

# PENGENALAN CITRA TEXTURE DARI CAMERA VIDEO DENGAN TRANSFORMASI RADON DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

Widya Andyardja, Albert Gunadhi, R. Sumarno

Jurusan Teknik Elektro, Universitas Widya Mandala  
Jl. Kalijudan 37 Surabaya, 60114, Indonesia  
Telepon / Fax : +62-31-389-3933 Ext. 103 / +62-31-389-1267  
E-mail : {andy, albert, raden}@engineering.wima.ac.id

## Abstrak

*Makalah ini membahas tentang pengenalan citra texture menggunakan ekstraksi ciri dalam domain frekuensi (spektral) dengan transformasi Fourier, kemudian diproyeksikan dengan transformasi Radon ke dalam domain koordinat polar.*

*Dengan menjumlahkan setiap elemen kolom akan diperoleh ciri pada arah radial, sehingga jaringan syaraf tiruan (JST) tidak sensitif terhadap perubahan skala atau kekasaran. Ciri untuk beberapa arah proyeksi dapat mengetahui pola arah citra masukan dan disebut ciri anguler. Sebaliknya dengan menjumlahkan setiap elemen baris akan diperoleh ciri pada arah anguler, sehingga JST tidak sensitif terhadap perubahan rotasi. Ciri untuk beberapa cincin dapat mengetahui kekasaran citra masukan yang disebut dengan ciri radial.*

*Dalam tahap pengenalan digunakan JST umpan-maju dengan 3 lapis, 14 neuron pada lapis masukan yang terdiri dari 8 ciri radial dan 6 ciri anguler. Simulasi dilakukan untuk 140 himpunan data yang dilatihkan. Data-data tersebut diambil dari hasil capture menggunakan camera video. Dalam pengujian diambil data yang pernah dilatihkan terlebih dahulu dan data yang belum pernah dilatihkan.*

*Kata Kunci : pengenalan pola, citra texture, pengolahan citra, transformasi fourier, transformasi radon, camera video, jst*

## 1. Pendahuluan

Pengolahan citra dan pengenalan pola sekarang ini semakin berkembang. Sebagai contoh dalam aplikasi di industri telah diterapkan dalam pemasangan label dan kendali mutu. Banyak sistem yang menerapkan pengenalan pola citra texture dengan jaringan syaraf tiruan pada sebuah mesin cerdas yang berikutnya dapat diaplikasikan untuk mengenali pola wajah atau sistem kendali penjejakan berbasis citra. Dewasa ini pengenalan texture banyak dikembangkan dengan menggunakan JST [3]. Pada makalah ini kami mencoba mengembangkan pengenalan citra texture dari camera video dengan transformasi Radon dan jaringan syaraf tiruan.

Citra texture berupa gambar poster berwarna yang di capture dengan bantuan camera video analog Panasonic VX87 dan card *video frame grabber* Broadway Pro. Dalam menentukan pola citra texture perlu diperhatikan adanya variasi seperti perbesaran skala, pergeseran rotasi-translasi, warna, kecerahan dan kontras. Pergeseran translasi dapat diatasi dengan mencirikan suatu citra dalam domain frekuensinya.

Ada dua tahap utama yang digunakan yaitu tahap ekstraksi ciri dan tahap pengenalan ciri texture. Tahap ekstraksi ciri merupakan tahap yang mencirikan suatu texture dalam domain frekuensinya (spektral analisis) berdasarkan pada transformasi Fourier [3], sedangkan pada tahap pengenalan ciri digunakan model JST.

Pada tahap ekstraksi ciri digunakan metoda ekstraksi dengan transformasi Fourier 2D yang kemudian diproyeksikan dengan Transformasi Radon ke dalam domain koordinat polar. Dengan menjumlahkan setiap elemen dalam kolom akan diperoleh ekstraksi ciri pada arah radial, sehingga JST tidak sensitif terhadap perubahan skala atau kekasaran, dan untuk beberapa arah proyeksi dapat mencirikan pola arah dari citra masukan, sehingga ekstraksi ciri ini disebut ciri anguler. Sebaliknya dengan menjumlahkan setiap elemen dalam baris akan diperoleh ekstraksi ciri pada arah anguler,

sehingga JST tidak sensitif terhadap perubahan rotasi, dan untuk beberapa cincin dapat mencirikan kekasaran dari citra masukan, sehingga ekstraksi ini disebut ciri radial.

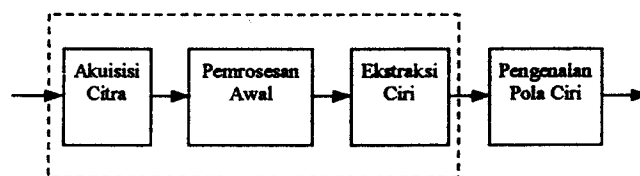
Pada tahap pengenalan ciri digunakan filter yang mempunyai bentuk angular dan radial bin yang kemudian diumpankan ke JST dengan model umpan maju (*Feed Forward*). Ciri texture ini dapat dilihat dari arah dan kekasarannya, sesuai dengan filter yang digunakan. Radial bin sensitif terhadap kekasaran citra texture, sedangkan angular bin sensitif terhadap arah pola.

Dalam implementasi digunakan 8 pola citra texture, yaitu *water, paper, woven, granite, rock, denim, fish, dan cement*. Masing-masing citra texture mempunyai ukuran 128 x 128 pixel. Kemudian dilakukan transformasi Radon untuk 6 sektor proyeksi (angular bin: 0°, 15°, 30°, 45°, 60° dan 75°), dan 8 cincin (radial bin). Setelah itu diumpankan ke JST 3 lapis dengan algoritma pembelajaran *Levenberg Marquadt*. Algoritma ini mempunyai konvergensi yang cukup cepat, tetapi membutuhkan memori yang besar.

Jadi ada 14 masukan pada lapis masukan sesuai dengan 14 ciri angular dan radial, 7-10 unit neuron dalam lapis tersembunyi dengan fungsi aktivasi *tangen sigmoid* dan ada 8 keluaran untuk lapis keluaran yang berhubungan dengan 8 pola citra texture dalam fungsi linier.

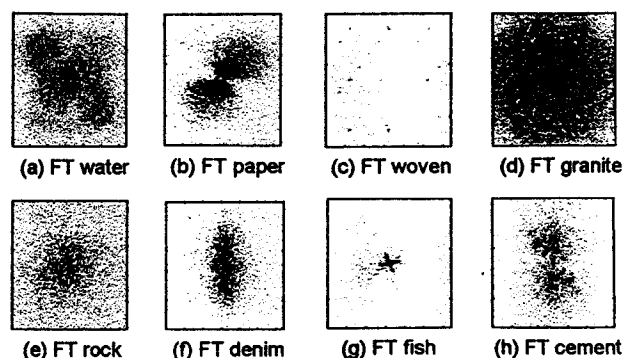
## 2. Pengolahan Citra Texture

Sistem pengenalan pola citra texture dapat dilakukan dalam 2 tahap, yaitu tahap ekstraksi ciri dan tahap pengenalan. Tahap ekstraksi ciri meliputi akuisisi citra dan pemrosesan awal yang meliputi konversi ke skala abu-abu (*grey scale*), pemfilteran noise, koreksi geometri dan restorasi. Tujuan utama dalam ekstraksi ciri adalah mereduksi data dengan pengukuran ciri-ciri yang pasti. Masalah dalam ekstraksi ciri adalah pengenalan obyek yang bervariasi dalam rotasi, translasi dan perbedaan skala. Dalam ekstraksi ini digunakan transformasi Fourier dan Radon untuk membentuk ciri-ciri angular dan radial.



Gambar 1. Model Sistem Pengenalan Citra

Tahap pengenalan melakukan klasifikasi pola dari ciri-ciri angular dan radial 2D-FT dengan menggunakan JST *Feed Forward*, diagram blok sistem tersebut dapat dilihat pada Gambar 1. Dalam tahap pengenalan JST *Feed Forward* mempunyai keuntungan yang besar dan beralasan sebagai alternatif pengklasifikasi dengan metoda belajar pengawasan (supervisi) seperti *back-propagation*. Dalam penelitian ini digunakan metoda pembelajaran optimasi *Levenberg Marquadt* yang lebih cepat konvergen walaupun membutuhkan kapasitas memori yang besar.



Gambar 2. Pola Citra Texture yang Dikenali

Ada 8 pola citra texture berwarna yang akan dikenali, yaitu (a) *water droplets*, (b) *paper bag*, (c) *woven mat*, (d) *granite*, (e) *rock*, (f) *denim*, (g) *fish fossil* dan (h) *cement* pada Gambar 2. Citra ini diperoleh dari hasil kamera video analog yang kemudian dijadikan digital dengan bantuan *frame grabber*.

### 2.1 Pemrosesan Awal

Pemrosesan awal meliputi reduksi dan konversi ke skala abu-abu, setelah itu dilakukan proses filter untuk mengurangi noise. Misal keluaran *frame grabber* menghasilkan citra 512 x 512 pixel maka diperlukan reduksi 1:16 agar diperoleh citra 128 x 128 pixel untuk ditransformasi Fourier-kan. Hal ini dilakukan untuk memperkecil waktu komputasi pada 2D FFT. Selanjutnya citra berwarna tersebut dikonversikan dalam skala abu-abu dengan 256 tingkat. Jadi diperoleh citra texture dengan ukuran 128 x 128 pixel 256 *gray scale* yang selanjutnya akan ditransformasikan. Persamaan sinyal *luminance* untuk skala keabuan adalah :

$$Y = 0,30 R + 0,59 G + 0,11 B \tag{1}$$

Pemecahan masalah pada pengenalan pola citra texture dengan cara :

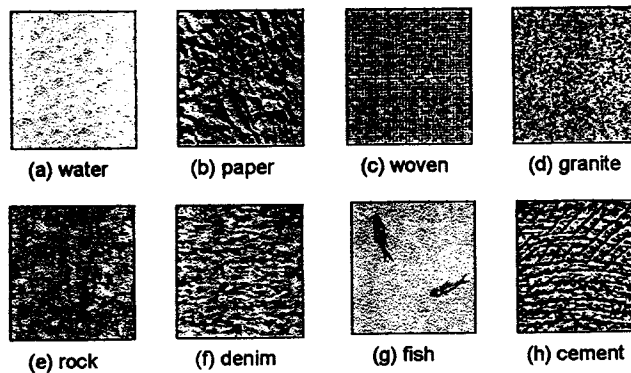
- Masalah warna diatasi dengan mengubah citra ke skala keabuan 256 tingkat yang sesuai dengan palette warna pada sistem komputer.
- Masalah kecerahan/intensitas (dc level) diatasi dengan membuat rata-rata matriks citra 2D.
- Masalah kontras (amplitudo) diatasi dengan menormalisir matriks 2D-FT.
- Masalah pergeseran rotasi diatasi dengan membuat filter 2D-FT berbentuk cincin (O).
- Masalah perbesaran diatasi dengan membuat filter 2D-FT berbentuk sektor (V).

### 2.2 Transformasi Fourier 2D

Sistem pengenalan pola yang digunakan berdasarkan pada sifat-sifat transformasi Fourier 2D. Distribusi transformasi Fourier 2D mempunyai sifat-sifat :

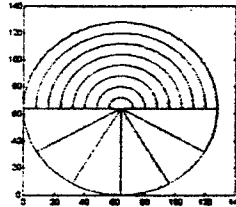
- Simetri.
- Perubahan rotasi pada citra masukan juga mengakibatkan perubahan rotasi pada bidang Fourier.
- Frekuensi spatial masukan yang lebih tinggi berhubungan dengan amplitudo tinggi yang jauh dari pusat asal bidang Fourier.
- Magnitudo bidang Fourier adalah tak berubah dengan adanya pergeseran. Persamaan transformasi Fourier diskrit 2D dapat dituliskan sebagai berikut :

$$F(u, v) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) e^{-j 2\pi (mu/M + nv/N)} \tag{2}$$



Gambar 3. Transformasi Fourier untuk 8 Pola Texture

Transformasi Fourier 2D untuk 8 citra texture dapat dilihat pada gambar 3. Oleh karena sifat-sifat di atas maka ekstraksi ciri texture dapat dilakukan dalam 2 bagian, yaitu separuh dalam arah anguler dan separuh lagi dalam arah radial, yang membentuk radial bin dan anguler bin seperti pada gambar 4.



Gambar 4. Radial dan Anguler Bin

Radial bin diberikan oleh persamaan :

$$V_{r_1 r_2} = \iint F^2(u, v) du dv \quad (3)$$

dimana batas integrasi didefinisikan oleh :

$$r_1^2 \leq u^2 + v^2 \leq r_2^2 \text{ dan } 0 \leq u, v \leq n - 1 \quad (4)$$

Ciri radial tidak peka terhadap perbedaan rotasi dari citra masukan sehingga dapat digunakan untuk mengekstrak pengenalan citra dengan variasi rotasi. Sedangkan anguler bin diberikan oleh :

$$V_{\phi_1 \phi_2} = \iint F^2(u, v) du dv \quad (5)$$

dimana batas integrasi didefinisikan oleh :

$$\phi_1 \leq \arctan(u/v) \leq \phi_2 \text{ dan } 0 \leq u, v \leq n - 1 \quad (6)$$

Ciri anguler tidak peka terhadap kekasaran atau perbedaan skala dari citra masukan dan mereka dapat digunakan untuk mengekstrak komponen dengan variasi skala.

### 2.3 Transformasi Radon

Transformasi Radon digunakan untuk membuat vektor ciri dalam arah radial dan anguler dari bidang Fourier, dengan persamaan :

$$\beta(x', \phi) = \int f(r) \delta(x' - r, \hat{n}) d^2 r \quad (7)$$

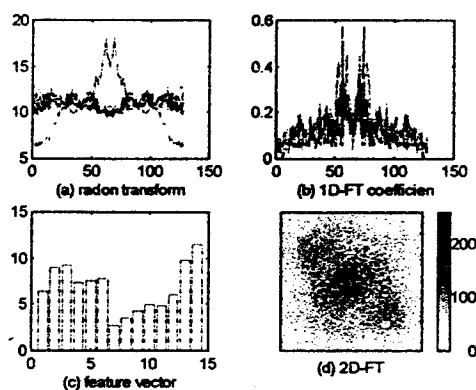
adalah transformasi proyeksi  $f(x, y)$  ke sumbu  $x'$ ; dimana  $x'$  adalah sumbu  $x$  yang dirotasikan dengan sudut  $\phi$  dengan persamaan :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \phi & \sin \phi \\ -\sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (8)$$

dimana  $r(x,y)$  adalah vektor posisi 2D dalam ruang obyek,  $f(r)$  mendefinisikan obyek dan  $n$  adalah vektor satuan yang membuat sudut  $\phi$  terhadap sumbu  $x$ . Inverse transformasi Radon sering digunakan untuk mengestimasi obyek 2D dari proyeksi 1D. Gambar 5 menyatakan contoh analisa texture dari water.

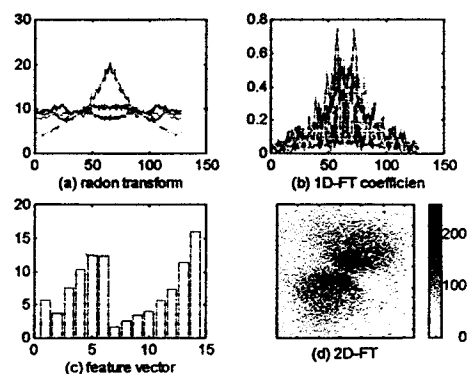
### 3. Klasifikasi Pola Ciri dengan Jaringan Syaraf Tiruan

Dari inverse 1D-DFT transformasi Radon diperoleh koefisien proyeksi distribusi 2D FT domain dalam arah radial dan angular. Dengan menjumlahkan setiap elemen dalam tiap kolom diperoleh ciri angular. Dalam penelitian ini digunakan 6 sektor dan jumlah tiap sektor digambarkan dalam 6 batang pertama dalam grafik batang vektor ciri (c). Dengan menjumlahkan setiap elemen dalam tiap baris diperoleh ciri radial. Dalam penelitian ini digunakan 8 cincin dan jumlah tiap cincin digambarkan dalam batang ke 7 sampai ke 14. Jadi ada 14 elemen vektor ciri yang menentukan karakteristik pola citra texture. 6 Sektor tersebut meliputi proyeksi dalam arah angular :  $0^\circ$ ,  $30^\circ$ ,  $60^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $120^\circ$  dan  $150^\circ$ . 8 Cincin tersebut meliputi arah radial dalam radius kelipatan 8.



Gambar 5. Transformasi Radon, Inverse 1D DFT, Vektor Ciri dan Citra 2D FT dari Water

Vektor ciri ini menentukan variasi 4 skala perbesaran :  $0,8\times$ ,  $1,0\times$ ,  $1,2\times$  dan  $1,5\times$  dan menentukan variasi pergeseran rotasi :  $0^\circ$ ,  $15^\circ$ ,  $30^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $60^\circ$  dan  $75^\circ$ . Semua variasi diatas diajarkan pada tahap kedua, yaitu tahap pengenalan pola ciri dengan model *JST Feed Forward*. Metoda pembelajaran yang digunakan adalah algoritma belajar *Levenberg-Marquadt* yang mempunyai konvergensi cukup cepat, meskipun membutuhkan kapasitas memori yang lebih besar. Kemudian beberapa variasi digunakan untuk menguji *JST* yang telah dilatih dengan variasi perbesaran  $1,1\times$  dan variasi rotasi  $5^\circ$ .



Gambar 6. Transformasi Radon, Inverse 1D DFT, Vektor Ciri dan Citra 2D FT dari Paper

### 3.1 Jaringan Syaraf Tiruan Umpan-Maju

Pada percobaan yang dilakukan digunakan JST umpan maju dengan 3 lapis dengan 14 neuron pada lapis masukan, 7-10 neuron pada lapis tersembunyi dan 8 neuron pada lapis keluaran. Fungsi aktivasi pada lapis tersembunyi adalah *tangen sigmoid* atau tangen hiperbolik dengan persamaan :

$$y = f(\alpha) = \tanh(\alpha) = \frac{2}{1+e^{-2\alpha}} - 1 \quad (9)$$

*Tangen sigmoid* mempunyai domain masukan  $[-\infty, +\infty]$  dan domain keluaran  $[-1, +1]$ . Sedangkan fungsi aktivasi pada lapis keluaran menggunakan fungsi linier.

$$\alpha_j = \sum_{i=0}^{N-1} w_{ji} x_i \quad (10)$$

### 3.2 Algoritma Pembelajaran Levenberg-Marquadt

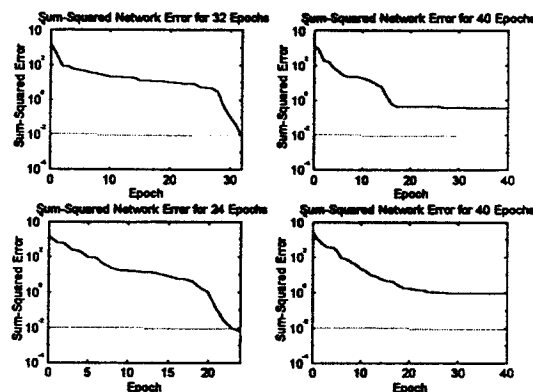
Algoritma pembelajaran *Levenberg Marquadt* memberikan kinerja yang lebih baik karena menggunakan pendekatan metoda *Newton*, dibandingkan dengan algoritma pembelajaran *back-propagation* yang berdasarkan pada metoda *gradient descent* (penurunan gradien). Teknik optimisasi metoda *Newton* lebih penuh daya dari pada *gradient descent*, tetapi membutuhkan kapasitas memori yang lebih besar. Aturan perubahan bobot pada *Levenberg Marquadt* adalah :

$$\Delta W = (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e \quad (11)$$

dimana  $J$  adalah matriks Jacobian dari turunan tiap galat terhadap tiap bobot dan  $\mu$  adalah penskala dan  $e$  adalah vektor galat.

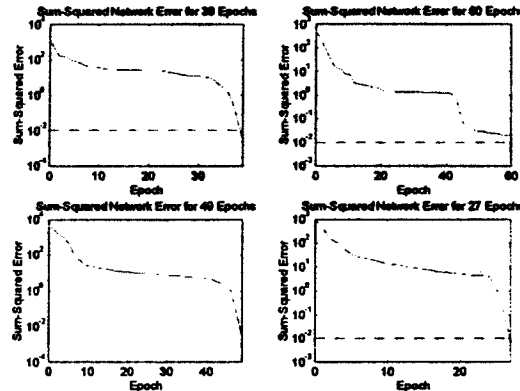
## 4. Hasil Simulasi

Analisa konvergensi pelatihan dilakukan terhadap jumlah neuron dalam lapis tersembunyi sebanyak 7 sampai 10 neuron seperti terlihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Konvergensi Pelatihan Set Data X Y pada (a) 7, (b) 8, (c) 9 dan (d) 10 Neuron

Terlihat bahwa konvergensi pelatihan set data PQR yang mempunyai dinamika pelatihan tidak lengkap (variasi kecil) untuk jumlah neuron lapis tersembunyi lebih besar akan makin cepat konvergen. Sedangkan konvergensi pelatihan set data XY yang mempunyai dinamika pelatihan lebih lengkap (variasi besar) untuk jumlah neuron lapis tersembunyi ganjil 7 dan 9 akan makin cepat konvergen seperti pada gambar 7 dan gambar 8.



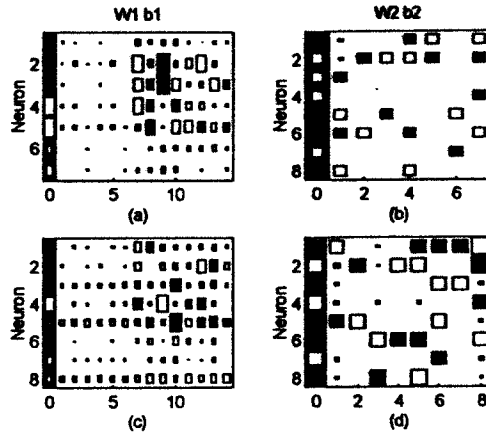
Gambar 8. Konvergensi Pelatihan Set Data P Q R pada (a) 7 (b) 8 (c) 9 dan (d) 10 Neuron

Analisa *Sum Square Error* (SSE) untuk data yang tidak dilatihkan terdapat pada set data V meliputi variasi perbesaran 1,1x dan pergeseran rotasi 5° seperti terlihat pada Tabel 1. Terlihat bahwa untuk set data X Y V dan SSE yang rendah terdapat pada bobot 164 dengan 7 neuron lapis tersembunyi dan mempunyai SSE set data V yang paling kecil, sedangkan bobot 165 dengan 8 neuron lapis tersembunyi. Hal ini menunjukkan bahwa SSE yang paling kecil untuk set data X Y yang dilatihkan belum tentu mempunyai SSE yang kecil untuk set data V yang tidak dilatihkan. Jadi diharapkan bobot 164 adalah bobot yang paling baik.

Contoh hasil SSE dari file paper-1.bmp yaitu citra texture paper bag dengan perbesaran 1,1 x dan file denim5.bmp, yaitu citra texture denim dengan rotasi 5°.

Tabel 1. Analisa SSE untuk Set Data yang Tidak Dilatihkan V

P	Q	R	S	X	Y	V	SSE	Bobot
0.4160	0.1990	0.1730	0.1733	0.0000	0.0000	0.0073	0.9686	(96)
0.0676	0.0624	0.0936	0.0424	0.0000	0.0000	0.0033	0.2693	(121)
1.3649	0.2129	0.1385	1.7834	0.0000	0.0000	0.0437	3.5435	(130)
0.1254	0.0966	0.0774	0.0905	0.0003	0.0001	0.0000	0.3904	(164)
0.0652	0.0492	0.0701	0.0396	0.0000	0.0000	0.0000	0.2240	(165)
0.2448	0.1533	0.1647	0.0942	0.0002	0.0001	0.0004	0.6578	(166)
Masukan : paper-1		Masukan : denim5		Dikenali				
-0.0007	-0.0007	-0.0005	-0.0005	water				
1.0029	1.0029	-0.0008	-0.0008	paper				
0.0000	0.0000	-0.0010	-0.0010	woven				
-0.0002	-0.0002	-0.0013	-0.0013	granit				
0.0001	0.0001	0.0000	0.0000	rock				
-0.0020	-0.0021	1.0066	1.0065	denim				
-0.0001	-0.0001	-0.0013	-0.0013	fish				
0.0000	0.0000	-0.0017	-0.0017	cement				



Gambar 9. Hinton Diagram (a-b) untuk Bobot 164 dan (c-d) untuk Bobot 165

## 5. Kesimpulan dan Saran

- Sistem pengenalan citra texture dari camera video dengan transformasi Radon dan jaringan syaraf tiruan dapat berfungsi sesuai dengan keinginan. Hasil percobaan yang dilakukan mempunyai kemiripan dengan hasil percobaan sebelumnya [5].
- Konvergensi yang cepat untuk SSE set data yang tidak dilatihkan diperoleh pada jumlah neuron lapis tersembunyi 7 dan telah memberikan hasil yang memuaskan untuk data lain yang mempunyai variasi pergeseran dan perbesaran yang cukup kecil dengan kesalahan 5 %.
- SSE yang kecil sulit terjadi jika dalam citra masukan terdapat vektor ciri yang sama tetapi mempunyai target yang berbeda (karena kesalahan pada citra masukan yang kembar). Selain itu mungkin terjebak dalam minimum lokal karena set data pelatihan yang mempunyai variasi kecil seperti pada set PQR.

## 6. Daftar Pustaka

- [1] M. A. Sid Ahmed, *Image Processing : Theory, Algorithms & Architectures*, McGraw Hill, 1995.
- [2] K. Anil, Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice Hall, 1989.
- [3] A. D. Kulkarni, *Artificial Neural Network for Image Understanding*, Van Nostrand Reinhold, 1994.
- [4] H. Demuth and M. Beale, *Neural Network Toolbox : User Guide for use with Matlab*, Mathworks, 1995.
- [5] W. Andyardja, T. H. Liong, V. W. Prasetyo and T. H. Hoo, "Pengenalan Pola Citra Texture dengan Transformasi Radon dan Jaringan Syaraf Tiruan," Prosiding Kecerdasan Komputasional, Universitas Indonesia, Jakarta-Indonesia, 1999.