

BAB II

LANDASAN TEORI

II.1. Tinjauan Pustaka

Ini merupakan tinjauan replikasi dari penelitian yang berjudul "Aplikasi Deteksi Tepi Citra menggunakan Operator Gradien, Kompas, *Laplacian* dan Detektor *Canny*" dari Fakultas Teknologi Industri Universitas Atma Jaya Yogyakarta (Fransiska Mimawaty S). Penelitian lebih dcondongkan kepada perbandingan citra hasil deteksi tepi dengan menggunakan operator Gradien, Kompas, *Laplacian* dan Detektor *Canny*. Pengolahan awal (preprocessing) yang digunakan adalah filtering dan perbaikan kontras. Penelitian ini merupakan tinjauan dari penelitian dengan judul "Kompresi Citra Dengan Menggunakan Algoritma Wavelet Haar 2-D dan Penyandian Dengan Algoritma RLE (RUN LENGTH ENCODING)" dari Fakultas Teknologi Industri Universitas Atma Jaya Yogyakarta (I Made Ari Dwi Suta Atmaja). Penelitian ini dcondongkan untuk melakukan proses kompresi dan dekompresi citra atau image dengan menggunakan algoritma RLE dengan pemrosesan awal menggunakan algoritma Wavelet Haar 2-D.

II.2. Konsep Pengolahan Citra

Citra adalah suatu representasi dari suatu objek pada bidang dua dimensi. Secara sudut pandang matematis citra merupakan fungsi penerus dari intensitas cahaya pada bidang dua dimensi. Pantulan obyek diterima oleh suatu sistem optis, dan kemudian akan menghasilkan suatu citra. Terdapat dua citra dalam bidang pengolahan

citra, yaitu citra diam dan citra bergerak. Citra diam adalah citra tunggal yang tidak bergerak, citra bergerak adalah rangkaian dari citra diam yang ditampilkan secara sekuensial, sehingga memberikan kesan sebagai gambar yang bergerak. Pengolahan citra (*image processing*) adalah pemrosesan citra dengan menggunakan komputer untuk mendapatkan suatu citra hasil dengan kualitas yang lebih baik.

Pengolahan citra mempunyai dua tujuan utama, yaitu (Basuki, dkk, 2005):

1. Memperbaiki kualitas citra, dimana citra yang dihasilkan dapat menampilkan informasi secara jelas atau dengan kata lain manusia dapat melihat informasi yang diharapkan dengan menginterpretasikan citra yang ada. Dalam hal ini interpretasi terhadap informasi yang ada tetap dilakukan oleh manusia (*human perception*).
2. Mengekstraksi informasi ciri yang menonjol pada suatu citra, dimana hasilnya adalah informasi citra dimana manusia mendapatkan informasi ciri dari citra secara numerik.

Di dalam bidang komputer, ada tiga bidang studi yang berkaitan dengan data citra, namun tujuan ketiganya berbeda, yaitu Grafika Komputer (*computer graphics*), Pengolahan Citra (*image processing*), Pengenalan Pola (*image interpretation*) (Munir, 2004). Secara umum operasi pengolahan citra digital dapat dikelompokkan dalam beberapa jenis, yaitu:

1. Perbaikan kualitas citra (*image enhancement*)

Operasi ini bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra baik kontras maupun kecerahan dengan memanipulasi parameter citra.

2. Pemugaran citra (*image restoration*)

Operasi ini bertujuan untuk menghilangkan/ meminimumkan gangguan pada citra.

3. Pemampatan citra (*image compression*)

Operasi ini bertujuan untuk memampatkan ukuran dari citra, sehingga memerlukan memori yang lebih kecil.

4. Segmentasi citra (*image segmentation*)

Operasi ini bertujuan untuk memecah suatu citra ke dalam beberapa kelompok berdasarkan atas kriteria tertentu.

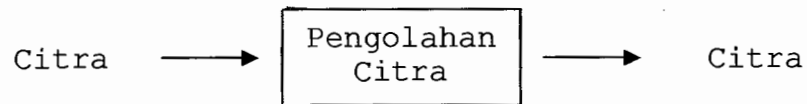
5. Pengorakan citra (*image analysis*)

Operasi ini bertujuan untuk menghitung besaran kuantitatif dari citra untuk menghasilkan deskripsinya.

6. Rekonstruksi citra (*image reconstruction*)

Operasi ini bertujuan untuk membentuk ulang objek dari beberapa citra hasil proyeksi.

Pengolahan citra bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra agar mudah diinterpretasi oleh manusia atau komputer. Teknik-teknik pengolahan citra mentransformasikan citra menjadi citra lain, dengan kata lain inputnya adalah citra, dan outputnya adalah citra dengan kualitas yang lebih baik. Prosesnya dapat dilihat pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Proses pengolahan citra

II.2.1 Piksel

Suatu citra digital merupakan representasi dari suatu matriks citra yang terbentuk dari piksel-piksel yang saling terhubung (*connected pixel*). Piksel merupakan elemen dasar dari citra, karena dalam proses pengolahan citra piksel-piksel inilah yang dimanipulasi untuk menghasilkan citra hasil yang diinginkan.

Suatu piksel p pada koordinat (x,y) memiliki 8 piksel-piksel tetangga, yaitu 2 piksel tetangga horisontal, 2 piksel tetangga vertikal, 4 piksel tetangga diagonal. 2 piksel tetangga horisontal terletak pada koordinat $p(x-1,y)$ dan $p(x+1,y)$. 2 piksel tetangga vertikal memiliki koordinat $p(x,y+1)$ dan $p(x,y-1)$. 4 piksel tetangga diagonal memiliki koordinat $p(x+1,y+1)$, $p(x+1,y-1)$, $p(x-1,y+1)$ dan $p(x-1,y-1)$. Suatu piksel dengan 8 tetangganya dapat digambarkan sebagai berikut:

$p(x-1,y+1)$	$p(x,y+1)$	$p(x+1,y+1)$
$p(x-1,y)$	$p(x,y)$	$p(x+1,y)$
$p(x-1,y-1)$	$p(x,y-1)$	$p(x+1,y-1)$

Gambar 2.2 *Connected pixel*

II.2.2 Teori Konvolusi

Konvolusi adalah operasi matematis yang melandasi pengolahan citra, dimana sebuah matriks citra dikalikan dengan sebuah matriks kernel. Operasi konvolusi dilakukan dengan menggeser matriks kernel piksel per piksel, hasil konvolusi akan disimpan di dalam matriks baru dan akan menghasilkan sebuah citra baru. Operasi konvolusi didefinisikan sebagai berikut:

Untuk fungsi malar:

$$h(x,y) = f(x,y) \otimes g(x,y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(a,b)g(x-a,y-b)dad b \quad (2.1)$$

Untuk fungsi diskrit:

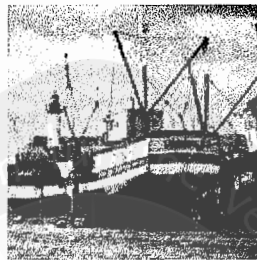
$$h(x,y) = f(x,y) \otimes g(x,y) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} \sum_{b=-\infty}^{\infty} f(a,b)g(x-a,y-b) \quad (2.2)$$

Fungsi penapis $g(x,y)$ merupakan kernel konvolusi atau *convolution mask*. Fungsi $f(x,y)$ merupakan citra asli dan citra hasil dari proses konvolusi ditunjukkan oleh fungsi $h(x,y)$. Ukuran matriks kernel yang digunakan untuk melakukan konvolusi lebih kecil dari ukuran citra. Elemen matriks dalam kernel konvolusi disebut dengan koefisien konvolusi. Ukuran kernel konvolusi yang umumnya dipakai untuk operasi konvolusi adalah matriks 3x3, 2x2 dan 1x1.

II.2.3 Greyscale

Greyscale disebut juga citra aras keabuan. Disebut citra aras keabuan karena di antara nilai minimum (hitam) dan nilai maksimumnya (putih) terdapat warna abu-abu. Pada citra biner hanya terdapat nilai 1 dan 0

pada tiap piksel citra, sedangkan pada citra aras keabuan terdapat nilai lain diantara 1 dan 0. Nilai minimum dari citra aras keabuan adalah 0, nilai maksimum citra aras keabuan adalah $2^n - 1$. Pada citra aras keabuan jumlah warnanya sebanyak 2^n . Dimana n disini adalah jumlah bit citra tersebut. Representasi citra aras keabuan dapat dilihat pada gambar 2.3 berikut:



Gambar 2.3 Citra *Greyscale* boat 8-bit

Nilai minimum, maksimum dan jumlah warna pada citra *Greyscale* boat 8-bit adalah :

$$\text{Nilai minimum} = 0$$

$$\begin{aligned}\text{Nilai maksimum} &= 2^8 - 1 \\ &= 255\end{aligned}$$

$$\text{Jumlah warna} = 2^8 = 256$$

II.2.4 Gaussian Smoothing

Noise adalah sinyal gangguan yang tidak diinginkan pada citra yang menurunkan kualitas dari citra. *Noise* bisa disebabkan oleh gangguan pada piranti digitalnya ataupun pada saat transmisi data, sehingga akan menghasilkan piksel-piksel yang tidak berkorelasi

dengan piksel-piksel tetangganya. Untuk mengurangi/menghilangkan gangguan (*Noise*) pada citra dapat dilakukan dengan pelembutan citra (*Image Smoothing*). Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menekan gangguan pada citra adalah *Gaussian Smoothing*. Fungsi *Gaussian* dinotasikan dalam persamaan berikut:

$$h(x, y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.3)$$

Gaussian Smoothing dilakukan dengan mengkonvolusikan matriks citra dengan kernel konvolusi. Kernel konvolusi *Gaussian Smoothing* bisa menggunakan baris-baris segitiga pascal. Contoh pendekatan diskret konvolusi *Gaussian Smoothing* untuk matriks 3 x 3 yang dibentuk dengan menggunakan segitiga pascal dengan standard deviasi (σ) = 1 adalah sebagai berikut (Jain, 1995):

$$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Citra Beachgray berikut akan menunjukkan hasil dari operasi *Gaussian Smoothing*



(a)

(b)

Gambar 2.4 (a) citra *Greyscale.BMP beachgray*, (b) citra *Greyscale beachgray.BMP ter-smoothing*

II.2.5 Filtering

Proses *filtering* merupakan pemisahan komponen yang berfrekuensi tinggi dengan komponen citra yang berfrekuensi rendah. Proses *filtering* yang umum digunakan adalah *Low Pass Filter* dan *High Pass Filter*. *Low Pass Filter* digunakan untuk mengurangi derau yang terdapat dalam citra dengan mengurangi komponen yang berfrekuensi tinggi dan tetap mempertahankan komponen berfrekuensi rendah. Citra yang dihasilkan tapis lolos bawah (*Low Pass Filter*) akan terlihat kabur. Tapis lolos-bawah dua-dimensi yang ideal adalah tapis yang mempunyai fungsi alih yang memenuhi persamaan:

$$H(u,v) = \begin{cases} 1, & \text{bila } D(u,v) \leq D_0 \\ 0, & \text{bila } D(u,v) > D_0 \end{cases} \quad (2.5)$$

Dengan tapis ini akan melewatkan frekuensi rendah dengan sempurna, dan akan melakukan peredaman yang sempurna pula terhadap frekuensi tinggi. *Low Pass Filter* dilakukan dengan mengkonvolusikan kernel konvolusi *Low Pass Filter* dengan citra. Kernel-kernel konvolusi *Low Pass Filter* yang sering digunakan adalah (Jain, 1995):

$$\frac{1}{6} * \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad \frac{1}{16} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

(a)

(b)

$$\frac{1}{10} * \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \frac{1}{9} * \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

(c)

(d)

Berbeda dengan *Low Pass Filter*, *High Pass Filter* merupakan proses penajaman citra. Tapis lolos-tinggi (*High Pass Filter*) akan meloloskan komponen yang berfrekuensi tinggi dan menahan komponen yang berfrekuensi rendah sehingga tepi objek akan terlihat lebih tajam dibandingkan sekitarnya. Tapis lolos-atas dua-dimensi yang ideal adalah tapis yang mempunyai fungsi alih yang memenuhi persamaan berikut:

$$H(u, v) = \begin{cases} 0, & \text{bila } D(u, v) \leq D_0 \\ 1, & \text{bila } D(u, v) > D_0 \end{cases} \quad (2.7)$$

High Pass Filter dilakukan dengan mengkonvolusikan kernel konvolusi *High Pass Filter* dengan citra. Kernel-kernel konvolusi *High Pass Filter* yang sering digunakan adalah (Jain, 1995):

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

(a)

(b)

(c)

II.2.6 *Image Brightness*

Salah satu gangguan pada citra adalah tingkat kecerahan/kegelapan pada citra. Untuk memperbaiki kualitas citra yang terlalu cerah/gelap dapat dilakukan

dengan menggunakan operasi perubahan kecerahan gambar. Kecerahan gambar dapat diperbaiki dengan menambahkan atau mengurangi sebuah nilai pada tiap piksel citra. Operasi penambahan atau pengurangan kecerahan gambar dapat digambarkan dalam persamaan berikut:

$$f(x,y)' = f(x,y) + b \quad (2.9)$$

Jika nilai b positif, maka kecerahan citra akan bertambah sehingga citra terlihat lebih terang, sedangkan jika nilai b negatif, kecerahan citra akan berkurang sehingga citra terlihat lebih gelap.

II.2.7 Histogram Equalization

Histogram merupakan penggambaran yang menunjukkan frekuensi munculnya tiap aras keabuan dalam suatu citra. Selain menunjukkan aras keabuan, histogram juga dapat menunjukkan frekuensi warna merah, hijau, biru dalam citra. Tujuan dari perataan histogram (*histogram equalization*) adalah untuk memperoleh penyebaran histogram yang merata, sehingga setiap derajat keabuan memiliki jumlah piksel yang relative sama (Munir, 2004). Fungsi histogram dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut:

$$P_c(x) = \text{prob}[u = x] = \frac{\text{Jumlah piksel dengan intensitas warna } x}{\text{Jumlah total piksel pada citra}} \quad (2.10)$$

Proses penyamaan ditunjukkan melalui hubungan-hubungan:

$$b(x,y) = f[c(x,y)] \quad (2.11)$$

dengan c adalah citra dengan histogram belum disamakan. Fungsi f mengalihragamkan citra c ke citra b dengan histogram yang rata

$$p_1(a) = \frac{1}{Area_1} H_1(a) \quad (2.12)$$

Persamaan 2.12 menunjukkan fungsi rapat-peluang dari suatu piksel a , $p_1(a)$ adalah peluang menemukan suatu piksel dengan nilai a dalam citra, $Area_1$ adalah jumlah piksel dalam citra, dan $H_1(a)$ adalah histogram citra

$$p_1(a) = \frac{1}{Area_1} \sum_{i=0}^a H_1(i) \quad (2.13)$$

Persamaan 2.13 menunjukkan fungsi rapat-kumulatif (*Cumulative-Density Function, CDF*) untuk piksel dengan nilai a , CDF merupakan jumlah semua fungsi rapat-peluang sampai dengan a

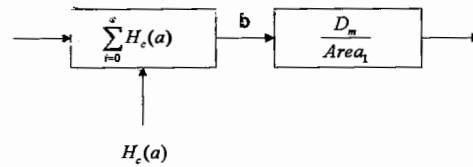
$$f(a) = D_m \frac{1}{Area_1} \sum_{i=0}^a H_c(a) \quad (2.14)$$

Persamaan menunjukkan bentuk fungsi penyamaan histogram yang diinginkan, yaitu $f(a)$. $H_c(a)$ adalah histogram citra asli c . D_m adalah jumlah aras keabuan dalam citra baru, b . $D_m = 1/p(a)$ untuk semua nilai piksel bernilai a dalam citra b . Citra b memiliki histogram yang rata, yaitu:

$$H(0) = H(1) = H(2) = \dots \quad (2.15)$$

karena peluang tiap nilai piksel telah sama

Proses penyamaan histogram di atas dapat digambarkan dalam diagram blok berikut:



Gambar 2.5 Diagram Blok penyamaan histogram

II.2.8 Mean Square Error (MSE)

Mean Square Error (MSE) digunakan sebagai acuan untuk mengetahui kualitas citra hasil deteksi yang mengalami gangguan dibandingkan dengan citra hasil deteksi yang tidak mengalami gangguan. Nilai MSE dicari dengan membandingkan kuantitas piksel antara citra hasil deteksi. Semakin besar nilai MSE, berarti semakin jelek citra hasil deteksi tersebut, sebaliknya semakin rendah nilai MSE, berarti semakin bagus citra hasil deteksi. Nilai MSE dihitung dengan rumus:

$$MSE = \sqrt{\frac{1}{Lebar \times Tinggi} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (f_{ij} - f'_{ij})^2} \quad (2.16)$$

yang dalam hal ini, f menyatakan nilai piksel citra hasil deteksi tanpa gangguan dan f' menyatakan nilai piksel citra hasil deteksi yang mengalami gangguan.

II.3 Gelombang Singkat (Wavelet)

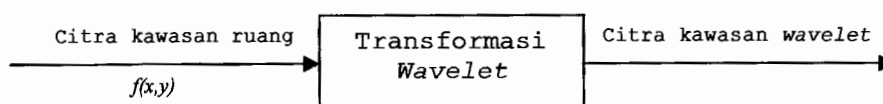
Wavelet adalah suatu fungsi matematika yang membagi data menjadi beberapa komponen yang frekuensinya berbeda, kemudian mempelajari setiap komponen dengan resolusi yang cocok untuk setiap ukuran (scale) (Abdullah, 2003). Selain telah dikembangkan dalam bidang matematika, wavelet juga telah dikembangkan ke dalam bidang-bidang lain, diantaranya

dalam bidang fisika quantum, teknik elektro, geologi dan untuk pengolahan citra (*image processing*). Perkembangan *wavelet* dalam beberapa tahun ini telah menghasilkan berbagai aplikasi *wavelet*, diantaranya kompresi citra, deteksi tepi, tiruan penglihatan manusia, sistem radar, deteksi gempa. Perhitungan menggunakan fungsi superposisi telah ada sejak awal tahun 1800an ketika Joseph Fourier menemukan bahwa grafik sinus dan kosinus dapat diposisikan untuk menggambarkan fungsi lain. *Wavelet Transform* merupakan sebuah fungsi matematika yang dapat membagi dan memproses data ke dalam komponen-komponen frekuensi yang berbeda. Alihragam *wavelet* menjadi penting dalam berbagai bidang adalah karena *wavelet* memiliki sifat-sifat berikut:

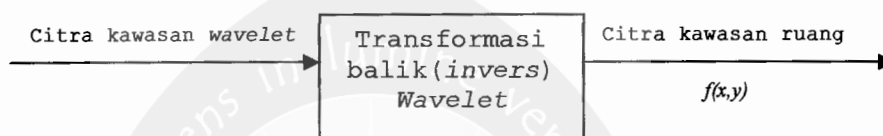
1. Waktu kompleksitasnya bersifat linear. Alihragam *wavelet* dapat dilakukan dengan sempurna dengan waktu yang bersifat linear.
2. Koefisien-koefisien *wavelet* bersifat jarang. Secara praktis, koefisien-koefisien *wavelet* kebanyakan bernilai kecil. Kondisi ini sangat memberikan keuntungan terutama dalam bidang kompresi data.
3. *Wavelet* dapat beradaptasi pada berbagai jenis fungsi, seperti fungsi tidak kontinyu, dan fungsi yang didefinisikan pada domain yang dibatasi.
4. *Wavelet* mengolah data pada perbedaan skala dan resolusi.

Transformasi *wavelet* merupakan uraian dari suatu sinyal atau citra menggunakan fungsi *wavelet* dengan

lokasi dan ukuran yang berbeda. Dalam pengolahan citra, citra digital dinyatakan dalam bentuk diskret. Untuk menerapkan alihragam *wavelet* dalam pengolahan citra digital digunakan *Discrete Wavelet Transform* atau *DWT*. Proses dari Transformasi *wavelet* dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 2.6 Transformasi *wavelet*



Gambar 2.7 Transformasi Balik/Invers *wavelet*

Wavelet merupakan sebuah basis, basis *wavelet* berasal dari sebuah fungsi penskalaan atau disebut juga *scaling function*. *Scaling function* memiliki sifat yaitu dapat disusun dari sejumlah salinan dirinya yang telah didilasikan, ditranslasikan dan diskalakan. Fungsi ini diturunkan dari persamaan dilasi (*dilation equation*), yang dianggap sebagai dasar dari teori *wavelet*. Dari persamaan *scaling function* ini dapat dibentuk persamaan *wavelet* yang pertama (atau disebut juga *mother wavelet*), dengan bentuk sebagai berikut:

$$\psi_{ab}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (2.17)$$

Dari *mother wavelet* ini kemudian dapat dibentuk *wavelet* berikutnya (ψ^1 , ψ^2 dan seterusnya) dengan cara mendilasikan (memampatkan atau meregangkan) dan

menggeser *mother wavelet*. Berdasarkan *scaling function* inilah basis *wavelet* memiliki nama yang berbeda-beda. *wavelet Haar* memiliki *scaling function* dengan koefisien $c_0 = c_1 = 1$.

II.3.1 Haar Wavelet

Basis *Haar* merupakan basis *wavelet* yang paling sederhana. *Haar* adalah *wavelet* yang pertama dan dikemukakan pada tahun 1909 oleh Alfred *Haar*. Basis *Haar* bisa digambarkan sebagai sebuah *function* $f(x)$ dengan

$$\psi(x) = \begin{cases} 1 & \text{untuk } 0 \leq x < 1/2 \\ -1 & \text{untuk } 1/2 \leq x < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.18)$$

II.3.2 Transform Gelombang Singkat Haar 1-D

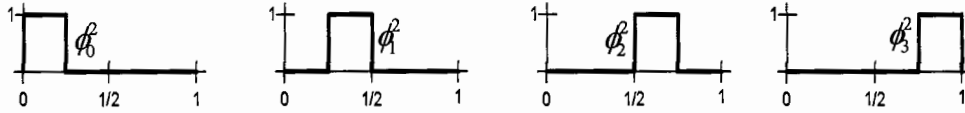
Transform gelombang singkat merupakan uraian dari suatu sinyal atau citra tertentu yang menggunakan fungsi gelombang singkat dengan lokasi dan ukuran yang berbeda serta dihitung menggunakan algoritma piramid cepat. Fungsi basis untuk ruang V_j disebut dengan fungsi penyekalaan. Basis sederhana pada V_j diberikan sebagai fungsi penyekalaan dan translasi sebagai berikut:

$$\phi_i^j(x) = \phi(2^j x - i), \quad i = 0, 1, 2, \dots, 2^j - 1 \quad (2.19)$$

dengan

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & \text{untuk } 0 \leq x < 1 \\ 0, & \text{untuk } x \text{ lainnya} \end{cases} \quad (2.20)$$

$\phi(x)$ sering disebut dengan fungsi penyekalaan (*scaling function*). Sebagai contoh fungsi basis untuk ruang V^2 seperti terlihat pada gambar berikut:



Gambar 2.8 Fungsi penyekalaan pada ruang V^2

Fungsi *wavelet* yang sesuai dengan fungsi penyekalaan di atas disebut dengan *wavelet Haar*, yang diberikan dengan persamaan

$$\psi_i^j(x) = \psi(2^j x - i), \quad i = 0, 1, \dots, 2^j \quad (2.21)$$

dengan

$$\psi(x) = \begin{cases} 1 & \text{untuk } 0 \leq x < 1/2 \\ -1 & \text{untuk } 1/2 \leq x < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.22)$$

Sehingga *wavelet Haar* dapat digambarkan sebagai berikut



Gambar 2.9 Fungsi *wavelet* pada W^1

Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas tentang transformasi *wavelet Haar* 1-dimensi, akan diberikan contoh sederhana dengan menggunakan citra berdimensi tunggal dengan resolusi 4 piksel dengan nilai pikselnya sebagai berikut: [5 7 3 1]. Citra ini dapat direpresentasikan dengan menggunakan basis *Haar* dengan mencari nilai rerata dari 2 piksel yang saling berdekatan. Untuk citra dimensi tunggal diatas akan

diperoleh citra baru dengan resolusi [6 2]. Dimana nilai 6 didapat dengan menghitung nilai rerata dari koefisien 5 dan nilai terdekatnya yaitu $7((5+7)/2)$. Untuk nilai 2 didapat dengan menghitung rerata dari koefisien dengan nilai 3 dan 1 $((3+1)/2)$.

Dari proses rerata diatas jelas terlihat beberapa informasi dari citra hilang. Untuk mengatasi masalah ini diperlukan suatu koefisien detail (*detail coefficient*) untuk menampung informasi yang hilang, sehingga dari citra proses rerata ini bisa kembali mendapatkan citra semula. Dalam kasus ini koefisien detail pertama adalah -1. Karena 6, 1 lebihnya dari 5 dan 1 kurangnya dari 7. Secara matematis dapat digambarkan sebagai berikut: $6 + (-1) = 5$ dan $6 - (-1) = 7$. Untuk koefisien detail kedua dipilih 1, karena $2 + 1 = 3$ dan $2 - 1 = 1$. Dengan mengulang prosce rerata terhadap citra [6 2], maka akan didapatkan suatu dekomposisi penuh, yaitu:

Tabel 2.1 Dekomposisi penuh Transformasi Haar 1-D

Resolusi	Rerata	Koefisien detail
4	[5 7 3 1]	
2	[6 2]	[-1 1]
1	[4]	[2]

Kemudian akan didefinisikan citra asli 4 piksel menjadi koefisien tunggal yang mewakili rerata keseluruhan citra asli, yang diikuti dengan koefisien detail dalam urutan resolusi yang bertambah. Maka basis Haar 1-dimensi transformasi wavelet dari citra asli 4 piksel adalah [4 2 -1 1]. Dari contoh diatas dapat

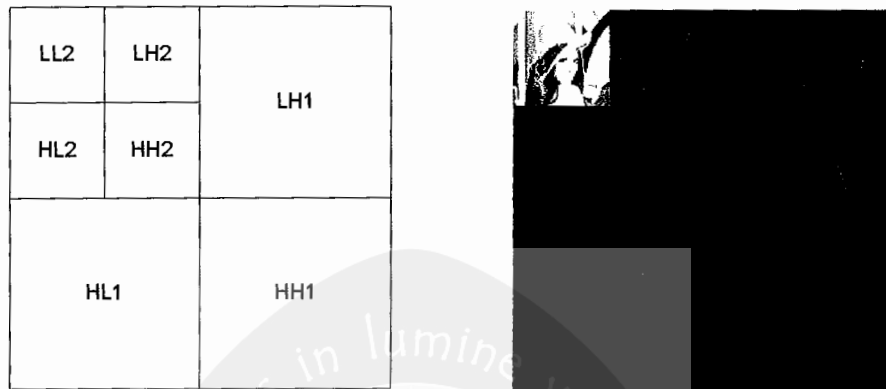
dikatakan bahwa ide dasar alihragam *Discrete Wavelet Transform* 1- dimensi adalah sebagai berikut: pertama sinyal citra akan dibagi menjadi sinyal dengan frekuensi tinggi dan frekuensi rendah, sinyal dengan frekuensi rendah akan dibagi lagi menjadi sinyal dengan frekuensi tinggi dan frekuensi rendah. Proses ini terus berulang sampai sinyal dengan frekuensi rendah tidak dapat dibagi lagi atau sampai batas level tertentu yang telah ditentukan sebelumnya.

II.3.3 Transform Gelombang-Singkat Haar 2-D

Terdapat dua cara untuk mentransformasi atau mendekomposisi nilai-nilai piksel pada citra, yaitu dekomposisi standar dan takstandar. Untuk memperoleh dekomposisi standar suatu citra, mula-mula digunakan alihragam *wavelet* 1-dimensi pada setiap baris citra. Kemudian digunakan alihragam *wavelet* 1-dimensi pada setiap kolom citra. Dekomposisi takstandar diperoleh dengan mengkombinasikan pasangan transformasi baris dan transformasi kolom secara bergantian, pada langkah pertama diterapkan alihragam *wavelet* 1-dimensi pada baris, kemudian diterapkan alihragam *wavelet* 1-dimensi pada kolom, proses tersebut diulang sesuai dengan level yang diinginkan.

Pada dekomposisi level ke-1, citra akan dibagi menjadi 4 *subband*, dinamakan *subband* HH, HL, LH, dan LL. *Subband* HH akan memberikan detail citra pada arah diagonal, *subband* HL akan memberikan detail citra pada arah horisontal, *subband* LH akan memberikan detail citra pada arah vertikal, sedangkan *subband* LL adalah residu resolusi rendah yang mempunyai komponen

frekuensi rendah, yang sering disebut dengan rerata citra. *Subband* LL ini akan dibagi lagi pada saat mendekomposisikan pada level yang lebih tinggi. Hasil dari dekomposisi *wavelet Haar* 2-dimensi dua level dapat dilihat pada gambar 2.9.



Gambar 2.10 Dekomposisi *wavelet Haar* 2-D pada citra lena.BMP

Dari dekomposisi level-1 didapatkan LH1, HH1, HL1 dan LL1. Pada gambar, LL1 tidak diperlihatkan karena langsung didekomposisi level-2, sehingga menghasilkan LL2, LH2, HH2, HL2.

Untuk lebih jelasnya dekomposisi takstandar *Haar* 2-dimensi akan dijelaskan melalui dekomposisi 2-level matriks citra 4x4 berikut. Didefinisikan suatu matriks citra 4x4 dengan nilai piksel:

$$\begin{bmatrix} 32 & 8 & 64 & 16 \\ 16 & 32 & 12 & 8 \\ 20 & 12 & 0 & 4 \\ 32 & 16 & 4 & 8 \end{bmatrix}$$

Pada level 1 akan dilakukan operasi dekomposisi *Haar* 1-dimensi pada setiap baris dan dilanjutkan dengan kolom. Pada dekomposisi baris akan menghasilkan nilai matriksnya sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} 20 & 40 & 12 & 24 \\ 24 & 10 & -8 & 2 \\ 16 & 2 & 4 & -2 \\ 24 & 6 & 8 & -2 \end{bmatrix}$$

Setelah baris terdekomposisi maka dilanjutkan dengan mendekomposisikan kolom matriks. Pada dekomposisi kolom menghasilkan nilai matriksnya sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{22} & \mathbf{25} & 2 & 13 \\ \mathbf{20} & \mathbf{4} & 6 & -2 \\ -2 & 15 & 10 & 11 \\ -4 & -2 & -2 & 0 \end{bmatrix}$$

Matriks di atas menunjukkan hasil dari dekomposisi 1-level *wavelet Haar* 2-dimensi. Untuk mendekomposisi pada level berikutnya, dilakukan seperti pada dekomposisi level 1, tetapi nilai piksel yang dikenakan operasi hanyalah nilai rerata. Pada dekomposisi baris level 2 dihasilkan nilai matriks sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} 23,5 & -1,5 & 2 & 13 \\ 12 & 8 & 6 & -2 \\ -2 & 15 & 10 & 11 \\ -4 & -2 & -2 & 0 \end{bmatrix}$$

Pada dekomposisi kolom level 2 dihasilkan nilai matriks sebagai berikut:

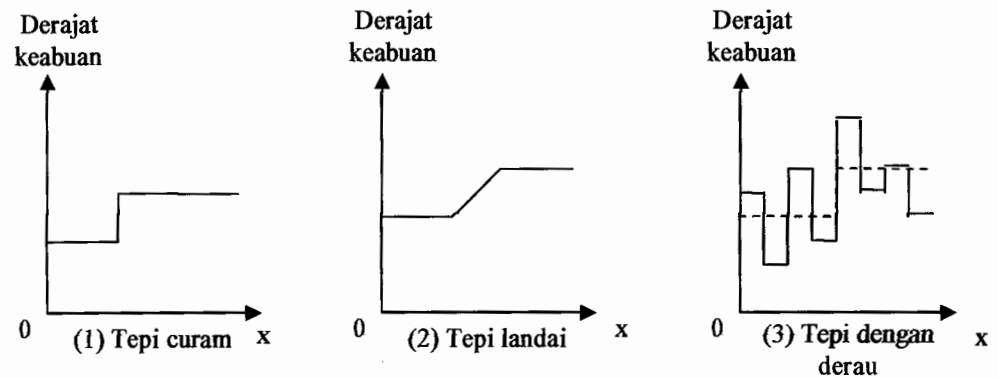
$$\begin{bmatrix} \mathbf{17,75} & 3,25 & 2 & 13 \\ 5,75 & -4,75 & 6 & -2 \\ -2 & 15 & 10 & 11 \\ -4 & -2 & -2 & 0 \end{bmatrix}$$

Dari proses dekomposisi 2-level maka didapatkan nilai rerata dari matriks 4x4 di atas adalah 17,75.

II.4 Konsep Deteksi Tepi (*Edge Detection*)

Deteksi tepi merupakan salah satu metode yang digunakan dalam Pengolahan Citra untuk mencari tepi suatu objek dalam citra. Metode ini berfungsi untuk mengidentifikasi garis/tepi pada obyek citra untuk menonjolkan informasi garis batas dari citra. Tepi adalah perubahan nilai intensitas derajat keabuan yang mendadak(besar) dalam jarak yang singkat (Munir, 2004). Tepi biasanya merupakan pembatas antara dua daerah berbeda pada citra yang dibedakan dengan adanya intensitas dari masing-masing daerah tersebut. Dalam citra digital tepi dapat dibedakan menjadi 3, yaitu (Munir,2004) :

1. Tepi curam. Tepi dengan perubahan intensitas yang tajam, arah tepi berkisar 90° .
2. Tepi landai. Tepi landai disebut juga tepi lebar, yaitu tepi dengan sudut arah yang kecil. Tepi landai dapat dianggap terdiri dari sejumlah tepi-tepi lokal yang lokasinya berdekatan.
3. Tepi yang mengandung derau (*Noise*). Derau atau *noise* adalah gangguan atau cacat pada citra yang mengurangi kualitas dari citra. Untuk deteksi tepi dengan citra yang mengandung derau, sebelum melakukan pendeteksian tepi operasi peningkatan kualitas citra dapat dilakukan terlebih dahulu.



Gambar 2.11 Jenis-jenis tepi (Munir,2004)

Terdepat beberapa operasi yang sering digunakan untuk mendeteksi tepi, antara lain:

1. Operator gradien pertama (*differential gradient*): *Sobel, Prewitt, Isotropik, Stochastic.*
2. Operator Kompas (*Compass Operator*): *Compass, Kirsch, Robinson.*
3. Operator turunan kedua (*Laplacian*).
4. Detektor *Canny*.

Sebuah detektor tepi dikatakan baik apabila menghasilkan tepi dengan kriteria sebagai berikut:

1. Kebal terhadap *noise*.
2. Memberikan detail tepi yang baik.
3. Peka terhadap sinyal tepi untuk citra yang memiliki kontras yang kurang baik.
4. Mempunyai beban komputasi yang lebih kecil.

II.4.1 Deteksi tepi menggunakan Transformasi wavelet

Haar 2-D

Deteksi tepi dengan menggunakan Transformasi *wavelet Haar 2-D* dilakukan dengan dua metode. Perbedaan metode ini terletak pada proses konvolusi pada nilai

rerata matriks citra. Pertama akan dilakukan proses dekomposisi takstandar terhadap citra sehingga menghasilkan citra pendekatan (koefisien rerata) dan citra detail seperti dapat dilihat pada gambar 2.9. Untuk sinyal 2-Dimensi dapat diterapkan proses dekomposisi dengan menggunakan *Band Pass Filter(G)* dan *Low Pass Filter(H)*. Dari proses *Band Pass Filter* akan didapat koefisien detail pada arah vertikal, horizontal dan diagonal, sedangkan dari *Low Pass Filter* akan didapat koefisien rerata citra.

Setelah mendapatkan hasil dekomposisi, akan dilakukan *Multiscale Edge Detection*, yaitu mencari nilai magnitude dengan mengambil nilai detail vertikal dan horisontal dan membandingkannya dengan suatu nilai ambang (*threshold*). *Multiscale Edge Detection* dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut:

$$\psi[f(x,y)] = \sqrt{\psi_x^2 + \psi_y^2} \quad (2.23)$$

Proses pengambangan dinyatakan sebagai berikut:

$$\psi(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{jika } \psi[f(x,y)] \geq T \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2.24)$$

Pada metode pertama (*wavelet1*) akan dilakukan proses konvolusi terhadap koefisien rerata citra dengan kernel konvolusi *wavelet*. Kernel yang digunakan untuk melakukan proses konvolusi adalah:

$$\psi_x = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad \text{dan} \quad \psi_y = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

Pada metode kedua (*wavelet2*) tidak dilakukan proses konvolusi dengan kernel *wavelet*. Selanjutnya akan dilakukan proses *IDWT* (*Invers Discreet Wavelet*

Transform). Transformasi balik *wavelet* merupakan balikan dari dekomposisi *wavelet*. Pada proses ini, koefisien rerata citra akan dikalikan dengan koefisien detail citra baik dalam arah vertikal, horisontal maupun diagonal.

II.4.2 Deteksi tepi menggunakan Operator Sobel, Prewitt dan Operator Compass

Deteksi tepi merupakan salah satu metode yang digunakan dalam Pengolahan Citra Digital. Metode ini berfungsi untuk mengidentifikasi garis/tepi pada obyek citra untuk menonjolkan informasi garis batas dari citra. Tepi dari suatu objek didalam citra dapat dideteksi dengan melakukan konvolusi menggunakan matriks-matriks yang diperoleh dari derivative piksel tetangga lokal.

Perubahan intensitas yang besar dalam jarak yang singkat dipandang sebagai fungsi yang memiliki kemiringan yang besar. Untuk mengetahui perubahan intensitas tersebut dilakukan dengan menghitung turunan pertama dari fungsi atau disebut gradien yang dilakukan dengan melakukan konvolusi matriks. Turunan pertamanya adalah secara parsial terhadap sumbu x dan sumbu y yang ditunjukkan dalam persamaan berikut:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

Dimana

$$G_x = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = \frac{f(x + \Delta x, y) - f(x, y)}{\Delta x} \quad (2.27)$$

$$G_y = \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} = \frac{f(x,y+\Delta x) - f(x,y)}{\Delta y} \quad (2.28)$$

Diasumsikan bahwa $\Delta x = \Delta y = 1$, sehingga persamaan turunan pertamanya menjadi:

$$G_x = \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = f(x+1,y) - f(x,y) \quad (2.29)$$

$$G_y = \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} = f(x,y+1) - f(x,y) \quad (2.30)$$

Kedua turunan diatas dapat dipandang sebagai matriks konvolusi dan dapat digunakan untuk menghitung kekuatan tepi $G[f(x,y)]$ yang merupakan *magnitude* dari gradien. Untuk menghitung kekuatan dari tepi digunakan persamaan berikut:

$$G[f(x,y)] = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2.31)$$

Untuk menentukan apakah suatu piksel merupakan tepi atau tidak dapat ditentukan dengan menggunakan proses pengambangan/*thresholding*, dinyatakan sebagai berikut:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{jika } G[f(x,y)] \geq T \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2.32)$$

Ada beberapa operator gradien turunan pertama, diantaranya adalah Operator *Sobel*, Operator *Prewitt* dan Operator *Compass*. Operator *Sobel* melakukan pendeteksian tepi dari suatu citra dengan menghitung *magnitude* dari gradien fungsi $G_x(x,y)$ dan fungsi $G_y(x,y)$ dengan persamaan:

$$M = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2.33)$$

Nilai G_x di peroleh dengan mengkonvolusikan citra $f(x,y)$ dengan kernel konvolusi G_x dalam arah sumbu x , sedangkan nilai G_y diperoleh dengan mengkonvolusikan citra $f(x,y)$ dengan kernel konvolusi G_y dalam arah

sumbu y. Kernel konvolusi dari G_x dan G_y dinyatakan sebagai berikut (Jain,1995):

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{dan} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (2.34)$$

Untuk deteksi tepi dengan menggunakan operator *Prewitt*, persamaan yang digunakan sama dengan persamaan dalam Operator *Sobel*, yang membedakan disini adalah kernel konvolusi yang digunakan. Pada Operator *Prewitt* kernel yang digunakan adalah (Jain,1995):

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{dan} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (2.35)$$

G_x Dan G_y adalah kernel konvolusi untuk mengkonvolusi citra $f_x(x,y)$. G_x akan mendeteksi tepi citra dalam arah sumbu x, sedangkan G_y akan mendeteksi tepi citra dalam arah sumbu y.

Berbeda dengan operator *Sobel* dan *Prewitt*, Operator *Compass* melakukan deteksi tepi dengan mengkonvolusikan citra dari berbagai arah. Operator *Compass* memiliki delapan kernel konvolusi. Kemudian dicari kekuatan tepi yang terbesar dari delapan hasil konvolusi tersebut. Delapan kernel konvolusi yang digunakan adalah (Jain,1995):

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (2.36)$$