

Weld Defect Classifier Using GLCM Extraction and ANN

Weld Defect Classifier Menggunakan Ekstraksi GLCM dan JST

Agung Maulana¹, Dian Efytra Yuliana², Diah Arie Widhining Kusumatutic³

^{1,2,3}Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Islam Kediri Kediri

E-mail: ¹agung04069@gmail.com, ²dianefytra@uniska-kediri.ac.id, ³diahariewk@uniska-kediri.ac.id

Abstract – Currently, innovation within the development division is creating exceptionally quickly and is progressively progressed. It cannot be isolated from welding since it has a vital part in metal engineering. In way of, life we will feel the benefits of metal designing, such as building development, transportation gear, enrichment, and others. In this study, the classification of welding defects was carried out by designing a classification system using the GLCM and ANN extraction methods with a total sample of 400 images arranged in the dataset. The flow in this classification system is pre-processed and during processing. In the pre-processing stage, gray scaling is carried out to determine the gray image in the image. Next is processing the value obtained from the gray image extracted using GLCM by finding the value of 4 features (contrast, homogeneity, energy, correlation). The classification process is carried out using the value of 4 features that are used as input, which later the output is in the form of 4 types of welding defects that have been targeted using hidden layer 20 30 4 which results in an accuracy rate of 99.375% of 320 samples and from test data getting 87.5% of 80 samples.

Keywords — weld defects, gray scaling, GLCM extraction, ANN

Abstrak – Saat ini teknologi di bidang konstruksi berkembang sangat pesat dan semakin maju, hal itu tidak bisa dipisahkan dari pengelasan karena mempunyai peranan penting dalam rekayasa logam. Dalam kehidupan sehari-hari rekayasa logam bisa kita rasakan manfaatnya seperti konstruksi bangunan, alat transportasi, hiasan, serta banyak lagi lainnya. Pada penelitian ini dilakukan pengklasifikasian jenis cacat las dengan cara merancang sistem klasifikasi menggunakan metode ekstraksi GLCM dan JST dengan jumlah sample citra 400 yang disusun di *dataset*. Alur pada system klasifikasi ini pra proses dan pada saat proses. Pada tahap pra proses dilakukan *gray scaling* untuk mengetahui citra keabuan pada citra. Selanjutnya yaitu *processing* nilai yang didapat dari citra keabuan diekstraksi menggunakan GLCM dengan mencari nilai dari 4 fitur (kontras, homogenitas, energi, korelasi). Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan nilai 4 fitur yang dijadikan *input*-an yang nantinya *output*-nya berupa 4 jenis cacat las yang sudah ditargetkan menggunakan *hiden layer* 20 30 4 yang menghasilkan tingkat akurasi pada sistem 99,375% dari 320 sampel dan dari data uji mendapatkan 87,5% dari 80 sampel.

Kata Kunci — Cacat las, Gray scaling, ekstraksi GLCM, JST

1. PENDAHULUAN

Saat ini teknologi di bidang konstruksi berkembang sangat pesat dan semakin maju, hal itu tidak bisa dipisahkan dari kegiatan pengelasan (*welding*) karena mempunyai peranan penting dalam rekayasa logam. Konstruksi bangunan berbahan logam pada masa sekarang banyak menggunakan unsur pengelasan untuk melakukan penyambungan logam ataupun merekayasa logam. Pengelasan adalah salah satu hal yang menyatu dan tidak terpisahkan dari proses manufaktur. Kegiatan pengelasan ialah proses menghasilkan sambungan yang *continue* dengan teknik rekayasa logam atau tanpa tekanan dan dengan atau tanpa logam tambahan. Sedangkan definisi pengelasan menurut *DeutscheIndustrie and*

Normen (DIN), Las adalah ikatan metalurgi pada sambungan logam atau logam paduan yang dilaksanakan dalam keadaan *melting* atau cair [1]. Dalam kenyataan cacat las sering kali muncul pada saat inspeksi dilakukan terdapat adanya kesalahan pada proses pengelasan [2]. Didalam proses pengelasan tidak jarang mengalami kegagalan. Faktor penyebab kegagalan las kadang dikarenakan *human error* ataupun alat dan bahan yang digunakan. Sehingga hasil proses pengelasan sering kali masih banyak mengalami cacat las (*weld defect*). *Weld defect* adalah suatu kejadian penurunan kualitas hasil pengelasan dikarenakan proses pengelasan yang tidak sempurna [3]. Adapun beberapa jenis *weld defect* seperti, cacat las *undercut*, *over spattering*, *porosity*, dan lain-lain. Akibat dari cacat las yang sudah disebutkan diatas dapat menyebabkan logam hasil penyambungan masih rapuh sehingga bisa berpotensi menimbulkan kerusakan atau patah pada logam. Maka diperlukannya suatu sistem yang mampu mengklasifikasikan *weld defect* agar dapat mendeteksi kerusakan pada hasil pengelasan berdasarkan teksturnya. Tekstur pada suatu citra digital dapat dilihat dari segi kerapatan, keseragaman, keteraturan, kekasaran, dan lain-lain [4].

Penelitian ini menerapkan metode GLCM dan JST untuk mengklasifikasikan kecacatan pada hasil pengelasan GLCM sangat menguntungkan dalam melakukan Analisa tekstur dari citra digital [5] tetapi memiliki kekurangan yaitu mengabaikan komponen warna yang terdapat dalam suatu citra [6]. Parameter GLCM yang digunakan adalah 4 parameter yaitu *homogeneity*, *contrast*, *energy* dan *correlation*. Prinsip atau cara kerja dari sistem ini sebagai berikut. Meng-*input* data mentah cacat las yang sudah didapatkan. Langkah selanjutnya dilakukan *preprocessing* sehingga sampel gambar berubah menjadi citra keabuan, lalu di ekstrasi dengan menggunakan GLCM untuk mendapatkan data dari 4 parameter yang telah disebutkan diatas. Setelah itu data parameter dari ekstraksi GLCM dimasukkan pada tabel *dataset* yang telah dibuat. Lalu data parameter itu akan diklasifikasikan menggunakan JST dengan proses *training* dan *testing* dibagi dengan rasio 80%:20% dari total data sampel. Diharapkan sistem ini nantinya mampu membedakan hasil las yang normal dan hasil yang cacat dan juga mampu membantu *welding inspector* untuk melakukan proses NDT (*nondestructive test*) agar bisa mendapatkan hasil pengelasan yang optimal.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Metode Penelitian

Pada penelitian ini ada beberapa tahapan yang digunakan meliputi studi literatur yang berhubungan dengan program yang dirancang, proses pembuatan sistem aplikasi, serta analisis hasil akhir dari program yang dirancang. Teori-teori serta informasi yang berkenaan dengan pembahasan dilakukan dengan metode study literatur yang diambil dari buku, jurnal dan artikel-artikel yang relevan. Dari materi-materi yang didapat akan menjadi dasar pengetahuan untuk pembuatan sistem aplikasi pada Matlab yang babinnya akan membantu pada analisis hasil.

Model metode tersebut dipilih oleh peneliti dalam menerapkan metode GLCM dan proses pengklasifikasian dengan JST *Backpropagation* berbasis *GUI Matlab*, karena model metode tersebut memiliki tahapan yang sederhana dan mudah dipahami. Selain dari segi tahapan yang berurutan metode tersebut dapat memudahkan dalam proses analisis dengan menerapkan metode GLCM dan JST *Backpropagation* berbasis *GUI Matlab*

2.1.1. Studi Literatur

Dalam tahapan ini dilakukan proses pengkajian beberapa referensi yang berkaitan dengan citra *weld defect*. Selain itu, dikaji pula metode yang akan digunakan yaitu GLCM (*The Grey Level Co-occurrence Matrix*) dan JST (jaringan syaraf tiruan).

2.1.2. Analisis Masalah

Pada tahap ini peneliti diharapkan mampu menganalisa permasalahan yang berkenaan dengan *weld defect*, serta mencari informasi apa saja yang berkenaan tentang *weld defect*, dengan menggunakan beberapa metode pendekatan yaitu: observasi, wawancara, dan studi literatur. Yang nantinya akan menjadi pokok penting dalam pemecahan masalah.

2.1.3. Perancangan Sistem

Dalam tahapan perancangan system, peneliti membuat gambaran serta memaparkan rancangan sistem kerja program dan desain antarmuka program beserta fungsi dari bagian-bagian yang ada di dalam program tersebut, serta dijelaskan juga tahapan *preprocessing* ialah tahapan pengolahan citra sebelum diekstraksi oleh GLCM, GLCM melakukan ekstraksi tekstur pada citra *grayscale* (skala keabu-abuan) [7]. Gambar 1 memperlihatkan *source code* konversi citra RGB ke *grayscale*.

```
1 -   clc;                               %clear screen
2 -   clear all;                         %menghapus variabel sebelumnya
3 -   a = imread('1.jpg');               %image read
4 -   b = rgb2gray(a);                  %konversi RGB ke GS
5 -   figure(1);                         %tampilan 1
6 -   imshow(a);                        %menampilkan gambar RGB
7 -   figure(2);                         %tampilan 2
8 -   imshow(b);                        %menampilkan gambar GS
```

Gambar 1. *Source Code Grayscale*

Dari kode program yang ditunjukkan oleh Gambar 1 yang digunakan untuk menghasilkan citra *grayscale* dengan beberapa variabel yaitu a dan b. Variabel a dipergunakan untuk mengakses citra dari *browser* PC serta meng-*input* citra awal atau original berskala warna RGB yang nanti ditampilkan di *figur* 1. Variabel b yaitu memproses dari variabel a yang awalnya citra RGB menjadi keabuan dan hasil proses *grayscale* tersebut akan ditampilkan pada *figur* 2.

GLCM adalah suatu matriks kookurensi yang mempresentasikan hubungan ketetanggaan antarpiksel pada suatu citra dari berbagai sudut orientasi dan jarak spasial [8]. Sebelum dilakukan ekstraksi citra perlu dilakukan tahap *preprocessing* yaitu dengan pengolahan citra RGB ke *grayscale* karena citra awal hasil tangkapan kamera berupa citra RGB [9]. Tahap selanjutnya citra *grayscale* tersebut diekstraksi menggunakan GLCM dengan 4 parameter yaitu *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*. GLCM terdiri dari $N \times N$ matriks persegi, dimana N merepresentasikan jumlah derajat keabuan dari sebuah citra [10]. Parameter *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* yang merupakan hasil dari ekstraksi tekstur dengan menerapkan metode GLCM dilakukan proses klasifikasi menggunakan JST. *Source code* proses ekstraksi tekstur menggunakan metode GLCM ditunjukkan oleh Gambar 2 berikut.

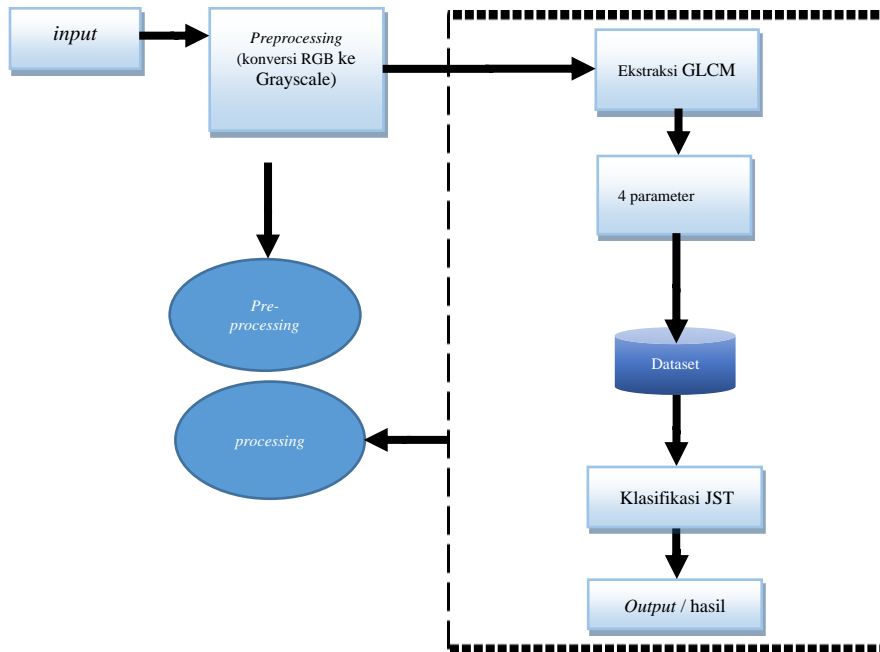
```
9 -   c = graycoprops(b);                 %ekstraksi GLCM
10 -   kontras = c.Contrast;              %keluarkan variabel kontras
11 -   korelasi = c.Correlation;          %keluarkan variabel korelasi
12 -   energi = c.Energy;                 %keluarkan variabel energi
13 -   homogenitas = c.Homogeneity;       %keluarkan variabel homogenitas
14 -   matriks = [kontras korelasi energi homogenitas] %menyesuaikan matriks di notepad untuk di copy
15
```

Gambar 2. *Sourcecode* Ekstraksi GLCM

Pada tahap pengklasifikasian yang akan menghasilkan data prediksi. Pada tahap ini peneliti akan menggunakan aktivasi *tansiq*, yaitu tipe data yang memiliki nilai range *output* dari -1 sampai 1. Dari hasil pengolahan ekstraksi GLCM peneliti membuat vektor *output* sesuai dengan hasil dari klasifikasi JST yang menggunakan bilangan *biner* untuk proses *labeling* pada data *training* maupun pada data *testing*. Setelah proses ekstraksi pada GLCM maka peneliti memberikan label bilangan yang sesuai dengan klasifikasi yang sudah ditetapkan dari setiap nilai vektor yang dihasilkan. Jumlah data *training* pada setiap jenis cacat las yaitu 80 data per jenis cacat las yang akan diklasifikasi.

Pada data *output* ini ialah nilai *softmax*, yang berarti hasil kemungkinan ialah nilai yang memiliki angka paling tinggi, maka itulah hasil dari proses klasifikasi tersebut. pada data *softmax* mengacu dari pengolahan JST yang nantinya akan menghasilkan *output* nilai pada setiap jenis cacat las tersebut akan dicari nilai yang tertinggi daripada hasil *output* lainnya. Dari data *softmax* nanti akan mendapatkan hasil yaitu satu jenis klasifikasi yang ditampilkan dari empat jenis cacat las yang

ditentukan, *output* terakhir dari penelitian ini dalam bentuk pelabelan berupa tulisan jenis cacat las dan suara dari jenis cacat las yang diklasifikasi. Semua tahapan diatas digambarkan oleh Gambar 3 sebagai berikut.



Gambar 3. Diagram Alur Sistem

Pada system aplikasi ini memakai parameter MSE (*mean squared error*) dan akurasi untuk mengevaluasi *training*. Nilai MSE adalah kuadrat dari jumlah selisih antara target (*t*) dengan nilai keluaran hasil (*Y_k*) pada setiap iterasi/pengulangan (*i*) dengan dibagi jumlah iterasi maksimum (*n*) sebagaimana yang disajikan oleh Persamaan 1 berikut [11].

$$MSE = \frac{\sum(t_i - Y_{ki})^2}{n} \dots\dots\dots(1)$$

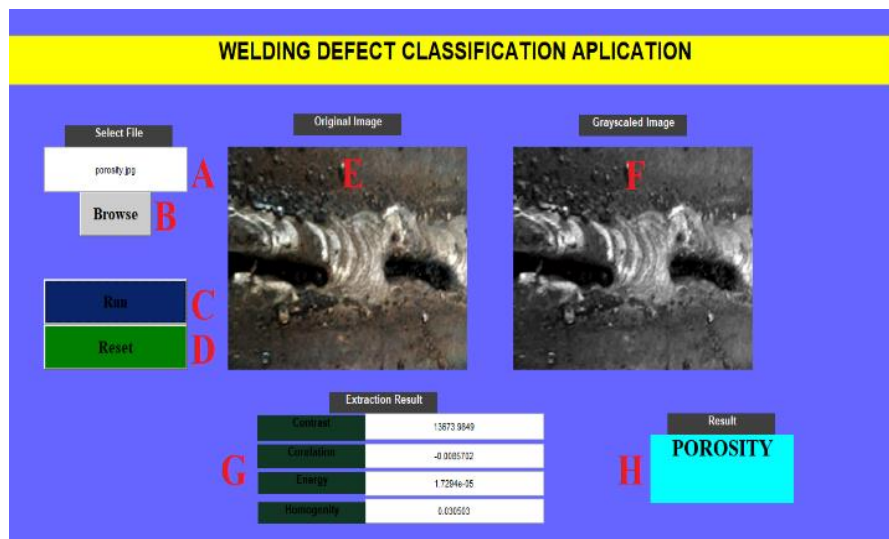
Setelah mendapatkan hasil data prediksi maka dilakukan perhitungan persentase tingkat akurasi yang nantinya hasil presentase yang paling minim *error* akan dijadikan patokan pada sistem klasifikasi pada citra *testing*. Untuk mengetahui persentase akurasi dapat diselesaikan dengan cara membagikan jumlah prediksi benar keseluruhan pada masing-masing cacat las dengan total data *training* pada masing-masing jenis cacat las dan dikalikan dengan 100% seperti yang disajikan oleh Persamaan 2 berikut [12][13].

$$Accuracy = \frac{\sum \text{jumlah prediksi benar}}{\text{total data}} \times 100\% \dots\dots\dots(2)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Uji Aplikasi

Pada aplikasi klasifikasi cacat las dengan menggunakan GLCM dan JST. Desain tampilan *software* yang dirancang oleh peneliti yaitu terdapat pada gambar 4. yang merupakan gambar hasil desain *interface* dari *GUI Matlab* untuk teknis pengoperasian sistem aplikasi.



Gambar 4. Tampilan *Interface* pada *GUI Matlab*

3.2. Analisis Data

Pada hasil analisis data peneliti melakukan analisis dan menjelaskan hasil data yang telah dilakukan proses pengolahan citra dengan metode GLCM dan JST mulai dari pengambilan sampel citra, pembentukan *dataset*, pengkonversian citra *input*, pengolahan ekstraksi GLCM, data hasil prediksi dari pengolahan klasifikasi JST sampai hasil klasifikasi berupa data *softmax*.

3.2.1. Pembentukan Data Training dan Testing

Pada tahap ini peneliti mengumpulkan total data yang akan diolah berjumlah 400 sampel. Dari total data tersebut, akan dibagi menjadi 2 jenis yaitu data *testing* dan data *training*. Proporsi data *training* yang digunakan adalah 320 data dengan setiap masing-masing jenis cacat las memiliki 80 data sedangkan untuk proporsi data *testing* yang digunakan adalah 80 data dengan setiap masing-masing jenis citra cacat las 20 data agar hasil yang dihasilkan bisa lebih presisi dan beragam dari setiap citra yang diuji. Peneliti juga melakukan proses *resize* yang bertujuan untuk menyeragamkan nilai piksel di *dataset* yang nantinya akan memberikan data yang lebih presisi juga untuk proses klasifikasi. Ukuran semua citra yang ditentukan yaitu berukuran 320×240 piksel dengan penglokasian data berdasarkan *folder* yang ditentukan dan penamaan semua *file* data *training* dan *testing* yang seragam. Pada Tabel 1 ini merupakan parameter *input dataset* yang digunakan.

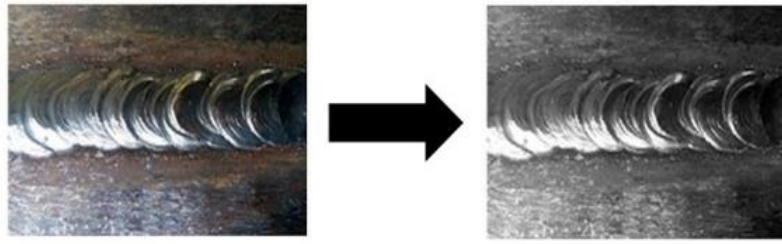
Tabel 1. Parameter *Input Data*

	Data Training	Data Testing
Data Keseluruhan	320	80
Resolusi	320 x 240 pixel	320 x 240 pixel
Ruang Warna	RGB	RGB

Dalam penentuan proporsi dilakukan dengan cara diacak atau random agar meningkatkan kompleksitas sistem.

3.3. Uji Coba hasil Konversi RGB ke Grayscale

Pada proses tahapan ini citra RGB atau original akan dilakukan proses *gray scaling* yang mengubah citra RGB ke citra *grayscale* atau keabuan, setelah melalui proses *scaling*. Perubahan warna gambar menjadi *grayscale* berfungsi untuk memudahkan pada proses selanjutnya yaitu ekstraksi menggunakan metode GLCM.



Gambar 5. Hasil konversi citra RGB to Grayscale

3.4. Ekstraksi Fitur GLCM

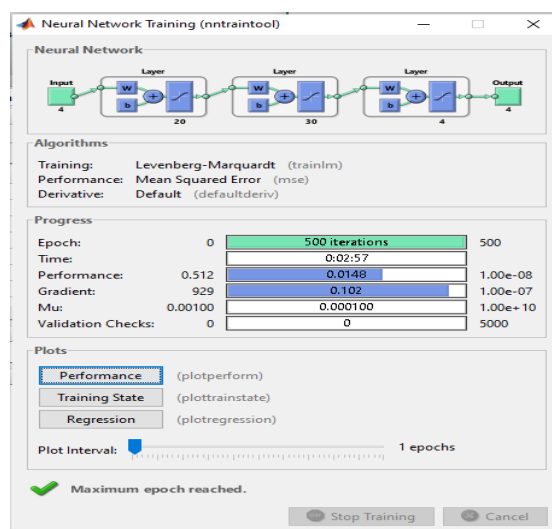
Pada tahap melakukan ekstraksi GLCM dengan menggunakan 4 fitur yaitu *contras*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*. Dari proses ekstraksi tersebut maka akan menghasilkan nilai vektor. Nilai vektor yang dihasilkan akan menjadi inputan pada proses pencarian bobot yaitu menggunakan metode JST dari setiap jenis cacat las yang akan diklasifikasi. Hasil nilai ekstraksi didapat dari persamaan pada 4 parameter rumus GLCM dengan pengolahan citra yang diterapkan pada aplikasi *Matlab*. Dari hasil ekstraksi tersebut menghasilkan nilai vektor kemudian hasil tersebut ditampilkan pada variabel matriks.

Tabel 2. Contoh Hasil Ekstraksi GLCM

Weld Defect	Parameter GLCM			
	Kontras	korelasi	Energi	homogenitas
Good	17410.1891	0.00285808	1.77E-05	0.030231716
Over Spatter	16124.7163	-0.00075857	1.57E-05	0.03031826
Porosity	14473.3018	0.003183137	1.57E-05	0.031012939
Undercut	13501.5623	0.006170426	1.97E-05	0.031471101

3.5. Hasil Data Prediksi

Pada hasil data prediksi ini merupakan hasil data yang diperoleh dari nilai *output* pengolahan sampel citra yang sudah diekstraksi kemudian diproses dengan klasifikasi JST *Backpropagation*, pada proses klasifikasi ini peneliti melakukan analisis jumlah neuron pada *hidden layer* dengan menggunakan *trial and error*. Pada penelitian ini untuk mendapatkan bobot yang presisi dilakukan beberapa kali percobaan dengan melakukan perubahan jumlah neuron di 3 lapisan *hidden layer* dengan jumlah *epoch* yang sama yaitu sebesar 500 kali. Berikut percobaan yang dilakukan peneliti untuk mendapatkan data prediksi atau bobot sistem yang presisi.



Gambar 6. Hasil Training Neural Network MLP

Penelitian ini menggunakan 3 lapisan *hidden layer* yaitu *hidden layer* pertama sebanyak 20 neuron, *hidden layer* kedua 30 neuron, dan *hidden layer* ketiga sebanyak 4 neuron dengan jumlah *epoch* sebesar 500 kali. Hasil klasifikasi nilai prediksi terus naik hampir menuju titik maksimal yaitu mendapatkan hasil nilai yang benar 318, salah 2, dan jumlah keseluruhan 320 sehingga presentase akurasi 99,375% dengan performance sebesar $1.00e-08$ atau 0.512 dan menghasilkan gradien beserta grafik seperti gambar diatas. Untuk mempermudah proses analisis data peneliti memilih bilangan biner yang nantinya akan menjadi vektor *output* yang digunakan untuk proses pelabelan pada vektor *output* baik untuk label *training* maupun label testing seperti yang disajikan oleh Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Nilai Biner Vektor *Output*

Data Klasifikasi	Vektor <i>Output</i>
<i>Good</i>	[1 0 0 0]
<i>Over Spatter</i>	[0 1 0 0]
<i>Porosity</i>	[0 0 1 0]
<i>Undercut</i>	[0 0 0 1]

3.6. Hasil Pengujian

Tabel 4. Hasil Persentase Pengujian

No.	Jenis <i>Weld Defect</i>	Total data	Hasil Klasifikasi		Persentase keberhasilan Data
			Benar	Salah	
1.	Good	20	13	7	65%
2.	Over Spatter	20	18	2	90%
3.	Porosity	20	20	0	100%
4.	Undercut	20	19	1	95%
Total Data		80	70	10	87,5%

Pada Tabel 4 diatas peneliti mendapatkan hasil persentase keberhasilan pada data yang diuji mencapai 87,5% dari total jumlah data sebanyak 80 data dengan rincian percobaan data kelas *good* sebanyak 20 data, *over spatter* sebanyak 20 data, *porosity* sebanyak 20 data, dan *undercut* sebanyak 12 data. Dari data validasi keseluruhan citra tersebut berukuran 320x240 piksel.

4. KESIMPULAN

4.1. Kesimpulan

- Dari pengujian pada penelitian kali ini, hasil serta beberapa hal yang dapat disimpulkan bahwa:
- Perancangan sistem klasifikasi *weld defect* dapat dibangun dengan menggunakan ekstraksi fitur GLCM pada Matlab dengan interpretasi citra kontras, korelasi, energi, dan homogenitas menggunakan konversi citra RGB ke *Grayscale*. Yaitu pada pembagian data *training* dan *testing* dengan rasio perbandingan 80% : 20% dari total jumlah sampel yaitu 400 sampel. Kemudian *output* dari 4 fitur GLCM diklasifikasi menggunakan *JST Backpropagation* untuk mendapatkan hasil *output* klasifikasi yang sesuai dengan target serta mendapatkan persentase yang presisi.
 - Penerapan metode *JST Backpropagation* pada program sistem bisa berjalan dengan baik dengan jumlah neuron pada *hidden layer* yaitu 20, 30 dan 4 neuron menghasilkan akurasi sistem sebesar 99,375%. Namun pada saat pengujian *data testing*, presentase akurasi menurun sebesar 11,875% sehingga akurasi menjadi 87,5%. Adapun beberapa faktor penyebab menurunnya pengujian data testing yaitu; 1) dalam pengambilan *sample testing* masih kurang kemiripan atau banyak perbedaan pada sampel terhadap data *training* yang dijadikan acuan sistem; 2) Jumlah data *training* yang dijadikan data acuan sistem masih kurang atau masih kurang kompleks sehingga

pada proses pengujian sistem tidak merespon terhadap sampel yang akan diklasifikasikan ke jenis cacat las atau *error* klasifikasi.

4.2. Saran

Berdasarkan semua hal yang berkenaan dengan penelitian termasuk dengan penelitian ini tentunya tidak akan menuai hasil final dan pastinya perlu pembenahan dan pengembangan ada beberapa hal yang perlu diperhatikan dan dikembangkan lagi pada penelitian selanjutnya, yaitu:

- a. Agar mendapatkan hasil yang lebih maksimal sampel diperbanyak dan lebih teliti dalam pengambilan ataupun pembuatan sampel cacat las, yang nantinya menjadi acuan Ketika diolah sehingga menjafi nilai vektor data prediksi pada system agar mendapatkan hasil pengujian lebih presisi.
- b. Pada tahap pra-proses dapat ditambah proses sharpen image atau penajaman citra agar pada saat proses pengklasifikasian nanti dapat mendapatkan hasil yang lebih presisi. Serta dapat mencari literasi terkait proses pengklasifikasian yang lebih baik dengan parameter-parameter dan ditambah dengan sistem berbasis *realtime*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Wiryosumarto. harsonodan okumura T, Teknologi Pengelasan Logam. jakarta: pradnya paramita, 1996.
- [2] Widharto, Inspeksi Teknik. jakarta: P.T. Pradnya Paramita, 2004.
- [3] F. Suryaningsih and H. Al Rasyid, "ANALISIS CACAT PADA PLAT CARBON STEEL MENGGUNAKAN SOFTWARE ISEE UNTUK HASIL FILM IMAGING PLATE (IP)," vol. 14, pp. 1–9, 2017.
- [4] I. Santoso, Y. Christyono, and M. Indriani, "Kinerja Pengenalan Citra Tekstur menggunakan Analisis Tekstur Metode Run Length," in Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI), 2007
- [5] B. O. Hua, M. A. Fu-Long, dan J. Li-Cheng, "Research on computation of GLCM of image texture," Acta Electron. Sin., vol. 1, no. 1, hal. 155–158, 2006.
- [6] A. Prahara dan A. Azhari, "Analisis Fitur Warna dan Tekstur untuk Metode Deteksi Jalan," J. Ilmu Tek. Elektro Komput. dan Inform., vol. 2, no. 2, hal. 77, 2016
- [7] D. W. Wibowo, D. Erwanto, and D. A. W. Kusumastutie, "Klasifikasi Jenis Kayu Menggunakan Esktrasi Fitur Gray Level Co-Occurence Matrix dan Multilayer Perceptron," Jurnal Nasional Teknik Elektro, vol. 10, no. 1, pp. 1–10, 2021.
- [8] H. R. Fajrin, H. A. Nugroho, dan I. Soesanti, "Ekstraksi Ciri Berbasis Wavelet Dan Glem Untuk Deteksi Dini Kanker Payudara Pada Citra Mammogram," Pros. SNST Fak. Tek., vol. 1, no. 1, 2015
- [9] D. Erwanto, S. A. D. Prasetyowati, and E. N. Budi Susila, "Utilization of Digital Image Processing In Process of Quality Control of The Primary Packaging of Drug Using Color Normalization Method," IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, vol. 190, p. 012043, Apr. 2017, doi: 10.1088/1757-899X/190/1/012043.
- [10] A. Prabowo, D. Erwanto, and P. N. Rahayu, "Klasifikasi Kesegaran Daging Sapi Menggunakan Metode Ekstraksi Tekstur GLCM dan KNN," Electro Luceat, vol. 7, no. 1, pp. 74–81, 2021.
- [11] L. Handayani and M. Adri, "Pwenerapan JST (Backpropagation) untuk Prediksi curah hujan (Studi kasus: Kota Pekanbaru)," 2015.
- [12] M. al Amin, "Klasifikasi kelompok umur manusia berdasarkan analisis dimensifraktal box counting dari citra wajah dengan deteksi tepi canny," Mathunesa: Jurnal Ilmiah Matematika,

vol. 5, no. 2, 2017.

- [13] A. R. MZ, I. G. P. S. Wijaya, and F. Bimantoro, “Sistem pakar diagnosa penyakit kulit pada manusia dengan metode Dempster Shafer,” *Journal of Computer Science and Informatics Engineering (J-Cosine)*, vol. 4, no. 2, pp. 129–138, 2020.

