

Identifikasi Citra Cacat Las Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM) dan K-NN

A. Asni B.¹, Mayda Waruni K², M. Jaya M³

^{1,2,3}Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri Universitas Balikpapan
Jln. Pupuk Raya Gn. Bahagia Balikpapan 76114 INDONESIA
Email: ¹a.asni.b@uniba-bpn.ac.id

Abstract— *The welding process is a very common thing done in industrial activities. The welding results must certainly be assessed so that the quality of the welding results is guaranteed. The quality of the welding results can be seen from the absence of defects on the surface of welding area. This research aims to determine the quality of welding results. The methods used to identify welding defects in penetrant test results are the Grey Level Co-Occurance Matrix (GLCM) and K-Nearest Neighbor methods. From 80 test data, total accuracy reached 85% which is divided into 4 classifications namely good, porosity, transverse and longitudinal. Test results for the good class obtained the highest accuracy of 90% of the 20 good test images compared to the accuracy of the other 3 classes.*

Keywords: *identification of welding defect, GLCM, K-Nearest Neighbor Classification*

Intisari— Proses pengelasan merupakan hal yang sangat umum dilakukan dalam kegiatan industri. Hasil pengelasan tentunya harus dinilai agar kualitas dari hasil pengelasannya terjamin. Kualitas dari hasil pengelasan dapat dilihat dari ada tidaknya cacat pada permukaan area las. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan kualitas hasil pengelasan. Metode yang digunakan untuk mengidentifikasi cacat las pada hasil tes penetrant adalah metode Grey Level Co-Occurance Matrix (GLCM) dan K-Nearest Neighbor. Dari 80 data uji, diperoleh total akurasi mencapai 85% yang terbagi menjadi 4 klasifikasi yaitu *good*, *porosity*, *transverse* dan *longitudinal*. Hasil pengujian untuk kelas *good* memperoleh akurasi tertinggi sebesar 90% dari 20 citra uji *good* dibanding dengan akurasi 3 kelas lainnya.

Kata Kunci : *identifikasi cacat pengelasan, GLCM, klasifikasi K-Nearest Neighbor.*

I. PENDAHULUAN

Di era modern seperti sekarang, fungsi mata pada manusia dapat di implementasikan pada sebuah benda seperti kamera yang dapat menangkap dan menyimpan sebuah gambar. Namun kamera hanya dapat menangkap sebuah gambar tanpa mampu mengidentifikasi gambar yang dihasilkan oleh kamera. Dengan kecerdasan buatan atau bisa disebut *Artificial Intelligence* (AI), hasil gambar yang diambil oleh kamera dapat diidentifikasi sebagai sebuah objek layaknya proses identifikasi yang dilakukan oleh manusia. AI dapat berfikir, melakukan analisis hingga memberikan keputusan dengan akurasi yang tepat [1]. Salah satu cabang AI yaitu *Vision AI* diperoleh dengan menggabungkan beberapa disiplin ilmu yaitu *computer vision* dan *machine learning*. *Computer vision* dapat memvisualisasikan data berupa gambar atau video sehingga

komputer dapat memahami dan mengerti arti dari objek yang diidentifikasi [2]. Dengan dipadukan machine learning, *Vision AI* dapat melakukan identifikasi objek layaknya manusia. Machine learning adalah kecerdasan buatan (AI) yang bertujuan untuk memberikan kemampuan komputer untuk belajar agar dapat mengembangkan sebuah sistem, membuat data dan algoritma sehingga mesin dapat melakukan tugas secara mandiri [3].

Melihat potensi dari penggunaan yang sangat luas, *Vision AI* menjadi alternatif dari berbagai macam proses yang membutuhkan ketepatan dan pemrosesan data yang sangat banyak secara cepat. Proses pengelasan merupakan hal yang sangat umum dilakukan dalam kegiatan industri. Dengan AI, proses pemeriksaan kualitas dari hasil pengelasan tentunya dapat dilakukan secara cepat, mudah dan akurat. Cacat pada hasil las dapat ditangkap sebagai citra dan dianalisa menggunakan AI.

Proses identifikasi objek pada suatu citra dilakukan dengan memadukan pendeteksian unsur interpretasi citra dan metode pengklasifikasian. Salah satu contoh dari metode yang digunakan dalam proses identifikasi citra adalah *Gray Level Co-Occurance Matrix* (GLCM) dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN).

Citra digital menurut jenisnya dapat dibagi menjadi 3, yaitu citra RGB, citra grayscale dan citra biner [4]. Jenis citra yang digunakan dalam proses ekstraksi ciri dalam metode GLCM adalah citra grayscale. Metode GLCM dapat mengekstrak ciri citra grayscale menjadi nilai-nilai fitur. Nilai-nilai ciri citra tersebut nantinya akan diklasifikasikan dengan metode K-NN untuk identifikasi objek pada citra digital.

Beberapa penelitian sebelumnya menggunakan metode GLCM untuk mengekstrak ciri citra dari daun herbal [5], ikan berformalin [6], bunga angrek [7], motif batik [8], jenis jerawat [9] dan ubin teraso [10]. Klasifikasi nilai ciri citra dapat menggunakan metode K-NN seperti pada penelitian sebelumnya tentang klasifikasi kualitas tanah [11], klasifikasi motif batik [12], klasifikasi kualitas jeruk [13], klasifikasi citra wayang [14] dan klasifikasi penyakit paru-paru [15].

Berdasarkan penelitian yang terdahulu maka proses identifikasi cacat las pada penelitian ini akan menggunakan metode GLCM dan K-Nearest Neighbor. Ekstraksi ciri pada citra dalam penelitian ini akan menggunakan GLCM. Proses identifikasi dan klasifikasi pada penelitian ini akan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor dengan prinsip kerja berdasarkan kedekatan antar data pembelajaran yang menggunakan variabel K sebagai nilainya.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Penelitian Yang Relevan

Berikut ini adalah beberapa penelitian yang dijadikan sebagai referensi pada penelitian ini. Menurut Fitriah Shofirotni Ni'mah, Sutojo dan Setiadi (2018), dalam jurnal yang berjudul "Identifikasi Tumbuhan Obat Herbal Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Algoritma Gray Level Co-occurrence Matrix dan K-Nearest Neighbor" menyatakan bahwa metode ini mampu mengidentifikasi tumbuhan obat herbal dengan akurasi mencapai 90% dengan rata-rata akurasi 83.33% [5].

Menurut Ayu Pariyandani dkk (2019), dalam jurnal yang berjudul "Klasifikasi Citra Ikan Berformalin Menggunakan Metode K-NN dan GLCM" menyatakan bahwa metode yang digunakan dalam penelitian tersebut mampu mengidentifikasi ikan segar dengan akurasi 53% dan ikan berformalin dengan akurasi mencapai 92%. Kelemahan penelitian ini adalah ketika pengujian ikan segar dilakukan, hasil yang diemukan lebih banyak ikan yang mengandung formalin [6].

Menurut Danar Putra Pamungkas (2019), dalam jurnal yang berjudul "Ekstraksi Citra Menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Identifikasi Jenis Anggrek (Orchidaceae)" menyatakan bahwa metode ini mampu mengidentifikasi Orchidaceae atau bunga anggrek dengan akurasi mencapai 80% dengan rata-rata akurasi 77% [7].

Menurut Cahaya Jatmoko dan Daurat Sinaga (2019), dalam jurnal yang berjudul "Ekstraksi Fitur GLCM Pada K-NN Dalam Mengklasifikasi Motif Batik" menyatakan metode tersebut mampu mengenali jenis batik motif dengan hasil akurasi tertinggi yaitu 100% pada percobaan pertama, 73.33% pada percobaan kedua dan 66.67% pada percobaan ketiga. Kelemahan penelitian ini adalah kurangnya data latih sehingga beberapa jenis motif batik sulit untuk diidentifikasi [8].

Menurut Doni Briyan Wahyudi, Kusri dan Ferry (2018), dalam jurnal yang berjudul "Pola Tekstur Permukaan untuk Klasifikasi Mutu Ubin Teraso Menggunakan GLCM dan KNN" menyatakan bahwa metode yang dilakukan pada penelitian ini mampu mengidentifikasi ubin teraso dengan akurasi 85% untuk layak jual dan akurasi 85% untuk Gagal Produksi [10].

Berdasarkan dari beberapa penelitian diatas, ditemukan kecocokan antara ide penulis dengan metode yang digunakan dalam penelitian tersebut. Hasil pengelasan yang telah di tes penetrant akan menghasilkan perbedaan warna yang sangat mencolok. Permukaan hasil pengelasan akan berwarna dasar putih dan cacat las akan berwarna merah seta memiliki bentuk unik tersendiri pada tiap jenis cacat las. Dengan metode Gray Level Co-Occurance Matrix, perbedaan warna pada hasil pengelasan akan dapat diidentifikasi dengan baik, karena citra hasil las akan diubah menjadi citra *grayscale* sehingga warna merah dan putih akan diubah menjadi putih dan abu abu kehitaman. Kemudian metode K-Nearest Neighbor akan mengklasifikasikan jenis cacat las sesuai nilai ekstraksi ciri citra yang telah diekstrak dengan metode GLCM dengan perhitungan kedekatan antar nilai ekstraksi ciri citra.

B. Cacat Las

Cacat las adalah perubahan fisik dari hasil pengelasan yang dapat mempengaruhi kualitas hasil pengelasan yang disebabkan oleh kesalahan dalam metode pengelasan. Cacat las

dapat disebabkan oleh banyak hal seperti ampere mesin las yang terlalu besar, daerah pengelasan yang lembab dan basah, permukaan metal yang tidak bersih, dan lain sebagainya [16]. Terdapat beberapa jenis cacat las diantaranya adalah *porosity*, *crack*, *slag inclusion*, *undercutting*, dan lain-lain. Jenis cacat las yang akan diidentifikasi pada penelitian ini adalah :

1. Porosity

Porosity adalah jenis cacat las yang terjadi pada logam yang berbentuk lubang-lubang. *Porosity* dapat terjadi karena banyak hal seperti ampere mesin las yang terlalu besar, daerah pengelasan yang lembab dan basah, permukaan metal yang tidak bersih, dan lain sebagainya [17]. Cacat *porosity* ditunjukkan pada gambar 1.

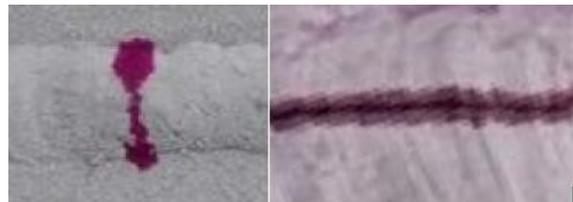


Gambar 1 cacat *Porosity*

2. Retak (*Crack*)

Retak (*Crack*) adalah putus atau pecahnya logam akibat pengelasan yang ditimbulkan oleh tegangan. Retak dapat terjadi pada material las maupun bagian yang dekat dengan bidang pengelasan [18]. Retak pada material las dapat terjadi pada bagian dasar material maupun permukaan material las. Retak pada hasil pengelasan dapat berbentuk memanjang searah pengelasan, melintang dari arah pengelasan, bahkan berbentuk serabut menyerupai bintang. Retak pada hasil pengelasan dapat terjadi saat proses pengelasan berlangsung ataupun setelah beberapa waktu. Jenis cacat las retak yang akan diidentifikasi pada penelitian ini adalah *Transverse Crack* dan *Longitudinal Crack*. Cacat *Transverse Crack* dan *Longitudinal Crack* ditunjukkan pada gambar 2.

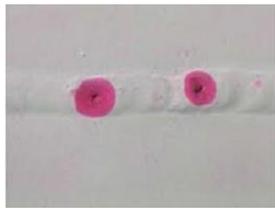
Gambar 2 Cacat *Transverse Crack* dan *Longitudinal Crack*



C. Non Destructive Testing

Non Destructive Testing (NDT) adalah proses identifikasi segala jenis kerusakan yang ada pada sebuah benda tanpa merubah ataupun merusak benda uji. Tujuan dari dilakukannya *Non Destructive Testing* (NDT) adalah untuk mengetahui apakah material yang kita gunakan berkualitas baik atau masih didalam batas aman toleransi kerusakan yang diakibatkan oleh cacat-cacat logam [19]. Salah satu metode NDT adalah *Penetrant Testing*. *Penetrant Testing* menggunakan cairan penetrant berwarna merah. Cairan tersebut dapat disemprotkan langsung pada benda uji atau di ratakan dengan kuas pada benda uji. *Visible penetrant* membutuhkan Cleaner sebagai pembersih benda uji dan developer untuk menaikkan cairan

penetrant yang mengendap didalam cacat las agar hasil cacat las dapat diidentifikasi. Contoh pengaplikasian visible penetrant test ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 3 Pengaplikasian Penetrant Testing

D. Standar ASME dan AWS

Pengelasan memiliki standar kriteria untuk dapat dikatakan cacat. Standar yang paling umum digunakan dalam pengelasan adalah ASME (*American Society of Mechanical Engineering*) bagian IX dan AWS (*American Welding Society*) D1.1. [20]. Standar cacat las pada pemeriksaan dengan *liquid penetrant testing* tertera pada *Mandatory Appendix 8 (Page 417) of ASME BPVC Section VIII Div 1, 2017 Edition*. Kriteria penerimaan hasil pemeriksaan *liquid penetrant test* menurut (*Mandatory Appendix 8*) menyatakan bahwa semua permukaan pengelasan yang akan diperiksa harus bebas dari [16]:

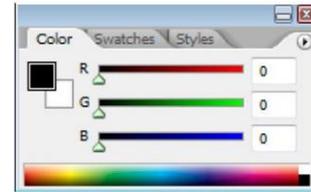
- Segala macam indikasi linear / berbentuk garis akan dinyatakan ditolak.
- Segala macam indikasi berbentuk bulatan yang memiliki diameter lebih dari 5mm atau (3/16 in.) dinyatakan ditolak.
- 4 atau lebih indikasi berbentuk bulatan yang sejajar dalam 1 garis dan terpisah dengan jarak 1.5 mm atau (1/16 in.) atau kurang, dari ujung ke ujung.

E. Pengolahan Citra

Citra adalah gambar atau imitasi dua dimensi dari suatu objek. Citra dapat dinyatakan sebagai fungsi $f(x,y)$ dimana x dan y adalah koordinat ruang dan f dari koordinat x maupun y adalah intensitas atau derajat keabuan dari sebuah citra [21]. Jenis – jenis citra menurut nilai pikselnya dapat dikelompokkan menjadi beberapa jenis [22], yaitu :

1. Citra RGB (Red, Green, Blue)

Citra RGB (Red, Green, Blue) adalah sebuah pemodelan warna yang terdiri dari 3 macam kanal warna yaitu Merah (Red), Hijau (Green) dan Biru (Blue) [21]. Setiap kanal memiliki intensitas warna dalam skala 8 bit atau memiliki range / jarak dari nilai 0 hingga 255 [4]. Kombinasi dari ketiga warna tersebut dapat menjadi jutaan macam warna sesuai dengan intensitas dari masing-masing kanal warnanya. Dalam intensitas penuh, model warna RGB akan menjadi warna Putih (255,255,255) sedangkan dalam intensitas terendah model warna RGB akan menjadi berwarna hitam (0,0,0). Warna-warna dari citra RGB ditunjukkan pada gambar 4.



Gambar 4 Citra Warna RGB

2. Citra Grayscale

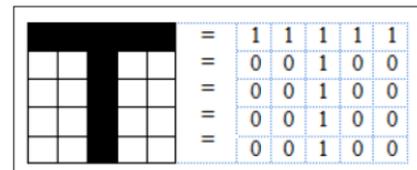
Citra *Grayscale* adalah citra yang terdiri dari warna dari piksel yang berada didalam gradasi warna antara hitam dan putih. Grayscale atau warna keabuan memiliki satu kanal warna 8 bit dengan rentang nilai range / jarak dari 0 sampai 255 [22]. Gradasi warna pada citra *grayscale* ditunjukkan pada gambar 5.



Gambar 5 Gradasi Citra Grayscale

3. Citra Biner

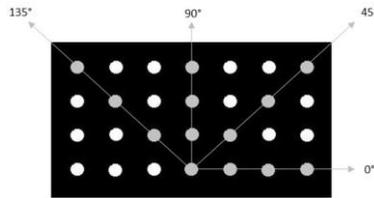
Citra Biner adalah sebuah citra yang terdiri hanya dari dua warna yaitu hitam dan putih [22]. Karena citra biner hanya terdiri dari warna hitam dan putih, citra biner hanya memerlukan 1 bit per piksel yaitu 0 dan 1 atau 0 dan 255 dalam 8 bit [4]. Ilustrasi citra biner ditunjukkan pada gambar 6.



Gambar 6 Ilustrasi Citra Biner

F. Gray Level CO-Occurance Matrix (GLCM)

Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM) adalah sebuah metode ekstraksi ciri pada citra untuk memperoleh nilai fitur dengan cara menghitung kemungkinan dari perhitungan ketetanggaan antar dua piksel pada jarak dan sudut tertentu [9]. Hubungan antar dua piksel citra asli dihitung pada orde kedua. Dengan menghitung kemungkinan hubungan ketetanggaan antar dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu akan mendapatkan ciri statistik dari orde kedua. Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM) memiliki 4 orientasi sudut hubungan ketetanggaan antar piksel yaitu 0°, 45°, 90° dan 135° [9]. Pada orientasi sudut 0°, hubungan ketetanggaan piksel dihitung 1 piksel kearah kanan. Pada orientasi sudut 45°, hubungan ketetanggaan piksel dihitung 1 piksel kearah kanan atas. Pada orientasi sudut 90°, hubungan ketetanggaan dihitung 1 piksel kearah atas. Pada orientasi sudut 135° [9], hubungan ketetanggaan dihitung 1 piksel kearah kiri atas. Arah orientasi sudut dari Gray Level Co-Occurance Matrix ditunjukkan pada gambar 7.



Gambar 7 Arah orientasi sudut GLCM

Perhitungan fitur ciri tekstur berdasarkan persamaan Haralick dapat dijabarkan sebagai berikut :

- **Kontras (Contrast)**

Kontras pada fitur GLCM menunjukkan ukuran penyebaran element matriks pada citra. Semakin jauh letaknya dari diagonal utama maka nilai kontrasnya semakin besar [9]. Perhitungan nilai kontras dapat dituliskan dengan persamaan :

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i - j)^2 \dots\dots\dots(1)$$

- Keterangan :
- P(i,j) adalah probabilitas nilai pada baris I dan kolom j
 - N adalah banyaknya data
 - G adalah banyaknya derajat keabuan
 - M adalah rata-rata nilai P

- **Homogenitas (Homogeneity)**

Homogenitas pada fitur GLCM adalah ukuran keseragaman variasi intensitas pada citra [7]. Perhitungan nilai dari Homogenitas dapat dituliskan dengan persamaan :

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2} \dots\dots\dots(2)$$

- **Angular Second Momement (ASM)**

Angular Second Moment adalah ukuran keseragaman pada gambar melalui jumlah kuadrat elemen pada matrix GLCM [12]. Nilai ASM dapat dihitung menggunakan persamaan :

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 \dots\dots\dots(3)$$

- **Energy**

Energy pada fitur GLCM adalah ukuran intensitas keabuan antar konsentrasi pasangan pada matriks. Nilai dari energy akan semakin tinggi jika suatu nilai piksel memiliki kemiripan pada nilai piksel lainnya dan nilai dari energy akan semakin rendah ditandai dengan nilai dari GLCM normalisasi yang bervariasi [12]. Nilai energy dapat dihitung dengan persamaan [23]:

$$\sqrt{\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2} \dots\dots\dots(4)$$

- Keterangan :
- L adalah nilai aras keabuan tertinggi

- i adalah aras keabuan citra
- P(i) adalah probabilitas nilai channel citra i pada citra

- **Dissimilarity**

Dissimilarity pada fitur GLCM adalah ukuran ketidaksamaan pada suatu tekstur. Dissimilarity akan bernilai besar jika bentuk tekstur sangat acak dan bernilai kecil jika bentuk tekstur seragam [9]. Nilai Dissimilarity dapat dihitung dengan persamaan :

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} |i - j| \dots\dots\dots(5)$$

- **Correlation**

Correlation adalah ukuran ketergantungan linear antar nilai aras keabuan dalam sebuah citra [12]. Nilai Correlation dapat dihitung dengan persamaan :

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left[\frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \dots\dots\dots(6)$$

G. Algoritma K-Nearest Neighbor

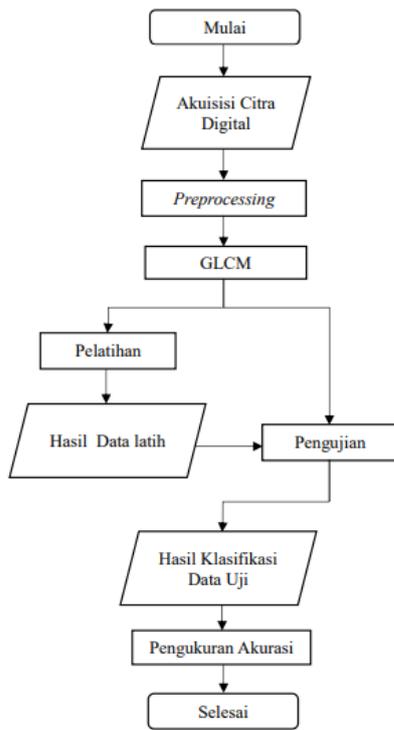
K-Nearest Neighbor adalah suatu metode yang untuk mencari sebuah kasus dengan menghitung kedekatan antara kasus baru dan kasus lama dimana setiap contoh kasus baru diklasifikasikan oleh suara mayoritas dari K tetangga. Nilai dari K adalah bilangan bulat positif dan umumnya bernilai kecil [7]. Prinsip kerja algoritma ini adalah berdasarkan jarak terdekat antara query instance dan sampel data latih [7]. Algoritma ini akan melihat jumlah kemunculan dari kelas dalam K-tetangga yang terpilih berdasarkan K-tetangga terdekat. Kelas yang paling banyak muncul akan menjadi kelas hasil dari klasifikasi. Jarak ketetanggan antar nilai ketetanggan akan dihitung berdasarkan persamaan Euclidean Distance yaitu [12] :

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \dots\dots\dots(7)$$

- Keterangan :
- d adalah Euclidean Distance
 - x2 dan y2 adalah data latih
 - x2 dan y2 adalah data uji

III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan di PLTU Kaltim Teluk Balikpapan, kelurahan Kariangau, Balikpapan Barat. Penelitian ini memiliki rancangan diagram alir sistem pelatihan dan pengujian seperti yang ditunjukkan pada gambar 8 :

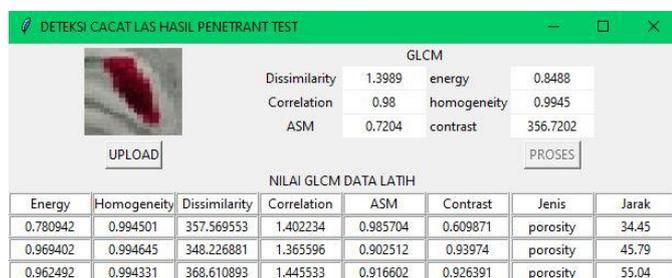


Gambar 8 Diagram Alir Sistem

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Tampilan GUI Pada Python

Tampilan *Graphical User Interface* pada sistem identifikasi cacat las ditunjukkan pada gambar 9. Terdapat beberapa macam komponen yang ada didalam GUI ini, seperti tombol upload, tombol proses, tabel GLCM, tabel nilai data latih GLCM dan label gambar. Tombol upload berfungsi untuk memasukkan gambar dengan memilih gambar dari folder data yang telah disiapkan. Tombol proses berfungsi untuk melakukan klasifikasi dengan menggunakan perhitungan algoritma K-NN. Tabel GLCM menampilkan nilai-nilai ekstraksi ciri citra digital data uji dan tabel nilai GLCM data latih menampilkan nilai ciri citra digital dari data uji.



Gambar 9 Tampilan GUI Python

B. Data Pengujian Sistem

Proses pengujian menggunakan data citra hasil pengelasan berupa hasil las bagus dan hasil las cacat. Jumlah seluruh data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 269 data citra berupa gambar hasil pengelasan. Berikut data latih dan uji ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Data Pelatihan dan Pengujian Sistem

NO	Jenis Data Citra	Jumlah Data latih	Jumlah Data Uji
1.	Good	48	20
2.	Porosity	49	20
3.	Transverse	44	20
4.	Longitudinal	48	20
Total		189	80

Dapat dilihat pada tabel 1, data uji yang digunakan adalah 80 citra hasil pengelasan dengan jenis good sebanyak 20 citra, jenis porosity sebanyak 20 citra, jenis transverse sebanyak 20 citra dan jenis longitudinal sebanyak 20 citra. Berikut contoh beberapa data uji yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. Contoh Data Pengujian

No	Nama File	Dimensi	Foto Citra	Keterangan
1.	Ujigd05.jpg	320 X 240 Pixel		Good
2.	Ujipst04.jpg	320 X 240 Pixel		Porosity
3.	Ujitvs01.jpg	320 X 240 Pixel		Transverse
4.	Ujilng13.jpg	320 X 240 Pixel		Longitudinal

C. Pengujian Sistem GLCM dan K-Nearest Neighbor

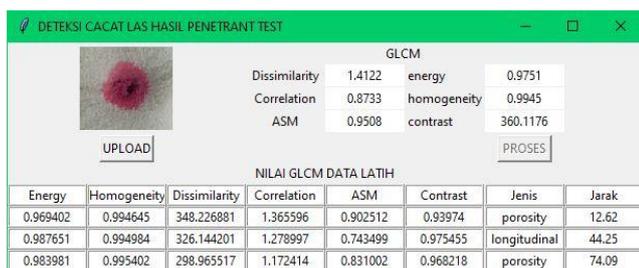
Pengujian citra pengelasan bertujuan untuk mengidentifikasi jenis cacat las dan mengetahui akurasi identifikasi foto citra hasil pengelasan. Pengujian dikategorikan menjadi 4 jenis yaitu *good*, *porosity*, *transverse* dan *longitudinal*. Hasil akurasi pengujian masing-masing cacat las yang didapatkan akan diakumulasi menjadi total akurasi. Penentuan jenis hasil pengelasan didasari oleh kedekatan jarak antara data latih dan data uji dengan nilai $K = 1$ pada metode K-NN. Perhitungan jarak antara data latih dan data uji menggunakan perhitungan *Euclidean Distance*.

Nilai acuan klasifikasi untuk proses pengujian identifikasi jenis cacat las pada data uji berdasarkan nilai ciri data latih seperti beberapa sampel data latih pada tabel 3.

Tabel 3. Sampel Data Latih

Dissimilarity	Correlation	ASM	Energy	Homogeneity	Contrast	Kelas
0	1	1	1	1	0	Good
0	1	1	1	1	0	Good
0	1	1	1	1	0	Good
0.2132	0.4916	0.9975	0.9988	0.9992	54.3574	Good
0	1	1	1	1	0	Good
0	1	1	1	1	0	Good
0	1	1	1	1	0	Good
0.438	0.9603	0.9551	0.9773	0.9983	111.6957	Good
0.0073	0	0.9999	1	1	1.8519	Good
0.2798	0.776	0.994	0.997	0.9989	71.344	Good
0.1132	0.4136	0.9988	0.9994	0.9996	28.8774	Porosity
0.0933	0.8759	0.9967	0.9983	0.9996	23.7813	Porosity
5.2092	0.951	0.5631	0.7504	0.9796	1328.3582	Porosity
1.2257	0.9506	0.8979	0.9952	0.9952	312.5549	Porosity
0.4197	0.9581	0.9591	0.9793	0.9984	107.0161	Porosity
0.8926	0.92	0.9528	0.9761	0.9965	227.6215	Porosity
0.0533	0.8094	0.9987	0.9993	0.9998	13.5893	Porosity
0.373	0.9276	0.9783	0.9891	0.9985	95.1254	Porosity
0.7594	0.9274	0.956	0.9778	0.997	193.6481	Porosity
0.5529	0.9494	0.955	0.9772	0.9978	140.9894	Porosity
0.0933	0.6584	0.9986	0.9993	0.9996	23.7813	Transverse
0.0933	0.6408	0.9986	0.9993	0.9996	23.7813	Transverse
3.9236	0.3722	0.9603	0.98	0.9846	1000.5153	Transverse
0.2798	0.562	0.9964	0.9982	0.9989	71.344	Transverse
1.0725	0.502	0.979	0.9894	0.9958	273.4855	Transverse
0.2631	0.8994	0.9887	0.9943	0.999	67.0974	Transverse
0.3297	0.969	0.957	0.9783	0.9987	84.0841	Transverse
0.1865	0.9366	0.9877	0.9938	0.9993	47.5627	Transverse
0.579	0.7979	0.9865	0.9932	0.9977	147.7841	Transverse
3.2241	0.8915	0.8709	0.9332	0.9874	822.1552	Transverse
3.5406	0.9715	0.4994	0.7067	0.9861	902.8419	Longitudinal
4.703	0.9314	0.7129	0.8443	0.9816	1199.2594	Longitudinal
2.548	0.9291	0.8493	0.9216	0.99	649.7404	Longitudinal
1.8053	0.9097	0.9145	0.9563	0.9929	460.3389	Longitudinal
2.1916	0.9289	0.8706	0.933	0.9914	558.8617	Longitudinal
2.7445	0.9721	0.6029	0.7765	0.9892	699.8511	Longitudinal
3.439	0.9713	0.5101	0.7142	0.9863	888.4032	Longitudinal
3.5406	0.9715	0.4994	0.7067	0.9861	902.8419	Longitudinal
4.703	0.9314	0.7129	0.8443	0.9816	1199.2594	Longitudinal
2.548	0.9291	0.8493	0.9216	0.99	649.7404	Longitudinal

Pengujian data dilakukan dengan memasukkan file kedalam GUI python dan pengujian sekaligus. Citra yang akan dimasukkan terlebih dahulu melalui *preprocessing* yaitu diubah dimensinya menjadi 320 x 240 pixel dan diubah menjadi citra grayscale. Kemudian citra akan diekstrak ciri citranya dengan algoritma GLCM sehingga menghasilkan nilai-nilai ciri citra seperti *energy*, *homogeneity*, *dissimilarity*, dan lain-lain. Nilai-nilai tersebut kemudian dicari nilai ketetanggaan terdekatnya antara data uji terhadap data latih menggunakan algoritma K-NN berdasarkan jarak *Euclidean*. Proses pengujian ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10. Proses Pengujian

Sampel nilai-nilai ekstraksi ciri citra uji ditunjukkan pada tabel 4.

Tabel 4. Sampel Data Uji

Dissimilarity	Correlation	ASM	Energy	Homogeneity	Contrast	Kelas
0	1	1	1	1	0	Good
0.0333	0.2856	0.9997	0.9998	0.9999	8.4933	Good
0	1	1	1	1	0	Good
0	1	1	1	1	0	Good
0	1	1	1	1	0	Good
1.2057	0.9623	0.87	0.9328	0.9953	307.4589	Porosity
1.2524	0.9598	0.8731	0.9344	0.9951	319.3495	Porosity
1.3789	0.9813	0.7053	0.8398	0.9946	351.6242	Porosity
0.8194	0.988	0.73	0.8544	0.9968	208.9361	Porosity
3.2175	0.7533	0.9364	0.9677	0.9874	820.4565	Porosity
0.6062	0.9259	0.9656	0.9826	0.9976	154.5788	Transverse
0.5462	0.7908	0.9876	0.9938	0.9979	139.2908	Transverse
0.1466	0.633	0.9979	0.9989	0.9994	37.3707	Transverse
0.0133	0.5	0.9998	0.9999	0.9999	3.3973	Transverse
0.6395	0.8335	0.9824	0.9912	0.9975	163.0721	Transverse
2.1783	0.8348	0.9398	0.9694	0.9915	555.4643	Longitudinal
1.2524	0.9622	0.8651	0.9301	0.9951	319.2495	Longitudinal
4.5997	0.9275	0.7335	0.8564	0.982	1172.9301	Longitudinal
4.8762	0.957	0.5363	0.7323	0.9809	1243.4248	Longitudinal
0.6728	0.9605	0.9306	0.9647	0.9974	171.5654	Longitudinal

Hasil pengujian dari 80 citra hasil pengelasan ditunjukkan pada tabel 5 berikut :

Tabel 5. Hasil Pengujian

No	Nama File	Hasil Identifikasi	Keterangan
1	Ujigd01.jpg	Good	Benar
2	Ujigd02.jpg	Good	Benar
3	Ujigd03.jpg	Good	Benar
4	Ujigd04.jpg	Good	Benar
5	Ujigd05.jpg	Good	Benar
6	Ujigd06.jpg	Porosity	Salah
7	Ujigd07.jpg	Good	Benar
8	Ujigd08.jpg	Good	Benar
9	Ujigd09.jpg	Good	Benar
10	Ujigd10.jpg	Good	Benar
11	Ujigd11.jpg	Good	Benar
12	Ujigd12.jpg	Porosity	Salah
13	Ujigd13.jpg	Good	Benar
14	Ujigd14.jpg	Good	Benar
15	Ujigd15.jpg	Good	Benar
16	Ujigd16.jpg	Good	Benar
17	Ujigd17.jpg	Good	Benar
18	Ujigd18.jpg	Good	Benar
19	Ujigd19.jpg	Good	Benar
20	Ujigd20.jpg	Good	Benar
21	Ujipst01.jpg	Porosity	Benar
22	Ujipst02.jpg	Porosity	Benar
23	Ujipst03.jpg	Porosity	Benar
24	Ujipst04.jpg	Porosity	Benar
25	Ujipst05.jpg	Good	Salah
26	Ujipst06.jpg	Longitudinal	Salah
27	Ujipst07.jpg	Porosity	Benar
28	Ujipst08.jpg	Porosity	Benar
29	Ujipst09.jpg	Porosity	Benar
30	Ujipst10.jpg	Porosity	Benar
31	Ujipst11.jpg	Good	Salah
32	Ujipst12.jpg	Porosity	Benar
33	Ujipst13.jpg	Porosity	Benar
34	Ujipst14.jpg	Porosity	Benar
35	Ujipst15.jpg	Porosity	Benar
36	Ujipst16.jpg	Porosity	Benar
37	Ujipst17.jpg	Porosity	Benar
38	Ujipst18.jpg	Porosity	Benar
39	Ujipst19.jpg	Porosity	Benar
40	Ujipst20.jpg	Porosity	Benar

No	Nama File	Hasil Identifikasi	Keterangan
41	Ujitvs01.jpg	Transverse	Benar
42	Ujitvs02.jpg	Transverse	Benar
43	Ujitvs03.jpg	Transverse	Benar
44	Ujitvs04.jpg	Transverse	Benar
45	Ujitvs05.jpg	Transverse	Benar
46	Ujitvs06.jpg	Transverse	Benar
47	Ujitvs07.jpg	Transverse	Benar
48	Ujitvs08.jpg	Porosity	Salah
49	Ujitvs09.jpg	Transverse	Benar
50	Ujitvs10.jpg	Transverse	Benar
51	Ujitvs11.jpg	Transverse	Benar
52	Ujitvs12.jpg	Transverse	Benar
53	Ujitvs13.jpg	Transverse	Benar
54	Ujitvs14.jpg	Longitudinal	Salah
55	Ujitvs15.jpg	Porosity	Salah
56	Ujitvs16.jpg	Transverse	Benar
57	Ujitvs17.jpg	Transverse	Benar
58	Ujitvs18.jpg	Good	Salah
59	Ujitvs19.jpg	Transverse	Benar
60	Ujitvs20.jpg	Transverse	Benar
61	Ujilng01.jpg	Longitudinal	Benar
62	Ujilng02.jpg	Longitudinal	Benar
63	Ujilng03.jpg	Longitudinal	Benar
64	Ujilng04.jpg	Longitudinal	Benar
65	Ujilng05.jpg	Longitudinal	Benar
66	Ujilng06.jpg	Longitudinal	Benar
67	Ujilng07.jpg	Porosity	Salah
68	Ujilng08.jpg	Longitudinal	Benar
69	Ujilng09.jpg	Longitudinal	Benar
70	Ujilng10.jpg	Longitudinal	Benar
71	Ujilng11.jpg	Longitudinal	Benar
72	Ujilng12.jpg	Porosity	Salah
73	Ujilng13.jpg	Longitudinal	Benar
74	Ujilng14.jpg	Good	Salah
75	Ujilng15.jpg	Longitudinal	Benar
76	Ujilng16.jpg	Longitudinal	Benar
77	Ujilng17.jpg	Longitudinal	Benar
78	Ujilng18.jpg	Longitudinal	Benar
79	Ujilng19.jpg	Longitudinal	Benar
80	Ujilng20.jpg	Longitudinal	Benar

Dari 80 citra uji, 68 citra uji berhasil diidentifikasi dengan benar dan 12 citra uji salah diidentifikasi sesuai jenis hasil las. 68 data yang berhasil diidentifikasi dengan benar terdiri dari 18 citra good, 17 citra porosity, 16 citra transverse dan 17 citra longitudinal. Sedangkan 12 citra uji salah diidentifikasi terdiri dari 2 citra good, 3 citra porosity, 4 citra transverse dan 3 citra longitudinal.

D. Hasil Akurasi

Akurasi pengujian masing-masing jenis hasil pengelasan dihitung dengan rumus :

$$\frac{\text{Jumlah data benar diidentifikasi}}{\text{jumlah data uji sesuai jenis hasil las}} \times 100\% \dots\dots\dots(8)$$

Sehingga perhitungan akurasi pengujian masing-masing jenis hasil pengelasan adalah sebagai berikut :

- a. Akurasi Uji Citra Good

$$= \frac{18}{20} \times 100\% = 90\%$$

- b. Akurasi Uji Citra Porosity

$$= \frac{17}{20} \times 100\% = 85\%$$

- c. Akurasi Uji Citra Transverse

$$= \frac{16}{20} \times 100\% = 80\%$$

- d. Akurasi Uji Citra Longitudinal

$$= \frac{17}{20} \times 100\% = 85\%$$

Total akurasi pengujian hasil pengelasan dihitung dengan rumus :

$$= \frac{\text{Jumlah data benar diidentifikasi}}{\text{Jumlah seluruh data uji hasil las}} \times 100\% \dots\dots\dots(9)$$

$$= \frac{68}{80} \times 100\% = 85\%$$

Berdasarkan hasil pengujian, identifikasi jenis cacat las pada hasil tes penetrant menggunakan metode GLCM dan K-NN memiliki hasil yang cukup baik. Dapat dilihat dari akurasi tertinggi sebesar 90% untuk akurasi uji citra good dan total akurasi sebesar 85%, yang mana lebih baik dibandingkan penelitian sebelumnya yaitu “Identifikasi Tumbuhan Obat Herbal Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Algoritma Gray Level Co-occurrence Matrix dan K-Nearest Neighbor” dengan akurasi rata-rata 83.33% [5], Ekstraksi Citra Menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Indentifikasi Jenis Anggrek (Orchidaceae)” dengan akurasi rata-rata 77% [7] serta memiliki akurasi rata-rata yang sama baiknya dengan “Pola Tekstur Permukaan untuk Klasifikasi Mutu Ubin Teraso Menggunakan GLCM dan KNN” yang memiliki akurasi rata-rata 85% [10].

V. KESIMPULAN

Setelah melakukan seluruh proses penelitian dan mendapatkan hasil pada proses pengujian, dapat disimpulkan beberapa hal seperti berikut :

- a. Klasifikasi yang ditetapkan berdasarkan jenis cacat las yang terbagi menjadi 4 kelas, yaitu; good, porosity, transverse dan longitudinal. Identifikasi Citra pengujian menggunakan metode GLCM dan K-NN pada penelitian ini berhasil diperoleh dengan mengujikan 80 citra hasil pengelasan yang terdiri dari 20 citra uji good, 20 citra uji porosity, 20 citra uji transverse dan 20 citra uji longitudinal.
- b. Hasil identifikasi tingkat akurasi menggunakan metode GLCM dan K-NN diperoleh sebagai berikut :
 - Dari 20 data citra uji good, 18 citra teridentifikasi benar dengan akurasi uji good sebesar 90%.
 - Dari 20 data citra uji porosity, 17 citra teridentifikasi benar dengan akurasi uji porosity sebesar 85%.
 - Dari 20 data citra uji transverse, 16 citra teridentifikasi benar dengan akurasi uji transverse sebesar 80%.

- Dari 20 data citra uji longitudinal, 17 citra teridentifikasi benar dengan akurasi uji longitudinal sebesar 85%.

Sehingga diperoleh total akurasi hasil pengujian sebesar 85% dari 80 data uji.

REFERENSI

- [1] R. R. W. N. Soeprajitno, "Potensi Artificial Intelligence (Ai) Menerbitkan Opini Auditor?," *J. Ris. Akunt. Dan Bisnis Airlangga*, vol. 4, no. 1, hal. 560–573, 2019.
- [2] D. A. Prabowo dan D. Abdullah, "Deteksi dan Perhitungan Objek Berdasarkan Warna Menggunakan Color Object Tracking," *Pseudocode*, vol. 5, no. 2, hal. 85–91, 2018.
- [3] A. Asrianda, H. A. K. Aidilof, dan Y. Pangestu, "Machine Learning for Detection of Palm Oil Leaf Disease Visually using Convolutional Neural Network Algorithm," *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 4, no. 2, hal. 286–293, 2021.
- [4] A. Asni b dan T. O. Dana, "Identifikasi Wajah Dengan Segmentasi Warna Kulit Menggunakan Metode Viola Jones," *J. Tek. Elektro Uniba (JTE Uniba)*, vol. 4, no. 1, hal. 1–6, 2019.
- [5] F. S. Ni'mah, T. Sutojo, dan D. R. I. M. Setiadi, "Identifikasi Tumbuhan Obat Herbal Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Algoritma Gray Level Co-occurrence Matrix dan K-Nearest Neighbor," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 6, no. 2, hal. 51–56, 2018.
- [6] A. Pariyandani, "Klasifikasi Citra Ikan Berformalin Menggunakan Metode K-NN dan GLCM," *Pros. Semin. Nas. Teknol. Inform.*, vol. 2, no. 1, hal. 42–47, 2019.
- [7] D. P. Pamungkas, "Ekstraksi Citra menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Identifikasi Jenis Anggrek (Orchidaceae)," *Innov. Res. Informatics*, vol. 1, no. 2, hal. 51–56, 2019.
- [8] C. Jatmoko dan D. Sinaga, "Ekstraksi Fitur Glcm Pada K-Nn Dalam Mengklasifikasi Motif Batik," hal. 978–979, 2019.
- [9] M. Ramadhani, "Klasifikasi Jenis Jerawat Berdasarkan Tekstur dengan Menggunakan Metode GLCM," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 5, no. 1, hal. 870–876, 2018.
- [10] D. B. Wahyudi, K. Kusri, dan F. W. Wibowo, "Pola Tekstur Permukaan untuk Klasifikasi Mutu Ubin Teraso Menggunakan GLCM dan KNN," *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 5, no. 1, hal. 49, 2019.
- [11] R. Rudi dan D. Avianto, "Implementasi Ekstraksi Ciri Histogram dan K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Jenis Tanah di Kota Banjar, Jawa Barat," *J. Buana Inform.*, vol. 10, no. 2, hal. 85, 2019.
- [12] Y. Rahman dan H. Wijayanto, "Klasifikasi Batik Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)," *Jur. Tek. Inform. FIK UDINUS*, vol. 244, no. Ecpe, hal. 1–7, 2015.
- [13] R. Enggar Pawening, W. Ja, dan far Shudiq, "Klasifikasi Kualitas Jeruk Lokal Berdasarkan Tekstur Dan Bentuk Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (K-NN)," *Ejournal.Unuja.Ac.Id*, vol. 1, no. 1, hal. 10–17, 2020.
- [14] B. Sandy, J. K. Siahaan, P. Permana, dan ..., "Klasifikasi Citra Wayang Dengan Menggunakan Metode k-NN & GLCM," *Semant. (Seminar ...)*, vol. 2, no. November, hal. 71–77, 2019.
- [15] S. Syahrir, S. Bayulianto, R. I. Adam, dan M. Si, "Klasifikasi Penyakit Paru-Paru Dengan Algoritma K-NN (K-Nearest Neighbor) Berdasarkan Tekstur GLCM," vol. 5, no. 2, hal. 127–133, 2021.
- [16] ASME, "Mandatory Appendices," *Asme Boil. Press. Vessel Code*, 2004.
- [17] W. T. Boiler, P. P. Unit, dan P. Unit, "Analisis Cacat Las Incomplete Fusion Dan Retak Memanjang Pada Waterwall Tube Boiler PLTU Paiton Unit 1," vol. 18, no. 1, hal. 10–20, 2015.
- [18] J. Dharma, B. I. S. T. Akprind, Y. Issn, dan E. Oktober, "1,2 I , 2," vol. 2, no. 2, hal. 148–156, 2019.
- [19] N. I. Sumardani, N. I. Setiawan, dan B. W. Nuryadin, "Defect Analysis of Carbonsteel Pipe Welding Connections Using Non-Destructive Testing with the Penetrant Test Method," 2020.
- [20] T. Endramawan, E. Haris, F. Dionisius, dan Y. Prinka, "Aplikasi Non Destructive Test Penetrant Testing (Ndt-Pt) Untuk Analisis Hasil Pengelasan Smaw 3G Butt Joint," *JIT (Jurnal Teknol. Ter.)*, vol. 3, no. 2, hal. 44–48, 2017.
- [21] R. C. Gonzalez, "Digital_Image_Processing_2ndEd.pdf," hal. 1–793, 2002.
- [22] A. K. Tarigan, S. D. Nasution, dan A. Karim, "Aplikasi Pembelajaran Citra Dengan Menggunakan Metode Computer Assisted Instruction (CAI)," vol. 3, no. 4, hal. 1–4, 2016.
- [23] P. D. Mryka Hall-Beyer, "GLCM Texture: A Tutorial," *17th Int. Symp. Ballist.*, vol. 2, no. March, hal. 18–19, 2017.