

EVALUASI PERFORMA ALGORITMA *LEARNING VECTOR QUANTIZATION* (LVQ) DALAM KLASIFIKASI CITRA WARNA PADA DAGING SAPI DAN BABI

Desi Purwanti Kusumaningrum¹, Usman Sudibyo², Eko Hari Rachmawanto³, Christy Atika Sari⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro
Jl. Imam Bonjol 207 Semarang, 50131

Telp. (024) Telp. (024) 3517261

E-mail: ¹desi.purwanti@dsn.dinus.ac.id, ²usman.sudibyo@dsn.dinus.ac.id, ³eko.hari@dsn.dinus.ac.id,
⁴atika.sari@dsn.dinus.ac.id

ABSTRAK

Warna dan tekstur daging yang hampir sama dan harga daging babi yang lebih murah dibandingkan dengan harga daging sapi membuat daging babi dipilih sebagai bahan daging campurannya. Namun daging sapi dan daging babi mempunyai perbedaan, yakni dari segi warna dan tekstur daging. Maka pada penelitian ini akan melakukan proses pendekatan dengan beberapa algoritma seperti algoritma Grey Level Cooccurrence Matrix (GLCM) dan algoritma Learning Vector Quantization (LVQ). Penggunaan metode di atas diharapkan mampu mendeteksi kedua daging dan diharapkan mampu memaksimalkan tingkat akurasi ketika proses klasifikasi dengan algoritma Learning Vector Quantization. Dalam penelitian ini dihasilkan nilai akurasi dengan nilai tertingginya pada akurasi 75% dengan learning rate = 0,005 dan epoch = 100, sedangkan nilai akurasi terendah pada akurasi 63,75% dengan learning rate = 0,05 dan epoch = 100. Kesalahan yang paling banyak, terdapat pada citra daging babi yang tercropping secara manual, sedangkan untuk citra berbackground hanya mengalami sedikit kesalahan. Adapaun harapan dari penelitian ini adalah dapat dikembangkan sistem yang mampu meminimalisir kesalahan dalam menentukan perbedaan anantara kedua daging (baik yang mempunyai background ataupun tidak) dan diharapkan mampu memaksimalkan tingkat akurasi yang didapat.

Kata Kunci: Learning Vector Quantization (LVQ), klasifikasi, citra warna, daging, jaringan syaraf tiruan

1. PENDAHULUAN

Komponen utama pada daging ada beberapa bagian diantaranya seperti jaringan lemak, otot, ikat, dan tulang rawan. Daging mempunyai beberapa jenis pembentukan daging seperti jaringan otot bergaris melintang, jaringan otot licin, dan jaringan otot spesial. Pada jaringan lemak daging terdapat beberapa jenis lemak seperti lemak intraseluler, lemak intermuskular dan lemak subkutan. Sedangkan pada jaringan ikat ada beberapa bagian diantaranya seperti serabut retikulin, elastin, dan kolagen. Pada intinya struktur daging memiliki struktur yang terdiri dari beberapa otot yang saling tersusun, oleh karena itu struktur dasar pembentukan daging merupakan serabut otot. Setiap daging hewan memiliki perbedaan daging diantaranya seperti perbedaan pada warna daging, serat daging, tekstur daging, dan lemak daging. Sebagai contoh antara daging sapi dan babi, perbedaan kedua daging ini bisa dilihat dari segi warna daging, serat daging dan tekstur daging. Untuk warna daging sapi memiliki warna merah darah segar pada dagingnya, sedangkan untuk daging babi memiliki warna merah pucat pada warna dagingnya. Daging sapi memiliki tekstur daging yang lebih padat dan memiliki garis-garis serat daging yang lebih jelas, sedangkan untuk tekstur pada daging babi memiliki tekstur yang lembek dan serat pada dagingnya tidak terlalu jelas atau samar-samar untuk dilihat. Untuk membedakan kedua jenis daging ini dapat digunakan teknik pengolahan citra digital.

Pengolahan citra adalah proses manipulasi dan interpretasi digital dari citra dengan bantuan komputer untuk memperoleh citra yang memiliki kualitas yang lebih baik [1]. Perbaikan dimaksudkan untuk meningkatkan kualitas citra dan mendapatkan informasi yang terdapat didalam sebuah citra itu sendiri. Elemen yang terdapat didalam sebuah citra perlu dikelompokkan, dicocokkan, atau diukur untuk digabungkan dengan citra lainnya [2]. Untuk meningkatkan performa dari pengolahan citra yang akan diimplementasikan, dapat digunakan ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur juga dibedakan berdasarkan ciri yang digunakan menjadi 5 fitur atau ciri [3] yakni ekstraksi fitur bentuk, ekstraksi fitur ukuran, ekstraksi fitur geometri, ekstraksi fitur tekstur dan ekstraksi fitur warna. Salah satu contoh metode yang menggunakan ekstraksi fitur tekstur adalah GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrices*) karena GLCM terbukti sangat *powerful* sebagai deskriptor fitur atau ciri dalam merepresentasikan karakteristik tekstur dari sebuah citra [4]. *Gray Level Co-occurrence Matrix* merupakan suatu matriks yang elemennya adalah hasil dari pasangan piksel yang mempunyai tingkatan kecerahan tertentu, dimana pasangan piksel tersebut akan terpecah dengan jarak d dengan sudut inklinasi θ .

Dalam penelitian ini akan digunakan model klasifikasi citra menggunakan salah satu model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yaitu *Learning Vector Quantization* (LVQ) [5][6]. LVQ adalah jaringan syaraf yang bertipe arsitektur jaringan lapis tunggal umpan-maju (*Single Layer Feedforward*) yang meliputi unit input dan unit output. Lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor masukan. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor masukan. Jika 2 vektor masuk mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor masukan tersebut kedalam kelas yang sama [7]. Dalam hal ini LVQ dipilih karena [7][8]: (1) Mempunyai nilai error yang lebih kecil

dibandingkan dengan jaringan syaraf tiruan seperti backpropagation; (2) Dapat meringkas data set yang besar menjadi vektor codebook berukuran kecil untuk klasifikasi; (3) Dimensi dalam *codebook* tidak dibatasi seperti dalam teknik *Nearest Neighbour*; (4) Model yang dihasilkan dapat diperbaharui secara bertahap.

Dalam penelitian ini akan digunakan LVQ dengan model ekstraksi fitur GLCM sebagai inputan pada tahap pembobotan dalam melakukan klasifikasi pola yang masing-masing unit output yang mewakili kategori (kelas tertentu). Perhitungan bobot awal dan bobot akhir dapat dilihat pada pembahasan selanjutnya. Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui performa LVQ dalam mengklasifikasi daging sapi dan babi menggunakan data training serta data testing yang telah diambil menggunakan kamera.

2. PENELITIAN TERKAIT

Penelitian yang dilakukan oleh Ferry Anggriawan Susanto pada tahun 2015 yang membahas tentang identifikasi daging sapi dan daging babi berdasarkan tekstur kedua daging. Dari pembahasan pada penelitiannya, hasil yang diperoleh adalah dari hasil pengenalan citra dengan metode ekstraksi fitur GLCM dan hasil dari akurasi yang didapat dari klasifikasi metode KNN. Citra yang diidentifikasi didalam penelitian ini adalah daging sapi dan babi yang masih dalam keadaan segar. Untuk memperoleh ciri tekstur penelitian menggunakan ekstraksi fitur GLCM, yang digunakan sebagai awal pengenalan pada pola citra daging. Sebelum proses ekstraksi fitur dilakukan, citra daging akan melalui proses cropping atau pemotongan citra. Dan setelah proses cropping atau pemotongan telah dilakukan maka proses selanjutnya adalah dengan merubah citra RGB menjadi citra *grayscale*. Setelah kedua proses diatas telah dilakukan maka proses selanjutnya adalah melakukan proses ekstraksi fitur GLCM yang dilakukan dengan menggunakan 4 parameter yang menghasilkan nilai matriks kookuransi dari empat fitur yaitu Kontras, Kolerasi, Energi, dan Homogenitas berdasarkan sudut pengenalan $135^0, 90^0, 45^0, 0^0$. Dengan perhitungan nilai matriks kookurensi dan didapatkannya nilai rata-rata dari masing-masing 4 parameter maka proses selanjutnya adalah mengklasifikasi citra menggunakan metode KNN dengan nilai ganjil yaitu 1, 3, 5, 7, 9 untuk diketahui nilai akurasi terbesar. Dari hasil penelitian dan pembahasan diatas, peneliti menyatakan bahwa dengan ekstraksi fitur GLCM dan metode klasifikasi K-NN memperoleh hasil akurasi sebesar 90% dengan nilai sudut 00 dan nilai k bernilai 7. Sedangkan untuk hasil akurasi terendah didapatkan hasil akurasi sebesar 70% dengan nilai sudut 450 dan nilai k bernilai 1.

Penelitian kedua yang dilakukan oleh Elvia Budianita, Jasril, Lestari Handayani pada tahun 2015 yang membahas tentang klasifikasikan daging sapi dan daging babi berdasarkan warna dan tekstur kedua daging [9]. Dari pembahasan pada penelitian ini, hasil yang diperoleh dari hasil pengenalan citra dan dari hasil akurasi yang didapat dengan metode ciri warna HSV, ekstraksi fitur GLCM dan KKN. Untuk citra yang di klasifikasi didalam penelitian ini adalah daging segar dan daging busuk (baik daging sapi maupun daging babi, baik tanpa *background* maupun menggunakan *background*). Proses pertama yang dilakukan didalam penelitian ini adalah dengan proses pemotongan atau cropping citra. Pemotongan dilakukan dalam bentuk persegi dan beresolusi sebesar 400x400 piksel, hal ini agar mendapatkan citra daging secara penuh dan mempermudah sistem untuk mengekstraksi ciri warna dan tekstur. Setelah proses cropping dilakukan, proses selanjutnya pada penelitian ini adalah dengan mengekstraksi ciri warna dengan metode HSV dan ekstraksi fitur GLCM. Untuk ciri warna langkah yang dilakukan adalah dengan menghitung nilai dari ke tiga nilai HSV, yang terdiri dari nilai Hue, Saturation, dan Value. Sebelum proses perhitungan dilakukan peneliti melakukan konversi citra RGB kedalam citra HSV, dengan fungsi *rgb2hsv* pada matlab. Setelah proses konversi citra dilakukan maka dengan demikian nilai HSV dapat ditentukan, yaitu dengan tiga buah histogram yang terdiri dari histogram *Hue*, *Saturation*, dan *Value*. Sedangkan untuk ekstraksi fitur GLCM langkah yang dilakukan adalah dengan menghitung matriks kookurasi dan menghitung nilai dari stastistik orde dua yang terdiri dari *Angular Second Moment*, *Contrast*, *Correlation*, *Variance*, *Inverse Difference Moment*, dan *Entropy* berdasarkan sudut $135^0, 90^0, 45^0, 0^0$. Dan matriks kookurensi bujur sangkarnya dengan ukuran $256 \times 256 \times 256$ yang berasal dari nilai grayscale dari setiap pikselnya. Dengan didapatkan nilai dari parameter ciri warna HSV dan ekstraksi fitur GLCM maka proses selanjutnya adalah dengan mengklasifikasi daging dengan nilai dari masing-masing parameter metode diatas. Proses klasifikasi pada penelitian ini menggunakan metode KNN yang pemrosesannya dengan mencari kelas dengan jumlah anggota terbanyak dan mencari nilai terdekat antara data yang sedang di evaluasi dengan nilai k. Dan hasil dari penelitian dan pembahasan diatas, peneliti menyatakan klasifikasinya mendapat akurasi sebesar 88,75% (citra tanpa *background*) dan untuk akurasi sebesar 73,75% (citra menggunakan *background*). Dan k = 1 adalah pengujian terhadap nilai k yang paling optimal yaitu dengan akurasi sebesar 93,33% (citra tanpa *background*). Sedangkan k = 6 mendapatkan nilai akurasi sebesar 86,87% (citra menggunakan *background*).

Dan penelitian ketiga yang dilakukan oleh Agus Wahyudi pada tahun 2016 yang membahas tentang pendeteksian terhadap bakso daging sapi berboraks berdasarkan tekstur pada bakso daging sapi. Dari pembahasan pada penelitian ini, hasil yang diperoleh adalah dari hasil pengenalan citra dan hasil dari akurasi yang didapat dengan metode ekstraksi fitur dan Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ). Citra yang dideteksi di dalam penelitian ini adalah bakso daging sapi yang berboraks maupun tidak berboraks. Proses pertama yang dilakukan pada penelitian ini adalah dengan mengubah ukuran (*resize*) citra, proses ini dilakukan agar proses penghitungan memiliki kesamaan nilai matriks yang sama pada setiap pikselnya. Setelah proses *resize* dilakukan maka proses selanjutnya mengubah citra RGB kedalam citra grayscale untuk mendapatkan intensitas warna

keabuan. Ekstraksi fitur yang prosesnya adalah untuk merepresentasikan dari perubahan matriks citra kedalam bentuk *double* dan selanjutnya disimpan kedalam bentuk vektor. Proses selanjutnya adalah dengan mengklasifikasi dengan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ) untuk mencari jarak yang terdekat, jika inputan vektor-vektor memiliki jarak yang terdekat maka inputan citra akan dikelompokkan pada kelas yang sama. Dan hasil dari penelitian dan pembahasan diatas, peneliti menyatakan bahwa metode Jaringan Saraf Tiruan berhasil melakukan klasifikasi bakso berboraks maupun tidak berboraks. Dari 180 data yang diuji dengan alat, mendapatkan akurasi 93,33% untuk bakso yang tidak mengandung boraks. Sedangkan bakso yang mengandung boraks mendapat akurasi sebesar 90,83%. Dan dari 180 data yang diuji, 60% bakso dari hasil survey di kecamatan yang ada di Malang.

3. LANDASAN TEORI

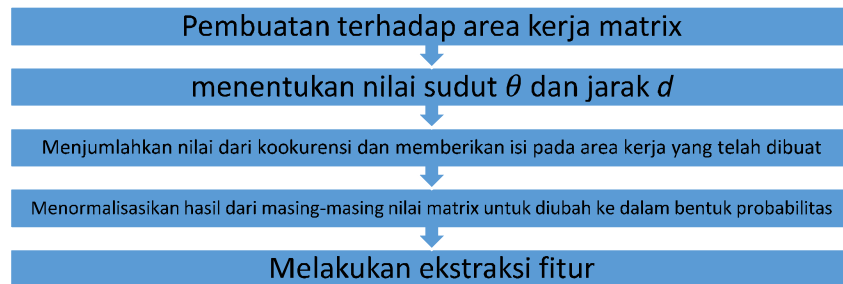
3.1 Pengolahan Citra Digital

Analisis citra merupakan operasi pengolahan citra yang bertujuan untuk menghitung besaran kuantitatif citra. Penghitungan kuantitatif citra menghasilkan informasi untuk memperoleh hasil yang tepat, agar hasil tersebut bisa memberikan keputusan yang akan diambil. Teknik analisa citra adalah dengan mengekstraksi ciri-ciri citra tertentu yang dapat membantu dalam mengidentifikasi objek citra [10]. Proses segmentasi kemungkinan diperlukan untuk melokalisasi objek yang diinginkan dari sekelilingnya. Contoh operasi analisis citra yaitu pendekatan tepi objek citra, ekstraksi batas citra, dan representasi daerah citra.

Citra RGB adalah suatu citra yang terdiri dari 3 buah warna seperti merah (R), hijau (G), dan biru(B). Setiap titik pada citra RGB menunjukkan nilai-nilai dari setiap warna yang dipilih, dimana pada setiap titik yang terdapat pada citra RGB dapat dipilih sebanyak 256 warna. Jika suatu citra RGB mempunyai warna sebanyak 256 warna, maka fungsi yang terdapat pada pengolahan citra tidak dapat dilakukan secara langsung. Hal ini karena citra tersebut tidak mempunyai tingkat kecerahan tertentu. Sedangkan masing-masing *palette* warna tabel memiliki tiga buah kombinasi angka, yaitu R (*red*), G (*green*), dan B (*blue*) yang menentukan posisi dari warna merah, hijau, dan biru. Dengan demikian dapat diketahui bahwa dalam suatu piksel akan diwakili 3 byte memori yang masing-masing terdiri dari 1 byte untuk warna merah, 1 byte untuk warna hijau dan 1 byte untuk warna biru.

3.2 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

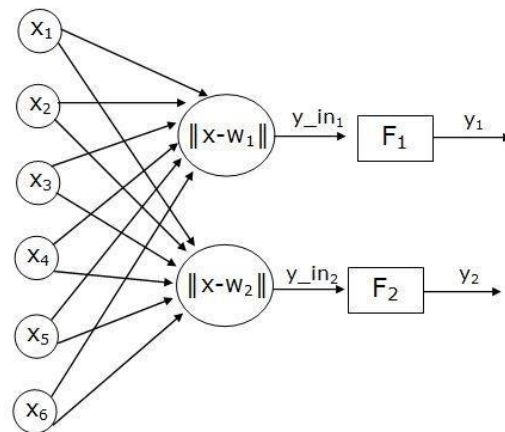
Gray Level Co-occurrence Matrix merupakan suatu matriks yang elemennya adalah hasil dari pasangan piksel yang mempunyai tingkatan kecerahan tertentu, dimana pasangan piksel tersebut akan terpecah dengan jarak d dengan sudut inklinsi θ [9]. Dengan demikian, matriks kookurensi merupakan probabilitas dari hasil *gray level* i dan j dari dua piksel terpisah pada jarak yaitu d dan sudut dilambangkan θ . Piksel yang bertetangga mempunyai d diantara keduanya, dapat terletak di delapan arah berlainan. Arah piksel tetangga untuk mewakili jarak dapat dipilih, misalnya $135^{\circ}, 90^{\circ}, 45^{\circ}, 0^{\circ}$ [11]. Berikut beberapa tahapan ekstraksi fitur GLCM:



Gambar 1. Tahapan operasi metode GLCM

3.3 Learning Vector Quantization (LVQ)

LVQ adalah jaringan syaraf yang bertipe arsitektur jaringan lapis tunggal umpan-maju (*Single Layer Feedforward*) yang meliputi unit inputan dan unit outputan. Lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor masukan. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor masukan. Jika 2 vektor masuk mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor masukan tersebut kedalam kelas yang sama [12]. Diamsumsikan bahwa serangkaian pola pelatihan dengan klasifikasi yang tersedia bersama dengan distribusi awal referensi. Sesudah pelatihan jaringan LVQ mengkalsifikasi vektor masukan dengan menugaskan ke kelas yang sama sebagai unit keluaran, sedangkan yang mempunyai vector referens diklasifikasikan sebagai vektor masukan. Dalam hal ini sehimpunan pola yang klasifikasinya diketahui dan diberikan bersama distribusi awal vector masukan dalam kelas yang sama dengan unit keluaran yang memiliki bobot (referensi) yang paling dekat dengan vektor masukan.



Gambar 2. Kerangka kerja LVQ [7]

Gambar 2 memperlihatkan bahwa dendrit yang bertindak sebagai data inputan dari X_1 sampai X_6 , W adalah sinapsis yang bertindak sebagai nilai bobot W , sedangkan untuk perhitungan $\|X-W\|$ adalah soma atau badan dari jaringan ini. Dan Y adalah akson bertindak sebagai outputan. Tahapan LVQ secara sederhana dapat di deskripsikan sebagai berikut:

1. Tetapkan : Bobot (W), Maksimum Epoch (MaxEpoch), error minimum yang diharapkan (Eps), learning rate (α)
2. Masukan :
 - Data input : $x(m,n)$
 - Target berupa kelas : $T(1,n)$
3. Tetapkan Kondisi Awal :
 - Epoch = 0
 - Err = 1
4. Kerjakan Selama : (epoch < MaxEpoch) dan ($\alpha > Eps$)
 - a. Epoch = epoch + 1
 - b. Kerjakan untuk $i=1$ sampai $n=i$. Memilih (J) jarak sedemikian hingga $\|X-W_j\|$ minimum (sebut sebagai C_j) ii.
 - Perbaiki W_j dengan ketentuan :
 - Jika $T = C_j$; maka $W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) + \alpha(X-W_j(\text{lama}))$
 - Jika $C_j \neq T$; maka $W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) - \alpha(X-W_j(\text{lama}))$
 - Kurangi nilai pengurangan α

4. IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN

Data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah citra yang telah melalui proses *preprocessing* berupa pemotongan citra (*cropping*), penghilangan background, dan resize citra. Citra yang digunakan sebanyak 340 citra yang terdiri dari dataset latih (*training*) sebanyak 260 citra dan dataset uji (*testing*) sebanyak 80 citra. Dataset latih (*training*) adalah data yang akan dijadikan sebagai data pembelajaran, sedangkan dataset uji (*testing*) adalah data yang tidak memiliki kelas ataupun kategori yang dimana data tersebut dikelompokkan kedalam kelas yang sesuai berdasarkan pada dataset latih. Untuk dataset latih mempunyai 260 citra yang terdiri 130 citra daging sapi dan 130 citra daging babi, sedangkan untuk dataset uji mempunyai 80 citra yang terdiri dari 40 daging sapi dan 40 daging babi. Dan untuk pengelompokan kelas yang akan digunakan pada penelitian ini adalah kelas daging sapi dan kelas daging babi. Kelas 1 merupakan kelas untuk daging babi dan kelas 2 merupakan kelas untuk daging sapi.

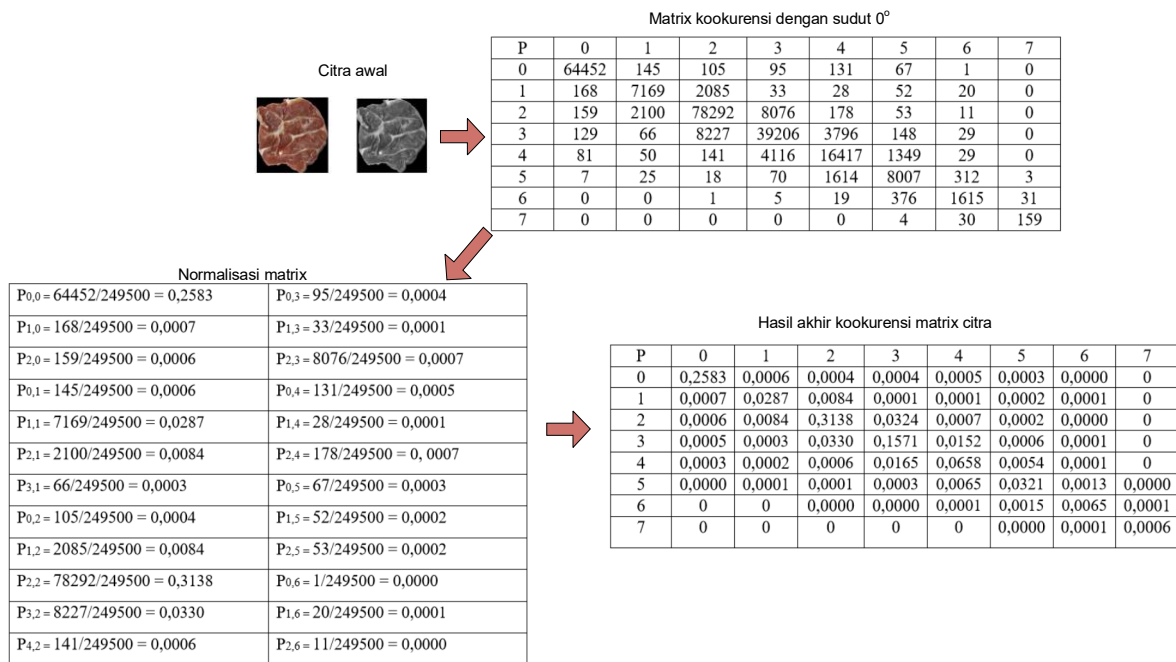
Berikut ini adalah *pseudocode* untuk mengimplementasikan LVQ yang telah kami implementasikan:

```

for(a = 1: length(data))
    output(1) = 0;
    output(2) = 0;
    for(n = 1 : 7)
        output(1) = output(1) + ( data(a,n) - w(1,n) )^2;
        output(2) = output(2) + ( data(a,n) - w(2,n) )^2;
    end
    output(1) = sqrt(output(1));
    output(2) = sqrt(output(2));
    location = find(output == min(output));
    realoutput(a) = location(1);
    if(location(1) == data(a,8))
        accuracy = accuracy + 1;
    end
end
    
```

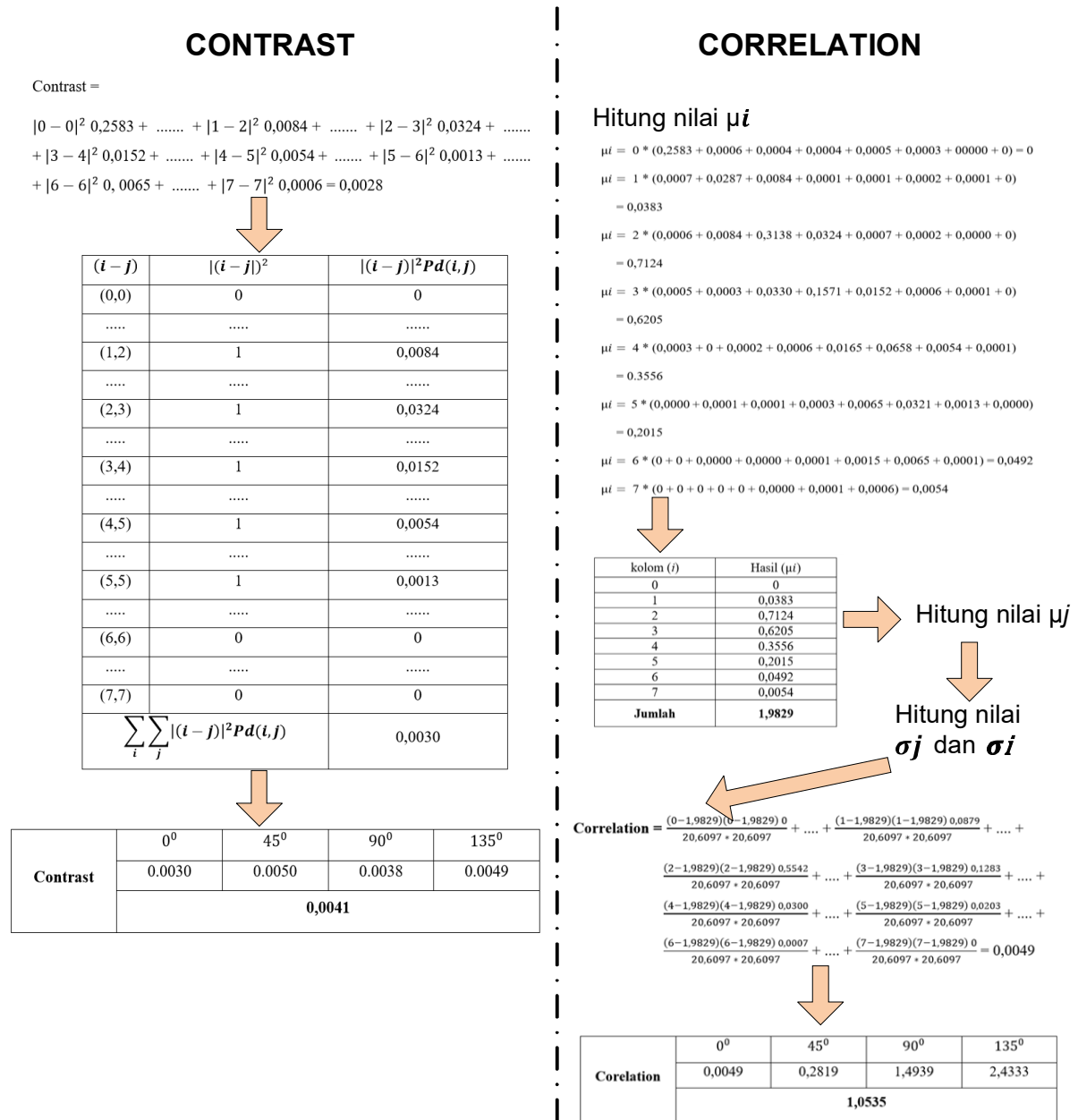
Gambar 3. *Pseudocode* LVQ pada klasifikasi citra yang diusulkan

Proses ekstraksi fitur menggunakan pendekatan metode GLCM yang menghasilkan matrik kookurensi GLCM berdasarkan orientasi sudut $0^{\circ}, 45^{\circ}, 90^{\circ}, 135^{\circ}$. Sebelum perhitungan matrik kookurensi terlebih dahulu mengkonversi citra RGB kedalam citra *grayscale*. Hal ini dilakukan karena ekstraksi fitur GLCM hanya bisa membaca citra 2 dimensi, sedangkan citra RGB adalah 3 dimensi. Berikut ini merupakan proses pembuatan matrik kookurensi pada citra eksperimen.



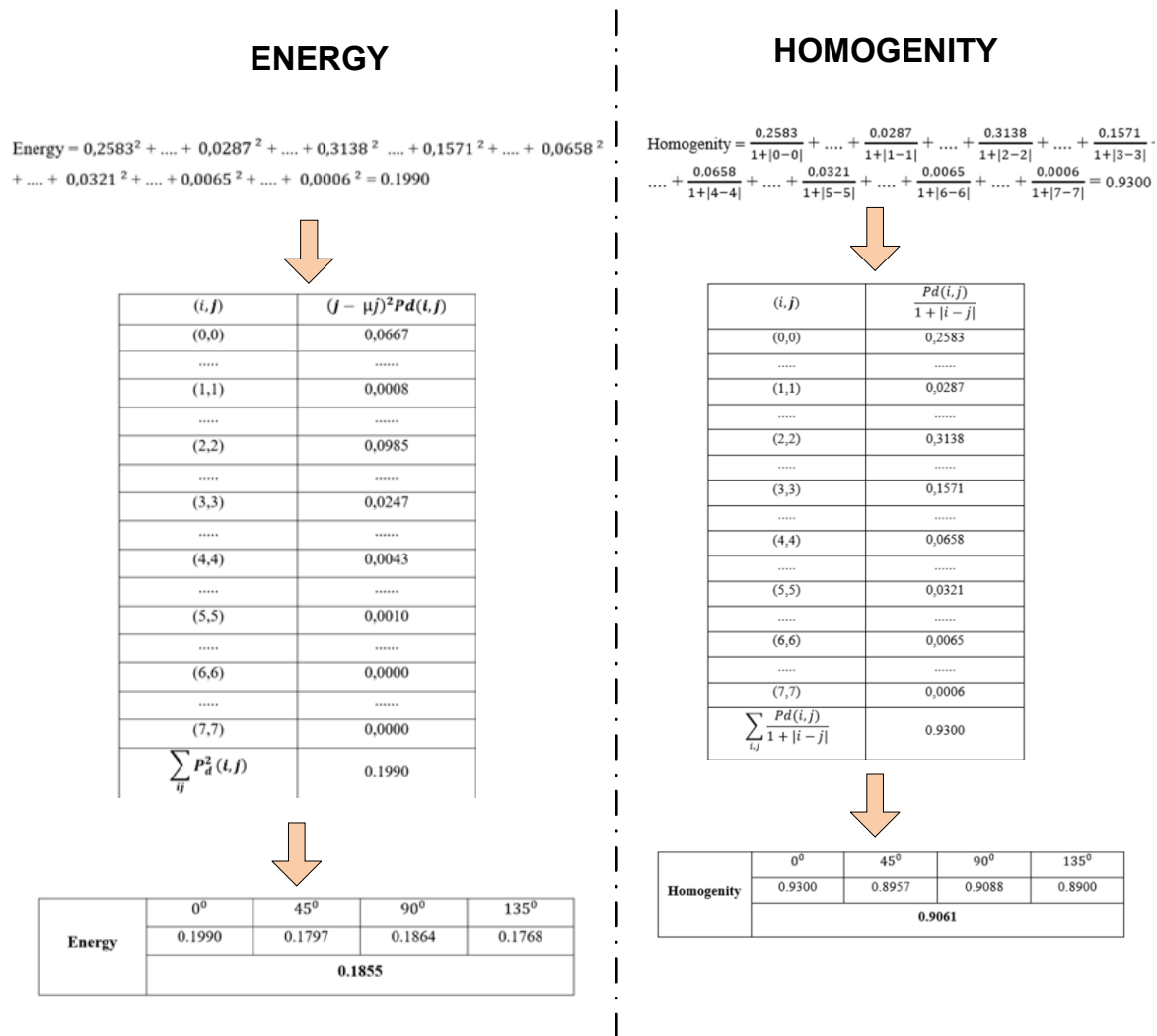
Gambar 4. Tahap pembentukan matrix kookurensi pada citra eksperimen

Citra pada Gambar 4 telah melalui proses *resizing* dengan ukuran akhir pada 500x500 piksel dan telah mengalami perubahan format dari RGB menjadi *grayscale*. Untuk sudut yang digunakan adalah sudut $\theta = 00$ dan jarak yang digunakan adalah $d = 1$ maka penghitungan jumlah kemunculan hubungan antara piksel dan piksel tetangga dilakukan secara horizontal. Proses normalisasi matrik kookurensi dilakukan dengan membagi setiap elemen dengan jumlah dari total seluruh pada matriks kookurensi. Ekstraksi fitur dilakukan pada kedua data, baik data training maupun data testing.



Gambar 5. Perhitungan GLCM pada *contrast* dan *correlation*

Pada ekstraksi fitur akan menggunakan empat ekstraksi fitur, diantaranya *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*. Berikut merupakan tahapan perhitungan citra awal sampai terbentuknya nilai GLCM untuk setiap citra. Pada Gambar 5, perhitungan eksperimen yang kami lakukan telah dideskripsikan melalui sampel namun nilai piksel tetap dalam batasan intensitas piksel citra grayscale yaitu 2^3 (antara 0 sampai 7).



Gambar 6. Perhitungan GLCM pada energy dan homogeneity

Untuk klasifikasi citra daging dalam penelitian ini menggunakan metode *Learning Vector Quantization* dengan perhitungan tergantung dari hasil jarak antara vektor-vektor inputannya, maksimum iterasi (*Epoch*), error minimum (*Eps*), dan *learning rate* (*a*). Perhitungan jarak antara vektor-vektor inputan yang diambil dari setiap fitur citra uji dan kemudian akan dibandingkan dengan 340 citra latih.

Tabel 1. Inputan Insialisasi Bobot (*W*)

Nama Citra	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Class
b1.jpg	0,0027	4,2356	0,3235	0,9214	1
s9.jpg	0,0073	0,9591	0,2144	0,8853	2

Nilai GLCM yang diambil dari beberapa citra training untuk dijadikan sebagai inisialisasi bobot (*W*) dan digunakan sebagai data yang akan dilatih. Untuk nilai-nilai yang ditentukan diawali dengan pelatihan nilai *learning rate* 0,05 (*epoch*) dan pengurangan *a* sebesar 0,1. Berikut adalah contoh perhitungan dari metode LVQ dengan *epoch* = 10. Berikut merupakan sampel input data *training*.

Tabel 2. Inputan Data Training

Nama Citra	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Class
s1.jpg	0,0043	1,8834	0,1846	0,8831	training

Berdasarkan Tabel 2, dapat kita tentukan bobot (*W*) pada nilai epoch ke -1:

Jarak pada :

$$\sqrt{(0,0571 - 0,0425)^2 + (0,4994 - 0,4943)^2 + (0,5659 - 0,6201)^2 + (0,0027 - 0,0043)^2 + (4,2356 - 1,8834)^2 + (0,3235 - 0,1846)^2 +$$

Bobot ke-1 = $(0,9214 - 0,8831)^2 = 2,3573$

$$\sqrt{(0,2022 - 0,0425)^2 + (0,2641 - 0,4943)^2 + (0,3198 - 0,6201)^2 + (0,0073 - 0,0043)^2 + (0,9591 - 1,8834)^2 + (0,2144 - 0,1846)^2 +}$$

Bobot ke-2 = $(0,8853 - 0,8831)^2 = 1,0119$

Jarak terkecil pada bobot ke-2 (J=2), Target data ke-3 = 2 (T = 2). Karena T = J, maka perbaikan bobot :

$$Wj(\text{baru}) = Wj(\text{lama}) + \alpha (x - Wj(\text{lama}))$$

Bobot ke-1 baru :

$$W1 = 0,0073 + 0,05 * (0,0043 - 0,0073) = 0,0072$$

$$W2 = 0,9591 + 0,05 * (1,8834 - 0,9591) = 1,0053$$

$$W3 = 0,2144 + 0,05 * (0,1846 - 0,2144) = 0,2129$$

$$W4 = 0,8853 + 0,05 * (0,8831 - 0,8853) = 0,8852$$

Tabel 3. Sampel hasil pembobotan dengan inputan nilai GLCM

Nama Citra	Contrast	Correlation	Energy	Homogenity
s1.jpg	Bobot Lama			
	0,0043	1,8834	0,1846	0,8831
	Bobot Baru			
	0,0072	1,0053	0,2129	0,8852

Setelah mencapai 1 *epoch*, maka nilai α berkurang sebagai berikut :

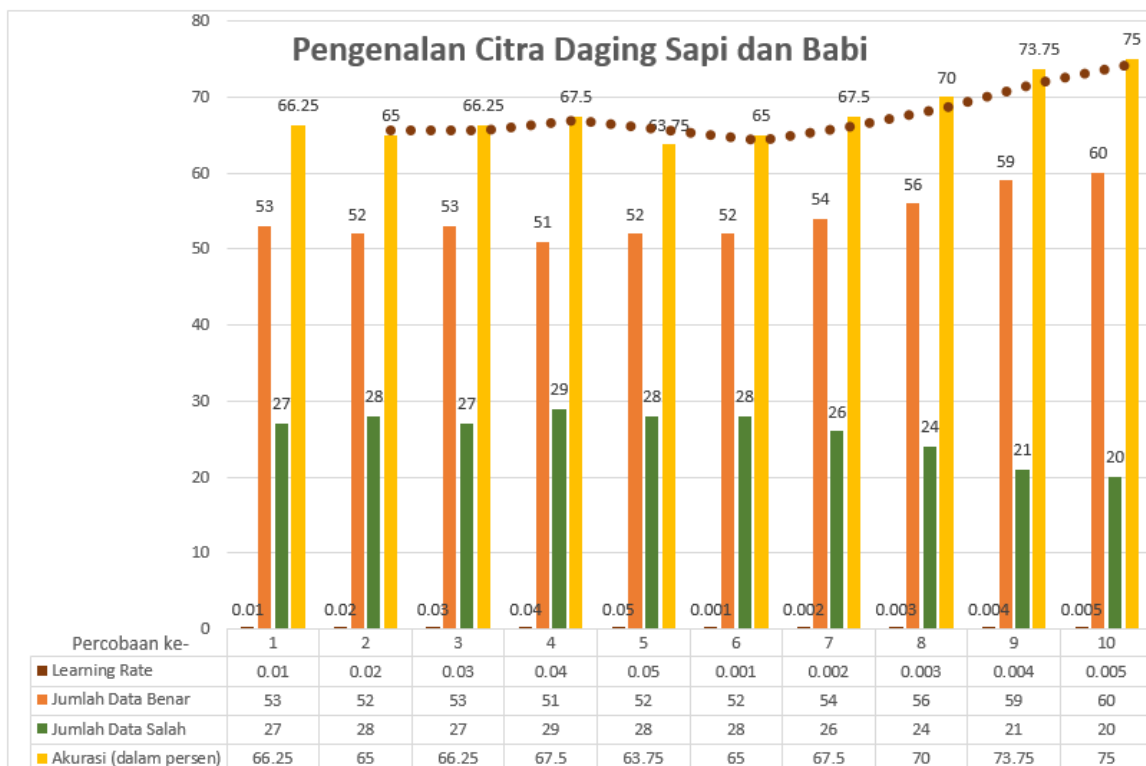
$$\alpha = \alpha - 0,1 * \alpha = 0,05 - 0,1 * 0,05 = 0,045$$

Proses diteruskan sampai *epoch* ke-2, dengan menggunakan cara yang sama. sehingga jarak terkecil ada pada bobot ke-10 sehingga input tersebut termasuk dalam kelas 2. Hasil citra pengenalan kelas sapi dan babi pada dataset uji menunjukkan “Benar” jika sistem berhasil mengenali citra dan mengelompokkan citra uji ke dalam kelas yang sama sesuai pada kelas citra latih. Berikut adalah tabel hasil pengenalan citra uji menggunakan *learning rate* = 0,01 0,02 0,002 0,003 dan 0,005 dengan *epoch* = 100. Untuk mempersingkat waktu tempuh, maka kami menggunakan total data 80 buah dalam makalah ini.

Tabel 4. Hasil pengenalan citra uji dengan *learning rate* 0,01 dengan *eph* 0,1 dan *epoch* = 100

Citra Uji	Class	Hasil Klasifikasi	Keterangan
B1.jpg	Babi	Sapi	Salah
B2.jpg	Babi	Sapi	Salah
B3.jpg	Babi	Sapi	Salah
B4.jpg	Babi	Sapi	Salah
B5.jpg	Babi	Sapi	Salah
B6.jpg	Babi	Sapi	Salah
B7.jpg	Babi	Sapi	Salah
B8.jpg	Babi	Sapi	Salah
B9.jpg	Babi	Babi	Benar
B10.jpg	Babi	Babi	Benar
B11.jpg	Babi	Babi	Benar
B12.jpg	Babi	Babi	Benar
B13.jpg	Babi	Babi	Benar
B14.jpg	Babi	Babi	Benar
B15.jpg	Babi	Babi	Benar
B16.jpg	Babi	Babi	Benar
B17.jpg	Babi	Sapi	Salah
B18.jpg	Babi	Sapi	Salah
B19.jpg	Babi	Babi	Benar
B20.jpg	Babi	Babi	Benar
B21.jpg	Babi	Babi	Benar
B22.jpg	Babi	Babi	Benar
BB1.jpg	Babi	Babi	Benar
BB2.jpg	Babi	Babi	Benar
BB3.jpg	Babi	Babi	Benar
BB4.jpg	Babi	Babi	Benar
BB5.jpg	Babi	Babi	Benar
BB8.jpg	Babi	Babi	Benar
BB9.jpg	Babi	Babi	Benar
BB10.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB11.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB12.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB13.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB14.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB15.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB16.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB17.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB18.jpg	Babi	Sapi	Salah
S1.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S2.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S3.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S4.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S5.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S6.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S7.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S8.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S9.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S10.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S11.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S12.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S13.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S14.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S15.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S16.jpg	Sapi	Sapi	Benar

BB6.jpg	Babi	Babi	Benar
BB7.jpg	Babi	Babi	Benar
BB8.jpg	Babi	Babi	Benar
BB9.jpg	Babi	Babi	Benar
BB10.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB11.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB12.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB13.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB14.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB15.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB16.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB17.jpg	Babi	Sapi	Salah
BB18.jpg	Babi	Sapi	Salah
B19.jpg	Babi	Babi	Benar
B20.jpg	Babi	Babi	Benar
B21.jpg	Babi	Babi	Benar
B22.jpg	Babi	Babi	Benar
BB1.jpg	Babi	Babi	Benar
BB2.jpg	Babi	Babi	Benar
BB3.jpg	Babi	Babi	Benar
BB4.jpg	Babi	Babi	Benar
BB5.jpg	Babi	Babi	Benar
BB6.jpg	Babi	Babi	Benar
BB7.jpg	Babi	Babi	Benar
S17.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S18.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S19.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S20.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S21.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S22.jpg	Sapi	Sapi	Benar
S23.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB1.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB2.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB3.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB4.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB5.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB6.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB7.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB8.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB9.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB10.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB11.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB12.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB13.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB14.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB15.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB16.jpg	Sapi	Sapi	Benar
SB17.jpg	Sapi	Sapi	Benar



Gambar 7. Tingkat akurasi pengenalan citra daging sapi dan babi dengan LVQ-GLCM

Sesuai dengan Gambar 7, kami telah melakukan uji data terhadap *learning rate* pada nilai 0,01 sampai 0,05 dan 0,001 sampai dengan 0,005 dan diketahui bahwa klasifikasi yang dihasilkan mendapatkan nilai akurasi tertinggi pada nilai *learning rate* 0,005 dengan sebaran nilai data benar dan salah. Persentase akurasi diperoleh dengan cara membagi jumlah prediksi citra benar dengan total uji. Berdasarkan Gambar 6, persentase akurasi yang didapat dari klasifikasi dengan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) dan dari 10 kali percobaan menghasilkan nilai akurasi tertinggi yaitu 75% pada *learning rate* 0,005 dengan jumlah data salah = 20 dan data

benar = 60. ekstraksi fitur GLCM orde dua serta klasifikasi menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) dapat berjalan dengan baik untuk mengklasifikasi antara kedua daging yakni daging sapi dan daging babi.

5. KESIMPULAN

Melalui percobaan yang telah dilakukan menggunakan 80 data akhir dengan model evaluasi menggunakan perhitungan akurasi didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

- a. Dari proses preprocessing dengan memperoleh hasil ROI yakni dengan *cropping* otomatis pada citra sesuai bentuk daging, lalu penghilangan *background* pada citra, dan *resize* citra dengan ukuran 500x500 mampu melakukan proses pemisahan citra daging dengan *background* dengan baik.
- b. Hasil dari ekstraksi fitur GLCM orde dua menggunakan sudut 0° , 45° , 90° , 135° dan dilakukan normalisasi pada setiap piksel $(0,0) - (7,7)$ menghasilkan 4 parameter yakni *contrast*, *corelation*, *energy*, dan *homogenity* yang diambil dari hasil citra ROI.
- c. Pada penelitian ini, nilai akurasi klasifikasi menggunakan LVQ menghasilkan nilai akurasi tertinggi dengan akurasi 75% pada *learning rate* = 0,005 dan *epoch* = 100, sedangkan nilai akurasi terendah dengan akurasi 63.75% pada *learning rate* = 0,05 dan *epoch* = 100.
- d. Kesalahan yang paling banyak, terdapat pada citra daging babi yang *tercropping* secara manual, sedangkan untuk citra *berbackground* hanya mengalami sedikit kesalahan. Hal ini ditunjukkan berdasarkan persentase kebenaran dari proses akurasi yang didapat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. A. Halela, B. Nurhadiyono, and F. Z. Rahmanti, "Identifikasi Jenis Buah Apel Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dengan Ekstraksi Fitur Histogram," *Techno.COM*, pp. 1–8, 2016.
- [2] S. Zhang, B. Hou, L. Jiao, Q. Wu, C. Sun, and W. Xie, "Context-Based Max-Margin for PolSAR Image Classification," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 24070–24077, 2017.
- [3] S. Y. R. Riska and P. Subekti, "Klasifikasi Level Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Multi-Svm," *J. Ilm. Inform.*, vol. 1, no. 1, 2016.
- [4] T. Sutojo, P. S. Tirajani, D. Setiadi, C. A. Sari, and E. H. Rachmawanto, "CBIR for classification of cow types using GLCM and color features extraction," in *2017 2nd International conferences on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, 2017, pp. 182–187.
- [5] A. Sudarmaji and R. Ediati, "Identifikasi Kematangan Buah Tropika Berbasis Sistem Penciuman Elektronik Menggunakan Deret Sensor Gas Semikonduktor Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan," *Jtep J. Keteknikan Pertanian.*, vol. 25, no. 1, pp. 48–59, 2011.
- [6] K. Warman, L. A. Harahap, and P. Munir, "IDENTIFIKASI KEMATANGAN BUAH JERUK DENGAN TEKNIK JARINGAN SYARAF TIRUAN," *J. Rekayasa Pangan dan Pert.*, vol. 3, no. 2, pp. 248–253, 2015.
- [7] L. Bing and W. Wang, "Sparse Representation Based Multi-Instance Learning for Breast Ultrasound Image Classification," *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2017, pp. 1–10, 2017.
- [8] Q. Wang, Y. Guo, J. Wang, X. Luo, and X. Kong, "Multi-view Analysis Dictionary Learning for Image Classification," *IEEE Access*, vol. 3536, no. c, pp. 1–1, 2018.
- [9] E. Budianita, J. Jasril, and L. Handayani, "Implementasi Pengolahan Citra dan Klasifikasi K-Nearest Neighbour Untuk Membangun Aplikasi Pembenda Daging Sapi dan Babi Berbasis Web," *J. Sains dan Teknol. Ind.*, vol. 12, no. Vol 12, No 2 (2015): Juni 2015, pp. 242–247, 2015.
- [10] M. Maitra, A. Chatterjee, and F. Matsuno, "A novel scheme for feature extraction and classification of magnetic resonance brain images based on Slantlet Transform and Support Vector Machine," in *2008 SICE Annual Conference*, 2008, pp. 1130–1134.
- [11] O. R. Indriani, E. J. Kusuma, C. A. Sari, E. H. Rachmawanto, and D. Setiadi, "Tomatoes Classification Using K-NN Based on GLCM and HSV Color Space," in *International Conference on Innovative and Creative Information Technology (ICITech)*, 2017, pp. 1–6.
- [12] S. N. H. Sheikh Abdullah *et al.*, "Round Randomized Learning Vector Quantization for Brain Tumor Imaging," *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2016, pp. 1–19, 2016.