# HALAMAN JUDUL

**Implementasi Deteksi Kesalahan Pada Pabrik Kimia Secara *Real-Time* Dengan *On-The-Fly Semi-Supervised Learning* Berbasis *Support Vector Machines***

**SKRIPSI**

untuk memenuhi sebagian persyaratan

untuk memperoleh derajat Sarjana S-1

Program Studi Teknik Fisika



Diajukan oleh

Reza Andriady

16/399962/TK/44976

Kepada

**DEPARTEMEN TEKNIK NUKLIR DAN TEKNIK FISIKA**

**FAKULTAS TEKNIK**

**UNIVERSITAS GADJAH MADA**

**YOGYAKARTA**

**2020**

# PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME

**PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Reza Andriady

NIM : 16/399962/TK/44976

Tahun terdaftar : 2016

Program Studi : Teknik Fisika

Fakultas : Teknik

menyatakan bahwa dokumen ilmiah skripsi ini tidak terdapat bagian dari karya ilmiah lain yang telah diajukan untuk memperoleh gelar akademik di suatu lembaga Pendidikan Tinggi, dan juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang/lembaga lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam dokumen ini dan disebutkan sumbernya secara lengkap dalam daftar pustaka.

Dengan demikian saya menyatakan bahwa dokumen ilmiah ini bebas dari unsur-unsur plagiasi dan apabila dokumen ilmiah Skripsi ini di kemudian hari terbukti merupakan plagiasi dari hasil karya penulis lain dan/atau dengan sengaja mengajukan karya atau pendapat yang merupakan hasil karya penulis lain, maka penulis bersedia menerima sanksi akademik dan/atau sanksi hukum yang berlaku.

Yogyakarta, 20 Juli 2020

Materai

Rp. 6000

Reza Andriady

NIM. 16/399962/TK/44976

**HALAMAN PENGESAHAN**

SKRIPSI

**Implementasi Deteksi Kesalahan Pada Pabrik Kimia Secara *Real-Time* Dengan *On-The-Fly Semi-Supervised Learning* Berbasis *Support Vector Machines***

oleh

**Reza Andriady**

**16/399962/TK/44976**

telah dipertahankan di depan Tim Penguji

pada tanggal *tanggal bulan tahun ujian*

**Susunan Tim Penguji**

|  |  |
| --- | --- |
| Ketua Sidang | |
|  |  |
| Nama Lengkap Ketua Sidang  NIP. XXXXXXXX XXXXXX X XXX | |
|  |  |
| Penguji Utama | Anggota Penguji |
|  |  |
| Nama Lengkap Penguji Utama  NIP. ..... | Nama Lengkap Anggota Penguji  NIP. ..... |

Diterima dan dinyatakan memenuhi

syarat kelulusan pada tanggal ......

Ketua Departemen Teknik Nuklir dan Teknik Fisika

Fakultas Teknik UGM

Nopriadi, S.T., M.Sc., Ph.D.

NIP. 19731119 200212 1 002

# HALAMAN PERSEMBAHAN

**HALAMAN TUGAS**

**KEMENTERIAN RISET, TEKNOLOGI DAN PENDIDIKAN TINGGI**

**UNIVERSITAS GADJAH MADA**

**FAKULTAS TEKNIK**

**DEPARTEMEN TEKNIK NUKLIR DAN TEKNIK FISIKA**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
| Nama | : | Reza Andriady |
| NIM | : | 16/399962/TK/44976 |
| Pembimbing Utama | : | Dr.-Ing. Awang Noor Indra Wardana, S.T., M.T., M.Sc. |
| Pembimbing Pendamping | : | Nopriadi, S.T., M.Sc., Ph.D. |
| Judul Skripsi | : | Implementasi Deteksi Kesalahan Pada Pabrik Kimia Secara *Real-Time* Dengan *On-The-Fly Semi-Supervised Learning* Berbasis *Support Vector Machines* |
| Permasalahan | : | Perancangan dan pengujian program *fault detection* dengan *on-the-fly semi-supervised learning* menggunakan *support vector machines* |
|  |  |  |

|  |  |
| --- | --- |
| Pembimbing Utama  Dr.-Ing. Awang Noor Indra Wardana, S.T., M.T., M.Sc.  NIP. 197804012014041001 | Pembimbing Pendamping  Nopriadi, S.T., M.Sc., Ph.D.  NIP. 19731119 200212 1 002 |

Mengetahui,

Ketua Departemen Teknik Nuklir dan Teknik Fisika

Fakultas Teknik UGM

Nopriadi, S.T., M.Sc., Ph.D.

NIP. 19731119 200212 1 002

*… Karya ini kupersembahkan dengan bangga untuk diriku sendiri …*

… *Tetapkan tujuan, mantapkan langkah*…

# KATA PENGANTAR

**KATA PENGANTAR**

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada rahmat Tuhan Yang Maha Esa, oleh karena berkat dan rahmatnya, penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir meskipun pada masa pandemi 2019-nCov. Juga karena pertolongan dan bimbingan-Nya, laporan Tugas Akhir dapat diselesaikan dengan sebaik-baiknya.

Penyusunan laporan tugas akhir berjudul “Implementasi Deteksi Kesalahan Pada Pabrik Kimia Secara *Real-Time* Dengan *On-The-Fly Semi-Supervised Learning* Berbasis *Support Vector Machines*” membahas pengembangan dan pengujian metode agar kesalahan proses pada pabrik kimia dapat dideteksi sedini mungkin, tanpa menggunakan data proses yang disimpan oleh pabrik, kontras dengan strategi deteksi kesalahan pada umumnya. Menggunakan support vector machines pada metode *semi-supervised learning*, data proses pabrik dapat diklasifikasi kedalam data normal dan data *salah*.

Tentu dalam pengerjaan tugas akhir dan penulisan laporan ini, penulis menerima banyak bantuan dari banyak pihak, oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada: Dr.-Ing. Awang Noor Indra Wardana, S.T., M.T., M.Sc. selaku dosen pembimbing skripsi dan Bapak Nopriadi, S.T., M.Sc., Ph.D selaku dosen pemimbing pendamping, yang keduanya telah memberikan banyak bimbingan dan pengalaman pada penulis, sehingga penelitian dan penulisan tugas akhir dapat berjalan dengan lancer.

Penulis menyadari bahwa laporan tugas akhir ini jauh dari kata sempurna dengan banyak kekurangan dan kelemahan didalamnya, untuk itu penulis memohon maaf apabila terdapat kesalahan dalam penulisan laporan ini.

Demikianlah yang penulis dapat haturkan, penulis harap laporan ini dapat memberikan manfaat kepada pembaca.

|  |  |
| --- | --- |
|  | Yogyakarta, Juli 2020 |
|  |  |
|  | Penulis |

# DAFTAR ISI

DAFTAR ISI

[HALAMAN JUDUL i](#_Toc59468075)

[PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME ii](#_Toc59468076)

[HALAMAN PERSEMBAHAN iv](#_Toc59468077)

[KATA PENGANTAR vii](#_Toc59468078)

[DAFTAR ISI viii](#_Toc59468079)

[DAFTAR TABEL x](#_Toc59468080)

[DAFTAR GAMBAR xi](#_Toc59468081)

[DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN xii](#_Toc59468082)

[ABSTRACT xvi](#_Toc59468083)

[BAB I PENDAHULUAN 17](#_Toc59468084)

[I.1. Latar Belakang 17](#_Toc59468085)

[I.2. Perumusan Masalah 19](#_Toc59468086)

[I.2.1. Batasan Masalah 20](#_Toc59468087)

[I.3. Tujuan Penelitian 20](#_Toc59468088)

[I.4. Manfaat Penelitian 20](#_Toc59468089)

[BAB II TINJAUAN PUSTAKA 22](#_Toc59468090)

[II.1. Isi Tinjauan Pustaka 22](#_Toc59468091)

[II.1.1. SVM 22](#_Toc59468092)

[II.1.2. Metode Ekstraksi Fitur 24](#_Toc59468093)

[II.1.3. Metode On-The-Fly Fault Detection 26](#_Toc59468094)

[BAB III DASAR TEORI 30](#_Toc59468095)

[III.1. Semi-Supervised Learning 30](#_Toc59468096)

[III.2. Support Vector Machines (SVM) 31](#_Toc59468097)

[III.3. Metode Pengelompokan 38](#_Toc59468098)

[III.3.1. Pengelompokan K-means 38](#_Toc59468099)

[III.3.2. Density-based Spatial Clustering of Applications With Noise 40](#_Toc59468100)

[III.4. Kernel 42](#_Toc59468101)

[III.5. Kernel Fisher Discriminant Analysis 43](#_Toc59468102)

[III.6. Penskalaan 45](#_Toc59468103)

[III.7. Deteksi dan Diagnosis Kesalahan 47](#_Toc59468104)

[III.8. MQTT 49](#_Toc59468105)

[BAB IV PELAKSANAAN PENELITIAN 51](#_Toc59468106)

[IV.1. Alat dan Bahan Penelitian 51](#_Toc59468107)

[IV.2. Tata Laksana Penelitian 60](#_Toc59468108)

[IV.2.1. Pengujian KFDA dan SVM 61](#_Toc59468109)

[IV.2.2. Perancangan Program 62](#_Toc59468110)

[IV.2.3. Pembangunan Program 63](#_Toc59468111)

[IV.2.4. Pengujian Program Menggunakan Data Validasi 63](#_Toc59468112)

[BAB V Hasil dan Pembahasan 65](#_Toc59468113)

[V.1. Pengujian KFDA dan SVM 65](#_Toc59468114)

[V.1.1. Rangka kerja deteksi kesalahan menggunakan KFDA dan SVM 65](#_Toc59468115)

[V.1.2. Pengujian KFDA dan SVM untuk deteksi kesalahan 68](#_Toc59468116)

[V.2. Perancangan Program Deteksi Kesalahan 71](#_Toc59468117)

[V.2.1. Pengujian Ukuran Referensi dan Penyangga 71](#_Toc59468118)

[V.2.2. Pengujian Metode Pengelompokan 75](#_Toc59468119)

[V.2.3. Pengujian K-Means Pengelompokan 79](#_Toc59468120)

[V.3. Pembangunan Program 84](#_Toc59468121)

[V.3.1. Tahapan Program 84](#_Toc59468122)

[V.4. Pengujian Program Menggunakan Data Validasi 91](#_Toc59468123)

[V.4.1. Hasil Pengujian Program Menggunakan Data Validasi 91](#_Toc59468124)

[V.4.2. Penyesuaian Parameter Program Untuk Data Validasi 92](#_Toc59468125)

[BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN 96](#_Toc59468126)

[VI.1. Kesimpulan 96](#_Toc59468127)

[VI.2. Saran 97](#_Toc59468128)

[DAFTAR PUSTAKA 98](#_Toc59468129)

[LAMPIRAN 101](#_Toc59468130)

# DAFTAR TABEL

**DAFTAR TABEL**

[Tabel IV.1. Perangkat Keras Penelitian 51](#_Toc59476620)

[Tabel IV.2 Perangkat Lunak Penelitian 51](#_Toc59476621)

[Tabel IV.3 Variabel pada Tennessee Eastman Process 56](#_Toc59476622)

[Tabel IV.4 Deskripsi Jenis Data pada Data Latih 57](#_Toc59476623)

[Tabel IV.5 Variabel pada Data Validasi 60](#_Toc59476624)

[Tabel V.1. *Confusion Matrix* dari KFDA-SVM Pada Personalan Multi-Kelas 70](#_Toc59476625)

[Tabel V.2. *Confuison Matrix* dari KFDA-SVM Pada Persoalan 2 Kelas 70](#_Toc59476626)

# DAFTAR GAMBAR

[Gambar II.1 Rangka kerja SVM untuk deteksi kesalahan pada KBT 22](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571612)

[Gambar III.1 Klasifikasi Menggunakan SVM 31](#_Toc59571613)

[Gambar III.2 Perbedaan one versus all dan one versus one 36](#_Toc59571614)

[Gambar III.3 Penentuan Kelas Menggunakan DAG 37](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571615)

[Gambar IV.1 Diagram P&ID dari Tennessee Eastman Process [25] 54](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571616)

[Gambar IV.2 Diagram P&ID Data Validasi [26] 58](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571617)

[Gambar V.1 Rangka Kerja KFDA-SVM 66](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571618)

[Gambar V.2 Hasil Pengujian Menggunakan KFDA-SVM 69](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571619)

[Gambar V.3 Pengujian Akurasi Pada Nilai γ = 0,0001 72](#_Toc59571620)

[Gambar V.4 Pengujian Akurasi Pada Nilai γ = 0,00005 72](#_Toc59571621)

[Gambar V.5 Pengujian Akurasi Pada Nilai γ = 0,00001 72](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571622)

[Gambar V.6 Pengujian Akurasi Pada Nilai γ = 0,000005 72](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571623)

[Gambar V.7 Pengujian Akurasi Pada Nilai γ = 0,000001 73](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571624)

[Gambar V.8 Nilai WCSS Minimum Pada Ukuran Referensi = 50 81](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571625)

[Gambar V.9 Nilai WCSS Minimum Pada Ukuran Referensi = 100 81](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571626)

[Gambar V.10 Nilai WCSS Minimum Pada Ukuran Referensi = 150 81](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571627)

[Gambar V.11 Nilai WCSS Minimum Pada Ukuran Referensi = 200 81](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571628)

[Gambar V.12 Sampel Salah Minimum 82](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571629)

[Gambar V.13 Akurasi Program Pada Data Latih Menggunakan Variasi Bobot Kelas Normal 86](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571630)

[Gambar V.14 Akurasi Program Pada Jenis Kesalahan Dengan Variasi Bobot Kelas 87](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571631)

[Gambar V.15 Pengaruh Bobot Kelas Pada Akurasi Klasifikasi Data Normal 89](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571632)

[Gambar V.16 Akurasi Program Pada Data Latih Menggunakan Variasi Bobot Kelas Normal Setelah Penyetelan Parameter 91](#_Toc59571633)

[Gambar V.17 Akurasi Program Pada Data Validasi Menggunakan Ukuran Referensi = 150 Dengan Variasi Nilai γ 93](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571634)

[Gambar V.18 Akurasi Program Pada Data Validasi Menggunakan Ukuran Referensi = 300 Dengan Variasi Nilai γ 95](file:///H:\Skripsi\Bawa%20Jogja%20Pulang%20Kelar\Tugas%20Akhir%20-%20Reza%20Andriady%20-%2044976.docx#_Toc59571635)

# DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN

**Lambang Romawi**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| *Lambang* | *Kuantitas* | *Satuan* |
|  | Matriks kernel | - |
|  | *X* setelah diproyeksikan menggunakan KPCA | - |
|  | Sampel pada *X* setelah diproyeksikan menggunakan KFDA | - |
| *b* | Ambang *hyperplane* | - |
| *C* | *Error penalty* SVM | - |
| *L* | Persamaan Langrange | - |
| *l* | Jumlah sampel pada sebuah kelas dari *X* | - |
| *m* | Jumlah sampel dari *X* | - |
| *n* | Jumlah variabel dari *X* | - |
| *w* | Arah normal *hyperplane* | - |
| *x* | Sampel data dari *X* | - |
| *X* | Himpunan data | - |
| *Y* | Label kelas dari tiap sampel pada *X* | - |
| *y* | Label kelas untuk sampel *x* | - |
| *z* | Matriks transformasi | - |
|  | Matriks kernel terpusat | - |
|  | Fungsi *Hyperplane* | - |
| *S* | *Varians* | - |
| *Cov* | *Matriks kovarians* | - |
| *c* | Kelas dari *X* | - |
| *f* | Variabel pada X | - |
| **Lambang Yunani** | | |
| *Lambang* | *Kuantitas* | *Satuan* |
| *α* | *Langrange Multiplier* |  |
| *ξ* | Konstanta *slack* SVM | - |
|  | *Langrange Multiplier* | - |
| γ | Parameter gamma |  |
|  | *Kernel Mapping* | - |
|  | Standar deviasi | - |
|  | *Eigenvalue* dari KPCA | - |
| *λ* | *Eigenvector* dari KPCA | - |
|  | *Eigenvector* dari KFDA | - |
| **Subskrip** | | |
| *Lambang* | *Deskripsi* |  |
| *i* | indeks koordinat |  |
| *j* | Indeks koordinat |  |
| KPCA | KPCA |  |
| KFDA | KFDA |  |
| m | Jumlah sampel dari *X* |  |
| n | Jumlah variabel dari *X* |  |
| k | indeks koordinat |  |
| c | Kelas dari *X* |  |
| **Superskrip** |  |  |
| *Lambang* | *Deskripsi* |  |
|  | Derajat polinomial |  |

|  |  |
| --- | --- |
| **Singkatan** |  |
| DAG | *Directed Acylic Graph* |
| DBSCAN | *Density Based Spectral Clustering of Applications With Noise* |
| FDD | *Fault Detection & Diagnosis* |
| KBT | Kereta Berkecepatan Tinggi |
| KFDA | *Kernel Fisher Discriminant Analysis* |
| PKM | Pengelompokan K*-Means* |
| KPCA | *Kernel Principal Component Analysis* |
| FBR | Fungsi Basis Radial |
| SVM | *Support Vector Machines* |
| PB | Positif Benar |
| NB | Negatif Benar |

1. **Implementasi Deteksi Kesalahan Pada Pabrik Kimia Secara *Real-Time* Dengan *On-The-Fly Semi-Supervised Learning* Berbasis *Support Vector Machines***

Oleh:  
Reza Andriady  
16/399962/TK/44976

Diajukan kepada Departemen Teknik Nuklir dan Teknik Fisika Fakultas Teknik Universitas Gadjah Mada pada tanggal ……  
untuk memenuhi sebagian persyaratan untuk memperoleh derajat   
Sarjana Program Studi Teknik Nuklir

**INTISARI**

Deteksi kesalahanberbasis data pada pabrik kimia umumnya membutuhkan kumpulan data berjumlah besar berisikan sampel-sampel ketika pabrik beroperasi secara normal dan ketika terdapat kesalahanpada proses pabrik, yang kemudian tiap sampel diberi label yang sesuai oleh ahli. Penelitian ini akan merancang dan menguji performa dari metode deteksi kesalahandengan *on-the-fly ­semi-supervised learning* menggunakan metode *cluster-then-label*, di mana pelatihan model deteksi kesalahandapat dilakukan sembari pabrik beroperasi, sehingga cocok untuk diterapkan apabila pabrik belum memiliki kumpulan data. Metode yang dirancang akan menggunakan data referensi dan penyangga, yang mana data referensi adalah sampel-sampel pertama dalam jumlah yang telah ditentukan sebelumnya sebagai acuan data normal bagi program, dan data penyangga berisi sampel yang masuk setelahnya. Digunakan metode KFDA untuk

pra-pemrosesan, dan k*-means* untuk pengelompokanyang dilanjutkan oleh SVM untuk klasifikasi. Dari data latih*,* dihasilkan parameter yang ditentukan yakni ukuran data referensi sebesar 150 sampel, ukuran penyangga sebesar 50, dan γ sebesar 5x10-5. Dihasilkan akurasi sebesar 59,7% untuk data latih dan 79,02% untuk data validasi. Pada penelitian ini, penyetelan terhadap data latih dan data validasi dilakukan pada parameter ukuran data referensi dan γ. Pada data latih, dihasilkan nilai akurasi sebesar 79,01% setelah penyetelan, pada data validasi, akurasi tertinggi tetap diraih dengan menggunakan parameter yang ditentukan.

***Kata kunci***: deteksi kesalahan, *support vector machines*, *semi-supervised learning*, *on-the-fly learning*

Pembimbing Utama : Dr.-Ing. Awang Noor Indra Wardana, S.T., M.T., M.Sc.

Pembimbing Pendamping : Nopriadi, S.T., M.Sc., Ph.D.

# ABSTRACT

**Implementation of Support Vector Machines-Based Fault Detection Using On-The-Fly Semi-Supervised Learning Method On Chemical Plant**

by

Reza Andriady

16/399962/TK/44976

Submitted to the Departement of Nuclear Engineering and Engineering Physics Faculty of Engineering Universitas Gadjah Mada on *Month Date, year*  
in partial fulfillment of the requirement for the Degree of   
Bachelor of Engineering in Nuclear Engineering

**ABSTRACT**

A typical data-driven fault detection strategy on chemical plants is to train the model using collected process data under normal andfaulty conditions, which were labeled accordingly by experts. This research tries to design and evaluate a fault detection method’s performance using on-the-fly semi-supervised learning, so that the model training can be done simultaneously as the plant operates, fit for a plant not having a large labeled process data. The designed method uses reference and buffer data. Reference data are first samples with predetermined size, used to refer normal data to the method, whereas buffer data are samples collected after. Methods used are KFDA for pre-processing, k*-*meansfor *clustering*, and SVM for classification. From the training data used, values for parameters were chosen: 150 as reference size, 50 as buffer size, and 5x10-5 for γ. Accuracy of 59,7% for training data and 79,02% for validation data were obtained using said parameter values. In this research, reference size and γ were tuned to find highest accuracy. Accuracy of 79,01% was obtained for training data after tuning, but highest accuracy for validation data was obtained using default parameter values.

***Keywords***: *fault detection*, *support vector machines*, *semi-supervised learning*, on-the-fly learning

Supervisor : Dr.-Ing. Awang Noor Indra Wardana, S.T., M.T., M.Sc.

Co-supevisor : Nopriadi, S.T., M.Sc., Ph.D.

# PENDAHULUAN

## Latar Belakang

Pada pabrik yang modern, terjadi berbagai proses untuk menghasilkan barang jadi dengan kualitas tertentu menggunakan bantuan mesin berupa kumpulan sensor dan aktuator. Sensor, kontroler, aktuator bekerja sama untuk menghasilkan produk dengan kualitas dan kuantitas yang sudah ditentukan sebelumnya. Sensor akan memperhatikan nilai – nilai dari kondisi bahan lalu mengirimkan sinyal kepada controller kemudian kontroler mengirimkan perintah ke aktuator untuk mengolah produk berdasarkan nilai – nilai kondisi bahan. Variabel proses kemudian disimpan di dalam database tiap satuan waktu tertentu.

Dengan berkembangnya industri modern, kualitas produk dan keselamatan merupakan faktor krusial pada proses manufaktur, namun terjadinya kesalahan pada proses dapat mengancam kedua hal tersebut. Kesalahan didefinisikan sebagai perilaku abnormal pada proses yang berhubungan dengan kegagalan mesin, kelelahan mesin, atau gangguan eksrim pada proses [1]. Kesalahan pada salah satu bagian pada proses apabila tidak segera dideteksi dan ditangani, dapat mengakibatkan kerugian ekonomi pada perusahaan berupa produk yang berkualitas rendah, biaya perbaikan peralatan yang besar, serta dapat membahayakan keselamatan operator. Mempertimbangkan hal – hal tersebut, perusahaan harus mencari cara untuk mendeteksi dan mencari sumber kesalahan sedini mungkin. Dengan deteksi kesalahan, kesalahan dalam proses – proses pabrik yang kompleks dapat dideteksi sedini mungkin.

Berdasarkan data yang telah dikumpulkan, deteksi kesalahan berbasis data historis (*data-driven*) dapat dilakukan. Deteksi kesalahan secara *data-driven* bekerja dengan cara mempelajari database yang dimiliki pabrik sehingga kemudian dapat mengklasifikasi data – data baru dari pabrik tersebut. Kesulitan deteksi kesalahan pada pabrik diakibatkan oleh jumlah variabel proses dan karakteristik data, semakin banyak variabel proses yang terlibat, maka proses deteksi kesalahan membutuhkan waktu semakin banyak. Deteksi kesalahan sulit untuk dilakukan oleh manusia karena keterbatasan daya pikir untuk mengolah dan mengklasifikasikan data dengan jumlah variabel proses yang besar, sehingga digunakan pembelajaran mesinkarena dapat mengolah data dengan cepat dan akurat meskipun dengan jumlah variabel proses yang besar.

Salah satu metode klasifikasi yang sering digunakan adalah *support vector machines* (SVM). Meskipun SVM hanya akurat untuk data yang bersifat dapat dipisahkan secara linier, data dari pabrik yang bersifat tidak dapat dipisahkan secara linier dapat diolah terlebih dahulu menggunakan metode ekstraksi fitur kemudian diklasifikasikan menggunakan SVM. Dengan mempelajari kelas dari masing – masing data, ekstraksi fitur berfungsi untuk mencari proyeksi data sehingga data menjadi dapat dipisahkan secara linier, sehingga kemudian dapat diklasifikasikan menggunakan metode klasifikasi.

Perusahaan dalam usaha untuk mempertahankan dan meningkatkan kualitas produknya, perlu melakukan pengawasan yang ketat terhadap proses yang berjalan di dalam pabrik. Kesalahan harus dideteksi supaya perusahaan dan pabrik dapat segera melakukan mitigasi dari kesalahan. Deteksi kesalahan dengan pembelajaran mesin memungkinkan perusahan untuk menghindari kerugian dengan cara memperingatkan sedini mungkin bahwa terjadi kesalahan pada proses. Dengan menggunakan deteksi kesalahan, perusahaan dapat meminimalisir resiko ekonomi dan keselamatan.

Data yang disimpan oleh sebuah pabrik merupakan kumpulan sampel tiap satu satuan waktu berisikan beberapa atau semua nilai pengukuran sensor terhadap kondisi bahan pada proses, sinyal kontrol pada aktuator, serta keluarandari aktuator pada satu waktu. Kumpulan data ini dapat digunakan untuk mendeteksi apabila pada sebuah sampel baru terdapat kesalahan pada proses. Untuk mengklasifikasi apakah sebuah sampel termasuk normal atau salah, dapat digunakan salah satu metode klasifikasi pembelajaran mesin yaitu *support vector machines* (SVM)*.*

Umumnya, pembangunan model mesin belajar untuk deteksi kesalahan menggunakan teknik *supervised learning* yangmembutuhkan kumpulan data dalam jumlah yang besar, berisi dengan sampel ketika pabrik beroperasi secara normal dan sampel ketika terdapat kesalahandalam proses pabrik, yang tiap sampelnya sudah diberi label oleh para ahli untuk memberikan keterangan apakah sebuah sampel merupakan sampel normal atau sampel salah. Proses pengumpulan data ini merupakan tugas yang sulit dan membutuhkan waktu yang banyak. Di sisi lain, model mesin belajar lain yaitu teknik *unsupervised learning*,tidak membutuhkan kumpulan data berlabel berjumlah besar. Kombinasi dari kedua teknik tersebut disebut dengan teknik *semi-supervised learning*, yang mampu memberikan prediksi terhadap kelas dari sebuah sampel yang masuk ke dalam model secara akurat, tanpa memerlukan kumpulan data berlabel terlebih dahulu.

Pada penelitian ini, teknik *semi-supervised learning* akan dilakukan secara *on-the-fly*, sehingga pembangunan model deteksi kesalahan dapat dilakukan sembari program beroperasi. Dengan begitu, program deteksi kesalahan yang dirancang pada penelitian ini dapat digunakan untuk melakukan deteksi kesalahan apabila kumpulan data berlabel belum tersedia.

## Perumusan Masalah

Kekurangan dari strategi deteksi kesalahan dengan *supervised learning* adalah strategi tersebut membutuhkan kumpulan data dalam jumlah besar, yang berisi nilai-nilai pengukuran sensor pada saat pabrik beroperasi dalam kondisi normal maupun salah, yang diberi label yang sesuai oleh ahli.Kumpulan data tersebut digunakan sebagai data latih oleh strategi deteksi kesalahan, namun, proses pengumpulan kumpulan data merupakan tugas yang membutuhkan waktu yang lama dan uang yang banyak. Selain itu, apabila terdapat sebuah sampel dengan jenis kesalahanyang tidak terdapat pada kumpulan data latih, maka strategi deteksi kesalahan akan mengalami kesulitan dalam mendeteksi kesalahantersebut. Dengan demikian, dibutuhkan sebuah metode yang tidak membutuhkan kumpulan data berlabel dari proses pabrik, sehingga dapat mengatasi kekurangan dari strategi deteksi kesalahan dengan *supervised learning*, namun tetap memiliki akurasi yang tinggi.

### Batasan Masalah

Berikut batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini:

1. Data yang diteliti terbatas pada data pabrik Tennessee Eastman Chemical Company dan data pabrik yang disediakan oleh Brooks. Kedua data yang digunakan didapatkan melalui gudang data *South African Council for Automation and Control*.
2. Pengujian dan metode-metode yang digunakan merupakan metode deteksi kesalahansecara *data-driven.*
3. Pengujian dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python.

## Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk memperoleh rancangan dari program yang dapat mendeteksi kesalahanpada data proses pabrik secara *on-the-fly semi-supervised learning*, sehingga program dapat mengumpulkan data latih sembari pabrik beroperasi dan data latih yang digunakan tidak memerlukan label dari para ahli. Selain itu, penelitian juga bertujuan untuk menguji dari program yang telah dirancang.

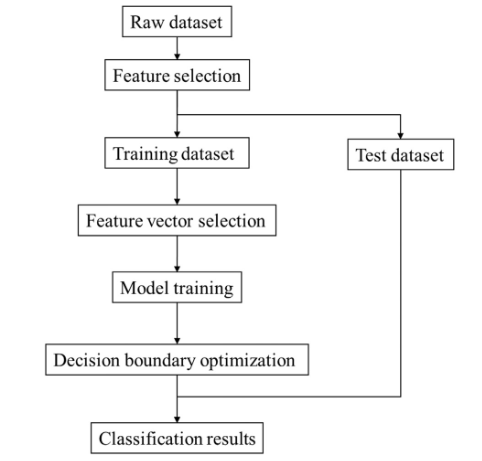
## Manfaat Penelitian

Penelitian ini merancang kemudian menguji performa dari program yang dapat melakukan deteksi kesalahan secara *on-the-fly semi-supervised*, sehingga program yang dirancang diharapkan dapat melakukan deteksi kesalahan pada sebuah pabrik kimia tanpa memerlukan kumpulan data dari pabrik tersebut sebelumnya.

Deteksi kesalahan biasanya membutuhkan kumpulan data dari pabrik kimia tertentu yang sudah memiliki label. Memperoleh kumpulan data tersebut merupakan tugas yang sulit. Program dengan kemampuan *on-the-fly learning* dapat digunakan untuk melakukan mempelajari karakter dari data pabrik tanpa membutuhkan kumpulan data terlebih dahulu. Sehingga penelitian ini memiliki manfaat bagi industri supaya industri dapat menggunakan atau mengembangkan program yang telah dirancang untuk melakukan deteksi kesalahan apabila kumpulan data belum tersedia.

# TINJAUAN PUSTAKA

Sampai saat ini, *support vector machines* (SVM) sudah banyak diimplementasikan pada berbagai keperluan, baik regresi ataupun klasifikasi. Salah satu bidang mengimplementasikan SVM sebagai *classifier* adalah deteksi kesalahan.



Gambar II.1 Rangka kerja SVM untuk deteksi kesalahan pada KBT

[2]

J. Liu, Y.-F. Li dan E. Zio [2] meneliti tentang implementasi rangka kerja SVM dalam mendeteksi kesalahan pada sistem pengereman kereta berkecepatan tinggi (KBT). Data yang di dalamnya terdapat kesalahan pada sistem pengereman sangatlah langka karena tingginya tingkat kehandalan sistem pengereman kereta berkecepatan tinggi, sehingga pada penelitian ini, SVM mengolah data yang sangat tidak berimbang dengan mayoritas data merupakan data pada kondisi normal. Rangka kerja SVM yang diusulkan dapat dibagi menjadi 4 tahap: seleksi fitur*,* seleksi vektor fitur*,* pembangunan model dan optimasi batas keputusan. Seleksi fitur dilakukan dengan cara menyisihkan variabel yang tidak relevan terhadap deteksi kesalahan untuk menyingkat waktu komputasi. Variabel yang disihkan merupakan variabel yang menghasilkan nilai keterpisahan antar kelas dibawah batas yang ditetapkan. Dengan variabel yang tersisa, data kemudian diproyeksikan pada vektor fitur menggunakan metode kernel. Tahap seleksi vektor fitur kemudian menyisihkan vektor fitur yang tidak informatif terhadap deteksi kesalahan untuk menyingkat waktu komputasi. Menggunakan proyeksi data pada vektor fitur yang tersisa, SVM dibangun dan kemudian dioptimasi. Pada 15 dataset yang digunakan rangka kerja SVM yang ditawarkan menghasilkan 12 nilai F-*measurement* dan 9 nilai G-*mean* yang lebih tinggi dibandingkan 3 metode pembanding.

22

K.-Y. Chen, L.-S. Chen, M.-C. Chen dan C.-L. Lee [3] menguji SVM untuk mendeteksi kesalahan pada pembangkit listrik termal. Pra-proses dilakukan pada data untuk menghilangkan data yang inkonsisten dan terdapat derau serta untuk menormalisasi data. Setelah itu, seleksi fitur dilakukan untuk menyisihkan variabel yang tidak relevan dengan implementasi *metode correlation analysis* dan *decision tree algorithm*. Karena terdapat tahap eliminasi variabel, akan terjadi sedikit penurunan pada akurasi klasifikasi, tetapi penurunan tersebut berada didalam batas yang dapat diterima, dibandingkan dengan penurunan waktu komputasi yang dibutuhkan untuk mengkonstruksi SVM. Menggunakan variabel yang tersisa, SVM dikonstruksi dengan Fungsi Basis Radial (FBR) *kernel* dan kemudian dioptimalkan dengan mencari nilai parameter yang optimal. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa deteksi kesalahan menggunakan SVM mengalahkan performa metode *Linear Discriminant Analysis* (79.95%) dan *Back Propagation Neural Network* (85.57%), dengan SVM dapat mendeteksi kesalahan mengidentifikasi jenis kesalahan pada pembangkit listrik termal dengan akurasi diatas 91.93%.

Pada penelitian – penelitian diatas dapat dilihat bahwa dalam melakukan fungsi klasifikasi pada deteksi kesalahan, SVM sebagai *classifier* dilakukan setelah data diolah menggunakan proses reduksi dimensi. Reduksi dimensi merupakan tahap pengurangan variabel data untuk mengurangi waktu komputasi dalam konstruksi SVM. Reduksi dimensi dapat dilakukan dengan 2 cara, yaitu dengan seleksi fitur dan ekstraksi fitur. Seleksi fitur dilakukan dengan cara mengeliminasi variabel yang tidak informatif atau tidak memberikan informasi tambahan terhadap variabel lain. Seperti pada penelitian yang dilakukan pada yang sudah ditinjau, di mana variabel yang memiliki nilai keterpisahan antar kelas dibawah batas yang ditentukan, dianggap sebagai variabel yang tidak relevan sehingga dapat dieliminasi. Lain halnya dengan reduksi dimensi menggunakan metode ekstraksi fitur yang membuat data diproyeksikan pada sebuah ruang fitur baru yang memiliki jumlah dimensi lebih sedikit dibanding jumlah variabel sebenarnya.

Z. M. Hira dan D. F. Gillies [4] melakukan penelitian untuk mengulas aplikasi seleksi fitur dan ekstraksi fitur pada data genetik. Pada penelitian ini, metode seleksi fitur dan ekstraksi fitur digunakan untuk mengurangi dimensi dari data genetik kanker, dan dibandingkan dengan cara meninjau akurasi SVM dalam mengklasifikasi data hasil reduksi dimensi tersebut. Penelitian ini membandingkan performa metode – metode populer pada seleksi fitur dan ekstraksi fitur. Terdapat total 4 metode yang digunakan dari seleksi fitur, yakni: ReliefF, *Information Gain*, *Information Gain Ratio*, dan χ2-*statistics*. Sedangkan pada metode ekstraksi fitur digunakan metode PCA, *locally linear embedding* (LLE), dan Isomap. Penelitian ini menyimpulkan bahwa ekstraksi fitur menghasilkan akurasi SVM yang lebih tinggi serta dapat mengurangi overfitting dari SVM, namun seleksi fitur membutuhkan waktu komputasi yang lebih cepat serta menjaga karakteristik data sehingga dapat diinterpretasikan.

Penelitian yang dilakukan oleh L. H. Chiang, E. L. Russell dan R. D. Braatz [1] membandingkan beberapa metode ekstraksi fitur dalam deteksi kesalahan dan diagnosis kesalahan pada data proses Tennessee Eastman. Metode ekstraksi fitur yang dibandingkan adalah *fisher discriminant analysis* (FDA), *discriminant partial least squares* (DPLS), dan *principal component analysis* (PCA). Hasil reduksi dimensi dari ketiga metode tersebut akan diklasifikasi menggunakan karakterisasi T2-*statistics* dan Q-*statistics* untuk dibandingkan akurasi klasifikasinya. Penelitian ini menyimpulkan bahwa metode PCA memilki rerata misklasifikasi paling besar dibandingkan metode lain, yaitu menghasilkan rerata klasifikasi sebesar 0,74, 0,61, dan 0,67. DPLS memiliki rerata misklasifikasi rata-rata 0,57 dan FDA memiliki rerata misklasifikasi paling kecil yaitu sebesar 0,21. PCA memiliki rerata misklasifikasi yang paling besar karena sebagai PCA membaca data normal dan data salah sebagai kelas yang sama, dan hanya berusaha memaksimalkan variansi data. Sedangkan, FDA membaca data pada masing-masing kelas dan berusaha membuat ruang fitur sehingga proyeksi data memiliki variansi antar kelas yang besar. Pada studi ini peneliti juga menyimpulkan bahwa kemampuan FDA yang superior dalam diagnosis kesalahan merupakan kemampuan yang inheren, dan bukan dikarenakan model kriteria seleksi orde yang digunakan pada studi.

Menggunakan persamaan KFDA yang dikembangkan oleh Yang [5], Penelitian Zhu dan Song [6] menguji implementasi KFDA pada deteksi kesalahanmenggunakan data proses Tennessee Eastman. Pada penelitian ini, data proses Tennessee Eastman diolah menggunakan PCA, KPCA, FDA, dan KFDA sebagai metode ekstraksi fitur sehingga data diproyeksikan kedalam ruang fitur2 dimensi dan kemudian diklasifikasikan menggunakan *k-nearest neighbor* (KNN) dan *gaussian mixture model* (GMM) untuk mengidentifikasi apakah sebuah data merupakan data normal, kesalahantipe4*,* kesalahantipe8*,* atau kesalahantipe14.Penelitian menunjukkan bahwa PCA dan KPCA memproyeksikan data menjadi berpusat pada titik pusat grafik dan menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 60,13% dan 60,81% menggunakan KNN secara berurutan serta 64,31% dan 64% menggunakan GMM secara berurutan. FDA berhasil memisahkan kesalahantipe4tetapi data normal, kesalahantipe8*,* dan kesalahantipe14saling tumpang tindih. Ekstraksi fitur denganFDA memiliki akurasi klasifikasi sebesar 58,19% menggunakan GMM dan 56,75% menggunakan KNN. KFDA berhasil memisahkan 4 kelas menjadi 4 kluster dengan catatan ada beberapa proyeksi kesalahantipe8 yang tumpang tindih dengan data normal. Secara keseluruhan, ekstraksi fiturdenganKFDA memiliki akurasi klasifikasi sebesar 92.75% menggunakan GMM dan 90,81% menggunakan KNN.Pada penelitian yang telah disebutkan, SVM mampu mendeteksi dan mengidentifikasi kesalahan pada sistem di mana ia diaplikasikan. Namun karena keterbatasan SVM di mana ia hanya memiliki performa baik pada data dapat dipisahkan secara linier, SVM tidak dapat mendeteksi kesalahan pada sistem dengan data yang tidak dapat dipisahkan secara linier. Pada penelitian tersebut, KFDA terbukti dapat memproyeksikan data yang tidak dapat dipisahkan secara linier menjadi 4 kluster yang terpisah pada ruang fitur2 dimensi sehingga data tersebut menjadi terpisah secara linier.

Deteksi kesalahan secara data-driven menggunakan data deret waktu yang telah dikumpulkan untuk mempelajari karakter dari data normal dan data sehingga dapat kedua data tersebut dapat dipisahkan. Kelemahan dari supervised learning adalah metode tersebut membutuhkan data berlabel yang cukup pada tahap pembangunan model sebagai data latih, apabila sebuah data baru memiliki karakteristik yang berbeda dari data pada data latih, maka rawan terjadi misklasifikasi terhadap data baru tersebut. Pengumpulan data berlabel merupakan proses yang memakan waktu yang lama dan memakan biaya, yang mana data harus dikumpulkan dari setiap kondisi yang mungkin terjadi kemudian dilabelkan oleh ahli [7].

Selain metode *supervised*, terdapat pula metode *unsupervised* yang dapat melakukan karakterisasi data tanpa menggunakan label. Metode *unsupervised* merupakan metode yang tidak membutuhkan pengetahuan sebelumnya mengenai keluaran atau label dari sebuah data. Fungsi dari metode *unsupervised* adalah memberikan perkiraan keluaran berdasarkan struktur dari kumpulan data yang disediakan [8].

Penelitian pada [9]mengajukan metode deteksi kesalahan pada proses produksi wafer semikonduktor. Metode yang diajukan dapat melakukan deteksi kesalahan secara *unsupervised* dengan *on-the-fly learning* yang kemudian dipasang pada sistem proses produksi sehingga dapat mendeteksi kesalahan proses secara *real-time*. Metode tersebut menggunakan data-data histori dari proses untuk mendapatkan acuan data normal yang kemudian digunakan untuk membangun model seleksi fitur dan *classifier.* Metode tersebut menggunakan metode *unsupervised learning* yakni 1-Class SVM sebagai *classifier* yang hanya membutuhkan data dari 1 kelas untuk proses pembangunan model. Apabila data baru masuk ke dalam algoritma, data baru akan diolah menggunakan seleksi fitur kemudian diklasifikasikan oleh 1-Class SVM sebagai data salahatau data normal. Apabila data tersebut diklasifikasikan sebagai data normal, data tersebut akan dimasukkan kedalam kumpulan data referensi dan data paling tua pada kumpulan data referensi akan dikeluarkan atau disimpan berdasarkan skenario *sliding window* yang digunakan. Dengan terbentuknya data referensi baru, maka pembangunan model seleksi fitur dan *classifier* akan dilakukan kembali untuk memperbarui model yang sudah dibangun. Terdapat 2 skenario *sliding window* yang diajukan, skenario pertama merupakan skenario apabila data baru masuk kedalam kumpulan data referensi, data paling tua tidak langsung dikeluarkan, namun apabila panjang kumpulan data sudah mencapai batas tertentu, maka beberapa data paling tua akan dikeluarkan secara bersamaan. Skenario kedua merupakan skenario *sliding window* apabila data paling tua dikeluarkan apabila terdapat data baru yang masuk. Metode yang diajukan pada penelitian ini mampu mendeteksi kesalahan pada 2 data industri dengan akurasi yang memuaskan, pada dataset 1 dihasilkan akurasi sebesar 95.65% pada kedua skenario, sedangkan pada dataset 2 dihasilkan akurasi sebesar 83.3 dan 91.67 pada masing-masing skenario. Penelitian yang dilakukan menunjukkan bahwa skenario *sliding window* pertama menghasilkan rerata alarm palsu yang lebih rendah, sedangkan skenario kedua menghasilkan rerate deteksi yang lebih tinggi.

*Semi-supervised learning* mengombinasikan kedua metode sebelumnya untuk saling melengkapi kekurangannya. *Supervised learning* membutuhkan data latih berlabel dalam jumlah besar, yang merupakan proses yang selain memakan biaya, juga membutuhkan waktu yang banyak. Sedangkan unsupervised learning tidak membutuhkan kumpulan data berlabel, sehingga dapat digunakan untuk mengolah data mentah, namun rawan terjadi misklasfikasi. *Semi-supervised* learning diajukan sebagai solusi dari kekurangan tersebut, metode semi-supervised learning dapat membangun model berdasarkan data dengan data berlabel dalam jumlah yang kecil, dan memperlakukan data lain sebagai data uji [7]**.** Penelitian [7] menyebutkan bahwa pembangunan model secara *semi-supervised* menggunakan data berlabel dan tidak berlabel menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode *supervised* maupun *unsupervised*. Salah satu metode *semi-supervised* adalah metode *cluster-then-label*, yaitu metode yang menggunakan metode pengelompokan untuk memberikan *pseudo-label* dari sebuah dataset, *pseudo-label* tersebut kemudian digunakan oleh metode *classifier* untuk menentukan label akhir dari tiap data dan untuk membentuk batas pemisah. Penelitian [10]menguji metode pengelompokan yang diikuti oleh metode klasifikasiuntuk mendeteksi anomali, yang mendapatkan hasil bahwa gabungan metode k-*medoid* dan metode SVM mendapatkan rata-rata akurasi sebesar 99.43% pada dataset kecil (104 sampel) dan 99.21% pada dataset besar (105 sampel).

Apabila karakteristik data normal dari sebuah proses telah diketahui, maka metode *cluster-then-label* dari *semi-supervised learning* dapat digunakan untuk menggolongkan data-data yang mirip kedalam kelompok-kelompok menggunakan metode pengelompokan dengan diberikan *pseudo-label*, dan diikuti oleh metode klasifikasiuntuk memberikan label akhir dari kelompok-kelompok tersebut yang mempertimbangkan *pseudo-label* serta proyeksi data normal sebenarnya pada ruang fitur. Pada penelitian ini, tahap pengelompokan dan tahap klasifikasidilakukan sebagai 2 proses independen, seperti pada penelitian [10] dan [11]. Penelitian ini akan menggunakan metode *cluster-then-label* untuk dapat melakukan deteksi kesalahan secara *real-time* dengan *on-the-fly learning*. Penelitian ini juga akan menggunakan metode *sliding window* yang digunakan pada penelitian [9]untuk mendeteksi kesalahan dengan membangun model pengelompokan dan klasifikasiketika data baru masuk kedalam *sliding window*, namun pada penelitian ini, data yang diproses merupakan data yang terdapat pada *sliding window* karena digunakan metode pengelompokan terlebih dahulu. Untuk dapat melakukan *on-the-fly learning,* alih-alih menggunakan data historik untuk mendapatkan karakteristik data normal seperti pada penelitian [9], karakteristik data normal didapatkan melalui data-data awal yang masuk sebagai acuan data normal.Digunakan metode *kernel fisher discriminant analysis* sebagai metode ekstraksi fitur untuk menangkap karakteristik data normal serta memproyeksikan data normal pada sebuah persebaran yang berbeda dengan data salah. Setelah dilakukan pengelompokan menggunakan metode yang akan diuji pada penelitian ini, digunakan *support vector machines* sebagai metode *classifier*. *Support vecdtor machines* dipilih karena dapat menghasilkan akurasi yang tinggi meskipun pada data yang tidak seimbang. Hal tersebut menjadi salah satu faktor yang dipertimbangkan, mengingat program yang dirancang akan melakukan *real-time*, sehingga ketika diharapkan data salahdapat segera terdeteksi oleh program meskipun jumlah data salahrelatif kecil dibandingkan jumlah data normal pada *sliding window*.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Peneliti | Metode | | Sumber Data Latih | Mode Implementasi |
| Kategori Metode | Metode yang digunakan |
| Chen, Chen, Chen, dan Lee [3] | *Supervised* | SVM | Data histori | *Offline* |
| Albalate, Suchindranath, Suendermann, dan Minker [11] | *Semi-supervised* | *Cluster-then-label* (SVM) | Data histori | *Offline* |
| Hassan, Lambert-Lacroix, dan Pasqualini [9] | *Unsupervised* | *One-Class SVM* | Data histori dan *real-time* | *Online* |
| Hasil penelitian yang diharapkan | *Semi-supervised* | *Cluster-then-label* (SVM) | Data *real-time* | *Online* |

# DASAR TEORI

## Semi-Supervised Learning

Teknik pembelajaran mesin (*machine learning*) umumnya dibagi menjadi 2, yakni: *supervised learning* dan *unsupervised learning*. Metode *supervised* merupakan teknik pembelajaran mesin di mana model menggunakan kumpulan data yang telah disediakan sebelumnya untuk mempelajari keluarandari tiap data, sehingga model kemudian dapat memprediksi keluarandari sebuah data baru. Tugas dari metode *supervised* adalah untuk memetakan sebuah data sebagai masukan kedalam sebuah kelas sebagai keluaran. Berdasarkan kumpulan data dengan label yang telah disediakan, *supervised learning* akan mempelajari pola dari kumpulan data tersebut untuk membentuk sebuah model yang dapat mengklasifikasikan tiap sampel kedalam label yang sesuai [7]. Dengan model yang telah dibentuk, apabila model diberi masukan berupa sampel baru, maka model dapat memprediksi label dari sampel tersebut. Dalam kata lain, metode *supervised learning* merupakan metode yang menggunakan kebenaran yang telah disediakan (*ground truth*) untuk membentuk model.

Sedangkan pada teknik pembelajaran mesin, metode *unsupervised* merupakan metode yang tidak membutuhkan pengetahuan sebelumnya mengenai keluarandari data tersebut. Fungsi dari metode *unsupervised* adalah memberikan perkiraan keluaranberdasarkan struktur dari kumpulan data yang disediakan [8]. Metode pengelompokanumumnya digunakan untuk memberikan pemahaman tambahan pada sebuah data, metode ini banyak digunakan pada berbagai aplikasi seperti segmentasi *customer*, analitik data besar, analitik suara, dan deteksi penipuan.

*Semi-supervised learning* mengombinasikan kedua metode sebelumnya untuk saling melengkapi kekurangannya. *Supervised learning* membutuhkan data latihberlabel dalam jumlah besar, yang merupakan proses yang selain memakan biaya, juga membutuhkan waktu yang banyak. Sedangkan *unsupervised learning* tidak membutuhkan kumpulan data berlabel, sehingga dapat digunakan untuk mengolah data mentah, namun rawan terjadi misklasfikasi. *Semi-supervised learning* diajukan sebagai solusi dari kekurangan tersebut, *semi-supervised learning* dapat digunakan pada kumpulan data dengan jumlah sampel yang kecil dan dengan kelas yang tidak lengkap untuk dapat memeberikan label dari data [7]. *Semi-supervised learning* membangun model berdasarkan data berlabel dalam jumlah yang kecil, dan memperlakukan data lain sebagai data uji.

30

## III.2. Support Vector Machines (SVM)

*Support vector machines* (SVM) merupakan pendekatan statistik multivarian yang relatif baru dan menjadi populer karena memiliki hasil yang banyak diminati pada persoalan klasifikasi dan regresi [12]. Prinsip fundamental dari SVM adalah membentuk *hyperplane* (batas keputusan) antar kelas yang harus memiliki jarak maksimum antara *support vector* tiap kelas. *Support vector* sendiri merupakan titik data pada sebuah kelas yang bertindak sebagai batas dari kelas tersebut.



[27]

Gambar III.1 Klasifikasi Menggunakan SVM

Gambar III.1 menunjukkan beberapa titik data yang merupakan anggota dari 2 kelas, anggota dari kelas pertama disimbolkan dengan lingkaran berwarna biru, dan anggota dari kelas kedua disimbolkan dengan lingkaran berwarna merah. Meggunakan Gambar III.1 sebagai contoh, persoalan klasifikasi dapat diartikan sebagai persoalan untuk menemukan batas yang dapat memisahkan kedua kelas tersebut sehingga apabila sebuah data baru dimasukkan kedalam figur, kelas dari data baru dapat diprediksi berdasarkan letak data tersebut. Terdapat banyak kemungkinan garis batas yang dapat digunakan, pada Gambar III.1 terdapat beberapa contoh alternatif garis batas.

Garis batas terbaik ditentukan dengan mencari titik data terdekat pada kedua kelas dari garis batas tersebut kemudian mengukur batas. Titik data terdekat dengan garis batas disebut dengan *support vector*, dan batas merupakan jarak antara garis batas dengan *support vector*. Menurut algoritma SVM, garis batas yang memiliki batas paling besar merupakan garis batas terbaik untuk persoalan klasifikasi. Pada Gambar III.1, garis tebal berwarna hijau merupakan garis batas terbaik karena memiliki batas yang lebih besar dibanding batas pada garis batas berwarna kuning. Pada sebuah figur 2 dimensi seperti Gambar III.1, SVM akan membentuk sebuah garis batas untuk memisahkan 2 kelas, sedangkan pada figur 3 dimensi, SVM akan membentuk sebuah bidang batas. Apabila data memiliki variabel lebih dari 3, maka figur tidak lagi dapat digambarkan, namun SVM tetap dapat mengklasifikasi data tersebut dengan membentuk sebuah *hyperplane*.

Dengan garis pemisah SVM yang telah dibentuk, maka apabila sebuah data baru yang belum diketahui kelasnya dimasukkan kedalam persamaan SVM tersebut, SVM dapat memberikan prediksi kelas dari data tadi berdasarkan nilai-nilai dari variabel data tersebut, di mana nilai-nilai variabel juga merupakan koordinat proyeksi data. Oleh karena kemampuan ini, SVM digolongkan sebagai teknik pembelajaran mesin secara *supervised*. Pada konteks SVM, SVM menggunakan data yang telah disediakan untuk menentukan posisi garis pemisah yang dapat memisahkan tiap kelas secara optimal, sehingga garis pemisah yang telah dibentuk kemudian dapat digunakan untuk memprediksi kelas dari data-data baru.

Diasumsikan bahwa himpunan data yang memiliki 2 kelas berada didalam matriks *X* dengan ukuran matriks *m* x *n*, *m* merupakan jumlah sampel yang diamati dan *n* merupakan jumlah variabel yang diamati. Tiap sampel pada *X* dinotasikan sebagai *xi* yang merupakan vektor baris ke-*i* pada *X* dan berukuran ukuran *n*. Tiap sampel pada *X* diasumsikan merupakan anggota dari salah satu diantara 2 kelas, yaitu kelas positif dan kelas negatif. Sehingga sebuah vektor kolom *Y* berukuran *m* bertindak sebagai label kelas untuk tiap sampel, dengan baris ke-*i* pada *Y* atau dinotasikan sebagai (*yi*) dapat memiliki 2 nilai, yaitu +1 dan -1. Apabila *yi*bernilai +1, maka sampel *xi*merupakan anggota dari kelas positif, begitu pula sebaliknya. Diasumsikan bahwa data tersebut dapat dipisahkan menggunakan *hyperplane* dengan *n* dimensi, yang didefinisikan sebagai:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.1) |

merupakan vektor berdimensi *m* dan *b* merupakan skalar. Parameter dan *b* akan menentukan posisi dan orientasi dari *hyperplane* batas. Persoalan untuk menentukan *hyperplane* batas yang optimum merupakan sebuah persoalan optimasi, di mana *hyperplane* batas yang optimum harus memenuhi 2 persamaan berikut:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | , *i* = 1, ..., *m*, dan | (3.2) |
|  |  | (3.3) |

menotasikan *inner product* dari vektor dan vektor Untuk memecahkan persoalan optimasi pada persamaan (3) dengan batasan persamaan (2), dapat digunakan teknik *Langrange Multiplier* sehingga persoalan tersebut menjadi:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.4) |

Dengan *α* merupakan *Langrangian Multiplier.*

Pada keadaan riil, sering kali data tidak dapat diklasifikasikan secara sempurna, sehingga persamaan optimasi menjadi tidak dapat dipenuhi. Untuk mengatasi masalah ini, digunakan teknik *soft margin* dan persamaan ditulis kembali dengan menyisipkan variabel *slack* (*ξi*), sehingga persamaan optimasi menjadi

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.5) |
|  |  | (3.6) |

Dengan *C* disebut sebagai *error penalty*, serta dan merupakan *Langrangian Multiplier*.[2]. Dipandang persamaan minimalisasi sebagai *primal problem*.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.7) |

Ketika memenuhi kondisi Kuhn-Tucker, maka persoalan primal dapat ditransformasikan menjadi bentuk *dual problem*:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.8) |

Sehingga minimalisasi dari L dapat dilakukan dengan menyesuaikan nilai dari . Pada nilai optimal, turunan dari L akan bernilai 0, sehingga:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.9) |
|  |  | (3.10) |
|  |  | (3.11) |

Dengan memasukkan pesamaan (3.9), (3.10), (3.11) kedalam persamaan (3.6), maka dapatkan *dual quadratic optimization problem:*

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.12) |

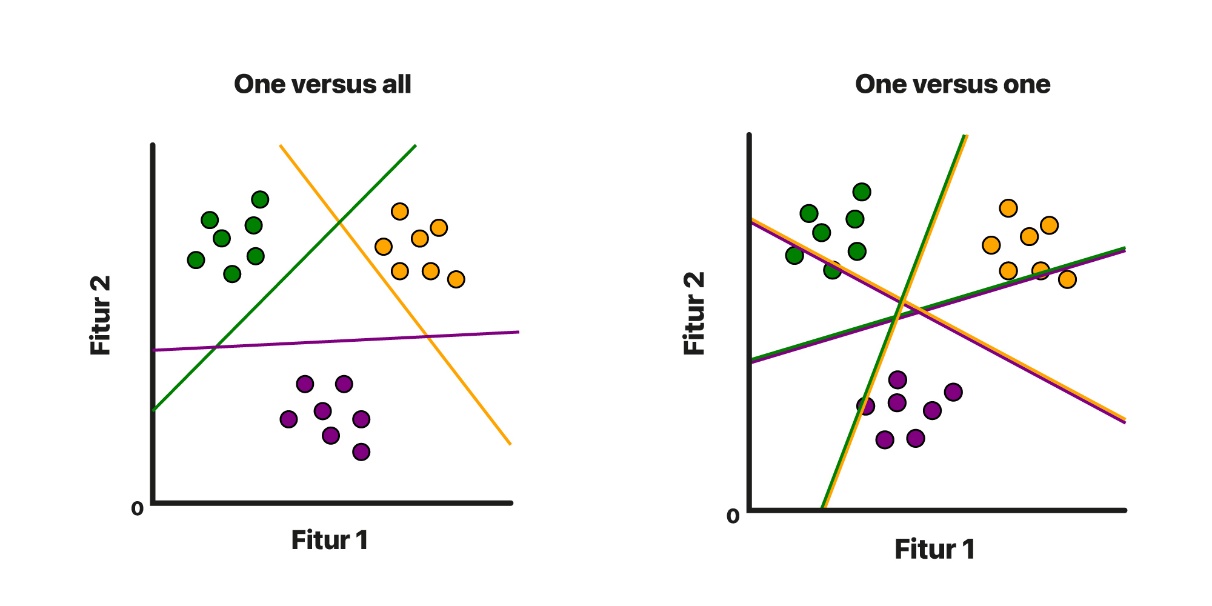
Yang memenuhi batasan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.13) |

Dengan menyelesaikan persoalan optimasi (12), maka nilai akan didapatkan. Sehingga apabila persamaan (10) dapat disisipkan kedalam persamaan (1) menjadi:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.14) |

Persamaan konstruksi SVM diatas digunakan untuk membentuk garis batas yang mampu mengklasifikasikan himpunan data ke dalam 2 kelas. Pada persoalan yang membutuhkan klasifikasi ke dalam lebih dari 2 kelas, terdapat 2 jenis metode *multi-class* SVM yang dapat digunakan, yaitu metode yang menggunakan dan mengkombinasikan beberapa SVM biner untuk tiap pasangan kelas serta metode yang secara langsung mempertimbangkan semua data di tiap kelas. Sehingga pada SVM multi-kelas, metode yang digunakan antara membutuhkan konstruksi *hyperplane* yang jumlahnya berbanding lurus dengan jumlah kelas, atau dengan memformulasikan problematika optimasi yang lebih rumit. Terdapat banyak metode SVM multi-kelas yang berbasis klasifikasi biner, 3 diantaranya adalah metode *one vs one*, *one vs all*, dan DAGSVM. Eksperimen yang dilakukan oleh Hsu dan Lin [4] menunjukkan bahwa kombinasi klasifikasi biner, khususnya *one vs one* dan *directed acyclic graph support vector machine* (DAGSVM), yang merupakan metode yang lebih cocok untuk penggunaan praktis dibandingkan metode-metode lain.

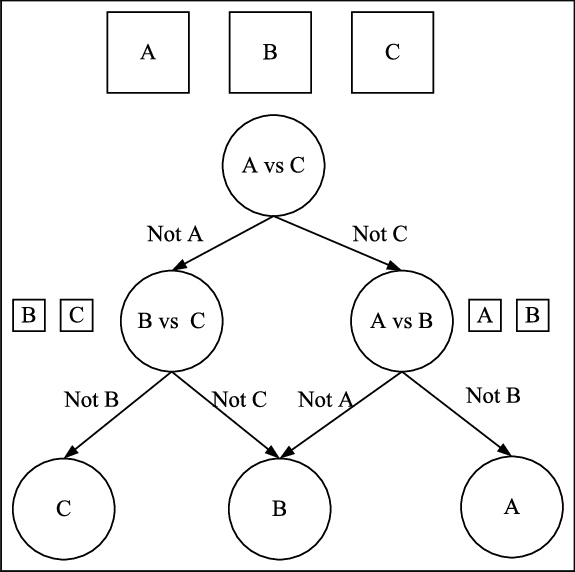


Gambar III.2 Perbedaan one versus all dan one versus one

Pada Gambar III.2 diilustrasikan perbedaan metode *one versus all* dan *one versus one*. Metode *one vs one* akan membentuk *hyperplane* batas sebanyak *c*((*c*-1)/2), dengan *c* merupakan jumlah kelas dan setiap *hyperplane* batas akan memisahkan tiap pasangan kelas. Setelah semua *hyperplane* dikonstruksi, penentuan kelas dari sebuah sampel bisa dilakukan dengan strategi voting atau disebut juga strategi *Max Wins* [13]*.* Apabila sebuah *hyperplane* menentukan sampel merupakan anggota dari kelas *i,* maka jumlah vote untuk kelas *i* bertambah 1, dan dilakukan sampai semua *hyperplane* mengklasifikasi sampel tersebut.

Berbeda dengan metode *one vs one,* metode *one vs all* akan membentuk *hyperplane* batas sebanyak *c*. Metode ini akan mengkonstruksi satu *hyperplane* untuk tiap kelas yang memisahkan kelas tersebut dengan kelas lainnya, sehingga *hyperplane* untuk kelas *ci* memiliki hasil klasifikasi *ci* atau *not ci*. Penentuan kelas dari sebuah sampel dapat ditentukan dari hasil klasifikasi yang menyatakan bahwa sampel merupakan anggota dari kelas tersebut.

DAGSVM mirip dengan metode *one vs one* di mana dikonstruksi *hyperplane* untuk tiap pasangan kelas dengan jumlah *c*((*c*-1)/2) *hyperplane*, namun DAGSVM memiliki sistem penentuan kelas yang berbeda. Penentuan kelas pada DAGSVM menggunakan *binary directed acyclic graph* (DAG) yang memiliki *node* sejumlah *c*((*c*+1)/2) dan *c* tingkat, sehingga penentuan kelas dari sebuah sampel dilakukan secara bertingkat dengan mempertimbangkan hasil klasifikasi dari *node* sebelumnya. Pada DAG, node pada tingkat ke-*c* merupakan hasil klasifikasi dan *node* pada tingkat sebelumnya merupakan fungsi klasifikasi.Dengan demikian, DAGSVM mengimplimentasikan teori DAG kedalam klasifikasi SVM, dan mengimplementasikan simplifikasi *one vs one* SVM, sehingga menjaga efisiensi komputasi yang tinggi serta memiliki akurasi klasifikasi yang tinggi pula [14].



Gambar III.3 Penentuan Kelas Menggunakan DAG

[13]

Seperti ditunjukan pada Gambar III.3, DAGSVM yang digunakan untuk mengklasifikasi data kedalam 3 kelas akan membentuk DAG dengan 6 *node* dan 3 tingkat. Tiap *node* menghasilkan 2 keluaran klasifikasi yang menyatakan bahwa sebuah sampel bukan anggota dari *ci*, dan diteruskan ke *node* yang sesuai untuk diklasifikasi lagi. Hasil dari penentuan kelas sebuah sampel ditunjukkan oleh *node* pada tingkat terakhir pada DAG.

## III.3. Metode Pengelompokan

Analisis pengelompokan merupakan teknik pembelajaran mesin secara *unsupervised* yang berguna untuk mengelompokkan data-data yang mirip dari sebuah kumpulan data ke dalam kelompok-kelompok. Pengelompokan oleh metode pengelompokandapat berbasis densitas, jarak, maupun properti lain.

### III.3.1. Pengelompokan K-means

Proses K-*means* merupakan proses yang membagi sebuah populasi data kedalam k kelompok berbasis sebuah sampel. Aplikasi dari proses K-*means* meliputi pengelompokan berdasarkan kemiripan, prediksi non-linier, memperkirakan distribusi multivariabel dan uji ketergantungan dari beberapa variabel secara non-parametrik [15].

Aplikasi proses k­-*means* pada pengelompokan berdasarkan kemiripan disebut sebagai pengelompokan k-*means*, yang merupakan metode pengelompokanyang banyak digunakan. Pengelompokan k-*means* bertujuan untuk mencari nilai minimal dari rerata jarak kuadrat antara pusat kelompokdengan sebuah data pada kelompoktersebut atau disebut sebagai *within cluster sum of squares* (WCSS). Pada pengelompokan k-*means*, ditinjau konstanta *k* sebagai jumlah kelompokyang telah ditentukan, matriks *X* sebagai kumpulan data berukuran matriks *m* x *n* dengan fitursebanyak *m* dan sampel sejumlah *n,* maka pengelompokan k­-*means* akan memiliki *objective function* *(ϕ)* sebagai berikut:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | *ϕ* | (3.15) |

Dengan *cj* merupakan pusat kelompokke-*j* dan *xi(j)* merupakan sebuah sampel dari *X* yang termasuk kedalam *cj*. Dari persamaan tersebut, diartikan bahwa J merupakan jumlah dari jarak kuadrat antara tiap pusat kelompok ke tiap sampel yang termasuk kedalam kelompoktersebut, dan pengelompokan k-*means* bertujuan untuk mencari nilai minimum dari *ϕ*. Algoritma dari pengelompokan k-*means* adalah sebagai berikut:

1. Dipilih pusat kelompok(*c*)sebanyak *k* secara acak dari sampel-sampel pada kumpulan data yang disediakan.

2. Untuk tiap *j ϵ {1, 2, .. k}* dan *i ϵ {1, 2, .. m},* golongkan tiap sampel *(xi)* dari *X* sebagai anggota dari kelompok ke-*j* (*Cj)*apabila *xi* lebih dekat ke *cj* daripada pusat kelompoklain.

3. Untuk tiap *j ϵ {1, 2, .. k}*, tetapkan *cj* sebagai mean dari *Cj*.

4. Ulangi tahap 2 dan 3 hingga *C* tidak berubah.

Dengan algoritma yang iteratif seperti yang telah disebutkan, pengelompokan k-*means* akan mencari posisi untuk tiap *cj* yang menghasilkan *ϕ* yang minimum.

Salah satu kesulitan dalam penggunaan metode pengelompokan adalah tidak ada jawaban pasti mengenai jumlah kelompok yang tepat. Seperti yang telah disebutkan sebelumnya, pada pengelompokan k*-means*, nilai *k* haruslah ditentukan terlebih dahulu sejak sebelum memulai algoritma. Untuk mengatasi hal tersebut, terdapat berbagai metode untuk mencari jumlah kelompokyang optimal, seperti *within cluster sum of squares* (WCSS).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | *WCSS* | (3.16) |

Karena *objective function (ϕ)* dari pengelompokan k*-means* adalah untuk mencari nilai terkecil dari WCSS, maka temtu WCSS memiliki rumus yang sama dengan *ϕ*. WCSS dapat digunakan untuk mencari jumlah kelompokyang optimal dengan metode yang disebut dengan *elbow method*. *Elbow method* merupakan sebuah strategi sehingga penentuan jumlah kelompokoptimal didasarkan dari pembentukan siku pada grafik WCSS. Untuk menentukan siku pada sebuah grafik WCSS, maka dihitung WCSS dari sebuah kumpulan data menggunakan sebuah rentang nilai k. Kumpulan nilai WCSS tersebut kemudian digambarkan dalam sebuah grafik kurva, dan berdasarkan *elbow* method, jumlah kelompokoptimal merupakan nilai *k* di mana kurva membentuk sebuah siku (*elbow*). Pembentukan siku pada kurva WCSS menandakan bahwa terjadi penurunan nilai WCSS yang relatif drastis pada WCSS dengan jumlah kelompoksebelumnya dibandingkan nilai WCSS dengan jumlah kelompoktersebut. Penurunan nilai WCSS diasumsikan yang drastis kemudian diasumsikan sebagai bukti bahwa jumlah kelompokoptimum.

Meskipun pengelompokan k­-*means* merupakan metode yang populer digunakan dalam berbagai aplikasi, namun yang membuat pengelompokan k-*means* sebagai metode yang populer adalah kecepatan dan kesederhanaannya, bukan akurasi [16]. Karena pada tahap 1 pusat kelompokpertama kali ditetapkan secara random, maka untuk tiap percobaan pada sebuah kumpulan data yang sama, pengelompokan k-*means* dapat menghasilkan pengelompokan yang berbeda dengan akurasi yang berbeda pula. Penelitian [16] memperkenalkan metode di mana posisi pusat kelompokpertama tidak ditentukan secara acak, namun dengan iterasi tersendiri, metode tersebut disebut sebagai k*-means++*. Pada k*-means++*, D(x) merupakan jarak dari sebuah sampel menuju pusat kelompokterdekat yang telah ditentukan pada iterasi sebelumnya. Setelah pusat kelompokpertama dipilih dari sampel yang tersedia secara acak, pusat kelompokberikutnya dipilih dari sampel yang tersedia dengan probabilitas yang mana pemilihan sebuah sampel sebagai pusat kelompokproporsional terhadap jarak sampel tersebut menuju pusat kelompokterdekat, sehingga semakin jauh jarak sebuah sampel dari pusat kelompok, semakin mungkin sampel tersebut ditentukan sebagai pusat kelompok berikutnya. K*-means++* memiliki algoritma sebagai berikut [16]:

1a. Tentukan pusat kelompokpertama c1, dipilih secara acak dari sampel pada *X*.

1b. Tentukan pusat kelompokberikutnya *ci*, yang dipilih secara acak dari sampel pada *X* dengan probabilitas

1c. Ulangi tahap 1b, hingga *ck* telah ditentukan

2-4. Dijalankan sama seperti algortima *k-means.*

### III.3.2. Density-based Spatial Clustering of Applications With Noise

*Density-based Spatial Clustering of Applications With Noise*(DBSCAN) melakukan penggolongan kumpulan data berdasarkan densitas dari proyeksi tiap sampel pada kumpulan data tersebut, sehingga sebagai hasil dari DBSCAN, tiap kelompokakan memiliki densitas yang berbeda dengan kelompoklainnya, strategi tersebut tentu saja berbeda dengan pengelompokank*-means* yang melakukan penggolongan berdasarkan pusat kelompokterdekat.

DBSCAN dikembangkan oleh Martin Ester, Hans-Peter Kriegel, Jörg Sander, dan Xiaowei Xu sebagai solusi yang menjawab kebutuhan-kebutuhan dari aplikasi metode pengelompokanpada basis data spasial yang besar, yakni [17]:

1. Membutuhkan pengetahuan domain yang minimum dalam penentuan nilai parameter yang sesuai, karena perkiraan nilai parameter seringkali tidak diketahui ketika berhadapan dengan sebuah basis data yang besar. DBSCAN hanya memerlukan 1 parameter yang perlu disetel, sehingga mudah bagi pengguna untuk menyesuaikan nilai parameter tersebut agar sesuai dengan karakteristik basis data yang diolah.

2. Dapat melakukan penggolongan dengan bentuk yang acak, dikarenakan bentuk kelompok pada basis data spasial dapat memiliki bentuk yang beragam. Karena DBSCAN melakukan penggolongan berdasarkan densitas, DBSCAN akan melakukan penggolongan dalam bentuk yang beragam untuk menyesuakan bentuk persebaran dari data dengan densitas yang sama.

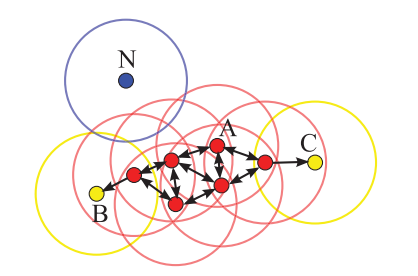
3. Memiliki efisiensi yang baik pada basis data yang besar, DBSCAN dilaporkan memiliki efisiensi yang baik meskipun pada basis data yang besar.

Algoritma dari metode DBSCAN dapat dijelaskan secara abstrak sebagai berikut [18]:

1. Tentukan titik pusat-titik pusat dari kumpulan data yang diolah. Sebuah sampel pada kumpulan data dianggap sebagai titik pusat apabila pada radius sebesar ε disekitar sampel tersebut terdapat sampel lain dengan jumlah yang melampaui ambangyang telah ditentukan. Titik pusat dan sampel yang berada didalam radius akan membentuk 1 kelompokkecil.

2. Gabungkan semua titik pusat-titik pusat yang terdapat pada radius satu sama lain kedalam 1 kelompokyang lebih besar.

3. Untuk sampel yang bukan merupakan titik pusat dan tidak terdapat didalam radius dari sebuah titik pusat, maka sampel tersebut dianggap sebagai derau, namun apabila sampel tersebut terdapat didalam radius dari sebuah titik pusat, maka sampel tersebut dianggap sebagai titik batas.



Gambar III.4 Ilustrasi cara kerja metode DBSCAN

[18]

## III.4. Kernel

Metode kernel adalah sebuah metode untuk memproyeksikan data ke ruang fiturberdimensi tinggi tanpa perlu mengkalkulasikan vektor fiturpada ruangtersebut secara eksplisit, melainkan dengan menghitung *inner product* dari tiap pasangan data pada ruang fitursemula, sehingga komputasi vektor fiturdapat dilakukan dengan lebih efisien [19]. Metode kernel dilakukan dengan cara mencari *inner product* dari pasangan sampel, atau secara umum dirumuskan dengan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.17) |

Dengan dan merupakan sampel *X* ke-*i* dan ke-*j* dengan *i*,*j* = 1, 2, ..., *m*. Dengan demikian, merupakan matriks persegi dengan ukuran *m* x *m*. Apabila berdekatan dengan , maka nilai akan relatif besar, sedangkan apabila berjauhan atau hampir ortogonal, maka nilai akan relatif kecil. Sehingga dapat dikatakan bahwa merupakan kumpulan ukuran mengenai kemiripan tiap pasangan sampel.

Terdapat beberapa rumus jenis *mapping* kernel yang dapat digunakan, beberapa diantaranya adalah:

1. Fungsi Basis Radial (FBR) kernel:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.18) |

2. Polynomial kernel:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.19) |

Dengan *d* merupakan derajat dari polinomial dan a ≥ 0 merupakan parameter *trade-off* antara pengaruh derajat tinggi dengan derajat rendah. Nilai merupakan deviasi standar dari kernel FBR yang merupakan sebuah fungsi gaussian yang digunakan sebagai ukuran kemiripan dari sebuah data. Invers dari adalah γ, nilai γ yang kecil mendefinisikan sebuah fungsi *gaussian* yang memiliki varians yang besar, sehingga 2 data akan disebut sebagai data yang mirip meskipun kedua data tersebut diproyeksikan secara terpisah.

## III.5. Kernel Fisher Discriminant Analysis

Reduksi dimensi merupakan metode untuk memproyeksikan data ke ruang fiturdengan dimensi yang lebih kecil dibandingkan ruang fitursemula, atau secara sederhana, reduksi dimensidigunakan untuk mengurangi jumlah variabel (dimensi) pada sebuah himpunan data. Ruang fitursendirimerupakan sebutan bagi sebuah ruang di mana data diproyeksikan menurut nilai-nilai variabelnya. Metode ini penting karena dapat memfasilitasi visualisasi dalam sebuah figur (2 dimensi atau 3 dimensi), mengurangi waktu yang dibutuhkan untuk komputasi *classifier*, serta meningkatkan akurasi klasifikasi [20]. Terdapat 2 metode yang sering digunakan untuk melakukan reduksi dimensi, yaitu seleksi fiturdan ekstraksi fitur. Seleksi fiturmengurangi jumlah variabel dengan cara mengeliminasi variabel-variabel yang tidak relevan, umumnya dengan mengeliminasi variabel yang memiliki nilai variansidibawah ambangyang telah ditentukan. Berbeda dari seleksi fitur, ekstraksi fitur membentuk variabel-variabelbaru sehingga data diproyeksikan dengan variansi sebesar mungkin pada ruang fitur baru. Variabel baru yang dibentuk merupakan kombinasi liner dari variabel-variabel semula [8]. Dengan memperhatikan variansi, kedua metode menjaga agar tidak banyak informasi yang hilang ketika digunakan ruang fituryang berdimensi lebih rendah.

Salah satu metode ekstraksi fitur yang sering digunakan adalah *fisher discriminant analysis*, metode ini banyak digunakan dan terbukti memiliki performa baik dalam berbagai aplilkasi. Namun, karena batasannya pada persoalan-persoalan linier, FDA memiliki performa yang buruk pada data yang tidak dapat dipisahkan secara linier [21]. Beberapa peneliti kemudian mengembangkan FDA yang dapat memiliki performa baik pada data yang tidak dapat dipisahkan secara linier, salah satunya adalah dengan menggunakan metode kernel.

Yang [5] pada penelitiannya merumuskan KFDA sebagai metode 2 tahap, yaitu *kernel principal component analysis* (KPCA) dan kemudian dilanjutkan dengan FDA*.* Diasumsikan sebuah himpunan data bernotasi *X* dengan *n* jumlah variabel, maka pada tahap KPCA, dicari ruang fitur kerneldari himpunan data menggunakan persamaan dari metode kernel yang digunakan.

Matrikstransformasi KPCA dapat dihitung dengan persamaan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.20) |

Dengan ν dan λ merupakan *eigenvalue* dan *eigenvector* dari K, dan K merupakan matriks yang terpusat. Menggunakan perkalian *dot product* dengan , *X* dapat diproyeksikan kedalam ruang fiturbaru dan dinotasikan sebagai , yang mana kemudian digunakan untuk membentuk matriks transformasiKFDA pada tahap kedua, yaitu tahap FDA. didapatkan menerapkan FDA pada sehingga didapatkan *eigenvector* dari , dengan *Cov* merupakan matriks kovarians dari mean antar kelas dan *S* merupakan variansi dari pada tiap vektor fitur pada ruang fitur.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.21) |
|  |  | (3.22) |

Dengan *m* menotasikan jumlah sampel pada *X*, *c* menotasikan jumlah kelas, menotasikan jumlah sampel pada kelas ke-*i*, menotasikan mean dari kelas ke-*i­,*dan menotasikan mean dari . Sebuah data baru bernotasi *x* dapat diproyeksikan pada ruang fiturKFDA dengan persamaan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.23) |

Jumlah dimensi dari ruang fiturKFDA memiliki jumlah yang sama dengan jumlah *eigenvector* yang digunakan.

## III.6. Penskalaan

Penskalaanmerupakan metode yang biasanya dilakukan pada tahap pra-proses data. Dengan menggunakan penskalaan, maka nilai tiap variabel pada sebuah data diubah menjadi memiliki rentang yang sama sehingga semua variabel memiliki proporsi yang sama. Penskalaan dilakukan pada kumpulan data yang memiliki rentang fituryang beragam. Ditinjau sebuah kumpulan data yang memiliki 2 fitur*,* 1 fiturmemiliki rentang pada bilangan puluhan, misalkan 15 hingga 80, dan 1 fiturmemiliki rentang pada bilangan ribuan, misalkan 3000 hingga 3050. Apabila pada kumpulan data tersebut tidak dilakukan penskalaan fitur, maka fituryang berentang pada bilangan ribuan akan mendominasi karena bilangannya lebih besar, meskipun memiliki rentang yang lebih kecil dibandingkan fiturlainnya. Dengan melakukan penskalaan, kedua fiturtadi akan memiliki rentang yang sama, sehingga tidak ada fituryang mendominasi.

Diasumsikan himpunan data *X* yang memiliki *m* sampel dan *n* variabel, variabel pada *X* dinotasikan dengan *f*, dengan *fi*merupakan vektor berukuran *m*. Hasil rentang nilai serta satuan-satuan yang digunakan bergantung pada penskalaan yang digunakan. Beberapa contoh dan persamaan dari *scaler*, adalah:

* *Standard Scaler*

*Standard scaler* cocok untuk data yang terdistribusi normal, namun tidak dianjurkan untuk data yang tidak terdistribusi normal. *Standard scaler* mengubah nilai tiap variabel menjadi memiliki mean 0 dan standar deviasi 1, sehingga nilai memiliki rentang -1 sampai 1. *Standard scaler* dapat digunakan dengan persamaan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.24) |

* *Max-Min Scaler*

*Max-min scaler* dapat digunakan apabila data tidak terdistribusi normal. *Max-min Scaler* mengubah nilai tiap variabel menjadi berentang 0 sampai 1, atau -1 atau 1 apabila terdapat nilai negatif. Namun *Max-min scaler* sensitif terhadap *outlier*, sehingga apabila terdapat *outlier* pada data, disarankan menghilangkan data *outlier* tersebut atau menggunakan *scaler* lain. *Max-min scaler* dapat digunakan dengan persamaan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.25) |

* Robust Scaler

*Robust scaler* mengubah data dengan hasil sama dengan *Max-Min scaler*, tetapi *robust scaler* tidak sensitif terhadap *outlier*. Alih alih menggunakan nilai maksimal dan minimum, *robust scaler* menggunakan jangkauan antar kuartil sehingga persamaannya menjadi:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (3.26) |

## III.7. Deteksi dan Diagnosis Kesalahan

Pabrik menggunakan peralatan-peralatan khusus untuk memanufaktur atau memproses bahan serta untuk memonitor proses, sehingga hasil akhir yang didapatkan sesuai dengan yang hasil yang direncanakan berdasarkan rancangan proses. Peralatan industri yang digunakan pada sebuah pabrik bergantung pada bahan yang diproses serta kekayaan yang ingin dibuat, agar proses berjalan sesuai rencana, digunakan sistem kendali yang terdiri dari 3 perangkat, sensor, aktuator, dan *controller*.

Sebuah *controller* merupakan otak dari sistem kendali yang mengirimkan sinyal perintah kepada *controller* berdasarkan sinyal yang dikirim oleh sensor. Sensor sendirimerupakan perangkat yang digunakan untuk membaca sebuah kondisi fisis bahan, dan mengirimkan keluaranberupa sinyal yang mendeskripsikan nilai dari kondisi fisis tersebut kepada *controller*. Sedangkan aktuatormerupakan perangkat yang mengendalikan perangkat pada proses berdasarkan sinyal perintah dari *controller*. Untuk dapat mengendalikan proses agar berjalan sesuai rencana, seorang operator memasukkan *setpoint* berupa nilai yang diharapkan dari sebuah variabel pada proses. Sensor terus menerus akan mendeteksi nilai sebenarnya dari variabel tersebut, sehingga *controller* dapat mengetahui nilai *error*. *Error* merupakan perbedaan nilai *setpoint* dengan nilai sebenarnya. Kemudian *controller* akan mengirimkan sinyal perintah kepada aktuatoruntuk mengonpensasi *error* tersebut.

Kesalahandidefinisikan sebagai perilaku abnormal pada proses yang berhubungan dengan kegagalan mesin, kelelahan mesin, atau gangguan eksrim pada proses [1]. Apabila kesalahan terjadi dan tidak segera ditangani, kualitas produk atau bahkan juga keselamatan proses menjadi terancam. Kesalahan pada salah satu bagian pada proses apabila tidak segera dideteksi dan ditangani, dapat mengakibatkan kerugian ekonomi pada perusahaan berupa produk yang berkualitas rendah, biaya perbaikan peralatan yang besar, serta dapat membahayakan keselamatan operator. Mempertimbangkan hal – hal tersebut, perusahaan harus mencari cara untuk mendeteksi dan mencari sumber kesalahan sedini mungkin, sehingga metode deteksi kesalahandikembangkan selama 20 tahun terakhir [12].

Deteksi dan diagnosis kesalahan merupakan upaya untuk meningkatkan keamanan dan kehandalan sebuah sistem dengan cara mendeteksi perilaku sistem yang abnormal. Keselamatan proses pada pabrik bergantung pada kondisi mesin-mesin pabrik yang digunakan, apabila terdapat kesalahan pada mesin, proses pabrik akan mengalami gangguan dan dapat mengancam kualitas produk, kondisi peralatan mesin, serta keselamatan operator pada pabrik. Deteksi kesalahan yang dilakukan dengan segera, dapat mendeteksi kesalahan pada kondisi mesin melalui data dari sensor dan aktuator, sehingga perusahaan dapat mengurangi resiko kerugian ekonomi dari biaya perbaikan mesin atau kualitas produk yang rendah.

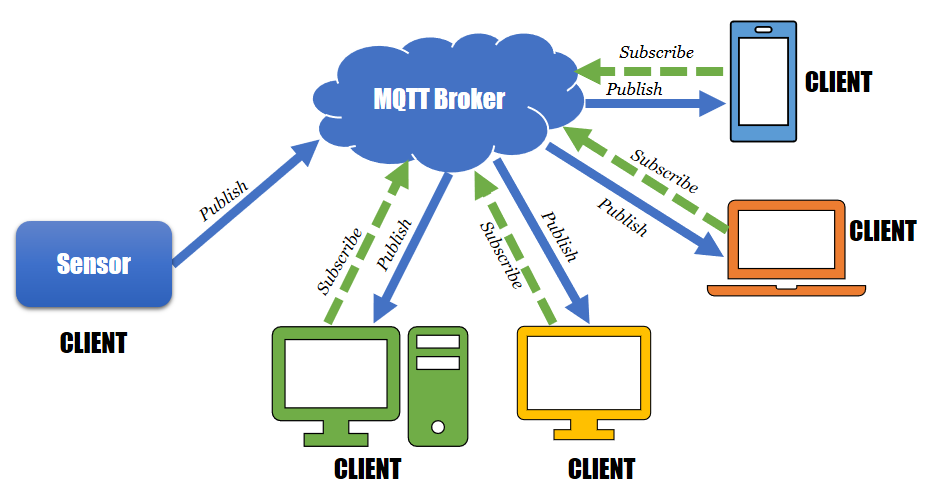
Deteksi kesalahandan diagnosis kesalahanmerupakan 2 persoalan yang berbeda, yang mana deteksi kesalahan merupakan persoalan untuk mendeteksi data salahdari sebuah sistem, sedangkan diagnosis kesalahanmerupakan persoalan untuk mengidentifikasi jenis kesalahanberdasarkan karakteristik kesalahantersebut. Kedua persoalan ini dapat dipecahkan dengan metode klasifikasi sehingga deteksi kesalahanmerupakan klasifikas 2 kelas sedangkan diagnosis kesalahanmerupakan klasifikasi multi-kelas. Pada prakteknya, deteksi kesalahandan diagnosis kesalahandapat dilakukan secara bersamaan sebagai persoalan klasifikasi multi-kelas.

Terdapat 2 pendekatan FDD yang dapat digunakan, yakni pendekatan *data-driven* dan pendekatan *model-based*. Pendekatan *model-based* membutuhkan pengetahuan mengenai model proses dalam bentuk persamaan matematis, berdasarkan persamaan matematis tersebut, ketergantungan antara variabel yang dapat diukur [22] dan batas-batas kesalahandapat dideteksi. Berbeda halnya dengan pendekatan *data-driven* di mana batas-batas kesalahandibentuk tidak melalui pengetahuan mengenai model matematis proses, melainkan menggunakan data deret waktuyang dihimpun selama proses dijalankan [23].

Pada pendekatan *data-driven*, diasumsikan bahwa data historis proses yang berjumlah besar telah tersedia, baik data kondisi normal maupun data salah[13]. Data historis proses merupakan himpunan data deret waktu yang didapatkan dari nilai keluaransensor dan aktuator. Data historis proses tersebut kemudian digunakan untuk membuat model klasifikasi, sehingga apabila data baru dimasukkan kedalam model klasifikasi, maka didapatkan sebuah keluaran berupa label dari data baru tersebut.

## III.8. *Message Queue Telemetry Transport*

Gambar III.5 Skema Kerja MQTT



[22]

Protokol *Message Queue Telemetry Transport* (MQTT) merupakan protocol pesan yang ringan (*lightweight*) dengan arsitektur *publish*/*subscribe* yang digunakan diatas protokol komunikasi TCP/IP. Dengan arsitektur tersebut, MQTT didesain untuk bersifat terbuka dan mudah untuk diaplikasikan, serta dapat menangani ribuan *client* hanya dengan menggunakan 1 server. Karakteristik tersebut membuat MQTT ideal untuk digunakan dalam kondisi sulit, seperti apabila *bandwidth* jaringan rendah atau dengan perangkat yang memiliki kapabilitas komputasi dan memori yang terbatas [24]. Protokol MQTT memudahkan komunikasi *machine-to-machine*, yaitu komunikasi antar perangkat yang menjadi semakin umum dengan berkembangnya teknologi.

Untuk komunikasi dengan protokol MQTT dapat dilakukan, maka dibutuhkan perangkat sebagai MQTT *client* dan MQTT *broker*. MQTT *client* merupakan perangkat yang terhubung dengan server pengiriman pesan, dan menggunakan *topic* untuk mem-*publish* pesan sehingga *client* lain menerima pesan tersebut. MQTT *client* juga dapat *subscribe* pada sebuah *topic* sehingga dapat menerima pesan apabila sebuah informasi telah di-*publish* pada *topic* tersebut. MQTT *broker* merupakan bertindak sebagai sebuah *server* yang mengimplementasikan protokol MQTT sehingga mampu memfasilitasi komunikasi antar berbagai MQTT *client*.

# PELAKSANAAN PENELITIAN

## IV.1. Alat dan Bahan Penelitian

**IV.1.1. Alat Penelitian**

Tabel IV.1. Perangkat Keras Penelitian

|  |  |
| --- | --- |
| **Perangkat Keras** | |
| Nama Alat | Spesifikasi |
| Komputer *Desktop* | OS: Windows 10 Pro  Processor: Intel Core i5-4460 @3.20 GHz  RAM: 12 GB |
| Laptop | OS: Windows 10 Home  Processor: Intel Core i5-8250U @1.6 GHz  RAM: 12 GB |

Tabel IV.2 Perangkat Lunak Penelitian

|  |  |
| --- | --- |
| **Perangkat Lunak** | |
| Nama Alat | Versi |
| Visual Studio Code | 1.47 |
| Eclipse Mosquitto | 3.1.1 |
| Python | 3.8.6 |
| Eclipse Paho MQTT | 1.5.1 |
| Scikit-learn | 0.23.2 |
| Numpy | 1.19.0 |
| Pandas | 1.1.3 |

Visual Studio Code merupakan perangkat lunak *code editor* yang bersifat *open source* dan lintas platform milik Microsoft. Visual Studio Code memiliki beragam fitur yang memudahkan penulis untuk membuat dan menyunting *code*, seperti fitur IntelliSense yang dapat membantu pembuatan *code*, *bracket-matching* yang dapat menyeimbangkan tanda kurung, *auto-identation, syntax highlighting* serta banyak fitur lain. Karena bersifat *open-source,* pengguna juga dapat mengunduh *extension* buatan pengguna lain untuk mengoptimasi dan personalisasi Visual Studio Code. Pada penelitian ini, Visual Studio Code digunakan untuk membuat dan menyunting program untuk mengolah data dengan bahasa pemrograman *Python*.

51

Perangkat lunak yang digunakan untuk mengelola salah satu Port pada komputer personal sebagai MQTT Broker sehingga dapat membuka komunikasi antar MQTT Client.

Bahasa pemrograman Python diciptakan oleh Guido Van Rossun pada tahun 1989 sebagai proyek *open­­-source*, yang berarti semua orang dapat berkontribusi untuk memperkaya kemampuan dari Python dalam bentuk *modules* dan *packages*. Sebagai proyek *open source*, Python mendukung *modules* dan *packages*, sehingga seseorang dapat menggunakan program yang telah dibuat orang lain.

Pada penelitian ini, digunakan beberapa pustaka dengan fungsi masing-masing, yakni Eclipse Paho MQTT, scikit-learn, Numpy, Pandas. Eclipse Paho MQTT memungkinkan program yang dibangun untuk terhubung dengan MQTT Broker sebagai MQTT Client, sehingga dapat mengirimkan dan menerima informasi pada atau dari program lain yang juga terhubung pada MQTT Broker. Pada penelitian ini, digunakan 2 program sebagai MQTT Client, 1 untuk mengirimkan data dan 1 untuk menerima dan mengolah data.

Pustaka scikit-learn merupakan pustaka untuk mengolah data menggunakan model-model pembelajaran mesin dan algoritma pendukungnya. Dengan menggunakan pustaka scikit-learn, pengolahan data dapat dengan mudah dilakukan karena scikit-learn memiliki berbagai model pembelajaran mesin untuk berbagai keperluan, seperti klasifikasi, regresi, dan pengelompokan. Selain itu, pengguna juga dapat mengatur berbagai parameter dari model yang digunakan. Didalam scikit-learn juga terdapat berbagai algoritma reduksi dimensi, seleksi model, dan pra-pemrosesanuntuk mendukung akurasi dari model pembelajaran mesin yang tersedia. Dengan berbagai algoritma tersebut, selain pengguna dapat mempersiapkan data sebelum diolah oleh model pembelajaran mesindengan algoritma reduksi dimensidan pra-pemrosesan, pengguna juga dapat menguji parameter yang optimalmenggunakan seleksi model. Pustaka scikit-learn dibangun diatas pustaka Numpy sehingga dapat digunakan bersamaan.

Numpy merupakan pustaka *open-source* untuk kalkulasi ilmiah yang terdapat pada Python. Numpy menawarkan berbagai macam fungsi matematis yang komprehensif sehingga menjadi ketergantungan dari banyak pustaka-pustaka Python. Meski dengan fungsi yang berbagai macam, Numpy dapat digunakan dengan mudah oleh banyak kalangan dikarenakan sintaksnya yang sederhana, serta memiliki kecepatan operasi yang tinggi.

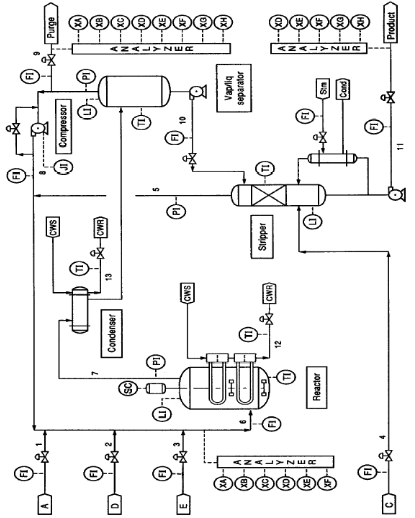
Pandas merupakan pustaka *open-source* pada Python yang digunakan untuk analisis dan manipulasi data. Pandas mampu membaca dan mengubah data-data pada berbagai format seperti CSV, teks, Microsoft Excel, dan database SQL. Pandas memiliki jenis obyek berupa DataFrame yang dapat dimanipulasi dengan mudah, manipulasi yang disebut melingkupi namun tidak terbatas pada: *indexing*, *slicing*, *merging, reshaping*, *pivoting,* dan pengolahan data yang tidak lengkap.

**IV.1.2. Bahan Penelitian**

Digunakan 2 kumpulan data pada penelitian ini, yakni kumpulan data dari Tennessee Eastman Chemical Company dan data dari penelitian Brooks. Kumpulan data dari Tennessee Eastman Chemical Company memiliki 52 variabel dan digunakan untuk membangun program deteksi kesalahanpada penelitian ini, sedangkan kumpulan data dari penelitian Brooks memiliki 20 variabel digunakan sebagai validasi dari program yang sudah dibangun.

1. Data Latih

Data Tennessee Eastman Chemical Company merupakan kumpulan data simulasi dari proses pabrik yang telah dipublikasikan oleh Eastman Chemical Company pada tahun 1991 sehingga dapat digunakan oleh publik pada berbagai topik yang relevan, seperti desain strategi kendali, optimasi, kendali prediktif, edukasi, dan topik-topik lain [25]. Berdasarkan proses pabrik dan data-data yang tertera pada publikasi tersebut, seorang peneliti dapat mensimulasikan proses pabrik Tennessee Eastman dan mengolah data yang didapatkan pada topik yang diinginkan. Pada penelitian ini, kumpulan data dari Tennessee Eastman akan digunakan untuk menentukan parameter-parameter pada program yang akan dirancang.



Gambar IV.1 Diagram P&ID dari Tennessee Eastman Process [25]

Gambar IV.1 merupakan diagram perpipaan dan instrumentrasi dari Tennessee Eastman Chemical Company yang menggambarkan baik alur proses maupun peralatan kendali dari pabrik kimia tersebut. Proses Tennessee Eastman memiliki 5 unit operasi utama, yakni:

1. Reaktor: Reaktan (A, D, E) diumpankan dalam bentuk gas ke dalam reaktor, di mana reaktan kemudian akan bereaksi. Produk akan keluar dari reaktor dalam bentuk uap bersamaan dengan umpanyang tidak bereaksi.
2. Kondensor: Produk dari reaktor masuk ke dalam kondensor yang menyebabkan produk akan dikondensasikan menjadi campuran uap dan cairan.
3. Pemisah (*separator*): Campuran uap dan cairan dipisahkan didalam *separator* menjadi komponen uap dan cairan dan dimasukkan kedalam proses yang berbeda. Produk sampingan (F) dan bahan inert (B) dibersihkan oleh pemisah dalam bentuk uap.
4. Kompresor daur ulang: kompresor akan menerima komponen uap dari separator untuk kemudian dikirimkan kembali kedalam reaktor sebagai umpan.
5. Pemisah (*stripper*): Komponen cairan dari *separator* akan masuk ke *stripper* untuk dipisahkan dari sisa reaktan menggunakan umpan C dan menghasilkan produk (G, H), dengan rasio massa G dan H dari produk ditentukan oleh permintaan dari pasar atau keterbatasan kapasitas.

Tennessee Eastman Chemical Company memiliki 52 variabel atau fitur yang tediri dari 22 variabel proses, 11 variabel yang dimanipulasi, serta 19 variabel dari pengukuran komposisi. Tabel IV.3 berisi nama dan satuan dari tiap variable pada proses Tennessee Eastman Chemical Company.

Tabel IV.3 Variabel pada Tennessee Eastman Process

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **No** | **Deskripsi Variabel** | **Satuan** | **No** | **Deskripsi Variabel** | **Satuan** |
| **Variabel Proses** | | | | | |
| 1 | Umpan A (aliran 1) | ksmc h-1 | 12 | Level *seperator* | % |
| 2 | Umpan D (aliran 2) | kg h-1 | 13 | Tekanan *seperator* | kPa gauge |
| 3 | Umpan E (aliran 3) | kg h-1 | 14 | Laju aliran bawah *separator* (aliran 10) | m3 h-1 |
| 4 | Total Umpan (aliran 4) | ksmc h-1 | 15 | Level *stripper* | % |
| 5 | Aliran daur ulang (aliran 8) | ksmc h-1 | 16 | Tekanan *stripper* | kPa gauge |
| 6 | Laju umpan reaktor (aliran 6) | ksmc h-1 | 17 | Laju aliran bawah *stripper* (aliran 11) | m3 h-1 |
| 7 | Tekanan reaktor | kPa gauge | 18 | Suhu *stripper* | °C |
| 8 | Level reaktor | % | 19 | Laju aliran uap *stripper* | kg h-1 |
| 9 | Suhu reaktor | °C | 20 | Usaha kompresor | kW |
| 10 | Laju pembersihan (aliran 9) | ksmc h-1 | 21 | Suhu keluaran pendingin reaktor | °C |
| 11 | Suhu *seperator* | °C | 22 | Suhu keluaran pendingin *separator* | °C |
| **Variable yang dimanipulasi** | | | | | |
| 23 | Katub aliran umpan D (aliran 2) | kg h-1 | 29 | Katub aliran cairan *separator* (aliran 10) | m3 h-1 |
| 24 | Katub aliran umpan E (aliran 3) | kg h-1 | 30 | Katub aliran cairan *stripper* (aliran 11) | m3 h-1 |
| 25 | Katub aliran umpan A (aliran 1) | ksmc h-1 | 31 | Katub aliran uap *stripper* | % |
| 26 | Katub aliran umpan total (aliran 4) | ksmc h-1 | 32 | Katub pendingin reaktor | m3 h-1 |
| 27 | Katub kompresor daur ulang | % | 33 | Katub pendingin kondensor | m3 h-1 |
| 28 | Katub pembersihan (aliran 9) | % |  |  |  |
| **Pengukuran Komposisi** | | | | | |
| 34 | Komponen A (aliran 6) | mol% | 44 | Komponen E (aliran 9) | mol% |
| 35 | Komponen B (aliran 6) | mol% | 45 | Komponen F (aliran 9) | mol% |
| 36 | Komponen C (aliran 6) | mol% | 46 | Komponen G (aliran 9) | mol% |
| 37 | Komponen D (aliran 6) | mol% | 47 | Komponen H (aliran 9) | mol% |
| 38 | Komponen E (aliran 6) | mol% | 48 | Komponen D (aliran 11) | mol% |
| 39 | Komponen F (aliran 6) | mol% | 49 | Komponen E (aliran 11) | mol% |
| 40 | Komponen A (aliran 9) | mol% | 50 | Komponen F (aliran 11) | mol% |
| 41 | Komponen B (aliran 9) | mol% | 51 | Komponen G (aliran 11) | mol% |
| 42 | Komponen C (aliran 9) | mol% | 52 | Komponen H (aliran 11) | mol% |
| 43 | Komponen D (aliran 9) | mol% |  |  |  |

Digunakan kumpulan data sebanyak 2420 sampel dengan rincian data normal sebanyak 500 sampel, data salah tipe 2 sebanyak 480 normal, data salah tipe 5 sebanyak 480 sampel, data salah tipe 7 sebanyak 480 sampel, dan data salah tipe 14 sebanyak 480 sampel. Rincian data yang digunakan dapat dilihat pada Tabel IV.4.

Tabel IV.4 Deskripsi Jenis Data pada Data Latih

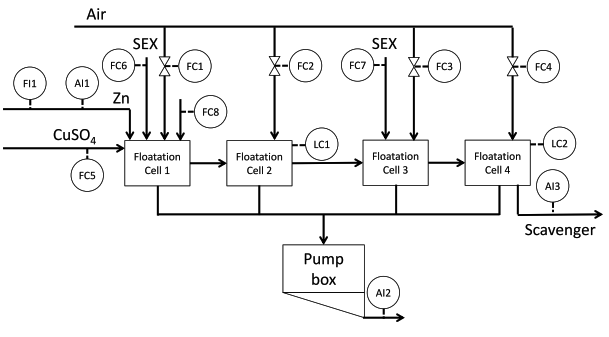
|  |  |
| --- | --- |
| Jenis Data | Deskripsi |
| Data normal | Pabrik beroperasi dalam keadaan standar |
| Data salah tipe 2 | Perubahan komposisi B, rasio A/C konstan |
| Data salah tipe 5 | Perubahan suhu pada masukan pendingin kondensor |
| Data salah tipe 6 | Penurunan aliran umpan A |
| Data salah tipe 7 | Penurunan tekanan umpan C |

Datasalah tipe 2 hingga tipe 7 didapatkan dengan cara memberikan perubahan berupa *step* pada variabel proses tertentu. Dengan memberikan gangguan berupa perubahan tertentu pada variabel, data yang didapatkan tentu akan berbeda dengan apabila digunakan keadaan normal. Program deteksi kesalahanyang dirancang diharapkan dapat menangkap perbedaan dari data tersebut, dan mengklasifikasikan data dengan sesuai.

1. Data Validasi

Salah satu penelitian yang dilakukan oleh Brooks pada tahun 2018 bertujuan untuk menguji performa metode *data-driven* dari sebuah paket perangkat lunak komersil untuk melakukan deteksi kesalahandan rekonstruksi data pada sebuah kumpulan data sensor pabrik [26]. Pada penelitian ini, data tersebut akan digunakan untuk menguji program yang telah dibangun berdasarkan data Tennessee Eastman Process untuk melihat apakah program bersifat universal.

Gambar IV.2 merupakan diagram perpipaan dan instrumentasi dari kumpulan data pabrik pada penelitian oleh *Brooks*. Diagram menjelaskan alur proses dan instrumentasi dari pabrik tersebut. Proses terdiri dari 4 *flotation cell* yang berfungsi untuk memisahkan bijih seng sulfida dari mineral lain. 4 sel tersebut membentuk apa yang disebut sebagai *rougher bank*. Pada tiap sel, dengan mengalirkan air bersamaan dengan bijih yang telah dihancurkan kedalam feed, *rougher bank* akan melakukan potongan kasar dan memisahkan komponen yang mengapung sehingga terbentuk *slurry*. Cairan surfaktan berupa sodium ethyl xanthate (SEX) dicampurkan kedalam *slurry* untuk menurunkan tegangan permukaan, bersamaan dengan CuSO4 dan naphthalene sulphonate (NS). Udara dialirkan kedalam *slurry* untuk membentuk gelembung udara, partikel-partikel yang terikat dengan gelembung udara akan mengapung ke permukaan dan membentuk buih. Buih akan dipisahkan sebagai konsentrat dan diproses secara lebih lanjut melalui *pump box*. Sisa *slurry* akan masuk ke sel selanjutnya di mana *slurry* akan diproses seperti pada sel sebelumnya.



Gambar IV.2 Diagram P&ID Data Validasi [26]

Data dari proses ini dihasilkan oleh 14 sensor dengan penjelasan yang dapat dilihat pada table IV.5, dengan AI1, AI2, dan AI3 masing-masing menghasilkan 3 pengukuran persen konsentrasi dari Zn, Pb, dan Fe, sehingga kumpulan data memiliki 20 hasil pengukuran. Data memiliki 6029 sampel dengan pengumpulan data selama 6 minggu dengan rerata pencuplikan 10 menit. Diamati bahwa terdapat beberapa kejadian di mana satu atau lebih sensor mengalami kegagalan, sehingga tidak menghasilkan hasil pengukuran, ditandai dengan nilai 0. Penelitian [26] bertujuan untuk mendeteksi kegagalan sensor tersebut dan melakukan rekonstruksi data berdasarkan data yang sudah dipelajari sebelumnya, namun pada penelitian ini, program yang dirancang harus dapat mendeteksi kegagalan sensor berdasarkan perbedaan dari data referensi yang telah dikumpulkan pada awal program dijalankan.

Pada penelitian [26], digunakan 301 sampel kontiyu sebagai data latih dan 701 sampel kontiyu sebagai data uji. Data kontiyu tersebut dimulai dari tanggal 29 September 2015 pukul 02.00 hingga 1 Oktober 2015 pukul 04.00 untuk data latih, data tersebut dipilih karena memiliki rentang panjang yang tidak terdapat kegagalan sensor. Sedangkan untuk data uji, digunakan data dimulai dari 18 Oktober 2015 pukul 03.32 hingga 23 Oktober 2015 pukul 00:12, yang banyak terjadi kegagalan sensor AI3 dengan rentang yang panjang. Pada penelitian ini, kelompok data latihdigunakan untuk mengumpulkan data referensi, kelompok data ujidigunakan untuk menguji apakah program dapat mendeteksi kesalahan. Selain itu, juga digunakan kelompok data lain sebanyak 700 sampel dimulai dari berakhirnya kelompok data latih, kelompok data ini digunakan untuk menguji apakah program dapat mendeteksi data normal.

Tabel IV.5 Variabel pada Data Validasi

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **No** | ***Tag*** | **Deskripsi Variabel** | **Satuan** |
| **1** | LC1 | Ketinggian cairan pada sel 2 | mm |
| **2** | LC2 | Ketinggian cairan pada sel 4 | mm |
| **3** | FC1 | Aliran udara yang masuk ke sel 1 | mn3/h |
| **4** | FC2 | Aliran udara yang masuk ke sel 2 | mn3/h |
| **5** | FC3 | Aliran udara yang masuk ke sel 3 | mn3/h |
| **6** | FC4 | Aliran udara yang masuk ke sel 4 | mn3/h |
| **7** | FC5 | Aliran tambahan tembaga sulfat | m3/h |
| **8** | FC6 | Aliran Sodium ethyl xanthate ke sel 1 | m3/h |
| **9** | FC7 | Aliran Sodium ethyl xanthate ke sel 3 | m3/h |
| **10** | FC8 | Aliran Naphtalene sulfat ke sel 1 | m3/h |
| **11** | FI1 | Aliran volumetric umpan | m3/h |
| **12** | AI1 | *Analyzer* XRF | % Zn, Pb, Fe |
| **13** | AI2 | *Analyzer* XRF konsentrat | % Zn, Pb, Fe |
| **14** | AI3 | *Analyzer XRF tails* | % Zn, Pb, Fe |

## IV.2. Tata Laksana Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan, yaitu pengujian KFDA dan SVM sebagai metode deteksi kesalahan, perancangan program, pembangunan program, dan pengujian program menggunakan data validasi.

### IV.2.1. Pengujian KFDA dan SVM

Tahap ini dilakukan dengan menggunakan rangka kerja yang dibangun melalui studi literatur untuk menguji performa KFDA-SVM dalam mendeteksi kesalahan pada data pabrik. Pada tahap ini dilakukan pelatihan modeldan pengujian modelyang diiterasi untuk mencari nilai optimal dari parameter KFDA sehingga didapatkan akurasi klasifikasi SVM yang optimal pula.

Sebagian besar dari algoritma ini merupakan tahap pelatihan modeldan tahap pengujian model. Pelatihan modelmerupakan tahap untuk mengonstruksi *scaler,* matriks proyeksi KFDA, serta SVM menggunakan data latih untuk kemudian di uji menggunakan data uji pada tahap pengujian model. Kedua tahap ini dilakukan secara berulang-ulang hingga ditemukan parameter KFDA yang optimal.

Sebelum masuk ke tahap pelatihan model, data pabrik kimia yang didapatkan melalui internet dibagi menjadi 2 bagian, yaitu data latih dan data uji. Pembagian data ini dilakukan secara random dengan perbandingan tertentu antara jumlah data uji dan data sampel dengan sampel tiap kelas memiliki perbandingan yang sama. Hal ini dilakukan supaya data latih ataupun data uji memiliki jumlah sampel tiap kelas yang berimbang.

Pada tahap pelatihan model, data latih dan parameter KFDA digunakan untuk mengonstruksi matriks proyeksi KFDA dengan menggunakan persamaan pada bab 3. Matriks proyeksi KFDA berfungsi untuk memproyeksikan data latih dan data uji kedalam KFDA ruang fitur. Data latih yang telah diproyeksikan kedalam KFDA ruang fitur akan digunakan untuk mengonstruksi *hyperplane* klasifikasi SVM.

Penskalaan dilakukan agar data memiliki proporsi yang sama pada semua variabel, dengan algoritma untuk melakukan penskalaan disebut dengan *scaler*. *Scaler* dikonstruksi menggunakan data latih untuk mencari nilai dari satuan-satuan tertentu sehingga nilai variabel pada data latih dapat diubah rentangnya. Setelah *scaler* dikonstruksi, *scaler* digunakan untuk melakukan penskalaan pada data latih dan data uji.

Pada tahap pengujian model, data uji akan ditransformasikan seperti halnya data latih: penskalaan akan dilakukan pada data uji menggunakan *scaler* serta diproyeksikan pada KFDA ruang fitur menggunakan matriks proyeksi yang telah dikonstruksi pada tahap pelatihan model. Data latih kemudian akan diklasifikasikan menggunakan SVM yang telah dikonstruksi, apabila hasil klasifikasi belum optimal, maka parameter KFDA akan diubah dan tahap pelatihan modeldijalankan kembali. Hasil klasifikasi belum optimal apabila proyeksi data uji pada ruang fitur KFDA tidak memiliki keterpisahan antar kelas serta akurasi klasifikasi tidak memuaskan.

### IV.2.2. Perancangan Program

Tahap perancangan program dilakukan setelah ditemukan parameter pada rangka kerja yang menghasilkan akurasi yang optimal, tahap ini dilakukan untuk membuat alur program yang dapat mengimplementasikan dengan baik rangka kerja yang telah diuji. Tahap perancangan program menjadi penting mengingat perbedaan antara tahap pengujian sebelumnya dengan kondisi nyata, di mana pada tahap Pengujian KFDA dan SVM, data latihmasih memiliki label yang digunakan untuk membentuk matrix transformasi KFDA dan *classifier*, sedangkan pada kondisi riil, data yang masuk tidak memiliki label.

Pada tahap ini, akan dilakukan perancangan program untuk mengimplementasikan KFDA-SVM yang telah diuji sebelumnya sehingga dapat melakukan deteksi kesalahan tanpa membutuhkan kumpulan data yang telah tersedia sebagai data latih. Perancangan program dilakukan dengan cara menguji metode pengelompokanyang sesuai untuk diimplementasikan bersama KFDA-SVM untuk membentuk metode *semi-supervised learning*.

Apabila metode pengelompokanyang sesuai telah ditentukan, pengujian selanjutnya dilakukan untuk mencari parameter yang paling optimum untuk rangka kerja yang dibangun. Diakhir tahap ini didapatkan akurasi rangka kerja yang ditawarkan untuk mendeteksi kesalahan pada data latih dengan berbagai pengaturan parameter.

### IV.2.3. Pembangunan Program

Setelah pengujian dilakukan dan alur tahapan program dirancang, program dibangun dengan mengikuti rancangan program yang telah dibuat, sehingga data pabrik dapat dikirimkan satu per satu menggunakan protokol komunikasi MQTT untuk meniru kegiatan kumpulan sensor dari pabrik yang memiliki waktu cuplikan tertentu. Program dibangun menggunakan parameter-parameter optimum yang didapatkan pada tahap sebelumnya. Hasil akhir dari tahap ini adalah program deteksi kesalahan yang mampu mendeteksi data salah dari sebuah pabrik secara *real-time* tanpa memerlukan tahapan pelatihan modelyang eksplisit.

### IV.2.4. Pengujian Program Menggunakan Data Validasi

Setelah program dibangun, performa dari program diuji menggunakan data validasi, dengan parameter-parameter yang didapatkan melalui tahap perancangan program.

**IV.3. Rencana Analisis Hasil Penelitian**

Berdasarkan nilai-nilai variabel proses dari tiap sampel pada data yang digunakan, program yang dirancang akan mencoba untuk mengklasifikasikan tiap sampel ke dalam 2 kelas, yaitu kelas normal dan kelas salah*.* Label hasil klasifikasi dari program kemudian akan dibandingkan dengan label data yang sebenarnya. Perbandingan ini dilakukan pada 3 tahap, yaitu tahap Pengujian KFDA dan SVM, tahap Perancangan Program, dan tahap Pengujian Program menggunakan Data Validasi.

Pada tahap Pengujian KFDA dan SVM, akan didapatkan hasil berupa prediksi label tiap sampel pada data uji. Hasil prediksi label kemudian dibandingkan dengan label yang sebenarnya untuk menghitung akurasi deteksi kesalahanmenggunakan rangka kerja pada berbagai kombinasi nilai parameter. Perhitungan akurasi dapat dilakukan dengan cara membagi jumlah prediksi label yang benar dengan jumlah total prediksi, atau . Hasil dari pengujian tersebut kemudian akan dirangkum serta digunakan untuk menentukan kombinasi parameter pada tahap perancangan program. Hasil perangkuman dapat digunakan untuk menentukan kinerja rangka kerja dalam deteksi kesalahan, serta parameter yang optimal untuk digunakan.

Pada tahap Perancangan Program, hasil prediksi deteksi kesalahan secara *real-time* akan dibandingkan dengan label data yang sebenarnya untuk menghitung akurasi program deteksi kesalahan dengan rumus yang sama seperti yang digunakan pada tahap sebelumnya.

Setelah itu, pada tahap Pengujian Program, program yang dirancang diuji menggunakan data validasi.

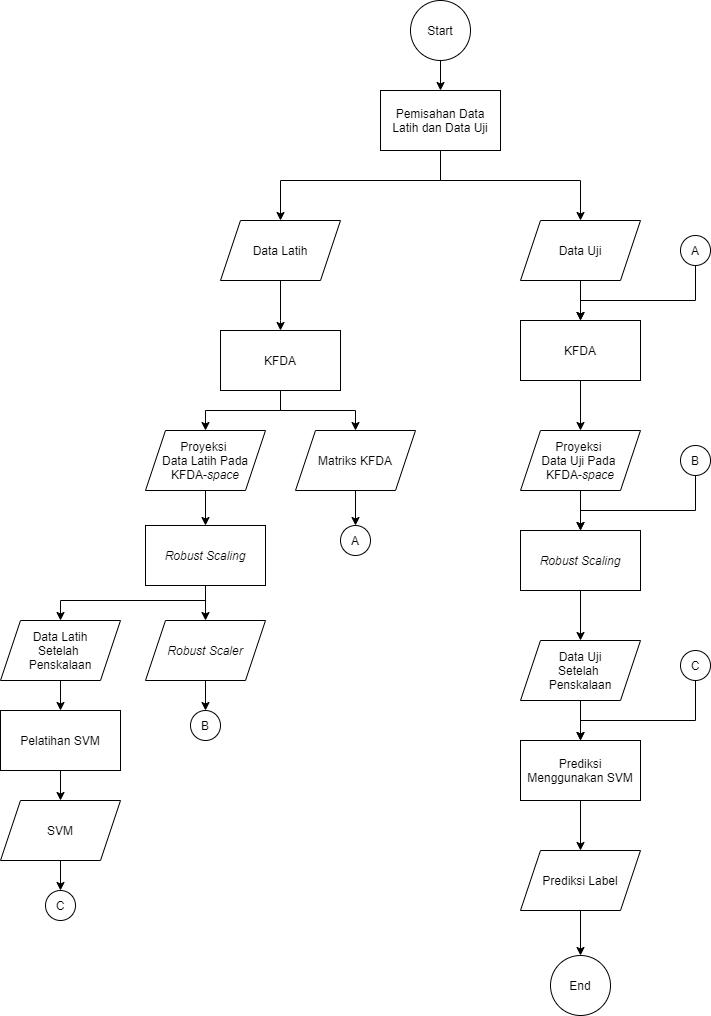
# Hasil dan Pembahasan

## Pengujian KFDA dan SVM

### Rangka kerja deteksi kesalahan menggunakan KFDA dan SVM

Rangka kerja deteksi kesalahan merupakan rangka kerja untuk mendeteksi sampel salahdari kumpulan sampel yang dimasukkan sebagai masukan. Dengan menggunakan metode klasifikasi pembelajaran mesin, deteksi kesalahandapat dilakukan dengan membentuk *hyperplane* pemisah antara data normal dan data salah. Untuk mempermudah komputasi *hyperplane* pemisah, digunakan metode ekstraksi fitur untuk mengurangi jumlah fitur dari data tanpa menghilangkan informasi penting. Pada penelitian ini, ekstraksi fitur akan digunakan untuk menurunkan jumlah fitur kumpulan data menjadi 2 agar dapat digambarkan pada grafik 2 dimensi. Dengan hanya terdapat 2 fitur, *hyperplane* pemisah yang harus dikalkulasi oleh metode klasifikasi hanya berupa garis pemisah. Penurunan jumlah fitur menjadi 2 walaupun memberikan kemudahan dalam penggambaran pada grafik, namun memberikan tantangan dalam klasifikasi kesalahan. Metode ekstraksi fitur yang digunakan harus dapat memproyeksikan sampel normal dan sampel salahpada planar 2 dimensi secara terpisah. Tugas tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan ekstraksi fitur secara *supervised*, yakni metode ekstraksi fitur yang melibatkan label dari data dalam proses pelatihan.

65



Gambar V.1 Rangka Kerja KFDA-SVM

Berdasarkan studi literatur yang telah dilakukan, dibentuk rangka kerja seperti yang tertera pada Gambar V.1 untuk melakukan deteksi kesalahan menggunakan SVM. Sebelum mulai melakukan deteksi kesalahan, label data yang digunakan dimanipulasi terlebih dahulu. Pada data yang digunakan, terdapat 5kelas yang menandakan 1 kelas normal dan 4jeniskesalahan*.* Pada penelitian ini, hanya digunakan 2 kelas, yaitu kelas normal dan kelas salah, yang secara berurutan memiliki label 0 dan 1. Manipulasi label dilakukan dengan cara mengubah label pada sampel normal menjadi 0, dan mengubah label pada sampel semua jenis kesalahanmenjadi 1, sehingga tugas klasifikasi SVM menjadi klasifikasi biner.

Data kemudian dipisahkan secara acak menjadi 2 set, yakni data latihdan data uji*,* yang kemudian akan diolah pada 3 tahap berikutnya, yakni penskalaan, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Tiap tahap dilakukan sebanyak 2 kali, yaitu untuk data latih dan untuk data uji. Data latih digunakan untuk membentuk atau melatih transformatordan prediktor yang akan diaplikasikan pada data latihdan data uji, kemudian data ujiakan digunakan untuk menilai kinerjarangka kerja dalam melakukan deteksi kesalahan. Data latih kemudian diproyeksikan pada KFDA-*space* pada tahap berikutnya. Tahap ini juga memiliki 2 keluaran, yakni proyeksi data latihpada KFDA-*space* serta transformatorberdasarkan data latihyang digunakan untuk memproyeksikan data ujipada KFDA-*space*. Kemudian, data latih akan ditransformasi menggunakan *robust scaler* untuk mengubah skala data latih. Keluaran dari tahap ini berupa data latihyang sudah ditransformasikan serta obyek *scaler* berdasarkan data latihyang kemudian akan digunakan untuk mentransformasikan data uji. Pada tahap berikutnya, proyeksi data latih yang telah diskalakandigunakan untuk membentuk prediktorSVMberdasarkan label dan posisi dari setiap sampel pada data latih. Prediktorkemudian digunakan untuk memprediksi label dari proyeksi data ujipada KFDA-*space*.

Pada rangka kerja yang dibentuk, digunakan *robust scaler* untuk penskalaan, KFDA untuk ekstraksi fitur, dan *support vector machines* untuk klasifikasi. Karena data yang akan digunakan tidak dapat dipastikan akan terdistribusi normal, *robust scaler* dipilih karena dapat melakukan penskalaanpada data bagaimanapun distribusinya. Selain itu, *robust scaler* juga tidak sensitif terhadap *outlier* karena menggunakan nilai jangkauan antar kuartil, tidak seperti *min-max scaler* yang sensitif terhadap *outlier* karena menggunakan nilai minimum dan maksimum. Pada penelitian ini kemudian digunakan *Kernel Fisher Discriminant Analysis* (KFDA) sebagai ekstraksi fitur. KFDA merupakan metode ekstraksi fitur secara *supervised*, sehingga KFDA akan mempertimbangkan label pada sampel untuk kemudian membentuk proyeksi yang memiliki variansi antar kelas yang maksimum dan variansi dalam kelas yang minimum. Dengan menggunakan KFDA, ekstraksi fitur menjadi 2 fitur dengan proyeksi data antar kelas yang terpisah menjadi mungkin dilakukan.

## V.1.2. Pengujian KFDA dan SVM untuk deteksi kesalahan

Rangka kerja ini merupakan inti dari program yang akan dirancang, di mana program akan mengaplikasikan rangka kerja tersebut supaya dapat mendeteksi kesalahansecara *real-time*.Pengujian rangka kerja deteksi kesalahan dilakukan dengan menggunakan dataset Tennessee Eastman Process yang berisi data normal dan data beberapa tipe kesalahan. Dataset kemudian dipisah menjadi data latihdan data ujidengan perbandingan 6:4. Untuk pembuatan matriks transformasi KFDA, digunakan nilai γ sebesar 5x10-5 untuk kernel FBR. SVM yang dilatih juga merupakan Kernel SVM yang menggunakan kernel FBR pula. Pengujian yang dilakukan memberikan hasil seperti pada Gambar V.2.

Gambar (a) pada Gambar V.2 merupakan *scatter plot* dari proyeksi data latih pada KFDA *subspace*. Data latihmerupakan data yang digunakan untuk membuat matriks transformasi KFDA dan melatih SVM. Data latihdigunakan untuk melatih SVM sebanyak 2 kali, 1 untuk klasifikasi multi-kelas, dan 1 untuk klasifikasi 2 kelas. Dapat dilihat pada *scatter plot* (a) bahwa tiap kelas pada data latihterproyeksi pada KFDA *subspace* relatif secara terpisah, sehingga tidak banyak terdapat sampel pada 1 kelas yang terproyeksi pada kluster kelas lain. Pada *scatter plot* (b) dicoba menggunakan SVM yang dilatih menggunakan data latihuntuk memprediksi label dari tiap kelas pada data latih Dengan proyeksi data yang relatif terpisah, klasifikasi SVM pada data latihsendiri menghasilkan akurasi 99,69%, dapat dilihat dengan *scatter plot* (a) dan (b) yang persis sama.

Gambar (c) dan (d) merupakan hasil prediksi label data uji menggunakan SVM multi-kelas dan SVM 2 kelas. Dapat dilihat bahwa proyeksi dari data uji lebih tersebar dibandingkan proyeksi dari data latihyang relatif lebih rapat, sehingga menimbulkan peluang untuk terjadi misklasifikasi prediksi label oleh SVM. *Confusion matrix* untuk klasifikasi label data uji secara multikelas dapat dilihat pada tabel V.1 sedangkan untuk klasifikasi 2 kelas dapat dilihat pada tabel V.2.

Gambar V.2 Hasil Pengujian Menggunakan KFDA-SVM



a

b

c

d

Tabel V.1. *Confusion Matrix* dari KFDA-SVM Pada Personalan Multi-Kelas

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | | **Label Sebenarnya** | | | | |
| **0** | **2** | **5** | **6** | **7** |
| **Label Prediksi** | **0** | 180 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| **2** | 7 | 180 | 0 | 0 | 0 |
| **5** | 1 | 0 | 209 | 0 | 0 |
| **6** | 0 | 0 | 0 | 186 | 0 |
| **7** | 2 | 5 | 0 | 0 | 182 |
| **Akurasi** | | **96,97%** | | | | |

Tabel V.2. *Confusion Matrix* dari KFDA-SVM Pada Persoalan 2 Kelas

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | | **Label Sebenarnya** | |
| **-1** | **1** |
| **Label Prediksi** | **-1** | 196 | 0 |
| **1** | 3 | 769 |
| **Akurasi** | | **99,69%** | |

Dari tabel V.1 dapat dilihat bahwa misklasifikasi banyak terjadi antara label 0 dan label 2 dan 7. Pada Gambar (c) dan (d) pun dapat dilihat bahwa pada ujung label 0, terdapat beberapa sampel label 2 dan label 7, mengindikasikan bahwa data normal, salah tipe 2 dan tipe 7 memiliki karakteristik data yang mirip. Meskipun demikian, kedua hasil klasifikasi, baik multi kelas maupun 2 kelas memiliki akurasi yang sangat memuaskan, yaitu 96,97%untuk klasifikasi multi kelas, dan 99,69% untuk klasifikasi 2 kelas. Dengan nilai akurasi klasifikasi yang tinggi, rangka kerja KFDA-SVM dinilai cocok untuk digunakan pada program deteksi kesalahanyang akan dirancang pada tahap berikutnya.

## Perancangan Program Deteksi Kesalahan

Pada tahap ini, dilakukan beberapa pengujian untuk menentukan alur kerja dan parameter-parameter program yang optimal. Parameter yang akan diuji antara lain ukuran sampel referensi dan penyangga dan metode pengelompokan yang optimal.

### Pengujian Ukuran Referensi dan Penyangga

Pengujian terhadap ukuran referensi dan ukuran penyangga dilakukan supaya ditemukan ukuran yang optimum untuk mendapatkan akurasi terbaik. Data referensi adalah kelompok sampel yang diterima diawal program digunakan, kelompok sampel ini akan dianggap sebagai referensi data normal dan disimpan, serta kemudian juga digunakan untuk membentuk matriks KFDA. Data referensi ini diperlukan karena dengan adanya data referensi normal, apabila terjadi sebuah sampel diproyeksikan terlalu jauh dari proyeksi data referensi, maka program deteksi kesalahanakan mengklasifikasikan sampel tersebut sebagai data salah.

Sedangkan penyangga merupakan kelompok sampel yang diterima setelah referensi terisi, dengan penyangga akan secara terus menerus diisi oleh sampel baru yang masuk, hal tersebut sesuai dengan strategi *sliding windows*.

Akurasi dari deteksi kesalahanakan bervariasi tergantung pada ukuran referensi dan penyangga*,* dikarenakan matriks KFDA dibentuk oleh data referensi sehingga penggunaan ukuran referensi akan berbeda akan menghasilkan proyeksi sampel yang berbeda pula. Selain itu, data normal dan data penyangga digunakan untuk melatih SVM sebagai *classifier*, penggunaan ukuran data normal dan data penyangga yang berbeda, akan menghasilkan garis klasifikasi yang berbeda pula, karena pelatihan SVM menggunakan seluruh sampel untuk menentukan garis klasifikasi.

|  |  |
| --- | --- |
| Gambar V.3 Pengujian Akurasi Pada Nilai γ = 0,0001 | Gambar V.4 Pengujian Akurasi Pada Nilai γ = 0,00005 |
| Gambar V.7 Pengujian Akurasi Pada Nilai γ = 0,000001  Gambar V.5 Pengujian Akurasi Pada Nilai γ = 0,00001 | Gambar V.6 Pengujian Akurasi Pada Nilai γ = 0,000005 |

Pengujian dilakukan dengan memvariasikan ukuran referensi, ukuran penyangga, dan nilai γ untuk memprediksi label sampel pada setiap jenis kesalahan. Pengujian terhadap setiap jenis kesalahandilakukan sebanyak 3 kali dengan kelompok sampelyang berbeda. Hal tersebut dilakukan dengan cara membagi tiap jenis kesalahanmenjadi 3 kelompok dan melakukan pengujian deteksi kesalahanuntuk tiap kelompok. Hal tersebut dilakukan untuk memastikan bahwa tiap kelompok sampel pada tiap jenis kesalahandapat terwakili pada pengujian. Hasil dari perhitungan akurasi untuk tiap kelas kemudian dihitung rata-ratanya, sehingga hanya didapatkan 1 nilai akurasi untuk tiap kombinasi nilai γ, ukuran sampel referensi, dan ukuran sampel penyangga. Hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar V.3, V.4, V.5, V.6, dan V.7.

Akurasi prediksi SVM bervariasi bergantung pada ukuran sampel referensi, ukuran sampel penyangga dan nilai γ yang digunakan. Pada hamper seluruh hasil pengujian, dapat dilihat tren bahwa akurasi prediksi SVM semakin menurun dengan bertambahnya ukuran sampel penyangga, dan semakin menurun pula dengan bertambahnya ukuran sampel referensi. Akurasi tertinggi sebesar 97,04% diraih dengan menggunakan nilai γ sebesar 10-4, ukuran sampel referensi sebesar 150, dan ukuran sampel penyangga sebesar 50. Sedangkan akurasi tersendah sebesar 86,92% diraih dengan menggunakan nilai γ sebesar 5x10-6, ukuran sampel referensi sebesar 150, dan ukuran sampel penyangga sebesar 200.

Pada pengujian ukuran referensi dan penyangga yang dilakukan, diamati bahwa pada γ bernilai besar, seluruh data non-referensi akan diproyeksikan 1 daerah yang sempit sedangkan proyeksi data referensi memiliki persebaran yang besar, sehingga membuat klasifikasi oleh SVM sulit mendapatkan nilai yang akurat. Pada nilai γ yang kecil, proyeksi data normal akan memiliki persebaran yang luas pula, mengikuti persebaran dari proyeksi data referensi, sedangkan data salahakan diproyeksikan diluar persebaran data referensi.

Selain persebaran proyeksi data, baik nilai γ maupun ukuran data referensi berpengaruh pada keterpisahan antara proyeksi data normal dan data salah. Pada nilai γ yang besar, data penyangga akan di proyeksikan secara bertumpukan didalam persebaran data referensi, peningkatan ukuran data referensi akan memperbesar persebaran dari proyeksi data normal, tapi data salahtetap diproyeksikan secara terpusat didalam persebaran data normal tadi. Sedangkan pada nilai γ lebih kecil, seiring meningkatnya ukuran data referensi, proyeksi data normal dan data salahakan semakin terpisah. Kombinasi nilai γ dan ukuran data referensi perlu diperhatikan untuk mendapat hasil optimum, pada nilai γ yang kecil dengan ukuran data referensi yang kecil, didapatkan hasil bahwa data normal justru diproyeksikan terpisah dari data referensi, sehingga data normal diklasifikasikan sebagai data salaholeh SVM. Selain itu, meskipun pada nilai γ yang kecil dengan ukuran data referensi yang besar didapatkan hasil bahwa data salahsemakin terpisah dari data normal dan data referensi, penggunaan ukuran data referensi yang terlalu besar justru mengakibatkan data salahdiproyeksikan dekat dengan atau bahkan didalam persebaran data normal.

Baik persebaran maupun keterpisahan proyeksi data, keduanya disebabkan oleh nilai kemiripan antara data normal dan data salahterhadap data referensi. Dengan nilai γ yang semakin besar, proyeksi sampel pada penyangga yang memiliki kemiripan dengan sampel referensi akan semakin terpusat, sedangkan proyeksi sampel penyangga yang berbeda dengan sampel referensi akan semakin tersebar. Namun dengan nilai γ yang terlalu besar, pengaruh dari sampel-sampel pada data referensi menjadi terlalu besar, yang menyebabkan data penyangga dinilai sangat mirip dengan data referensi sehingga data penyangga diproyeksikan pada daerah yang sangat sempit didalam persebaran data referensi. Dengan semakin besarnya ukuran sampel referensi, maka sebuah sampel pada penyangga akan semakin mungkin untuk memiliki kemiripan dengan sampel referensi, sehingga data normal akan diproyeksikan dengan persebaran yang mirip dengan data referensi, sedangkan data salahakan diproyeksikan secara terpisah. Namun dengan ukuran sampel referensi yang terlalu besar, data salahakan memiliki kemiripan dengan data referensi. Sehingga proyeksi data salahakan mendekati persebaran data referensi dan data normal.

### Pengujian Metode Pengelompokan

Saat program deteksi kesalahandijalankan, program deteksi kesalahanharus mampu melakukan pelatihanSVM menggunakan data pada data referensi dan penyangga*.* Karena SVM merupakan sebuah metode klasifikasi *supervised*, SVM membutuhkan label dari data yang digunakan untuk dapat membuat garis klasifikasi. Sedangkan pada program yang dirancang, pelatihan SVM dilakukan secara *on-the-fly*, sehingga program harus mempelajari data yang masuk tanpa bantuan data historis. Untuk dapat melakukan pelatihan SVM secara *on-the-fly*, dibutuhkan metode yang dapat memberi label kepada data yang terdapat pada penyangga. Label ini kemudian akan digunakan oleh SVM untuk membuat garis klasifikasi. Salah satu cara melabelkan sampel yang dapat dilakukan adalah melalui metode pengelompokan. Pada bagian ini, akan dilakukan pengujian yang membandingkan performa metode pengelompokan*,* yaitu metode pengelompokank-*means* dan metode DBSCAN.

Pengelompokank-*means* dipilih untuk diuji karena pada nilai γ yang kecil dan ukuran data referensi yang besar, data salahdiproyeksikan terpisah dari data normal, namun tersebar. Dengan menggunakan pengelompokank-*means*, program dapat melakukan pengelompokanpada gabungan data referensi dan data penyangga. pengelompokank-*means* akan melakukan pengelompokan terhadap data berdasarkan posisinya, sehingga apabila sebuah kumpulan data terletak jauh dari data referensi, maka pengelompokank-*means* akan memberikan label yang berbeda kepada 2 kelompok tersebut.

DBSCAN melakukan pengelompokkan sebuah data tergantung pada kepadatan dari sebuah daerah pada data tersebut. DBSCAN akan menggolongkan sebuah sampel dengan menghitung jumlah sampel lain yang terdapat didalam radius tetentu disekitar sampel tersebut, radius tersebut merupakan salah satu parameter dari DBSCAN. Kelemahan dari DBSCAN adalah apabila data salahdiproyeksikan secara terlalu tersebar, maka DBSCAN dapat hanya menangkap sebagian dari data salahatau justru salah menggolongkan sebagian data normal sebagai data salah karena kepadatannya.

Pada pengujian ini, pengelompokan dilakukan dengan pertama-tama menggabungkan data referensi dengan data penyangga menjadi sebuah data gabungan. pengelompokank-means kemudian dilakukan pada data gabungan tersebut dan didapatkan keluaran berupa label dari tiap sampel berdasarkan kelompoknya. Salah satu kekurangan dari penggunaan pengelompokank-*means* adalah jumlah kelompok harus ditentukan sejak awal penggunaan metode, dikarenakan pengelompokank-*means* tidak dapat mengetahui jumlah kelompok yang optimum untuk mengelompokkan data.

Pengujian dilakukan untuk membandingkan performa kelompok k-*means* dan DBSCAN pada berbagai skenario, yaitu variasi nilai γ, ukuran data referensi, serta jumlah data salahpada penyangga. Dengan begitu, dapat dilihat performa pada skenario yang menguntungkan dan tidak menguntungkan bagi tiap metode.

Table V.1 Pengujian Metode Pengelompokan

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Sampel salah** | | **Positif Benar dan Negatif Benar** | | | | **F-*Score*** | |
| **5** | | **PKM** | | **DBSCAN** | | **PKM** | **DBSCAN** |
| γ | Ukuran Referensi | PB | NB | PB | NB |
| 10-4 | 50 | 4 | 43 | 5 | 22 | 0,73 | 0,30 |
| 100 | 2 | 44 | 5 | 8 | 0,50 | 0,21 |
| 150 | 1 | 44 | 5 | 10 | 0,29 | 0,22 |
| 200 | 5 | 44 | 5 | 23 | 0,91 | 0,31 |
| 5x10-5 | 50 | 4 | 44 | 5 | 12 | 0,80 | 0,23 |
| 100 | 1 | 45 | 5 | 5 | 0,33 | 0,20 |
| 150 | 4 | 45 | 5 | 10 | 0,89 | 0,22 |
| 200 | 5 | 38 | 5 | 45 | 0,59 | 1,00 |
| 10-5 | 50 | 3 | 15 | 0 | 45 | 0,16 | 0,00 |
| 100 | 5 | 39 | 5 | 44 | 0,63 | 0,91 |
| 150 | 5 | 45 | 5 | 44 | 1,00 | 0,91 |
| 200 | 4 | 44 | 4 | 20 | 0,80 | 0,24 |
| 5x10-6 | 50 | 3 | 45 | 0 | 45 | 0,75 | 0,00 |
| 100 | 3 | 45 | 5 | 4 | 0,75 | 0,20 |
| 150 | 3 | 36 | 5 | 23 | 0,35 | 0,31 |
| 200 | 4 | 45 | 5 | 31 | 0,89 | 0,42 |
| 10-6 | 50 | 5 | 45 | 0 | 42 | 1,00 | 0,00 |
| 100 | 3 | 45 | 5 | 16 | 0,75 | 0,26 |
| 150 | 5 | 40 | 4 | 40 | 0,67 | 0,57 |
| 200 | 0 | 26 | 4 | 42 | 0,00 | 0,67 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Sampel salah** | | **Positif Benar dan Negatif Benar** | | | | **F-*Score*** | |
| **10** | | **PKM** | | **DBSCAN** | | **PKM** | **DBSCAN** |
| γ | Ukuran Referensi | PB | NB | PB | NB |
| 10-4 | 50 | 7 | 38 | 10 | 22 | 0,74 | 0,53 |
| 100 | 6 | 40 | 10 | 8 | 0,75 | 0,38 |
| 150 | 2 | 39 | 10 | 10 | 0,31 | 0,40 |
| 200 | 9 | 39 | 10 | 22 | 0,90 | 0,53 |
| 5x10-5 | 50 | 8 | 39 | 10 | 12 | 0,84 | 0,42 |
| 100 | 4 | 40 | 10 | 4 | 0,57 | 0,36 |
| 150 | 7 | 40 | 10 | 8 | 0,82 | 0,38 |
| 200 | 9 | 38 | 10 | 40 | 0,86 | 1,00 |
| 10-5 | 50 | 8 | 39 | 0 | 40 | 0,84 | 0,00 |
| 100 | 9 | 35 | 10 | 39 | 0,75 | 0,95 |
| 150 | 9 | 40 | 10 | 39 | 0,95 | 0,95 |
| 200 | 7 | 40 | 9 | 19 | 0,82 | 0,45 |
| 5x10-6 | 50 | 8 | 40 | 0 | 40 | 0,89 | 0,00 |
| 100 | 6 | 40 | 10 | 3 | 0,75 | 0,35 |
| 150 | 8 | 40 | 10 | 18 | 0,89 | 0,48 |
| 200 | 5 | 40 | 10 | 28 | 0,67 | 0,63 |
| 10-6 | 50 | 10 | 40 | 0 | 37 | 1,00 | 0,00 |
| 100 | 4 | 40 | 10 | 14 | 0,57 | 0,43 |
| 150 | 5 | 40 | 9 | 36 | 0,67 | 0,78 |
| 200 | 10 | 20 | 9 | 37 | 0,50 | 0,82 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Sampel salah** | | **Positif Benar dan Negatif Benar** | | | | **F-*Score*** | |
| **15** | | **PKM** | | **DBSCAN** | | **PKM** | **DBSCAN** |
| γ | Ukuran Referensi | PB | NB | PB | NB |
| 10-4 | 50 | 9 | 34 | 15 | 16 | 0,72 | 0,61 |
| 100 | 10 | 35 | 15 | 7 | 0,80 | 0,52 |
| 150 | 5 | 34 | 15 | 10 | 0,48 | 0,55 |
| 200 | 13 | 34 | 15 | 18 | 0,90 | 0,64 |
| 5x10-5 | 50 | 13 | 34 | 15 | 11 | 0,90 | 0,56 |
| 100 | 7 | 35 | 15 | 3 | 0,64 | 0,48 |
| 150 | 8 | 35 | 15 | 8 | 0,70 | 0,53 |
| 200 | 11 | 35 | 15 | 35 | 0,85 | 1,00 |
| 10-5 | 50 | 12 | 35 | 0 | 35 | 0,89 | 0,00 |
| 100 | 14 | 30 | 15 | 34 | 0,82 | 0,97 |
| 150 | 14 | 35 | 15 | 34 | 0,97 | 0,97 |
| 200 | 9 | 35 | 14 | 19 | 0,75 | 0,62 |
| 5x10-6 | 50 | 13 | 35 | 0 | 35 | 0,93 | 0,00 |
| 100 | 10 | 35 | 15 | 3 | 0,80 | 0,48 |
| 150 | 12 | 35 | 15 | 18 | 0,89 | 0,64 |
| 200 | 9 | 35 | 15 | 23 | 0,75 | 0,71 |
| 10-6 | 50 | 15 | 35 | 0 | 32 | 1,00 | 0,00 |
| 100 | 4 | 35 | 15 | 9 | 0,42 | 0,54 |
| 150 | 9 | 35 | 14 | 31 | 0,75 | 0,85 |
| 200 | 14 | 35 | 14 | 32 | 0,97 | 0,88 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Sampel salah** | | **Positif Benar dan Negatif Benar** | | | | **F-*Score*** | |
| **20** | | **PKM** | | **DBSCAN** | | **PKM** | **DBSCAN** |
| γ | Ukuran Referensi | PB | NB | PB | NB |
| 10-4 | 50 | 12 | 29 | 20 | 13 | 0,73 | 0,70 |
| 100 | 15 | 30 | 20 | 6 | 0,86 | 0,63 |
| 150 | 9 | 29 | 20 | 9 | 0,60 | 0,66 |
| 200 | 14 | 29 | 20 | 17 | 0,80 | 0,75 |
| 5x10-5 | 50 | 17 | 30 | 20 | 9 | 0,92 | 0,66 |
| 100 | 10 | 30 | 20 | 3 | 0,67 | 0,60 |
| 150 | 9 | 30 | 20 | 7 | 0,62 | 0,63 |
| 200 | 16 | 30 | 20 | 30 | 0,89 | 1,00 |
| 10-5 | 50 | 20 | 30 | 0 | 30 | 1,00 | 0,00 |
| 100 | 19 | 27 | 20 | 29 | 0,90 | 0,98 |
| 150 | 19 | 30 | 20 | 29 | 0,97 | 0,98 |
| 200 | 14 | 30 | 19 | 17 | 0,82 | 0,73 |
| 5x10-6 | 50 | 17 | 30 | 0 | 30 | 0,92 | 0,00 |
| 100 | 15 | 30 | 20 | 3 | 0,86 | 0,60 |
| 150 | 15 | 30 | 20 | 17 | 0,86 | 0,75 |
| 200 | 12 | 30 | 20 | 19 | 0,75 | 0,78 |
| 10-6 | 50 | 20 | 30 | 0 | 28 | 1,00 | 0,00 |
| 100 | 13 | 30 | 20 | 8 | 0,79 | 0,65 |
| 150 | 14 | 30 | 19 | 27 | 0,82 | 0,90 |
| 200 | 19 | 30 | 19 | 28 | 0,97 | 0,93 |

Dari pengujian yang dilakukan, didapatkan hasil sesuai yang tertera pada Tabel V.1, yang berisikan jumlah positif benar (PB) dan negatif benar (NB) menggunakan metode PKM dan DB pada berbagai nilai γ dan ukuran referensi dengan jumlah data salahsebanyak 5, 10, 15, dan 20 secara berturutan, dengan PB dan NB yang tertera pada tabel-tabel tersebut hanya dari penggolongan data penyangga, tidak termasuk data referensi.

Semakin kecilnya nilai γ seharusnya memiliki pengaruh positif bagi metode PKM, semakin kecil nilai γ yang digunakan, akurasi pengelompokan dengan PKM semakin meningkat, disebabkan oleh semakin terpisahnya data salahdari data *normal* seiring meningkatnya nilai γ yang digunakan. PKM hanya dapat mengelompokkan data yang terpisah secara linier, sedangkan pada nilai γ yang besar, data salahdiproyeksikan didalam persebaran data normal, sehingga PKM kesulitan untuk memisahkan data salahdari data normal, sifat PKM tersebut mengakibatkan metode PKM sulit untuk mendapatkan F-*score* bernilai sempurna. Namun pada pengujian yang dilakukan didapatkan hasil bahwa perubahan penggunaan nilai γ tidak memiliki pengaruh yang jelas terhadap nilai F-*score* yang dihasilkan oleh metode PKM maupun DBSCAN, dikarenakan proyeksi dari data akan sangat beragam bergantung pada ukuran referensi dan γ yang digunakan.

Pada DBSCAN, F-*score* yang dihasilkan apabila digunakan γ sebesar 5x10-5 selalu lebih rendah dibandingkan apabila digunakan γ sebesar 10-4. Namun pada jumlah data salahdan ukuran referensi yang sama, dapat dilihat bahwa F-*score* dari DBSCAN meningkat dan meraih nilai maksimum apabila digunakan nilai γ sebesar 10-5. F-*score* kemudian akan menurun lagi pada nilai γ sebesar 5x10-6 dan meningkat kembali pada nilai γ sebesar 10-6. Hal tersebut menandakan bahwa DBSCAN sangat peka terhadap kepadatan hasil proyeksi data dari tiap γ yang digunakan, bukan hanya keterpisahan dari data normal dan data salah.

Ukuran data referensi juga mempengaruhi bagaimana data diproyeksikan, namun pada pengujian dengan nilai γ dan jumlah sampel salahyang sama, meningkatnya ukuran data referensi tidak memiliki pengaruh yang jelas bagi F-*score* PKM maupun DBSCAN.

Tidak ada perbedaan signifikan pada peningkatan jumlah data salahterhadap akurasi pengelompokan oleh metode DBSCAN. Meskipun terlihat ada peningkatan nilai F-*score*, namun hal tersebut dikarenakan meningkatnya jumlah data salahyang dapat dikelompokkan oleh DBSCAN. Pada PKM, pengaruh jumlah data salahbaru terlihat pada γ yang kecil, dengan semakin besar jumlah data salahpada penyangga, F-*score* dari PKM meningkat dengan drastis karena dengan meningkatnya jumlah data salah*,* pusat dari tiap kelompokakan bergeser dan menghasilkan F-*score* yang lebih tinggi. Kondisi tersebut dapat dilihat pada nilai γ sebesar 10-5.

Perlu diingat bahwa SVM mengklasifikasikan data dengan membentuk garis pemisah antar kelompok data yang memiliki label berbeda. Hasil pengelompokan oleh metode kelompok berupa label tiap sampel akan digunakan oleh SVM untuk mencari posisi dan orientasi garis pemisah yang optimum. Pada nilai γ yang lebih besar, data salahakan diproyeksikan didalam persebaran data referensi atau bahkan didalam persebaran data *normal*, sehingga meskipun DBSCAN dapat memberikan pengelompokan yang relatif akurat, namun SVM akan kesulitan untuk membuat garis pemisah untuk memisahkan data salahdari data normal secara akurat. Pendekatan yang cocok bagi SVM adalah untuk menggunakan γ yang cukup kecil sehingga data salahakan diproyeksikan secara terpisah dari data referensi dan data normal.

Pada pengujian yang telah dilakukan, didapatkan hasil bahwa penggunaan metode pengelompokan k-*means* menghasilkan F-*score* yang kebanyakan lebih tinggi dibandingkan metode DBSCAN, hasil tersebut dapat dilihat utamanya apabila digunakan jumlah sampel salahyang kecil. Sebagai hasil dari pengujian ini, metode pengelompokan k-*means* akan digunakan sebagai metode pengelompokan pada program yang dirancang.

### Pengujian Pengelompokan K-Means

Pengujian dilakukan untuk mendapatkan sebuah nilai ambanguntuk memulai metode pengelompokan k-*means* dan mengelompokkan data gabungan kedalam 2 kelompok. Seperti pada *elbow method*, pengujian akan membandingkan nilai *within cluster sum of squares* (WCSS) pada 1 hingga 3 kluster. *Elbow method* merupakan sebuah evaluasi secara visual, di mana seorang pengguna mengevaluasi grafik WCSS untuk menentukan jumlah kelompok optimal berdasarkan pembentukan sebuah siku pada grafik, sedangkan pada program yang dirancang, program harus mampu mengevaluasi pembentukan siku secara otomatis dan mulai mengelompokkan data gabungan apabila terdapat siku pada penggunaan 2 kelompok. Sehingga pada tahap ini juga dilakukan pengujian implementasi metode pengelompokan k-*means* kedalam rangka kerja. Metode pengelompokan k-*means* pada program yang didesain harus dapat melakukan 3 tugas berikut:

a. Menghitung WCSS dari sampel

b. Mendeteksi apabila terdapat perbedaan signifikan antara nilai WCSS pada 1 kelompok dibandingkan dengan 2 kelompok

c. Melabelkan data secara tepat apabila data perbedaan WCSS signifikan

Pengujian dilakukan dengan memvariasikan ukuran referensi dan ukuran penyangga pada 50 hingga 200 pada γ sebesar 5x10-5. Data referensi akan diisi dengan sampel normal, dan data penyangga akan diisi dengan campuran sampel normal dan sampel salah. Kedua data tersebut kemudian digabungkan dan dilakukan metode pengelompokan k-*means* untuk dikelompokkan kedalam 2 kelompok, normal dan salah. Apabila pada data penyangga, jumlah sampel salahterlalu sedikit, maka hasil dari pengelompokan k-*means* akan terlihat seperti sekedar membagi data gabungan menjadi 2 kelompok sama rata. Hal tersebut berarti pengelompokan k-*means* tidak memiliki akurasi tinggi pada komposisi data penyangga yang digunakan. Oleh sebab itu, pengujian ini juga digunakan untuk mengetahui berapa jumlah data salahpada data penyangga agar pengelompokan k-*means* dapat melakukan pelabelan secara akurat. Apabila akurasi pelabelan pengelompokan k-*means* melewati batas tertentu, maka akan dicatat ketiga nilai WCSS serta jumlah sampel salahyang digunakan. Dari pengujian tersebut didapatkan hasil seperti pada Gambar V.8, V.9, V.10 dan V.11.

|  |  |
| --- | --- |
| Gambar V.8 Nilai WCSS Minimum Pada Ukuran Referensi = 50 | Gambar V.9 Nilai WCSS Minimum Pada Ukuran Referensi = 100 |
| Gambar V.10 Nilai WCSS Minimum Pada Ukuran Referensi = 150 | Gambar V.11 Nilai WCSS Minimum Pada Ukuran Referensi = 200 |

Tiap garis pada Gambar V.8, V.9, V.10, dan V.11 mewakili pengujian menggunakan penyangga dengan ukuran tertentu, dan tiap titik pada garis mewakili nilai WCSS apabila WCSS dihitung pada jumlah kluster yang bersangkutan. Variasi nilai minimum WCSS pada keempat Gambar utamanya disebabkan oleh perbedaan ukuran referensi serta perbedaan ukuran penyangga, ukuran referensi akan mempengaruhi proyeksi data dan ukuran penyangga akan mempengaruhi pengelompokan oleh PKM. Nilai WCSS meningkat seiring membesarnya ukuran referensi yang digunakan, hal tersebut dikarenakan data referensi diproyeksikan dengan persebaran yang besar, sehingga menghasilkan nilai WCSS yang besar.

Gambar V.12 Sampel Salah Minimum

Gambar V.12 menjelaskan jumlah sampel salahminimal dalam penyangga agar pengelompokan k-*means* dapat melakukan pelabelan secara akurat. Pada Gambar V.12 dapat dilihat bahwa dengan ukuran referensi yang semakin besar, dibutuhkan sampel salahpada data penyangga yang semakin sedikit, sedangkan seiring bertambahnya ukuran penyangga, jumlah sampel salahminimal ikut bertambah. Jumlah sampel salahminimal yang kecil akan memberikan dampak positif terhadap deteksi kesalahan, karena berarti pengelompokan k-*means* lebih peka terhadap data salah. Sedangkan pada pengujian menggunakan ukuran referensi sebesar 50, dibutuhkan jumlah sampel salahyang besar agar pengelompokan k-*means* dapat melakukan pelabelan secara akurat. Misalkan, pada ukuran penyangga sebesar 200, pengelompokan k-*means* membutuhkan data salahsebanyak 155 untuk dapat memberikan pelabelan secara akurat.

Pada *elbow method*, sebuah jumlah kelompok disebut sebagai jumlah kelompok optimal apabila grafik WCSS membentuk sebuah siku (*elbow*) pada jumlah kelompok tersebut. Mempertimbangkan metode tersebut, penentuan ambangdilakukan dengan cara mencari rasio beda nilai WCSS pada tiap pengujian, dengan rasio didapatkan dengan . Rasio akan meningkat seiring dengan bertambahnya jumlah sampel salahyang terdapat pada penyangga, sehingga apabilanilai ambangterlalu tinggi, berarti program akan membiarkan beberapa sampel salahmasuk kedalam penyangga tanpa deteksi, pengelompokan k-*means* baru dijalankan apabila sampel salahsudah cukup banyak sehingga rasio mencapai ambang. Rasio yang paling kecil untuk tiap ukuran referensi ditetapkan sebagai ambangpada ukuran referensi tersebut agar pengelompokan k-*means* dapat segera dijalankan dengan jumlah sampel salah *yang* sedikitmungkin. Ambangyang didapatkan yakni: ambang50= 1.62, ambang100= 3.18, ambang150 = 1.2, dan ambang200 ­­= 3.46.

**V.2.3.** **Penentuan Parameter**

Pada bagian ini, parameter yang akan digunakan sebagai parameter yang ditentukan dari program yang dirancang akan ditentukan. Berdasarkan pengujian pengaruh ukuran referensi, ukuran penyangga, dan nilai γ, didapatkan bahwa semakin besarnya nilai penyangga yang digunakan, akurasi dari SVM akan semakin menurun. Oleh karena itu, digunakan ukuran penyangga sebesar 50. Ukuran ini juga dirasa tepat untuk digunakan pada metode pengelompokan, karena dengan ukuran penyangga yang kecil, sebuah data salahyang masuk kedalam penyangga dapat lebih mudah terdeteksi dibandingkan apabila digunakan ukuran penyangga yang lebih besar. Hal tersebut dikarenakan pengelompokan k-*means* melakukan pengelompokan berdasarkan *mean* dari kumpulan data, sehingga akan kesulitan dalam mengelompokkan data yang tidak berimbang. Pada Gambar V.4 dapat dilihat bahwa pengujian menghasilkan akurasi tertinggi senilai 97,04% ketika digunakan ukuran referensi sebesar 150 dan ukuran penyangga sebesar 50, pada Gambar V.5, parameter yang sama mendapatkan akurasi tertinggi pula yakni sebesar 96,25%. Namun pada Tabel V.1, pengujian dengan nilai γ sebesar 10-4, ukuran referensi sebesar 150 dan ukuran penyangga sebesar 50 menghasilkan F-*score* yang jauh lebih kecil dibandingkan apabila digunakan nilai γ sebesar 5x10-5. Pada program yang akan dirancang, digunakan parameter yang ditentukan berupa nilai γ sebesar 5x10-5, ukuran referensi sebesar 150, dan ukuran penyangga sebesar 50.

## Pembangunan Program

### Tahapan Program

Program dibangun menggunakan metode-metode yang telah diuji pada tahap sebelumnya, dan menggunakan parameteryang telah diuji sebagai parameter yang ditentukan. Program memiliki 4 tahapan utama, yakni pengumpulan referensi, ekstraksi fitur, pengelompokan data, dan klasifikasi.

1. Tahap Pengumpulan Referensi

Tahap pengolahan referensi dimulai sejak pertama program dijalakan hingga didapatkan matriks transformasi KFDA. Pada tahap ini, program akan menyimpan sampel – sampel yang diterima melalui MQTT sebagai data referensi hingga ukuran data referensi terpenuhi.

2. Tahap Ekstraksi Fitur

Apabila data referensi sudah penuh, data tersebut akan diolah menggunakan *robust scaler* untuk mengubah skala dari data tersebut agar tidak ada fituryang mendominasi fiturlainnya. Keluaranyang didapatkan adalah data referensi yang sudah diubah skalanya dan persamaan *robust scaler* yang akan dipakai untuk mengubah skala pada data penyangga nantinya.

Setelah matriks transformasi KFDA dibentuk, data yang masuk melalui MQTT kemudian dimasukkan kedalam data penyangga dan program akan menunggu hingga data penyangga sudah penuh. Apabila data penyangga sudah dipenuhi dengan sampel, data penyangga akan diolah menggunakan *robust scaler* yang didapatkan dari tahap sebelumnya untuk mengubah skala dari data penyangga dengan persamaan yang sama seperti yang digunakan untuk mengubah skala data referensi. Data penyangga yang telah diubah skalanya kemudian diproyeksikan kedalam KFDA-*space* menggunakan matriks proyeksiyang telah dibentuk pada tahap sebelumnya menggunakan data referensi. Keluarandari tahap ini berupa ekstraksi fitur data penyangga menjadi hanya 2 fitur sehingga dapat di *plot* secara 2 dimensi. Saat sampel baru masuk melalui MQTT, program akan menambahkan sampel baru tersebut kedalam data penyangga dan membuang sampel paling lama pada data penyangga, sehingga ukuran data penyangga tetap seperti yang telah ditetapkan. Tahap ekstraksi fitur akan dijalankansetiap sampel baru masuk kedalam data penyangga.

3. Pengelompokan data

Tahap pengelompokan data merupakan tahap di mana dilakukan pemberian label untuk setiap sampel pada data penyangga, agar data penyangga dapat digunakan untuk melatih SVM. Pada tahapan ini, data referensi dan data penyangga digabung menjadi 1 gabungan data yang akan diolah menggunakan pengelompokan k-*means* untuk memprediksi label dari tiap sampel. Sebelum pengelompokan dilakukan, dilakukan pengujian terhadap rasio nilai WCSS data gabungan. Pengujian ini dilakukan dengan cara mencari nilai WCSS untuk 1 hingga 3 kelompok, dan dihitung rasio WCSS. pengelompokan k-*means* akan dijalankan apabila nilai rasio diatas nilai ambangyang digunakan. Hal tersebut dilakukan untuk menjaga akurasi dari program, atau secara spesifik, untuk mencegah pengelompokan k-*means* dari menggolongkan data gabungan yang dipenuhi dengan data normal menjadi 2 kelompok yang akan diartikan oleh SVM sebagai datanormal dan data salah. Keluarandari pengelompokan k-*means* berupa label untuk tiap sampel pada data gabungan. Pada label data gabungan tersebut, label dari sampel-sampel data referensi diubah menjadi label normal untuk menanggulangi apabila terdapat sampel referensi yang terlabelkan sebagai data salah. Data gabungan dan label tersebut digunakan untuk melatih SVM pada tahap berikutnya.

4. Klasifikasi Data

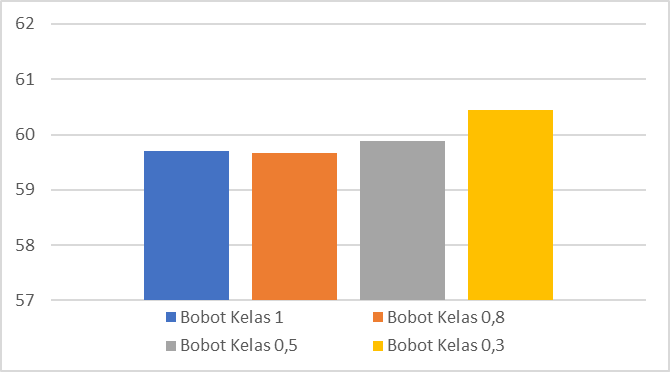
Pada tahap ini, SVM dilatih menggunakan data gabungan dan label yang didapatkan melalui tahap sebelumnya. SVM yang dilatih kemudian digunakan untuk memprediksi label dari setiap sampel, apakah sampel tersebut normal atau salah. Sama seperti tahap sebelumnya, tahap klasifikasijuga akan dilakukan setiap ada sampel baru yang masuk.

**V.3.2**. **Pengujian Program Menggunakan Data Latih**

Pada bagian ini, program yang telah dirancang diuji untuk melakukan deteksi kesalahanterhadap data latihdengan parameter yang telah ditentukan sebelumnya. Pengujian yang telah dilakukan dapat dilihat pada Gambar V.13. Pada pengujian ini, akan diuji pengaruh penggunaan bobot kelas dan strategi konvergensi SVM terhadap akurasi deteksi kesalahan. Bobot kelas menandakan tingkat prioritas data normal dibandingkan data salah, SVM akan menggunakan nilai bobot kelas tersebut untuk menentukan batas pemisahnya. Dengan memperkecil bobot kelas data normal, maka SVM akan memprioritaskan data salahyang memiliki bobot kelas yang lebih tinggi, sehingga garis pemisah SVM akan dibuat lebih dekat dengan data normal. Sebagai konsekuensi, daerah data salahmemiliki ruang lebih, sehingga apabila sebuah sample dengan jenis kesalahanlainterproyeksi lebih dekat dengan data normal, sampel tersebut akan diklasifikan sebagai sampel salah.

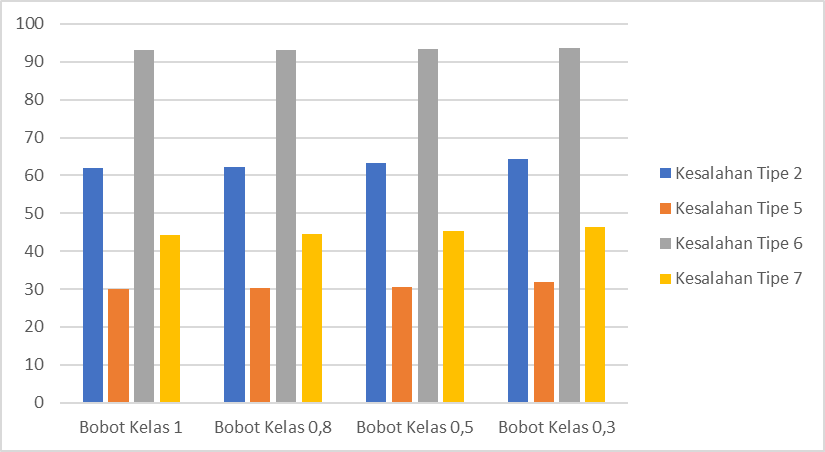
Pengukuran akurasi dilakukan dengan membandingkan prediksi label dari sampel pada data penyangga dengan label yang sebenarnya. Untuk setiap siklus klasifikasi akan didapatkan 1 nilai akurasi. Ketika semua sampel terkirim, nilai akurasi kumulatif akan dicari dengan menjumlahkan nilai akurasi yang didapat tiap siklus dan dibagi dengan jumlah siklus. Pengujian akan dilakukan dengan parameter yang telah ditentukan, yakni ukuran referensi 150 sampel, ukuran penyangga sebesar 50 sampel, dan γ sebesar 5x10-5. Hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar V.13.

Gambar V.13 Akurasi Program Pada Data Latih Menggunakan Variasi Bobot Kelas Normal



Pada Gambar V.13, terlihat bahwa dengan mengurangi bobot kelas data normal menjadi semakin kecil, akurasi deteksi kesalahansemakin meningkat. Hal tersebut dikarenakan meningkatnya sensitvitas SVM terhadap sampel data salah yang menyebabkan algoritma SVM untuk lebih mengutamakan data yang dilabelkan salaholeh metode pengelompokan sehingga garis pemisah SVM akan diletakkan lebih jauh dari data salahuntuk mengupayakan agar seluruh data salahmasuk kedalam daerah salahpada garis pemisah. Gambar V.14 menunjukkan pembebaran secara terperinci terhadap akurasi program deteksi kesalahandalam mendeteksi tiap jenis kesalahan*,* di mana hasil pada Gambar V.14 didapatkan dari pengujian yang sama dari Gambar V.13.

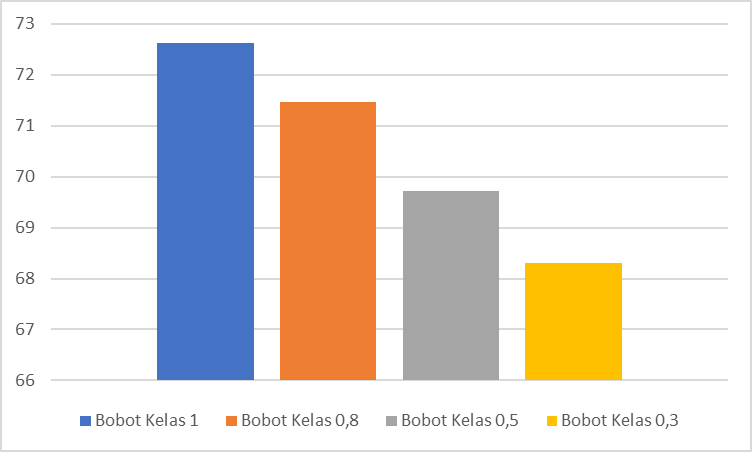
Gambar V.14 Akurasi Program Pada Jenis Kesalahan Dengan Variasi Bobot Kelas



Pada Gambar V.14, terlihat bahwa hampir semua mengujian memiliki kesulitan dalam mendeteksi data salahpada salahtipe 5 dan salahtipe 7. Hal tersebut dikarenakan proyeksi sampel salahtipe 5 dan salahtipe 7 bertumpukan dengan data referensi, sehingga program deteksi kesalahan mengalami kesulitan dalam memisahkan sampel salahtipe 5 dan salahtipe 7 dari sampel normal. Meskipun begitu, seiring mengecilnya bobot kelas data normal, garis pemisah SVM akan semakin diletakkan melintasi data referensi karena lebih memprioritaskan data berlabel salahdan menyebabkan akurasi SVM meningkat seiring mengecilnya bobot kelas dari data normal.

Kesalahan tipe 5 dan kesalahantipe 7 diproyeksikan pada daerah yang sama dengan data normal karena mereka memiliki data yang mirip. Ketika komposisi umpan B diubah yang kemudian menghasilkan data kesalahantipe 5, bacaan sensor akan berosilasi pada rentang waktu tertentu. Osilasi tersebut dikarenakan pada sistem pabrik dikenakan masukan berupa step, yang kemudian menyebabkan sistem memberikan respon transien berupa osilasi hingga akhirnya mencapai keadaan tunak. Ketika sistem berosilasi, bacaan sensor akan naik-turun melintasi rentang yang dianggap normal oleh program. Ketika bacaan sensor menghasilkan data yang terlalu tinggi atau terlalu rendah dibandingkan data normal, maka data tersebut akan diproyeksikan diluar persebaran data normal dan dikategorikan sebagai data salah, namun ketika bacaan sensor menghasilkan data didalam rentang yang dianggap normal, maka data akan diproyeksikan didalam persebaran data normal dan terjadi misklasifikasi. Meskipun osilasi merupakan salah tersendiri, program yang dirancang tidak dapat mendeteksi osilasi, hanya mampu mendeteksi kesalahanberdasarkan proyeksi tiap sampel. Setelah data kesalahan *5* mencapai keadaan tunak, yakni ketika bacaan sensor tidak lagi berosilasi, data kesalahan *5* menghasilkan bacaan sensor yang mirip dengan data normal, yang menyebabkan data keadaan tunakkesalahantipe 5 diproyeksikan didalam persebaran data normal dan kemudian menyebabkan misklasifikasi. Misklasifikasi data kesalahantipe 7 memiliki penyebab yang sama dengan kesalahantipe 5, namun pada data kesalahantipe 7, kesalahandisebabkan oleh masukan *step* berupa penurunan tekanan umpan C.

Gambar V.15 Pengaruh Bobot Kelas Pada Akurasi Klasifikasi Data Normal



Bobot kelas data normal yang kecil memiliki berpengaruh terhadap deteksi data normal. Gambar V.15 merupakan akurasi program dalam melakukan klasifikasi terhadap data normal dari pengujian program menggunakan data latih. Hasil tersebut didapatkan karena ambangWCSS yang digunakan terlalu kecil, sehingga pengelompokan k-*means* akan melakukan pelabelan data tanpa menunggu nilai rasio WCSS mencapai ambangyang kemudian menyebabkan pengelompokan dan klasifikasi akan langsung dijalankan karena program selalu berasumsi bahwa terdapat datasalah. Dengan bobot data normal yang kecil, program deteksi kesalahanakan mengalami kesulitan dalam mengenali sampel normal, dan justru akan memprediksi sampel normal sebagai sampel salah. Hal ini merupakan akibat dari pelabelan sampel yang tidak akurat pada tahap pengelompokan k-*means*. Pelabelan yang tidak akurat, atau secara lebih spesifik: pelabelan sampel normal sebagai sampel salaholeh pengelompokan k-*means,* hasil pelabelan akan digunakan oleh SVM untuk membuat garis pemisah yang memisahkan sampel berlabel normal dan sampel berlabel salah. Pada bobot kelas data normal yang rendah, SVM akan lebih peka terhadap sampel berlabel salahdan kurang memperdulikan data berlabel normal. Sebagai konsekuensi, SVM akan membuat garis pemisah yang melintasi kelompok data normal tersebut demi data berlabel salah*.* Sedangkan apabila data normal memiliki bobot kelas 1, bobot kelas data berlabel normal akan sama dengan bobot kelas data berlabel salah, alih-alih membuat garis pemisah yang menembus kelompok data berlabel normal, SVM justru ak­­an membuat garis pemisah diujung kelompok normal, karena SVM tidak lagi lebih sensitif terhadap data berlabel salah, dan sebagai hasilnya program deteksi kesalahanmenghasilkan akurasi yang lebih tinggi untuk mendeteksi data normal.

Dari pengujian yang telah dilakukan, dapat dilihat bahwa program menghasilkan akurasi yang relatif rendah, dengan akurasi paling rendah sebesar 59,67%(bobot kelas 1), dan tertinggi sebesar 60,45% (bobot kelas 0,3). Program dapat mendeteksi keslahanapabila data salahdiproyeksikan diluar persebaran data normal seperti data kesalahantipe 2 dan 6, namun untuk kesalahan yang diproyeksikan di dalam persebaran data normal seperti data kesalahantipe 5 dan 7, akurasi klasifikasi program menjadi rendah. Seperti yang disebutkan sebelumnya, program tidak dapat mendeteksi kesalahantipe 5 dan 7 karena mereka memiliki bacaan sensor yang mirip dengan data normal, sehingga diproyeksikan didalam persebaran data normal. Untuk data Tennessee Eastman Process, kesalahantipe 5 dan 7 dapat diproyeksikan secara terpisah dengan memperkecil nilai γ pada kernel. Perubahan nilai γ tersebut akan menyebabkan program memperkecil rentang kemiripan dari data referensi, sehingga kesalahantipe 5 dan 7 akan diproyeksikan terpisah dari persebaran data referensi, walau begitu, data normal juga akan dipisahkan dari persebaran data referensi dengan alasan yang sama seperti kesalahantipe 5 dan 7, menyebabkan program akan mendeteksi data normal sebagai data kesalahan.

Pengujian dengan bobot kelas 0,3 dapat mencapai nilai akurasi yang lebih tinggi lagi apabila ambangrasio WCSS program sesuai dengan rasio WCSS ketika data kesalahanmasuk ke dalam program. Meskipun begitu, penentuan ambangrasio WCSS yang tepat sulit untuk ditentukan, karena apabila rasio WCSS terlalu rendah, maka pengelompokan akan tetap dijalankan meskipun pada penyangga yang dipenuhi dengan data normal saja. Namun apabila rasio WCSS terlalu tinggi, maka apabila terdapat tipe kesalahanyang diproyeksikan didalam persebaran data normal seperti data kesalahantipe 5 dan 7, maka persebaran tersebut akan menghasilkan rasio WCSS yang relatif kecil sehingga pengelompokan tidak akan dijalankan dan mengakibatkan kesalahantidak terdeteksi oleh program. Meskipun rasio WCSS dipilih karena merupakan metode yang sering digunakan untuk mendeteksi jumlah kelas yang optimal untuk mengelompokkan sebuah data, namun penetapan ambangberupa rasio WCSS tidak efektif untuk digunakan pada program yang dirancang, karena data salahdapat diproyeksikan diluar maupun didalam persebaran data normal.

Gambar V.16 Akurasi Program Pada Data Latih Menggunakan Variasi Bobot Kelas Normal Setelah Penyetelan Parameter

Gambar V.16 merupakan hasil deteksi kesalahan apabila dilakukan penyetelan terhadap parameter program. Penyetelan dilakukan terhadap parameter program untuk mendapatkan hasil yang optimum, dan didapatkan bahwa dengan menggunakan nilai γ sebesar 5x10-4, dihasilkan akurasi deteksi kesalahan yang optimum yaitu sebesar 79,01% pada bobot kelas 1 dengan akurasi tertinggi senilai 83,19% apabila digunakan bobot kelas 0,5. Sama seperti pengujian sebelumnya, program masih kesulitan untuk mendeteksi kesalahan pada kesalahan tipe 5 dan tipe 7, dikarenakan memiliki karakteristik data yang sama dengan data normal.

## Pengujian Program Menggunakan Data Validasi

### V.4.1. Hasil Pengujian Program Menggunakan Data Validasi

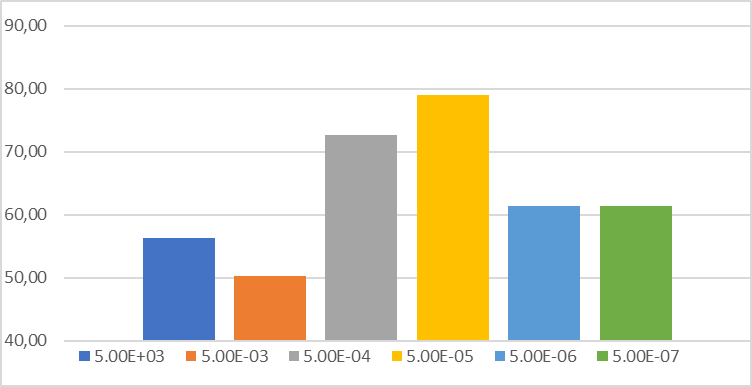
Tahap validasi dilakukan untuk menguji apakah program yang dirancang dengan parameter yang telah ditentukan sebelumnya dapat melakukan deteksi kesalahanpada data selain data latih. Pada tahap ini, program akan dijalankan untuk melakukan deteksi ksalahanpada data validasi, menggunakan parameter-parameter yang telah ditentukan sebelumnya.

Pada pengujian yang dilakukan, program memiliki akurasi sebesar 79.02%. Dari pengujian tersebut, diamati bahwa data penyangga diproyeksikan dengan persebaran yang berbeda dengan data referensi, meskipun data penyangga berisi data normal, sehingga menyebabkan misklasifikasi di mana data normal diklasifikasikan sebagai data salah. Pada beberapa kejadian, data salahdan data normal diproyeksikan secara terpisah, namun karena data normal diproyeksikan terpisah dari data referensi, data normal tersebut tetap diklasifikasikan sebagai data salah, mengikuti pelabelan oleh PKM, namun sering kali data salahdan data normal diproyeksikan secara bertumpukan dan terpisah dari data referensi. Hal tersebut mengindikasikan bahwa program menganggap bahwa data normal sama sekali tidak mirip dengan data referensi, sehingga diproyeksikan di daerah yang sama dengan data salah*.*

Pengujian menggunakan data validasi menunjukkan bahwa program dengan parameter yang telah ditentukan tidak dapat melakukan deteksi kesalahandengan akurat. Pengujian ini membuktikan bahwa parameter dari program yang dirancang tidak bersifat universal, parameter harus disesuaikan dengan karakteristik data dari tiap pabrik. Pada bagian berikutnya, penulis akan menguji parameter yang tepat untuk melakukan deteksi kesalahansecara akurat pada data validasi. Pengujian tersebut bertujuan untuk menguji apakah apabila parameter telah disesuaikan, program deteksi kesalahandapat menghasilkan akurasi yang lebih baik.

### V.4.2. Penyesuaian Parameter Program Untuk Data Validasi

Akurasi yang rendah pada pengujian tersebut utamanya dikarenakan terdapat banyak kejadian data salahdiproyeksikan secara bertumpukan dengan data normal. Parameter yang mempengaruhi kejadian tersebut adalah nilai γ dan ukuran data referensi. Nilai γ dapat mempengaruhi proyeksi dengan memperkecil pengaruh dari tiap data referensi sehingga proyeksi dari data referensi akan lebih menyebar. Dengan mengecilnya pengaruh data referensi, maka akan mengecil pula kejadian data normal dan data referensi diproyeksikan secara bertumpukan. Pengujian ini akan membandingkan beberapa pengaruh nilai γ pada akurasi deteksi kesalahanuntuk data validasi.



Gambar V.17 Akurasi Program Pada Data Validasi Menggunakan Ukuran Referensi = 150 Dengan Variasi Nilai γ

Gambar V.17memberikan informasi mengenai akurasi deteksi kesalahan yang dihasilkan oleh program menggunakan nilai-nilai γ tertentu. Akurasi paling tinggi sebesar 79.02% dihasilkan oleh pengujian menggukan nilai γ sebesar 5x10-5 dan akurasi paling rendah sebesar 72.62% dihasilkan oleh pengujian menggunakan nilai γ sebesar 5x10-4. Pada γ 5x10-2 dan 5x10-3, data salahdiproyeksikan didalam persebaran data referensi, sehingga banyak terjadi misklasifikasi dan menghasilkan akurasi yang rendah, sedangkan pada γ sebesar 5x10-4 hingga 5x10-7, data referensi diproyeksikan dengan sangat tersebar pada sebuah garis diagonal. Pada pengujian menggunakan nilai γ 5x10-4 dan 5x10-5, data normal diproyeksikan didalam persebaran diagonal data referensi sedangkan data salahdiproyeksikan diluar persebaran diagonal data referensi, sehingga memiliki akurasi yang paling baik diantara pengujian menggunakan nilai γ lain. Pada nilai γ dibawah 5x10-5, persebaran data referensi terlalu besar, sehingga data normal dan data salahdiproyeksikan diantara persebaran garis diagonal tersebut sehingga selain pengelompokan k-*means* akan rawan misklasifikasi, SVM juga kesulitan untuk membangun batas pemisah yang tepat untuk memisahkan data normal dan data salah.

Hal lain yang dapat menyebabkan akurasi deteksi kesalahanyang rendah pada pengujian ini adalah karena pada data yang digunakan terdapat variasi data normal. Secara spesifik, 150 data awal yang digunakan oleh program sebagai data referensi tidak secara penuh mewakili data normal, sebagai akibatnya, banyak data normal diproyeksikan diluar persebaran data referensi yang kemudian membuat data tersebut diklasifikasikan sebagai data salah. Sensor yang menghasilkan bacaan dengan variasi data normal khususnya adalah sensor AI2, yang memiliki bacaan %Fe yang sangat bervariasi serta sensor AI3. Pada kedua sensor tadi, program dapat diuntungkan apabila menerima data referensi yang lebih banyak untuk mendapatkan data referensi yang mewakili variasi nilai data normal. Selain itu, pada sensor FC4, FC5, FC6, FC7, FC8, dan FI1 terdapat penurunan pengukuran secara drastis namun tetap merupakan data normal. Penurunan tersebut terjadi tidak lama setelah batas data latih. Program dapat diuntungkan dengan menerima data tersebut sebagai data referensi, sayangnya pada waktu yang sama, terdapat beberapa kesalahan sensorpada sensor AI1 dan AI2 sehingga data tersebut tidak dapat digunakan sebagai data referensi.

Pengujian berikut menggunakan data referensi yang sama dengan data latihpada penelitian Brooks, yakni sejumlah 301 data sejak 29 September 2015 pukul 02.00 hingga 1 Oktober 2015 pukul 04.00 dan nilai γ sebesar 5x10-3. Rentang data tersebut digunakan karena memiliki variasi data normal yang lebih besar dibandingkan apabila hanya digunakan 150 data. Pengujian dilakukan menggunakan rentang nilai γ yang sama seperti pengujian sebelumnya. Hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar V.18.

Mirip dengan apabila menggunakan 150 sampel sebagai data referensi, apabila menggunakan 300 sampel, data referensi diproyeksikan secara menyebar dalam sebuah garis diagonal. Data salahselalu diproyeksikan terpisah dari data referensi, jarang terjadi misklasifikasi dari data salahmenjadi data normal. Misklasifikasi biasanya terjadi sebagai akibat dari data sekelompok data normal yang tersebar, namun terproyeksikan terpisah dari data referensi, sehingga kemudian diklasifikasikan sebagai data salah. Meskipun begitu, terdapat sekelompok data normal yang masih diproyeksikan bertumpukan dengan data salahsehingga terjadi misklasifikasi. Dari pengujian yang dilakukan didapatkan bahwa akurasi paling rendah sebesar 61,31% dihasilkan oleh pengujian menggunakan γ sebesar 5x10-7. Akurasi paling tinggi dihasilkan oleh pengujian menggunakan nilai γ sebesar 5x10-5 yakni sebesar 75,54%.

Gambar V.18 Akurasi Program Pada Data Validasi Menggunakan Ukuran Referensi = 300 Dengan Variasi Nilai γ

Dapat dilihat meskipun ukuran referensi sebesar 300 memiliki variasi data yang lebih besar daripada ukuran referensi sebesar 150, namun akurasi tertinggi tidak dihasilkan oleh pengujian dengan ukuran referensi sebesar 300. Pada rentang nilai γ yang diuji, data referensi memiliki persebaran yang relatif lebih besar dibandingkan apabila menggunakan ukuran data referensi sebesar 150, hal tersebut dikarenakan data referensi memiliki variansi yang besar, sehingga akan diproyeksikan secara terpisah apabila menggunakan γ yang kecil. Selain itu, dapat dilihat pula bahwa penyetelan nilai γ dan ukuran data referensi tidak menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan apabila digunakan parameter yang ditentukan dari program.

# KESIMPULAN DAN SARAN

## Kesimpulan

Penelitian yang telah dilakukan bertujuan untuk merancang dan menguji performa dari program untuk melakukan deteksi kesalahandengan fase pelatihansecara *on-the-fly*, sehingga tiap sampel masuk kedalam program satu per satu, meniru kegiatan kumpulan sensor sebuah pabrik kimia yang memiliki waktu cuplikan tertentu. Beberapa sampel pertama yang masuk akan digolongkan sebagai data referensi, yakni acuan data normal untuk program. Program yang dirancang menggunakan teknik *semi-supervised learning* di mana data yang masuk akan diolah oleh metode pengelompokan untuk memberi label dari tiap data dan dilanjutkan dengan klasifikasimenggunakan SVM.

Pada program yang dirancang, sampel-sampel yang pertama masuk ke dalam program digunakan sebagai data referensi, yakni acuan data normal bagi program. Data referensi kemudian digunakan untuk membangun matriks KFDA yang digunakan untuk memperkecil jumlah fiturdari data program menjadi 2, sehingga data dapat diproyeksikan kedalam grafik 2 dimensi. Setelah itu, sampel-sampel baru akan dimasukkan kedalam penyangga untuk diolah. Terdapat 3 tahap utama ketika sampel baru masuk kedalam program, pra-pemrosesan*,* pengelompokan, klasifikasi. Setelah data diolah dengan *robust scaler*,sampel baru akan diproyeksikan kedalam ruang fitur KFDA menggunakan matriks KFDA. Sampel baru dan sampel lainnya didalam penyangga kemudian diolah dengan metode pengelompokan berupa pengelompokan k*-means* untuk mendapatkan label dari tiap sampel. Metode klasifikasiberupa SVM kemudian digunakan untuk membuat garis pemisah yang optimum antara data referensi dan data normal dengan data salah.

Program yang dirancang mendapatkan akurasi sebesar 59,7% pada kumpulan data latih dan mendapatkan akurasi hingga 79,02% pada kumpulan data pada validasi menggunakan parameter yang telah ditentukan. Pada penelitian ini, parameter yang disetel adalah nilai γ dan ukuran data referensi, didapatkan akurasi sebesar 79,01% untuk data latih setelah penyetelan parameter, sedangkan untuk data validasi, nilai akurasi tertinggi didapatkan menggunakan parameter yang telah ditentukan sebelumnya.

## Saran

Pada penelitian ini, dihasilkan program yang dapat melakukan deteksi kesalahanpada pabrik kimia tanpa menggunakan kumpulan data berlabel. Namun, program masih memerlukan penyesuaian parameter secara manual untuk mendapatkan hasil yang optimal. Diperlukan studi lebih lanjut untuk mencari parameter yang tepat agar didapatkan akurasi deteksi kesalahanyang optimum. Studi lebih lanjut juga diperlukan untuk menguji metode ekstraksi fitur, pengelompokan, dan klasifikasiyang optimum untuk diimplementasikan pada program yang dirancang. Selain itu, juga diperlukan studi komparasi antara program yang diusulkan dengan metode-metode yang sudah tersedia sebelumnya.

# DAFTAR PUSTAKA

[1] L. H. Chiang, E. L. Russell, and R. D. Braatz, “Fault diagnosis in chemical processes using Fisher discriminant analysis, discriminant partial least squares, and principal component analysis,” *Chemom. Intell. Lab. Syst.*, vol. 50, no. 2, pp. 243–252, 2000, doi: 10.1016/S0169-7439(99)00061-1.

[2] J. Liu, Y. F. Li, and E. Zio, “A SVM framework for fault detection of the braking system in a high speed train,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 87, no. August 2016, pp. 401–409, 2017, doi: 10.1016/j.ymssp.2016.10.034.

[3] K. Y. Chen, L. S. Chen, M. C. Chen, and C. L. Lee, “Using SVM based method for equipment fault detection in a thermal power plant,” *Comput. Ind.*, vol. 62, no. 1, pp. 42–50, 2011, doi: 10.1016/j.compind.2010.05.013.

[4] Z. M. Hira and D. F. Gillies, “A Review of Feature Selection and Feature Extraction Methods Applied on Microarray Data,” *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2015, no. 1, pp. 2–4, 2015, [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1155/2015/.

[5] J. Yang, Z. Jin, J. Y. Yang, D. Zhang, and A. F. Frangi, “Essence of kernel Fisher discriminant: KPCA plus LDA,” *Pattern Recognit.*, vol. 37, no. 10, pp. 2097–2100, 2004, doi: 10.1016/j.patcog.2003.10.015.

[6] Z. B. Zhu and Z. H. Song, “A novel fault diagnosis system using pattern classification on kernel FDA subspace,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 6, pp. 6895–6905, 2011, doi: 10.1016/j.eswa.2010.12.034.

[7] Y. C. A. P. Reddy, P. Viswanath, and B. E. Reddy, “Semi - supervised learning : a brief review,” vol. 7, pp. 81–85, 2018.

[8] N. Amruthnath and T. Gupta, “Fault Diagnosis Using Clustering. What Statistical Test To Use for Hypothesis Testing?,” *arXiv*, vol. 6, no. 1, pp. 17–33, 2019, doi: 10.5121/mlaij.2019.6102.

[9] A. Hajj Hassan, S. Lambert-Lacroix, and F. Pasqualini, “Real-Time Fault Detection in Semiconductor Using One-Class Support Vector Machines,” *Int. J. Comput. Theory Eng.*, vol. 7, no. 3, pp. 191–196, 2015, doi: 10.7763/ijcte.2015.v7.955.

[10] R. Chitrakar and H. Chuanhe, “Anomaly detection using Support Vector Machine classification with k-Medoids clustering,” *Asian Himalayas Int. Conf. Internet*, pp. 1–5, 2012, doi: 10.1109/AHICI.2012.6408446.

[11] A. Albalate, A. Suchindranath, D. Suendermann, and W. Minker, “A semi-supervised cluster-and-label approach for utterance classification,” *Proc. 11th Annu. Conf. Int. Speech Commun. Assoc. INTERSPEECH 2010*, pp. 2510–2513, 2010.

[12] S. Yin, X. Gao, H. R. Karimi, and X. Zhu, “Study on support vector machine-based fault detection in Tennessee Eastman process,” *Abstr. Appl. Anal.*, vol. 2014, 2014, doi: 10.1155/2014/836895.

[13] C.-W. Hsu and C.-J. Lin, “A comparison of methods for multi-class support vector machines,” *Lect. Notes Comput. Sci.*, vol. 13, no. 2, pp. 415–425, 2002, doi: 10.1109/72.991427.

[14] Y. Du, W. Zhang, Y. Zhang, Z. Gao, and X. Wang, “Fault diagnosis of rotating machines for rail vehicles based on local mean decomposition - energy moment - directed acyclic graph support vector machine,” *Adv. Mech. Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–6, 2016, doi: 10.1177/1687814016629345.

[15] J. MacQueen, “SOME METHODS FOR CLASSIFICATION AND ANALYSIS OF MULTIVARIATE OBSERVATIONS,” 1967, doi: 10.1.1.308.8619.

[16] D. Arthur and S. Vassilvitskii, “k-means++: The Advantages of Careful Seeding,” in *SODA ’07: Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms*, 2007, pp. 1027–1035.

[17] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, “A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise,” 1996, [Online]. Available: http://www.dbs.informatik.uni-muenchen.de/ dbs/project/publikationen/veroeffentlichun- gen.html.

[18] E. Schubert, J. Sander, M. Ester, H. P. Kriegel, and X. Xu, “DBSCAN Revisited, Revisited,” *ACM Trans. Database Syst.*, vol. 42, no. 3, pp. 1–21, 2017, doi: 10.1145/3068335.

[19] A. Ng, “CS229 Lecture notes Margins : SVM,” *Intell. Syst. their Appl. IEEE*, vol. pt.1, no. x, pp. 1–25, 2012, [Online]. Available: http://www.stanford.edu/class/cs229/notes/cs229-notes3.pdf.

[20] L. J. P. Van Der Maaten, E. O. Postma, and H. J. Van Den Herik, “Dimensionality Reduction: A Comparative Review,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 10, pp. 1–41, 2009, doi: 10.1080/13506280444000102.

[21] Q. Yang and K. A. Loparo, “Model-based and data driven fault diagnosis methods with applications to process monitoring,” *Case West. Reserv. Univ.*, no. May, pp. 1–191, 2004.

[22] R. Isermann, “Model-based fault-detection and diagnosis - Status and applications,” *Annu. Rev. Control*, vol. 29, no. 1, pp. 71–85, 2005, doi: 10.1016/j.arcontrol.2004.12.002.

[23] Y. J. Yoo, “Data-driven fault detection process using correlation based clustering,” *Comput. Ind.*, vol. 122, p. 103279, 2020, doi: 10.1016/j.compind.2020.103279.

[24] V. Lampkin, W. T. Leong, L. Olivera, S. Rawat, N. Subrahmanyam, and R. Xiang, “Building Smarter Planet Solutions with MQTT and IBM WebSphere MQ Telemetry,” *IBM Redbooks*, p. 270, 2012, [Online]. Available: http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=F\_HHAgAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=Building+Smarter+Planet+Solutions+with+MQTT+and+IBM+WebSphere+MQ+Telemetry&ots=2CE3veSYOD&sig=CR-rE8p9kZqMzAno6nzLy7G29qg.

[25] J. J. Downs and E. F. Vogel, “A Plant-wide Industrial Problem Process,” *Comput. Chem. Eng.*, vol. 17, no. 3, pp. 245–255, 1993.

[26] K. S. Brooks and M. Bauer, “Sensor validation and reconstruction: Experiences with commercial technology,” *Control Eng. Pract.*, vol. 77, no. March 2017, pp. 28–40, 2018, doi: 10.1016/j.conengprac.2018.04.003.

[27] R. G. Brereton and G. R. Lloyd, “Support Vector Machines for classification and regression,” 1998. doi: 10.1039/b918972f.

# LAMPIRAN