

Klasifikasi Kualitas Kematangan Wortel Menggunakan Metode GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) Dan Neural Network

M. Rinandar Tasya¹⁾, Bambang Soedijono W A²⁾, Emha Taufik Luthfi³⁾

Master of Informatics Engineering University of AMIKOM Yogyakarta

Email :

rinandar.t@students.amikom.ac.id¹⁾,

bambang.s@amikom.ac.id²⁾

Emhataufiqluthfi@amikom.ac.id³⁾

Abstrak :

Tekstur kulit pada wortel yang matang dan busuk umumnya berbeda sehingga dapat diklasifikasi menggunakan pengolahan citra. Dalam penelitian ini penulis mengangkat topik tentang klasifikasi kualitas kematangan wortel menggunakan algoritma GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) untuk mengkonversi data citra sehingga menghasilkan data numerik, proses ini dilakukan menggunakan software Matlab. Lalu dilanjutkan dengan mencari perhitungan akurasi menggunakan algoritma Neural Network yang dilakukan pada aplikasi RamidMiner. Klasifikasi wortel nantinya akan membantu dalam mendeteksi kualitas wortel berdasarkan 2 kelas, yaitu wortel dengan kualitas "Matang" dan wortel dengan kualitas "Busuk". Dalam penelitian ini, data yang digunakan terdiri dari 10 data latih dan 40 data uji.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa tingkat klasifikasi pada wortel mendapatkan nilai akurasi sebesar 72.50%. Dengan hasil tersebut maka analisis wortel berdasarkan tekstur kulit pada wortel layak untuk diteliti.

Keyword: Wortel, Pengolahan citra, Klasifikasi, GLCM, Neural Network

Abstract :

The skin texture of ripe and rotten carrots is generally different so that it can be classified using image processing. In this study the author raised the topic of the classification of carrot maturity quality using the GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) algorithm to convert image data to produce numerical data, this process is carried out using Matlab software. Then proceed to look for the calculation of accuracy using the Neural Network algorithm performed on the RamidMiner application. Carrot classification will help detect the quality of carrots based on 2 classes, namely carrots with "Mature" quality and Carrot with "Rotten" quality. In this study, the data used consisted of 10 training data and 40 test data.

The results of this study indicate that the level of classification in carrots get an accuracy value of 72.50%. With these results, the analysis of carrots based on skin texture on carrots deserves to be examined.

Keyword: Carrot, Image processing, Classification, GLCM, Neural Network

Pendahuluan

Teknik pemrosesan gambar saat ini semakin berkembang terutama pada industri pertanian sehingga bisa membantu pekerjaan dalam inspeksi kualitas kematangan sayuran dan buah menggunakan aplikasi. Wortel adalah salah satu sayuran yang banyak digunakan karena nilai gizi yang ditawarkan sangat baik dan banyak mengandung vitamin sehingga dikonsumsi hampir di seluruh dunia. Tingkat kematangan wortel, khususnya yang berhubungan pada tekstur kulit sangat mungkin untuk dilakukan. Sehingga inspeksi visual berdasarkan karakteristik tekstur kulit tersebut bisa dijadikan acuan untuk menentukan kualitas wortel yang layak untuk dipasarkan maupun yang tidak layak untuk dipasarkan.

Di banyak industri, penyortiran wortel berdasarkan tingkat kematangan masih menjadi masalah tersendiri karena pemrosesannya memakan waktu yang sangat lama dengan keakuratan yang berbeda-beda sebab masih dilakukan secara manual oleh manusia. Oleh karena itu diperlukan sistem perhitungan yang bisa menunjang penyortiran otomatis sehingga bisa menghasilkan pekerjaan yang lebih efisien baik dari waktu penyortiran maupun tingkat yang akurat dari kematangan wortel. Banyak algoritma yang bisa digunakan dalam mengidentifikasi buah berdasarkan tekstur kulit, salah satunya menggunakan algoritma GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) dan Neural Network.

Pemrosesan gambar akan diuji untuk menganalisis tingkat kematangan wortel dilakukan dengan teknik Pengambilan gambar, Pre-Processing, Matlab, Konversi citra, GLCM matrix data, Perhitungan Neural network, Klassifikation dan Mendapatkan hasil akurasi. Untuk proses konversi data agar mendapatkan matrik data untuk merubah citra gambar menjadi numerik pada algoritma GLCM dilakukan menggunakan software matlab.

Lalu setelah itu dilanjutkan dengan proses klasifikasi menggunakan perhitungan algoritma Neural Network untuk mendapatkan hasil akurasi yang dilakukan menggunakan software RapidMiner.

Metode Penelitian

Metode penelitian yang dilakukan diawali dari gambar diambil langsung menggunakan kamera digital dan diproses oleh perangkat lunak menggunakan teknik pemrosesan digital. Dalam pertanian dan hortikultura, Pemrosesan gambar adalah salah satu aplikasi yang banyak digunakan. Salah satunya adalah identifikasi otomatis kualitas buah dan sayur menggunakan beberapa teknik pemrosesan gambar, ini bisa dilakukan menggunakan beberapa fitur dalam membantu deteksi kualitas buah dan sayuran diantaranya seperti bentuk, tekstur, warna dan ukuran[3]. Gambar wortel yang diambil adalah gambar wortel matang dan wortel busuk yang selanjutnya akan diambil citra tekstur kulitnya untuk diekstraksi menggunakan software matlab agar mendapatkan nilai matrik pada gambar. Matrik yang didapatkan dari citra gambar yang telah diekstraksi adalah matrik berupa angka dengan 4 atribut yang didapatkan, diantaranya adalah nilai *contras*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*.

Rumus untuk menghitung GLCM diantaranya sebagai berikut:

1. *Contrast*, atribut ini berfungsi untuk mengukur intensitas kontras pada piksel gambar dengan rumus:

$$\text{Contrast(Cont.)} \quad \left| \quad \sum \sum C(i,j)^1 C(i,j)$$

2. *Correlation*, pada atribut correlation yang dihitung adalah korelasi dari piksel gambar terhadap tetangganya. Rumus perhitungan *correlation* adalah:

$$\text{Correlation(Corr.)} \quad \left| \quad \sum \sum \frac{(i-\mu)(j-\mu)C(i,j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

3. *Energy*, atribut ini adalah atribut yang menghitung jumlah elemen kuadrat yang telah dinormalisasi. Rumus menghitungnya adalah:

$$\text{Energy (Enrg.)} \quad \left| \quad \sum \sum C(i,j)^2$$

4. *Homogeneity*, nilai algoritma homogeneity adalah yang mengukur kedekatan elemen GLCM yang didistribusi dengan diagonal. Rumus menghitung Homogeneity adalah:

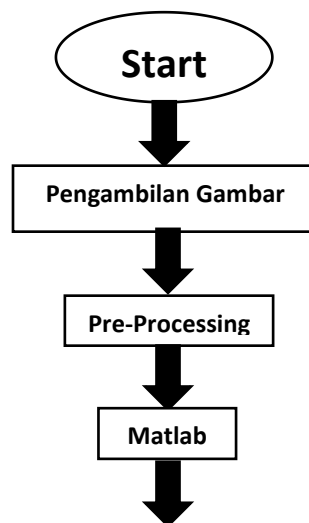
$$\text{Homogeneity (Homo.)} \quad \left| \quad \sum \sum \frac{C(i,j)}{1+(i,j)^2}$$

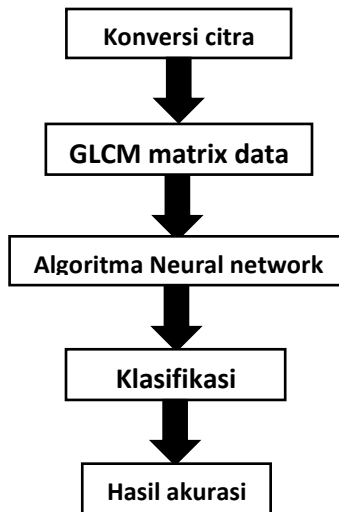
Pengumpulan data

Penelitian ini dimulai dari penulis melakukan pengambilan sampel wortel yang berlokasi di pasar Condongcatu (Sleman, Indonesia). Lalu selanjutnya sampel wortel dibawa pulang untuk difoto dan mendapatkan data gambar wortel.

Kerangka Penelitian

Adapun flowchart kerangka penelitian dilampirkan pada gambar1 dibawah ini.





Gambar 1. Flowchart kerangka penelitian

Pre Processing

Dalam melakukan pengambilan gambar wortel, peneliti menggunakan kamera professional (Fujifilm X-T100 Mirrorless) dan lightbox dengan 1 pencahayaan dari atas menggunakan 1 lampu, dan kamera ditopang menggunakan tripod kecil untuk pengambilan gambar. Gambar-gambar yang diambil menghasilkan kualitas yang baik dengan ukuran file JPG Proses pengambilan gambar ditunjukkan pada gambar2 dibawah ini.



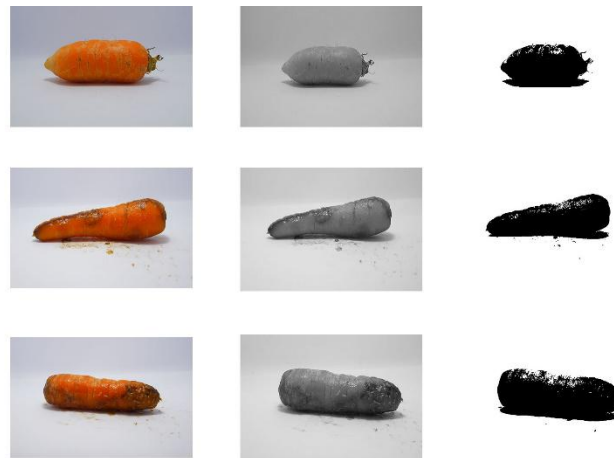
Gambar 2. Proses pengambilan gambar wortel

Konversi Gambar

Langkah berikutnya melakukan adalah memperkecil ukuran gambar menjadi 800 *533 piksel untuk mempercepat pemrosesan gambar. Selanjutnya dilakukan proses peningkatan kecerahan pada gambar dengan menaikkan kontras gambar untuk mendapatkan hasil gambar yang lebih baik terutama pada tekstur kulit buah.

Ekstraksi Gambar

Langkah ini adalah proses untuk mengkonversi gambar berwarna (RGB) kedalam gambar dengan intensitas skala abu-abu (*grayscale*) sebelum gambar dikonversi lagi menjadi biner untuk pemrosesan lebih lanjut dimana gambar hanya terdiri atas warna hitam dan putih saja. Proses ekstraksi fitur ditunjukkan pada gambar3 dibawah ini.



Gambar 3. Proses ekstraksi wortel

Hasil dan Pembahasan

Konversi citra kedalam numerik

Selanjutnya data citra yang sudah di ekstrak lalu di hitung teksturnya kedalam satuan citra matrik menggunakan Matlab dengan perhitungan GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) sehingga menghasilkan data numerik berupa angka dengan 4 atribut, diantaranya yaitu *Contrast*, *Correlation*, *Energy* dan *Homogeneity*. Contoh konversi data citra kedalam numerik seperti yang ditampilkan gambar4.

```
>> DU_TS01=imread('DU_TS01.jpg');
>> g1=graycoprops(graycomatrix(DU_TS01))

g1 =

  struct with fields:

    Contrast: 0.1693
    Correlation: 0.9870
    Energy: 0.7314
    Homogeneity: 0.9970

>> |
```

Gambar 4. Konversi data citra kedalam numerik

Data latih

Selanjutnya dilakukan pelatihan data dengan mengambil beberapa sampel data yang sudah dikonversi kedalam numerik dengan atribut Contrast, Correlation, Energy dan Homogeneity. Tujuan dari pelatihan data adalah untuk mendapatkan perbandingan nilai atribut antara data satu dan yang lainnya.

Tabel 1. Data Latih yang telah dikonversi

NO	GAMBAR	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Kualitas
1	DL_TS01	0.2618	0.9770	0.7623	0.9953	Matang
2	DL_TS02	0.2445	0.9767	0.7806	0.9956	Matang
3	DL_TS03	0.1102	0.9889	0.7953	0.9980	Matang
4	DL_TS04	0.0838	0.9923	0.7756	0.9985	Matang
5	DL_TS05	0.0842	0.9902	0.8225	0.9985	Matang
6	DL_TS06	0.1756	0.9757	0.8492	0.9969	Busuk
7	DL_TS07	0.2596	0.9789	0.7441	0.9954	Busuk
8	DL_TS08	0.1689	0.9803	0.8218	0.9970	Busuk
9	DL_TS09	0.3271	0.9628	0.8139	0.9942	Busuk
10	DL_TS10	0.2705	0.9650	0.8367	0.9952	Busuk

Data uji

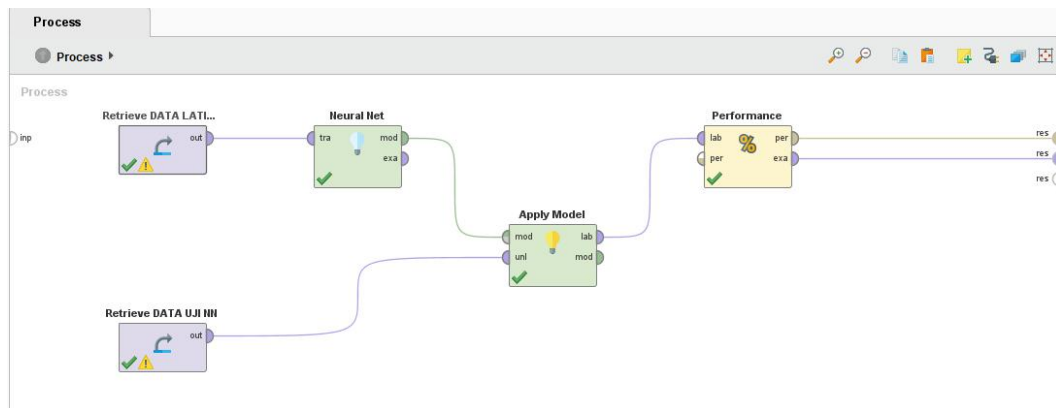
Setelah melakukan pelatihan data, selanjutnya adalah melakukan pengujian dengan sampel data. Pengujian dilakukan dengan sampel data yang berbeda dan dengan jumlah sampel yang lebih banyak dari data latih yang digunakan.

Tabel 2. Data Latih yang telah dikonversi

NO	GAMBAR	Contras	Correlation	Energy	Homogeinety	Kualitas
1	DU_01	0.1693	0.9870	0.7314	0.9970	Matang
2	DU_02	0.1298	0.9886	0.7657	0.9977	Matang
3	DU_03	0.1361	0.9896	0.7310	0.9976	Matang
4	DU_04	0.1765	0.9878	0.7008	0.9968	Matang
5	DU_05	0.1396	0.9896	0.7236	0.9975	Matang
6	DU_06	0.1120	0.9922	0.7031	0.9980	Matang
7	DU_07	0.0875	0.9927	0.7541	0.9984	Matang
8	DU_08	0.1080	0.9923	0.7099	0.9981	Matang
9	DU_09	0.1553	0.9864	0.7641	0.9972	Matang
10	DU_10	0.1943	0.9848	0.7353	0.9965	Matang
11	DU_11	0.2338	0.9829	0.7168	0.9958	Matang
12	DU_12	0.1329	0.9901	0.7242	0.9976	Matang
13	DU_13	0.1165	0.9889	0.7837	0.9979	Matang
14	DU_14	0.1434	0.9894	0.7217	0.9974	Busuk
15	DU_15	0.1682	0.9871	0.7294	0.9970	Busuk
16	DU_16	0.1927	0.9828	0.7676	0.9966	Busuk
17	DU_17	0.1436	0.9849	0.8030	0.9974	Busuk
18	DU_18	0.3350	0.9743	0.7267	0.9940	Busuk
19	DU_19	0.2413	0.9682	0.8402	0.9957	Busuk
20	DU_20	0.4156	0.9690	0.7177	0.9926	Busuk
21	DU_21	0.4396	0.9673	0.7164	0.9921	Busuk
22	DU_22	0.2875	0.9772	0.7364	0.9949	Busuk
23	DU_23	0.1297	0.9901	0.7307	0.9977	Busuk
24	DU_24	0.3295	0.9701	0.7683	0.9941	Busuk
25	DU_25	0.3278	0.9761	0.7134	0.9941	Busuk
26	DU_26	0.4687	0.9709	0.6621	0.9916	Busuk
27	DU_27	0.3957	0.9714	0.7101	0.9929	Busuk
28	DU_28	0.2788	0.9809	0.6960	0.9950	Busuk
29	DU_29	0.4360	0.9706	0.6885	0.9922	Busuk
30	DU_30	0.2429	0.9837	0.6907	0.9957	Busuk
31	DU_31	0.4468	0.9617	0.7531	0.9920	Busuk
32	DU_32	0.4222	0.9666	0.7336	0.9925	Busuk
33	DU_33	0.1230	0.9786	0.8803	0.9978	Busuk
34	DU_34	0.1612	0.9861	0.7600	0.9971	Busuk
35	DU_35	0.2294	0.9841	0.7006	0.9959	Busuk
36	DU_36	0.3523	0.9701	0.7521	0.9937	Busuk
37	DU_37	0.2279	0.9829	0.7232	0.9959	Busuk
38	DU_38	0.1860	0.9873	0.6968	0.9967	Busuk
39	DU_39	0.2985	0.9790	0.7034	0.9947	Busuk
40	DU_40	0.3479	0.9720	0.7393	0.9938	Busuk

Klasifikasi Nerual Network

Setelah proses pelatihan dan pengujian data dilakukan, selanjutnya data diimport kedalam software Rapidminer untuk dilakukan proses klasifikasi data dengan perhitungan algoritma Neural network. Proses klasifikasi bertujuan untuk mendapatkan hasil persentase akurasi keakuratan perhitungan. Berikut proses klasifikasi ditunjukkan pada gambar5.



Gambar 5. Klasifikasi data latih dan data uji menggunakan Neural Network

Hasil Klasifikasi

Langkah selanjutnya yaitu mendapatkan hasil akurasi dari proses klasifikasi neural network yang telah dilakukan. Berdasarkan hasil pengujian, maka didapatkan hasil akurasi 72.50% dengan perhitungan prediksi MATANG true matang sebanyak 13, prediksi matng true busuk sebanyak 11 dengan class prediction sebesar 54.17%. Sedangkan Prediksi BUSUK true matang sebanyak 0, prediksi true busuk sebanyak 16 dengan class prediction sebesar 100.00%. Dari total tersebut, didapatkan class recall true Matang sebesar 100.00% dan true Busuk sebesar 59.26%.

The screenshot shows the 'Results' view in Rapid Miner. The 'PerformanceVector (Performance)' node is selected, and the 'Table View' is active. The table displays the following data:

	true Matang	true Busuk	class precision
pred. Matang	13	11	54.17%
pred. Busuk	0	16	100.00%
class recall	100.00%	59.26%	

Overall accuracy is 72.50%.

Gambar 6. Hasil akurasi menggunakan Neural Network

Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan

Setelah melakukan analisis dan pengujian maka didapatkan hasil kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) dapat digunakan untuk mengkonversi data citra wortel menjadi numerik dengan 4 atribut berupa *Contras, Homogeneity Energy dan Correlation* setelah dilakukan proses konversi data dari RGB, Grayscale lalu Binary image menggunakan matlab.
2. Klasifikasi data yang dilakukan pada wortel menggunakan GLCM pada aplikasi matlab lalu dilanjutkan dengan perhitungan Algoritma Neural Network pada RapidMiner mendapatkan hasil yang cukup baik dengan persentase keberhasilan mencapai 72.50%.

Saran

Adapun saran yang dianjurkan penulis pada penelitian ini maupun penelitian selanjutnya yaitu:

1. Data wortel yang digunakan oleh penulis pada penelitian ini adalah wortel dengan kualitas matang dan busuk saja berdasarkan tekstur kulit namun tidak mengetahui ukuran bentuk dan umur dari wortel yang digunakan, maka disarankan agar penelitian selanjutnya menyertakan perhitungan bentuk untuk mendapatkan hasil yang lebih baik lagi.
2. Hasil dari penelitian ini hanya mendapatkan akurasi sebesar 72.50% dengan menggunakan algoritma GLCM dan Neural Network, di sarankan untuk penelitian selanjutnya menggunakan perhitungan algoritma lain agar bisa mendapatkan hasil yang jauh lebih baik lagi.

Daftar Pustaka

- 1 M. Pushpavalli, "Image processing technique for fruit grading," *Int. J. Eng. Adv. Technol.*, vol. 8, no. 6, pp. 3894–3997, 2019, doi: 10.35940/ijeat.F8725.088619.
- 2 S. Tamakuwala, J. Lavji, and R. Patel, "Quality Identification of Tomato using Image Processing Techniques," *Int. J. Electr. Electron. Data Commun.*, no. 6, pp. 2321–2950, 2018, [Online]. Available: <http://iraj.in>.
- 3 U. G. Scholar, "A FRUIT QUALITY INSPECTION SYTEM USING FASTER REGION CONVOLUTIONAL," pp. 6717–6720, 2019.
- 4 D. Sahu and C. Dewangan, "Identification and Classification of Mango Fruits Using Image Processing," *Int. J. Sci. Res. Comput. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 203–210, 2017.
- 5 A. Kumar and Y. S. Lalitha, "Classification of crops using ANN," *Int. J. Recent*

- Technol. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 6367–6370, 2019, doi: 10.35940/ijrte.B2708.078219.
- 6 I. Hussain, Q. He, and Z. Chen, “Automatic Fruit Recognition Based on DCNN for Commercial Source Trace System,” *Int. J. Comput. Sci. Appl.*, vol. 8, no. 2/3, pp. 01–14, 2018, doi: 10.5121/ijcsa.2018.8301.
- 7 S. Arunachalam, H. H. Kshatriya, and M. Meena, “Identification of Defects in Fruits Using Digital Image Processing,” *Int. J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 6, no. 10, pp. 637–640, 2018, doi: 10.26438/ijcse/v6i10.637640.
- 8 L. Veronica, I. H. Al Amin, B. Hartono, and T. Kristianto, “Ekstraksi Fitur Tekstur Menggunakan Matriks GLCM pada Citra dengan Variasi Arah Obyek,” *Pros. SENDI_U*, pp. 978–979, 2019.
- 9 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,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 11, pp. 5769–5776, 2018.
- 10 Suhendri and P. Rahayu, “Metode Grayscale Co-occurrence Matrix (GLCM) Untuk Klasifikasi Jenis Daun Jambu Air Menggunakan Algoritma Neural Network,” *J. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 15–22, 2019.