# Penerapan Metode Grey Level Co-Occurrence Matriks (GLCM) dan K-Nearest Neighbor (K-NN) Untuk Mendeteksi Tingkat Kematangan Buah Belimbing Bintang

Qurnia Shandy, Sudirman S. Panna, Yusriyanto Malago Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo

e-mail: qurniashandy9@gmail.com, sudirmansastradijaya@gmail.com, yusriyanto malago@live.com

Abstrak— Buah Belimbing Bintang salah satu jenis tanaman hortikultura yang memiliki nilai ekonomis tinggi dan cukup banyak digemari oleh masyarakat. Dalam pemasarannya dibutuhkan informasi tingkat kematangan buah belimbing sangat diperlukan oleh industri pertanian. Namun, untuk mengetahui tingkat kematangan buah belimbing bintang masih dilakukan secara manual sehingga membutuhkan waktu yang lama jika dilakukan dengan jumlah yang banyak. Penentuan deteksi tingkat kematangan buah belimbing bintang perlu dilakukan dengan lebih akurat, handal, efisien, efektif, cepat, atau optimal agar didapatkan nilai akurasi yang tinggi. Penentuan deteksi tingkat kematangan buah diusulkan menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix dan K-Nearest Neghbor sebagai model Klasifikasinya. Hasil penelitan menunjukan bahwa akurasi model K-NN untuk penentuan tingkat kematangan buah sebesar 90% dengan menggunkan pengujian model K-NN, jumlah K-5, dan arah GLCM = 0° dan 135° dengan jarak = 1 penelitian ini menggunakan 10 data testing dan 50 data training, yaitu kategori matang dan mentah dengan masing-masing 25 data.

Kata kunci: Belimbing Bintang, Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix, Metode K-Nearest Neighbor

Abstract—Star fruit is one type of horticultural plant that has high economic value and is quite popular with the community. In marketing, information on the maturity level of star fruit is needed by the agricultural industry. However, to determine the level of maturity of star fruit is still done manually so it takes a long time if done in large quantities. Determination of detection of star fruit maturity level needs to be done more accurately, reliably, efficiently, effectively, quickly, or optimally in order to obtain a high accuracy value. Determination of fruit ripeness detection is proposed using the Gray Level Cooccurrence Matrix and K-Nearest Neghbor as classification models. The results of the study show that the accuracy of the K-NN model for determining the level of fruit maturity is 90% by using the K-NN model testing, the number of K-5, and the direction of GLCM = 0° and 135° with a distance = 1. This study uses 10 testing data and 50 training data, namely mature and raw categories with 25 data each.

Keywords: Starfruit, Gray Level Co-Occurrence Matrix Method, K-Nearest neighbor Method

#### I. PENDAHULUAN

Buah-buahan di Indonesia merupakan suatu komoditas yang menguntungkan karena keanekaragaman varietas dan di dukung oleh iklim yang sesuai, sehingga menghasilkan berbagai buah-buahan yang sangat bervariasi dan menarik [1]. Produksi buah segar terus ditingkatkan karena kebutuhan masyarakat untuk mengkonsumsi buah juga meningkat [2]. Namun, apabila setelah panen tidak di tangani dengan baik, kualitas hasil panen buah- buahan akan menurun secara bertahap [1]. informasi tingkat kematangan buah belimbing sangat diperlukan oleh industri pertanian pada umumnya. Sayangnya masih terdapat kendala yang sering dihadapi dalam menentukan kematangan buah belimbing, salah satu kendalanya yakni identifikasi yang masih dilakukan secara manual. Kelemahannya waktu yang dibutuhkan relatif lama

jika identifikasi buah belimbing dilakukan dengan jumlah yang banyak. Selain itu subjektifitas lainnya tingkat kelelahan dan perbedaan persepsi tentang penilaian terhadap tingkat kematangan buah belimbing. Oleh karena itu diperlukan adanya metode yang memudahkan industri dalam menentukan tingkat kematangan buah belimbing secara efisien. Kemajuan teknologi komputer termasuk interaksi antara manusia dangan komputer pada saat ini sudah berkembang pesat. Salah satu nya yaitu teknologi pengolahan citra yang memungkinkan untuk memilah dan mengamati produk pertanian dan perkebunan tersebut secara otomatis.

Seiring perkembangannya, metode-metode yang digunakan dalam teknologi pengolahan citra pun sudah cukup banyak. Salah satunya adalah metode Gray Level Co-Occurrence Matrix(GLCM). Gray Level Co-Occurrence Matrix(GLCM) merupakan suatu metode yang digunakan untuk analisis

tekstur/ekstraksi ciri, perolehan ciri diperoleh dari nilai piksel matrix, yang mempunyai nilai tertentu dan membentuk suatu sudut pola[5]. Pada penelitian ini untuk meningkatkan akurasi pengenalan metode Gray Level Co-Occurrence. Matrix(GLCM) dapat dikombinasikan dengan metode K-Nearest Neighbor dalam proses klasifikasi. K-NN merupakan salah satu teknik klasifikasi yang paling dasar dan sederhana. Metode ini memiliki kelebihan yakni pelatihan yang sangat cepat, sederhana dan mudah di pelajari, tahan terhadap data yang memiliki derau dan efektif jika data pelatihan besar[8].

Berdasarkan pemaparan diatas, maka dapat dirumuskan masalah penelitian sebagai berikut: (1)Terbatasnya fungsi identifikasi secara manual sehingga memberikan hasil yang tidak konsisten untuk mendeteksi tingkat kematangan buah belimbing; (2)Perlunya metode algoritma untuk menentukan tingkat kematangan algoritma untuk menentukan tingkat kematangan buah belimbing secara efisien. Penelitian ini bertujuan untuk: Menguji Coba Algoritma GLCM dan KNN untuk memperoleh Akurasinya yang terbaik pada deteksi kematangan buah belimbing. Diharapkan apabila tujuan ini tercapai, maka mampu untuk memberikan masukan bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan dan teknologi, khususnya pada bidang ilmu komputer, yaitu berupa penerapan metode K-NN untuk mengoptimalkan kinerja metode GLCM pada sistem identifikasi tingkat kematangan buah belimbing. Selain itu diharapkan pula mampu digunakan untuk mempermudah industri solusi mengidentifikasi tingkat kematangan buah belimbing bintang.

#### II. STUDI PUSTAKA

## A. Penelitian Terkait

- (1) Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Strawberry Menggunakan Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM) Dan Laplacian Filter, Penelitian ini akan menghasilkan dengan penambahan fitur RGB didapatkan akurasi sebesar 80% sedangkan tingkat akurasi tanpa menambahkan fitur RGB sebesar 60% [6].
- (2) Metode Grayscale Co-occurrence Matrix (GLCM) Untuk Klasifikasi Jenis Daun Jambu Air Menggunakan Algoritma Neural Network, Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa tingkat akurasi pada daun jambu bol adalah 81,25%, daun bunton 3 Hijau 75%, dan daun citra 80% dan total nilai akurasi keseluruhan 78.89% [7].
- (3) Penentuan Kematangan Buah Salak Pondoh Di Pohon Berbasis Pengolahan Citra Digital, Dari hasil pengujian menunjukkan bahwa keberhasilan sistem ini sebesar 92% jika menggunakan algoritma klasifikasi backpropagatioan dan 93% dengan algoritma k-Nearest Neighbor[9].

# B. Buah Belimbing

Belimbing atau belimbing manis merupakan tanaman buah berbentuk cukup unik yang berasal dari Indonesia, India dan Sri Langka. Belimbing manis memiliki nama latin Averrhoa carambola yang termasuk ke dalam family Oxalidaceae dengan ordo Oxalidales. Buah belimbing berwarna kuning ke hijauan. Saat baru tumbuh, buahnya berwarna hijau dan jika dipotong buahnya mempunyai penampang yang berbentuk bintang dan berbiji kecil yang berwarna coklat. Buah belimbing memiliki rasa yang manis dan sedikit rasa asam yang segar serta mengandung banyak vitamin A dan C. Belimbing adalah salah satu tanaman yang cukup banyak digunakan oleh masyarakat sebagai obat tradisional. Biasanya masyarakat menggunakan belimbing wuluh dan belimbing manis sebagai obat darah tinggi atau hipertensi[3].

## C. Ekstrasi Fitur

Ekstrasi Fitur merupakan suatu pengambilan ciri atau fitur suatu bentuk yang nantinya nilai yang didapatkan akan dianlasis untuk proses seklanjutnya. Fitur adalah karakteristik dari suatu objek yang akan berguna untuk proses klasifikasi. Ekstrasi fitur dilakukan dengan cara menghitung jumlah titik atau pixel yang ada pada citra[18].

## D. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu metode untuk mengelompokan sebuah objek ke dalam kelompok atau kelas tertentu[19]. Klasifikasi termasuk ke dalam supervised learning karena menggunakan sekumpulan data untuk di analasis terlebih dahulu, kemudian pola dari analisis tersubut digunakan untuk pengklasifikasian data uji. Proses klasifikasi data terdiri dari pembelajaran dan klasifikasi. Pada pembelajaran data training dianalisis menggunakan algoritma klasifikasi, selanjutnya pada klasifikasi digunakan data testing untuk memastikan tingkat akurasi dari rule klasifikasi yang digunakan. Teknik klasifikasi dibagi menjadi lima kategori berdasarkan perbedaan konsep matematika, yaitu berbasis statistik, berbasis jarak, berbasis pohon keputusan, berbasis jaringan syaraf, dan berbasis rule[20]. Proses ini dilakukan agar data atau citra dapat dikategorikan dalam suatu kelas tertentu yang telah ditentukan. Algoritma klasifikasi yang banyak digunakan secara luas, yaitu K-Nearest Neighbor, Decision atau Classification Trees, Bayesian Classifiers atau Naïve Bayes classifiers, Neural Networks, Analisa Statistik, Algoritma Genetika, Rough Sets, Metode Rule Based, Memory Based Reasoning, dan Support Vector Machines (SVM)[21]

## E. GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix)

GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) pertama kali diusulkan oleh Haralick pada tahun 1979 dengan 28 fitur untuk menjelaskan pola spasial[22]. Metode GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) merupakan salah satu metode untuk ektraksi tekstur pada citra. Ekstraksi tekstur dilakukan untuk mengambil informasi pokok dari suatu citra sebelum berikutnya. digunakan ke proses Metode menggunakan beberapa fitur pendekatan statistik seperi energi, entropi, kontras, dan sebagainya. Langkah pertama untuk menghitung fitur-fitur GLCM adalah dengan mengubah citra RGB menjadi citra berskala keabuan. Langkah kedua adalah menciptakan matrik co-occurrence dan dilanjutkan dengan menentukan hubungan spasial antara piksel referensi

dan piksel tetangga berdasarkan sudut  $\theta$  dan jarak d. Langkah selanjutnya adalah menciptakan matrik simetris dengan menambahkan matrik co-occurrence dengan matriks transposenya. Kemudian dilakukan normalisasi terhadap matrik simetris dengan menghitung probabilitas setiap element matrik. Langkah terakhir adalah dengan menghitung fitur GLCM. Setiap fitur dihitung dengan satu piksel jarak di empat arah, yaitu 00, 450, 900, dan 1350 untuk mendeteksi co-occurrence[23].

#### III. METODE

# A. Pengumpulan Data

Data primer penelitian ini adalah citra Buah Belimbing, dimana peneliti mengambil gambar secara langsung menggunakan Kamera Smarthphone Samsung Galaxy A20 dengan resolusi 13 MP. Jumlah data yang digunakan yaitu 60 file dalam format JPG dengan tingkat kematangan (Mentah dan Matang).

## B. Pra Pengolahan Data

Sebelum data diolah, terlebih dahulu dilakukan histogram equalization. Hal ini dilakukan karena Histogram equalization adalah proses yang mengubah distribusi nilai derajat keabuan pada sebuah citra sehingga menjadi seragam (uniform). Selanjutnya dilakukan proses segmentasi citra, segmentasi citra merupakan proses pengolahan yang bertujuan memisahkan wilayah (region) objek dengan wilayah latar belakang agar objek mudah di analisis dalam rangka mengenali objek yang banyak melibatkan persepsi visual.

# C. Ekstrasi Ciri

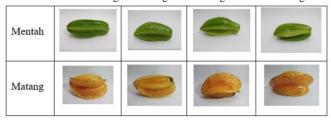
Ekstrasi ciri berfungsi sebagai pendeteksi ciri dari suatu citra. Ciri yang dapat digunakan untuk membedakan objek satu dengan objek lainnya, diantaranya adalah ciri bentuk, ukuran, ciri geometri, ciri tekstur, dan warna. Pada penelitian ini menggunakan ekstrasi ciri tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). Masing-masing objek diekstrak cirinya berdasarkan parameter-parameter tertentu dan dikelompokkan pada kelas tertentu. Nilai dari parameter tersebut kemudian dijadikan sebagai data masukan dalam proses identifikasi klasifikasi.

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

# A. Hasil Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam peneltian ini adalah data real dengan cara mengambil foto secara langsung menggunakan kamera Smartphone Samsung A20 dengan resolusi kamera 13 Megapixel. Dengan jumlah data 60 citra gambar buah belimbing dengan tingkat kematangan yang berbeda (30 Matang, 30 Mentah).

Tabel 1. Data gambar Tingkat kematangan buah belimbing



# B. Pengambilan Citra Buah Belimbing

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan adalah citra buah belimbing bintang. Data yang akan digunakan adalah sebanyak 60 data dengan rincian 30 citra untuk buah belimbing yang sudah matang dan 30 citra untuk buah yang masih mentah. Pengambilan citra dilakukan dengan menggunakan alas kertas HVS yang memiliki warna latar putih (background). Warna latar putih bertujuan untuk mempermudah proses pra pengolahan dan ekstrasi ciri dimana warna latar tidak mempengaruhi nilai dari masing masing nilai ciri citra.

## C. Pra-Pengolahan

Pra-pengolahan citra (image pre-processing), yaitu proses paling awal dalam pengolahan citra sebelum proses utama dilakukan. Pada tahap ini citra buah belimbing yang sudah ada dikonversi agar diperoleh data citra belimbing yang sesuai kebutuhan. Tahap ini berfungsi untuk menormalisasi citra dari permasalahan luminasi yang teralalu gelap atau terlalu terang sehingga dapat meningkatkan performansi dari sistem deteksi tingkat kematangan.

Berikut tahapan-tahapan yang dilakukan dalam pra pengolahan :



Rumus Konversi Citra RGB ke Grayscale:

$$s = \frac{R + B + G}{3}$$

Dimana: R = Red. B = Blue. G = Green

# D. Histogram Equalization

Histogram Equalization adalah suatu proses perataan histogram, dimana distribusi nilai derajat keabuan pada suatu citra dibuat rata. Pada dasarnya metode ini akan digunakan untuk memperlebar range tingkat keabuan, sehingga akan meningkatkan kekontrasan citra. Dari hasil penurunan rumus perataan Histogram secara matematis didapat tranformasi sebagai berikut:

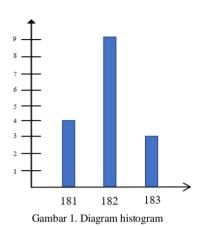
$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j)$$

$$= \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n}$$
(1)

Contoh Perhitungan manual Citra Keabuan ke citra Histogram :

Tabel 2. Citra Keabuan 4x4

<u>x,y</u>	0	1	2	3
0	183	181	182	183
1	182	181	182	182
2	182	181	182	182
3	182	181	183	182





Gambar 2. Hasil Output dari proses konversi RGB-Grayscale-Histogram

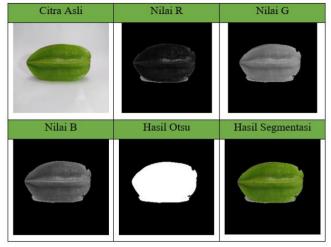
## E. Segmentasi Citra

Pada tahap ini dilakukan pembagian atau pemisahan objek gambar dengan background gambar dan dengan menggunakan segmentasi. Gambar 3 ditampilkan contoh dari hasil segmentasi.

## F. Ekstrasi Fitur

Fitur ekstrasi Grey Level Co-onccurrence Matrix (GLCM) merupakan matrix yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua pixsel dengan intensitas tertentu dalam jarak dapat berupa nilai 1,2,3 dan seterusnya

sedangkah orientasi arah sudut dapat berupa  $0^{\circ}$ ,  $45^{\circ}$ ,  $90^{\circ}$ ,  $135^{\circ}$ .



Gambar 3. Hasil Segmentasi

Contoh: Nilai pada jarak 1 dan orientasi arah sudut 0° Nilai pada table 4.5 berupa matrix 4 x 4, dari matrix 255 x 255 yang disederhanakan untuk memudahkan perhitungan.

Tabel 3. Matrix Hasil Segmentasi

i/j	0	1	2	3
0	183	180	181	183
1	183	182	182	185
2	183	181	182	183

Setelah menetukan arahnya selanjutnya membentuk matriks kookurense dengan cara menghitung frekuensi kemunculan pasangan nilai keabuan piksel referensi dan piksel tetangga pada jarak dan arah yang ditentukan. Perhitungan menggunakan nilai orientasi dengan arah sudut 0°. 0° yaitu nilai gambar yang memiliki nilai yang sama dan bersebelahan. Hasilnya sebagai berikut:

Tabel 4. Matrix GLCM

i/j	180	181	182	183	185
180	0	I	0	I	0
181	I	0	I	2	0
182	0	I	I	2	1
183	I	2	2	I	0
185	0	0	1	0	0

Jumlah Total Nilai GLCM = 18

Langkah terakhir adalah menghitung ciri statistik GLCM yaitu:

## a. Menghitung nilai Contras

```
\begin{aligned} &\text{Contras} = \\ &(180\text{-}181)^2(0,057) + (180\text{-}183)^2(0,057) + (181\text{-}180)^2(0,057) + (181\text{-}182)^2(0,057) + \\ &(181\text{-}183)^2(0,111) + (182\text{-}181)^2(0,057) + (182\text{-}182)^2(0,057) + (182\text{-}183)^2(0,111) + \\ &(182\text{-}185)^2(0,057) + (183\text{-}180)^2(0,057) + (183\text{-}181)^2(0,111) + (183\text{-}182)^2(0,111) + \\ &(183\text{-}183)^2(0,057) + (185\text{-}182)^2(0,057) \\ &\text{Contras} = 0.057 + 0.513 + 0.057 + 0.057 + 0.444 + 0.057 + 0 + 0.111 + 0.513 + \\ &0.513 + 0.444 + 0.111 + 0 + 0.513 \end{aligned}
```

#### b. Menghitung nilai Energy

```
Energy = ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,111)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2) + ((0,057)^2)
Energy = 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,012 + 0,003 + 0,012 + 0,003 + 0,012 + 0,003 + 0,012 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,003 + 0,00
```

#### Energy = 0.078

## c. Menghitung nilai Homogenity

```
Homogenity =
```

```
 \begin{aligned} &((0,057)/1 \,+\, (180\text{-}181)) \,+\, ((0,057)/1 \,+\, (180\text{-}183)) \,+\, ((0,057)/1 \,+\, (181\text{-}180)) \,+\, \\ &((0,057)/1 \,+\, (181\text{-}182)) \,+\, ((0,111)/1 \,+\, (181\text{-}183)) \,+\, ((0,057)/1 \,+\, (182\text{-}181)) \,+\, \\ &((0,057)/1 \,+\, (182\text{-}182)) \,+\, ((0,111)/1 \,+\, (182\text{-}183)) \,+\, ((0,057)/1 \,+\, (182\text{-}185)) \,+\, \\ &((0,057)/1 \,+\, (183\text{-}180)) \,+\, ((0,111)/1 \,+\, (183\text{-}181)) \,+\, ((0,111)/1 \,+\, (183\text{-}182)) \,+\, \\ &((0,057)/1 \,+\, (183\text{-}183)) \,+\, ((0,057)/1 \,+\, (185\text{-}182)) \end{aligned}
```

#### Homogenity =

```
0,057 + -1 + 0,057 + -3 + 0,057 + 1 + 0,057 + -1 + 0,111 + -2 + 0,057 + 1 + 0,057 + 0 + 0,111 + -1 + 0,057 + -3 + 0,057 + 3 + 0,111 + 2 + 0,111 + 1 + 0,057 + 0 + 0,057 + 3
```

Homogenity = 1,014

## d. Menghitung nilai Entropy

-0.0709 + -0.1059 + -0.1059 + -0.0709 +

```
Entropy =  \begin{aligned} &(0.057 \log 0.057) + (0.057 \log 0.057) + \\ &(0.057 \log 0.057) + (0.057 \log 0.057) + (0.111 \log 0.111) + \\ &(0.057 \log 0.057) + (0.057 \log 0.057) + (0.111 \log 0.111) + (0.057 \log 0.057) + \\ &(0.057 \log 0.057) + (0.111 \log 0.111) + (0.111 \log 0.111) + (0.057 \log 0.057) + \\ &(0.057 \log 0.057) + (0.111 \log 0.111) + (0.111 \log 0.111) + (0.057 \log 0.057) + \\ &(0.057 \log 0.057) \\ &= -0.0709 + -0.0709 + \\ &-0.0709 + -0.0709 + -0.1059 + \\ &-0.0709 + -0.0709 + -0.1059 + -0.0709 + \end{aligned}
```

Entropy = -1,1326

#### V. KESIMPIILAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dan pembahasan yang telah diuraikan sebelumnya maka dapat ditarik kesimpulan bahwa kinerja model deteksi tingkat kematangan buah belimbing bintang menggunakan metode K-Nearest Neighbor dengan fitur ekstraksi Gray Level Co-occurrence Matrix setelah diukur menggunakan Confusion Matrix menghasilkan akurasi sebesar 90%.

#### REFERENSI

- D. R. Radityo, M. R. Fadillah, Q. Igwahyudi, and S. Dewanto, "Alat Penyortir Dan Pengecekan Kematangan Buah," vol. 20, no. 2, pp. 88– 92.
- [2] F. Y. Mulato, "Klasifikasi Kematangan Buah Jambu Biji Merah ( Psidium Guajava) Dengan Menggunakan Model Fuzzy," 2015.
- [3] B. E. Permadi, "Rancang Bangun Alat Sortir Kematangan Buah Belimbing Berdasarkan Ukuran Dan Warna Dengan Mikrokontroler Arduino."
- [4] F. Y. Manik and K. S. Saragih, "Klasifikasi Belimbing Menggunakan Naïve Bayes Berdasarkan Fitur Wama RGB," vol. 11, no. 1, 2017.
- [5] R. Widodo, A. W. Widodo, and A. Supriyanto, "Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok ( Citrus reticulata Blanco) untuk Klasifikasi Mutu," vol. 2, no. 11, pp. 5769–5776, 2018.
- [6] D. T. Hermanto, S. Megira, and D. Ninosari, "Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Strawberry Menggunakan Gray Level Co-Occurance Matrix ( Glcm ) Dan Laplacian Filter," pp. 25–30, 2018.
- [7] P. R. Suhendri, "Metode Grayscale Co-occurrence Matrix (GLCM) Untuk Klasifikasi Jenis Daun Jambu Air Menggunakan Algoritma Neural Network," vol. 01, no. 01, pp. 15–22, 2019.
- [8] M. M. Siti Mutrofin, Abidatul Izzah, Arrie Kurniawardhani, "Optimasi Teknik Klasifikasi Modified K Nearest Neighbor Menggunakan Algoritma Genetika," no. September, pp. 130–134, 2014.
- [9] P. Rianto and A. Harjoko, "Penentuan Kematangan Buah Salak Pondoh Di Pohon Berbasis Pengolahan Citra Digital," vol. 11, no. 2, pp. 143– 154, 2017.
- [10] I. A. Halela, B. Nurhadiyono, S. Si, M. Kom, and F. Z. Rahmanti, "Identifikasi Jenis Buah Apel Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dengan Ekstraksi Fitur Histogram," pp. 1–8.
- [11] M. K. Achdiyat Risvana, Prajanto Wahyu Adi, M.Kom, Setia Astuti, S.Si, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Jambu Biji Merah Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor," no. x, pp. 1–9, 2012.
- [12] Iswahyudi Catur, "Prototype Aplikasi Untuk Mengukur Kematangan Buah Apel," vol. 3, pp. 107–112, 2010.
- [13] N. Nafi'iyah, "Algoritma Kohonen Dalam Mengubah Citra Graylevel Menjadi Citra Biner," vol. 9, no. 2, pp. 49–55, 2015.
- [14] B. Citra et al., "Binerisasi Citra Tangan Dengan Metode Otsu," vol. 3, no. 2, pp. 11–13, 2004.
- [15] [R. D. Kusumanto and A. N. Tompunu, "Pengolahan Citra Digital Untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB," vol. 2011, no. Semantik, 2011.
- [16] [16] M. T. I Putu Gangga Sugi Pradnyana, Ledya Novamizanti, S.Si., M.T., Hilman Fauzi, S.T., "Perancangan Sistem Pendeteksi Genangan Air Potensi Perkembangbiakan Nyamuk Melalui Foto Citra Udara Dengan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)," vol. 2, no. 2, pp. 2977–2984, 2015.
- [17] [17] F. Shofrotun, T. Sutojo, D. R. Ignatius, and M. Setiadi, "Identifikasi Tumbuhan Obat Herbal Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Algoritma Gray Level Co-occurence Matrix dan K-Nearest Neighbor," vol. 6, no. November 2017, pp. 51–56, 2018.
- [18] [18] R. Munarto, E. Permata, and R. Salsabilla, "Klasifikasi Kualitas Biji Jagung Manis Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Fuzzy Logic," pp. 5–12, 2014.

- [19] [19] M. A. Naufal, "Implementasi Metode Klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-Nn) Untuk Pengenalan Pola Batik Motif Lampung," 2017.
- [20] [20] D. Sartika and D. I. Sensuse, "Perbandingan Algoritma Klasifikasi Naive Bayes, Nearest Neighbour, dan Decision Tree pada Studi Kasus Pengambilan Keputusan Pemilihan Pola Pakaian," vol. 1, no. 2, pp. 151–161, 2017.
- [21] [21] H. Leidiyana, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bemotor," vol. 1, no. 1, pp. 65–76, 2013.
- [22] [22] E. P. Satrio, T. Sutojo, S. Si, and M. Kom, "Klasifikasi Tenun Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrices (Glcm)," no. 5.
- [23] [23] H. Wijayanto, "Klasifikasi Batik Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour Berdasarkan Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM)," no. 5.
- [24] [24] R. A. Surya, A. Fadlil, and A. Yudhana, "Ekstraksi Ciri Citra Batik Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Co Occurrence Matrix," vol. 2, no. 1, pp. 146–150, 2016.
- [25] J. S. A. Arwansyah, "Implementasi Algoritma KNN Dalam Memprediksi Curah Hujan dan Temperatur Untuk Tanaman Padi," vol. VIII, no. 1, pp. 11–20, 2019.
- [26] [26] E. T. L. Kaharuddin, Kusrini, "Klasifikasi Jenis Rempah-Rempah Berdasarkan Fitur Warna Rgb Dan Tekstur Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," vol. 4, no. 1, 2019.
- [27] [27] E. R. Paramita Mayadewi, "Prediksi Nilai Proyek Akhir Mahasiswa Menggunakan Algoritma Klasifikasi Data Mining," no. November, pp. 2–3, 2015.
- [28] [28] M. F. Rahman, M. I. Darmawidjadja, and D. Alamsah, "Klasifikasi Untuk Diagnosa Diabetes Menggunakan Metode Bayesian Regularization Neural Network (RBNN)," vol. 11, pp. 36–45, 2017.