

Perbandingan Performa Filter pada Citra Pengelasan Visual Menggunakan Kernel dan GLCM

A Khumaidi, N Rinanto, RY Adhitya
Jurusan Teknik Kelistrikan Kapal
Politeknik Pekapalan Negeri Surabaya
aguskhumaidi@ppns.ac.id

Abstrak— *Visual Inspection* (VI) adalah salah satu metode *Non Destructive Test* (NDT) yang paling mudah dilakukan untuk menentukan kualitas dari hasil pengelasan. VI umumnya dilakukan dengan cara manual sehingga sering terjadi kesalahan inspeksi. Mengatasi hal tersebut dibuatlah VI otomatis dengan menggunakan pengolahan citra, salah satu hal terpenting dari pengolahan citra adalah normalisasi citra yang meliputi penghapusan *noise*, kecerahan, ketajaman, dan ukuran citra. Penelitian kali ini berfokus pada filter dengan menggunakan *matrix mask* atau yang disebut kernel. Ada beberapa kernel filter yang dapat digunakan yaitu kernel *Identity*, *Gaussian*, *Sharpen*, *Emboss*, dan *Edge*. Proses filter dengan menggunakan operasi konvolusi, antara kernel dan citra pengelasan. Untuk mengetahui jenis kernel terbaik dilakukan dengan cara mencari fitur penyusun piksel menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Metode GLCM termasuk dalam metode statistik yang mana menggunakan distribusi derajat keabuan atau histogram dengan mengukur nilai *Contrast*, *Homogeneity*, *Energy*, dan *Correlation* suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra. Nilai kernel dengan kontras tertinggi adalah kernel *Sharpen* sebesar 8.1268, untuk nilai yang lainnya kernel *Identity* mempunyai nilai paling besar.

Kata Kunci— *Visual Inspection*, *Non Destructive Test* (NDT), *Pengelasan*, *GLCM*, *Kernel*.

I. PENDAHULUAN

Metode inspeksi hasil pengelasan dilakukan melalui 2 metode yaitu *Non Destructive Testing* (NDT) dan *Destructive Testing* (DT) [1]. NDT adalah aktivitas tes atau inspeksi terhadap suatu benda untuk mengetahui adanya cacat, retak, *discontinuity*, dan kerusakan lain tanpa merusak benda yang kita tes atau inspeksi. Pada dasarnya, tes ini dilakukan untuk menjamin bahwa material yang kita gunakan masih aman dan belum melewati *damage tolerance*. Metode NDT dibagi menjadi beberapa kategori yaitu *Visual Inspection* (VT), *Liquid Penetrant Testing* (LT), *Magnetic Particle Testing* (MT), *Radiographic Testing* (RT), *Ultrasonic Testing* (UT), *Eddy Current Testing* (ET), *Acoustic Emission Testing* (AET), *Phased Array Ultrasonics* (PA), *Time Of Flight Diffraction* (TOFD).

Destructive Testing (DT) adalah suatu cara pengujian hasil pengelasan dengan cara merusak hasil pengelasan yang diuji. Tujuannya adalah untuk mengetahui kekuatan las terhadap suatu jenis pembebanan. Pengujian DT antara lain [1] yaitu pengujian tarik, pengujian beban kejut (*impact*), pengujian kekerasan, pengujian macro (*structure test*). VI dengan

menggunakan pengolahan citra dan kecerdasan buatan telah banyak dilakukan [2,3,4]. Salah satu hal terpenting dari pengolahan citra digital adalah normalisasi citra yang meliputi penghapusan *noise*, kecerahan, ketajaman, dan ukuran citra.

Untuk mengetahui karakteristik dari masing-masing kernel dengan menggunakan *Gray Level Co-occurrence matrix* (GLCM). GLCM merupakan salah satu cara untuk melakukan ekstraksi fitur pada citra. Ekstraksi fitur dilakukan untuk mengambil informasi pokok dari suatu data tertentu sebelum digunakan dalam proses tertentu. Analisis tekstur lazim dimanfaatkan sebagai proses untuk melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Suatu proses klasifikasi citra berbasis analisis tekstur pada umumnya membutuhkan tahapan ekstraksi fitur, yang dapat terbagi dalam tiga macam metode yaitu Statistik, Spektral, dan Struktural. GLCM termasuk dalam metode statistik dimana dalam perhitungan statistiknya menggunakan distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kekontrasan, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra [5] [6].

II. FILTER CITRA

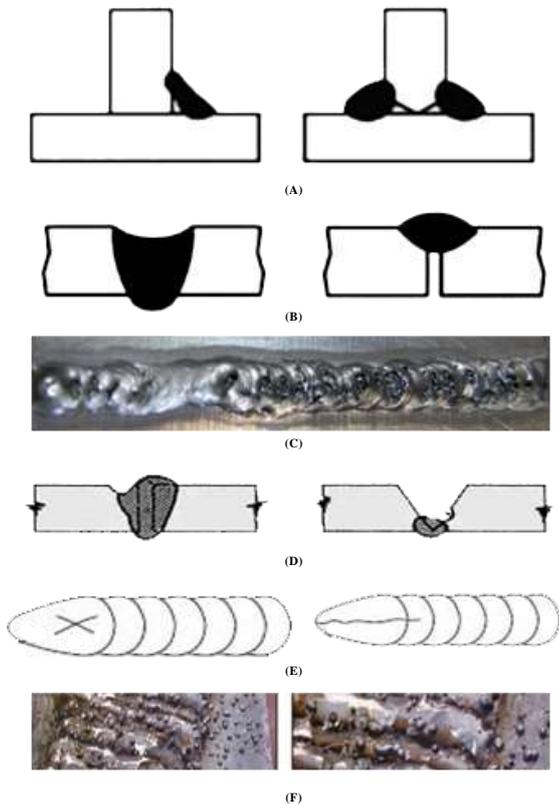
A. Cacat Pengelasan (*Weld Defects Inspection*)

Hal yang sangat penting untuk menjadi pertimbangan dalam proses inspeksi las terdiri atas dua bagian yang berbeda yaitu cacat las (*weld defect*) dan sambungan las (*weld discontinue*) [1]. Ketika dalam satu bidang pengelasan terdapat satu atau lebih bagian las yang tidak tersambung (*discontinue*) maka bisa disebut juga sebagai cacat las. Berikut adalah beberapa kategori dalam cacat las :

1. *Lack of penetration*
2. *Incomplete fusion*
3. *Porosity*
4. *Undercutting*
5. *Cracking*
6. *Excessive spatter*
7. *Over spatter*

Pada umumnya cacat las dalam suatu bidang tidak hanya satu kategori cacat melainkan bisa juga terdapat beberapa jenis cacat las. Setiap cacat harus mampu diidentifikasi agar tidak melebihi ketentuan yang telah ditetapkan, contoh acuan umum yang digunakan adalah *the ASTM International*, *the Society of Automotive Engineers* (SAE), *the American Iron and Steel Institution* (AISI), *the American Welding Society* (AWS) dan

the ASME International. Gambar 1 adalah contoh kategori cacat yang sering terjadi pada hasil pengelasan.



Gambar 1. Contoh cacat dalam pengelasan, (A) *Incomplete Fusion*, (B) *Lack of Penetration*, (C) *Welding porosity*, (D) *Welding undercut*, (E) *craters*, dan (F) *Over spatter*.

B. Kernel (Filter Citra)

Dalam proses VI penggunaan filter citra adalah hal yang sangat penting karena dapat menentukan tingkat akurasi. Filter ini bertujuan untuk menghilangkan gangguan yang terjadi akibat kesalahan kamera saat mengambil data atau kondisi lingkungan seperti terlalu gelap atau terang, kabut, dan sebagainya. Proses filter ini dengan menggunakan operasi konvolusi, antara matrix citra asli (P) dengan matrix kernel (K) seperti pada persamaan 1. Selain itu tujuan dilakukannya konvolusi pada data citra adalah untuk mengekstraksi fitur dari citra input. Konvolusi akan menghasilkan transformasi linear dari data input sesuai informasi spasial pada data. Jenis kernel yang akan dibandingkan adalah kernel *Identity*, *Gaussian*, *Sharpen*, *emboss*, dan *edge*.

$$P_{ij} = \sum_{k=-R}^R \sum_{l=-R}^R P_{(i+k)(j+l)} K_{kl} \tag{1}$$

1. Emboss

Emboss adalah kernel yang digunakan untuk mengubah citra menjadi gelap (*shadow*) dan terang (*highlight*),

tergantung pada batas terang / gelap pada gambar aslinya. Area dengan kontras rendah diganti dengan latar belakang abu-abu atau hitam. Koefisien jendela konvolusi memiliki bobot tengah bernilai 0 dan jumlah seluruh bobot = 0.

2. Sharpen

Sharpen (Penajaman) yaitu memperjelas detail suatu citra (menambah kontras) dengan penjumlahan atas citra tepi dengan citra aslinya maka bagian tepi objek akan terlihat berbeda dengan latarnya, sehingga citra terkesan lebih tajam.

3. Gaussian

Gaussian adalah filter spasial *low-pass* yang melenyapkan detil halus dari suatu citra. Pengaburan dicapai melalui konvolusi dari seluruh koefisien mask bernilai sama. makin besar ukuran mask maka makin besar efek pengaburan. Kernel Gaussian untuk matriks (G) dua dimensi dengan menggunakan persamaan 2 dengan nilai konstanta (σ) menentukan tingkat pengaburan.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \tag{2}$$

4. Edge Detection

Deteksi tepi yaitu proses menentukan lokasi titik-titik yang merupakan tepi objek. Deteksi tepi yang digunakan adalah operator Sobel. Operator Sobel adalah *magnitude* (M) dari gradien yang dihitung dengan persamaan 3.

$$G(x, y) = \begin{bmatrix} a_0 & a_1 & a_2 \\ a_7 & (x, y) & a_3 \\ a_6 & a_5 & a_4 \end{bmatrix}$$

$$M = \sqrt{S_x^2 + S_y^2} \tag{3}$$

Untuk turunan parsial dengan menggunakan persamaan 3:

$$\begin{aligned} S_x &= (a_2 + ca_3 + a_4) - (a_0 + ca_7 + a_6) \\ S_y &= (a_0 + ca_1 + a_2) - (a_6 + ca_5 + a_4) \end{aligned} \tag{4}$$

Arah tepi dihitung dengan persamaan 5:

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{S_y}{S_x} \right) \tag{5}$$

C. GLCM

Metode ini merupakan metode yang paling banyak digunakan untuk analisis tekstur. GLCM termasuk dalam metode statistik dimana dalam perhitungan statistiknya menggunakan distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kekontrasan, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra [10]. Metode statistik terdiri dari ekstraksi fitur orde pertama dan ekstraksi fitur orde kedua. Ekstraksi fitur orde pertama dilakukan melalui histogram citra sedangkan

ekstraksi fitur statistik orde kedua dilakukan dengan matriks kookurensi, yaitu suatu matriks antara yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial. Salah satu teknik untuk memperoleh ciri statistik orde dua adalah dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu.

Pendekatan ini bekerja dengan membentuk sebuah matriks kookurensi dari data citra asli (C), dilanjutkan dengan menentukan fitur sebagai fungsi dari matriks antara tersebut. Kookurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45°, yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Sedangkan jarak antar piksel biasanya ditetapkan sebesar 1 piksel. Untuk mendapatkan parameter GLCM dapat menggunakan persamaan berikut.

$$\text{Contrast} = \sum_i^n \sum_j^m (i-j)^2 C(i,j) \tag{6}$$

$$\text{Energy} = \sum_i^n \sum_j^m C^2(i,j) \tag{7}$$

$$\text{Entropy} = \sum_i^n \sum_j^m C(i,j) \log C(i,j) \tag{8}$$

$$\text{Homogeneity} = \sum_i^n \sum_j^m \frac{C(i,j)}{1+|i+j|} \tag{9}$$

$$\sum_i^n \sum_j^m \frac{C(i,j) \cdot C(i,j) - \mu_i \mu_j}{\sqrt{\sigma_i^2 \sigma_j^2}} \tag{10}$$

$$\mu_i = \sum_i^n \sum_j^n (i) (C(i,j)) \tag{11}$$

$$\text{Correlation} \quad \mu_j = \sum_i^n \sum_j^n (j) (C(i,j)) \tag{12}$$

$$\sigma_i^2 = \sum_i^n \sum_j^n ((C(i,j))(i - \mu_i)^2) \tag{13}$$

$$\sigma_j^2 = \sum_i^n \sum_j^n ((C(i,j))(j - \mu_j)^2) \tag{14}$$

Kegunaan dari 6 fitur dari hasil ekstraksi fitur adalah sebagai berikut:

1. Entropy

Mengukur kompleksitas (keacakan) citra. Entropy akan bernilai tinggi ketika citra tidak seragam.

2. Dissimilarity

Mengukur ketidakmiripan suatu tekstur, yang akan bernilai besar bila acak dan sebaliknya akan bernilai kecil bila seragam.

3. Contrast / inertia

Mengukur frekuensi spasial dari citra dan perbedaan momen GLCM. Perbedaan yang dimaksudkan adalah perbedaan tinggi dan rendahnya piksel. Contrast akan bernilai 0 jika pixel ketetanggaan mempunyai nilai yang sama.

4. Correlation

Mengukur linearitas (the joint probability) dari sejumlah pasangan pixel (pairs).

5. Energy

Menunjukkan kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis.

6. Homogeneity / inverse difference moment

Mengukur homogenitas. Nilai ini sangat sensitif terhadap nilai disekitar diagonal utama. Bernilai tinggi ketika semua pixel mempunyai nilai yang sama / seragam. Kebalikan dari contrast yaitu akan bernilai besar jika mempunyai nilai pixel yang sama pada saat energy bernilai tetap.

III. PENGUJIAN

A. Pengujian Filter

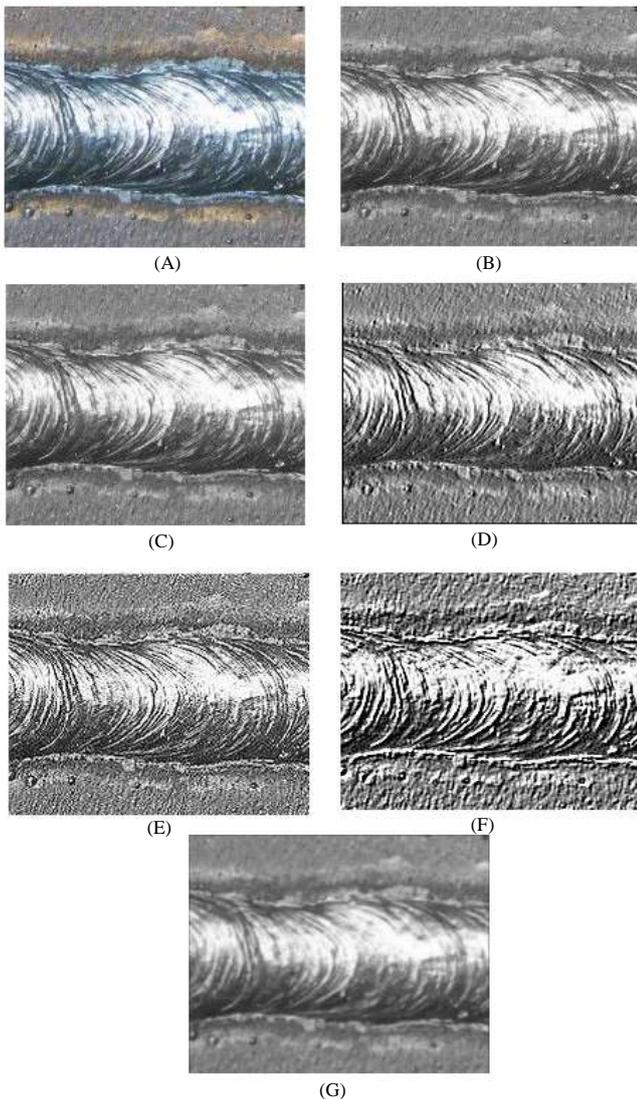
Berikut adalah kernel yang digunakan pada penelitian ini, terdiri atas 5 kernel dengan masing-masing ordo 3x3 seperti pada Tabel I. Hasil konvolusi yang telah dilakukan akan menghasilkan citra baru seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.

TABEL I. MATRIKS KERNEL

No	Nama Kernel	Matriks Kernel
1	Identity	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$
2	Edge	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$
3	Sharpen	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$
4	Emboss	$\begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$
5	Gaussian	$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$

TABEL II. GLCM OUTPUT CITRA HASIL KONVOLUSI

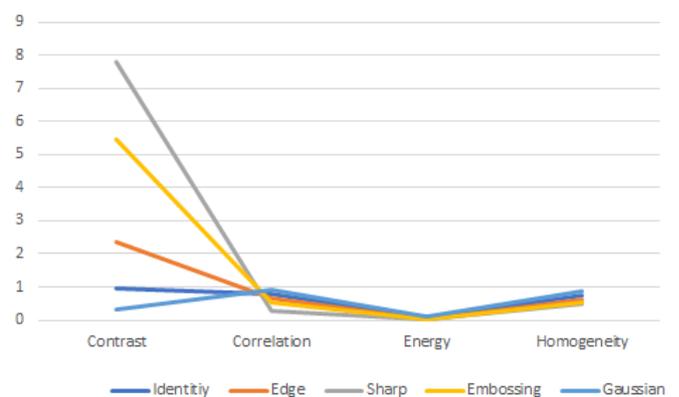
Kernel	Ket	0°	45°	90°	135°	Rata-Rata
Identity	Ct	0.88289	1.0986	0.7472	1.0946	0.95584
	Cr	0.81945	0.77633	0.85	0.77714	0.80573
	E	0.076982	0.07176	0.083784	0.069811	0.075584
	H	0.74653	0.72433	0.77161	0.71734	0.73995
Edge	Ct	2.4402	2.8257	1.4757	2.7055	2.3618
	Cr	0.63477	0.57871	0.78165	0.59661	0.64793
	E	0.038675	0.036682	0.047171	0.037556	0.040021
	H	0.6135	0.60068	0.68022	0.60157	0.62399
Sharp	Ct	8.1268	7.6132	7.6354	7.8118	7.7968
	Cr	0.23376	0.28357	0.28412	0.26489	0.26658
	E	0.021896	0.021857	0.023791	0.02269	0.022559
	H	0.4677	0.47861	0.48791	0.47602	0.47756
Emboss	Ct	4.5667	5.3409	4.0075	7.9006	5.4539
	Cr	0.61915	0.55411	0.66601	0.34046	0.54493
	E	0.03765	0.032702	0.039835	0.026218	0.034101
	H	0.57791	0.55261	0.59792	0.48918	0.55441
Gaussian	Ct	0.25297	0.3779	0.26861	0.38727	0.32169
	Cr	0.9402	0.91095	0.93674	0.90875	0.92416
	E	0.13957	0.11931	0.13444	0.11484	0.12704
	H	0.88117	0.83766	0.87344	0.83201	0.85607



Gambar 2. Citra Hasil Konvolusi. (A) Citra Asli, (B) Grayscale, (C) Identity, (D) Edge detection, (E) Sharpen, (F) Emboss, (G) Gaussian.

B. Analisa Texture

Analisa *texture* ini bertujuan untuk mendapatkan karakteristik *texture* kelima citra output hasil konvolusi. Perhitungan nilai GLCM (*Contrast (Ct)*, *Homogeneity (H)*, *Energy(E)*, dan *Correlation (Cr)*) dengan berbagai parameter sudut yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°.



Gambar 3. Grafik korelasi fitur GLCM

Dari hasil analisa *texture* menggunakan metode GLCM dapat diketahui bahwa masing - masing kernel mempunyai karakteristik tersendiri yang mana jika kita ingin mendapatkan contrast citra yang paling baik dapat menggunakan kernel

Sharpen, untuk mendapatkan nilai correlation, identity, dan Homogeneity dapat menggunakan kernel identity.

IV. KESIMPULAN

Dari hasil pengujian kernel dengan menggunakan citra uji hasil pengelasan dapat diketahui bahwa masing-masing kernel mempunyai karakteristik texture GLCM yang berbeda-beda jika di tinjau dari nilai *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*. Nilai kernel dengan kontras tertinggi adalah kernel *Sharpen* sebesar 8.1268, untuk nilai yang lainnya kernel *Identity* mempunyai nilai paling besar (*Correlation*, *Identity*, dan *Homogeneity*)

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Jurandir Primo, *Welding Inspection Qualifications & Testing Procedures*, PDHonline Course M415 , 2012.
- [2] E. M. Y. M. P. A. Khumaidi, "Welding Defect Classification Based on Convolution Neural Network (CNN) and Gaussian Kernel," in *Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA) 2017*, Surabaya, 2017.
- [3] R. B. F. N. N. s. P. C. C. Pengelasan, "Noorman Rinanto, Mohammad Thoriq Wahyudi, Agus Khumaidi," in *Jurnal Rekayasa*, Surabaya, 2018.
- [4] M. S. B. R. Rajalingappaa Shanmugamani, "Detection and classification of surface defects of gun barrels using computer vision and machine learning," *Measurement*, vol. 60, pp. 222-230, 2015.
- [5] P. Mryka Hall-Beyer, *GLCM TEXTURE: A TUTORIAL*, Canada: University of Calgary, 2017.
- [6] J. LalRaheja, "Fabric defect detection based on GLCM and Gabor filter: A comparison," *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, vol. 124, no. 23, pp. 6469-6474, 2013.
- [7] B. B. Y. Le Cun, *Handwritten Digit Recognition with a Back Propagation Network*, 1990.
- [8] A. Y. W. d. R. S. I Wayan Suartika E. P, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) pada Caltech 101," *JURNAL TEKNIK ITS*, vol. 5, 2016.
- [9] P. G.-A. A. C. O. C. J. L.-H. J. Mirapeix, "Real-time arc-welding defect detection and classification with principal," *NDT&E Internationa*, vol. 40, pp. 315 - 325, 2007.
- [10] Sipan M., et al, "Image Block Matching Based on GLCM (Gray level Co-occurrence Matrix) Texture Feature on Grayscale Image Auto Coloring". ISITIA 2017.

Halaman ini sengaja dikosongkan