yang telah diukur kadar gulanya Selain itu tujuan dari penelitian ini yaitu untuk membandingkan kinerja arsitektur *EfficientNet_V2S* yang dilakukan *Fine Tuning* dalam melakukan deteksi tingkat kemanisan buah semangka melalui gambar (*image classification*).

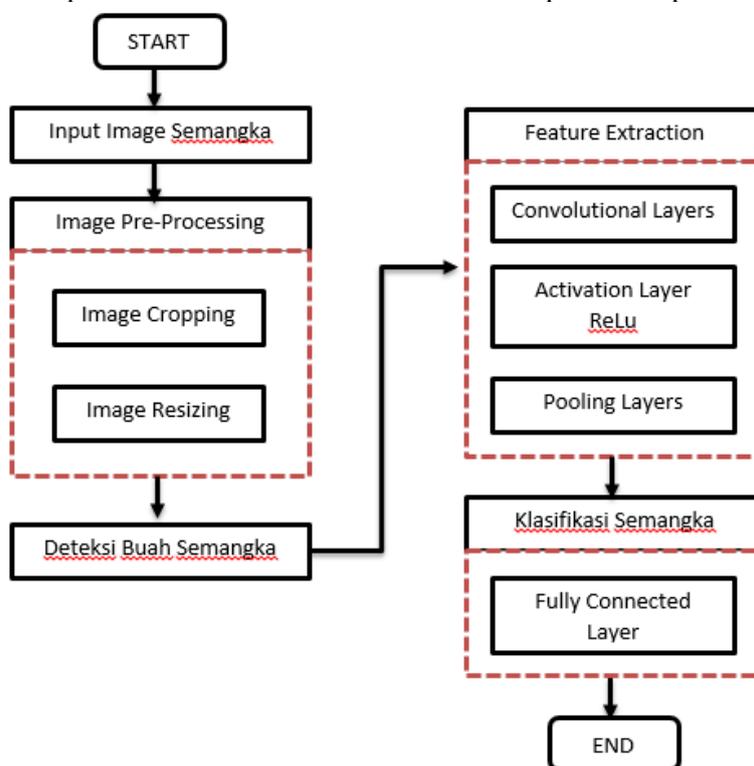
Penelitian sebelumnya tentang Klasifikasi semangka menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) sudah cukup banyak. Diantaranya ialah penelitian yang berjudul *Comparing Convolutional Neural*

Networks and Deep Metric Learning Methods for Classification of Export Watermelon (Citrullus lanatus) Varieties. Pada penelitian tersebut tiga varietas semangka ekspor (Joya, Anna, Quetzali) diklasifikasikan. Pada penelitian ini melakukan percobaan dengan metode CNN dengan *Transfer Learning* dan Deep Metric Learning (DML) menyimpulkan dari hasil percobaan bahwa CNN dengan Transfer Learning mendapatkan hasil yang terbaik karena memiliki akurasi sebesar 84% dan Deep Metric Learning (DML) mendapatkan hasil akurasi sebesar 81% [8]. Penelitian selanjutnya berjudul *Determination of Citrullus Lanatus "Sweet-16" Ripeness Using Android-Based Application.* Penelitian ini membahas masalah mengidentifikasi antara semangka matang dan mentah menggunakan CNN. Penelitian ini mendapatkan akurasi 89,52% [9].

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dimulai dengan studi literatur yang terkait, kemudian dilanjutkan dengan pengumpulan data yang akan digunakan untuk membuat model Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur *EfficientNet_V2S* serta menggunakan teknik *Transfer Learning* yang kemudian dilakukan *Fine-Tuning*.

Tahap pertama adalah mengumpulkan citra buah semangka dengan menggunakan kamera. Kemudian citra akan menjalani *pre-processing*, setelah itu akan dilakukan deteksi buah semangka serta *Feature Extraction*. Fitur yang diekstraksi diteruskan ke *fully connected layer* di mana klasifikasi semangka ditentukan. Prediksi tersebut kemudian ditampilkan setelah proses klasifikasi. *Flow Chart* Sistem dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Flow Chart Sistem

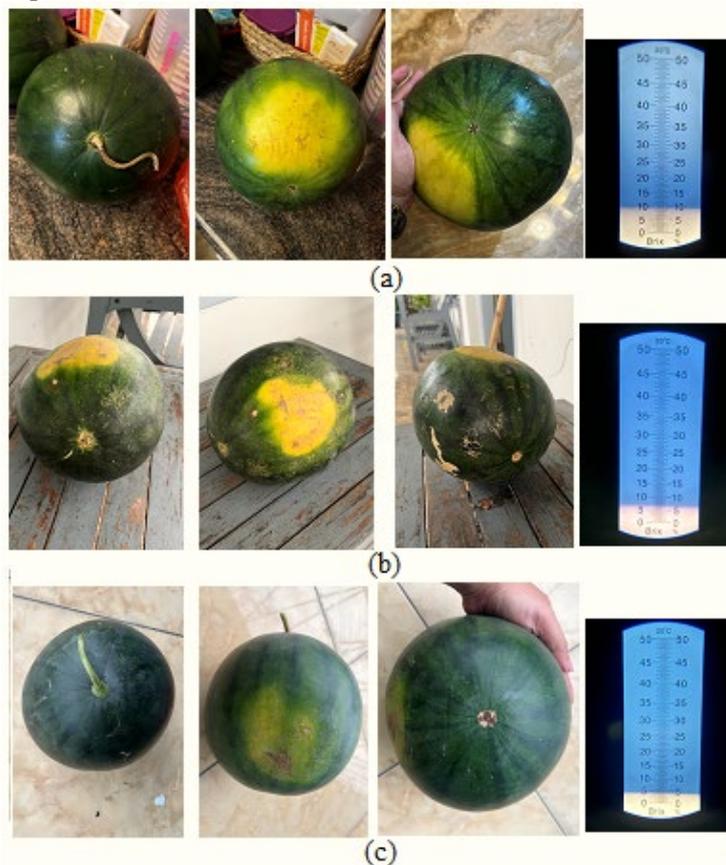
A. Pengambilan Data

Pengambilan dataset pada penelitian ini dimulai dengan memilih jenis semangka Amara untuk dijadikan sampel. Kemudian Semangka difoto menggunakan Kamera. Setelah itu citra buah semangka diambil dari sisi atas (tangkai), sisi samping (*ground spot*) dan sisi bawah/sisi lainnya. Dataset yang digunakan didapatkan dari foto buah semangka di pasar tradisional, mini market, swalayan dan dari petani semangka yang ada di Kabupaten Tulungagung dan Malang Provinsi Jawa Timur. Buah semangka kemudian dipotong, diambil sedikit jus semangka untuk diukur kandungan gula ($^{\circ}$ Brix) dengan menggunakan alat pengukur $^{\circ}$ Brix yaitu *Refractometer*. Kemudian nilai $^{\circ}$ Brix tiap semangka dicatat. Total Semangka yang diambil fotonya berjumlah 197 buah. Satu buah semangka difoto sebanyak 3 kali (atas, samping dan bawah/sisi lainnya). Total dataset citra semangka berjumlah 197, dengan masing-masing kelas minimal sebanyak 50 dataset. Berat semangka bervariasi antara 2 kg s.d 4 kg.

Data yang telah terkumpul kemudian di klasifikasikan secara manual kedalam kelas manis, cukup manis dan kurang manis. Setelah itu dilakukan preprocessing pada citra, seperti resize dan cropping, untuk memastikan ukuran dan orientasi citra konsisten. Setelah itu dataset dibagi menjadi dua subset: subset pelatihan (training set) dan subset

pengujian (test set).

Dataset yang telah dibagi kemudian diolah dan dianalisis untuk mendapatkan model deteksi tingkat kemanisan buah semangka. Model yang telah terbentuk kemudian diuji dengan sampel semangka baru untuk mengukur akurasi dan kemampuannya dalam mendeteksi tingkat kemanisan. Contoh foto buah semangka manis, cukup manis dan Kurang Manis dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Gambar Buah Semangka Sisi Atas, Samping dan Bawah/Sisi Satunya
a). Semangka Manis 10 °Brix, b). Semangka Cukup Manis 6 °Brix, c). Semangka Kurang Manis 4 °Brix

B. Pemilihan Sampel Data dan Pembuatan Ground Truth

Data kemanisan Semangka diperoleh dari pengukuran ground truth (kenyataan yang ada dilapangan) dengan dengan cara membelah buah semangka, kemudian diambil sampel buah untuk diukur kadar gulanya menggunakan alat ukur yaitu Refraktometer. Refraktometer adalah alat yang digunakan untuk mengetahui kadar/konsentrasi dari suatu zat terlarut misalnya mengukur kadar gula. Refraktometer dapat digunakan untuk mengukur tingkat kemanisan buah semangka secara objektif. Refraktometer adalah alat yang digunakan untuk mengukur tingkat kepekatan gula dalam suatu cairan, termasuk dalam buah semangka. Cara mengukur tingkat kemanisan semangka dengan refraktometer:

1. Potong semangka menjadi dua bagian dan ambil sedikit jus semangka dengan menggunakan sendok.
2. Letakkan sedikit jus semangka pada prism refraktometer.
3. Tutup prism dengan tutup kaca yang tersedia.
4. Lihat skala pada refraktometer dan baca angka yang muncul pada skala Brix.
5. Angka pada skala Brix menunjukkan tingkat kepekatan gula dalam jus semangka, yang juga menunjukkan tingkat kemanisan semangka. Semakin tinggi angka Brix, semakin tinggi kemanisan semangka.

Menurut *Indonesia Customs and Excise Laboratory Bulletin* semangka Manis memiliki nilai 8 °Brix atau lebih, semangka Cukup Manis memiliki Nilai antara 6 °Brix s.d < 8 °Brix dan semangka Kurang Manis memiliki nilai 4 °Brix s.d < 6 °Brix [3]. Proses Pengambilan sampel dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Proses Pengambilan sampel Kadar Gula dalam Buah Semangka

C. Analisis Gambar Semangka

Analisis Gambar Semangka yang di tampilkan pada tabel I di bawah ini terdapat 3 fitur semangka manis dan dari 3 fitur tersebut terdapat beberapa ciri kulit buah semangka yang berbeda yang mendeskripsikan tingkat kemanisannya, fitur tersebut secara grafis memungkinkan muncul adanya lebih dari satu ciri kulit buah, seperti fitur tangkai semangka memiliki dua ciri yaitu kering dan masih hijau, fitur *groundspot* terdapat beberapa ciri yaitu *orange* kekuningan, kuning, kuning pucat dan putih serta bentuk semangka ada yang bulat dan lonjong/oval.

Tabel I Tabel Contoh Fitur Kulit Semangka

No	Fitur	Contoh Gambar	Ciri	output
1.	Tangkai Semangka		Tangkai Kering	Manis / Cukup Manis
			Tangkai Hijau/ Belum Kering	Kurang Manis
2.	<i>Groundspot</i>		<i>Groundspot</i> berwarna <i>orange</i> kekuningan	Manis (10 °Brix atau lebih)
			<i>Groundspot</i> berwarna kekuningan	Cukup Manis (6 °Brix s.d <10 °Brix)
			<i>Groundspot</i> berwarna putih	Kurang Manis (4 °Brix s.d < 6 °Brix.
3.	Bentuk Semangka		Bentuk Bulat	Manis / Cukup Manis
			Bentuk lonjong / oval	Kurang Manis

D. Convolutional Neural Network (CNN) dan Transfer Learning

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis algoritma deep learning yang digunakan untuk mengenali pola pada data gambar. Kemampuan utama CNN adalah arsitektur yang mampu mengenali informasi prediktif suatu objek meskipun objek tersebut diposisikan dimana saja pada input. Arsitektur CNN yang pertama

adalah *feature extraction layer*. *Feature extraction layer* adalah proses “*encoding*” dari sebuah gambar menjadi fitur-fitur yang berupa angka-angka yang merepresentasikan gambar tersebut (*Feature Extraction*). *Feature extraction layer* terdiri dari dua bagian yaitu *Convolutional Layer*, *ReLU* dan *Pooling Layer*. Dalam hal ini, CNN dengan arsitektur *EfficientNet V2* dapat digunakan untuk memprediksi tingkat kemanisan buah semangka berdasarkan citra atau foto dari buah semangka.

EfficientNet V2 adalah salah satu model Convolutional Neural Network (CNN) yang sangat efisien dan terkenal dengan performa akurasi yang tinggi pada tugas-tugas pengenalan gambar. *EfficientNet V2* menggunakan teknik transfer learning dengan memanfaatkan arsitektur neural network dasar yang disebut sebagai EfficientNet yang dilatih pada dataset gambar besar dan kompleks.

Transfer Learning adalah sebuah teknik pembelajaran mesin yang menggunakan model yang sudah dilatih sebelumnya pada dataset besar dan kompleks untuk mempercepat dan meningkatkan akurasi pembelajaran model baru pada tugas-tugas yang serupa atau sejenis. Keuntungan dari penggunaan teknik transfer learning adalah mempercepat waktu pelatihan dan meningkatkan akurasi pembelajaran model baru, terutama pada dataset yang kecil atau terbatas.

Teknik transfer learning pada *EfficientNet V2* menggunakan pre-trained model *EfficientNet V2* sebagai dasar dan kemudian dilakukan fine-tuning pada beberapa lapisan terakhir untuk menyesuaikan model pada data baru. EfficientNet menggunakan arsitektur neural network yang terintegrasi dengan baik, dan setiap lapisannya didesain secara optimal untuk mempercepat waktu pelatihan dan meningkatkan akurasi pada tugas-tugas pengenalan gambar. Implementasi metode *EfficientNet V2* memiliki tiga versi yaitu S, M, dan L yang diinisialisasi sesuai dengan ukuran dari *mode*.

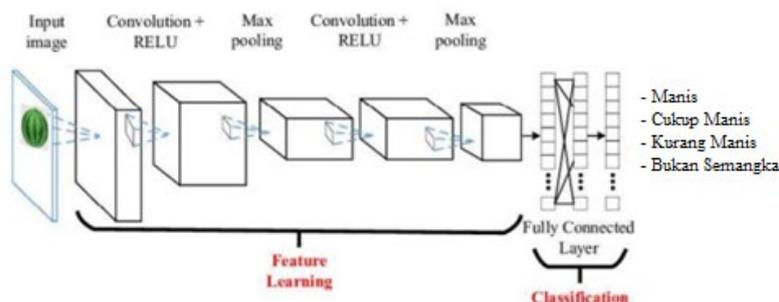
Langkah-langkah penggunaan CNN *EfficientNet V2S* menggunakan Teknik Transfer Learning untuk memprediksi tingkat kemanisan semangka:

1. Mengumpulkan dataset citra semangka yang berbeda-beda dengan tingkat kemanisan yang sudah diketahui dari hasil *Refractometer*.
2. Dilakukan preprocessing pada citra, seperti resize dan cropping, untuk memastikan ukuran dan orientasi citra konsisten.
3. Membagi dataset menjadi dua subset: subset pelatihan (training set) dan subset pengujian (test set).
4. Menggunakan model *EfficientNet V2S* yang sudah dilatih pada dataset gambar yang besar dan kompleks sebagai model dasar.
5. Dilakukan fine-tuning pada model *EfficientNet V2S*. Proses fine-tuning dilakukan dengan memperbarui beberapa lapisan terakhir pada model *EfficientNet V2S*, sehingga model dapat mengenali pola pada dataset citra semangka dengan lebih baik.
6. Setelah proses fine-tuning selesai, nantinya akan dilakukan pelatihan (training) dan pengujian (testing).

Penelitian ini menggunakan Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) karena dinilai sebagai model yang paling sesuai fungsinya. Metode Deep Learning yang saat ini memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra adalah Convolutional Neural Network (CNN). CNN memiliki sejumlah besar parameter dan hyperparameter seperti bobot, bias, jumlah unit pemrosesan (jumlah neuron), jumlah lapisan, ukuran filter, stride, learning rate, fungsi aktivasi, dll. Arsitektur CNN terdiri dari dua bagian utama, yaitu: Feature extractors dan classifier. Fitur ekstraktor CNN biasanya terdiri dari tumpukan beberapa lapisan convolutional dan lapisan max-pooling. Tetapi, untuk mendapatkan performa terbaik, deep learning membutuhkan jumlah data dan waktu pelatihan yang lebih banyak [10].

Dalam artikel ilmiah dikatakan kemampuan CNN diklaim sebagai model terbaik yang digunakan untuk memecahkan permasalahan deteksi objek dan pengenalan objek karena tidak memerlukan komputasi yang besar dalam prosesnya [11]. Menurut Yann, convolutional neural network merupakan salah satu model dari deep learning yang disempurnakan untuk menyempurnakan model sebelumnya [12]. EfficientNet merupakan metode penskalaan baru dari neural architecture yang sederhana namun sangat efektif dan mempunyai nilai akurasi yang lebih baik daripada CNN, arsitektur EfficientNetV2 merupakan salah satu model pengolahan gambar keluaran baru yakni pada tahun 2021 dari keluarga EfficientNet. EfficientNetV2 memiliki 11x lebih cepat dalam pelatihan dan model yang 6.8x lebih kecil [13]. Sunil et al. [14] mendeteksi penyakit daun tanaman kapulaga menggunakan model EfficientNetV2, EfficientNet, dan CNN. Penelitian ini terdiri dari tujuh kelas dan 54.284 gambar. Pada penelitian ini model EfficientNetV2 mampu mengungguli model EfficientNet dan CNN. Hasil akurasi maksimum yang didapatkan yakni 98,26% untuk model EfficientNetV2-L dan 98,28% untuk model EfficientNetV2-S. Pada tahun 2022, Karthik et al. [15] melakukan klasifikasi gambar untuk mengidentifikasi penyakit kulit yang dilakukan pada empat kelas dengan menggunakan model EfficientNetV2 dan model ini mendapatkan nilai akurasi pengujian keseluruhan sebesar 84,70%. Dataset terdiri dari 10.399 data latih dan 3.465 data uji.

Pada Diagram Blok Gambar 4, memberikan gambaran bagaimana model CNN akan memproses dan menentukan klasifikasi semangka. Gambar input diubah ukurannya menjadi sesuai dengan dimensi input yang diperlukan untuk CNN. Sebelum gambar input sampai ke lapisan konvolusional, piksel dikonversi ke nilai numerik yang mewakili piksel. Bersama dengan lapisan convolutional, sebuah *activation ReLU* diterapkan di mana semua nilai negatif nol, sedangkan angka positif tetap apa adanya. Filter atau kernel digeser di atas gambar input untuk menghasilkan *feature map*. Kemudian diumpankan ke lapisan *Max Pooling*. Lapisan ini merangkum *feature map* dengan menghitung nilai maksimum pada suatu *feature map*. Proses ini diulang sampai fitur yang kompleks dapat dikenali dan dipelajari oleh model [7].

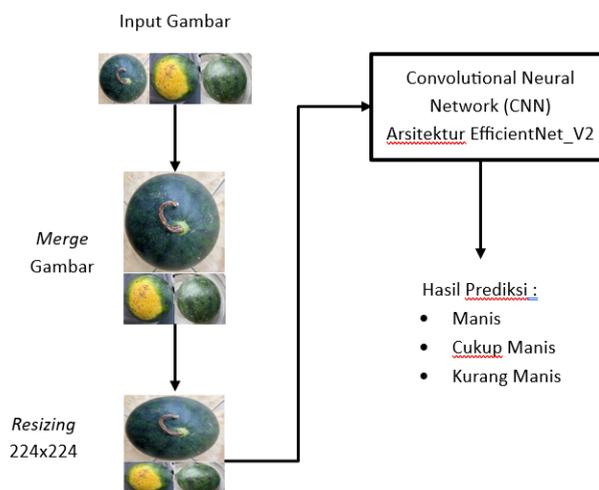


Gambar 4. Blok Diagram Algoritma CNN

E. Implementasi dan Uji Coba

Tahap pertama, gambar citra buah semangka yang telah dikumpulkan masuk tahap preprocessing. Pada tahap ini data diproses dengan beberapa cara mulai dari memilah secara manual, menambahkan perbaikan, menentukan jumlah, pelabelan data gambar, mengubah rasio gambar menjadi persegi (1:1), merge 3 sisi foto menjadi 1. Gambar yang digunakan memiliki ukuran 224x224, jika gambar yang ukurannya lebih dari 224x224 di *resize* terlebih dahulu. Jika terdapat item yang tidak dibutuhkan misalnya daun tanaman lain, rumput, dan lainnya maka gambar di *crop* dan ukurannya di *resize* menjadi 224x224. Selanjutnya adalah pelabelan dan dilakukan pengelompokan gambar. Pada proses dibagi menjadi 3 (tiga) label kelas yaitu manis, cukup manis, dan kurang manis. Gambar yang sudah dipilah dan ukurannya sama, dikelompokkan dengan jenis kelas yang sama dalam satu folder untuk proses training. Kemudian dataset dibagi menjadi dua subset yaitu *training set* dan *test set*.

Pada tahap training, peneliti menggunakan metode (CNN). Pada tahap training yang pertama, proses pendeteksian dan pengenalan objek berupa buah semangka. Terdapat 2 proses training, Training ke 1 untuk deteksi semangka dengan menggunakan Arsitektur CNN *EfficientNet_V2S* untuk semangka atau bukan semangka. Untuk training ke 2 untuk proses Klasifikasi Tingkat Kemanisan Semangka Manis, Cukup Manis dan Kurang Manis menggunakan arsitektur *EfficientNet_V2S*. Setelah itu dilakukan fine-tuning pada model *EfficientNet_V2S* dengan menggunakan subset pelatihan. Proses fine-tuning dilakukan dengan memperbarui beberapa lapisan terakhir pada model, sehingga model dapat mengenali pola pada dataset citra semangka dengan lebih baik. Setelah proses fine-tuning selesai, nantinya akan dilakukan pelatihan (training) dan pengujian (testing). pada model dengan menggunakan subset pengujian. Implementasi dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Implementasi

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Mengumpulkan dataset citra semangka yang berbeda-beda dengan tingkat kemanisan yang sudah diketahui dari hasil *Refractometer*.

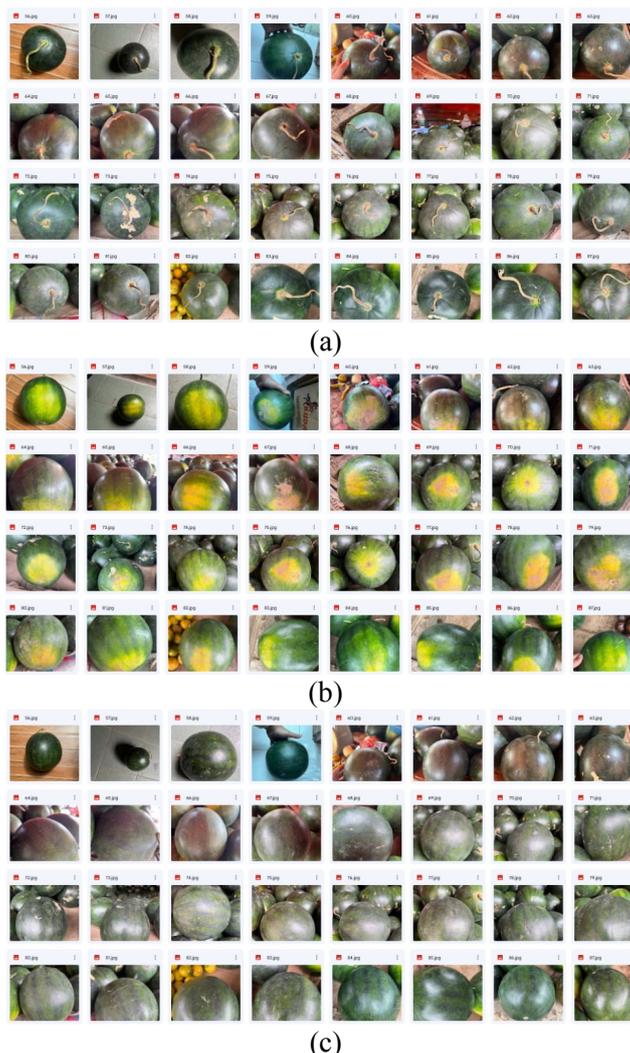
Hasil dari pengumpulan data berupa citra buah semangka sebanyak 197 dari sisi atas, samping dan samping bawah. Foto semangka dengan ukuran pixel 1280 x 9600, selanjutnya citra akan dipisahkan ke dalam folder berdasarkan pengukuran kadar gula menggunakan *Refractometer*, berikut folder gambar dari masing masing fitur dan ciri buah semangka ditunjukkan pada Gambar 6.



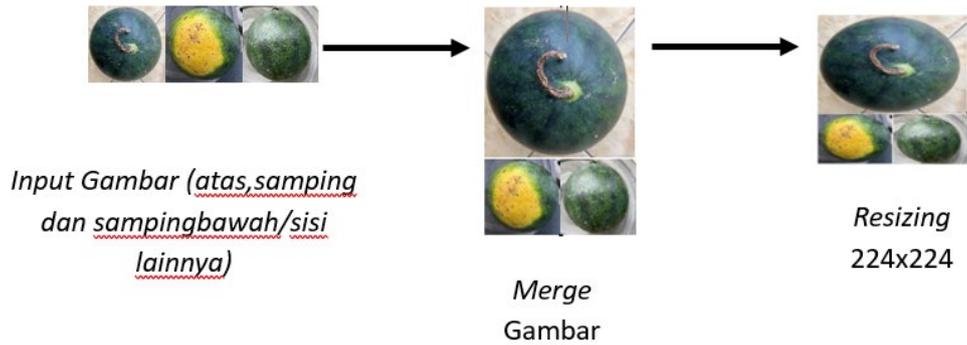
Gambar 6 Pengelompokan Citra Semangka

B. Dilakukan preprocessing pada citra

Pada tahap ini dilakukan resizing dan cropping, rasio gambar diubah menjadi persegi (1:1). Gambar awal yang memiliki ukuran pixel 1280 x 960 dirubah menjadi 1002 x 1002 pixel. Kemudian dilakukan *merge* gambar semangka dari 3 sisi (atas, samping dan sampingbawah / sisi satunya). Setelah itu dilakukan *resizing* ke ukuran 224 x 224 pixel.



Gambar 7 Gambar Buah Semangka Cukup Manis
(a). Bagian Atas, (b). Bagian Samping, (c). Bagian Bawah/Sisi Lainnya.



Gambar 8 Merge Gambar input dan Resizing

C. Membagi dataset menjadi dua subset: subset pelatihan (training set) dan subset pengujian (test set).

Tabel II Pembagian Dataset Untuk Training dan Testing

Semangka	Total Dataset	Jumlah Data Training Training (80%)	Jumlah data Testing (20%)
Manis	59	47	12
Cukup Manis	88	71	17
Kurang Manis	50	40	10
Total	197	158	39

D. Menggunakan model EfficientNet_V2S

Digunakan model *EfficientNet_V2S* sebagai model dasar, yang sudah dilatih pada dataset *ImageNet*. *ImageNet* adalah sebuah dataset yang terdiri dari 1.200.000 gambar untuk training dan 100.000 untuk testing. Dataset ini terdiri dari 1000 classes jadi untuk setiap class ada 1.200 gambar. Dilakukan download model *efficientnetv2s* kedalam variabel *conv_base* dan menampilkan jumlah layer convolusi dengan *conv_base.summary()* dapat dilihat pada Gambar 9.

```

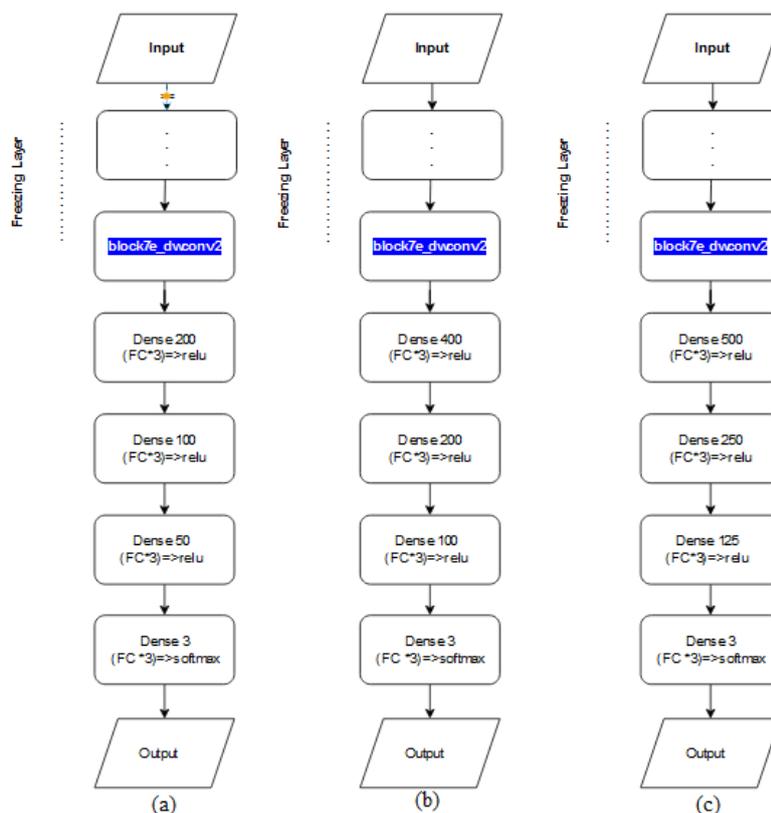
from keras.applications.efficientnet_v2 import EfficientNetV2S
conv_base= EfficientNetV2S(include_top= False, weights= 'imagenet',input_shape=(224,224,3))
conv_base.summary()
=====
Total params: 20,331,360
Trainable params: 20,177,488
Non-trainable params: 153,872
    
```

Gambar 9 Penggunaan EfficientNetV2S

Implementasi metode *EfficientNetV2* memiliki tiga versi yaitu S, M, dan L yang diinisialisasi sesuai dengan ukuran dari *model*. Model CNN yang dibangun membutuhkan dataset *single classification* pada citra dengan ukuran 224 x 224 pixel sesuai dengan kebutuhan input dari model *EfficientNetV2*. Model *EfficientNetV2* yang digunakan adalah versi S (*Small*) dengan ukuran model yang cukup kecil dan tidak terlalu besar serta memiliki based model akurasi yang cukup tinggi dibandingkan versi lainnya.

E. Dilakukan fine-tuning

CNN model pada penelitian ini menggunakan model dari *EfficientNetV2S* yang kemudian dilakukan *transfer learning* dengan teknik *fine tuning*. Model *EfficientNetV2* memiliki keunggulan lebih cepat dalam melakukan training dan perbaikan efisiensi parameter dari model sebelumnya. Model *EfficientNetV2S* menggunakan *fine tuning* pada penelitian ini dan melakukan *freezing* pada *early layer* sampai dengan layer *block7e_dwconv2*. Pada gambar 10 menunjukkan gambaran arsitektur model bagian-bagian yang dilakukan *freezing* dan bagian yang dilakukan penambahan layer.



Gambar 10 Gambaran model EffcientNetV2 menerapkan *fine-tuning*
 (a). Model 1, (b). Model 2 dan (c) Model 3

F. Pengujian (testing)

Dari kedua konfigurasi model tersebut, dilakukan penyesuaian, penambahan, dan perubahan pada layer tertentu untuk mencari nilai akurasi dan loss yang terbaik agar model tidak overfitting atau pun underfitting. Tabel IV menunjukkan beberapa konfigurasi model yang telah dimodifikasi menggunakan metode *fine tuning*, yang nantinya akan dilakukan pelatihan (training) dan pengujian (testing).

Tabel III
 Modifikasi penambahan layer pada model

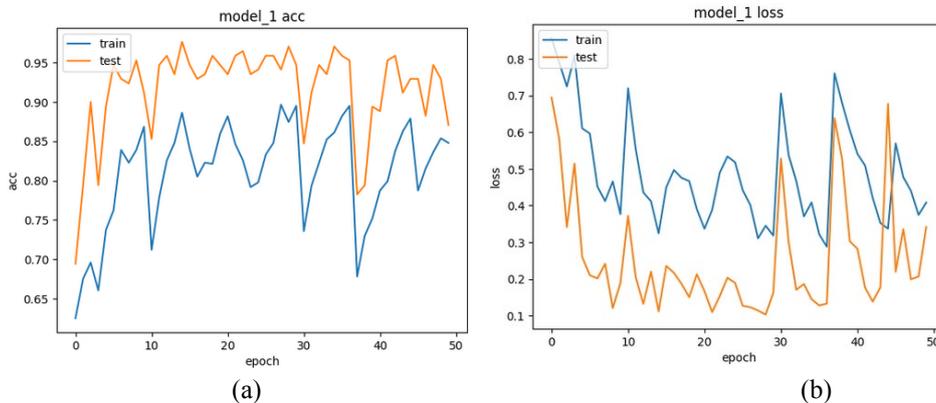
Layer	Model 1	Model 2	Model 3
1	Dense 200 Dengan Activation Relu	Dense 400 Dengan Activation Relu	Dense 500 Dengan Activation Relu
2	Batch Normalitation	Batch normalitation	Batch Normalitation
3	Dropout	Dropout	Dropout
4	Dense 100 Dengan Activation Relu	Dense 200 Dengan Activation Relu	Dense 250 Dengan Activation Relu
5	Batch Normalitation	Batch normalitation	Batch Normalitation
6	Dropout	Dropout	Dropout
7	Dense 50 Dengan Activation Relu	Dense 100 Dengan Activation Relu	Dense 125 Dengan Activation Relu
8	Dense 3 => softmax	Dense 3 => softmax	Dense 3 => softmax

Jumlah training yang digunakan setatis sebanyak 50 *epochs*, 5 *batch* untuk masing masing model yang di buat. Untuk *training* menggunakan pemrosesan GPU serta lama waktu *training* tiap model tidak dimasukan kedalam hasil tiap model. Berikut merupakan hasil nilai akurasi dan loss model yang telah training yang ditunjukkan pada tabel V.

Tabel IV
 Hasil pengujian model deteksi tingkat kemanisan buah semangka dengan *EfficientNet_V2S*

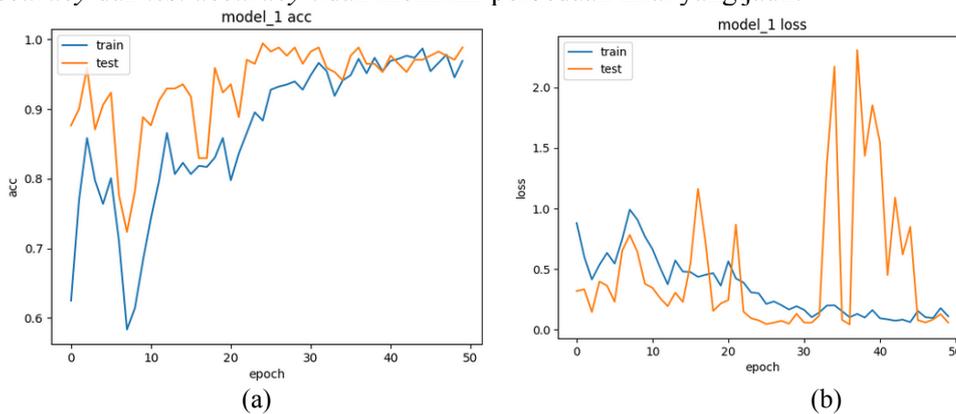
Model	Akurasi	Loss	Valid akurasi	Valid Loss
Model 1	0.8479	0.4083	0.8706	0.3415
Model 2	0.9690	0.1098	0.9882	0.0575
Model 3	0.8508	0.4040	0.9118	0.2788

Dari tabel hasil pengujian untuk model deteksi tingkat kemanisan buah semangka didapatkan nilai akurasi terbaik pada model Model 2. Grafik perbandingan untuk validasi akurasi dengan akurasi serta validasi loss dengan loss menunjukkan model tidak terlalu *overfitting* atau pun *underfitting* yang ditunjukkan pada gambar 11, gambar 12 dan gambar 13.



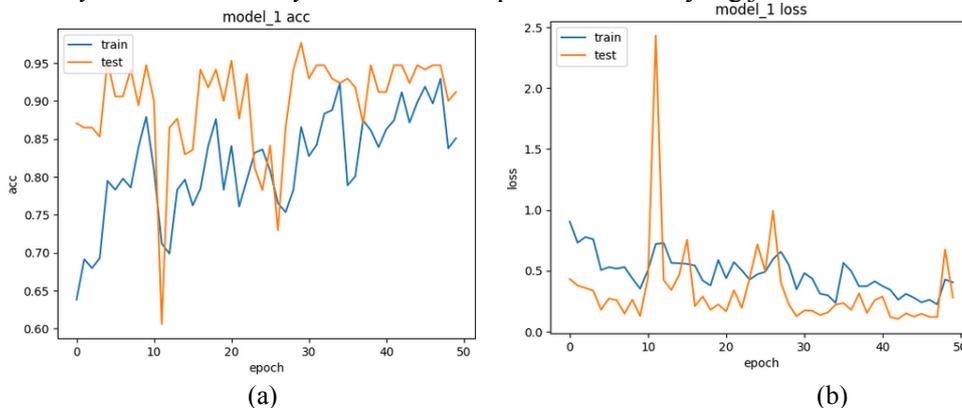
Gambar 11 Visualisasi a) *Accuracy* dan b) *Loss*, pada *EfficientNet_V2S Model 1*

Pada Gambar 11 perbandingan data latih dan data uji sebesar 80:20 yang menggunakan arsitektur *EfficientNet_V2S Model 1* menghasilkan model yang baik (tidak mengalami *overfitting* ataupun *underfitting*). Hal tersebut ditandai dengan parameter *training loss* dan *test loss* yang tidak memiliki perbedaan nilai yang jauh. Kemudian pada parameter *train accuracy* dan *test accuracy* tidak memiliki perbedaan nilai yang jauh.



Gambar 12 Visualisasi a) *Accuracy* dan b) *Loss*, pada *EfficientNet_V2S Model 2*

Pada Gambar 12 perbandingan data latih dan data uji sebesar 80:20 yang menggunakan arsitektur *EfficientNet_V2S Model 2* menghasilkan model yang baik (tidak mengalami *overfitting* ataupun *underfitting*). Hal tersebut ditandai dengan parameter *training loss* dan *test loss* yang tidak memiliki perbedaan nilai yang jauh. Kemudian pada parameter *train accuracy* dan *test accuracy* tidak memiliki perbedaan nilai yang jauh.



Gambar 13 Visualisasi a) *Accuracy* dan b) *Loss*, pada *EfficientNet_V2S Model 3*

Pada Gambar 13 perbandingan data latih dan data uji sebesar 80:20 yang menggunakan arsitektur *EfficientNet_V2S Model 3* menghasilkan model yang baik (tidak mengalami *overfitting* ataupun *underfitting*). Hal tersebut

ditandai dengan parameter *training loss* dan *test loss* yang tidak memiliki perbedaan nilai yang jauh. Kemudian pada parameter *train accuracy* dan *test accuracy* tidak memiliki perbedaan nilai yang jauh.

G. Evaluasi performa model

Dari hasil analisis yang dilakukan dapat dibandingkan dengan hasil penelitian sebelumnya yaitu terkait *Determination of Citrullus Lanatus Ripeness* yang menggunakan CNN dengan total dataset 230 citra, diperoleh akurasi sebesar 89,52%. Pada penelitian terkait *Sweetnes Level for Watermelon* yang menggunakan metode Machine Learning dengan jumlah citra 13 sampel. Pada penelitian lain *Classification of Export Watermelon* yang menggunakan metode CNN dengan Transfer Learning dengan data 330 citra, didapatkan tingkat akurasi 84%.

Pada penelitian ini, kami telah melakukan penelitian untuk membangun sistem deteksi tingkat kemanisan buah semangka dengan berbagai *background*. Kami menggunakan model CNN dengan Arsitektur EfficientNet_V2S yang telah dilakukan *Fine Tuning* dan Teknik Transfer Learning. Akurasi pada penelitian kami mencapai 0.96. Akurasi dapat dilihat pada Tabel V.

H. Memprediksi data baru

Untuk input citra buah semangka yang baru, digunakan sebuah *Graphical User Interface (GUI)* yang dibangun menggunakan *Anvil*. Dengan dibangunnya *GUI* ini, diharapkan dapat mempermudah dalam penggunaan program Deteksi Tingkat Kemanisan Buah Semangka ini. Input dari tiga buah citra semangka (atas, samping dan bawah) kemudian akan di prediksi apakah semangka itu Manis, Cukup Manis atau Kurang Manis. *GUI* ditampilkan pada gambar 14.



Gambar 14 *Graphical User Interface (GUI)*

IV. KESIMPULAN

Setelah melakukan penelitian ini maka dapat diambil kesimpulan yaitu model yang menggunakan arsitektur *EfficientNet_V2S Model 2* menghasilkan hasil evaluasi model yang terbaik, dibandingkan *EfficientNet_V2S Model 1* dan *EfficientNet_V2S Model 3*. *Accuracy* yang didapatkan sebesar 0.96. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model dapat mengenali kelas (manis, cukup manis, kurang manis) berdasarkan informasi yang didapatkan dari citra input buah semangka jenis *Amara*.

Penggunaan *EfficientNet_V2S* untuk klasifikasi tingkat kemanisan buah semangka dengan teknik Transfer Learning sangat berguna karena model *EfficientNet_V2S* mampu memprediksi tingkat kemanisan semangka dengan lebih akurat dan lebih cepat daripada CNN model yang dilatih dari awal. Namun, perlu diingat bahwa teknik ini juga membutuhkan persiapan data yang baik dan kompleks, serta memerlukan komputasi yang cukup besar. Selain itu, performa model juga dapat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti kualitas citra dan variasi varietas semangka.

Untuk penelitian selanjutnya disarankan menggunakan buah semangka jenis / varietas yang lainnya dan menambahkan jumlah dataset serta menggunakan teknik penanganan data berbeda dari penelitian ini seperti *under sampling* ataupun tanpa penanganan data. Selain itu dapat dilakukan konfigurasi *fine tuning* dengan parameter yang berbeda sehingga dapat mengetahui pengaruhnya terhadap model yang dihasilkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kuswandi, & Marta, N, “*Sukses Bertanam Semangka*” dalam Pendahuluan., edisi pertama, Jakarta, Indonesia, 2021, hal. 1
- [2] Otang, M., Da Rato, Y. Y., & Noni, S. (2021). Preferensi Konsumen Terhadap Pembelian Buah Semangka (*Citrullus Vugaris*) di Kebun Praktek Fakultas Pertanian Universitas Nusa Nipa Indonesia. *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 7(2), 447-455.
- [3] Putri, M. E. (2021). Implementasi Tingkat Kemanisan Buah Semangka Berdasarkan Tekstur Kulit Buah Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik (Doctoral dissertation, Universitas Islam Riau).
- [4] Sobir, & Siregar, F, “Budi daya semangka” dalam Saatnya Memanen Semangka, Bogor, Indonesia, 2010, hal. 92
- [5] Pengujian, B., & Identifikasi Barang, D.J.B.C, “Nilai brix untuk menentukan kualitas pada buah-buahan. Indonesia Customs and Excise Laboratory Bulletin” dalam Kualitas Buah, Jakarta, Indonesia, 2016, hal. 15
- [6] Nazulan, Asnawi, dkk, “Detection of Sweetness Level for Fruits (Watermelon) With Machine Learning”. Dalam Proc. In 2020 IEEE Conference on Big Data and Analytics (ICBDA) (pp. 79-83).Nov. 2020. doi : 10.1109/ICBDA50157.2020.9289712
- [7] A'yun, Q., & Utamingrum, F, ” Rancang Bangun Deteksi Kemanisan Buah Semangka menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Backpropagation Neural Network berbasis Raspberry Pi”, Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN, 2548, 964X, 2022. Tersedia : <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/10591>
- [8] Contreras, K., Henry, A., Cáceres-Hernández, D., & Sanchez-Galan, J. E., “Comparing Convolutional Neural Networks and Deep Metric Learning Methods for Classification of Export Watermelon (*Citrullus lanatus*) Varieties”, In 2022 IEEE 31st International Symposium on Industrial Electronics (ISIE) (pp. 1141-1146), Juni 2022. doi : 10.1109/ISIE51582.2022.9831572
- [9] Villa, A. B., Jacinto, R. P., Ramos, M. A. A., & Alagao, S. P. L., “Determination of *Citrullus Lanatus* “Sweet-16” Ripeness Using Android-Based Application”, In 2021 International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE) (pp. 1-6). IEEE. Jun. 2021. doi : 10.1109/ICECCE52056.2021.9514216
- [10] Pardede, J., Sitohang, B., Akbar, S., & Khodra, M. L., “Implementation of transfer learning using VGG16 on fruit ripeness detection”, Int. J. Intell. Syst. Appl, 13(2), 52-61, 2021. Tersedia : www.mecspress.net/ijisa/ijisa-v13-n2/IJISA-V13-N2-4.pdf
- [11] Alam, I. F., Sarita, M. I., & Sajiah, M. A., “Implementasi Deep Learning dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk IdentifikasiObjek Secara Real Time Berbasis Sistem Android”, *semanTIK*, 237-244, 2019. Doi : <http://dx.doi.org/10.55679/semantik.v5i2.7554>
- [12] LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G., “Deep Learning”, *Nature*, 436-444, 2015. doi: 10.1038/nature14539
- [13] Citra, E. E., Fudholi, D. H., & Dewa, C. K. Implementasi Arsitektur EfficientNetV2 Untuk Klasifikasi Gambar Makanan Tradisional Indonesia. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 7(2), 766-777. April 2023
- [14] C. K. Sunil, C. D. Jaidhar, and N. Patil, “Cardamom Plant Disease Detection Approach Using EfficientNetV2,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 789–804, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3138920.
- [15] R. Karthik, T. S. Vaichole, S. K. Kulkarni, O. Yadav, and F. Khan, “Eff2Net: An Efficient Channel Attention-based Convolutional Neural Network for Skin Disease Classification,” *Biomed Signal Process Control*, vol. 73, Mar. 2022, doi: 10.1016/j.bspc.2021.103406