

KLASIFIKASI JENIS DAGING BERDASARKAN ANALISIS CITRA TEKSTUR *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRICES* (GLCM) DAN WARNA

Neneng^{1*}, Yusra Fernando²

^{*1}Komputerisasi Akuntansi, AMIK Teknokrat, Bandar Lampung

²Teknik Informatika, STMIK Teknokrat, Bandar Lampung

Jl. Zainal Abidin Pagaram 9-11 Kedaton Bandar Lampung

*E-mail: neneng060880@gmail.com

ABSTRAK

Belakangan ini sering terjadi pemalsuan daging yang dilakukan oleh penjual daging kepada masyarakat sebagai konsumen. Hal ini terjadi karena ketidaktahuan konsumen tentang cara membedakan jenis-jenis daging yang dibeli. Tentu saja dampak dari pemalsuan daging ini dapat merugikan konsumen. Dewasa ini teknik pengolahan citra digital telah banyak digunakan untuk melakukan analisis dan klasifikasi citra pada produk makanan. Hal ini tentu saja dapat dimanfaatkan untuk melakukan klasifikasi citra daging berdasarkan tekstur dan warnanya. Pada penelitian ini, pengolahan citra digital digunakan untuk mengklasifikasi citra jenis daging berdasarkan analisis tekstur dan warna sebagai alternatif dalam mengidentifikasi jenis daging selain menggunakan cara visual. Ciri tekstur yang digunakan adalah *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) empat arah yakni 0° , 45° , 90° , dan 135° . Sedangkan kanal warna yang digunakan adalah *Hue, Saturation, Value* (HSV) dengan metode pelatihan dan pengujian data menggunakan *Support vector machine* (SVM). Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra daging kambing, daging kerbau, dan daging kuda yang diambil dari jarak 20 cm. Hasil klasifikasi terbaik yang diperoleh adalah 75,6% berada pada arah GLCM 45° dengan jarak piksel tetangga $d=3$ dan arah GLCM 135° dengan jarak piksel tetangga $d=2$. Nilai tersebut berada pada parameter sigma 2,1.

Kata kunci : *Citra, GLCM, HSV, tekstur, SVM.*

ABSTRACT

There is often a forgery of meat made by meat sellers to the public as consumer lately. This happened because of the ignorance of consumers about how to distinguish the types of meat purchased. Therefore the impact of counterfeit meat can harm consumers. Nowadays digital image processing techniques have been widely used to perform image analysis and classification on food products. This technic can be used to classify the image of meat based on texture and color. In this research, digital image processing is used to classify meat type image based on texture and color analysis as an alternative in identifying meat type besides using visual method. The texture characteristics used are four-way gray level co-occurrence matrix (GLCM) ie 0° , 45° , 90° , and 135° with neighboring pixel spacing $d = 1$, $d = 2$, $d = 3$, $d = 4$. While the characteristics of the colors used are hue, saturation, value (HSV) with training methods and data testing using the support vector machine (SVM). The data used in this research was the image of goat meat, buffalo meat, and horse meat were taken from 20 cm. The best classification result obtained were 75.6% at the distance of the neighboring pixel $d = 3$ in the direction of GLCM 45° and located at the neighboring pixel $d = 2$ in the direction of GLCM 135° with the sigma parameter 2,1.

Keywords : *Image, GLCM, HSV, texture, SVM.*

PENDAHULUAN

Latar Belakang Masalah

Dewasa ini teknik pengolahan citra digital telah banyak digunakan untuk melakukan analisis dan klasifikasi citra pada produk makanan. Hal ini tentu saja dapat dimanfaatkan untuk melakukan klasifikasi citra daging berdasarkan tekstur dan warnanya.

Tekstur merupakan ciri gambar yang penting dan telah diterapkan pada industri makanan untuk evaluasi kualitas dan inspeksi. Ada empat jenis tekstur yaitu tekstur statistik, tekstur struktural, tekstur berbasis model, dan tekstur berbasis transformasi. Dari keempat jenis tekstur tersebut, yang paling banyak digunakan dalam industri makanan untuk akurasi yang tinggi adalah tekstur statistik (Zheng dkk, 2006).

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan analisis tekstur statistik adalah *grey level co-occurrence matrix* (GLCM). GLCM merupakan metode tekstur statistik yang paling banyak digunakan dimana ciri tekstur diekstraksi dengan beberapa pendekatan statistik dari matriks *co-occurrence* (Zheng dkk, 2006). Dalam analisis citra, GLCM telah terbukti menjadi deskriptor tekstur yang paling kuat untuk klasifikasi data dan masalah regresi (Siqueira dkk, 2013).

Dalam analisa citra untuk produk makanan, warna juga merupakan atribut yang berpengaruh memberikan informasi visual dan deskripsi yang kuat untuk melakukan pengukuran. Ciri warna dari sebuah objek dapat di ekstraksi dengan memeriksa setiap piksel dalam batas objek, dan telah terbukti sukses untuk melakukan pengukuran objektif dari berbagai jenis produk makanan mulai dari buah, biji-bijian, daging, dan sayuran (Jahns dkk, 2001).

Beberapa mesin pembelajaran yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi citra adalah logika fuzzy, jaringan syaraf tiruan, algoritma genetika, dan *support vector machine* (SVM) (Seetha dkk, 2008). SVM diciptakan oleh Vladimir Vapnik yang merupakan suatu teknik yang sangat berguna untuk klasifikasi data dan masalah regresi (Salat dan Osowski, 2004).

Penelitian tentang klasifikasi citra jenis daging yang sudah dilakukan sebelumnya, adalah; *support vector machine* untuk klasifikasi citra jenis daging berdasarkan tekstur menggunakan ekstraksi ciri *grey level*

co-occurrence matrix (GLCM) (Neneng, 2016); aplikasi analisis tekstur citra untuk klasifikasi irisan daging sapi berdasarkan keturunannya dengan metode pengujian data menggunakan *K nearest neighbours* (Basset dkk, 2000); klasifikasi tekstur citra warna daging berdasarkan ukuran, orientasi, dan kontras dengan metode region primitif (Zheng dkk, 2007), implementasi jaringan syaraf tiruan *backpropagation* sebagai sistem pengenalan citra daging babi dan citra daging sapi (Hartono dkk, 2012).

Berbeda dengan penelitian sebelumnya, pada penelitian ini klasifikasi citra jenis daging dianalisis berdasarkan tekstur statistik dan warna dengan metode pelatihan dan pengujian data menggunakan *support vector machine*. Ekstraksi ciri tekstur statistik yang digunakan dalam penelitian ini adalah GLCM empat arah yakni 0° , 45° , 90° , 135° dengan jarak piksel tetangga $d=1$, $d=2$, $d=3$, $d=4$. Ciri statistik yang digunakan adalah *angular second moment* (ASM), *inverse different moment* (IDM), entropi, *contrast*, dan korelasi. Sedangkan kanal warna yang digunakan adalah *hue, saturation, value* (HSV).

Landasan Teori Citra Berwarna

Citra berwarna atau yang biasa juga disebut dengan citra RGB adalah citra yang menyajikan beberapa warna dalam bentuk komponen R (merah), G (hijau), dan B (biru). Masing-masing komponen warna tersebut menggunakan delapan bit yang nilainya berkisar antara antara 0 sampai dengan 255. Dengan demikian maka kemungkinan warna yang dapat disajikan mencapai $255 \times 255 \times 255$ atau 16.581.375 warna.

Mengkonversi Citra Berwarna ke Citra Skala Keabuan

Mengingat banyaknya pemrosesan citra yang bekerja pada skala keabuan, untuk itu citra berwarna terlebih dahulu harus dikonversikan ke dalam bentuk citra skala keabuan. Untuk mengubah citra berwarna ke citra dalam bentuk skala keabuan menggunakan rumus berikut (Kadir dan Susanto, 2013):

$$\text{Skala keabuan} = 0.299R + 0.587G + 0.144B \quad (1)$$

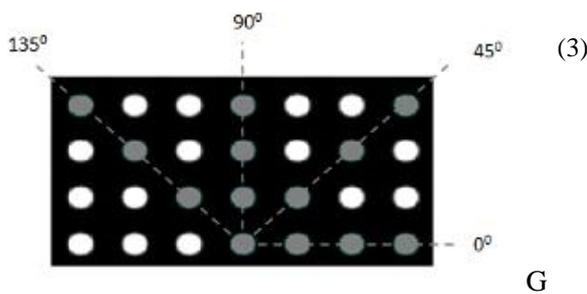
Atau

(2)

$$\text{Skala keabuan} = 0.333R + 0.333G + 0.333B$$

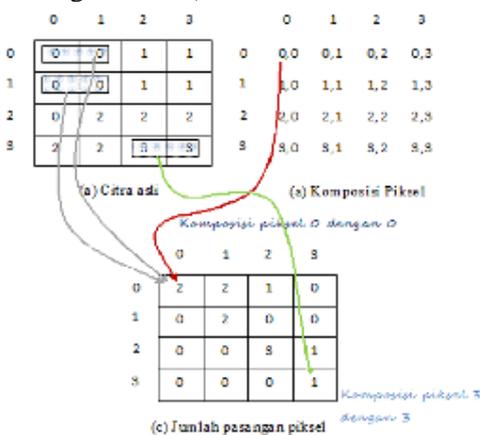
Ekstraksi Ciri Tekstur

Ekstraksi ciri tekstur statistik yang digunakan adalah GLCM. Pada GLCM, tekstur orde kedua diperhitungkan. Berbeda dengan orde pertama, pengukuran tekstur menggunakan perhitungan statistik hanya didasarkan pada nilai piksel citra asli saja dan tidak memperhatikan hubungan ketetangaan antar piksel. Sedangkan pada orde kedua, hubungan antar pasangan dua piksel citra asli juga ikut diperhitungkan (Hall-Bayer, 2007 dalam Kadir dan Susanto, 2013). Contoh arah GLCM dengan sudut 0°, 45°, 90°, 135° dijelaskan dalam gambar 1.



Gambar 1. Contoh arah untuk GLCM dengan sudut 0°, 45°, 90°, dan 135° (Kadir dan Susanto, 2012)

Sebagai ilustrasi, ketetangaan piksel dapat dipilih ke arah timur (kanan). Salah satu cara untuk merepresentasikan hubungan ini yaitu berupa (1,0), yang menyatakan hubungan dua piksel yang berjajar horizontal dengan piksel bernilai 1 diikuti dengan piksel bernilai 0. Berdasarkan komposisi tersebut, jumlah kelompok piksel yang memenuhi hubungan tersebut dihitung. Ilustrasi tersebut dijelaskan dalam gambar 2 (Kadir dan Susanto, 2013).



Gambar 2. Penentuan awal matriks GLCM berbasis pasangan dua piksel (Kadir dan Susanto, 2012)

Matriks pada gambar 2 disebut *matrix framework*. Agar menjadi simetris, matriks ini perlu diolah dengan menambahkan hasil transposnya. Agar menghilangkan ketergantungan pada ukuran citra, maka nilai-nilai GLCM perlu dinormalisasi sehingga jumlahnya bernilai 1.

Untuk mendapatkan fitur GLCM, dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut (Kadir dan Susanto, 2013):

Menghitung ASM (ukuran homogenitas citra):

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j))^2 \tag{3}$$

L menyatakan jumlah level yang digunakan untuk komputasi.

Menghitung kontras (ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra):

$$Kontras = \sum_{n=1}^L n^2 \left\{ \sum_{|i-j|=n} GLCM(i, j) \right\} \tag{4}$$

Menghitung IDM (mengukur homogenitas):

$$IDM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(GLCM(i, j))^2}{1 + (i - j)^2} \tag{5}$$

Menghitung Entropi (menyatakan ukuran ketidakteraturan aras keabuan di dalam citra):

$$Entropi = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j) \log (GLCM(i, j))) \tag{6}$$

Menghitung Korelasi (menyatakan ukuran ketergantungan linear antar nilai aras keabuan dalam citra):

$$Korelasi = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(ij)(GLCM(i, j)\mu_i\mu_j)}{\sigma_i\sigma_j} \tag{7}$$

Ekstraksi Ciri Warna

Citra daging yang diperoleh melalui kamera digital adalah citra dengan ruang warna RGB. Ruang warna RGB tidak ideal bila diterapkan untuk analisis warna, mengingat warna merah, hijau, dan biru sesungguhnya terkolerasi erat. Untuk itu maka citra daging dari ruang warna RGB perlu dikonversi ke ruang warna HSV (Hu dkk, 2012). HSV merupakan ruang warna yang merepresentasikan warna seperti yang dilihat mata manusia. H berasal dari kata “hue”, S berasal dari kata “saturation”, sedangkan V berasal dari kata “value” (Kadir dan Susanto,

2013). Untuk melakukan ekstraksi ciri warna dari ruang warna RGB ke HSV menggunakan rumus sebagai berikut (Hudik, 2012):

R Mean:

$$\mu_R = \frac{1}{N_{FS}} \sum_{(i,j) \in FS} I_R(i,j) \quad (8)$$

G Mean:

$$\mu_G = \frac{1}{N_{FS}} \sum_{(i,j) \in FS} I_G(i,j) \quad (9)$$

B Mean:

$$\mu_B = \frac{1}{N_{FS}} \sum_{(i,j) \in FS} I_B(i,j) \quad (10)$$

RGB Mean:

$$\mu_{RGB} = \frac{1}{N_{FS}} \sum_{(i,j) \in FS} I_{RGB}(i,j) \quad (11)$$

RGB Standar Deviasi:

$$\sigma_{RGB} = \sqrt{\frac{1}{N_{FS}} \sum_{(i,j) \in FS} ((I_R(i,j) - I_{MRGB}(i,j))^2 + (I_G(i,j) - I_{MRGB}(i,j))^2 + (I_B(i,j) - I_{MRGB}(i,j))^2)} \quad (12)$$

H Mean:

$$\mu_H = \frac{1}{N_{FS}} \sum_{(i,j) \in FS} I_H(i,j) \quad (13)$$

S Mean:

$$\mu_S = \frac{1}{N_{FS}} \sum_{(i,j) \in FS} I_S(i,j) \quad (14)$$

V Mean:

$$\mu_V = \frac{1}{N_{FS}} \sum_{(i,j) \in FS} I_V(i,j) \quad (15)$$

HSV Mean:

$$\mu_{HSV} = \frac{1}{N_{FS}} \sum_{(i,j) \in FS} I_{HSV}(i,j) \quad (26)$$

HSV Standar Deviasi:

$$\sigma_{HSV} = \sqrt{\frac{1}{N_{FS}} \sum_{(i,j) \in FS} ((I_H(i,j) - I_{MHVS}(i,j))^2 + (I_S(i,j) - I_{MHVS}(i,j))^2 + (I_V(i,j) - I_{MHVS}(i,j))^2)} \quad (17)$$

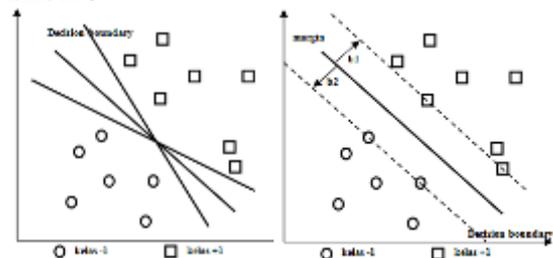
Support Vector Machine

Metode klasifikasi yang kini banyak dikembangkan dan diterapkan adalah SVM. SVM memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode yang lainnya karena berasal dari teori pembelajaran statistik yang menjanjikan. Untuk himpunan data yang berdimensi tinggi, SVM dapat bekerja sangat baik. Untuk SVM yang menggunakan teknik kernel harus memetakan data asli dari dimensi asalnya menjadi dimensi lain yang relatif lebih tinggi. SVM hanya menggunakan sejumlah data terpilih yang digunakan dalam klasifikasi yang akan dipelajari. Sedangkan pada metode

ANN, selama proses pelatihan semua data latih akan dipelajari. Berbeda dengan Nearest Neighbor, yang menyimpan semua data latih yang nantinya akan digunakan pada saat prediksi. Hal yang menjadi kelebihan SVM adalah karena tidak semua data latih dilibatkan pada saat pelatihan. SVM hanya menyimpan sebagian kecil data latih untuk digunakan pada saat prediksi (Prasetyo, 2014).

Konsep SVM

SVM adalah memaksimalkan batas *hyperplane*. Hal tersebut dijelaskan pada Gambar 3.



Gambar 3. Batas keputusan yang mungkin untuk set data (Prasetyo, 2014)

Konsep klasifikasi dengan SVM adalah sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi untuk pemisah dua buah kelas data pada *input space*. Hal tersebut dijelaskan pada Nugroho (2007) dalam Eko Prasetyo (2014). Gambar 3 di atas memperlihatkan beberapa data yang merupakan anggota dari dua buah kelas yakni +1 dan -1. Simbol data yang tergabung dalam kelas -1 dijelaskan dalam bentuk lingkaran. Sedangkan simbol data yang tergabung dalam kelas +1 dijelaskan dalam bentuk bujur sangkar. *Hyperplane* pemisah terbaik antara kedua kelas tersebut dapat ditemukan dengan mengukur margin *hyperplane* dan mencari titik maksimalnya. Margin adalah jarak antara *hyperplane* dengan data terdekat dari masing-masing kelas. Data yang paling dekat ini disebut dengan *support vector*. Gambar 3 b di atas menunjukkan *hyperplane* terbaik karena terletak di tengah-tengah kedua kelas. Data lingkaran dan bujur sangkar yang dilewati garis putus-putus (garis batas margin) adalah *support vector* (Prasetyo, 2014).

Rumusan Masalah

1. Bagaimana tingkat keakuratan klasifikasi jenis daging dengan jarak piksel tetangga $d=1$, $d=2$, $d=3$, $d=4$ dan arah GLCM 0° , 45° , 90° , 135° menggunakan ciri statistik

ASM, IDM, entropi, *contrast*, dan korelasi. Sedangkan kanal warna yang digunakan adalah HSV.

2. Bagaimana hasil klasifikasi jenis daging berdasarkan beberapa nilai parameter sigma yang paling optimal menggunakan kernel RBF.

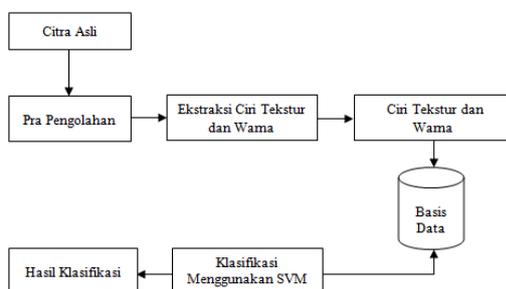
Tujuan Penelitian

1. Mengetahui tingkat keakuratan klasifikasi jenis daging kambing, daging kerbau, dan daging kuda dengan jarak piksel tetangga $d=1$, $d=2$, $d=3$, $d=4$ dan arah GLCM 0° , 45° , 90° , 135° dengan ciri statistik ASM, IDM, entropi, *contrast*, dan korelasi. Sedangkan kanal warna yang digunakan adalah HSV.
2. Mengetahui hasil klasifikasi jenis daging kambing, daging kerbau, dan daging kuda berdasarkan beberapa nilai parameter sigma yang paling optimal menggunakan kernel RBF.

METODE PENELITIAN

Tahapan Klasifikasi

Tahapan klasifikasi jenis daging yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi citra masukan, pra pengolahan, ekstraksi ciri tekstur dan warna, ciri tekstur dan warna ke basis data, klasifikasi menggunakan SVM, dan terakhir mendapatkan hasil klasifikasi. Tahapan ini disajikan dalam gambar 4.



Gambar 4. Tahapan Klasifikasi

Citra Asli

Data masukan yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra asli daging kambing, daging kerbau, dan daging kuda yang diambil secara manual menggunakan kamera nikon D3200 dengan resolusi 24 mega piksel tanpa penambahan cahaya. Sebelum difoto, terlebih dahulu daging kambing, daging kerbau, dan

daging kuda dipotong dengan ukuran ± 1 cm. Jarak pengambilan citra adalah 20 cm dengan meletakkan kamera menggunakan tripod berada di atas daging dan lensa pada posisi *zoom*.

Pra Pengolahan

Tahapan pra pengolahan memiliki serangkaian proses yakni pemotongan citra, perubahan ukuran citra, dan konversi citra RGB ke skala keabuan.

Ekstraksi Ciri Tekstur dan Warna

Tahap ekstraksi ciri dilakukan untuk menghitung masing-masing ciri tekstur menggunakan GLCM. Ciri tekstur statistik yang digunakan dalam penelitian ini adalah ASM, IDM, entropi, *contrast*, dan korelasi. Sedangkan ekstraksi ciri warna dilakukan dengan mengkonversi ruang warna dari tipe RGB ke HSV. Ciri warna HSV ini nantinya akan digunakan sebagai masukan pada tahap klasifikasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini terdapat pembahasan yang akan dilakukan yakni mengetahui tingkat keakuratan klasifikasi dengan jarak piksel tetangga $d=1$, $d=2$, $d=3$, $d=4$ dan arah GLCM 0° , 45° , 90° , 135° , dan mengetahui tingkat keakuratan klasifikasi jenis daging berdasarkan beberapa nilai parameter sigma menggunakan kernel RBF.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra daging kambing, daging kerbau, dan daging kuda yang diambil dengan ukuran jarak tinggi 20cm. Jumlah data masing-masing jenis daging adalah 150 citra. Dengan demikian, jumlah citra daging keseluruhan adalah 450 citra.

Tingkat Keakuratan klasifikasi dengan jarak piksel tetangga dan arah GLCM.

Pembahasan ini dilakukan untuk mengetahui tingkat keakuratan klasifikasi citra. Jarak piksel tetangga yang digunakan adalah $d=1$, $d=2$, $d=3$, dan $d=4$ dengan arah GLCM adalah 0° , 45° , 90° , 135° . Jumlah data yang digunakan adalah 150 citra untuk masing-masing jenis daging. Total keseluruhan data adalah 450 citra. Dari masing-masing jenis daging tersebut, jumlah data yang digunakan untuk pengujian adalah 30 citra, sehingga total keseluruhan data pengujian adalah 90 citra.

Sedangkan data yang digunakan untuk pelatihan adalah 360 citra. Hasil perhitungan menggunakan parameter sigma 2,1 untuk jarak piksel tetangga d=1, d=2, d=3, dan d=4 dengan arah GLCM 0°, 45°, 90°, 135° pada pembahasan ini disajikan dalam tabel 1.

Tabel 1. Hasil klasifikasi citra dengan jarak piksel tetangga dan arah GLCM.

Jarak piksel tetangga	Jumlah data pengujian	Hasil Klasifikasi %							
		0°		45°		90°		135°	
		B	S	B	S	B	S	B	S
d=1	90	34,4	65,6	43,3	56,7	33,33	66,7	34,4	65,6
d=2	90	41,1	58,9	44,4	55,6	40	60	72,6	24,4
d=3	90	72,2	27,8	75,6	24,4	62,2	37,8	73,3	26,7
d=4	90	62,2	37,8	70	30	62,2	37,8	67,8	32,2

Keterangan: B (benar), S (salah)

Dari tabel 1 di atas terlihat bahwa nilai prosentase untuk hasil klasifikasi dengan nilai error terkecil ditunjukkan pada jarak piksel tetangga d=3 pada arah GLCM 45° dan jarak piksel tetangga d=2 pada arah GLCM 135° yakni sebesar 75,6% untuk klasifikasi benar dan 24,4% untuk klasifikasi salah.

Tingkat keakuratan klasifikasi masing-masing arah GLCM dan jarak piksel tetangga berdasarkan nilai parameter sigma yang paling optimal menggunakan kernel RBF.

Klasifikasi jenis daging kambing, daging kerbau, dan daging kuda ini berdasarkan nilai parameter sigma yang paling optimal menggunakan kernel RBF. Klasifikasi dilakukan pada jarak piksel tetangga d=1, d=2, d=3, dan d=4 dengan arah GLCM 0°, 45°, 90°, dan 135° yang disajikan dalam tabel 2.

Tabel 2. Hasil klasifikasi citra berdasarkan nilai parameter sigma yang paling optimal pada masing-masing arah GLCM menggunakan kernel RBF.

Jarak piksel tetangga	Parameter sigma	Hasil Klasifikasi	
		B	S
d=1	2,0	41,1	58,9
d=2	1,2	64,4	35,6
d=3	2,1	73,3	26,7
d=4	2,3	74,4	25,6

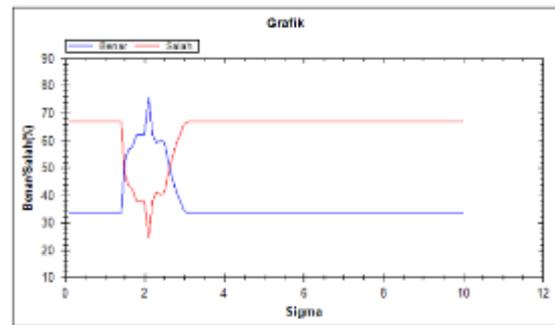
Jarak piksel tetangga	Parameter sigma	Hasil Klasifikasi	
		B	S
d=1	3,00	46,7	53,3
d=2	1,5	62,2	37,8
d=3	2,1	75,6	24,4
d=4	2,1	70	30

Jarak piksel tetangga	Parameter sigma	Hasil Klasifikasi	
		B	S
d=1	2,2	45,6	54,4
d=2	1,5	62,2	37,8
d=3	2,3	75,6	24,4
d=4	2,3	74,4	25,6

Jarak piksel tetangga	Parameter sigma	Hasil Klasifikasi	
		B	S
d=1	1,4	62,2	37,8
d=2	2,1	75,6	24,4
d=3	2,1	74,4	25,6
d=4	2,1	67,8	32,2

Keterangan: B (benar), S (salah)

Dari tabel 3 di atas terlihat akurasi klasifikasi yang paling optimal berdasarkan parameter sigma pada masing-masing arah GLCM. Nilai akurasi yang paling optimal untuk arah GLCM 0° terletak pada jarak piksel tetangga d=4 pada parameter sigma 2,3 yakni sebesar 74,4%. Untuk arah GLCM 45° terletak pada jarak piksel tetangga d=3 pada parameter sigma 2,1 yakni sebesar 75,6%. Untuk arah GLCM 90° terletak pada jarak piksel tetangga d=3 pada parameter sigma 2,3 yakni sebesar 75,6%. Sedangkan pada arah GLCM 135° terletak pada jarak piksel tetangga d=2 pada parameter sigma 2,1 sebesar 75,6%. Grafik untuk akurasi klasifikasi yang paling optimal dari tabel 3 disajikan pada gambar 11.



Gambar 11. Grafik akurasi hasil klasifikasi yang paling optimal

Simpulan dan Saran Kesimpulan

Kesimpulan yang didapat berdasarkan hasil pembahasan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Tingkat keakuratan klasifikasi untuk jenis daging kambing, daging kerbau, dan daging kuda dengan jarak piksel tetangga d=1, d=2, d=3, d=4 dan arah GLCM 0°, 45°, 90°, 135° adalah sebesar 75,6%. terletak pada jarak d=3 dengan arah GLCM 45° dan terletak pada jarak d=2 dengan arah GLCM 135° pada posisi parameter sigma 2,1.
2. Hasil akurasi klasifikasi jenis daging berdasarkan beberapa nilai parameter sigma yang paling optimal menggunakan kernel RBF untuk arah GLCM 0° terletak pada jarak piksel tetangga d=4 pada parameter sigma 2,3 yakni sebesar 74,4%. Untuk arah GLCM 45° terletak pada jarak piksel tetangga d=3 pada parameter sigma 2,1 yakni sebesar 75,6%. Untuk arah GLCM 90° terletak pada jarak piksel tetangga d=3 pada parameter sigma 2,3 yakni sebesar

75,6%. Sedangkan pada arah GLCM 135° terletak pada jarak piksel tetangga $d=2$ pada parameter sigma 2,1 sebesar 75,6%.

Saran

1. Untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat, maka perlu dilakukan pengujian data menggunakan beberapa kernel yang berbeda.
2. Perlunya dilakukan penelitian lanjutan menggunakan ciri warna yang berbeda sehingga akan didapat hasil yang paling optimal.
3. Perlunya dilakukan penelitian lanjutan dengan menambahkan ciri tekstur atau menggunakan ciri tekstur yang berbeda sehingga hasil menjadi lebih akurat.

Daftar Pustaka

- Basset, O., Buquet, B., Abouelkaram, S., Delachartre, P., dan Culioli, J., 2000. Application of texture image analysis for the classification of bovine meat, *Food Chemistry*, 69, 437-445.
- Hu, J., Li, D., Duan, Q., Han, Y., Chen G., dan Si, X., 2012. Fish species classification by color, texture and multi-class support vector machine using computer vision, *Computers and Electronics in Agriculture*, 88, 133–140.
- Jahns, G., Nielsen, H. M., dan Paul, W., 2001. Measuring image analysis attributes and modelling fuzzy consumer aspects for tomato quality grading. *Computers and Electronics in Agriculture*, 31, 17–29.
- Kadir, A., dan Susanto, A., 2012. *Teori dan aplikasi pengolahan citra*, Andi: Yogyakarta.
- Neneng, 2016. Support vector machine untuk klasifikasi citra jenis daging berdasarkan tekstur menggunakan ekstraksi ciri gray level co-occurrence matrices (GLCM), *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, Vol. 6 No. 1.
- Ogunlana, S.O., Olabode, O., Oluwadare, S.A. A., dan Iwasokun, G. B., Fish Classification Using Support Vector Machine, *African Journal of Computing & ICT*, Vol. 8 No. 2.
- Prasetyo, E., 2012. *Data mining konsep dan aplikasi menggunakan matlab*, Andi: Yogyakarta.
- Prasetyo, E., 2014. *Data mining mengolah data menjadi informasi menggunakan matlab*, Andi Publisher: Yogyakarta.
- Salat, R., dan Osowski, S., 2004. Accurate fault location in the power transmission line using support vector machine approach, *IEEE Trans. Power Syst.*, 19, 879–886.
- Seetha, M., Muralikrishna, I.V., Deekshatulu, B.L., Malleswari, B.L., Nagaratna, Hedge, P., 2008. Artificial neural network and other methods of image classification, *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. 1039–1053.
- Siqueira, F.R.D., Schwartz, W.R., Pedrini, H., 2013. Multi-scale gray level co-occurrence matrices for texture description, *Neurocomputing*, 120, 336–345.
- Sun, D-W., 2000. Inspecting pizza topping percentage and distribution by a computer vision method. *Journal of Food Engineering*, 44, 245–249.
- Xian, G-M., 2010. An identification method of malignant and benign liver tumors from ultrasonography based on GLCM texture features and fuzzy SVM, *Expert Systems with Applications*, 37, 6737–6741.
- Zheng, C., Sun, D-W., dan Zheng, L., 2007. A new region-primitive method for classification of colour meat image texture based on size, orientation, and contrast, *Meat Science*, 76, 620–627.
- Zheng, C., Sun, D-W., dan Zheng, L., 2006. Recent applications of image texture for evaluation of food qualities—a review, *Trends in Food Science & Technology*, 17, 113–128.