

ANALISIS DATA PADA JARINGAN SENSOR NIRKABEL MENGGUNAKAN METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE*

Caroline Layadi¹, Mohammad Fajar², Hasniati³, Izmy Alwiah Musdar⁴

^{1,2,3,4} Informatika, STMIK KHARISMA Makassar
Makassar, Indonesia

e-mail:caroline_14@kharisma.ac.id¹, fajar@kharisma.ac.id²,
hasniati@kharisma.ac.id³, izmyalwiah@kharisma.ac.id⁴

Received : January, 2018

Accepted : February, 2018

Published : April, 2018

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode *Support Vector Machine* yang dapat menganalisis data tidak normal pada jaringan sensor dan mengevaluasi hasil implementasi. Pengumpulan data dalam penelitian dilakukan melalui penelusuran pustaka-pustaka terkait dan pengujian software hasil implementasi yang dibuat. Data yang digunakan adalah data temperatur, kecepatan angin dan kelembapan udara yang diuji menggunakan tiga kernel (*linear*, *Gaussian*, dan *polinomial*). Dari hasil pengujian, menunjukkan bahwa *Support Vector Machine* dapat melakukan analisa validitas data terbaik menggunakan kernel *Gaussian* dengan persentase rata-rata akurasi, yaitu temperatur 97,83%, kelembapan 94,5325%, dan kecepatan angin 96,93% untuk data cuaca 20-28 Mei dan 28 Juli-10 Agustus 2015. Sedangkan, untuk data cuaca 5-6 Juni 2017 diperoleh persentase rata-rata akurasi temperatur 92,855% dan kelembapan udara 92,43%.

Kata Kunci: jaringan sensor nirkabel, support vector machine, kernel, data mining, akurasi

Abstract

The aims of this research are to implement *Support Vector Machine* for analyze abnormal data on sensor network and evaluate the implementation result. The data collection in the research were done through the searching of related libraries and software evaluate/testing. In this research, temperature, wind speed, and humidity tested using three kernels (*linear*, *Gaussian*, and *polynomial*). Evaluation result show that the implementation of *Support Vector Machine* can perform the best data validity analysis using *Gaussian Kernel* with the percentage of average accuracy, temperature 97.83%, humidity 94.5325%, and wind speed 96.93% for weather data 20-28 May and July 28-August 10, 2015. Meanwhile, for weather data June 5-6, 2017 obtained the percentage of average accuracy of temperature 92.855% and humidity 92.43%.

Keywords: wireless sensor network, support vector machine, kernel, data mining, accuracy

1. PENDAHULUAN

Jaringan sensor nirkabel atau *wireless sensor network* merupakan jaringan nirkabel yang terdiri dari banyak sensor (*node*) dengan kemampuan deteksi (*sensing*), komputasi dan kemampuan komunikasi[1]. Jaringan sensor

nirkabel telah banyak digunakan dalam berbagai bidang kehidupan, seperti industri, bisnis, militer dan teknologi informasi. Perkembangan jaringan sensor mempunyai potensi yang sangat besar dalam melakukan penanganan setiap kejadian dan fenomena

yang terjadi di lingkungan sekitarnya. Akan tetapi, timbul masalah apabila jaringan sensor nirkabel mengalami kesalahan saat beroperasi sehingga menghasilkan data-data yang tidak normal (tidak akurat). Data tidak normal tersebut memungkinkan kesalahan penggunaan data pada user[2].

Penerapan metode-metode data mining untuk menganalisis kesalahan data dapat menjadi solusi permasalahan tersebut. Metode data mining digunakan untuk mengidentifikasi *node* sensor yang mengalami kesalahan beroperasi berdasarkan data yang dihasilkan sehingga data tidak normal yang dihasilkan pada jaringan sensor nirkabel dapat direduksi. Ada beberapa metode data mining yang umum digunakan dalam klasifikasi data, diantaranya *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Berdasarkan penelitian[3], untuk kasus klasifikasi teks metode SVM memiliki performa yang lebih baik dari *Naïve Bayes* dari segi akurasi. Selain itu, berdasarkan penelitian [4] memperlihatkan bahwa SVM merupakan salah satu metode dari data mining yang populer dan terbukti memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan pola-pola paket data jaringan sensor [5].

Pada penelitian ini, metode *Support Vector Machine* digunakan untuk menganalisis data jaringan sensor. Data yang dianalisis berupa data hasil monitoring pertanian antara lain data temperatur, kecepatan angin, dan kelembapan udara untuk wilayah kota Makassar pada tanggal 20-28 Mei 2015 dan 28 Juli-10 Agustus 2015 yang diperoleh dari [2], serta data temperatur dan kelembapan udara 5-6 Juni 2017 yang diperoleh dari evaluasi prototipe jaringan sensor di kabupaten Gowa berdasarkan penelitian [6]. Hasil penelitian berupa tingkat akurasi metode SVM dalam menganalisis validitas data yang diuji

2. METODE PENELITIAN

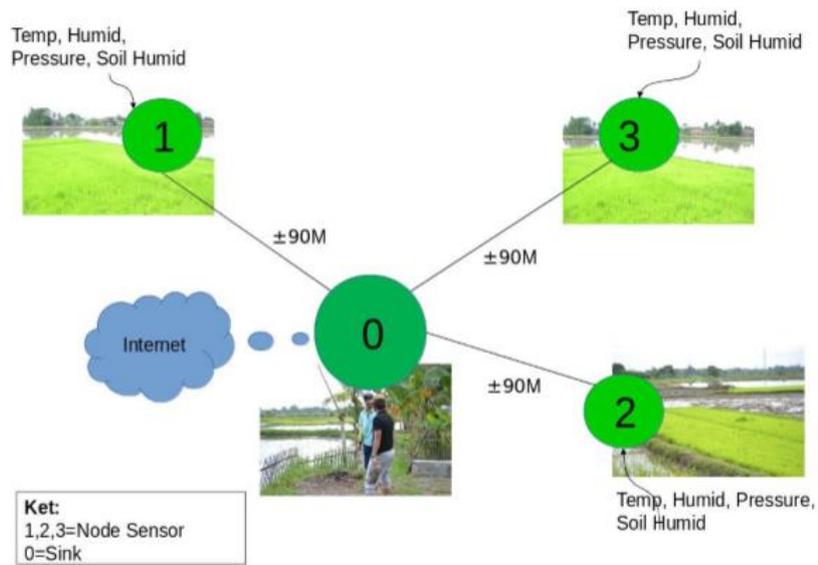
Penelitian ini dilaksanakan dalam beberapa tahap yaitu pengumpulan data, analisis dan

perancangan perangkat lunak, serta pengujian dan analisis hasil. Pengumpulan data dilakukan dengan melalui studi pustaka dan data hasil monitoring pertanian berupa data temperatur, kecepatan angin, dan kelembapan udara untuk wilayah kota Makassar merupakan data sekunder.

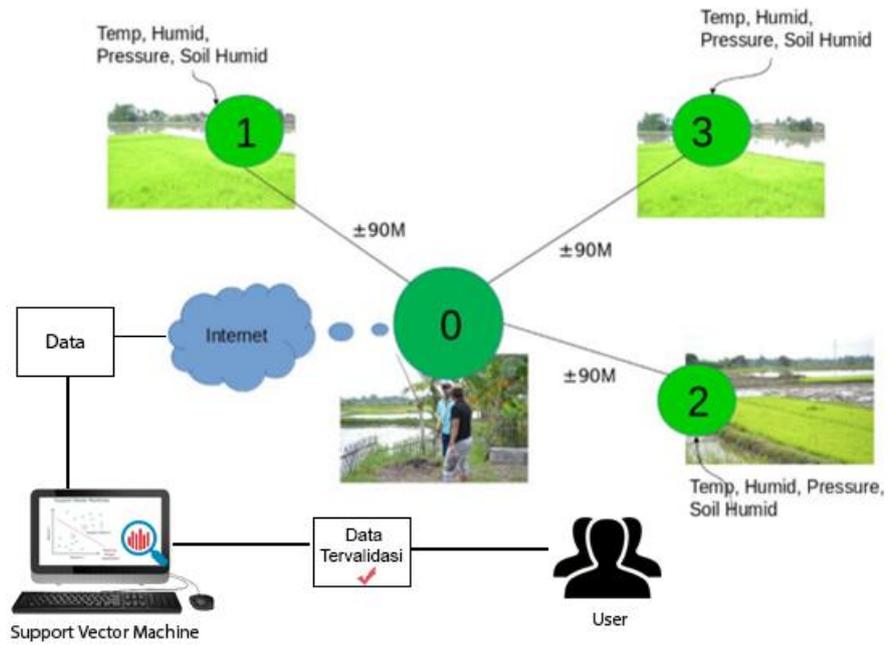
Analisis data tidak normal pada jaringan sensor dilakukan dengan mengembangkan sebuah program yang mengimplementasikan metode SVM. Pembangunan program menggunakan bahasa pemrograman C# dengan menggunakan *library framework* Accord.NET dan Aforge.NET. Program yang dibuat berbasis desktop dengan menerima masukan berupa file excel untuk data training dan data testing. Data hasil analisis program tersebut kemudian diuji akurasinya menggunakan *confusion matrix*. Kondisi awal dari proses pengiriman data dari *node* jaringan sensor di lapangan ke *node* sink dan kemudian diteruskan ke penyimpanan *database* ditunjukkan pada Gambar 3. Data yang tersimpan pada *database* tersebut bisa diakses dan digunakan oleh user. Akan tetapi, kondisi seperti ini memiliki kelemahan salah satunya yakni tidak adanya validasi terhadap data yang akan digunakan sehingga apabila user melakukan pengolahan data untuk tujuan tertentu akan mengurangi akurasi dari informasi yang dihasilkan.

Penelitian ini mencoba menyelesaikan masalah yang terjadi dengan membuat aplikasi yang dapat menganalisis validitas data yang dihasilkan jaringan sensor sebelum diteruskan ke user.

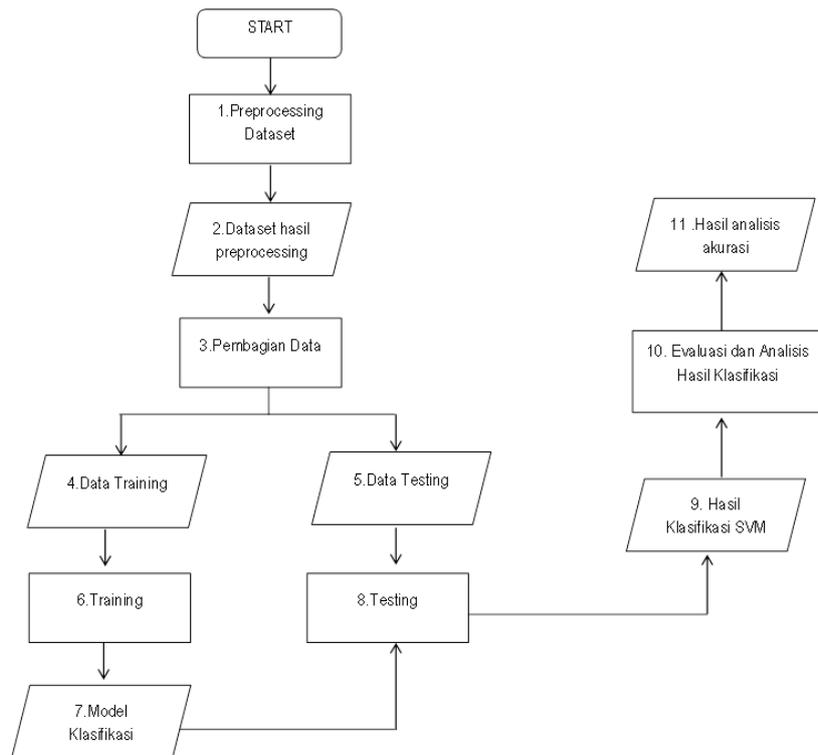
Pada Gambar 4 dijelaskan bahwa setelah *node* jaringan sensor mengirimkan data ke internet (*database*), maka data tersebut akan dianalisis menggunakan aplikasi yang mengimplementasikan metode SVM. Setelah diproses, akan dihasilkan nilai akurasi data sehingga user dapat menggunakan data yang dinilai akurat.



Gambar 3. Analisa Kondisi Awal
[Sumber : Fajar, dkk, 2017]



Gambar 4. Rancangan Sistem



Gambar 5. Flowchart Klasifikasi SVM

Secara umum, proses klasifikasi SVM ditunjukkan pada flowchart Gambar 5. Alur kerja dimulai dengan memasukkan dataset dari database hasil pantauan *node* sensor yang dipasang di lapangan. Kemudian data yang ada, akan melalui proses preprocessing data dimana data set akan dilakukan pembagian dimana data yang dilabeli digunakan untuk keperluan training sistem. Pada tahap training, akan dicari model atau fungsi yang menggambarkan dan membedakan kelas-kelas data atau konsepnya untuk memprediksi atau mengklasifikasikan kelas dari suatu objek yang kelas labelnya belum diketahui, yang meliputi proses penerapan fungsi kernel, inisialisasi parameter, dan masuk ke proses *sequential training*. Kemudian pada tahap *testing*, dilakukan pengujian terhadap model yang dihasilkan dari tahap training dan akan menghasilkan hasil klasifikasi. Selanjutnya dilakukan proses evaluasi dan analisis hasil menggunakan *confusion matrix* untuk menguji tingkat akurasi model (metode) terhadap data yang dianalisis.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Deskripsi Data

Pengujian dilakukan dengan menggunakan tiga fungsi kernel SVM, yakni linear, *Gaussian*, dan

Polinomial berorde (*degree*) 2 dan 3 dengan nilai parameter $C=0,1$; $C=0,2$; $C=0,3$; $C=0,4$; $C=0,5$; $C=0,6$; $C=0,7$; $C=0,8$; $C=0,9$; $C=1$, serta nilai C hasil estimasi dari data set yang diuji. Data yang digunakan terdiri dari data normal dan data anomali. Data normal pertama diperoleh dari (<http://www.timeanddate.com/>) untuk wilayah Kota Makassar pada tanggal 20-28 Mei 2015 dan 28 Juli-10 Agustus 2015 berdasarkan penelitian [2]. Sedangkan data normal kedua diperoleh dari data hasil evaluasi prototype jaringan sensor di kabupaten Gowa tanggal 5-6 Juni 2017 berdasarkan penelitian [6], sedangkan data anomaly diperoleh dari memodifikasi atribut-atribut dengan nilai acak pada *range* nilai tertentu. Penentuan label (kelas) dilakukan dengan membandingkan nilai data normal dan anomali. Data valid dilabeli sebagai kelas +1 dan data tidak valid dilabeli sebagai kelas -1. Contoh penentuan label ditunjukkan pada tabel 2.

Untuk menguji akurasi SVM terhadap data digunakan *confusion matrix* dengan rumus persamaan (1). *Confusion matrix* merupakan sebuah tabel, ditunjukkan pada tabel 1, terdiri atas banyaknya baris data uji yang diprediksi benar dan tidak benar oleh model klasifikasi,

digunakan untuk menentukan kinerja suatu model klasifikasi[7].

Tabel 1 : Confusion Matrix
(Sumber : Susilowati, dkk, 2015)

		KelasPrediksi	
		Positif	Negatif
Observasi	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Keterangan :

TP (*True Positive*) adalah kelas yang diprediksi positif dan benar.

TN (*True Negatif*) adalah kelas yang diprediksi negatif dan benar.

FP (*False Positive*) adalah kelas yang diprediksi positif dan salah.

FN (*False Negatif*) adalah kelas yang diprediksi negatif dan salah.

Sehingga akurasi klasifikasi dapat diperoleh dari penjumlahan *true positive* dan *true negatif* dibagi total untuk melihat kinerja secara keseluruhan dengan rumus berikut:

$$akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} (1)$$

Tabel 2 : Penentuan Label Data

Jam	Normal	Anomali	Label/Kelas
23:00:00	26	-30	-1
00:00:00	25	25	1
01:30:00	24	24	1
02:00:00	24	-22	-1

Contoh:

Pada pengujian temperatur 20-23 Mei menggunakan kernel linear dan C=1 diperoleh

TP = 165

TN = 0

FP = 15

FN = 0

Akurasi = (165+0)/165+0+15+0 = 91,67%

Hasil pengujian akurasi untuk data temperatur 20-23 Mei 2015 ditunjukkan pada Tabel 3. Berdasarkan hasil pengujian terlihat bahwa kernel *Gaussian* memiliki akurasi terbaik. Hasil rata-rata akurasi setiap kernel adalah linear 92,27%, *Gaussian* 98,08%, polinomial orde dua 92,27%, serta polinomial orde tiga 91,67%.

Hasil pengujian akurasi data kelembapan 20-23 Mei 2015 ditunjukkan pada Tabel 4. Berdasarkan hasil pengujian terlihat bahwa kernel *Gaussian* memiliki akurasi terbaik. Hasil rata-rata akurasi setiap kernel adalah linear 91,21%, *Gaussian* 91,56%, polinomial orde dua 91,11%, serta polinomial orde tiga 91,11%.

Hasil pengujian akurasi data kelembapan 20-23 Mei 2015 ditunjukkan pada Tabel 5. Berdasarkan hasil pengujian terlihat bahwa kernel *Linear* memiliki akurasi terbaik. Hasil rata-rata akurasi setiap kernel antara lain linear 94,69%, *Gaussian* 94,56%, polinomial orde dua 94,44%, serta polinomial orde tiga 94,20%.

3.2 Pembahasan

Berdasarkan keseluruhan pengujian data menggunakan program yang dibuat, rata-rata akurasi setiap kernel ditunjukkan pada Tabel 6 untuk data pertama dan Tabel 7 untuk data kedua.

Berdasarkan Tabel 6, terlihat bahwa kernel *Gaussian* memiliki akurasi terbaik dalam melakukan klasifikasi data temperatur, kelembapan, dan kecepatan angin untuk data cuaca 20-28 Mei dan 28 Juli-10 Agustus 2015. Hasil rata-rata akurasi, antara lain temperatur 97,83%, kelembapan 94,5325%, dan kecepatan angin 96,93%.

Berdasarkan Tabel 7, terlihat bahwa kernel *Gaussian* memiliki akurasi terbaik dalam melakukan klasifikasi data temperatur untuk data cuaca 5-6 Juni 2017 dan akurasi yang sama untuk data kelembapan udara. Hasil rata-rata akurasi, antara lain temperatur 92,855% dan kelembapan 92,43%.

Tabel 3 : Tabel Akurasi Data Temperatur 20-23 Mei 2015

Parameter C	Tipe Kernel			
	Linear	RBF=0.0414005	Polinomial	
			2	3
0,1	98,33%	91,67%	98,33%	91,67%
0,2	91,67%	96,11%	91,67%	91,67%
0,3	91,67%	98,33%	91,67%	91,67%
0,4	91,67%	98,33%	91,67%	91,67%
0,5	91,67%	98,33%	91,67%	91,67%
0,6	91,67%	98,33%	91,67%	91,67%
0,7	91,67%	98,89%	91,67%	91,67%
0,8	91,67%	99,44%	91,67%	91,67%
0,9	91,67%	99,44%	91,67%	91,67%
1	91,67%	100%	91,67%	91,67%
Estimate	91,67%	100%	91,67%	91,67%

Tabel 4 : Tabel Akurasi Data Kelembapan 20-23 Mei 2015

Parameter C	Tipe Kernel			
	Linear	RBF=0.0414005	Polinomial	
			2	3
0,1	92,22%	91,11%	91,11%	91,11%
0,2	91,11%	91,11%	91,11%	91,11%
0,3	91,11%	91,11%	91,11%	91,11%
0,4	91,11%	91,11%	91,11%	91,11%
0,5	91,11%	91,11%	91,11%	91,11%
0,6	91,11%	91,11%	91,11%	91,11%
0,7	91,11%	92,22%	91,11%	91,11%
0,8	91,11%	92,22%	91,11%	91,11%
0,9	91,11%	92,22%	91,11%	91,11%
1	91,11%	92,22%	91,11%	91,11%
Estimate	91,11%	92,22%	91,11%	91,11%

Tabel 5 Tabel Akurasi Data Kelembapan 24-28 Mei 2015

Parameter C	Tipe Kernel			
	Linear	RBF=0.0414005	Polinomial	
			2	3
0,1	94,69%	93,81%	94,69%	94,69%
0,2	94,69%	93,81%	94,69%	94,69%
0,3	94,69%	93,81%	94,69%	94,69%
0,4	94,69%	93,81%	94,69%	94,69%
0,5	94,69%	93,81%	94,69%	94,69%
0,6	94,69%	94,25%	94,69%	93,81%
0,7	94,69%	94,69%	94,69%	93,81%
0,8	94,69%	95,58%	94,69%	93,81%
0,9	94,69%	95,58%	93,81%	93,81%
1	94,69%	95,58%	93,81%	93,81%
Estimate	94,69%	95,58%	93,81%	93,81%

Tabel 6 : Akurasi Data Cuaca 20-28 Mei dan 28 Juli-10 Agustus 2015

Periode	Total Data	Akurasi Deteksi (%)			
		Temperatur			
		Linear	Gaussian	Polinomial=2	Polinomial=3
20 Mei s/d 23 Mei 2015	180	92,27	98,08	92,27	91,67
24 Mei s/d 28 Mei 2015	226	93,36	96,9	92,92	92,47
28 Juli s/d 3 Agustus 2015	299	93,36	96,77	96,32	96,32
4 Agustus s/d 10 Agustus 2015	303	95,37	99,57	95,36	98,4

Periode	Total Data	Akurasi Deteksi (%)			
		Kelembapan			
		Linear	Gaussian	Polinomial=2	Polinomial=3
20 Mei s/d 23 Mei 2015	180	91,21	91,56	91,11	91,11
24 Mei s/d 28 Mei 2015	226	93,36	96,9	92,92	92,47
28 Juli s/d 3 Agustus 2015	299	93,36	96,77	96,32	96,32
4 Agustus s/d 10 Agustus 2015	303	95,37	99,57	96,36	98,4

Periode	Total Data	Akurasi Deteksi (%)			
		Kecepatan Angin			
		Linear	Gaussian	Polinomial=2	Polinomial=3
20 Mei s/d 23 Mei 2015	180	89,96	98,38	89,89	90
24 Mei s/d 28 Mei 2015	226	94,69	96,78	94,89	94,69
28 Juli s/d 3 Agustus 2015	299	94,4	96,35	95,98	95,98
4 Agustus s/d 10 Agustus 2015	303	95,7	96,21	95,7	95,7

Tabel 7 : Akurasi Data Cuaca 5 dan 6 Juni 2017

Periode	Total Data	Akurasi Deteksi (%)			
		Temperatur			
		Linear	Gaussian	Polinomial=2	Polinomial=3
05 Juni 2017	475	91,57	92	92	92
06 Juni 2017	477	92,45	93,71	92,45	92,45

Periode	Total Data	Akurasi Deteksi (%)			
		Kelembapan			
		Linear	Gaussian	Polinomial=2	Polinomial=3
05 Juni 2017	475	91,36	91,36	91,36	91,36
06 Juni 2017	477	93,5	93,5	93,5	93,5

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil evaluasi disimpulkan:

1. Implementasi *Support Vector Machine* untuk menganalisis validitas data jaringan sensor dilakukan dengan merancang aplikasi menggunakan bahasa pemrograman C#. Algoritma SVM dapat diterapkan untuk klasifikasi data pada jaringan sensor.
2. Evaluasi hasil menunjukkan dari pengujian data cuaca 20-28 Mei dan 28 Juli-10 Agustus 2015 diperoleh persentasi rata-rata akurasi terbaik menggunakan kernel

Gaussian, yaitu temperatur 97,83%, kelembapan udara 94,5325%, dan kecepatan angin 96,93%. Sedangkan, untuk data cuaca 5-6 Juni 2017 diperoleh persentasi rata-rata akurasi, yaitu temperatur 92,855% dan kelembapan udara 92,43%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. B. Wiratma, R. Munadi, and R. Mayasari, "Implementasi dan Analisis Jaringan Sensor Nirkabel Sebagai Alat Pendeteksi Kebocoran Tabung Gas Elpiji

- Menggunakan Topologi Cluster Tree Dengan 7 Titik,” in *E-Proceeding of Engineering*, 2016, vol. 3, no. 2, pp. 1779–1786.
- [2] B. Yasin, M. Fajar, and A. Halid, “Deteksi Anomaly Data Pada Jaringan Sensor Menggunakan Bayesian Network Model,” STMIK KHARISMA Makassar, 2015.
- [3] V. Chandani, R. S. Wahono, and . Purwanto, “Komparasi Algoritma Klasifikasi Machine Learning Dan Feature Selection pada Analisis Sentimen Review Film,” *J. Intell. Syst.*, vol. 1, no. 1, pp. 55–59, 2015.
- [4] S. Kumar Shrivastava and P. Jain, “Effective Anomaly based Intrusion Detection using Rough Set Theory and Support Vector Machine,” *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 18, no. 3, pp. 35–41, 2011.
- [5] A. Jacobus and E. Winarko, “Penerapan Metode Support Vector Machine pada Sistem Deteksi Intrusi secara Real-time,” *Ijccs*, vol. 8, no. 1, pp. 13–24, 2014.
- [6] M. Fajar, A. Halid, and S. Rahman, “Desain dan Evaluasi Prototipe Jaringan Sensor Nirkabel untuk Monitoring Lahan Persawahan di Kabupaten Gowa,” *J. Sisfo*, vol. 6, no. 3, pp. 319–330, 2017.
- [7] E. Susilowati, M. K. Sabariah, and A. A. Gozali, “Implementasi Metode Support Vector Machine Untuk Melakukan Klasifikasi Kemacetan Lalu Lintas Pada Twitter Implementation Support Vector Machine Method for Traffic Jam Classification on Twitter,” *E-Proceeding Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–7, 2015.