

ANALISIS DAN IMPLEMENTASI SISTEM UNTUK MENGLASIFIKASIKAN CITRA KOROSI MENGGUNAKAN ANALISIS TEKSTUR

Tohari Ahmad, Rully Soelaiman dan Esther Hanaja

Jurusan Teknik Informatika,
Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Kampus ITS, Jl. Raya ITS, Sukolilo – Surabaya 60111, Telp. + 62 31 5939214, Fax. + 62 31 5913804
Email: tohari@its-sby.edu

ABSTRAK

Korosi bisa terjadi pada berbagai material dengan tipe yang berbeda. Dua tipe utama dari korosi adalah lobang (*pit formation*) dan pecahan (*cracking*). Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kedua tipe tersebut, diantaranya adalah dengan menggunakan analisis tekstur.

Dengan menggunakan metode di atas, suatu citra akan mengalami pemrosesan awal sebelum diklasifikasikan. Pemrosesan awal tersebut meliputi ekstraksi fitur menggunakan dekomposisi wavelet, dan perhitungan energi. Dari proses tersebut didapatkan suatu nilai yang selanjutnya digunakan untuk proses pelatihan (*training*) terhadap system jaringan syaraf. Sampai dengan tingkat pelatihan tertentu, sistem akan mendapatkan suatu yang stabil. Nilai-nilai tersebut digunakan untuk mengklasifikasikan citra korosi yang ada.

Uji coba dilakukan terhadap beberapa citra korosi yang mempunyai karakteristik berbeda, jumlah pelatihan yang berbeda, menggunakan beberapa variasi dari jaringan syaraf LVQ (*learning vector quantization*).

Kata kunci : analisis tekstur, citra korosi, wavelet

1. PENDAHULUAN

Korosi merupakan bagian yang sangat penting dalam ilmu material dan muncul pada berbagai macam material yang ada dalam bentuk yang berbeda, tergantung pada lingkungan sekitarnya. Sebagai hasil dari fenomena fisika dan kimia yang kompleks, korosi mempunyai sejumlah tipe yang membedakannya.

Metode analisis tekstur sangat berguna untuk mengklasifikasikan tipe-tipe korosi tersebut, yang dalam hal ini dikonsentrasikan pada dua tipe dasar : *pit formation* (lobang) dan *cracking* (pecahan). Karena dua macam tipe tersebut dapat ditemukan pada material yang berbeda, lingkungan yang berbeda, dan terjadi dengan proses yang berbeda, maka citra yang menunjukkan tipe sama dapat kelihatan sangat berbeda.

Penyebab utama terjadinya korosi adalah terlalu kompleks untuk digunakan dalam sistem pengenalan tipe korosi tersebut. Sehingga, hanya citra korosi itu sendiri yang dapat mendefinisikan tipenya.

1.1 PERUMUSAN MASALAH

Unsur utama dalam penelitian ini adalah ekstraksi fitur dan klasifikasi.

Ekstraksi Fitur

- Dekomposisi wavelet

Pada citra satu dimensi, transformasi wavelet dari suatu sinyal $s(t)$ dibentuk dengan memproyeksikan s ke kumpulan wavelet yang membentuk basis ortogonal. Kumpulan ini terdiri dari dilatasi dan translasi *mother wavelet* tunggal. Hasil representasi berisi suatu sinyal terpisah untuk setiap skala resolusi.

- Energi
Dekomposisi membedakan informasi dari skala yang berbeda. Komponen vektor terdiri dari energi subcitra yang dihasilkan dari dekomposisi wavelet.

Klasifikasi

Sebelum dilakukan proses klasifikasi, dilakukan terlebih dahulu proses pembelajaran. Pada tahap pembelajaran, contoh-contoh dari *training set* yang telah diketahui kelasnya digunakan untuk mengkompilasi pengetahuan tentang distribusi kelas. Hasil dari proses pembelajaran ini adalah nilai untuk setiap kelas, yang nantinya digunakan untuk melakukan proses klasifikasi.

1.2 BATASAN MASALAH

Penelitian ini dibatasi dengan beberapa kondisi sebagai berikut :

- Jaringan syaraf buatan yang digunakan adalah *Learning Vector Quantization (LVQ) network*

- Citra yang digunakan sebagai input adalah citra dengan level warna dan ukuran tertentu (128 x 128 piksel)
- Transformasi wavelet dilakukan sampai dengan level tertentu (dua level).
- Citra input mempunyai format file bitmap (file BMP).
- Citra input telah mengalami pemrosesan awal.

2. ANALISIS CITRA BERDASARKAN WAVELET

Untuk mengaplikasikan transformasi wavelet pada citra, digunakan pengembangan metode untuk dua dimensi. Transformasi wavelet pada citra dua dimensi $I(x,y)$ dapat dibentuk dengan

$$L^1(m,n) = [L_x * [L_y * I]](x,y)$$

$$D_1^1(m,n) = [L_x * [H_y * I]](x,y)$$

$$D_2^1(m,n) = [H_x * [L_y * I]](x,y)$$

$$D_3^1(m,n) = [H_x * [H_y * I]](x,y)$$

mengaplikasikan filter H dan L berurutan sepanjang kolom dan baris citra. Subcitra yang dihasilkan adalah :

dengan * menyatakan operator konvolusi, sedangkan m,n merupakan koordinat sumbu x dan sumbu y. L^1 merupakan citra yang dihasilkan oleh proses dekomposisi terhadap citra asli I . Citra detail D_1^1, D_2^1, D_3^1 merupakan detail untuk arah vertikal, horizontal dan diagonal. Konvolusi yang pertama dilakukan terhadap kolom citra, konvolusi yang kedua dilakukan terhadap baris citra. Setelah itu subsampling pada kedua arah dapat dilakukan.

Sebagaimana pada kasus satu dimensi, dengan iterasi menggunakan lowpass pada subcitra L^{i-1} (L^1, D_1^1, D_2^1, D_3^1) pada level yang berbeda dapat dilakukan. Hasilnya adalah suatu dekomposisi wavelet dengan detail citra untuk skala dan orientasi yang berbeda. Jika hanya pada L^i dilakukan dekomposisi, maka didapatkan wavelet standar (StW)/piramid. Dan jika pada semua subcitra dilakukan dekomposisi didapatkan dekomposisi wavelet paket (WP).

3. ANALISIS TEKSTUR BERDASARKAN WAVELET

3.1 EKSTRAKSI FITUR

Algoritma yang paling sesuai untuk seleksi fitur adalah *sequential forward floating selection (FFFS)*[6]. Proses inialisasi dilakukan dengan mengambil satu fitur yang terbaik dari himpunan. Kemudian, menambahkan fitur terbaik dari sisanya, atau menghapus yang terjelek dari himpunan, sampai dicapai keadaan yang paling optimal. Keadaan terbaik dan terjelek ditentukan dengan

mengukur perbedaan antara performansi klasifikasi dengan atau tanpa fitur. Kondisi terbaik diperoleh jika terdapat pengaruh yang besar dengan adanya sisipan dan terjelek akan diperoleh jika fitur tersebut tidak banyak mempengaruhi hasil yang didapatkan..

Dari berbagai kemungkinan cara ekstraksi fitur yang ada, kuadrat nilai paling sering digunakan [6]. Yaitu dengan persamaan :

$$E_j^i = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (D_j^i(m,n))^2$$

dengan M,N menyatakan ukuran subcitra.

3.2 ROTATION INVARIANCE

Berdasar pada fakta bahwa transformasi dilakukan sepanjang arah vertikal dan horisontal, rotasi kecil dapat mempunyai efek yang serius terhadap hasil.

Terdapat metode dimana fitur wavelet ditransformasikan menjadi fitur *rotation invariant*. Pada skala i , energi yang diasosiasikan dengan detail subcitra D_j^i dapat diartikan sebagai energi untuk satu arah. Pada subcitra didapatkan bahwa persamaan :

$$E_j^i(m,n) = (D_j^i(m,n))^2$$

yang dinotasikan dengan e_j^i merepresentasikan energi lokal untuk satu arah. Dengan menjumlahkan tiga energi lokal $e_{j=1,2,3}^i$ akan didapatkan total energi per piksel (untuk skala ke- i).

Didapatkan bahwa :

$$E_{tot}^i(m,n) = e_1^i + e_2^i + e_3^i$$

dengan substitusi didapatkan :

$$E_{tot}^i(m,n) = (D_1^i(m,n))^2 + (D_2^i(m,n))^2 + (D_3^i(m,n))^2$$

dengan menjumlahkan global fitur global subcitra per skala :

$$E_{tot}^i = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N E_{tot}^i(m,n)$$

dari $e_{j=1,2,3}^i$ dapat dilakukan perhitungan untuk mendapatkan *orientational anisotropy* atau arah energi, yaitu :

$$Orid^i(x,y) = \frac{1}{E_{tot}^i(x,y)} \sqrt{(e_1^i - e_2^i)^2 + (e_1^i - e_3^i)^2 + (e_2^i - e_3^i)^2}$$

$Orian^i(x,y)$ merupakan piksel anisotropi dari energi yang memberikan pengukuran yang efektif terhadap distribusi energi berkaitan dengan arah. Dengan menjumlahkan fitur global subcitra didapatkan :

$$Orian^i = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N Orian(m,n)$$

Untuk dekomposisi wavelet dengan level d didapatkan $2d + 1$ dimensi, yang berisi E_{tot}^i dan $Orian^i$ untuk setiap skala i , ditambah komponen tambahan untuk energi dari low pass L^d .

Untuk dekomposisi wavelet paket didapatkan fitur sebanyak 2^d untuk orientasi paket wavelet (OWP). Jika konsep orian diterapkan didapatkan fitur sebanyak 2^{d+1} , dengan menghitung Orian untuk setiap tiga subcitra yang berasal dari subcitra yang mempunyai level yang sama sebelumnya.

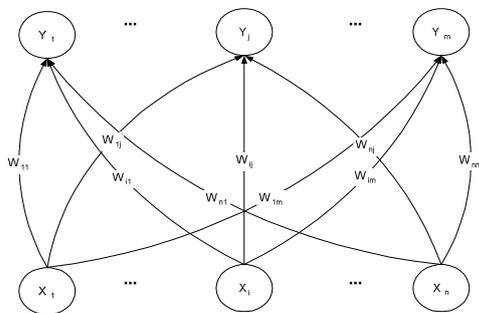
4. PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

Klasifikasi citra korosi ini terdiri dari dua bagian utama, yaitu dekomposisi citra dan proses pengolahan menggunakan jaringan syaraf, yaitu LVQ (*Learning Vector Quantization*). Proses pengolahan ini terdiri atas inialisasi, pelatihan, dan klasifikasi.

4.1 PERANCANGAN ARSITEKTUR JARINGAN SYARAF

Arsitektur LVQ pada dasarnya sama dengan arsitektur *Kohonen Self-Organizing Map*. Yang membedakannya, bahwa untuk LVQ masing-masing keluaran mempunyai kelas yang telah didefinisikan. Dalam hal ini, terdapat dua buah keluaran (*output*), yaitu kelas *pit* dan kelas *crack*. Sedangkan banyaknya masukan (*input*) tergantung dari jenis dekomposisi dan pemilihan fitur yang dipakai.

Setelah *training*, LVQ akan mengklasifikasikan vektor input ke dalam kelas yang sama dengan unit output yang mempunyai vektor nilai terdekat dengan vektor input.



Gambar 1 Arsitektur Jaringan Syaraf

x vektor masukan ($x_1, \dots, x_i, \dots, x_n$)
 y vektor keluaran (y_1, y_2)
 w_{ij} vektor nilai untuk unit keluaran ke- j ($w_{1j}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{nj}$)

4.2 PERANCANGAN DATA

Data yang digunakan untuk implementasi perangkat lunak ini dibagi menjadi tiga bagian utama, yaitu data masukan, data proses dan data keluaran.

Data Masukan

Perangkat lunak ini menggunakan data masukan berupa file citra bertipe bitmap dengan ukuran 128 x 128 piksel.

Data Proses

Selama proses berlangsung, digunakan beberapa macam data. Yaitu, data proses inialisasi, data proses pelatihan dan data proses klasifikasi.

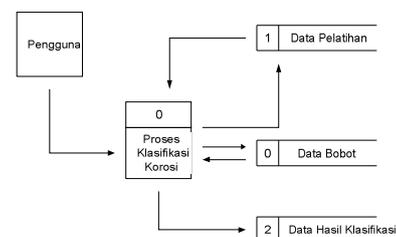
- Proses inialisasi, pelatihan dan klasifikasi dengan masukan citra, akan melalui proses dekomposisi.
- Data hasil proses inialisasi berupa data nilai disimpan dalam bentuk vektor. Data ini disimpan dalam file sebagai file teks, yang selanjutnya digunakan sebagai data awal untuk pelatihan atau dapat digunakan untuk klasifikasi secara langsung.
- Data masukan untuk proses pelatihan atau klasifikasi disimpan dalam bentuk array dua dimensi bertipe single.
- Data hasil proses pelatihan berupa array dua dimensi bertipe single sebagai nilai-nilai nilai untuk proses pelatihan selanjutnya atau untuk proses klasifikasi.

Data Keluaran

Data keluaran yang dihasilkan dari proses klasifikasi berupa vektor yang selanjutnya dicetak pada file teks. Informasi yang disimpan adalah kelas untuk setiap data masukan.

4.3 PERANCANGAN PROSES

Proses klasifikasi dilakukan seperti pada diagram pada gambar 6.



Gambar 2 DFD Level 0

Keterangan :

- Proses inialisasi didahului oleh dekomposisi file masukan, sedangkan proses pelatihan dan klasifikasi bisa digunakan tanpa melalui proses

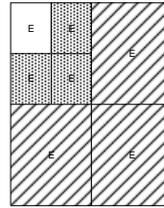
dekomposisi, tergantung pada jenis masukan yang dipakai.

- Pelatihan dilakukan dengan menggunakan algoritma *LVQ*. Pelatihan dapat digunakan dengan menggunakan beberapa data sekaligus sampai sejumlah konstanta yang ditentukan.
- Klasifikasi seperti halnya pelatihan dapat digunakan untuk mengklasifikasikan beberapa masukan secara bersamaan.

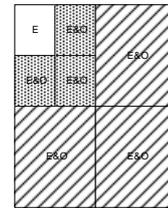
Proses pada sistem ini terdiri atas proses dekomposisi terhadap file citra sebagai masukan dan proses pengolahan jaringan syaraf, yaitu proses inisialisasi, proses pelatihan dan proses klasifikasi. Proses dekomposisi merupakan proses awal untuk pengolahan jaringan syaraf. Metode dekomposisi dan cara pengambilan fitur yang berbeda akan berakibat jumlah fitur sebagai masukan untuk jaringan syaraf berbeda pula. Masing-masing fitur tersebut digunakan sebagai masukan untuk pengolahan jaringan syaraf.

Dekomposisi dapat dilakukan dengan menggunakan dua metode, yaitu : wavelet standar dan wavelet paket. Dari dua metode tersebut, diambil fitur dengan dua metode pula yaitu : fitur energi serta fitur energi dan orian. Sehingga didapatkan empat metode pengambilan fitur yang berbeda, yaitu (untuk dekomposisi level dua) :

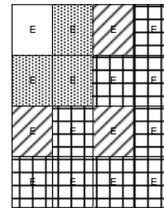
- OW, dekomposisi dengan menggunakan wavelet standar dengan fitur energi saja, didapatkan 3 fitur (gambar 3)
- Orian W, dekomposisi dengan menggunakan wavelet standar dengan fitur energi dan orian, didapatkan 5 fitur (gambar 4)
- WP, dekomposisi dengan menggunakan wavelet paket dengan fitur energi saja, didapatkan 4 fitur (gambar 5)
- Orian WP, dekomposisi dengan menggunakan wavelet paket dengan fitur energi dan orian, didapatkan 8 fitur (gambar 6).



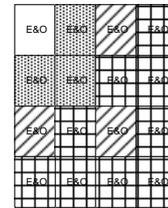
Gambar 3
Dekomposisi 3 fitur



Gambar 4
Dekomposisi 5 fitur



Gambar 5
Dekomposisi 4 fitur



Gambar 6
Dekomposisi 8 fitur

Notasi 'E' menyatakan bahwa pada subcitra yang ekivalen, dilakukan penghitungan energi. Notasi 'E&O' menyatakan bahwa pada subcitra yang ekivalen, dilakukan penghitungan energi dan orian. Ekivalensi subcitra dinyatakan dengan penggambaran subcitra yang sama.

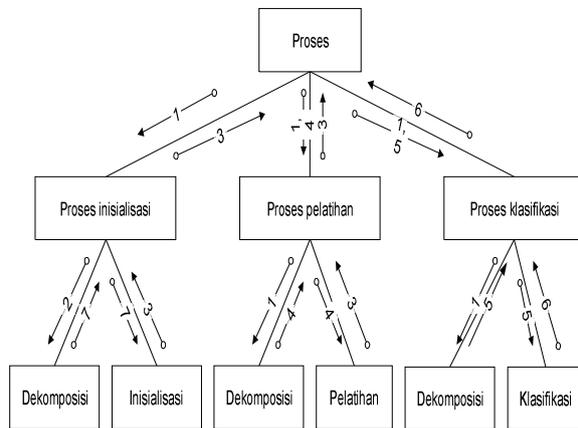
Selanjutnya, dilakukan proses dekomposisi citra, dengan menggunakan salah satu metode dari 4 jenis dekomposisi di atas.

Metode dekomposisi dengan menggunakan wavelet standar dan wavelet paket pada dasarnya adalah sama. Perbedaan akan muncul jika dekomposisi dilakukan sampai dengan level dua atau lebih. Wavelet paket akan menghasilkan subcitra yang lebih banyak daripada subcitra yang dihasilkan metode wavelet standar.

Klasifikasi merupakan tahap akhir dalam perangkat lunak ini. Tahap ini akan menghasilkan klasifikasi terhadap citra masukan sesuai dengan nilai yang didapatkan dari proses pelatihan.

4.4 HIRARKI MODUL

Hirarki modul dari sistem klasifikasi citra korosi ini dapat dinyatakan sebagai berikut.



Gambar 7 Hirarki modul sistem klasifikasi

Keterangan :

1. Citra input
2. Data piksel
3. Data nilai
4. Data pelatihan
5. Data klasifikasi
6. Vektor hasil klasifikasi
7. Data energi dan orian

4.5 PROSES PELATIHAN

Masukan untuk proses pelatihan ini adalah file teks atau file citra. Jika masukan berupa file citra, file tersebut akan diproses terlebih dahulu dengan dekomposisi dan perhitungan energi baru dilakukan proses pelatihan seperti halnya masukan berupa file teks.

Proses pelatihan dilakukan dengan sejumlah iterasi tertentu yang merupakan masukan dari pengguna. Nilai α ditentukan $0 < \alpha < 1$ dan untuk setiap iterasi dilakukan pengurangan nilai α dengan persamaan :

$$\alpha := \alpha * (1 - t / steps)$$

dengan :

- Steps merupakan jumlah iterasi yang akan dilakukan
- t merupakan jumlah iterasi yang sudah dilakukan ditambah satu
- iterasi akan berhenti jika $t = steps$.

5. UJI COBA SISTEM

5.1 UJI COBA DAN ANALISIS HASIL KLASIFIKASI

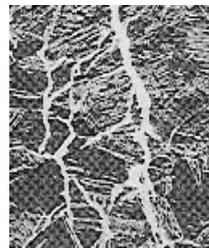
Pengujian dilakukan dengan menggunakan jumlah data pelatihan yang berbeda, dan beberapa metode pelatihan yang berbeda pula, yaitu : *learning vector quantization* 1 (LVQ1), LVQ2.1, OLVQ1, untuk mengetahui kemampuan klasifikasi.

Pengujian dilakukan setelah dilakukan proses pelatihan. Terdapat dua macam pelatihan yang dipakai berdasarkan jumlah data yang digunakan. Masing-masing pelatihan tersebut dilakukan dengan tiga metode jaringan syaraf yang berbeda.

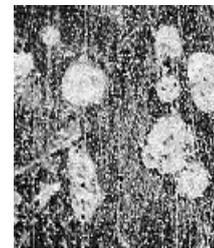
Klasifikasi dilakukan terhadap 5 kelompok kelas *pit* dan 5 kelompok kelas *crack*. Masing-masing kelompok terdiri atas 15 citra yang berbeda. Pengujian dilakukan dengan beberapa metode, untuk mendapatkan metode terbaik yang memberikan tingkat keberhasilan klasifikasi tertinggi. Pengujian tersebut dilakukan dengan :

- 14 data pelatihan
- 28 data pelatihan
- kombinasi dimensi yang sama
- 3 nilai terbaik
- citra yang dicerminkan terhadap garis horizontal

• citra yang berisi korosi kelas *pit* dan *crack*
Sedangkan contoh citra yang diuji sesuai dengan kelas masing-masing adalah seperti pada gambar berikut.



Gambar 8. Citra korosi kelas *crack*



Gambar 9. Citra korosi kelas *pit*

5.2 PENGUJIAN DATA MENGGUNAKAN 14 CITRA PELATIHAN

Pada jaringan syaraf dilakukan pelatihan menggunakan 7 citra kelas *pit* dan 7 citra kelas *crack*, dengan nilai α 0,1 dan *steps* 50. Klasifikasi dilakukan dengan 3 metode pelatihan jaringan syaraf yang berbeda, yaitu LVQ1, LVQ2.1 dan OLVQ1. Dari ketiga pelatihan tersebut akan didapatkan nilai dengan 3, 4, 5 dan 8 jumlah fitur (dimensi) per metode yang berbeda, sehingga didapatkan 12 buah nilai. Nilai tersebut adalah LVQ1 dengan 3, 4, 5 dan 8 dimensi; LVQ2.1 dengan 3, 4, 5 dan 8 dimensi; OLVQ1 dengan 3, 4, 5 dan 8 dimensi.

Setiap nilai yang mempunyai dimensi sama dimasukkan ke dalam satu kelompok. Dari 12 buah nilai didapatkan 4 kelompok, dan setiap kelompok terdiri atas 3 buah nilai. Setiap kelompok digunakan untuk mengklasifikasikan citra yang diuji. Sehingga setiap citra dilakukan 3 kali perhitungan. Suara terbanyak dari 3 perhitungan

tersebut akan menentukan jenis kelas citra tersebut, apakah termasuk kelas pit atau crack.

Dari pengujian citra menggunakan 14 citra pelatihan ini didapatkan tingkat keberhasilan klasifikasi tertinggi sebesar 80%, yaitu untuk pelatihan menggunakan LVQ2.1 dengan dimensi 3 dan 4.

5.3 PENGUJIAN DATA MENGGUNAKAN 28 CITRA PELATIHAN

Pada dasarnya pengujian dengan metode ini sama dengan metode pada bab 4.2. Perbedaannya adalah nilai yang dipakai untuk pengujian. Nilai yang dipakai pada bagian ini adalah hasil pelatihan menggunakan 14 citra pit dan 14 citra crack.

Dari pengujian ini didapatkan tingkat keberhasilan klasifikasi tertinggi sebesar 80,6667%, yaitu untuk pelatihan dengan menggunakan LVQ2.1 dengan dimensi 3 dan 5.

5.4 PENGUJIAN DATA MENGGUNAKAN 3 CODEBOOK TERBAIK

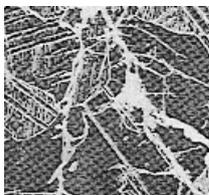
Dari keseluruhan pengujian yang dilakukan, didapatkan bahwa 3 nilai terbaik yang dapat menghasilkan persentase keberhasilan tertinggi, yaitu 80%.

Dua kelompok codebook tersebut digunakan lagi untuk mengadakan pengujian agar didapatkan hasil yang lebih baik. Setiap kelompok ditentukan 3 nilai terbaik agar didapatkan hasil klasifikasi yang pasti, yaitu kelas pit atau crack.

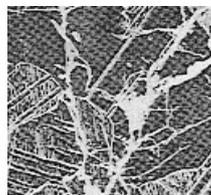
Setelah dilakukan pengujian ulang, didapatkan bahwa penggunaan dua kelompok nilai terbaik tersebut tidak dapat meningkatkan persentase keberhasilan klasifikasi, yaitu tetap 80%.

5.5 PENGUJIAN DATA DENGAN CITRA DICERMINKAN TERHADAP GARIS HORIZONTAL

Proses klasifikasi terhadap suatu citra korosi kadang-kadang tidak dapat ditentukan arah atas-bawah atau kiri-kanannya, tergantung pada arah pengambilan gambar citra tersebut. Sehingga diperlukan uji coba terhadap citra yang arahnya berubah dari citra aslinya. Pada uji coba ini, citra asli dicerminkan terhadap garis horizontal pada tengah citra, sehingga didapatkan citra baru yang berbeda dari citra asli, seperti pada gambar 10 dan 11.



Gambar 10 .
Citra awal



Gambar 11.
Citra hasil

Pengujian dilakukan terhadap 15 data masukan citra kelas *pit* dan 15 data masukan citra kelas *crack* yang telah dicerminkan terhadap garis horizontal menggunakan nilai dengan dimensi 3. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pengubahan arah tidak mempengaruhi hasil klasifikasi. Dari pengujian tersebut didapatkan 3 kesalahan klasifikasi; dimana kesalahan tersebut sama persis dengan kesalahan klasifikasi yang dihasilkan oleh citra sebelum pencerminan.

5.6 PENGUJIAN DATA CITRA YANG BERISI KOROSI KELAS PIT DAN CRACK

Pada umumnya, pada satu citra korosi hanya terdapat satu tipe atau morfologi korosi, tetapi tidak menutup kemungkinan bahwa pada satu citra terdapat lebih dari satu tipe korosi. Untuk itu perlu dilakukan pengujian terhadap citra yang mengandung lebih dari satu tipe korosi.

Uji coba yang dilakukan pada bagian ini dilakukan dengan menggabungkan dua tipe korosi yang ada menjadi satu citra. Penggabungan citra dua tipe korosi tersebut dilakukan dalam sebelas tahap, yaitu 1%, 10%, 20%, . . . , 100%. Tahap 1% merupakan citra korosi kelas pit, sedangkan 100% merupakan citra korosi kelas crack. Citra gabungan atau kombinasi tersebut ditunjukkan pada gambar 12 - 22

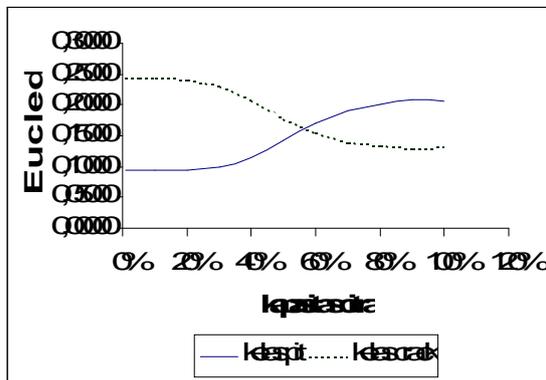
Dari uji coba yang dilakukan, citra kombinasi korosi dengan kapasitas 1% sampai 50% diklasifikasikan sebagai korosi kelas pit, sedangkan citra kombinasi korosi kapasitas 60% sampai dengan 100% diklasifikasikan sebagai korosi kelas crack.

Dari gambar 12 -22, dapat diketahui bahwa citra kombinasi dengan kapasitas 1% sampai 50%, kelas pit merupakan korosi yang dominan, sedangkan untuk citra kombinasi dengan kapasitas 60% sampai dengan 100% kelas crack lebih dominan.

Selisih nilai Euclidian antara kelas pit dan crack akan semakin kecil sebanding dengan semakin 'imbang' tipe pit dan crack pada citra tersebut; dengan nilai tekecil dicapai pada saat kapasitas citra bernilai 60%, seperti terdapat pada tabel 1. Pada kapasitas tersebut, baik kelas pit maupun crack relatif terlihat lebih jelas daripada citra dengan nilai kapasitas yang lain. Dalam bentuk kurva, tabel 1 dapat dinyatakan seperti pada gambar 23.

Tabel 1. Klasifikasi Citra

KAPASITAS	EUCLIDIAN		JARAK PIT DAN CRACK 2-3	HASIL KLASIFIKASI
	PIT	CRACK		
1	2	3	4	5
1%	0,09450	0,24359	0,14909	PIT
10%	0,09415	0,24416	0,15001	PIT
20%	0,09426	0,24267	0,14841	PIT
30%	0,09965	0,23192	0,13227	PIT
40%	0,11464	0,20903	0,09439	PIT
50%	0,14240	0,17801	0,03561	PIT
60%	0,16981	0,15459	0,01522	CRACK
70%	0,19029	0,14093	0,04936	CRACK
80%	0,20205	0,13384	0,06821	CRACK
90%	0,20739	0,13057	0,07682	CRACK
100%	0,20675	0,13159	0,07516	CRACK



Gambar 23 Kurva nilai

6. KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 KESIMPULAN

- Klasifikasi citra korosi biasanya dilakukan menggunakan *rule based system* dan sulit dilakukan dengan menggunakan pengolahan citra sederhana. Tetapi dapat juga diselesaikan dengan menggunakan metode analisis tekstur dan jaringan syaraf tiruan, yang dalam hal ini adalah *Learning Vector Quantization (LVQ)*.
- Penentuan banyaknya data untuk pelatihan harus dilakukan dengan teliti. Terlalu sedikit atau terlalu banyak data untuk pelatihan akan mengurangi ketepatan klasifikasi yang dilakukan. Banyaknya data pelatihan yang optimal dapat diketahui dengan melakukan uji coba terhadap data-data klasifikasi.
- Nilai α dan jumlah *steps* dipilih seoptimal mungkin dengan melakukan uji coba terhadap data.
- Penggunaan jumlah fitur yang lebih banyak tidak selalu menghasilkan keluaran yang lebih baik. Berdasarkan waktu pemrosesan dan hasil klasifikasi yang dilakukan, penggunaan

wavelet standar relatif lebih baik daripada wavelet paket. Sesuai dengan percobaan yang telah dilakukan, penggunaan wavelet standar (3 dan 5 dimensi) dengan pelatihan menggunakan LVQ2.1, nilai $\alpha = 0,1$ dan *steps* = 50 merupakan metode terbaik. Dengan parameter-parameter tersebut didapatkan keakuratan sistem mencapai 80,6% untuk pengujian 150 data.

6.2 SARAN

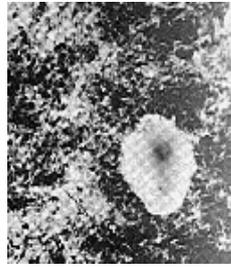
- Pengembangan sistem ini dapat dilakukan dengan menggunakannya secara *on line* terhubung dengan kamera, untuk melakukan klasifikasi pada daerah yang sulit dijangkau oleh manusia, misalnya di bagian kapal yang sangat sempit.
- Sistem ini terbatas pada data masukan berupa citra *grey scale*, sehingga untuk pengembangan berikutnya dapat dilakukan untuk citra beresolusi lebih tinggi.
- Nilai α dan *steps* serta jumlah data pelatihan dapat ditentukan lebih baik lagi dengan melakukan lebih banyak percobaan yang berbeda.
- Untuk meningkatkan kemampuan sistem ini, metode klasifikasi yang lain, seperti metode statistik, dapat dikombinasikan dengan LVQ. Sehingga akan didapatkan tingkat keberhasilan klasifikasi yang lebih baik.

7. DAFTAR PUSTAKA

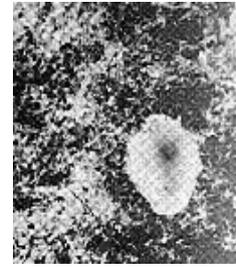
1. Amara Graps, *An Introduction to Wavelets, Signal & Image Processing*, IEEE Computation, Science & Engineering, 1995.
2. Livens, Scheunders, Wouwer, Van Dyck, Smets, Winkelmans, Bogaerts, *A Texture Analysis Approach to Corrosion Image Classification*, Microscopy, Microanalysis, Microstructure, 7(2), p.1 –10, April 1996.
3. Livens, Scheunders, Wouwer, Van Dyck, Smets, Winkelmans, Bogaerts, *Classification of Corrosion Images by Wavelet Signatures and LVQ Network*, Proceedings Int. Conf. On Computer Analylis of Images and Patterns, LNCS 970, pp 538-543, Prague, Sept. 1995.
4. Livens, *Image Analysis for Material Characterisation*, Universiteit Antwerpen, Antwerpen, 1998.



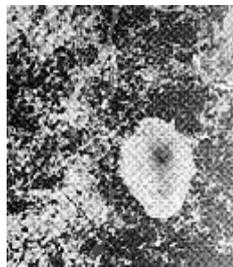
Gambar 12.
Kombinasi
1%



Gambar 13.
Kombinasi 10%



Gambar 14.
Kombinasi 20%



Gambar 15.
Kombinasi 30%



Gambar 16.
Kombinasi 40%



Gambar 17.
Kombinasi 50%



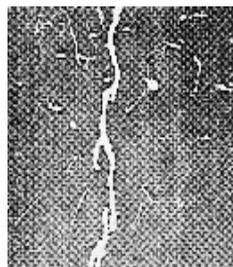
Gambar 18.
Kombinasi 60%



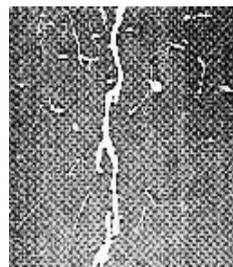
Gambar 19.
Kombinasi 70%



Gambar 20.
Kombinasi 80%



Gambar 21.
Kombinasi 90%



Gambar 22.
Kombinasi 100%