

# IDENTIFIKASI KUALITAS DAUN BAYAM DENGAN GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) DAN YUV COLOR MOMENTS

Mungki Astiningrum<sup>1</sup>, Anugrah Nur Rahmanto<sup>2</sup>, Welsi Eldayosa<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Teknik Informatika, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Malang  
<sup>1</sup>mungki.astiningrum@polinema.ac.id, <sup>2</sup>anugrahnur@polinema.ac.id, <sup>3</sup>welsi22579@gmail.com,

**Abstrak**—Pada proses bisnis pertanian sayur mayur di Indonesia, khususnya pada sektor pertanian sayur bayam pada umumnya masih belum menerapkan penggunaan aplikasi citra digital dalam menunjang pekerjaan dalam memilih kualitas sayur bayam yang baik dan cukup benar, kebanyakan masih menggunakan cara yang manual sehingga sayur yang akan dipasarkan tercampur dengan sayur yang kurang baik dan buruk dalam hal kualitas, tentunya ini akan sangat mempengaruhi nilai dalam penjualan yang akan berakibat fatal nantinya. Aplikasi pengolahan citra digital dibuat untuk membantu penelitian pada sektor pertanian sayur bayam dalam memilih dan memilah dengan baik serta akurat suatu kualitas sayur bayam dari tekstur dan warna, dengan sistem komputerisasi agar meminimalisir masuknya sayur bayam yang tercampur dalam stok penjualan. Aplikasi identifikasi kualitas sayur bayam ini nantinya akan menggunakan metode GLCM untuk mencari nilai tekstur, YUV untuk mencari nilai warna dan dengan menggunakan K-NN sebagai klasifikasinya diharapkan bisa membantu dalam pengerjaan yang lebih mudah. Pada penelitian ini, data training yang digunakan berjumlah 30 data untuk setiap kelas yaitu bayam baik, bayam kurang segar dan bayam buruk. Data testing yang digunakan berjumlah 5 data untuk setiap kelasnya. Tingkat akurasi tertinggi yang diperoleh sistem adalah 86,66% pada  $K = 7$ .

**Kata kunci**— Sayur Bayam, GLCM, YUV, K-NN

## I. PENDAHULUAN

Aplikasi identifikasi kualitas daun bayam dilihat dari tekstur dan warna pada daun bayam. Pengolahan citra digital pada era ini sangat berkembang pesat, adanya pengolahan citra digital bermanfaat pada efisiennya pengerjaan pada suatu sistem yang dikerjakan secara manual pada bidang pertanian secara umum, khususnya pada bidang pertanian yang salah satunya untuk pemanfaatan identifikasi kualitas daun sayur dari tekstur dan juga warna. Contoh dari pendektasian tersebut diidentifikasi dari tekstur dan juga warna pada daun sayur. Informasi yang didapatkan dari citra

atau gambar yang akan di olah untuk identifikasi kualitas daun sayur.

Di Indonesia sendiri sebagian masyarakat sangat bergantung pada sektor pertanian, salah satunya adalah sayur bayam. Sayur bayam adalah salah satu sayur kesukaan masyarakat yang sangat digemari dikarenakan sangat mudah mendapatkannya dan juga banyak sekali manfaatnya. Kualitas daun bayam yang tersebar dan terjual di masyarakat belum terpilih dengan baik dan benar, seperti masih adanya campuran sayur bayam yang di jual dengan kualitas yang kurang bagus, sehingga dari adanya daun bayam yang ikut tercampur dengan jualan mengakibatkan penjualan menurun dan kurang peminatnya.

Pada penelitian ini, penulis melakukan identifikasi kualitas daun bayam yang dilihat dari kualitas tekstur dan warna daun bayam yang nantinya di olah dari citra sayur bayam. Penulis menggunakan YUV Color Moment yang berguna pada identifikasi warna pada daun bayam yang nantinya didapatkan dengan maksimal, Model ini dipilih sebagai metode ekstraksi fitur karena komponen warna Y secara tegas dipisahkan dari komponen chrominance (U dan V) yang mengakibatkan kedua komponen tersebut bersifat independen, sehingga komponen luminance dapat diproses tanpa mempengaruhi kontent warna dari suatu citra dan ruang model YUV tersebut biasanya banyak digunakan dalam gambar dan video [1], untuk identifikasi kualitas tekstur pada daun bayam menggunakan gray level co-occurrence matrix (GLCM), serta menggunakan k-Nearest Neighbor (kNN) sebagai klasifikasi nilai dari warna dan tekstur.

Identifikasi kualitas daun bayam dengan citra diharapkan dapat melakukan identifikasi yang sesuai dengan apa yang diteliti pada penelitian ini dan dapat berhasil mendeteksi kualitas sayur bayam apakah itu bayam baik, bayam kurang segar, dan bayam buruk, sehingga mampu menambah jumlah penelitian pengolahan citra digital pada bidang pertanian serta penelitian ini dapat berjalan dengan lancar

dan nantinya aplikasi ini bisa di gunakan pada yang membutuhkan dan di kembangkan lagi menjadi lebih baik .

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. Pengolahan Citra

Pengolahan citra (*image Processing*) merupakan proses mengolah piksel-piksel di dalam citra digital untuk tujuan tertentu. Pada awalnya pengolahan citra ini dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra, namun dengan berkembangnya dunia komputasi yang ditandai dengan semakin meningkatnya kapasitas dan kecepatan proses komputer serta munculnya ilmu-ilmu komputasi yang memungkinkan manusia dapat mengambil informasi dari suatu citra seperti pada [2].

### B. Citra Digital

Citra digital merupakan representatif dari citra yang diambil oleh mesin dengan bentuk pendekatan berdasarkan sampling dan kuantisasi. Sampling menyatakan besarnya kotak-kotak yang disusun dalam baris dan kolom. Dengan kata lain, sampling pada citra menyatakan besar kecilnya ukuran pixel (titik) pada citra, dan kuantisasi menyatakan besarnya nilai tingkat kecerahan yang dinyatakan dalam nilai tingkat keabuan (grayscale) sesuai dengan jumlah bit biner yang digunakan oleh mesin, dengan kata lain kuantisasi pada citra menyatakan jumlah warna yang ada pada citra seperti pada [2].

### C. Kualitas

Kualitas adalah tingkat baik buruknya atau taraf atau derajat sesuatu . Istilah ini banyak digunakan dalam dalam bisnis, rekayasa, dan manufaktur dalam kaitannya dengan teknik dan konsep untuk memperbaiki kualitas produk atau jasa yang dihasilkan.

Menurut ISO-8402 Kualitas adalah totalitas fasilitas dan karakteristik dari produk atau jasa yang memenuhi kebutuhan, tersurat maupun tersirat.

### D. Metode GLCM (GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX)

GLCM (GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX) adalah metode ekstraksi fitur pada tekstur. Algoritme ini terdiri dari 14 fitur yang telah dianalisis nilai akurasi dalam penelitian [3]. Penelitian ini menerapkan empat fitur. Fitur-fitur tersebut terdiri dari correlation, contrast, energy, dan homogeneity. Berikut merupakan penjelasan dari masing-masing fitur :

*Correlation* menunjukkan ketergantungan linear gray tone pada citra. Untuk 1 sampai  $k$  jumlah piksel dalam sebuah citra, jika  $P_{ij}$  merupakan distribusi probabilitas bersama dari pasangan piksel dengan tingkat keabuan  $i$  dan tingkat keabuan  $j$ ,  $\mu$  adalah rata-rata nilai piksel dan  $\sigma$  adalah standar deviasi maka *correlation* dapat dihitung seperti Persamaan 1.

$$Cor = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) p(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (1)$$

*Energy* adalah pengukuran intensitas keseragaman piksel [5], seperti terdapat dalam Persamaan 2. Sebuah keadaan homogen mengandung hanya sedikit gray level tetapi memiliki nilai piksel  $P_{ij}$  yang tinggi, oleh karena itu jumlah dari pangkat  $P_{ij}$  akan tinggi [6].R

$$Eng = \sum_i \sum_j p(i,j)^2 \quad (2)$$

*Homogeneity* adalah kesamaan (*similarity*) dari *cooccurrence matrix* dan *diagonal matrix* [3] yang dihitung sesuai Persamaan (3).

$$Hom = \sum_i \sum_j \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \quad (3)$$

*Contrast* merupakan fitur yang merepresentasikan perbedaan tingkat warna atau skala keabuan (grayscale) yang muncul pada sebuah citra. Contrast akan bernilai 0 jika piksel ketetanggaan mempunyai nilai yang sama terdapat pada Persamaan (4).

$$Con = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i,j) \quad (4)$$

### E. YUV Color Moment

*YUV Color Moments* adalah metode pengukuran yang dapat digunakan untuk membedakan citra berdasarkan fitur warna. Model YUV terdiri dari komponen luminance/brightness (Y) dan dua komponen konten warna / chrominance (U dan V). Detail informasi citra digital dapat dilihat pada komponen luminance. Sehingga didapatkan informasi tentang tingkat kepekaan yang tinggi dari sistem visualisasi manusia yang berupa variasi brightness (kecerahan) daripada variasi chrominance. Konversi dari RGB (Red, Green, dan Blue) ke model YUV diberikan oleh [4]. Sesuai dengan persamaan (5).

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.169 & -0.331 & 0.500 \\ 0.500 & -0.419 & -0.081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (5)$$

Dengan rumus digunakan pada persamaan (6), (7), dan (8) :

$$Y' = W_R R + W_G G + W_B B = 0.299R + 0.587G + 0.114B, \quad (6)$$

$$U = U_{\max} \frac{B - Y'}{1 - W_B} \quad (7)$$

$$V = V_{\max} \frac{R - Y'}{1 - W_R} \quad (8)$$

Dimana :

Y = luminance/brightness

U & V = chrominance

F. K-Nearest Neighbor

Algoritma k-Nearest Neighbor (kNN) merupakan sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. kNN termasuk algoritma supervised learning dimana hasil dari query instance yang baru diklasifikasi berdasarkan mayoritas dari kategori pada kNN. Kelas yang paling banyak muncul itu yang akan menjadi kelas hasil klasifikasi. Tujuan dari algoritma ini adalah mengklasifikasikan objek baru berdasarkan atribut dan training sample. Algoritma k- Nearest Neighbor menggunakan klasifikasi ketetanggaan (neighbor) sebagai nilai prediksi dari query instance yang baru. Algoritma ini sederhana, bekerja berdasarkan jarak terpendek dari query instance ke training sample untuk menentukan ketetanggaannya [7].

Langkah-langkah untuk menghitung metode k-Nearest Neighbor antara lain:

- Menentukan parameter k
- Menghitung jarak antara data yang akan dievaluasi dengan semua pelatihan
- Mengurutkan jarak yang terbentuk
- Menentukan jarak terdekat sampai urutan k
- Memasangkan kelas yang bersesuaian
- Mencari jumlah kelas dari tetangga yang terdekat dan tetapkan kelas tersebut sebagai kelas data yang akan dievaluasi.

Jarak yang digunakan adalah Euclidean Distance yang didefinisikan pada persamaan (9)

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_i - y_i)^2} \quad (9)$$

Keterangan:

- x1 = Sampel data
- x2 = Data uji atau data testing
- i = Variabel data
- d = Jarak
- p = Dimensi data

III. HASIL DAN PENGUJIAN

A. Hasil Pengujian Sistem

Pada tahap pengujian sistem, terdapat pengujian yang dilakukan dengan menggunakan 105 dataset sayur bayam, untuk data training 30 perkelas dan untuk pengujian atau testing menggunakan 5 sayur bayam sesuai kelas, yaitu sayur bayam baik, sayur bayam kurang segar dan sayur bayam buruk. Dilakukan pengujian berdasarkan nilai K dan juga derajat pada GLCM untuk mencari akurasi tertinggi pada K terbaik, untuk nilai K yang digunakan adalah K =1, K =3, K =5, K =7, dan K =9. nilai akurasi diperoleh dari hasil perbandingan klasifikasi sistem dan manual. Untuk menghitung tingkat akurasi menggunakan rumus pada persamaan (10).

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah citra uji yang benar}}{\text{Jumlah citra uji keseluruhan}} \times 100\% \quad (10)$$

Gambar 1. Tampilan Aplikasi Sistem

Table 1. Klasifikasi K1

	Derajat	Berhasil	Gagal
BAYAM BAIK	0	5	0
	45	5	0
	90	5	0
	135	5	0
BAYAM KURANG SEGAR	0	3	2
	45	3	2
	90	3	2
	135	3	2
BAYAM BURUK	0	4	1
	45	4	1
	90	4	1
	135	4	1

Detail Perhitungan :

A. K1 dengan derajat tesktur 0

$$Akurasi = \frac{12}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 80 \%$$

B. K1 dengan derajat tesktur 45

$$Akurasi = \frac{12}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 80 \%$$

C. K1 dengan derajat tesktur 90

$$Akurasi = \frac{12}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 80 \%$$

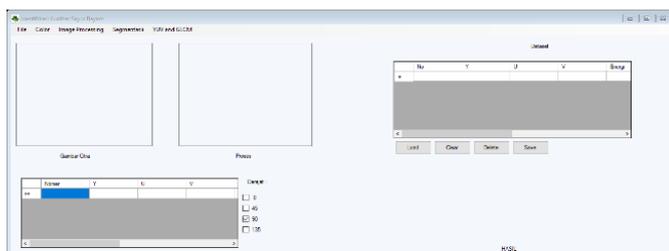
D. K1 dengan derajat tesktur 135

$$Akurasi = \frac{12}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 80 \%$$

Table 2. Klasifikasi K3

	Derajat	Berhasil	Gagal
--	---------	----------	-------



BAYAM BAIK	0	4	1
	45	4	1
	90	4	1
	135	4	1
BAYAM KURANG SEGAR	0	3	2
	45	3	2
	90	3	2
	135	3	2
BAYAM BURUK	0	4	1
	45	4	1
	90	4	1
	135	4	1

Detail Perhitungan :

A. K3 dengan derajat tesktur 0

$$Akurasi = \frac{11}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 73,3 \%$$

B. K3 dengan derajat tesktur 45

$$Akurasi = \frac{11}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 73,3 \%$$

C. K3 dengan derajat tesktur 90

$$Akurasi = \frac{11}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 73,3 \%$$

D. K3 dengan derajat tesktur 135

$$Akurasi = \frac{11}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 73,3 \%$$

Table 3. Klasifikasi K5

	Derajat	Berhasil	Gagal
BAYAM BAIK	0	4	1
	45	4	1
	90	4	1
	135	4	1
BAYAM KURANG SEGAR	0	4	1
	45	4	1
	90	4	1
	135	4	1
BAYAM BURUK	0	4	1
	45	4	1
	90	4	1
	135	4	1

Detail Perhitungan :

A. K5 dengan derajat tesktur 0

$$Akurasi = \frac{12}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 80 \%$$

B. K5 dengan derajat tesktur 45

$$Akurasi = \frac{12}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 80 \%$$

C. K5 dengan derajat tesktur 90

$$Akurasi = \frac{12}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 80 \%$$

D. K5 dengan derajat tesktur 135

$$Akurasi = \frac{12}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 80 \%$$

TABLE 4. KLASIFIKASI K7

	Derajat	Berhasil	Gagal
BAYAM BAIK	0	4	1
	45	4	1
	90	4	1
	135	4	1
BAYAM KURANG SEGAR	0	5	0
	45	5	0
	90	5	0
	135	5	0
BAYAM BURUK	0	4	1
	45	4	1
	90	4	1
	135	4	1

Detail Perhitungan :

A. K7 dengan derajat tesktur 0

$$Akurasi = \frac{13}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 86,66 \%$$

B. K7 dengan derajat tesktur 45

$$Akurasi = \frac{13}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 86,66 \%$$

C. K7 dengan derajat tesktur 90

$$Akurasi = \frac{13}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 86,66 \%$$

D. K7 dengan derajat tesktur 135

$$Akurasi = \frac{13}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 86,66 \%$$

TABLE 5. KLASIFIKASI K9

	Derajat	Berhasil	Gagal
BAYAM BAIK	0	4	1
	45	4	1
	90	4	1
	135	4	1
BAYAM KURANG SEGAR	0	4	1
	45	4	1
	90	4	1
	135	4	1
BAYAM BURUK	0	4	1
	45	4	1
	90	4	1
	135	4	1

Detail Perhitungan :

A. K9 dengan derajat tesktur 0

$$Akurasi = \frac{12}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 80 \%$$

B. K9 dengan derajat tesktur 45

$$Akurasi = \frac{12}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 80 \%$$

C. K9 dengan derajat tesktur 90

$$Akurasi = \frac{12}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 80 \%$$

D. K9 dengan derajat tesktur 135

$$Akurasi = \frac{12}{15} \times 100\%$$

$$Akurasi = 80 \%$$

Sehingga:

Nilai K tertinggi dan terbaik terdapat pada K = 7 dengan akurasi yang didapatkan sebesar 86,66%

#### IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari penelitian yang sudah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Pada penelitian ini berhasil melakukan identifikasi dengan menggunakan metode ekstraksi warna dengan YUV,

ekstraksi fitur tekstur menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

2. Sistem Klasifikasi Kualitas Daun Bayam Dengan metode KNN memperoleh tingkat akurasi tertinggi yaitu 86,66% dengan K = 7 , dengan menggunakan 105 dataset, terdiri dari 30 data training setiap kelas dan 5 data testing setiap kelas, kelas sayur bayam baik, sayur bayam kurang baik, dan sayur bayam buruk..

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan masih terdapat kekurangan. Adapun saran untuk penelitian selanjutnya sebagai berikut:

1. Menggunakan fitur lain selain fitur yang sudah digunakan pada Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) , sehingga dapat menambah tingkat akurasi dan keberhasilan sistem yang sudah dibuat.

2. Diharapkan dapat diimplementasikan kedalam bahasa pemrograman yang lain sehingga masyarakat dapat menggunakannya dengan mudah, seperti web atau mobile.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Atmaja, D. S., Sari, Y. A., & Wihandika, R. C. (2019). Seleksi Fitur Information Gain pada Klasifikasi Citra Makanan Menggunakan Ekstraksi Fitur Harlick dan YUV Color Moment. 1917-1924.
- [2] Basuki, A., Ramadiyanti, N., & Kastuhandani, F. C. (2005). Metode Numerik dan Algoritma Komputasi. In Metode Numerik dan Algoritma Komputasi. Yogyakarta: Andi.
- [3] Dewi, R. K., & Ginardi, R. H. (2014). IDENTIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TEBU DENGAN GRAY LEVEL COOCCURRENCE MATRIX DAN COLOR MOMENTS.
- [4] Gonzalez, R. C. (2002. ). Digital Image Processing. Prentice Hall, 2nd Edition.
- [5] HONEYCUTT, CHRIS EBEY, AND ROY PLOTNICK. 2008. "Image analysis techniques and gray-level co-occurrence matrices (GLCM) for calculating bioturbation indices and characterizing biogenic sedimentary structures." Computers & Geosciences 34.11: 1461-1472.
- [6] ALBREGTSEN, FRITZ. 1995. "Statistical texture measures computed from gray level coocurrence matrices." Image Processing Laboratory, Department of Informatics, University of Oslo :1-14.
- [7] Rizal, Azwar. 2013. Perbandingan Performa antara Imputasi Metode Konvensional dan Imputasi dengan Algoritma Mutual Nearest Neighbor. Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.