

Kombinasi Metode Discrete Cosine Transform Dan Convolutional Neural Network Dalam Mengidentifikasi Tingkat Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Warna

Riski Arnol Purba*, Pristiwanto, A. M. Hatuaon Sihite

Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi, Teknik Informatika, Universitas Budi Darma Medan Indonesia
Email: purbariski017@gmail.com

Abstrak—Pengklasifikasian tingkat kematangan buah mangga saat ini masih umumnya dilakukan secara manual, yang sayangnya memiliki sejumlah kelemahan. Salah satu kekurangan utamanya adalah kurangnya konsistensi dalam akurasi, dan sering terjadi perbedaan antara operator yang melakukan penyortiran. Di sisi lain, dalam proses klasifikasi citra, metode yang digunakan adalah mengkombinasikan antara *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). DCT merupakan teknik yang biasa digunakan dalam pengolahan citra, terutama citra gambar. Dalam penelitian ini, terdapat usulan untuk menggabungkan metode *Discrete Wavelet Transform* dengan *Convolutional Neural Network* (CNN). Saat ini, CNN menjadi salah satu metode yang memberikan hasil yang paling signifikan dalam pengenalan citra. CNN mencoba meniru sistem pengenalan citra dalam otak manusia, khususnya visual cortex, sehingga memiliki kemampuan untuk mengolah informasi citra dengan efisien. Metode DCT digunakan untuk mengubah citra gambar menjadi bentuk citra frekuensi, yang kemudian digunakan dalam ekstraksi fitur pada metode *klasifikasi Deep Neural Networks*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode gabungan *Discrete Cosine Transform* dan *Convolutional Neural Network* memiliki tingkat akurasi tertinggi sebesar 93,33% dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah mangga. Hasil ini menunjukkan potensi besar dalam mengotomatisasi proses klasifikasi kematangan buah mangga dengan akurasi yang tinggi, mengatasi kelemahan pendekatan manual yang seringkali tidak konsisten.

Kata Kunci: *Discrete Cosine Transform, Convolution Neural Network, Citra, Buah Mangga*

Abstract—The classification of mango fruit ripeness levels is currently predominantly done manually, which unfortunately has several drawbacks. One of the primary shortcomings is the lack of consistency in accuracy, often resulting in differences among operators conducting the sorting. On the other hand, in image classification processes, a combination of the Discrete Cosine Transform (DCT) and Convolutional Neural Network (CNN) methods is utilized. DCT is a technique commonly used in image processing, especially for image pictures. In this research, there is a proposal to merge the Discrete Wavelet Transform method with the Convolutional Neural Network (CNN). Currently, CNN is one of the methods that provides the most significant results in image recognition. CNN attempts to mimic the image recognition system in the human brain, particularly the visual cortex, allowing it to efficiently process image information. The DCT method is used to transform image data into a frequency image form, which is subsequently employed in feature extraction in the Deep Neural Networks classification method. The research results indicate that the combined method of Discrete Cosine Transform and Convolutional Neural Network achieves the highest accuracy rate of 93.33% in classifying mango fruit ripeness levels. This outcome demonstrates significant potential for automating the mango ripeness classification process with high accuracy, overcoming the inconsistencies associated with manual approaches.

Keywords: Discrete Cosine Transform, Convolutional Neural Network, Images, Mango Fruit

1. PENDAHULUAN

Buah mangga adalah salah satu buah musiman yang cukup dikenal masyarakat Indonesia. Buah yang berasal dari India ini memiliki jenis buah yang sangat digemari oleh masyarakat dari segala usia. Tanaman mangga mampu tumbuh dengan baik di berbagai kondisi geografis, baik di dataran rendah maupun di daerah beriklim panas, bahkan beberapa di antaranya dapat tumbuh hingga ketinggian 600 meter di atas permukaan laut. Pohon mangga memiliki batang yang tegak dan bercabang kuat, serta ditandai dengan kulit batang yang tebal, kasar, serta berlempengan dan berlekukan kecil yang memberikan tekstur khas pada batang dan daunnya.

Ketika buah mangga sudah matang, terkadang terdapat perbedaan antara warna kulit yang matang dengan rasa buah yang belum sepenuhnya manis. Sebaliknya, ada juga mangga yang warnanya belum terlalu matang namun rasanya sudah manis. Oleh karena itu, baik konsumen maupun penjual memerlukan alat yang dapat membantu menentukan tingkat kematangan buah mangga dengan akurat. Meskipun metode yang digunakan dalam penelitian sebelumnya berhasil mengklasifikasikan tingkat kematangan mangga varietas Harum Manis dengan menggunakan normalisasi warna dan logika fuzzy, namun perlu diingat bahwa setiap varietas buah memiliki karakteristik kematangan yang berbeda, dan salah satu faktor kunci dalam penentuan kematangan buah adalah warna kulitnya. Oleh karena itu, setiap varietas mangga memiliki karakteristik warna pematangan yang berbeda sesuai dengan jenisnya[1].

Pada saat ini, proses grading untuk menentukan tingkat kematangan buah mangga masih banyak dilakukan secara manual dan alami, yang menyebabkan penilaian tingkat kematangan buah memakan waktu, tenaga, dan biaya yang signifikan. Masalah utama yang muncul adalah ketidak konsistenan dalam pemilahan buah mangga karena penilaian yang berbeda dari berbagai operator pemilahan. Oleh karena itu, diperlukan sistem otomatis yang mampu melakukan grading kematangan buah mangga tanpa campur tangan manual. Dengan sistem otomatis ini, proses grading dapat dipercepat, menjadi lebih konsisten, dan memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi[2]. Sistem grading otomatis ini akan memberikan manfaat yang signifikan kepada berbagai pihak yang terlibat dalam industri buah mangga. Para petani dan produsen akan menghemat waktu, tenaga, dan biaya dalam proses grading, sementara konsumen akan mendapatkan buah mangga yang

lebih konsisten dalam tingkat kematangannya. Dengan demikian, penyediaan buah mangga yang berkualitas dan konsisten akan meningkat, mendukung pertumbuhan industri, dan memenuhi kebutuhan konsumen dengan lebih baik[3].

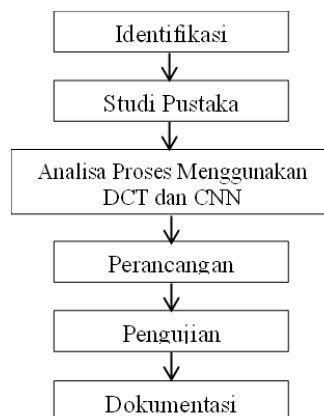
Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan dalam berbagai penelitian untuk mengolah citra dengan kemampuan meniru sistem pengenalan citra pada korteks visual manusia. Hal ini memungkinkan CNN untuk efisien memproses informasi citra[4]. Beberapa penelitian yang menggunakan metode CNN telah mencapai tingkat akurasi yang mengesankan, terutama dalam konteks pengenalan wajah secara real-time. Contohnya, penelitian oleh Muhammad Zufar dan Budi Setiyono (2016) berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 89%[5]. Penelitian-penelitian terbaru juga menunjukkan kemajuan dalam penggunaan CNN dalam pengolahan citra. Hal ini menurut penelitian Mulyani dan Susanto yang mempelajari klasifikasi tingkat kematangan apel Fuji. Logika fuzzy digunakan dalam penelitian ini. Di sini, para peneliti mengubah jenis gambar Fuji Apple dari RGB ke skala abu-abu. Setelah itu, apel Fuji ditambang menggunakan MATLAB untuk mendapatkan beberapa kategori yaitu mentah, setengah matang, dan matang. Dalam penelitian ini, presisinya adalah 100% untuk apel mentah, 100% untuk apel matang, dan 66,67% untuk apel mentah. Namun data dari penelitian ini masih sedikit, hanya 19 data. Jika lebih banyak data dikumpulkan dari sebelumnya, presisi bisa lebih tinggi pada apel yang kurang matang[6]. Pada tahun 2009 Ary Noviyanto melakukan penelitian yang berjudul “Klasifikasi Derajat Kematangan Varietas Tomat Merah Menggunakan Metode Perbandingan Warna”. Bahwa kesuksesan dari penelitian yang dilakukan mendapat nilai sebesar 95%[7]. Dila Deswari dkk. Penelitian ini berjudul “Identifikasi Kematangan Buah Tomat Dengan Metode Perbandingan Balik”. Derajat identifikasi kematangan buah tomat dengan metode ini adalah dengan tingkat keberhasilan identifikasi. berhasil 71,76%[8]. Judul penelitian yang dilakukan Suastika Yulia Riska dkk. “Klasifikasi kadar keling tomat menurut karakteristik warna menggunakan Multi SVM”. Didapatkan hasil dari pengelompokkan sebesar 77,8 % [9]. Tingkat kematangan tomat juga sedang diselidiki dengan menggunakan metode yang berbeda. Penyelidikan terakhir diteliti Mochamad Angga Anggriawan, dkk. (2017) “Pengenalan tingkat pengulangan tomat berdasarkan gambar berwarna dalam studi kasus pengembangan sistem seleksi otomatis”. Menyimpulkan presisi dan kualitas kematangan buah tomat untuk varietas tomat tw menghasilkan proporsi 83,75% (perekaman gambar diam) dan 83,33% (perekaman gambar bergerak)[10]. Mas' ud Effendy, dkk (2017) melakukan pengolahan citra untuk mengidentifikasi jenis dan kualitas teh[11].

Dari masalah di atas, penulis tertarik untuk meneliti dengan judul Kombinasi Metode *Discrete Cosine Transform* dan *Convolution Neural Network* dalam Mengidentifikasi Tingkat Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Warna. Penelitian ini bertujuan menggabungkan dua metode, *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan *Convolutional Neural Network* (CNN), untuk mengenali tingkat kematangan buah mangga berdasarkan warna kulitnya. DCT digunakan untuk mengekstraksi fitur dari citra buah, dan kemudian CNN digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangannya. Penggabungan metode ini diharapkan akan memberikan hasil yang lebih akurat dalam penentuan tingkat kematangan buah mangga berdasarkan warna. Penelitian ini memiliki potensi untuk menghasilkan solusi efektif dalam industri buah mangga, memastikan kualitas buah yang lebih baik, dan meningkatkan manfaat bagi para petani serta konsumen.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Di bawah ini adalah gambaran kerangka penelitian yang akan dijelaskan dalam tahapan selanjutnya:



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Berdasarkan kerangka kerja penelitian yang telah digambarkan sebelumnya, maka dapat diuraikan pembahasan masing-masing tahap dalam penelitian adalah sebagai berikut:

1. Identifikasi

Langkah awal yang dilakukan oleh penulis untuk menentukan topik penelitian dan mengidentifikasi permasalahan yang akan dibahas.

2. Studi Pustaka

Studi pustaka yaitu metode pengumpulan data dan informasi dengan melakukan kegiatan kepastakaan melalui buku-

buku, jurnal, penelitian terdahulu dan lain sebagainya yang berkaitan dengan penelitian yang sedang dilakukan.

3. Analisa Proses Menggunakan DCT
Para proses ini nanti nya digunakan untuk menentukan atau mengidentifikasi buah mangga berdasarkan tingkat kematangannya.
2. Analisa Proses Menggunakan CNN
Pada proses menggunakan CNN nantinya dapat menentukan tingkat akurasi kematangan buah mangga.
3. Perancangan
Perancangan merupakan kegiatan merancang dan penentuan cara mengolah hasil analisa sehingga nantinya dapat membedakan antara buah mangga yang matang dengan buah mangga yang belum matang.
4. Pengujian
Penulis melakukan pengujian terhadap buah mangga yang sudah matang dan yang belum matang, tujuan nya yaitu untuk mengetahui tingkat kematangan dari buah mangga yang penulis teliti.
5. Dokumentasi
Proses pengumpulan data dengan menghimpun dan menganalisis dokumen yang digunakan untuk menguji tingkat kematangan buah mangga.

2.2 Buah Mangga

Mangga merupakan tanaman buah tahunan dari India yang pada saat itu telah menyebar luas ke Asia Tenggara, khususnya Indonesia dan Malaysia. Tanaman mangga tumbuh baik di dataran rendah dengan ketinggian 0.500 meter, yang memiliki tanah berpasir dan liat, tanaman mangga dapat tumbuh dengan baik di daerah terbuka. Mangga Manalagi merupakan varietas mangga yang memiliki ciri berukuran sedang hingga besar dengan berat sekitar 350- 00 gram. Bentuk buahnya bulat, batangnya berada di tengah, pangkal buahnya runcing, sedikit menoreh, dan kulit buahnya tebal. Dari segi warna, mangga Manalagi dianggap matang jika buahnya sudah menguning di bagian pangkal dan pucuk buahnya berwarna hijau. Dilihat dari daging buahnya, mangga Manalagi dinyatakan matang bila daging buahnya tebal, halus, berwarna kuning, berserat dan memiliki aroma yang harum[12].

2.3 Discrete Cosine Transform

Discrete Cosine Transform (DCT) biasanya digunakan untuk mengubah sinyal menjadi komponen frekuensi dasarnya. DCT pertama kali diperkenalkan pada tahun 197 oleh Ahmed, Natarajan, dan Rao dalam artikel mereka "*On Image Processing and a Discrete Cosine Transform*". Transformasi kosinus diskrit adalah teknik untuk mengubah sinyal menjadi komponen frekuensi dasarnya. Transformasi kosinus diskrit mewakili gambar dari jumlah sinusoida dari berbagai ukuran dan frekuensi. Sifat DCT adalah bahwa perubahan signifikan dalam informasi gambar terkonsentrasi hanya pada beberapa koefisien DCT. Transformasi kosinus diskrit adalah skema kompresi lossy yang mengubah blok $N \times N$ dari domain spasial ke domain DCT. DCT mengatur sinyal ke dalam frekuensi spasial yang disebut koefisien. Frekuensi terendah dari koefisien DCT muncul di kiri atas matriks DCT dan frekuensi tertinggi dari koefisien DCT muncul di kanan bawah matriks DCT. Sistem visual manusia kurang sensitif terhadap kesalahan yang terjadi pada frekuensi tinggi dibandingkan dengan kesalahan pada frekuensi rendah. Oleh karena itu, frekuensi tertinggi dapat diukur[13].

Operasi dasar yang dilakukan dalam transformasi ini adalah mengambil sinyal dan mengubahnya dari satu jenis representasi ke jenis lainnya. Transformasi ini sering dilakukan dengan mengambil nilai dari domain spasial dan mengubahnya menjadi representasi yang identik. DCT merupakan salah satu metode transformasi yang dapat digunakan untuk mengkompresi data citra yang memiliki sifat lossy. Metode kompresi DCT ini menggunakan pendekatan cosinus. Pada dasarnya, DCT mengubah detail warna dari gambar asli, tetapi karena keterbatasan indera manusia, perubahan yang terjadi tidak terlalu terlihat. Dalam operasi DCT ini yang digunakan adalah nilai real. Ada 2 macam persamaan yang bisa digunakan yaitu DCT 1 dimensi yang digunakan untuk menghitung data vektor, dan DCT 2 dimensi yang digunakan untuk menghitung data matriks. Kelebihan kompresi data menggunakan *Discrete Cosine Transform* adalah:

- a. DCT menghitung jumlah bit dalam data gambar di mana pesan disembunyikan. Walaupun citra terkompresi dengan kehilangan kompresi mencurigakan karena perubahan citra terlihat jelas, hal ini tidak terjadi pada metode ini karena metode ini terjadi pada domain frekuensi citra dan bukan pada domain spasial, sehingga tidak ada perubahan yang terlihat pada menutupi gambar.
- b. Kokoh terhadap manipulasi pada *stego-object*.

Sedangkan kekurangan kompresi data menggunakan *Discrete Cosine Transform* adalah:

1. Tidak tahan terhadap perubahan suatu objek dikarenakan pesan mudah dihapus karena lokasi penyisipan data dan pembuatan data dengan metode DCT diketahui.
2. Implementasi algoritma yang panjang dan membutuhkan banyak perhitungan.

Discrete Cosine Transform Satu Dimensi (1-D DCT)

Discrete Cosine Transform dari sederet n bilangan real $C(x)$, $x = 0, \dots, n-1$, dirumuskan sebagai berikut:

$$C(u) = \sqrt{\frac{1}{2}} \alpha(u) \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \cos\left(\frac{\pi(2x+1)u}{N}\right) \quad (2)$$

Untuk $u = 0, 1, 2, \dots, N-1$

Dengan cara yang sama, DCT balik dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$F(x) = \sqrt{\frac{2}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \alpha(u) C(x) \cos\left(\frac{\pi(2x+1)u}{N}\right)} \quad (2)$$

Dengan $\alpha(u)$ dinyatakan sebagai berikut:

$$A u = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 \end{cases}$$

Untuk $u = 0$, Untuk $u \neq 0$

2.4 Convolutional Neural Network

CNN (*Convolutional neural network*) adalah jenis neural network yang umumnya memiliki 3 jenis layer, antara lain *convolutional layer*, *grouping layer*, dan *fully connected layer*. Jaringan saraf *convolutional* dikembangkan untuk memproses data dua dimensi. Berbeda dengan *MultiLayer Perceptron*, dimana data yang diproses merupakan data satu dimensi. *Convolutional layer* adalah bagian tengah dari *convolutional neural network*, yang memiliki koneksi lokal dan bobot karakteristik yang sama. Tujuan dari layer ini adalah untuk mempelajari bagaimana merepresentasikan karakteristik dari input yang diberikan[14]. Lapisan ini mengekstrak entitas dan kemudian pindah ke lapisan berikutnya untuk mengekstrak entitas yang lebih kompleks. Konvolusi adalah istilah matematika yang berarti aplikasi berulang dari suatu fungsi ke *output* dari fungsi lain. Tujuan dari konvolusi data citra adalah untuk mengekstrak perlengkapan dari citra masukan. Perpindahan linier dari data masukan yang terdapat pada informasi data spasial hasil dari proses konvolusi. Lapisan pengelompokan adalah tingkat lanjutan dari lapisan konvolusi. Pengelompokan layer adalah proses pengubahan ukuran atau bisa disebut proses pengubahan ukuran dari beberapa gambar masukan. Proses level yang terakhirnya adalah level yang sepenuhnya terhubung. Lapisan ini mengambil semua neuron dari lapisan sebelumnya (lapisan konvolusi dan lapisan pengelompokan MAX) dan menghubungkannya ke setiap neuron yang ada. Layer ini melakukan proses *smoothing* atau transformasi peta fitur menjadi vektor sehingga dapat digunakan sebagai input untuk layer ini karena peta fitur yang dihasilkan pada layer sebelumnya masih berupa matriks multidimensi[15].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisa

Masalah Kematangan Mangga Terkadang ada buah mangga yang warnanya cukup matang namun masih terasa asam saat dimakan. Setiap buah memiliki karakteristik tingkat kematangan yang berbeda dan indikator yang dapat membedakannya adalah berdasarkan warna buahnya. Seperti halnya buah mangga, memiliki varietas yang berbeda-beda dan setiap varietas memiliki ciri warna pematangan yang berbeda-beda.

Penentuan kematangan buah mangga oleh petani masih dilakukan secara manual, yang berarti proses grading membutuhkan waktu, tenaga dan gaji yang banyak. Selain itu, masalah inkonsistensi dalam grading mangga sering muncul karena kualifikasi yang berbeda dari operator grading. Maka diperlukan proses grading kematangan mangga secara otomatis, sehingga proses grading kematangan mangga dapat dilakukan lebih cepat, lebih konsisten, dengan tingkat presisi yang lebih tinggi, dan menguntungkan berbagai pihak.

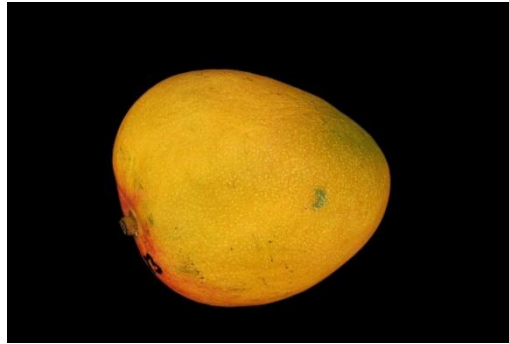
Ada banyak metode yang dapat digunakan untuk grading untuk menentukan tingkat kematangan buah yaitu dengan penggunaan metode CNN, Hal ini dikarenakan CNN mencoba meniru sistem pengenalan citra pada korteks visual manusia sehingga dapat mengolah informasi dalam citra dengan baik. Pada penelitian ini, proses identifikasi tingkat kematangan buah mangga dilakukan dengan menggunakan metode CNN dan DCT. Transformasi metode DCT digunakan untuk mengubah citra menjadi gambar gelombang frekuensi citra untuk mengekstrasikan ciri-ciri klasifikasi menggunakan *convolutional neural network* (CNN).

3.2 Penerapan Metode

Dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah mangga harus dilakukan dengan beberapa proses. Proses tersebut adalah *image acquisition*, *image* Pengolahan dan klasifikasi menggunakan *convolutional neural network*. Setiap proses yang dilakukan dijelaskan secara lebih rinci di bagian berikut.

3.2.1 Image Acquisition

Proses tahapan Pengumpulan data citra buah mangga, yang merupakan input awal ke sistem. Gambar diambil dengan latar belakang hitam dan ekstensi .JPG dengan ukuran 1200×800 piksel. Data citra buah mangga akan dibagi menjadi dua bagian yaitu: data latih dan data uji dengan persentase 70:30. Total citra yang dikumpulkan adalah 100 citra dengan 2 klasifikasi yaitu: matang dan mentah. Ciri yang membedakan mangga yang sudah matang dengan yang belum matang adalah warna buahnya. Contoh gambar buah mangga untuk kedua klasifikasi tertera pada Gambar 4.1 dan Gambar 4.2 dibawah ini:



Gambar 2. Citra Buah Mangga Matang



Gambar 3. Citra Buah Mangga Mentah

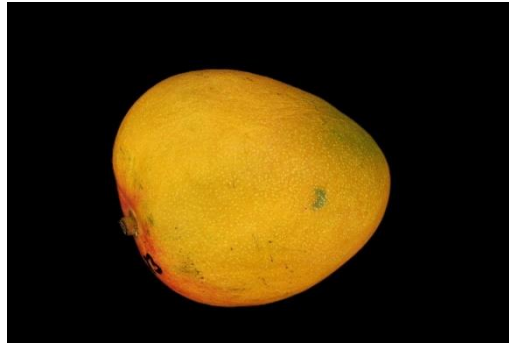
3.2.2 *Discrete Cosine Transform (DCT)*

Proses ini merupakan langkah pada *image pre-processing* dan merupakan proses tambahan dalam melakukan identifikasi tingkat kematangan buah mangga. *Discrete Cosine Transform (DCT)* merupakan metode yang sering digunakan untuk mengubah sinyal ke dalam komponen frekuensi dasar. DCT juga bekerja berdasarkan dua arah dengan tujuan untuk menentukan himpunan N bilangan *real*. Pada pengolahan citra digital, *Discrete Cosine Transform* menghitung kuantitas piksel pada citra. Pada dasarnya konvolusi dalam ranah spasial memakan waktu komputasi yang besar.

Pada penelitian ini, DCT digunakan untuk mengompres citra buah mangga. Kompresi citra digital adalah suatu upaya untuk mengubah data atau simbol dalam penyusunan citra digital menjadi data atau simbol lain tanpa mengubah citra digital secara signifikan untuk dilihat mata manusia. Tujuannya adalah untuk mengurangi redundansi data yang terdapat dalam citra sehingga dapat diturunkan atau ditransmisikan secara efisien. Dengan teknik DCT, kompresi gambar yang dihasilkan sedikit mengurangi warna, tetapi tidak berbeda dengan gambar asli sebelum kompresi. Hasil kompresi tergantung pada pemilihan kualitas kompresi yang diinginkan. Adapun hasil kompresi citra buah mangga dapat dilihat pada Gambar 4 dan Gambar 5 sebagai berikut.



Gambar 4. Citra Mangga sebelum Transformasi



Gambar 5. Citra Mangga setelah Transformasi

Pada Gambar 4, ukuran *file* sebelum dilakukan kompresi dengan DCT memiliki ukuran sebesar 171 kB. Pada Gambar 5, ukuran file setelah melakukan proses kompresi citra menjadi 48,8 kb.

3.2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Sekarang citra telah diproses pada langkah sebelumnya, langkah selanjutnya adalah mengklasifikasikannya. Identifikasi pada metode *convolutional neural network* dengan menetapkan beberapa parameter jaringan awal dan nilai epoch yang akan digunakan selama proses pelatihan. Arsitektur yang digunakan pada jaringan ini terdiri dari 3 lapisan yaitu : lapisan input, lapisan tersembunyi dan lapisan output.

Data inputnya adalah $1200 \times 800 = 960.000$ node, 3 node disembunyikan, dan outputnya terdiri dari 2 *node* (*mature* dan *raw*). Node tersembunyi dapat ditentukan secara acak atau dengan beberapa upaya berdasarkan persyaratan sistem. Pemilihan 3 hidden node merupakan bobot yang baik untuk memiliki presisi besar pada proses klasifikasi kematangan mangga dan tidak memakan banyak waktu dalam mengedit gambar. Data yang akan dimasukkan ke lapisan input ditransformasikan terlebih dahulu. Pelatihan dilakukan untuk mencari bobot dan distorsi yang optimal atau sesuai dengan proses pengujian. Setelah menentukan arsitektur jaringan, nilai *epoch* dan fungsi *wake-up* jaringan juga ditentukan. *Epoch* adalah jumlah iterasi yang dilakukan selama proses pelatihan sistem. *Epoch* mempengaruhi hasil *training*, semakin lama epoch maka semakin tinggi level hasil trainingnya. Dalam penelitian ini digunakan 100 epoch. Sedangkan untuk fungsi trigger ada dua jenis fungsi yaitu convolution layer yang memakai fungsi trigger ReLU kemudian lapisan keluaran yang memakai fungsi *trigger Softmax*.

a. Training

Training merupakan tahap implementasi dari *neural convolution network* yang telah dibuat. Semua citra yang diproses pada tahap sebelumnya merupakan input dari *input layer*, yang kemudian di input ke *convolution layer*. Langkah pertama adalah memberikan nilai input acak, bobot, dan bias. banyaknya neuron di lapisan input disesuaikan dengan parameter yang digunakan dari data. Kemudian dihitung matriks keluaran pada lapisan tersembunyi. Matriks yang menghasilkan bobot setiap neuron pada lapisan keluaran. Kemudian disimpan dalam *file* dengan ekstensi *.mat* yang digunakan selama proses pengujian.

b. Testing

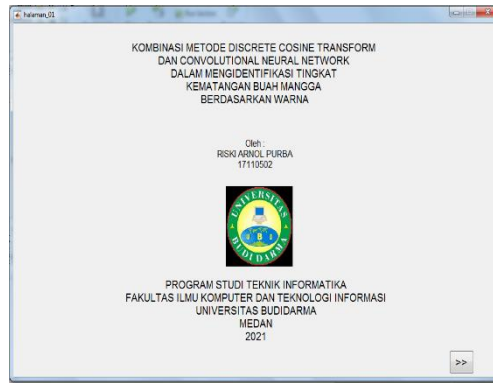
Testing adalah tahapan yang terbentuk pada proses pelatihan sebelumnya untuk mendapatkan identifikasi kematangan buah mangga.

3.3 Implementasi

Implementasi adalah tahap penting dalam penelitian, di mana konsep dan metode yang telah dirancang diterapkan dalam sistem nyata. Dalam penelitian ini, implementasi mencakup pengujian sistem yang telah dirancang untuk memastikan bahwa sistem dapat memenuhi persyaratan penelitian. Data citra buah mangga digunakan untuk pengujian, dengan dua tingkat kematangan utama, yaitu matang dan belum matang. Gambar-gambar yang akan diproses memiliki ukuran piksel sebesar 1200×800 dalam format gambar *.JPG*. Penggunaan data ini dalam tahap implementasi membantu memvalidasi metode dan memastikan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan buah mangga berdasarkan warna kulitnya dengan akurasi yang diharapkan. Implementasi yang cermat dan pengujian yang teliti sangat penting dalam memastikan kesuksesan penelitian dan keberlanjutan pengembangan teknologi.

3.3.1 Pengujian Halaman Utama

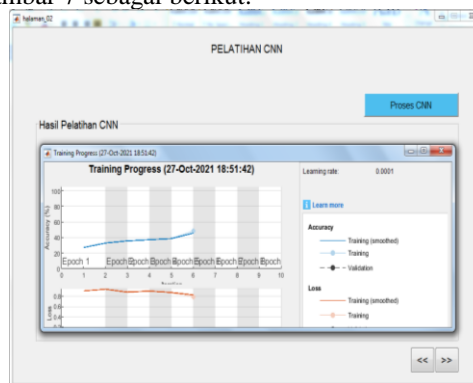
Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi tampilan awal dalam aplikasi identifikasi tingkat kematangan buah mangga yang memanfaatkan metode *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Dengan fokus pada halaman utama aplikasi, pengujian dilakukan untuk memastikan antarmuka pengguna aplikasi mudah dinavigasi, informatif, dan menarik. Hasil dari pengujian tampilan awal ini dapat ditemukan dalam Gambar 6 yang disajikan di bawah ini. Pengujian ini merupakan langkah awal dalam memastikan bahwa pengguna dapat dengan mudah mengakses dan memahami fungsi aplikasi, serta memastikan bahwa desain tampilan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Evaluasi ini penting untuk memastikan kesuksesan dan kepuasan pengguna akhir.



Gambar 6. Pengujian Halaman Utama

3.3.2 Pengujian Halaman Pelatihan Jaringan

Pengujian ini dilakukan untuk melihat proses pelatihan jaringan CNN yang digunakan pada untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah mangga dengan *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Layar menampilkan hasil akurasi pelatihan jaringan untuk setiap epoch atau siklus aritmatika yang terjadi. Tes layar pelatihan jaringan dapat dilihat di Gambar 7 sebagai berikut.

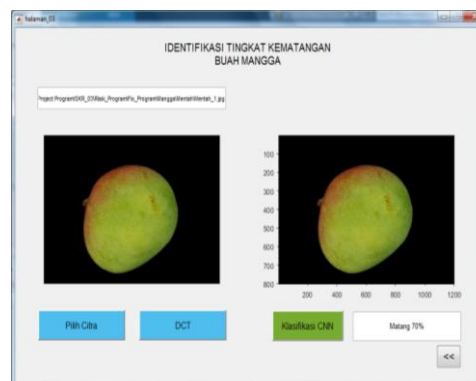


Gambar 7. Pengujian Halaman Pelatihan Jaringan

3.3.3 Tampilan Hasil Identifikasi (Pengujian)

Tampilan ini digunakan untuk menampilkan hasil identifikasi gambar yang sebelumnya dimasukkan ke dalam program untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah mangga dengan *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Pertama, pengguna harus menekan tombol Select Image untuk memilih gambar yang akan diidentifikasi. Pengguna kemudian melakukan proses kompresi data dengan menekan tombol DCT.

Langkah terakhir, *user* harus menekan tombol Klasifikasi CNN untuk memperoleh hasil identifikasi tingkat kematangan buah mangga. Adapun pengujian hasil identifikasi tingkat kematangan buah mangga dapat dilihat pada Gambar berikut.



Gambar 8. Pengujian Tampilan Hasil Identifikasi

3.4. Hasil Pengujian

Setelah mendapatkan hasil dari tampilan software, langkah selanjutnya adalah menguji sistem. Hasil pengujian merupakan metode yang digunakan untuk memverifikasi keakuratan aplikasi identifikasi kematangan mangga

menggunakan metode *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Tabel berikut merangkum hasil pengujian yang dilakukan sebagai berikut.

Tabel 1. Hasil Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Mangga

No.	Nama Citra	Aktual	Hasil Identifikasi	Keterangan
1	Matang_10.jpg	Matang	Matang	Benar
2	Matang_15.jpg	Matang	Matang	Benar
3	Matang_19.jpg	Matang	Matang	Benar
4	Matang_21.jpg	Matang	Matang	Benar
5	Matang_22.jpg	Matang	Matang	Benar
6	Matang_23.jpg	Matang	Matang	Benar
7	Matang_28.jpg	Matang	Matang	Benar
8	Matang_3.jpg	Matang	Matang	Benar
9	Matang_31.jpg	Matang	Matang	Benar
10	Matang_38.jpg	Matang	Matang	Benar
11	Matang_40.jpg	Matang	Matang	Benar
12	Matang_42.jpg	Matang	Matang	Benar
13	Matang_43.jpg	Matang	Matang	Benar
14	Matang_49.jpg	Matang	Matang	Benar
15	Matang_5.jpg	Matang	Matang	Benar
16	Mentah_10.jpg	Mentah	Mentah	Benar
17	Mentah_16.jpg	Mentah	Mentah	Benar
18	Mentah_17.jpg	Mentah	Mentah	Benar
19	Mentah_18.jpg	Mentah	Mentah	Benar
20	Mentah_21.jpg	Mentah	Mentah	Benar
21	Mentah_23.jpg	Mentah	Mentah	Benar
22	Mentah_25.jpg	Mentah	Mentah	Benar
23	Mentah_29.jpg	Mentah	Mentah	Benar
24	Mentah_30.jpg	Mentah	Mentah	Benar
25	Mentah_31.jpg	Mentah	Mentah	Benar
26	Mentah_32.jpg	Mentah	Mentah	Benar
27	Mentah_36.jpg	Mentah	Matang	Salah
28	Mentah_38.jpg	Mentah	Matang	Salah
29	Mentah_42.jpg	Mentah	Mentah	Benar
30	Mentah_46.jpg	Mentah	Mentah	Benar

Berdasarkan hasil pengujian identifikasi tingkat kematangan buah mangga menggunakan metode DCT dan CNN pada Tabel 1, citra uji matang berjumlah 15 buah dengan jumlah identifikasi benar sebanyak 15 dan citra uji mentah berjumlah 15 buah dengan jumlah identifikasi benar sebanyak 13. Sehingga, jumlah seluruh citra uji yang benar diidentifikasi adalah 28 citra dan dapat dihitung akurasi dari pengujian sistem dengan menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Citra Benar}}{\text{Total Citra Input}} \times 100\% = \frac{28}{30} \times 100\% = 93,33\%$$

Dari perhitungan di atas, dapat dilihat bahwa akurasi dari pengujian sistem yang telah dibangun dapat menghasilkan hasil identifikasi yang baik dengan tingkat akurasi sebesar 93,33%.

4. KESIMPULAN

Dari hasil pengujian yang dilakukan, metode identifikasi tingkat kematangan buah mangga menggunakan kombinasi *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) menghasilkan hasil yang memuaskan dengan tingkat akurasi mencapai 93,33%. DCT digunakan untuk melakukan transformasi citra, memungkinkan percepatan proses komputasi pelatihan pada jaringan CNN. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan ini efektif dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah mangga berdasarkan warna kulitnya. Keakuratan yang tinggi pada hasil identifikasi menggambarkan potensi besar metode ini dalam mendukung industri buah-buahan, memungkinkan pemantauan dan pemilahan yang cepat dan akurat. Dalam konteks ini, teknologi berbasis citra dan pengolahan data seperti DCT dan CNN membawa dampak positif terhadap pemrosesan data visual, terutama dalam konteks pertanian dan industri buah-buahan. Dengan adanya hasil ini, metode ini bisa dijadikan solusi yang efisien dan dapat diandalkan dalam menghadapi tantangan pemilahan buah mangga, memberikan peluang untuk pengelolaan rantai pasokan buah-buahan yang lebih efektif dan efisien.

REFERENCES

- [1] H. Khotimah and N. Nafi'iyah, "Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV dengan KNN," *J. Elektron. List. dan Teknol. Inf. Terap.*, vol. 1, no. 2, pp. 1–4, 2019.
- [2] A. P. S. Pamungkas, N. Nafi'iyah, and N. Q. Nawafilah, "K-NN Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Manalagi Menggunakan L* A* B dan Fitur Statistik," *J. Comput. Sci. Vis. Commun. Des.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–8, 2019.
- [3] C. B. Sanjaya and M. I. Rosadi, "Klasifikasi buah mangga berdasarkan tingkat kematangan menggunakan least-squares support vector machine," *Explor. IT! J. Keilmuan dan Apl. Tek. Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 1–8, 2018.
- [4] J. Pujoseno, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Alat Tulis," 2018.
- [5] T. Shafira, "Implementasi Convolutional Neural Networks Untuk Klasifikasi Citra Tomat Menggunakan Keras." Universitas Islam Indonesia, 2018.
- [6] E. D. S. Mulyani and J. P. Susanto, "Classification of maturity level of fuji apple fruit with fuzzy logic method," in *2017 5th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)*, 2017, pp. 1–4.
- [7] A. Noviyanto, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Varietas Tomat Merah dengan Metode Perbandingan Kadar Warna," *Yogyakarta Univ. Gajah Mada*, 2009.
- [8] D. Deswari, M. T. Hendrick, and M. T. Derisma, "Identifikasi Kematangan Buah Tomat Menggunakan Metoda Backpropagation," *Univ. Andalas Padang*, 2013.
- [9] S. Y. Riska and P. Subekti, "Klasifikasi Level Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Multi-Svm," *J. Ilm. Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 39–45, 2016.
- [10] M. A. Anggriawan, M. Ichwan, and D. B. Utami, "Pengenalan tingkat kematangan tomat berdasarkan citra warna pada studi kasus pembangunan sistem pemilihan otomatis," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 3, 2017.
- [11] M. Effendi, F. Fitriyah, and U. Effendi, "Identifikasi Jenis dan Mutu Teh Menggunakan Pengolahan Citra Digital dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan," *Teknotan J. Ind. Teknol. Pertan.*, vol. 11, no. 2, pp. 67–76, 2017.
- [12] S. Hartanto, "Implementasi fuzzy rule based system untuk klasifikasi buah mangga," *TECHSI-Jurnal Tek. Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 103–122, 2017.
- [13] H. Ochoa-Dominguez and K. R. Rao, *Discrete Cosine Transform*. CRC Press, 2019.
- [14] R. P. Ahmad, "Klasifikasi Kematangan Buah Mangrove Menggunakan Metode Deep Convolutional Neural Network." Universitas Sumatera Utara, 2020.
- [15] D. SEPTIANGRAINI, "STUDI PERBANDINGAN ARSITEKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA KLASIFIKASI AGLAONEMA," 2022.