

# Klasifikasi Kesegaran Daging Sapi Menggunakan Metode Gray Level Cooccurrence Matrix dan DNN

Mohammad Faisal Riftiarrasyid<sup>1</sup>, Dimas Arif Setyawan<sup>2</sup>, Hendra Maulana<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

<sup>1</sup>[m.faisal.riftiarrasyid@gmail.com](mailto:m.faisal.riftiarrasyid@gmail.com)

<sup>2</sup>[dimasarifsetyawan@gmail.com](mailto:dimasarifsetyawan@gmail.com)

<sup>3</sup>[hendra.maulana.if@upnjatim.ac.id](mailto:hendra.maulana.if@upnjatim.ac.id)

**Abstrak**— Daging sapi merupakan sumber konsumsi makanan yang diperoleh dari sapi. Seiring meningkatnya harga daging sapi di Indonesia ada beberapa oknum penjual daging sapi yang menginginkan keuntungan yang besar dengan mencampur daging sapi segar dengan daging yang sudah tidak layak untuk dikonsumsi. Hal tersebut sangat merugikan konsumen karena dapat berdampak buruk bagi kesehatan. Untuk menangani hal tersebut perlu adanya sistem untuk membantu konsumen untuk membedakan daging yang masih segar dengan daging yang sudah tidak layak untuk dikonsumsi. Klasifikasi kesegaran daging dilakukan dengan teknologi Deep Neural Network dan menerapkan metode ekstraksi fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix untuk mendapatkan informasi fitur tekstur daging berdasarkan data visual. Penelitian ini berhasil mengembangkan sebuah model Deep Neural Network yang dapat membedakan daging segar dan tidak layak konsumsi dengan akurasi sebesar 93.46%.

**Kata Kunci**— Deep Neural Network, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Daging Sapi, Klasifikasi, Kesegaran daging.

## I. PENDAHULUAN

Daging merupakan salah satu bahan konsumsi makanan manusia dengan kandungan protein yang tinggi di dalamnya, kandungan protein yang ada pada daging sapi tersebut dapat meningkatkan kecerdasan dan menambah stamina yang sangat dibutuhkan manusia untuk melakukan kegiatan pada kehidupan sehari-hari [1]. Tingginya tingkat konsumsi daging di Indonesia menyebabkan harga daging yang melonjak semakin mahal. Beberapa oknum penjual daging ingin memperoleh keuntungan dengan menjual kembali dengan cara mencampur jenis daging [2], pada kasus yang terburuk adalah oknum mencampur daging sapi yang masih segar dengan daging yang tidak segar sehingga tidak layak untuk dikonsumsi.

Kebanyakan konsumen tidak menyadari adanya tindakan dari oknum yang tidak bertanggungjawab, sehingga secara tidak sadar konsumen bisa saja telah memilih daging sapi yang tidak layak untuk dikonsumsi. Daging sapi dengan kualitas yang tidak layak konsumsi tentu saja sangat berbahaya bagi kesehatan, karena daging yang sudah tidak layak konsumsi sudah mengandung banyak kuman pembawa penyakit. Apabila hal ini tidak segera, selain dapat membahayakan kesehatan masyarakat praktek ini dapat menimbulkan ketidakpercayaan masyarakat terhadap distribusi daging sapi di Indonesia. Terlebih lagi praktek ini merupakan tindak pidana perlindungan konsumen yang harus segera diberantas [3].

Salah satu cara untuk membedakan daging yang baik dengan yang tidak layak konsumsi adalah perbedaan tekstur, warna dan bau. Lantaran membedakan dengan bau sangat sulit dilakukan apabila tidak melihatnya secara langsung, klasifikasi kesegaran daging sapi visual merupakan solusi yang tergolong mudah karena sudah banyak penelitian yang menawarkan terobosan untuk memudahkan klasifikasi [4][5]. Meski begitu penelitian untuk membedakan daging segar dengan daging yang tidak layak untuk dikonsumsi masih sedikit. Oleh karena itu penelitian lebih lanjut mengenai solusi untuk membedakan daging segar dan tidak layak untuk konsumsi sangatlah dibutuhkan.

Untuk membedakan tekstur dan warna, salah satu metode yang dapat digunakan adalah metode Gray Level Co-occurrence Matrix atau GLCM. Metode ini mengubah citra menjadi informasi seperti intensitas, kontras, homogenitas, dan entropy yang diolah berdasarkan sudut-sudut tertentu dalam mengukur tekstur dari objek di dalam citra tersebut. Metode ini sangat cocok karena dapat memberikan informasi seputar tekstur yang merupakan tolok ukur pembeda daging yang segar dengan daging tidak layak konsumsi hanya dengan input citra dari daging yang akan diuji.

Dengan adanya perkembangan teknologi pengambil keputusan yang saat ini, maka praktek klasifikasi kesegaran daging dapat dilakukan dengan menggunakan teknologi pengolah citra secara digital. Pada penelitian ini, metode yang digunakan adalah Gray Level Co-Occurrence Matrix yang kemudian akan diproses dan diklasifikasikan oleh Deep Neural Network sehingga berdasarkan informasi fitur yang diperoleh dari citra daging sapi dapat kemudian diklasifikasikan apakah daging tersebut mengandung informasi tekstur yang sesuai dengan informasi tekstur dari kategori daging sapi segar lainnya.

## II. METODOLOGI

Metode pengembangan sistem yang digunakan dalam penelitian ini adalah Software Development Life Cycle metode Agile. Metode agile merupakan metode yang didasarkan prinsip yang sama dalam pengembangan perangkat lunak atau sering disebut dengan pengembangan sistem jangka pendek sehingga memerlukan waktu yang lebih cepat dalam proses adaptasi yang dilakukan [6]. Hal ini disebabkan karena pengembang akan seringkali terhadap perubahan-perubahan maupun penambahan fitur-fitur yang ada di dalam software. Namun secara keseluruhan penelitian ini memiliki tahapan yang dapat dideskripsikan seperti berikut:

1. Pengumpulan dataset citra daging sapi segar beserta daging sapi yang tidak layak untuk dikonsumsi.
2. Melakukan preprocessing pada dataset yang dapat diuraikan sebagai berikut :
  - 2.1 Melakukan normalisasi nilai RGB citra daging sapi pada setiap data.
  - 2.2 Mengkonversi citra menjadi citra abu-abu atau grayscale.
  - 2.3 Menghitung informasi GLCM yang terkandung dalam citra.
  - 2.4 Melakukan cropping atau pengambilan sampel dari data.
3. Melakukan training pada model Deep Neural Network (DNN) dengan menggunakan informasi dari data yang telah melalui tahap preprocessing.
4. Melakukan pengujian prediksi dari model DNN

A. *Pengumpulan Dataset*

Pengumpulan data merupakan proses untuk mendapatkan data-data yang relevan dengan topik penelitian yang sedang dilakukan. Tahapan ini haruslah menggunakan data yang benar adanya atau faktual. Selain bersifat faktual data haruslah datang dari sumber yang dipercaya pula seperti laman tersertifikasi seperti kaggle.com, jurnal, buku hingga data yang dikumpulkan secara mandiri juga harus berdasarkan fakta.

B. *Preprocessing*

Proses preprocessing dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

- 1) *Normalisasi Citra RGB*: Normalisasi RGB dapat diartikan sebagai warna murni dari setiap piksel yang ada pada citra. Proses normalisasi RGB adalah proses untuk mengubah nilai RGB dalam rentang 0 sampai 1 yang dihitung secara independen dari berbagai kanal warna serta pencahayaan. Jumlah dari nilai merah (red), hijau (green) dan biru (blue) pada setiap kanal warna yang telah dinormalisasi akan memiliki nilai 1. Ketiga kanal warna yang telah dinormalisasi tersebut sudah tidak memiliki informasi unik individu yang signifikan dan dapat diabaikan, sehingga dapat mengurangi dimensi ruang [7]. Meskipun begitu hasil dari normalisasi RGB masih mengandung informasi. Persamaan normalisasi adalah sebagai berikut:

$$R = \frac{R}{R+G+B} \tag{1}$$

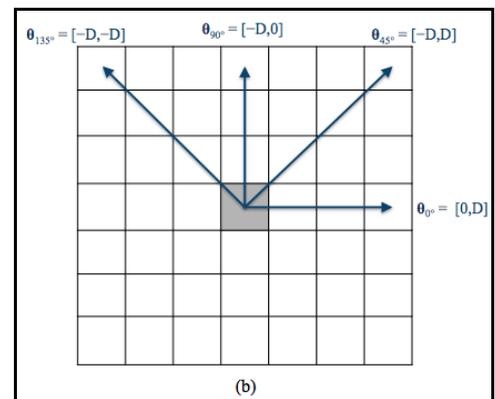
$$G = \frac{G}{R+G+B} \tag{2}$$

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

- 2) *Konversi Grayscale*: Citra grayscale atau citra keabuan merupakan citra digital dengan ciri-ciri hanya memiliki satu nilai kanal warna di setiap pixelnya, maka dapat dikatakan nilai bagian RED = GREEN = BLUE. Tujuan dari penggunaan citra grayscale atau keabuan adalah untuk mengurangi informasi yang tidak diperlukan dalam

pengekstraksian fitur dalam sebuah citra [8]. Hal tersebut disebabkan warna abu-abu merupakan satu warna yang memiliki komposisi warna merah, hijau dan biru dengan intensitas yang sama dalam rentang kanal warna RGB sehingga hanya perlu untuk menentukan satu nilai intensitas untuk setiap elemen citra dan tidak perlu menghitung tiga nilai intensitas yang dibutuhkan untuk menentukan setiap elemen citra dalam sebuah citra berwarna.

- 3) *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)*: Gray Level Co-Occurrence Matrix atau GLCM adalah sebuah metode yang akhir-akhir ini banyak digunakan dalam penelitian untuk menganalisis fitur tekstur pada citra. Metode ini pertama kali dikenalkan oleh Haralick pada tahun 1973. Konsep dasar GLCM adalah fitur tekstur dapat dihitung melalui berbagai macam piksel dengan intensitas (i) memiliki pola kesamaan nilai piksel-piksel yang bertetangga (j) pada jarak tertentu (d) dengan orientasi dari sudut ( $\theta$ ) dari piksel awal. Pada dasarnya GLCM menggunakan empat orientasi sudut tertentu, yaitu sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$  [9]. Matriks kookurensi dapat dinyatakan sebagai  $P_{d,\theta}(i,j)$ , Piksel-piksel bersebelahan yang memiliki jarak (d) antar piksel tersebut, yang terletak di empat arah berdasarkan sudut ( $\theta$ ), hal ini dapat terlihat pada Gbr 1.



Gbr 1. Matriks Kookurensi.

- 4) *Cropping Sampel Citra*: Tahapan terakhir dalam preprocessing adalah pengambilan sampel dari citra daging. Sampel yang diambil adalah bagian tengah dari citra yang telah diubah menjadi citra grayscale. Ukuran sampel yang diambil panjang (P) dan lebar (L) berturut-turut adalah sebagai berikut:

$$P_{min} = \frac{1}{3} P_{Total} \tag{4}$$

$$P_{max} = \frac{2}{3} P_{Total} \tag{5}$$

$$L_{min} = \frac{1}{3} L_{Total} \tag{6}$$

$$L_{max} = \frac{2}{3} L_{Total} \tag{7}$$

C. *Deep Neural Network (DNN)*

Tahapan terakhir penelitian ini adalah memasukkan data kedalam jaringan saraf tiruan atau Deep Neural Network yang dapat disingkat DNN. Deep Neural Network merupakan sebuah algoritma yang meniru proses jaringan saraf dalam mengekstrak informasi yang berguna serta mengenali pola dari informasi yang diberikan [10]. Deep Neural Network memerlukan sebuah desain model jaringan saraf tiruan yang berisi lapisan-lapisan yang berisi lapisan pengekstraksi fitur dengan metode seperti konvolusi, lapisan pengelompokan informasi seperti pooling, serta lapisan *node* saraf yang kemudian akan dilatih untuk mengenali pola informasi dari data yang diberikan [11].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. *Pengumpulan Data*

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra daging sapi yang segar dan citra daging sapi yang sudah tidak layak untuk dikonsumsi (tidak segar). Citra daging diambil dalam kondisi yang sudah terpotong-potong menjadi lebih kecil, namun tidak terlalu kecil dan halus sampai menghilangkan informasi tekstur didalamnya. Hal ini berfungsi untuk dapat menampakkan tekstur daging tidak hanya diluar melainkan juga dalam daging tersebut. Objek daging sapi diambil pada jarak 20 hingga 30 cm agar nampak jelas keseluruhan daging. Dataset yang digunakan dapat diperoleh dari laman kaggle.com dengan judul meat Quality Assessment Dataset dengan tautan <https://www.kaggle.com/crowww/meat-quality-assessment-based-on-deep-learning>. Total data yang akan digunakan adalah 1896 dengan rincian 948 citra berasal dari daging yang segar sedangkan 948 citra sisanya berasal dari daging yang sudah tidak layak untuk dikonsumsi. Beberapa contoh citra daging yang terdapat dalam dataset dapat dilihat pada Gbr 2 dan Gbr 3.



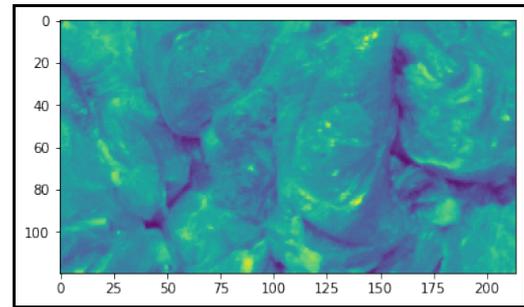
Gbr. 2 Dataset Citra Daging Sapi Segar.



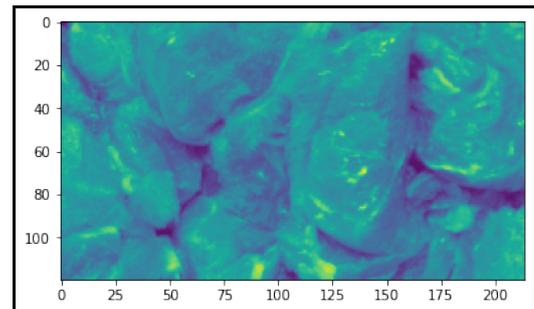
Gbr 3. Dataset Citra Daging Sapi Tidak Layak Konsumsi

B. *Preprocessing*

Tahap preprocessing yang dilakukan dapat dengan baik menghasilkan informasi GLCM dari citra daging yang telah dikumpulkan. Hasil grayscale hingga cropping yang dilakukan dapat dilihat pada Gbr 4 dan Gbr 5.



Gbr 4. Hasil Cropping Citra Daging Sapi Segar



Gbr 5. Hasil Cropping Citra Daging Sapi Tidak Layak Konsumsi

Setelah melalui tahapan cropping citra akan diekstraksi fitur tekstur dengan metode GLCM. Ekstraksi fitur GLCM dilakukan pada sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°. Hasil ekstraksi fitur GLCM ini adalah sebuah array dimensi 1x18 yang berisi informasi fitur dari citra tersebut. Namun untuk diolah dalam model DNN maka informasi tersebut harus diubah menjadi numpy array terlebih dahulu. Proses ini dapat terlihat pada Gbr 6.

```
[[[3.3971664e+01]
 [2.3300493e+01]
 [3.1763496e+01]
 [4.7040680e-01]
 [7.5979275e-01]
 [5.4984695e-01]
 [3.9020699e-02]
 [5.5344217e-02]
 [4.1131560e-02]
 [2.2935076e+03]
 [1.0325151e+03]
 [1.9511003e+03]
 [1.5517896e-04]
 [1.8102747e-04]
 [1.6370960e-04]
 [1.2457085e-02]
 [1.3454645e-02]
 [1.2794905e-02]]]]
```

Gbr 6. Hasil Ekstraksi Fitur GLCM

C. *Pelatihan Model Deep Neural Network*

Setelah semua data dalam dataset melalui tahap preprocessing akan dihasilkan numpy array berukuran 18x1 sebanyak 1896 data. Data inilah yang kemudian akan dimasukkan kedalam model untuk dijadikan data latih agar model dapat mengenali perbedaan tekstur dari informasi GLCM. Dalam Penelitian kali ini desain model yang digunakan nampak pada Gbr 7.

```

Model: "sequential_1"
-----
Layer (type)                Output Shape         Param #
-----
flatten_1 (Flatten)         (None, 18)           0
dense_4 (Dense)              (None, 5)            95
dense_5 (Dense)              (None, 512)          3072
dense_6 (Dense)              (None, 512)          262656
dense_7 (Dense)              (None, 1)            513
-----
Total params: 266,336
Trainable params: 266,336
Non-trainable params: 0
    
```

Gbr 7. Model DNN

Desain model tersebut digunakan karena memberikan hasil akurasi yang paling optimal dalam mengekstrak informasi dengan menggunakan dataset yang ada. Proses pelatihan model dapat dimulai dengan melakukan fungsi pada Gbr 8. dengan parameter epoch=150.

```

history = model.fit(x=np_glc_train, y=np_enum_label, epochs=150, batch_size=10)
    
```

Gbr 8. Fungsi Pelatihan Model DNN

D. Pengujian Model Deep Neural Network

Apabila Proses pelatihan model DNN telah selesai, proses selanjutnya adalah untuk menguji apakah model tersebut dapat berjalan dengan baik menggunakan data citra daging yang belum pernah dikenali oleh model sebelumnya. Tabel hasil uji model yang telah dilatih dapat dilihat pada Tabel 1.

TABEL I  
UJI CITRA INPUT DENGAN HASIL PREDIKSI MODEL DNN

Produk	Citra Hasil Preprocessing	Hasil Prediksi
Data training citra daging segar		Segar
Data training citra daging tidak layak konsumsi		Tidak Layak Konsumsi

Data dari internet citra daging segar.		Segar
Data dari internet citra daging tidak layak konsumsi.		Tidak Layak Konsumsi

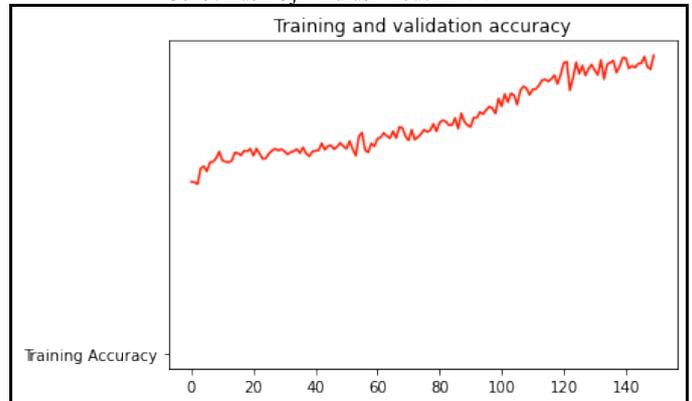
Dari hasil training dengan menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Deep Neural Network, tingkat akurasi yang didapatkan oleh sistem ini adalah 93.46%. Untuk mencoba sistem yang telah dibuat maka perlu diuji dengan beberapa data uji. Bukti hasil uji akurasi dapat dilihat pada Gbr 9.

```

_, accuracy = model.evaluate(x=np_glc_train, y=np_enum_label)
print('Accuracy: %.2f' % (accuracy*100))

60/60 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.2720 - acc: 0.9346
Accuracy: 93.46
    
```

Gbr 9. Hasil Uji Akurasi Model DNN



Gbr 10. Grafik Uji Akurasi Model DNN

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil yang telah didapat dari penelitian, maka dapat diambil kesimpulan bahwa Klasifikasi daging segar dan tidak layak konsumsi dengan metode Gray Level Co-occurrence Matrix dan Deep neural Network telah berhasil dilakukan sesuai yang diharapkan. Preprocessing data dengan GLCM dan mengklasifikasikannya kedalam DNN dapat menghasilkan model dengan akurasi 93,46%. Saran untuk penelitian selanjutnya bisa dengan merubah jenis daging yang dijadikan dataset, bahkan bisa juga dengan cara mengimplementasikannya kedalam sebuah rangkaian berbasis IoT.

## REFERENSI

- [1] N. Lihayati, R. E. Pawening, and M. Furqan, "Klasifikasi Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Coocurent Matrix," in *Prosiding SENTIA*, 2016, vol. 8, no. 1994, pp. 305–310.
- [2] S. A. Wibowo, B. Hidayat, and U. Sunarya, "Simulasi dan Analisis Pengenalan Citra Daging Sapi dan Daging Babi dengan Metode GLCM dan KNN," *Semin. Nas. Inov. Dan Apl. Teknol. Di Ind.* 2016, pp. 338–343, 2016.
- [3] Putra and E. R. Estu, "Perlindungan Konsumen terhadap Konsumen Peggunan Daging Sapi yang Tidak Layak Konsumsi di Kota Yogyakarta," Universitas Islam Indonesia, 2017.
- [4] A. Rizky pratama, "Klasifikasi Daging Sapi Berdasarkan Ciri Warna Dengan Metode Otsu dan K-Nearest Neighbor," *Techno Xplore J. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 9–18, 2021, doi: 10.36805/technoexplore.v6i1.1239.
- [5] M. Renasari, F. T. Elektro, U. Telkom, F. Peternakan, U. Padjadjaran, and S. V. Machine, "Estimasi Berat Karkas Dan Klasifikasi Daging Sapi Berdasarkan Deteksi Tepi Canny , Discrete Wavelet Transform , Dan Support Vector Machine Carcass Weight Estimation and Cattle Classification Based on Canny Edge Detection , Discrete Wavelet Transform , and," vol. 4, no. 2, pp. 1694–1701, 2017.
- [6] M. A. Muslim and N. A. Retno, "Implementasi Cloud Computing Menggunakan Metode Pengembangan Sistem Agile," *Sci. J. Informatics*, vol. 1, no. 1, pp. 29–37, 2015, doi: 10.15294/sji.v1i1.3639.
- [7] C. N. Prabiantissa, A. R. Tri, and R. A. Asmara, "Sistem Identifikasi Batik Alami Dan Batik Sintetis Berdasarkan Karakteristik Warna Citra Dengan Metode K-Means Clustering," *J. Inform. Polinema*, vol. 3, no. 2, p. 26, 2017, doi: 10.33795/jip.v3i2.10.
- [8] N. Yelliy N, "Pengolahan Citra Digital Perbandingan Metode Histogram Equalization Dan Spesification Pada Citra Abu-Abu," *J-Icon*, vol. 7, no. 1, pp. 87–95, 2019.
- [9] Z. A. A. Feri Agustina, "Identifikasi Citra Daging Ayam Kampung dan Broiler Menggunakan Metode GLCM dan Klasifikasi-NN," *J. Infokam*, vol. XVI, no. 1, pp. 25–36, 2020.
- [10] E. Rasywir, R. Sinaga, and Y. Pratama, "Evaluasi Pembangunan Sistem Pakar Penyakit Tanaman Sawit dengan Metode Deep Neural Network ( DNN )," vol. 4, pp. 1206–1215, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i4.2518.
- [11] Oguzhan Ulucan, Diclehan Karakaya, and Mehmet Turkan, "Derin Öğrenme Tabanlı Et Kalitesi Değerlendirme Meat Quality Assessment based on Deep Learning," *Ieee*, pp. 1–5, 2019.