

PENERAPAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DALAM KLASIFIKASI KUALITAS PENGELASAN SMAW (SHIELD METAL ARC WELDING)

Alven Safik Ritonga¹, Endah Supeni Purwaningsih²

¹ Universitas Wijaya Putra

Surabaya, Indonesia

alvensafik@uwp.ac.id

Abstrak

Pengendalian kualitas suatu produk harus dijaga, sehingga konsumen merasa puas dalam menggunakan produk yang dihasilkan. Salah satu cara yang bisa dilakukan oleh dunia industri adalah efisiensi dalam klasifikasi kualitas produk. Metode klasifikasi yang sangat baik dibandingkan metode konvensional, adalah metode Support Vector Machine (SVM). Metode Support Vector Machine merupakan metode klasifikasi supervised learning. Metode SVM merupakan algoritma yang bekerja menggunakan pemetaan nonlinear untuk mengubah data pelatihan asli ke dimensi yang lebih tinggi. Tujuan penelitian adalah mendapatkan model klasifikasi yang mempunyai akurasi tinggi atau error yang kecil dalam melakukan klasifikasi kualitas pengelasan. Target peneliti menghasilkan alat kontrol untuk menjaga kualitas pengelasan yang efektif dan efisien. Penelitian ini merupakan penelitian yang menggunakan data yang sebenarnya, dengan memakai data kedua yang diperoleh dari bulan Maret 2018 sampai dengan Mei 2018. Hasil pengujian model dengan menggunakan kernel fungsi kuadratik menunjukkan hasil akurasi sebesar 96,2%, dan pengujian menggunakan data uji menunjukkan hasil akurasi sebesar 98% dengan menggunakan kernel fungsi kuadratik.

Kata Kunci: *Support Vector Machine (SVM), Klasifikasi, Pengelasan, Kualitas*

Abstract

Quality control of a product must be maintained, so that consumers feel satisfied in using the products produced. One way that can be done by the industrial world is efficiency in product quality classification. A very good classification method compared to conventional methods, is the Support Vector Machine (SVM) method. The Support Vector Machine method is a supervised learning classification method. The SVM method is an algorithm that works using nonlinear mapping to change the original training data to a higher dimension. The purpose of the research is to obtain a classification model that has high accuracy or small errors in welding quality classification. The target of the researcher is to produce a control device to maintain effective and efficient welding quality. This research is a study that uses actual data, using the second data obtained from March 2018 to May 2018. The results of testing the model using a quadratic function kernel shows the accuracy of 96.2%, and testing using test data shows the results of accuracy 98% using a quadratic function kernel.

Keywords: *Support Vector Machine (SVM), Classification, Welding, Quality*

PENDAHULUAN

Pengelasan adalah salah satu teknik penyambungan logam dengan cara mencairkan sebagian logam induk dan logam pengisi dengan atau tanpa tekanan dan dengan atau tanpa logam tambahan dan menghasilkan sambungan yang kontinu (Sonawan, 2006). Pengelasan merupakan suatu proses penting di dalam dunia industri dan merupakan bagian yang tak terpisahkan dari pertumbuhan industri, karena memegang peranan utama dalam rekayasa dan reparasi produksi logam.

Salah satu metoda pengelasan adalah Las SMAW atau pengelasan busur listrik logam terlindung merupakan salah satu jenis teknik pengelasan yang paling sederhana dan paling canggih untuk pengelasan baja struktural. Metode ini sangat banyak digunakan dalam pembangunan kapal dan reparasi kapal, disamping harga yang terjangkau, juga dikarenakan pengelasan dengan metode SMAW sangat fleksibel dalam penggunaannya. Baik itu pengelasan dengan posisi datar, horizontal, tegak (vertikal), ataupun posisi diatas kepala (overhead).

Untuk menjaga kualitas pengelasan, perlu adanya kontrol yang efektif dan efisien. Selama ini kontrol yang dilakukan adalah kontrol manusia yang tidak sepenuhnya dapat diandalkan dan tidak menjamin kualitas dari kontrol. Untuk memilih dan mengelompokan kualitas hasil pengelasan diperlukan suatu metode baku dan lebih baik dari metode konvensional. Salah satu metode klasifikasi yang cukup terkenal paling kuat dan akurat adalah metode Support Vector Machine (SVM). Support Vector Machine (SVM) suatu teknik untuk melakukan klasifikasi maupun regresi yang sangat populer bekangan ini. SVM berada dalam satu kelas dengan ANN dalam hal fungsi dan kondisi permasalahan yang bisa diselesaikan. Keduanya masuk dalam kelas supervised learning (Budi Santoso, 2007).

Sudah banyak para ilmuwan menerapkan teknik ini dalam menyelesaikan masalah-

masalah nyata dalam kehidupan sehari-hari, diantaranya Saraswati (2014), menerapkan pada bidang bahasa, Jacobus (2014) dibidang komputer, dalam bidang perbankan dilakukan oleh Satsiou (2002), di bidang kesehatan dilakukan oleh Yenaeng (2014).

Teori Dasar Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992 bersama rekannya Bernhard Boser dan Isabelle Guyon. SVM merupakan algoritma yang bekerja menggunakan pemetaan nonlinier untuk mengubah data pelatihan asli ke dimensi yang lebih tinggi. Dalam hal ini dimensi baru, akan mencari hyperplane untuk memisahkan secara linier dan dengan pemetaan nonlinier yang tepat ke dimensi lebih tinggi, data dari dua kelas selalu dapat dipisahkan dengan hyperplane tersebut. SVM menemukan ini menggunakan support vector dan margin, Widodo (2013). Dalam teknik ini, kita berusaha untuk menemukan fungsi pemisah (klasifier) yang optimal yang bisa memisahkan dua kelas yang berbeda. Teknik ini berusaha menemukan fungsi pemisah (hyperplane) terbaik diantara fungsi yang tidak terbatas jumlahnya untuk memisahkan dua macam obyek. Hyperplane terbaik adalah hyperplane yang terletak di tengah-tengah antara dua set obyek dari dua kelas. Gambar 1, memperlihatkan bagaimana SVM mencari hyperplane terbaik ekuivalen dengan memaksimalkan margin atau jarak dua set dari kelas yang berbeda. Hal ini dapat dirumuskan pada problem optimasi SVM untuk klasifikasi linear, seperti dibawah ini (Santoso, B. 2007).

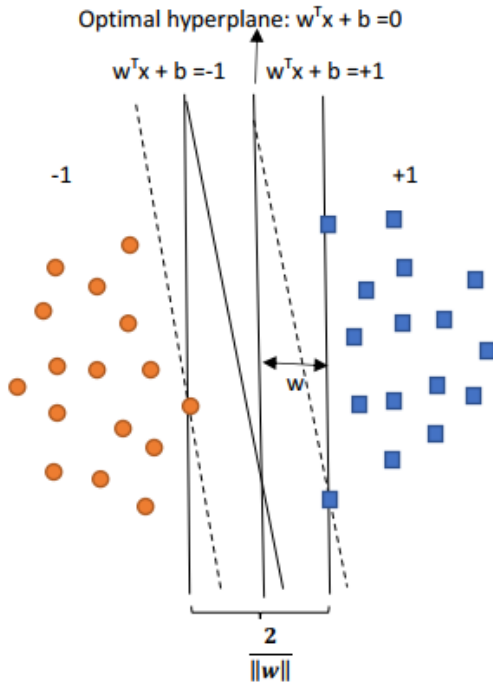
$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (1)$$

Subject to

$$y_i(\omega x_i + b) \geq 1, i=1, \dots, \lambda \quad (2)$$

dimana x_i adalah data input y_i adalah keluaran dari data x_i , w , b adalah parameter-parameter yang kita cari nilainya. Dalam rumus di atas, ingin meminimalkan fungsi tujuan (obyektif

function) $1/2 \|w\|^2$ atau memaksimalkan kuantitas $\|w\|^2$ atau $w^T w$ dengan memperhatikan pembatas $y_1(w x_i + b) \geq 1$. Bila output data $y_1 = +1$, maka pembatas menjadi $(w x_i + b) \geq 1$. Sebaliknya bila



Gambar 1. SVM berusaha menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan class -1 dan class +1.

$y_i = -1$, pembatas menjadi $(w x_i + b) \leq -1$. Di dalam kasus yang tidak feasible (infeasible) dimana beberapa data mungkin tidak bisa dikelompokkan secara benar, formulasi matematikanya menjadi berikut,

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^{\lambda} t_i \quad (3)$$

Subject to

$$y_i(w x_i + b) + t_i \geq 1 \quad (4)$$

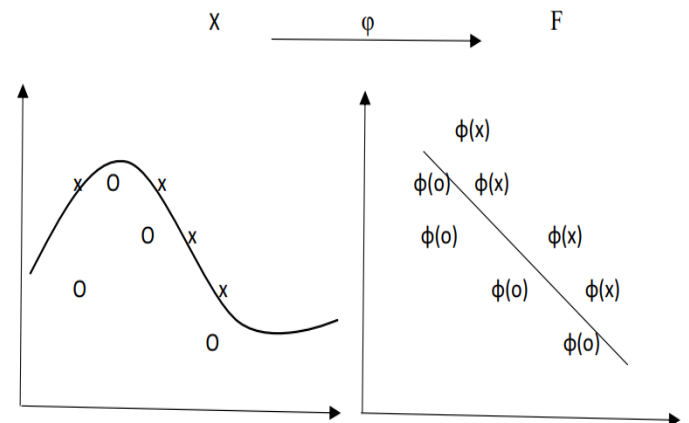
$$t_i \geq 0, i=1, \dots, \lambda \quad (5)$$

dimana t_i adalah variabel slack. Dengan formulasi ini kita ingin memaksimalkan margin antara dua kelas dengan meminimalkan $\|w\|^2$. Dalam formulasi ini kita berusaha

meminimalkan kesalahan klasifikasi (misclassification error) yang dinyatakan dengan adanya variabel slack t_i , sementara dalam waktu yang sama kita memaksimalkan margin, $\|w\|^2$. Penggunaan variabel slack t_i adalah untuk mengatasi kasus ketidaklayakan (infeasibility) dari pembatas (constraints) $y_i(w x_i + b) \geq 1$ dengan cara memberi pinalti untuk data yang tidak memenuhi pembatas tersebut. Untuk meminimalkan nilai t_i ini, kita berikan pinalti dengan menerapkan konstanta ongkos C. Vektor w tegak lurus terhadap fungsi pemisah: $w x + b = 0$. Konstanta b menentukan lokasi fungsi pemisah relatif terhadap titik asal (origin).

Metode Kernel

Secara umum, kasus-kasus di dunia nyata adalah kasus yang tidak linier. Untuk mengatasi sifat tidak linier dengan memakai metode kernel. Dengan metode kernel suatu data x di input space dimapping ke feature space F dengan dimensi yang lebih tinggi melalui map ϕ sebagai berikut $\phi: x \rightarrow \phi(x)$. Karena itu data x di input space menjadi $\phi(x)$ di feature space. Gambar 2 menggambarkan suatu contoh feature mapping dari ruang dua dimensi ke feature space dua dimensi. Dalam input space, data tidak bisa dipisahkan secara linier, tetapi bisa memisahkan di feature space.



Gambar 2. Kernel map mengubah persoalan yang tidak linear menjadi linier dalam space yang baru.

Fungsi kernel yang biasanya dipakai dalam SVM:

- Linear: $x^T x$,
- Polinomial: $(x^T x_i + 1)^p$,
- Radial basis function (RBF):
 $\exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x - x_i\|^2\right)$,
- Sigmoid: $\tanh(\beta^T x_i + \beta_i)$, $\beta, \beta_i \in \mathcal{R}$.

Metode Pengelasan SMAW (Shield Metal Arc Welding)

Las SMAW atau pengelasan busur listrik logam terlindung merupakan salah satu jenis teknik pengelasan yang paling sederhana dan paling canggih untuk pengelasan baja struktural. Pada proses ini, sumber panas diperoleh dari busur listrik antara ujung elektroda dengan logam yang dilas. Metode SMAW sangat fleksibel dalam penggunaannya, baik itu pengelasan dengan posisi datar, horizontal, tegak (vertikal), ataupun posisi diatas kepala (overhead).

Dalam pengelasan, ada beberapa bagian bahan yang mempunyai sifat kekuatan bahan akibat proses pengelasan, diantaranya adalah : (1). Base metal (logam induk) merupakan bagian logam yang tidak mengalami perubahan struktur akibat pengelasan, (2). HAZ (Heat Affected Zone) merupakan daerah terpengaruh panas, daerah ini adalah yang paling lemah baik kekerasannya, keuletan dan tegangannya, karena struktur kristalnya banyak berubah, (3) Weld metal (logam las) merupakan logam las yang mencair dan melebur bersama logam induk, daerah ini adalah yang paling baik kekerasan dan tegangan tarik jika dalam pelaksanaan pengelasan memenuhi standard, Pujo(2008).

Untuk menguji kualitas pengelasan metode ini ada tiga yang perlu diuji, yaitu;

a. Uji Kekuatan Tarik

Kekuatan tarik dapat diartikan sebagai daya tahan suatu material terhadap tegangan yang berusaha untuk memisahkan. Kekuatan tarik berhubungan dengan modulus elastis material yang ditarik. Uji Tarik adalah suatu metode

yang digunakan untuk menguji kekuatan suatu bahan/material dengan cara memberikan beban gaya yang sesumbu atau satu sumbu.

b. Uji Struktur Makro

Uji makro adalah suatu analisa mengenai struktur logam yang melalui pembesaran dengan menggunakan mikroskop khusus yang disebut metallography. Dengan analisa makro struktur, kita dapat mengamati bentuk dan ukuran kristal logam, kerusakan logam akibat proses deformasi, proses perlakuan panas.

c. Uji Kekerasan Rockwell

Kekerasan suatu material dapat didefinisikan sebagai ketahanan suatu material terhadap gaya penekanan dari material lain yang lebih keras. Penekanan tersebut dapat berupa mekanisme penggoresan (stratching), pantulan ataupun indentasi dari material terhadap suatu permukaan benda uji.

Penelitian ini menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan kualitas pengelasan metode SMAW (Shield Metal Arc Welding). Untuk menghasilkan model klasifikasi yang mempunyai akurasi tinggi atau error yang kecil dalam melakukan klasifikasi kualitas pengelasan. Bermanfaat di bidang industri sebagai alat kontrol untuk menjaga kualitas pengelasan.

METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode penelitian eksperimen dengan beberapa langkah yang dilakukan sebagai berikut :

Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan peneliti adalah data primer karena diperoleh dari pengamatan peneliti dengan mengadakan survey setelah pengelasan dan pengujian di PT. Mortek Suraindo, beralamat Jl. Kandangan Masjid No. 5, Surabaya. Dataset yang dikumpulkan adalah data yang belum melalui proses preprosesing berupa data pengujian kualitas pengelasan, yaitu;

- Uji Kekuatan Tarik (T)
- Uji Struktur Makro (M)
- Uji Kekerasan Rockwell (R)

Pengolahan Data

Semua data awal yang diperoleh dari pengumpulan data, namun tidak semua data dapat digunakan dan tidak semua atribut digunakan karena harus melalui beberapa tahap pengolahan awal data (preparation data). Untuk mendapatkan data yang berkualitas, beberapa teknik yang dilakukan sebagai berikut;

1. Validasi Data.

Adalah untuk mengidentifikasi dan menghapus data yang ganjil (outlier/noise), data yang tidak konsisten, dan data yang tidak lengkap (missing value).

2. Transformasi Data

Preprosesing data yang dapat digunakan dalam metode Support Vector Machine karena metode SVM membutuhkan data yang bersifat bilangan real. Dalam penelitian ini transformasi data atau preprosesing yang digunakan bersifat pengkategorian misalnya parameter Uji Kekuatan Tarik (T), $T = \{\text{Tidak Putus, Putus}\}$, kemudian dikategorikan kedalam nilai $T = \{1,0\}$.

3. Normalisasi Data

Data training dan testing yang ada harus dinormalisasi sehingga dalam proses training support vector machine akan menghasilkan data training yang stabil dan sesuai.

Langkah-langkah Pengklasifikasian

Menggunakan SVM

1. Data training digunakan untuk proses pelatihan. Proses training menggunakan Multi-Kelas SVM dengan metode one-against-one (metode Satu-lawan-Satu), dibangun k buah model SVM biner (k adalah jumlah kelas). Setiap model klasifikasi ke-i dilatih dengan menggunakan keseluruhan data, untuk mencari solusi permasalahan.
2. Setelah dilakukan training dan menghasilkan model klasifikasi, tahap

selanjutnya yang dilakukan adalah menguji model klasifikasi dengan data testing untuk mengetahui akurasi dari model klasifikasi.

3. Setelah dihasilkan model dari klasifikasi dilakukan pengujian dari data selain dataset. Pengujian menggunakan data hasil pengelasan dengan produk yang berbeda.
4. Menggunakan hasil implementasi di atas, kemudian peneliti menganalisa dan membahas hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh metode Support Vector Machine (SVM).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang dikumpulkan peneliti adalah data primer karena diperoleh dari pengamatan peneliti dengan mengadakan survey setelah pengelasan dan pengujian di PT. Mortek Suraindo, beralamat Jl. Kandangan Masjid No. 5, Surabaya. Data yang didapat merupakan data dua produk fillet joint (T-joint) dan posisi 3G, yang diproduksi bulan Maret-Mei 2018.

Tabel 1. Data survey produksi

Tgl	Kode	Item	Parameter			Jumlah
			T	M	R	Cacat
03/02/18	TJ01	T-joint	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
03/02/18	TJ02	T-joint	Putus	Cacat	Tetap	2
03/02/18	TJ03	T-joint	Tidak putus	Cacat	Tetap	1
03/05/18	TJ04	T-joint	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
03/05/18	TJ05	T-joint	Tidak putus	Tidak cacat	Berubah bentuk	1
03/05/18	TJ06	T-joint	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
03/06/18	TJ07	T-joint	Putus	Cacat	Tetap	2
03/06/18	TJ08	T-joint	Putus	Tidak cacat	Tetap	1
03/07/18	TJ09	T-joint	Tidak putus	Tidak cacat	Berubah bentuk	1
.
.
.
05/03/18	TJ098	T-joint	Tidak putus	Tidak cacat	Berubah bentuk	1
05/03/18	TJ099	T-joint	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
05/04/18	TJ010	T-joint	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
05/04/18	TJ0101	T-joint	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0

Keterangan:

- Parameter T: Uji Kekuatan Tarik, terdapat dua kategori putus dan tidak putus, pengujian menggunakan standar AWS B4.0 dengan alat Universal Testing Machine.
- Parameter M: Uji Struktur Makro, terdapat dua kategori yaitu cacat dan tidak cacat, cacat pengelasan dilihat dengan adanya retakan yang tidak diujikan tarik, menggunakan mikroskop khusus yang disebut metallography.
- Parameter R: Uji Kekerasan Rockwell, terdapat dua kategori yaitu tetap dan berubah bentuk, menggunakan alat uji Micro Vicker Machine dengan standar ASTM E384.

Data survey yang didapat, ada hasil penilaian untuk setiap parameter. Untuk penilaian dari parameter-parameter dikelompokkan menjadi tiga kelas, sesuai dengan standar operasional produksi, seperti yang dijelaskan pada tabel 2 berikut ini.

Tabel 2. Deskripsi kelas

Kategori	Deskripsi
Kelas 1	Sesuai standar produksi dan bisa untuk dipakai.
Kelas 2	Bisa dipakai setelah diperbaiki.
Kelas 3	Tidak dapat diperbaiki.

Dari data survey yang diperoleh, bisa dipakai menjadi data penelitian. Data penelitian terdiri dari data training dan data testing. Data penelitian yang akan dipakai diperlihatkan pada tabel 3, berikut ini.

Tabel 3. Data penelitian

T	Parameter		Kelas
	M	R	
Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	Kelas 1
Putus	Cacat	Tetap	Kelas 3
Tidak putus	Cacat	Tetap	Kelas 2
Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	Kelas 1
Tidak putus	Tidak cacat	Berubah bentuk	Kelas 2
Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	Kelas 1
Putus	Cacat	Tetap	Kelas 3
Putus	Tidak cacat	Tetap	Kelas 2
Tidak putus	Tidak cacat	Berubah bentuk	Kelas 2
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
Tidak putus	Tidak cacat	Berubah bentuk	Kelas 2
Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	Kelas 1
Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	Kelas 3
Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	Kelas 2

Data penelitian yang diperoleh dari survey masih bersifat pengkategorian, sedangkan metode Support Vector Machine membutuhkan data yang bersifat bilangan real. Maka data perlu ditransformasi menjadi nilai desimal, dapat dilihat pada tabel 4 berikut ini.

Tabel 4. Transformasi data penelitian

T	Tf			Df	N/Df	Idf	W (Bobot)			Kelas
	T	M	R				T	M	R	
1	1	1	3	1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0	0	1	1	3	0,4771	0,0000	0,0000	0,4771	0,4771	Kelas 3
1	0	1	2	1,5	0,1761	0,1761	0,0000	0,1761	0,1761	Kelas 2
1	1	1	3	1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
1	1	0	2	1,5	0,1761	0,1761	0,1761	0,0000	0,0000	Kelas 2
1	1	1	3	1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0	0	1	1	3	0,4771	0,0000	0,0000	0,4771	0,4771	Kelas 3
0	1	1	2	1,5	0,1761	0,0000	0,1761	0,1761	0,1761	Kelas 2
1	1	0	2	1,5	0,1761	0,1761	0,1761	0,0000	0,0000	Kelas 2
1	1	1	3	1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
.
.
.
1	1	0	2	1,5	0,1761	0,1761	0,1761	0,0000	0,0000	Kelas 2
1	1	1	3	1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
1	1	1	3	1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
1	1	1	3	1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1

Data yang sudah ditransformasi di atas harus dinormalisasi dengan tujuan supaya proses training support vector machine akan menghasilkan data training yang stabil dan sesuai. Normalisasi yang digunakan menggunakan rumus;

$$W_{normalisasi} = \frac{W_i}{\sqrt{W_1^2 + W_2^2 + \dots + W_n^2}} \quad (6)$$

Maka didapat bobot yang baru setelah di normalisasi yang diperlihatkan pada tabel 5 berikut ini.

Tabel 5. Normalisasi data

W Normalisasi			Kelas
T	M	R	
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,0000	0,0000	0,2677	Kelas 3
0,1414	0,0000	0,0988	Kelas 2
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,1414	0,1246	0,0000	Kelas 2
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,0000	0,0000	0,2677	Kelas 3
0,0000	0,1246	0,0988	Kelas 2
0,1414	0,1246	0,0000	Kelas 2
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
0,1414	0,1246	0,0000	Kelas 2
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1

Pelatihan Support Vector Machine

Pada tahap ini data training digunakan untuk proses pelatihan. Proses training menggunakan Multi-Kelas SVM dengan metode one-against-one (metode Satu-lawan-Satu), dibangun k buah model SVM biner (k adalah jumlah kelas). Setiap model klasifikasi ke-i dilatih dengan menggunakan keseluruhan data, untuk mencari solusi permasalahan. Menggunakan data set 100 data, untuk data training dipakai 75 data dan untuk data testing digunakan 25 data. Setelah dilakukan training,

maka diperoleh model klasifikasi yang akan digunakan untuk menguji klasifikasi dengan data testing. Model hasil training berisi parameter-parameter yang optimal dari hasil training, model ditunjukkan pada gambar 3 berikut ini.

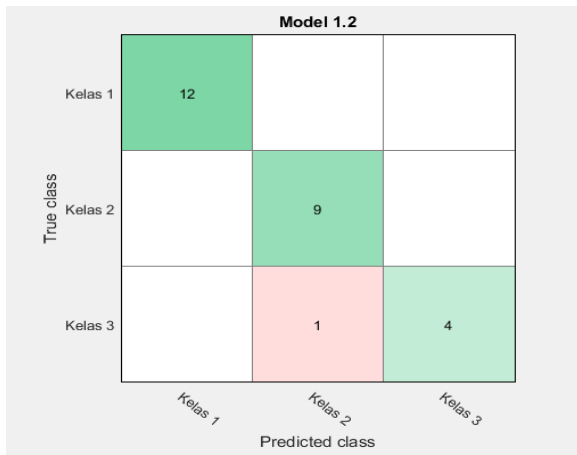
Property ^	Value
BinaryY	100x3 double
CodingName	'onevsone'
Y	100x1 cell
X	100x3 double
RowsUsed	[]
W	100x1 double
ModelParameters	1x1 ECOCParams
NumObservations	100
HyperparameterO...	[]
PredictorNames	1x3 cell
CategoricalPredict...	[]
ResponseName	'Y'
ExpandedPredicto...	1x3 cell
ClassNames	3x1 cell
Prior	[0.3800 0.4500 0.1700]
Cost	[0 1 1; 1 0 1; 1 1 0]
ScoreTransform	'none'
BinaryLearners	3x1 cell
BinaryLoss	'hinge'
CodingMatrix	[1 1 0; -1 0 1; 0 -1 -1]
LearnerWeights	[0.8300 0.5500 0.6200]

Gambar 3. Model SVM

Pengujian Support Vector Machine

Pengujian model dengan menggunakan data 25 dari data set penelitian, dari hasil pengujian model dengan menggunakan kernel fungsi quadratic menunjukkan hasil akurasi sebesar 96,2%. Hasil pengujian klasifikasi bisa dilihat pada *confusion matrix* gambar 4 berikut ini.

Pada gambar di bawah ini, terdapat 3 kelas yang telah diklasifikasi, besar akurasi untuk Kelas1 adalah 100%, untuk Kelas 2 akurasi sebesar 100%, dan untuk Kelas 3 akurasi sebesar 80%.



Gambar 4. Confusion matrix pengujian model.

Keterangan confusion matrix:

- Kelas 1 : pada Kelas1 data prediksi 12 dari 12 data asli
- Kelas 2 : pada Kelas 2 data prediksi 9 dari 9 data asli
- Kelas 3 : pada Kelas 3 data prediksi 4 dari 5 data asli.

Pengujian Data Lain

Pengujian dengan menggunakan data diluar dari data set yang digunakan untuk training dan testing. Pengujian menggunakan data komponen hasil pengelasan SMAW posisi 3G sebanyak 50 data, pada tabel 6 berikut ini.

Tabel 6. Data pengujian pengelasan Smaw

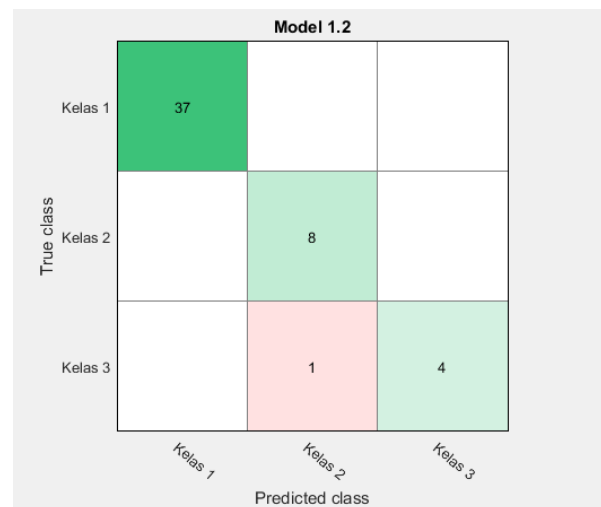
Tgl	Kode	Item	Parameter			Jumlah Cacat
			T	M	R	
03/02/18	P3G01	Posisi 3G	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
03/02/18	P3G02	Posisi 3G	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
03/02/18	P3G03	Posisi 3G	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
03/05/18	P3G04	Posisi 3G	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
03/05/18	P3G05	Posisi 3G	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
03/05/18	P3G06	Posisi 3G	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
03/06/18	P3G07	Posisi 3G	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
03/06/18	P3G08	Posisi 3G	Putus	Tidak cacat	Tetap	1
03/07/18	P3G09	Posisi 3G	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
.
.
.
3/27/18	P3G04	Posisi 3G	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
3/27/18	P3G04	Posisi 3G	Tidak putus	Tidak cacat	Tetap	0
3/28/18	P3G04	Posisi 3G	Tidak putus	Cacat	Berub	2
3/28/18	P3G05	Posisi 3G	Putus	Tidak cacat	Tetap	1

Setelah data survey di atas di normalisasi, maka diperoleh seperti pada tabel 7 berikut ini.

Tabel 7. Normalisasi data pengujian data yang lain

W Normalisasi			Kelas
T	M	R	
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,0000	0,2641	0,2254	Kelas 2
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,0000	0,0000	0,0000	Kelas 1
0,6269	0,0000	0,0000	Kelas 3
0,0000	0,2641	0,2254	Kelas 2

Dengan menggunakan data pada tabel 7 di atas untuk pengujian model, menunjukkan hasil akurasi sebesar 98% dengan menggunakan kernel fungsi kuadratik. Hasil klasifikasi bisa dilihat pada gambar 5, yang memperlihatkan confusion matrix dari klasifikasi.



Gambar 5. Confusion matrix pengujian data

Keterangan confusion matrix:

- Kelas 1 : pada Kelas1 data prediksi 37 dari 37 data asli
- Kelas 2 : pada Kelas2 data prediksi 8 dari 8 data asli
- Kelas 3 : pada Kelas3 data prediksi 4 dari 5 data asli.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Hasil simulasi dan analisis data yang dilakukan, maka dapat diperoleh suatu kesimpulan berikut ini;

1. Metode Support Vector Machine dapat digunakan untuk klasifikasi kualitas hasil pengelasan SMAW dalam industri.
2. Dengan menggunakan data kualitas pengelasan SMAW, diperoleh model klasifikasi yang baik, hasil pengujian model dengan menggunakan kernel fungsi kuadrat menunjukkan hasil akurasi sebesar 96,2%, dan pengujian menggunakan data uji menunjukkan hasil akurasi sebesar 98% dengan menggunakan kernel fungsi kuadrat.

Saran

Diharapkan pengembangan penelitian dibidang-bidang yang lain dengan menggunakan variasi metode SVM digabungkan dengan metode-metode yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

- Jacobus, A.(2014). Penerapan Metode Support Vector Machine pada Sistem Deteksi Intrusi Secara Real-time. *Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems, Vol.8, No.1, p.13-24.*
- Pujo, I., Sarjito.(2008). Analisis Kekuatan Sambungan Las SMAW Pada Marine Plate ST 42 Akibat Faktor Cacat Porositas dan Incomplete Penetration. *Kapal, Vol. 5, No. 1.*

Sonawan, H. (2006). *Pengantar Untuk Memahami Pengelasan Logam.* Bandung, Alfa Beta.

Santosa, B. (2007). *Data Mining: Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis.* Yogyakarta, Graha Ilmu.

Saraswati, N.W.S. (2014). Text Mining dengan Metode Naïve Bayes Classifier dan Support Vector Machines untuk Sentiment Analysis. *Seminar Nasional Sistem Informasi Indonesia.*

Satsiou, A., Doumpos, M., Zopounidis, C. (2005). Genetic Algorithms for the Optimization of Support Vector Machines in Credit Risk Rating. *The 2nd International Conference on Enterprise Systems and Accounting, Thessaloniki, Greece.*

Widodo, P. P., Handayanto, R. T., Herlawati. (2013). *Penerapan Data Mining Dengan Matlab,* Bandung, Rekayasa Sains.

Yenaeng, S., Saelee, S., Samai, W. (2014). Automatic Medical Case Study Essay Scoring by Support Vector Machine and Genetic Algorithms. *International Journal of Information and Education Technology, Vol. 4, No. 2.*