

LAPORAN TUGAS AKHIR

KLASIFIKASI CACAT GORESAN (SCRATCH) PADA PERMUKAAN PELAT BAJA DENGAN *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX DAN* *ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE*

Diajukan guna melengkapi sebagian syarat dalam mencapai
gelar Sarjana Strata Satu (S1)



Disusun Oleh :

Nama : Muhammad Muhlisin
N.I.M : 41419120064
Pembimbing : Akhmad Wahyu Dani, S.T., M.T.

**PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MERCUBUANA
JAKARTA
2021**

HALAMAN PENGESAHAN

**KLASIFIKASI CACAT GORESAN (*SCRATCH*) PADA PERMUKAAN
PELAT BAJA DENGAN *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX* DAN
ALGORITMA *SUPPORT VECTOR MACHINE***



Mengetahui,
Pembimbing Tugas Akhir
MERCU BUANA
(Akhmad Wahyu)

(Akhmad Wahyu Dani, S.T., M.T.)

Kaprodi Teknik Elektro

(Signature of Dr. Ir. Eko Ihsanto, M.Eng.)
(Dr. Ir. Eko Ihsanto, M.Eng.)

Koordinator Tugas Akhir

(Signature of Muhammad Hafizd Ibnu Hajar, S.T., M.Sc.)
(Muhammad Hafizd Ibnu Hajar, S.T., M.Sc.)

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : Muhammad Muhlisin

NIM : 41419120064

Program Studi : Teknik Elektro

Fakultas : Teknik

Judul Laporan Akhir : Klasifikasi Cacat Goresan (*Scratch*) Pada Permukaan Pelat Baja Dengan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* Dan Algoritma *Support Vector Machine*

Dengan ini menyatakan bahwa hasil penulisan Laporan Akhir yang telah saya buat ini merupakan hasil karya sendiri dan benar keasliannya. Apabila dikemudian hari penulisan Laporan Akhir ini merupakan hasil plagiat atau penjiplakan terhadap karya orang lain, maka saya bersedia mempertanggung jawabkan sekaligus bersedia menerima sanksi berdasarkan aturan di Universitas Mercu Buana.

Demikian pernyataan ini saya buat dalam keadaan sadar dan tidak dipaksakan.

Jakarta, Juli 2021



(Muhammad Muhlisin)

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

KATA PENGANTAR

Tiada kata yang pantas kecuali mengucap rasa syukur kepada ALLAH Swt. Tuhan semesta alam yang dengan rahmat-Nya, penulis mampu menyelesaikan tugas akhir yang berjudul “Klasifikasi Cacat Goresan (*Scratch*) Pada Permukaan Pelat Baja Dengan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* Dan Algoritma *Support Vector Machine*” sebagai syarat dalam mencapai gelar Sarjana Strata Satu (S1) di Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Mercubuana

Dalam penyusunan tugas akhir ini, penulis banyak mendapat dukungan dan motivasi dari berbagai pihak. Untuk itu ucapan terima kasih penulis ucapkan kepada:

1. Kedua Orang Tuaku tercinta yang telah memberikan doa dan semua dukungan yang sangat berarti.
2. Istriku tersayang, Dassy Purnamasari seseorang yang teramat istimewa yang telah memberikan motivasi tak bertepi.
3. Anak-anakku, Qiandra Assyifa dan Ammar Sayyid. Karena mereka, semangat dalam dada tetap terjaga.
4. Saudara-saudara kandungku yang telah memberikan support dan nasihat pantang menyerah.
5. Bapak Dr. Ir. Eko Ihsanto, M.Eng., Kaprodi Teknik Elektro. Beliau sangat berjasa dalam menyalurkan informasi penting sekaligus membantu terkait apapun yang berhubungan dengan birokrasi tugas akhir.
6. Bapak M. Hafizd Ibnu Hajar, S.T., M.Sc., selaku koordinator tugas akhir Jurusan Teknik Elektro Universitas Mercubuana.
7. Bapak Akhmad Wahyu Dani, S.T., M.T. selaku dosen pembimbing. Beliau adalah dosen pembimbing yang sangat perhatian dalam mencerahkan segenap usaha untuk membantu penulis menyelesaikan tugas akhir ini. Terima kasih dan penghargaan yang tinggi untuk beliau dari penulis.
8. PT.Krakatau Posco, tempat penulis bekerja sekaligus mengambil data guna menyelesaikan tugas akhir ini.

9. Sahabat-sahabatku, Ansyori Fernanda dan Agandi Haryo, teman seperjuangan yang tanpa lelah saling bahu membahu hingga penulis mampu berdiri tegar hingga akhir.

Penulis juga menyadari bahwa dalam penyusunan tugas akhir ini masih banyak terdapat kesalahan dan kekeliruan, baik kata maupun cara penulisan. Untuk itu, kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan guna penyempurnaan pada laporan-laporan selanjutnya. Akhirnya, semoga tugas akhir ini dapat bermanfaat bagi siapa saja yang membacanya, terkhusus mahasiswa Jurusan Teknik Universitas Mercubuana.



ABSTRAK

Industri baja adalah salah satu pilar ketahanan nasional. Pembangunan infrastruktur yang gencar dilakukan pemerintah di dalam negeri tidak terlepas dari pelat baja sebagai bahan utama konstruksi. Kualitas yang baik akan memberikan keandalan pada penggunaan akhir dari pelat baja. Salah satu komponen kualitas adalah keadaan permukaan pelat baja yang bebas dari cacat. Cacat yang sering terjadi adalah goresan/*scratch*.

Namun, tidak semua goresan adalah cacat, hanya yang memenuhi standar kedalaman tertentu yang tergolong sebagai cacat. Pilah-pilah goresan untuk mengelompokan atau mengklasifikasikan cacat dan tidak cacat ini dilakukan secara manual. Dengan perkembangan teknologi saat ini, klasifikasi atau pengelompokan ini dapat memanfaatkan kecerdasan buatan atau *artificial intelligence*. Kecerdasan buatan yang digunakan adalah algoritma *support vector machine (SVM)* yang merupakan bagian dari *machine learning*.

Pada penelitian ini data yang digunakan untuk proses klasifikasi dengan SVM adalah citra goresan/*scratch* yang telah melalui tahap *preprocessing* dan *feature extraction* menggunakan GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*). Penelitian dilakukan pada 200 citra *scratch*. Berdasarkan proses learning menggunakan algoritma SVM didapatkan 3 model terbaik, yaitu kernel polynomial pada sudut orientasi 0° dengan parameter $C = 10$ dan $\gamma = 1$, kernel rbf pada sudut orientasi 90° dengan parameter $C = 0.5$ dan $\gamma = 1$ dan kernel rbf pada sudut orientasi 90° dengan parameter $C = 1$ dan $\gamma = 1$. Ketiga model ini memberikan nilai akurasi sebesar 98,36 %, presisi sebesar 96,97%, sensitivitas sebesar 100% dan F1 score sebesar 98,46%. Sedangkan hasil pengujian ketiga model terbaik dengan dataset baru menghasilkan nilai akurasi sebesar 96,49 %, presisi sebesar 93,54%, sensitivitas sebesar 100% dan F1 score sebesar 96,66%.

Kata kunci : Pelat Baja, Scratch, Preprocessing, GLCM, SVM

ABSTRACT

The steel industry is one of the national strategic industries. Infrastructure development carried out by the government in the country cannot be separated from steel plates as the main construction material. Perfect quality will give reliability to the implementation of the steel plate. One of the quality components is the steel surface without defect. The most common defects are scratch.

However, not all scratches are defects, only those that meet the depth standard are classified as defects. Selecting scratch to classify defects and non-defects is done manually. With current technological developments, this classification or grouping can use artificial intelligence. The artificial intelligence used is a support vector machine (SVM) algorithm which is part of machine learning.

In this study, the data used for the SVM classification process is a scratch image that has gone through preprocessing and feature extraction using GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix). The research was conducted on 200 scratch images. Based on the learning process using the SVM algorithm, the best 3 models were obtained, namely the polynomial kernel at 0° orientation angle with parameters $C = 10$ and $\gamma = 1$, RBF kernel at 90° orientation angle with parameter $C = 0.5$ and $\gamma = 1$, and RBF kernel at 90° orientation angle with parameter $C = 1$ and $\gamma = 1$. These three models provide an accuracy value of 98.36%, a precision of 96.97%, a sensitivity of 100% and an F1 score of 98.46%. While the test results of the three best models with new datasets provide an accuracy value of 96.49%, precision of 93.54%, sensitivity of 100% and F1 score of 96.66%.

Keywords: Steel plate, Scratch, Preprocessing, GLCM, SVM

MERCU BUANA

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN	iii
KATA PENGANTAR	iv
ABSTRAK	vi
ABSTRACT	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Batasan Masalah.....	3
1.5 Metodologi Penelitian	3
1.6 Sistematika Penulisan.....	4
BAB II LANDASAN TEORI	5
2.1 Tinjauan Pustaka	5
2.2 Cacat Goresan (Scratch) Pada Permukaan Pelat Baja.....	12
2.3 Citra Digital	14
2.4 Pengolahan Citra Digital	14
2.4.1 Contoh Operasi Khusus Pengolahan Citra.....	14
2.4.2 Ekstraksi Fitur	15
2.5 Pembelajaran Mesin (<i>Machine Learning</i>)	16
2.6 <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	19
2.6.1 Konsep <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	20
2.6.2 <i>Two-Class Classification Problem</i>	21
2.6.3 <i>Hyperplane Support Vector Machine (SVM)</i>	23
2.6.4 Konsep Matematika	24
2.7 Klasifikasi.....	26

2.8	Pengukuran Kerja Klasifikator	27
2.9	Bahasa Pemrograman Python.....	28
2.10	Himpunan Dataset	30
2.11	Tahapan Penelitian	33
BAB III	METODOLOGI PENELITIAN.....	34
3.1	Tahapan Klasifikasi Dengan GLCM dan SVM	34
3.2	Pengumpulan Dataset	37
3.3	Tahap <i>Preprocessing</i>	37
3.4	<i>Feature Extraction</i>	39
3.5	Membagi Data Pelatihan Dan Pengujian.....	39
3.6	Klasifikasi SVM	39
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	40
4.1	Perbaikan Citra	40
4.1.1	Data	40
4.1.2	Pemotongan Citra (<i>Cropping Image</i>).....	41
4.1.3	Normalisasi Ukuran Citra (<i>Resize Image</i>)	41
4.1.4	Konversi <i>Grayscale</i>	42
4.1.5	<i>Histogram Equalization</i>	43
4.1.6	<i>Median Filter</i>	46
4.2	<i>Feature Extraction</i>	47
4.2.1	Ekstraksi Fitur GLCM Sudut Orientasi $\theta = 0^\circ$	49
4.2.2	Ekstraksi Fitur GLCM Sudut Orientasi $\theta = 45^\circ$	50
4.2.3	Ekstraksi Fitur GLCM Sudut Orientasi $\theta = 90^\circ$	51
4.2.4	Ekstraksi Fitur GLCM Sudut Orientasi $\theta = 135^\circ$	52
4.3	Pemilihan Model dan Proses Learning.....	52
4.3.1	Klasifikasi SVM (<i>Support Vector Machine</i>).....	52
4.3.2	Evaluasi dan Validasi Model Dengan Confusion Matrix.....	66
4.3.3	Penerapan Model Terbaik Dengan Input Dataset Baru	69
BAB V	PENUTUP.....	72

5.1 Kesimpulan.....	72
5.2 Saran.....	72
DAFTAR PUSTAKA	xiv
LAMPIRAN	xvi



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Contoh scratch (a) perlu perbaikan dan (b) lolos kualifikasi	13
Gambar 2.2 Empat Sudut dalam GLCM.....	16
Gambar 2.3 Tipe machine learning secara umum.....	17
Gambar 2.4 Batas keputusan yang mungkin untuk dataset.....	20
Gambar 2.5 Model data kelas.....	21
Gambar 2.6 Model data kelas dengan garis pemisah L1, L2, dan L3	21
Gambar 2.7 Titik data support vector	22
Gambar 2.8 Garis batas (boundary line)	23
Gambar 2.9 Garis batas (hyper plane).....	23
Gambar 2.10 Hyperplane memisahkan dua kelas positif (+1) dan negatif (-1)	24
Gambar 2.11 Boundary Line dan Hyper Plane	24
Gambar 2.12 Jarak antara boundary line dengan masing-masing titik data setiap class	26
Gambar 2.13 Confusion Matrix	27
Gambar 2.14. Dataset scratch lolos kualifikasi	32
Gambar 2.15. Dataset scratch perlu perbaikan.....	32
Gambar 2.16. Diagram alir penelitian.....	33
Gambar 3.1 Diagram alir klasifikasi SVM	35
Gambar 4.1 a) Sampel data cacat scratch b) Sampel data scratch bukan cacat	41
Gambar 4.2 a) Sebelum pemotongan b) Setelah pemotongan	41
Gambar 4.3 Syntax normalisasi citra menggunakan pillow.....	42
Gambar 4.4 a) Citra asli b) Setelah normalisasi ukuran	42
Gambar 4.5 Proses Grayscale	43
Gambar 4.6 Syntax konversi Grayscale di python.....	43
Gambar 4.7 Citra Grayscale sebelum dilakukan proses histogram equalization ..	44
Gambar 4.8 Grafik kontras citra sebelum dilakukan- proses histogram equalization.....	44
Gambar 4.9 Citra Grayscale setelah dilakukan proses histogram equalization	45
Gambar 4.10 Grafik kontras citra setelah dilakukan-	

proses histogram equalization.....	45
Gambar 4.11 Syntax perbaikan kontras citra menggunakan opencv	46
Gambar 4.12 Citra sebelum dilakukan filter	46
Gambar 4.13 Citra setelah dilakukan filter	47
Gambar 4.14 Syntax proses filtering citra menggunakan opencv.....	47
Gambar 4.15 Syntax proses ekstraksi fitur GLCM menggunakan skimage	48
Gambar 4.16 Tampilan sebaran sampel data sudut orientasi $\theta=0^\circ$ dan Syntax dataplot menggunakan seaborn.....	54
Gambar 4.17 Separating hyperplane sudut orientasi $\theta=0^\circ$ dengan kernel polynomial, parameter $C = 10, \gamma = 1$	56
Gambar 4.18 Tampilan sebaran sampel data sudut orientasi $\theta=45^\circ$ dan Syntax dataplot menggunakan seaborn.....	57
Gambar 4.19 Separating hyperplane sudut orientasi $\theta=45^\circ$ dengan kernel linear, parameter $C = 0.5, \gamma = 1$	59
Gambar 4.20 Tampilan sebaran sampel data sudut orientasi $\theta=90^\circ$ dan Syntax dataplot menggunakan seaborn.....	60
Gambar 4.21 Separating hyperplane sudut orientasi $\theta=90^\circ$ dengan kernel rbf, parameter $C = 1, \gamma = 1$	62
Gambar 4.22 Tampilan sebaran sampel data sudut orientasi $\theta=135^\circ$ dan Syntax dataplot menggunakan seaborn.....	63
Gambar 4.23 Separating hyperplane sudut orientasi $\theta=135^\circ$ dengan kernel linear, parameter $C = 0.5, \gamma = 1$	65

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Referensi penelitian sebelumnya	9
Tabel 4.1 Ekstraksi fitur GLCM sudut orientasi $\theta=0^\circ$	49
Tabel 4.2 Ekstraksi fitur GLCM sudut orientasi $\theta=45^\circ$	50
Tabel 4.3 Ekstraksi fitur GLCM sudut orientasi $\theta=90^\circ$	51
Tabel 4.4 Ekstraksi fitur GLCM sudut orientasi $\theta=135^\circ$	52
Tabel 4.5 Sampel data untuk klasifikasi SVM, $\theta=0^\circ$	53
Tabel 4.6 Hasil klasifikasi SVM, $\theta=0^\circ$	55
Tabel 4.7 Sampel data untuk klasifikasi SVM, $\theta=45^\circ$	56
Tabel 4.8 Hasil klasifikasi SVM, $\theta=45^\circ$	58
Tabel 4.9 Sampel data untuk klasifikasi SVM, $\theta=90^\circ$	59
Tabel 4.10 Hasil klasifikasi SVM, $\theta=90^\circ$	61
Tabel 4.11 Sampel data untuk klasifikasi SVM, $\theta=135^\circ$	62
Tabel 4.12 Hasil klasifikasi SVM, $\theta=135^\circ$	64
Tabel 4.13 Hasil confusion matrix dari hasil terbaik Kernel Polynomial	66
Tabel 4.14 Hasil confusion matrix dari hasil terbaik Kernel RBF	66
Tabel 4.15 Penerapan model terbaik algoritma SVM.....	69
Tabel 4.16 Penerapan model terbaik algoritma SVM berdasarkan kedalaman	69

MERCU BUANA