

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Teori Daging

Daging adalah jaringan hewan dan produk hasil pengolahan jaringan-jaringan tersebut yang layak untuk dimakan serta tidak menimbulkan gangguan kesehatan bagi yang memakannya. Berdasarkan keadaan fisik, daging dikelompokkan menjadi daging segar yang dilayukan atau tanpa pelayuan, daging segar yang dilayukan kemudian didinginkan, daging segar yang dilayukan kemudian dibekukan, daging masak, daging asap, dan daging olahan (hmipeternakanugm, 2014).

2.1.1 Karakteristik Ciri Daging Sapi dan Daging Babi

Menurut Dr. Ir. Joko Hermanto, guru besar Departemen Ilmu dan Teknologi Pangan IPB, yang bersama tim Himpunan Mahasiswa Peduli Pangan Indonesia (HMPPi) LC Himitepa yang mengadakan analisis sederhana terhadap karakteristik daging babi serta membandingkannya dengan daging sapi pada tahun 2006, mengatakan bahwa secara kasat mata manusia ada lima aspek yang dapat terlihat berbeda antara daging babi dan daging sapi yaitu warna, serat daging, tipe lemak, aroma dan tekstur (www.eocommunity.com/Membedakan-daging-b4b-dgn-daging-s4p).

1. Dari segi warna. Daging babi berwarna lebih pucat dari daging sapi. Warna daging babi seperti warna daging ayam.
2. Dari segi serat daging. Perbedaan terlihat jelas antara kedua daging. Pada daging sapi, serat-serat daging tampak padat dan garis-garis seratnya terlihat jelas. Sedangkan pada daging babi, serat-seratnya terlihat samar dan sangat renggang.
3. Dari penampakan lemak. Daging babi memiliki tekstur lemak yang lebih elastis sedangkan lemak sapi lebih kaku dan berbentuk. Lemak pada babi juga

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

sangat basah dan sulit dilepas dari dagingnya sementara lemak daging sapi agak kering dan tampak berserat.

4. Dari segi tekstur. Daging sapi memiliki tekstur yang lebih kaku dan padat dibanding dengan daging babi yang lembek dan mudah diregangkan. Sementara daging sapi terasa solid dan keras sehingga cukup sulit untuk diregangkan.
5. Dari segi aroma. Dari segi aroma hanya sedikit perbedaan diantara keduanya. Daging babi memiliki aroma khas tersendiri, sementara aroma daging sapi adalah anyir seperti yang telah kita ketahui.

Berdasarkan perbedaan mendasar antara daging sapi dan daging babi di atas, yang akan dikaji dalam penelitian ini adalah dari segi warna, serat dan tekstur, karena ketiganya cukup jauh berbeda atau dapat membedakan kedua daging tersebut.

2.2 Pengolahan Citra Digital

Citra (image) dapat didefinisikan sebagai suatu fungsi dua dimensi $f(x,y)$, dimana x dan y adalah koordinat spasial dan amplitude dari f pada titik (x,y) merupakan tingkat kecerahan (intensity) atau level keabuan citra pada suatu titik (Gonzalez, 2008). Citra merupakan objek fisik misalnya lukisan, foto, dan berwujud tiga dimensi seperti patung.

Pada penelitian ini dikembangkan sistem pengenalan pola citra digital daging sapi dan babi. Tahapan yang dilakukan yaitu sebagai berikut.

2.2.1 Pembentukan Citra (Data Acquisition)

Citra merupakan gambaran tentang karakteristik suatu obyek menurut kondisi variabel tertentu. Citra yang diperoleh tergantung pada karakteristik objek yang direkam dan kondisi variabel dari sistem perekaman. Secara umum ada empat komponen dalam proses pembentukan citra, yaitu (Gonzales, 2008): *digitizer*, komputer digital, piranti tampilan, dan media penyimpanan.

Digitizer merupakan sistem penangkap citra digital yang melakukan penjelajahan citra dan mengkonversinya ke representasi numerik sebagai masukan

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

bagi komputer digital hasil dari digitizer adalah matriks yang elemen-elemennya menyatakan nilai intensitas cahaya pada suatu titik. Contoh digitizer adalah kamera digital, scanner. Komputer digital yang digunakan pada sistem pemrosesan citra dapat bervariasi dari komputer mikro sampai komputer besar yang mampu melakukan berbagai macam fungsi pada citra digital resolusi tinggi. Piranti tampilan berfungsi mengkonversi matriks intensitas yang merepresentasi citra ke tampilan yang dapat diinterpretasikan oleh mata manusia. Media penyimpanan adalah piranti yang mempunyai kapasitas memori besar sehingga gambar dapat disimpan secara permanen agar dapat diproses lagi pada waktu lain.

2.2.2 Pengolahan Citra Tingkat Awal (Image Processing)

Peningkatan kualitas citra merupakan salah satu proses awal dalam pengolahan citra. Peningkatan kualitas citra berupa perubahan kecerahan citra (*image brightness*), peregangan kontras (*contraststretching*), Perubahan histogram citra, pelembutan citra (*image smoothing*), penajaman tepi (*edgesharpening*), pewarnaan semu (*pseudocoloring*), dan perubahan geometrik.

2.2.3 Seleksi dan Ekstraksi Ciri (Feature Extraction And Selection)

Fitur atau ciri merupakan suatu informasi khusus pada sesuatu obyek sehingga dapat membedakan dengan yang lain. Beberapa Informasi atau ciri yang dapat digunakan untuk merepresentasikan citra sebagai contoh adalah ciri warna, ciri bentuk dan ciri tekstur (Karmilasari, 2011). Pada penelitian ini menggunakan ciri warna dan tekstur karena sesuai dengan citra daging sapi dan babi yang berbeda dalam hal warna dan tekstur. Sedangkan ciri bentuk tidak diambil karena pada penelitian ini ciri bentuk tidak mempengaruhi data dan tidak dibutuhkan.

2.2.3.1 Ekstraksi Ciri Warna

Warna merupakan salah satu ciri khusus didalam citra. Ada 4 model warna (Koschan, 2008) yaitu model colorimetric yang digunakan untuk perhitungan colorimetric, contohnya model warna XYZ. Kedua, model Device-oriented yang terbagi menjadi Non-uniform spaces contohnya RGB, YIQ, YCC, dan Uniform spaces, seperti model warna Lab, Luv. Ketiga model user-oriented, contohnya model warna HIS, HSV, HSL, I1I2I3, model warna ini dekat dengan persepsi

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

warna manusia. Keempat, model warna Munsell yang digunakan untuk sistem visual manusia.

Beberapa penelitian telah dilakukan menggunakan berbagai metode untuk pengenalan ciri warna suatu citra, diantaranya metode RGB , metode YcbCr (WenHsiang Lai and Chang-Tsun Li, 2006; Chiunhsiun Lin,2007), metode CIELAB (Xuemei Zhang et.al, 1997; Lianghai Jin and Dehua Li, 2007; Jun Zeng and Dehua Li, 2010), dan metode HSV (Chulung Chen dan Weijun Wu,2005; Chen Junhua and Lei Jing, 2012; Li Shuhua and Li Shuhua, 2010). Menurut (Jose M. Chaves González et al, 2010) dari beberapa metode tersebut, metode HSV adalah metode pengenalan ciri warna yang terbaik.

2.2.3.2 Model Warna HSV

Model warna HSV merupakan model warna yang mendefinisikan warna berdasarkan terminologi Hue, Saturation dan Value. Terminal Hue digunakan untuk membedakan warna-warna dan menentukan kemerahan (redness), Kehijauan (greenness), dsb dari cahaya. Saturation menyatakan tingkat kemurnian suatu warna, yaitu mengindikasikan seberapa banyak warna putih diberikan pada warna. Value adalah atribut yang menyatakan banyaknya cahaya yang diterima oleh mata tanpa memperdulikan warna (Rakhmawati, 2013).

2.2.3.3 Konversi Citra RGB Menjadi Citra HSV

Persamaan untuk melakukan konversi citra RGB menjadi citra HSV sebagai berikut. (Rakhmawati, 2013).

$$H = \tan \left[\frac{3(G-B)}{(G-B)+(R-B)} \right] \tag{2.1}$$

$$S = 1 - \left[\frac{\min(R,G,B)}{V} \right] \tag{2.2}$$

$$V = \frac{R+G+B}{3} \tag{2.3}$$

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Pada rumus diatas dapat dilakukan proses normalisasi nilai RGB terlebih dahulu sebelum dilakukan konversi ke nilai HSV. Persamaan normalisasi RGB dapat dilihat sebagai berikut.

$$r = \frac{R}{R+G+B} \quad (2.4)$$

$$g = \frac{G}{R+G+B} \quad (2.5)$$

$$b = \frac{B}{R+G+B} \quad (2.6)$$

Keterangan rumus:

R = nilai red belum normalisasi

r = nilai red normalisasi

G = nilai green belum normalisasi

g = nilai green normalisasi

B = nilai blue belum normalisasi

b = nilai blue normalisasi

Setelah nilai normalisasi RGB selesai, maka citra akan dikonversi menjadi citra HSV. Persamaan yang digunakan untuk transformasi RGB ke HSV sebagai berikut.

$$v = \max(r, g, b) \quad (2.7)$$

$$s = \begin{cases} 0 & \text{jika } v=0 \\ v - \min(R,G,B) & \text{jika } v>0 \end{cases} \quad (2.8)$$

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

$$H = \begin{cases} 0 & \text{jika } s = 0 \\ 60x \left[0 + \frac{g-b}{s \cdot x \cdot v} \right] & \text{jika } v = r \\ 60x \left[2 + \frac{b-r}{s \cdot x \cdot v} \right] & \text{jika } v = g \\ 60x \left[4 + \frac{r-g}{s \cdot x \cdot v} \right] & \text{jika } v = b \end{cases} \quad (2.9)$$

$$H = H + 360 \quad \text{jika } H < 0 \quad (2.10)$$

- r = Nilai normalisasi dari R
- g = Nilai normalisasi dari G
- b = Nilai normalisasi dari B
- V = Nilai perhitungan *value*
- S = Nilai perhitungan *saturation*
- H = Nilai perhitungan *hue*

2.2.3.4 Statiska Ekstraksi Ciri

Nilai hasil dari ekstraksi ciri warna akan dilakukan perhitungan nilai *mean* dengan rumus statis rerata untuk proses identifikasi yang akan dilakukan selanjutnya (Kadir,2013 dikutip oleh Wardani 2015):

$$\bar{\pi} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{ij} \quad (2.11)$$

Keterangan :

- M dan N = Nilai piksel
- i dan j = Koordinat piksel
- P = Matriks citra

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.2.4 Seleksi dan Ekstraksi Tekstur

Tekstur merupakan keteraturan pola-pola tertentu yang terbentuk dari susunan piksel-piksel dalam citra digital. Sehingga informasi tekstur dapat digunakan untuk membedakan sifat-sifat permukaan suatu benda dalam citra yang berhubungan dengan kasar dan halus, juga sifat-sifat spesifik dari kekasaran dan kehalusan permukaan, yang sama sekali terlepas dari warna permukaan tersebut (Dinar, 2013 dikutip oleh Wardani 2015).

Ekstraksi ciri tekstur yang digunakan adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) juga telah digunakan dari beberapa penelitian dan dapat memperoleh akurasi tinggi dalam penerapannya pada penelitian (Listia, 2014) bahwa ekstraksi GLCM 4 arah (0^0 , 45^0 , 90^0 , dan 135^0) dengan jarak $d=1$ memiliki akurasi terbaik dalam mengklasifikasi mammogram yaitu sebesar 81,1% dan khusus pada arah 0^0 akurasi klasifikasi diperoleh sebesar 100%. Kemudian pada penelitian (Gustianingsih dkk, 2013) menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) backpropagation dengan ekstraksi ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 64% dengan jumlah neuron hidden layer sebanyak 26.

2.2.4.1 GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*)

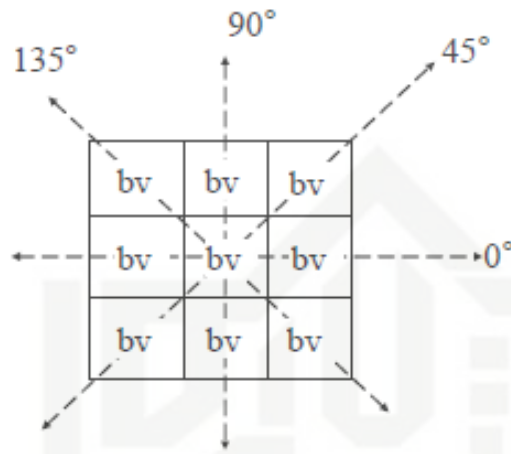
GLCM (*Grey Level Coocurent Matrix*) menunjukkan hubungan antara 2 piksel tetangga dengan intensitas tertentu dalam jarak d dan orientasi arah dengan sudut θ tertentu dalam citra (Timp & Sheila 2006). Jarak dinyatakan dalam piksel, biasanya 1,2,3 dan seterusnya. Orientasi sudut dinyatakan dalam derajat, standarnya 0, 45, 90, dan 135. Nilai dari hubungan derajat keabuan akan ditransformasikan ke matriks ko-okurasi dengan ukuran window 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 , dan seterusnya. Dari masing-masing windows yang terbentuk kemudian ditentukan hubungan spasial, yang merupakan fungsi sudut dan jarak.

Gray level co-occurrence matrix (GLCM) atau matriks ko-okurensi adalah salah satu metode statistik yang dapat digunakan untuk analisis tekstur. Matriks

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

ko-okurensi merupakan matriks yang menggambarkan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam suatu citra dengan arah orientasi dan jarak tertentu.



Gambar 2.1 Matrik Co-occurrence

Sebelum dilakukannya proses *Gray level co-occurrence matrix* (GLCM) dilakukan terlebih dahulu konversi citra RGB ke citra *Grayscale*. Citra *Grayscale* memiliki kedalaman warna 8 bit yakni 256 kombinasi warna keabuan (Putra, 2010).



Gambar 2.2 Visualisasi 256 aras keabuan (Yogiarso et al., 2011)

Mengubah citra RGB menjadi citra *grayscale* dapat diperoleh dari persamaan berikut (Herbana, 2015) :

$$S = \frac{R+G+B}{3} \quad (2.12)$$

Keterangan:

S = Nilai Derajat Keabuan

R = Nilai *Red*

G = Nilai *Gray*

B = Nilai *Blue*

a. Ekstraksi Ciri Orde Pertama

Ekstraksi ciri orde pertama merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan piksel pada suatu citra. Dari nilai-nilai pada histogram yang dihasilkan, dapat dihitung beberapa parameter ciri orde pertama, antara lain adalah *mean, skewness, variance, kurtosis, dan entropy*. Pada beberapa kasus ciri orde pertama tidak bisa digunakan untuk mengenali perbedaan antar citra. Pada kasus seperti ini, kita membutuhkan pengambilan ciri orde dua (Munir, 2004).

b. Ekstraksi Ciri Orde Kedua

Salah satu teknik untuk memperoleh ciri statistik orde dua adalah dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Pendekatan ini bekerja dengan membentuk sebuah matriks kookurensi dari data citra, dilanjutkan dengan menentukan ciri sebagai fungsi dari matriks antara tersebut.

Kookurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut yaitu sudut $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ,$ dan 135° .

Setelah memperoleh matriks kookurensi tersebut, terlebih dahulu melakukan pencarian nilai μ_i, μ_j, σ_i dan σ_j agar dapat mempermudah perhitungan selanjutnya. Adapun persamaan μ_i, μ_j, σ_i dan σ_j sebagai berikut (Kadir, 2013 dikutip oleh Wardani, 2015) :

$$\mu_i = \sum_i \sum_j i p(i, j) \tag{2.13}$$

$$\mu_j = \sum_i \sum_j j p(i, j) \tag{2.14}$$

$$\sigma_i = \sum_i \sum_j p(i, j) (i - \mu_i)^2 \tag{2.15}$$

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

$$\sigma_j = \sum_i \sum_j p(i,j)(j - \mu_j)^2 \quad (2.16)$$

Setelah perhitungan μ_i , μ_j , σ_i dan σ_j selesai, kemudian dilakukan perhitungan selanjutnya (Kadir, 2013 dikutip oleh Wardani 2015), yakni :

1. *Angular Second Momment* (ASM) yaitu Menunjukkan ukuran sifat homogenitas citra. Dengan persamaan :

$$ASM = \sum_i \sum_j \{p(i,j)\}^2 \quad (2.17)$$

2. *Contrast* yaitu ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra. Dengan persamaan :

$$CON = \sum_k k^2 \left[\sum_i \sum_j p(i,j) \right]_{|i-j|=k} \quad (2.18)$$

3. *Correlation* yaitu ukuran ketergantungan linier derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linier dalam citra.

Dengan Persamaan:

$$COR = \frac{\sum_i \sum_j (ij) \cdot p(i,j) - \mu_i \mu_j}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2.19)$$

4. *Variance* yaitu variasi elemen-elemen matriks kookurensi. Citra dengan transisi derajat keabuan kecil akan memiliki variansi yang kecil pula.

Dengan Persamaan :

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

$$VAR = \sum_i \sum_j (i - \mu_i) (j - \mu_j) p(i, j) \quad (2.20)$$

5. *Inverse Different Momment* (IDM) yaitu kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis.

Dengan Persamaan:

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j) \quad (2.21)$$

6. *Entropy* yaitu ukuran ketidakaturan bentuk. Harga ENT besar untuk citra dengan transisi derajat keabuan merata dan bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur (bervariasi).

Dengan Persamaan :

$$ENT = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log p(i, j) \quad (2.22)$$

Keterangan :

μ_i = Nilai rata-rata elemen kolom pada matriks $P_{d\theta}(i, j)$

μ_j = Nilai rata-rata elemen baris pada matriks $P_{d\theta}(i, j)$

σ_i = Nilai standar deviasi elemen kolom pada matriks $P_{d\theta}(i, j)$

σ_j = Nilai standar deviasi elemen baris pada matriks $P_{d\theta}(i, j)$

i = Nilai baris yang digunakan

j = Nilai kolom yang digunakan

\sum = Jumlah dari perhitungan i, j

2.3 Klasifikasi Citra

Ada berbagai macam metode yang dapat digunakan dalam klasifikasi, seperti K-NN, MK-NN, *Naive-Bayes*, LVQ, LVQ 2, dan lainnya. Salah satu metode yang sering digunakan dalam klasifikasi adalah metode LVQ 2. Berdasarkan penelitian identifikasi penyakit jantung koroner menggunakan LVQ 2 menghasilkan akurasi sebesar 93.3% (Ariani, 2015).

2.3.1 *Learning Vector Quantization (LVQ)*

Algoritma LVQ adalah algoritma pembelajaran yang melakukan klasifikasi pola kedalam beberapa kelas/kategori berdasarkan mekanisme kompetisi. Terdapat beberapa variasi dari algoritma LVQ yaitu, LVQ1, LVQ2, LVQ2.1 (Kohonen, 1990) dan LVQ3 (Kohonen, 1990). Karakteristik pada algoritma LVQ1 adalah hanya vektor referensi terdekat (vektor pemenang) dengan vektor masukan yang diperbaharui. Arah perpindahan vektor tergantung pada apakah vektor referensi memiliki kelas yang sama dengan vektor masukan.

Persamaan umum jarak dapat ditunjukkan pada persamaan berikut ini, dimana x_i adalah pola masukan dan y_i adalah pola template/referensi dengan keduanya berukuran sama yaitu d-dimensi.

$$d_E(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (x_i - y_i)^2} \quad (2.23)$$

2.3.2 *Algoritma Learning Vector Quantization (LVQ 1)*

Langkah-langkah algoritma pelatihan LVQ1 (Kusumadewi dan Hartati, 2010) terdiri atas:

1. Tetapkan bobot awal variable input ke-j menuju ke kelas ke-i (W_{ij}), parameter *learning rate* (α), nilai pengurangan *learning rate*, nilai minimal *learning rate* ($\text{Min}\alpha$), dan epoch = 0.
2. Masukan data input (X_{ij}) dan target (T)
3. Kerjakan jika $\alpha \geq \text{Min}\alpha$:
4. Hitung jarak *euclidean* antara vektor W dan vektor X: $\sqrt{(x - w)^2}$
5. Tentukan J sedemikian hingga $\min \|X_i - W_j\|$ minimum.
6. Perbaiki W_j dengan ketentuan:

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

i. - Jika $T = C_j$ maka $W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) + \alpha (X_i - W_j)$ (2.24)

ii. - Jika $T \neq C_j$ maka $W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) - \alpha (X_i - W_j)$ (2.25)

7. Kurangi nilai α .

Setelah dilakukan pelatihan, akan diperoleh bobot-bobot akhir (W). Bobot bobot ini nantinya akan digunakan untuk melakukan simulasi atau pengujian. Misalkan dilakukan pengujian terhadap np buah data. Maka algoritma pengujiannya adalah:

1. Masukkan data yang akan diuji, misal X_{ij} dengan $i = 1, 2, \dots, np$ dan $j = 1, 2, \dots, m$.
2. Kerjakan untuk $i=1$ hingga np
 - a. Tentukan J sedemikian hingga $\|X_{ij} - W_j\|$ minimum
 - b. J adalah kelas untuk X_i

2.3.3 Algoritma *Learning Vector Quantization 2 (LVQ 2)*

LVQ2 adalah sebuah algoritma hasil pengembangan dari algoritma LVQ awal (LVQ1) (Budianita, 2013), kondisi dimana kedua vektor akan diperbaharui jika :

1. Unit pemenang dan *runner up* (vektor terdekat kedua) merepresentasikan kelas yang berbeda
2. Vektor masukan mempunyai kelas yang sama dengan *runner up*
3. Jarak antara vektor masukan ke pemenang dan jarak antara vektor masukan ke *runner up* kira-kira sama.

Kondisi ini diperlihatkan di dalam notasi berikut:

X vektor masukan saat ini

Y_c vektor referensi terdekat dengan X

Y_r vektor referensi terdekat berikutnya dengan X (*runner up*)

D_c jarak dari X ke Y_c

D_r jarak dari X ke Y_r

Vektor referensi dapat diperbaharui jika masuk ke dalam daerah yang disebut *window* (ϵ). *Window* yang digunakan untuk memperbaharui vektor referensi didefinisikan sebagai berikut:

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Vektor masukan X akan masuk ke dalam window bila

$$\frac{d_c}{d_r} > 1 - \epsilon \quad \frac{d_r}{d_c} < 1 + \epsilon, \quad (2.26)$$

dengan nilai ϵ tergantung dari jumlah data pelatihan. Berdasarkan Kohonen (1990) dalam Fausett (1994) nilai $\epsilon = 0.3$ adalah nilai yang disarankan. Vektor Y_c dan Y_r akan diperbaharui bila kondisi 1,2 dan 3 terpenuhi. Vektor Y_c dan Y_r diperbaharui dengan menggunakan persamaan :

$$Y_{c(t+1)} = Y_{c(t)} - \alpha(t)[X(t) - Y_{c(t)}] \quad (2.27)$$

$$Y_{r(t+1)} = Y_{r(t)} + \alpha(t)[X(t) - Y_{r(t)}] \quad (2.28)$$

Parameter yang dibutuhkan (Budianita, 2013) diantaranya adalah:

1. X, vektor-vektor pelatihan ($X_1, \dots, X_i, \dots, X_n$).
2. T, kategori atau kelas yg benar untuk vektor-vektor pelatihan.
3. W_j , vektor bobot pada unit keluaran ke-j ($W_{1j}, \dots, W_{ij}, \dots, W_{nj}$).
4. C_j , kategori atau kelas yang merepresentasikan oleh unit keluaran ke-j
5. *learning rate* (α), α didefinisikan sebagai tingkat pembelajaran. Jika α terlalu besar, maka algoritma akan menjadi tidak stabil sebaliknya jika α terlalu kecil, maka prosesnya akan terlalu lama. Nilai α adalah $0 < \alpha < 1$.
6. Nilai pengurangan *learning rate*, yaitu penurunan tingkat pembelajaran.
7. Nilai minimal *learning rate* (M_{α}), yaitu minimal nilai tingkat pembelajaran yang masih diperbolehkan. Pengurangan nilai α yang digunakan pada penelitian ini adalah sebesar $0.1 * \alpha$.
8. Nilai *window* (ϵ), yaitu nilai yang digunakan sebagai daerah yang harus dipenuhi untuk memperbaharui vektor referensi pemenang dan *runner-up* jika berada dikelas yang berbeda.
9. Jarak vektor referensi terdekat pertama dengan vektor x adalah d_1 dan Jarak vektor referensi terdekat kedua dengan vektor x adalah d_2 .
10. Jika memenuhi kondisi *window* (ϵ) yakni persamaan (2.24), maka vektor referensi yang masuk ke dalam kelas yang tidak sama dengan vektor x akan diperbaharui menggunakan persamaan (2.25).

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

11. Sedangkan vektor referensi yang masuk ke dalam kelas yang sama dengan vektor x akan diperbaharui menggunakan persamaan (2.26).

2.3.4 Normalisasi

Normalisasi adalah proses transformasi nilai menjadi kisaran 0 dan 1 (Teknomo, 2006 dalam Elvia Budianita, 2013). Normalisasi ini merupakan proses penskalaan nilai atribut dari data sehingga bisa jatuh pada *range* tertentu. Pada perhitungan jarak *euclidean*, atribut berskala panjang dapat mempunyai pengaruh lebih besar daripada atribut berskala pendek. Oleh karena itu, untuk mencegah hal tersebut dilakukan normalisasi terhadap nilai atribut. Normalisasi terbagi menjadi 5 jenis metode pencariannya, yakni : min-max, z-score, decimal scaling, sigmoidal, dan softmax.

Pada penelitian ini, penulis akan menggunakan metode Min-Max. Metode Min-Max merupakan metode normalisasi dengan melakukan transformasi linier terhadap data asli. Formula untuk normalisasi atribut X adalah:

$$X^* = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (2.29)$$

dengan,

X^* adalah nilai setelah dinormalisasi,

X adalah nilai sebelum dinormalisasi,

$\min(X)$ adalah nilai minimum dari fitur, dan

$\max(X)$ adalah nilai maksimum dari suatu fitur

Keuntungan dari metode ini adalah keseimbangan nilai perbandingan antardata saat sebelum dan sesudah proses normalisasi. Tidak ada data bias yang dihasilkan oleh metode ini. Kekurangannya adalah jika ada data baru, metode ini akan memungkinkan terjebak “out of bound” error. Namun dari ke-5 metode tersebut, penulis memilih menggunakan metode normalisasi Min-Max, karena selain dalam data diketahui nilai minimum dan maksimumnya, min-max ini sudah banyak digunakan para peneliti lainnya untuk melakukan normalisasi,

karena min-max tergolong mudah dan hasil yang dapat adalah tidak bias sehingga mempermudah pengerjaan penormalisasian data dan lebih efisien.

2.4 Akurasi Penelitian

Perhitungan tingkat akurasi berperan penting dalam sebuah penelitian, salah satu kegunaannya adalah untuk mengetahui tingkat keberhasilan dan kegagalan sebuah penelitian. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mengetahui tingkat akurasi yaitu dengan *Confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan alat yang berguna untuk menganalisis seberapa baik *classifier* mengenali *tuple* dari kelas yang berbeda. TP dan TN memberikan informasi ketika *classifier* benar, sedangkan FP dan FN memberikan informasi ketika *classifier* salah (Jiawei Han dkk, 2012 dikutip oleh Amri 2016). Gambar 2.3 adalah contoh dari *confusion matrix*.

		Actual Class	
		Ya	Tidak
Predictive Class	Ya	TP	FN
	Tidak	FP	TN
Total		P'	N'

Gambar 2.3 *Confusion Matrix (CM)*

Akurasi merupakan persentase dari data yang diprediksi secara benar. Perhitungan akurasi adalah :

$$\text{Akurasi} = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (2.30)$$

Keterangan :

TP : *True positives*, merupakan jumlah data dengan kelas positif yang diklasifikasikan positif.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- TN : *True negatives*, merupakan jumlah data dengan kelas negatif yang diklasifikasikan negatif.
- FP : *False positives*, merupakan jumlah data dengan kelas positif diklasifikasikan negatif.
- FN : *False negatives*, merupakan jumlah data dengan kelas positif negatif diklasifikasikan positif.

