

# Analisis Perbandingan Transformasi *Wavelet* pada Pengenalan Citra Wajah

Sutarno, *Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya*

**Abstract**— Citra merupakan dimensi spasial berisi informasi warna dan tidak bergantung waktu. Transformasi citra merupakan proses perubahan bentuk citra untuk mendapatkan suatu informasi tertentu (fitur) yang tidak tersedia sebelumnya, salah satunya adalah transformasi *wavelet*. *Wavelet* merupakan fungsi matematis yang mampu mengelompokkan energi citra terkonsentrasi pada sekelompok kecil koefisien, sedangkan kelompok koefisien lainnya hanya mengandung sedikit energi yang dapat dihilangkan. Penelitian ini bertujuan untuk menguji tingkat keakuratan informasi hasil transformasi pada citra wajah menggunakan jenis *wavelet* Haar, Daubechies dan Coiflet, kemudian diterapkan pada sistem pengenalan wajah menggunakan metode Learning Vector Quantization (LVQ). Hasil pengujian, dapat dilihat bahwa transformasi pada citra dengan *wavelet* daubechies orde-2 (db2) sebesar 79,17% dibandingkan dengan dekomposisi *wavelet* haar juga sebesar 79,17%, sedangkan dekomposisi dengan *wavelet* coiflet orde-1 (coif1) unjukkerja sistem menurun 9% atau 70,00%.

**Kata Kunci**— Citra, Transformasi Citra, Transformasi *Wavelet*, Learning Vector Quantization.

## I. PENDAHULUAN

Dewasa ini perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi berlangsung sangat pesat, hal ini banyak membantu manusia dalam mengatasi keterbatasannya, salah satunya membantu membebaskan manusia dari keterbatasan fisiknya.

Teknik pengolahan citra merupakan bidang kajian yang berkembang pesat dan telah diterapkan dalam berbagai aplikasi. Pengolahan citra adalah pemrosesan citra, khususnya menggunakan komputer untuk menghasilkan citra manipulasi yang kualitasnya lebih baik dari citra sebelumnya, sehingga citra tersebut lebih mudah diinterpretasikan baik oleh manusia maupun mesin.

Transformasi merupakan proses pengubahan data atau sinyal ke dalam bentuk lain agar lebih mudah dianalisis, seperti transformasi *fourier* yang mengubah sinyal ke dalam beberapa gelombang *sinus* atau *cosinus* dengan frekuensi yang berbeda, sedangkan transformasi *wavelet* (*wavelet transform*) mengubah sinyal ke dalam berbagai bentuk *wavelet* basis (*mother wavelet*) dengan berbagai pergeseran dan penyekalaan (Kadir, 1998).

Menurut Susanto (2004), transformasi merupakan sarana atau proses bantu agar ciri khusus suatu data atau sinyal dapat tampil lebih nyata atau jelas, dan sekaligus mereduksi ukuran data tersebut. Zhang (2004) menerangkan bahwa pendekatan berdasarkan *wavelet* pada problem linear terbaik dalam pengolahan citra. Dalam pendekatan ini, baik citra maupun

operator linear yang akan dibalikkan (*inverted*) ditunjukkan dengan perluasan *wavelet*, yang menghasilkan representasi matriks multiresolusi yang jarang pada pemecahan masalah balik. Keterbatasan dalam penyelesaian (*solution*) yang teratur, diatasi melalui koefisien perluasan *wavelet*.

Ciri unik pendekatan *wavelet* adalah kerangka yang umum dan konsisten untuk mewakili suatu operator yang diperlukan dalam pemecahan yang beragam, problem penting dalam pemrosesan (*multigrid/multiresolution*). Hal ini dan kelangkaan dalam representasi, memunculkan algoritma multigrid. Pendekatan yang diusulkan diuji berdasarkan kemampuan/keunggulan perbaikan citra dan memberikan hasil yang baik.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. Pengolahan Citra

Citra (image) adalah gambar pada bidang dua-dimensi, maka sebuah citra merupakan dimensi spasial atau bidang yang berisi informasi warna yang tidak bergantung waktu (Munir, 2004).

Ditinjau dari sudut pandang matematis, citra merupakan fungsi menerus (*continue*) atas intensitas cahaya pada bidang dua dimensi. Sumber cahaya menerangi objek, objek memantulkan kembali seluruh atau sebagian berkas cahaya kemudian ditangkap oleh alat optis atau elektro-optis (Murni dkk, 1992).

Citra terdiri atas sekumpulan titik-titik gambar, yang disebut piksel. Titik-titik tersebut menggambarkan posisi koordinat dan mempunyai intensitas yang dapat dinyatakan dengan bilangan yang disimbolkan dengan  $f(x,y)$ , yang dalam hal ini:  $(x,y)$  merupakan koordinat pada bidang dua-dimensi dan  $f(x,y)$  intensitas cahaya (brightness) pada titik  $(x,y)$ .

Munir (2004), karena cahaya merupakan bentuk energi, maka intensitas cahaya bernilai antara 0 sampai takhingga atau  $(0 \leq f(x,y) < \infty)$ . Nilai  $f(x,y)$  sebenarnya adalah hasil kali atas:

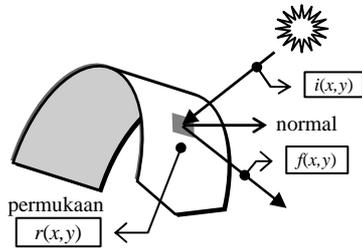
- 1)  $i(x,y)$  sebagai energi cahaya yang datang dari sumbernya (*illumination*), dengan nilai dari 0 sampai takhingga, dan
- 2)  $r(x,y)$  mewakili derajat kemampuan objek memantulkan cahaya (reflection) dengan nilai antara 0 dan 1 yaitu nilai 0 mengindikasikan penyerapan total, sedangkan nilai 1 mengindikasikan pemantulan total.

Pada Gambar 1 memperlihatkan proses pembentukan intensitas cahaya. Sumber cahaya menyinari objek, jumlah

Sutarno adalah staf pengajar dan peneliti di Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya, Inderalaya, Ogan Ilir, Sumatera Selatan (e-mail: tarno@unsri.ac.id).

pancaran cahaya yang diterima objek pada koordinat  $(x,y)$  adalah  $i(x,y)$ , kemudian objek memantulkan cahaya yang diterima dengan derajat pemantulan  $r(x,y)$ .

Hasil kali antara  $i(x,y)$  dan  $r(x,y)$  menyatakan intensitas cahaya pada koordinat  $(x,y)$  yang ditangkap oleh sensor visual pada sistem optis. Jadi,  $f(x,y) = i(x,y) \cdot r(x,y)$  dalam hal ini,  $0 \leq i(x,y) < \infty$ , dan  $0 \leq r(x,y) \leq 1$ , sehingga  $0 \leq f(x,y) < \infty$



Gambar 1. Proses pembentukan citra

Pra-pengolahan citra (image pre-processing), proses pra-pengolahan citra dilakukan untuk mendapatkan citra yang kualitasnya lebih baik daripada citra sebelumnya dengan cara memanipulasi parameter-parameter citra, sehingga menghasilkan bentuk yang lebih cocok terhadap nilai-nilai piksel citra tersebut untuk proses selanjutnya.

### B. Transformasi Wavelet

Wavelet merupakan alat analisis yang biasa digunakan untuk menyajikan data atau fungsi atau operator ke dalam komponen-komponen frekuensi yang berlainan, dan kemudian mengkaji setiap komponen dengan suatu resolusi yang sesuai dengan skalanya. (Daubechies, 1995).

Menurut Sydney (1998), Wavelet merupakan gelombang mini (*small wave*) yang mempunyai kemampuan mengelompokkan energi citra dan terkonsentrasi pada sekelompok kecil koefisien, sedangkan kelompok koefisien lainnya hanya mengandung sedikit energi yang dapat dihilangkan tanpa mengurangi nilai informasinya.

Wavelet merupakan keluarga fungsi yang dihasilkan oleh wavelet basis  $\psi(x)$  disebut *mother wavelet*. Dua operasi utama yang mendasari wavelet adalah:

- 1) penggeseran, misalnya  $\psi(x-1)$ ,  $\psi(x-2)$ ,  $\psi(x-b)$ , dan
  - 2) penyekalaan, misalnya  $\psi(2x)$ ,  $\psi(4x)$  dan  $\psi(2^j x)$ .
- Kombinasi kedua operasi inilah menghasilkan keluarga wavelet. Secara umum, keluarga wavelet sering dinyatakan dengan formula:

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right)$$

dengan:

$a, b \in \mathbb{R}$ ;  $a \neq 0$  ( $\mathbb{R}$  = bilangan nyata),

$a$  adalah parameter penyekalaan (dilatasi),

$b$  adalah parameter penggeseran posisi (translasi) pada sumbu  $x$ , dan

$\sqrt{|a|}$  adalah normalisasi energi yang sama dengan energi induk.

Wavelet induk diskalakan dan digeser melalui pemisahan menurut frekuensi menjadi sejumlah sub-sub bagian. Untuk mendapatkan sinyal kembali dilakukan proses rekonstruksi wavelet.

Beberapa contoh keluarga wavelet adalah Haar, Daubechies, Symlets, Coiflets, BiorSplines, ReverseBior, Meyer, DMeyer, Gaussian, Mexican\_hat, Morlet, Complex Gaussian, Shannon, Frequency B-Spline, Complex Morlet, Riyad, dan lain sebagainya.

Transformasi wavelet merupakan perubahan sinyal ke dalam berbagai wavelet basis dengan berbagai pergeseran dan penyekalaan, oleh karena itu koefisien wavelet dari beberapa skala atau resolusi dapat dihitung dari koefisien wavelet pada resolusi tinggi berikutnya. Hal ini memungkinkan mengimplementasikan transformasi wavelet menggunakan struktur pohon yang dikenal sebagai algoritma piramid (*pyramid algorithm*).

Transformasi wavelet merupakan suatu proses perubahan data dalam bentuk lain agar lebih mudah dianalisis. Transformasi wavelet menghasilkan energi citra yang terkonsentrasi pada sebagian kecil koefisien transformasi dan kelompok lain yang mengandung sedikit energi.

Proses transformasi wavelet dapat dilakukan dengan konvolusi atau dengan proses pererataan dan pengurangan secara berulang. Proses ini banyak digunakan pada proses dekomposisi, deteksi, pengenalan (*recognition*), pengambil-bilan kembali citra (*image retrieval*), dan lainnya yang masih dalam penelitian (Zhang dkk., 2004).

Salah satu alasan mengapa transformasi wavelet menjadi begitu penting dalam berbagai bidang adalah karena sifat-sifat berikut:

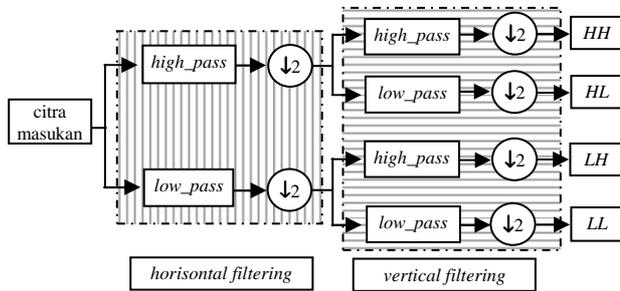
- 1) Waktu kompleksitasnya bersifat linear. Transformasi wavelet dapat dilakukan dengan sempurna dengan waktu yang bersifat linear.
- 2) Koefisien-koefisien wavelet yang terpilih bersifat jarang. Secara praktis, koefisien-koefisien wavelet kebanyakan bernilai kecil atau nol. Kondisi ini sangat memberikan keuntungan terutama dalam bidang kompresi atau pemampatan data.
- 3) Wavelet dapat beradaptasi pada berbagai jenis fungsi, seperti fungsi tidak kontinu, dan fungsi yang didefinisikan pada domain yang dibatasi.

Transformasi wavelet mempunyai penerapan yang luas pada aplikasi pengolahan isyarat dan pengolahan citra. Ada berbagai jenis transformasi wavelet, akan tetapi pada bagian ini lebih menitikberatkan pada transformasi wavelet diskret diantaranya adalah transformasi *Discrete Wavelet Transform* (DWT) 1-dimensi (1-D), dan transformasi wavelet 2-dimensi (2-D).

Transformasi wavelet 1-D membagi sinyal menjadi dua bagian, frekuensi tinggi dan frekuensi rendah berturut-turut dengan tapis lolos-rendah (*low-pass filter*) dan tapis lolos-tinggi (*high-pass filter*). Frekuensi rendah dibagi kembali menjadi frekuensi tinggi dan rendah. Proses diulang sampai sinyal tidak dapat didekomposisi lagi atau sampai pada level yang memungkinkan. Sinyal asli dapat dipulihkan kembali melalui rekonstruksi dari sinyal yang telah didekomposisi dengan menerapkan *Inverse Discrete Wavelet Transform* (IDWT).

Transformasi wavelet 2-dimensi (2-D) merupakan

generalisasi transformasi *wavelet* satu-dimensi. DWT untuk 2-D pada citra  $x(m,n)$  dapat digambarkan sama dengan implementasi DWT 1-D, untuk setiap dimensi  $m$  dan  $n$  secara terpisah dan membagi citra ke dalam sub-sub bidang frekuensi, sehingga menghasilkan struktur piramid. Langkah-langkah transformasi *wavelet* 1-D dapat diilustrasikan dengan Gambar 2 berikut ini.

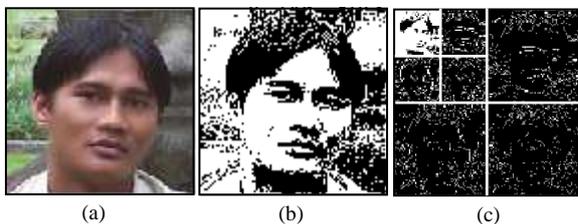


Gambar 2. Ilustrasi Transformasi *wavelet* 1-dimensi (1-D)

Pada gambar di atas langkah pertama citra  $x(m,n)$  ditapis pada arah horisontal. dengan tapis lolos-rendah yang merupakan fungsi penyekalan (*scaling function*) dan tapis lolos-tinggi yang merupakan fungsi *wavelet* (*wavelet function*). Hasil penapisan selanjutnya dicuplik turun pada dimensi  $m$  dengan faktor 2. Hasil kedua proses ini adalah suatu citra lolos-rendah dan suatu citra lolos-tinggi.

Proses selanjutnya masing-masing citra ditapis dan dicuplik turun dengan faktor 2 sepanjang dimensi  $n$ . Kedua proses akhir ini akan membagi citra ke dalam sejumlah sub-sub bidang yang dinotasikan dengan LL, HL, LH, HH. Bidang LL merupakan perkiraan kasar atau koefisien aproksimasi dari citra asli, bidang HL dan LH merekam perubahan pada citra sepanjang arah horisontal dan vertikal secara berurutan dan bidang HH menunjukkan komponen frekuensi tinggi pada citra. HL, LH, HH disebut juga koefisien detail.

Dekomposisi level-2 dilakukan proses dekomposisi (DWT-1) kembali pada bidang LL, sehingga akan membagi bidang LL menjadi 4 sub bidang yakni LL2, LH2, HL2, dan HH2. Gambar 3 berikut ini menggambarkan proses dekomposisi *wavelet* level-2 menggunakan *wavelet Haar*.



Gambar 3. Dekomposisi *wavelet* level-2 (DWT-2)  
 (a) citra original (RGB) ukuran piksel 128 x 128; (b) citra setelah diubah menjadi citra hitam putih (128 x 128); (c) citra hasil dekomposisi (kiri atas) ukuran piksel 16 x 16

Ilustrasi di atas menunjukkan bahwa semakin tinggi level dekomposisi, ukuran piksel citra hasil dekomposisinya semakin kecil atau setengah dari ukuran citra level sebelumnya, sehingga citra semakin kehilangan cirinya.

Transformasi *wavelet* dapat dilakukan sampai level

takingga, namun dalam penerapannya proses transformasi *wavelet* dilakukan sampai jumlah data koefisien detail adalah satu. Hal ini korelasi dengan kandungan informasi minimum sinyal hasil transformasi yang memungkinkan proses pengembalian sinyal asli atau biasa disebut *entropy*. Persamaan yang berkorelasi dengan *entropy* adalah sebagai berikut (Kadir, 1998).

$$Level_{maks} = \frac{\ln(\text{panjang data/panjang filter})}{\ln(2)}$$

Jadi untuk citra ukuran piksel 128x128 akan dialih-ragamkan menggunakan tapis *wavelet Haar* (2x2), level maksimum yang diperbolehkan adalah 6 level, berarti citra tersebut pada level-6 menjadi berukuran 2x2.

*Transformasi Wavelet Haar*

Subbab ini secara khusus membahas tentang transformasi *wavelet* Haar, karena tipe ini dipergunakan dalam proses transformasi pada penelitian ini. *Wavelet* Haar merupakan salah satu tipe *wavelet* yang paling sederhana yang dapat diterapkan pada transformasi signal (1-dimensi) dan transformasi pada citra (signal 2-dimensi).

*Transformasi Wavelet Haar 1-Dimensi*

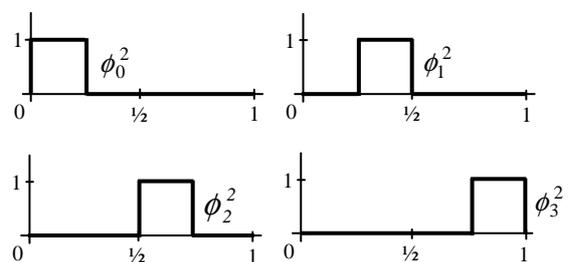
Fungsi basis ruang  $V^j$  disebut dengan fungsi skala dan disimbolkan sebagai  $\phi$ . Salah satu fungsi basis sederhana dinyatakan sebagai berikut:

$$\phi_i^j(x) := \phi(2^j x - i), \quad i = 0, \dots, 2^j - 1 \quad (1)$$

dengan

$$\phi(x) := \begin{cases} 1, & \text{untuk } 0 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{untuk } x \text{ yang lainnya} \end{cases}$$

Fungsi diatas disebut juga sebagai fungsi kotak (*box function*). Sebagai contoh fungsi kotak pembentuk basis dalam ruang  $V^2$  akan terdapat  $2^j$  atau  $2^2 = 4$  potongan fungsi konstan pada jangkauan [0,1] seperti terlihat pada Gambar 4 berikut ini.



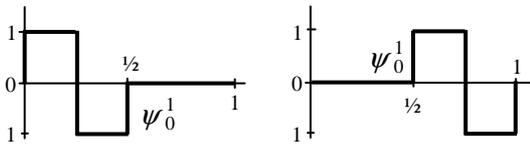
Gambar 4. Fungsi basis pada ruang  $V^2$

Fungsi *wavelet* yang sesuai dengan fungsi penyekalaan diatas disebut dengan *wavelet haar*, yang diberikan dengan persamaan.

$$\psi_i^j(x) = \psi(2^j x - i), \quad i=0, 1, \dots, 2^j - 1 \quad (2)$$

dengan

$$\psi(x) := \begin{cases} 1, & \text{untuk } 0 \leq x \leq 1/2 \\ -1, & \text{untuk } 1/2 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{untuk } x \text{ yang lain} \end{cases}$$



Gambar 5. Fungsi wavelet haar pada  $W^1$

Jika fungsi basis ini dinormalisasi, maka persamaan (1) dan persamaan (2) akan menjadi.

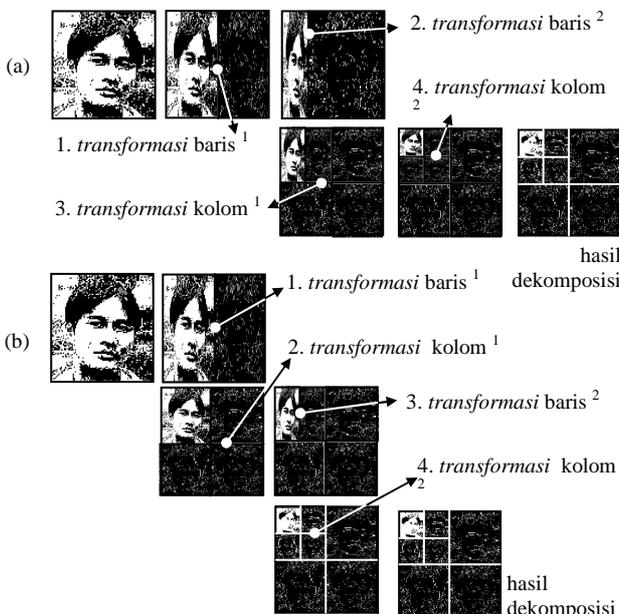
$$\phi_i^j(x) := 2^{j/2} \phi(2^j x - i)$$

$$\psi_i^j(x) := 2^{j/2} \psi(2^j x - i),$$

Tapis lolos-bawah (*scale function*) dan tapis lolos-tinggi (*wavelet function*) wavelet haar yang telah dinormalisasi adalah: tapis lolos-bawah ( $\phi$ ) = [ 0.7071 0.7071], dan tapis lolos-tinggi ( $\psi$ ) = [-0.7071 0.7071].

*Transformasi Wavelet Haar 2-Dimensi*

Transformasi sinyal 2-dimensi atau citra dalam mentransformasikan nilai-nilai pikselnya dapat dilakukan dengan dua cara, yaitu metode dekomposisi standar (*standard decompositions*), dan metode dekomposisi tidak standar (*non standard decompositions*).



Gambar 6. Proses dekomposisi wavelet (2-dimensi) level-2, (a) dekomposisi wavelet standar; (b) dekomposisi wavelet tak standar

Dekomposisi standar dimulai dengan transformasi wavelet 1-dimensi untuk setiap baris dari setiap nilai piksel citra

hingga level yang diinginkan. Kemudian transformasi wavelet 1-D untuk setiap kolomnya. Sedangkan pada dekomposisi tidak standar, transformasi wavelet 1-dimensi untuk baris kemudian transformasi wavelet 1-dimensi untuk kolom levelnya, hal ini dilakukan berulang setiap levelnya hingga level yang diinginkan. Pada gambar 6 menunjukkan proses dekomposisi wavelet (2-dimensi) standar dan tak standar.

Wavelet basis lainnya sering digunakan dalam pengolahan citra atau sinyal 2-dimensi adalah sebagai berikut:

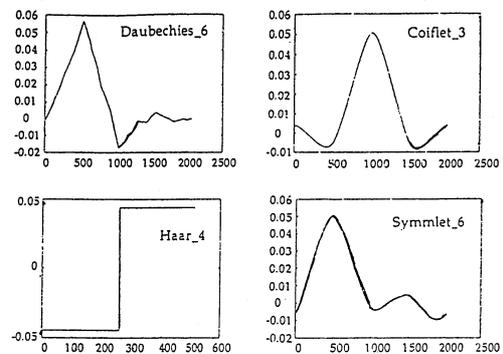
1) *Daubechies*

Ingrid Daubechies merupakan salah satu dari bintang paling cemerlang dalam bidang penelitian wavelet. Panjang tapis untuk semua keluarga daubechies adalah  $dbN = 2N$ , dan lebarnya  $2N-1$ . Misalnya *db2*, panjang tapisnya adalah 4. Tapis lolos-bawah ( $\phi$ ) *db2* yang telah melalui normalisasi = [0.1294 0.2241 0.8365 0.4830], dan tapis lolos-tinggi ( $\psi$ ) = [-0.4830 0.8365 -0.2241 -0.1294].

2) *Coiflets*

Dibangun oleh daubechies atas permintaan coifman. Panjang tapis untuk wavelet coiflet adalah  $6N$ , dan lebarnya  $6N-1$ . Misalnya *coif1*, maka panjang tapisnya adalah 6.

Tapis lolos-bawah ( $\phi$ ) *coif1* yang dinormalisasi = [-0.0157 -0.0727 0.3849 0.8526 0.3379 -0.0727], dan tapis lolos-tingginya ( $\psi$ ) = [0.0727 0.3379 -0.8526 0.3849 .0727 -0.0157]. Keluarga wavelet coiflet yang juga memiliki dua dan tiga momen yang lenyap. Pada Gambar 7 diperlihatkan beberapa keluarga wavelet yang berbeda-beda (Graps, 1995).



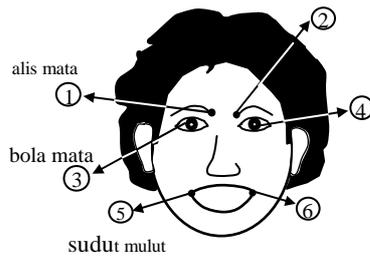
Gambar 7 Beberapa keluarga wavelet yang berbeda (Graps, 1995).

*C. Pengenalan Pola Wajah*

Menurut Munir (2004), pola merupakan entitas yang terdefinisi dan dapat diidentifikasi melalui ciri-cirinya (*feature*), ciri-ciri tersebut digunakan untuk membedakan suatu pola dengan pola lainnya. Ciri yang baik adalah ciri yang memiliki daya pembeda yang cukup tinggi, sehingga pengelompokan pola memiliki tingkat keakuratan yang tinggi.

Bentuk ekspresi wajah di atas didasarkan pada gerakan muka dan aktivitas otot wajah. Sistem identifikasi wajah yang terdiri atas enam bagian titik pada mata, mulut dan alis mata yang masih dianggap paling dapat dipercaya menghasilkan

kinerja yang paling baik dalam mengenali wajah. Titik-titik tersebut seperti terlihat pada Gambar 8 berikut ini.



Gambar 8. Enam unsur corak utama wajah

#### D. Learning Vector Quantization (LVQ)

LVQ merupakan suatu metode untuk melakukan proses pembelajaran terhadap lapisan-lapisan kompetitif yang terawasi. Lapisan kompetitif akan belajar secara otomatis untuk melakukan klasifikasi terhadap vektor input yang diberikan.

Jika terdapat beberapa vektor input memiliki jarak yang sangat berdekatan, maka vektor-vektor input tersebut akan dikelompokkan dalam kelas yang sama.

#### Algoritma Pembelajaran Jaringan LVQ

Langkah-langkah pembelajaran pada jaringan syaraf dengan metode pembelajaran vektor kuantisasi dapat dituliskan algoritma pembelajaran sebagai berikut (Kusumadewi, 2004).

Inisialisasi:

- a. bobot awal variable input ke- $j$  menuju ke kelas (cluster) ke- $i$ :  
 $w_{ij}$ , dengan  $i=1,2,\dots,k$ ; dan  $j=1,2,\dots,m$ .
  - b. maksimum iterasi:  $MaxIterasi$ .
  - c. parameter learning rate:  $\alpha$ .
  - d. pengurangan learning rate:  $Dec\alpha$ .
  - e. minimal learning rate yang diperbolehkan:  $Min\alpha$ .
1. Masukkan:
    - a. data input:  $x_{ij}$ ; dengan  $i=1,2,\dots,n$ ; dan  $j=1,2,\dots,m$ .
    - b. target berupa kelas:  $T_k$ ; dengan  $k=1,2,\dots,n$ .
  2. Inisialisasi kondisi awal: iterasi = 0;
  3. Kerjakan jika; ( $iterasi \leq MakIterasi$ ) dan ( $\alpha \geq Min\alpha$ )
    - a. iterasi = iterasi +1;
    - b. kerjakan untuk  $i = 1$  sampai  $n$ 
      - i. tentukan  $D$  (distance) sedemikian hingga  $||x_i - w_j||$  minimum; dengan  $j=1,2,\dots,k$ .
      - ii. perbaiki  $w_j$  dengan ketentuan:
        - jika  $T=C_j$  maka:  
 $w_j = w_j + \alpha(x_i - w_j)$
        - jika  $T \neq C_j$  maka:  
 $w_j = w_j - \alpha(x_i - w_j)$
    - c. kurangi nilai  $\alpha$ , pengurangan  $\alpha$  dilakukan dengan persamaan berikut.  $\alpha = \alpha - \alpha (Dec\alpha)$ .

#### Algoritma Pengujian Jaringan LVQ

Setelah dilakukan pembelajaran, akan diperoleh bobot-bobot akhir ( $w$ ). Bobot-bobot ini nantinya akan digunakan untuk melakukan simulasi atau pengujian. Berikut ini algoritma pengujian yang digunakan:

1. Masukkan data yang akan diuji, ( $x_{ij}$ ).
2. Kerjakan untuk  $i=1$  sampai  $n$ . tentukan  $j$  sedemikian hingga  $|x_i - w_j|$  minimum; dengan  $j=1,2,\dots,k$ .  
 $j$  adalah kelas untuk  $x_i$ .

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem identifikasi wajah menggunakan transformasi wavelet, juga untuk mengetahui pengaruh transformasi dengan berbagai metode wavelet citra masukan terhadap unjukkerja sistem identifikasi wajah.

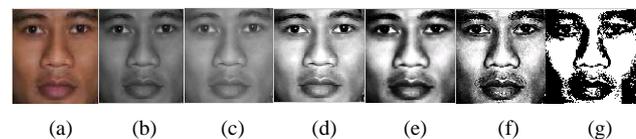
Citra wajah untuk pengujian diambil di lapangan menggunakan kamera digital. Berikut beberapa sampel citra wajah hasil pemotretan sebelum dilakukan pra-pengolahan yang dapat dilihat pada Gambar 9 berikut ini.



Gambar 9. Citra wajah sebelum pengolahan

#### A. Pra Pengolahan Citra

Proses pra-pengolahan citra pada dasarnya untuk mempersiapkan citra atau memanipulasi citra menjadi citra yang memiliki sebaran informasi warna yang lebih baik, deraunya berkurang dan lebih tajam batas tepi objeknya. Gambar 10 menunjukkan hasil proses pra-pengolahan citra masukan.



Gambar 10. Proses pra-pengolahan (*pre processing*) citra masukan (a) citra masukan; (b) citra skala keabuan; (c) citra setelah pengurangan derau; (d) citra setelah pengubahan kecerahan (*brightness*); (e) citra setelah pererataan histogram; (f) citra setelah operasi penajaman atau penajaman, dan (g) citra dikonversi menjadi citra hitam-putih.

Ekstraksi ciri atau proses untuk memunculkan ciri citra yang dapat dipercaya untuk mencirikan citra tersebut. Tahapan ekstraksi ciri pada penelitian ini terdiri atas pra-pengolahan, transformasi *wavelet* untuk mereduksi dimensi citra dan memunculkan ciri citra. Tahapan proses ekstraksi ciri citra masukan dapat dilihat pada Gambar 11.



Sydney, Burrus C., A.G. Remesg, G. Haito, 1998, *Introduction to Wavelets and Wavelet Transform*, Prentice-Hall International, Inc.

Zhang, Bai-Ling, Haihong Z., and Shuzi S.G., 2004, "Face Recognition by Appling Wavelet Subband Representation and Kernel Associtive Memory," *IEEE Transactions of Neural Network*, Vol. 15. No.1.