

LAPORAN TUGAS AKHIR

KLASIFIKASI CACAT PEMOTONGAN PELAT BAJA DENGAN ALGORITMA *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)

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



UNIVERSITAS
MERCU BUANA

Disusun Oleh:

Nama : Agandi Haryo Widagdo
NIM : 41419120083

Pembimbing : Muhammad Hafizd Ibnu Hajar, ST, M.Sc

**PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MERCU BUANA
JAKARTA
2021**

HALAMAN PENGESAHAN

KLASIFIKASI CACAT PEMOTONGAN PELAT BAJA DENGAN ALGORITMA *SUPPORT VEKTOR MACHINE*



Disusun Oleh :

Nama : Agandi Haryo Widagdo
N.I.M : 41419120083
Program Studi : Teknik Elektro

Mengetahui,
Pembimbing Tugas Akhir

UNIVERSITAS
MERCU BUANA
(Muhammad Hafizd Ibnu Hajar, ST, M.Sc.)

Kaprodi Teknik Elektro

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

Koordinator Tugas Akhir

(Muhammad Hafizd Ibnu Hajar, ST, M.Sc.)

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : Agandi Haryo Widagdo

NIM : 41419120083

Program Studi : Teknik Elektro

Fakultas : Teknik

Judul Laporan Akhir : Klasifikasi Cacat Pemotongan Pelat Baja Dengan
Algoritma *Support Vektor 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, 15 Agustus 2021

UNIVERSITAS
MERCU BUANA



(Agandi Haryo Widagdo)

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 Pemotongan Pelat Baja Dengan 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, Titis Valentika seseorang yang teramat istimewa yang telah memberikan motivasi tak bertepi.
3. Adik-adik saudara kandungku yang telah memberikan support dan nasihat pantang menyerah.
4. 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.
5. Bapak M. Hafizd Ibnu Hajar, S.T., M.Sc., selaku dosen pembimbing dan sebagai koordinator tugas akhir Jurusan Teknik Elektro Universitas Mercubuana. 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.
6. PT.Krakatau Posco, tempat penulis bekerja sekaligus mengambil data guna menyelesaikan tugas akhir ini.
7. Sahabat-sahabatku, Ansyori Fernanda dan Muhammad Muhlisin, 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

Kebutuhan pelat baja dalam negeri dari tahun-ketahun semakin meningkat seiring dengan gencarnya pembangunan nasional oleh pemerintah serta swasta di dalam negeri. Kualitas yang baik akan memberikan kehandalan pada penggunaan akhir dari pelat baja. Salah satu komponen kualitas adalah keadaan pemotongan pelat baja yang bebas dari cacat. Salah satu cacat yang banyak terjadi adalah cacat pemotongan oleh mesin *Dividing Shear* dan *Dividing Side Shear*.

Cacat pemotongan memiliki nilai batas toleransi yang diperbolehkan. Sehingga, tidak semua pemotongan jelek adalah cacat, hanya yang melebihi standar tertentu yang tergolong sebagai cacat. Pilah-memilih cacat pemotongan ini atau mengklasifikasikan cacat dan tidak cacat ini masih dilakukan secara manual. Dengan perkembangan teknologi saat ini, klasifikasi atau pengelompokan ini dapat memanfaatkan kecerdasan buatan atau *artificial intelligence*. Kecerdasan buatan yang digunakan pada penelitian ini adalah algoritma *support vector machine (SVM)* yang merupakan bagian dari *machine learning*.

Pada penelitian ini *dataset* (himpunan data) yang digunakan untuk proses klasifikasi dengan SVM adalah citra pemotongan pelat yang telah melalui tahap *preprocessing*. Penelitian dilakukan pada 300 citra pemotongan. Pembelajaran model dilakukan dengan 4 kernel berbeda yaitu linear, sigmoid, polynomial, dan *Radial Basis Function (RBF)*. Berdasarkan proses pembelajaran menggunakan algoritma SVM didapatkan model terbaik, yaitu kernel RBF dengan nilai parameter $C = 1$ menghasilkan nilai akurasi model sebesar 88.33 %, presisi 78.12%, *recall* 100%, dan *F1-score* 87.71%. Sedangkan pengujian model terhadap *dataset* baru menghasilkan akurasi sebesar 87.50%, presisi 89.47%, *recall* 85%, dan *F1-score* 87.17%.

Kata kunci : Pelat Baja, Cacat Pemotongan, Preprocessing, klasifikasi, SVM



ABSTRACT

The need for domestic steel plates from year to year is increasing in line with the incessant national development by the government and the domestic private sector. Good quality will provide reliability in the final use of the steel plate. One of the quality components is the cutting state of the steel plate that is free from defects. One of the most common defects is cutting defects by the Dividing Shear and Dividing Side Shear machines.

Cutting defects have an allowable tolerance limit value. Thus, not all bad cuts are defects, only those that exceed certain standards are classified as defects. Sorting out these cutting defects or classifying defects and non-defects is still done manually. With current technological developments, this classification or grouping can take advantage of artificial intelligence. The artificial intelligence used in this research is a support vector machine (SVM) algorithm which is part of machine learning.

In this study, the dataset used for the classification process with SVM is a plate cutting image that has gone through the preprocessing stage. The research was conducted on 300 cropped images. Model learning is carried out with 4 different kernels, namely linear, sigmoid, polynomial, and Radial Basis Function (RBF). Based on the learning process using the SVM algorithm, the best model was obtained, namely the RBF kernel with parameter value $C = 1$ producing a model accuracy value of 88.33%, precision 78.12%, recall 100%, and F1-score 87.71%. Meanwhile, testing the model on the new dataset resulted in an accuracy of 87.50%, precision of 89.47%, recall of 85%, and an F1-score of 87.17%.

Keywords : Steel Plate, Cutting Defect, Preprocessing, Classification, SVM



DAFTAR ISI

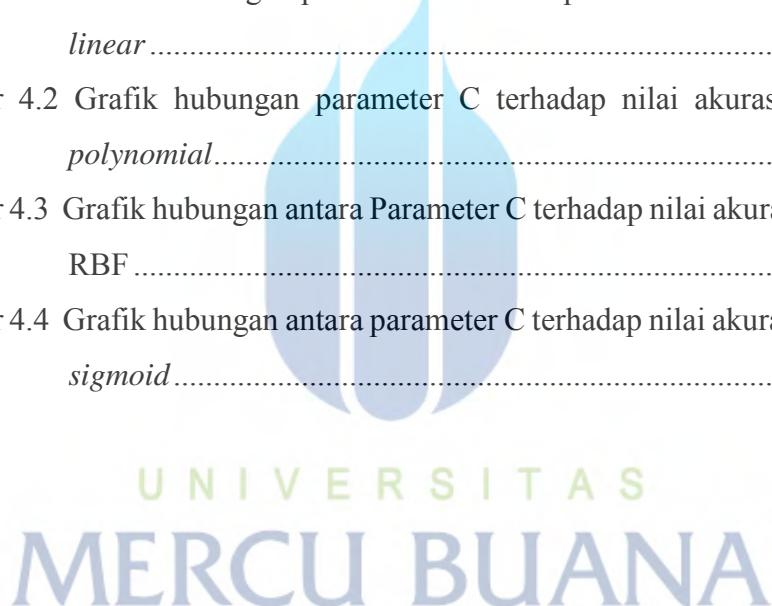
HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN	iii
KATA PENGANTAR	iv
ABSTRAK	vi
ABSTRACT	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan	3
1.4 Batasan Masalah	3
1.5 Metodologi Penelitian	3
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II LANDASAN TEORI.....	7
2.1 Tinjauan Pustaka	7
2.2 Pembelajaran Mesin (<i>Machine Learning</i>).....	12
2.3 <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	14
2.3.1 Konsep <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	16
2.3.2 <i>Two-Class Classification Problem</i>	17
2.3.3 <i>Hyperplane Support Vector Machine(SVM)</i>	20
2.3.4 Konsep Matematika	21
2.4 Klasifikasi.....	23
2.5 Bahasa Pemrograman Pyhton.....	24
2.6 Pemotongan Kualitas Pelat Baja	26
2.7 Himpunan Data (<i>Dataset</i>)	27
2.8 <i>Digital Image Processing</i>	29
2.8.1 Pengertian Citra.....	29

2.8.2 Pengolahan Citra	30
2.8.3 <i>Red-Green-Blue</i>	31
2.8.4 <i>Grayscale</i> (Derajat Keabuan)	31
2.9 Pengujian Performansi Model.....	31
BAB III	
METODOLOGI PENELITIAN	34
3.1 Blok Diagram Penelitian	34
3.2 Tahapan Perancangan.....	36
3.2.1 Akuisisi Citra Digital	36
3.2.2 Pengumpulan <i>Dataset</i>	36
3.2.3 Pengolahan Citra Digital	37
3.3 Metode SVM	43
3.4 Simulasi Program	46
3.4.1 <i>Import Libraries</i>	46
3.4.2 <i>Import Dataset</i>	48
3.4.3 Langkah <i>Preprocessing</i> Data	48
3.4.4 Menentukan Parameter SVM	49
3.4.5 Membagi Data Pelatihan dan Data Pengujian.....	50
3.4.6 Membuat Model SVM	50
3.4.7 Validasi Model	51
3.4.8 Pengujian Model	51
3.5 <i>Flowchart</i> Pengujian Parameter.....	52
BAB IV	
HASIL DAN PEMBAHASAN	54
4.1 Hasil Rancangan.....	54
4.2 Analisa Perhitungan Model SVM	59
4.3 Pengujian Model Dengan <i>Dataset</i> Baru.....	66
BAB V	
PENUTUP	74
5.1 Kesimpulan.....	74
5.2 Saran	74
DAFTAR PUSTAKA	xiv
LAMPIRAN	xvi

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Tipe <i>machine learning</i> secara umum	13
Gambar 2.2 Batas keputusan yang mungkin untuk <i>dataset</i>	16
Gambar 2.3 Model data kelas	17
Gambar 2.4 Model data kelas dengan garis pemisah L1, L2, dan L3.....	18
Gambar 2.5 Titik data <i>support vector</i>	19
Gambar 2.6 Garis batas (<i>boundary line</i>).....	19
Gambar 2.7 Garis batas (<i>hyperplane</i>)	20
Gambar 2.8 Hyperplane memisahkan dua kelas positif (+1) dan negatif (-1).....	21
Gambar 2.9 <i>Boundary Line</i> dan <i>Hyperplane</i>	21
Gambar 2.10 Jarak antara boundary line dengan masing-masing titik data setiap class	23
Gambar 2.11 <i>Dataset fashion-MNIST</i>	29
Gambar 3.1 Blok Diagram Penelitian	35
Gambar 3.2 Dataset bukan cacat pemotongan	37
Gambar 3.3 Dataset cacat pemotongan.....	37
Gambar 3.4 Contoh hasil pemotongan citra (<i>cropping image</i>).....	38
Gambar 3.5 Skrip Python untuk menampilkan karakteristik dataset citra.....	39
Gambar 3.6 Keluaran karakteristik citra.....	39
Gambar 3.7 Skrip Python normalisasi ukuran citra	39
Gambar 3.8 Karakteristik citra setelah normalisasi ukuran	39
Gambar 3.9 Skrip Python konversi citra RGB ke <i>grayscale</i>	40
Gambar 3.10 Citra dab grafik citra sebelum diproses dengan histogram equalization.....	42
Gambar 3.11 Citra dab grafik citra setelah diproses dengan <i>histogram</i> <i>equalization</i>	42
Gambar 3.12 Koordinat masing-mansing data	43
Gambar 3.13 Visualisasi hasil <i>hyperplane</i>	45
Gambar 3.14 Input dan output klasifikasi SVM	46
Gambar 3.15 Skrip Python <i>import libraries</i>	47

Gambar 3.16 Skrip Python membaca direktori dataset.....	48
Gambar 3.17 Skrip Python preprocessing data.....	48
Gambar 3.18 Skrip Python membuat <i>feature</i> dan target.....	49
Gambar 3.19 Skrip Python memasukan parameter C dan <i>kernel</i>	49
Gambar 3.20 Skrip Python membagi <i>dataset</i>	50
Gambar 3.21 Skrip Python melatih model SVM	50
Gambar 3.22 Skrip Python validasi model SVM.....	51
Gambar 3.23 Skrip Python pengujian model dengan <i>dataset</i> baru.....	51
Gambar 3.24 <i>Flowchart</i> pengujian parameter	52
Gambar 4.1 Grafik hubungan parameter C terhadap nilai akurasi terhadap <i>kernel linear</i>	55
Gambar 4.2 Grafik hubungan parameter C terhadap nilai akurasi pada <i>kernel polynomial</i>	56
Gambar 4.3 Grafik hubungan antara Parameter C terhadap nilai akurasi pada <i>kernel RBF</i>	57
Gambar 4.4 Grafik hubungan antara parameter C terhadap nilai akurasi pada <i>kernel sigmoid</i>	58



DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Referensi penelitian sebelumnya	10
Tabel 2. 2 Bentuk <i>Confussion Matix</i> Dua Kelas	32
Tabel 3. 1 Sampel hasil konversi citra dengan <i>Grayscale</i>	41
Tabel 3. 2 Tabel data latih.....	43
Tabel 3. 3 Perhitungan koordinat garis pemisah (<i>hyperplane</i>)	45
Tabel 3. 4 Kelas <i>biner dataset</i> pemotongan.....	45
Tabel 3. 5 <i>Library</i> yang digunakan.....	46
Tabel 4.1 Keluaran hasil model pelatihan dengan kernel <i>linear</i>	54
Tabel 4.2 Keluaran hasil model pelatihan dengan kernel <i>polynomial</i>	56
Tabel 4.3 Keluaran hasil model pelatihan dengan kernel RBF.....	57
Tabel 4.4 Keluaran hasil model pelatihan dengan kernel <i>sigmoid</i>	58
Tabel 4.5 Hasil confussion matrix dari hasil terbaik kernel <i>linear</i>	59
Tabel 4.6 Hasil confussion matrix dari hasil terbaik <i>kernel polynomial</i>	59
Tabel 4.7 Hasil confussion matrix dari hasil terbaik <i>kernel RBF</i>	59
Tabel 4.8 Hasil confussion matrix dari hasil terbaik <i>kernel sigmoid</i>	60
Tabel 4.9 Data keluaran model prediksi 10 citra (validasi)	62
Tabel 4.10 Data keluaran citra dengan klasifikasi tidak tepat	65
Tabel 4.11 Hasil prediksi citra pengujian model SVM.....	67
Tabel 4.12 Hasil keluaran citra yang diprediksi tidak tepat.....	69
Tabel 4.13 <i>Confussion matrix</i> model pengujian	71

