

DISERTASI
SISTEM DETEKSI SERANGAN SIBER PADA JARINGAN
SCADA PROTOKOL IEC 60870-5-104 MENGGUNAKAN
PENDEKATAN MACHINE LEARNING



M. AGUS SYAMSUL ARIFIN

03013681924009

PROGRAM STUDI DOKTOR ILMU TEKNIK
BKU TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS SRIWIJAYA
2023

HALAMAN PENGESAHAN

“SISTEM DETEKSI SERANGAN SIBER PADA JARINGAN SCADA PROTOKOL IEC 60870-5-104 MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING”

DISERTASI

Diajukan untuk melengkapi salah satu syarat memperoleh gelar Doktor dalam bidang Ilmu Teknik Informatika

Oleh
M. AGUS SYAMSUL ARIFIN
NIM. 03013681924009

Palembang 31 Juli 2023

Promotor

Prof. Deris Stiawan, S.Kom., MT., Ph.D.
NIP. 197806172006041002

Ko-External Promotor

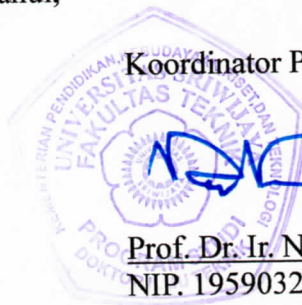
Associate Prof. Dr. Mohd Yazid Bin Idris

Mengetahui,



Dekan Fakultas Teknik

Prof. Dr. Eng. Ir. Joni Arliansyah, M.T.
NIP. 196706151995121002



Koordinator Prodi

Prof. Dr. Ir. Nukman, M.T.
NIP. 195903211987031001

HALAMAN PERSETUJUAN

Karya tulis ilmiah berupa laporan disertasi ini dengan judul “Sistem Deteksi Serangan Siber Pada Jaringan SCADA Protokol IEC 60870-5-104 Menggunakan pendekatan *Machine Learning*” telah dipertahankan dihadapan Tim Penguji Karya Tulis Ilmiah Program Studi Doktor Ilmu Teknik Fakultas Teknik Universitas Sriwijaya pada tanggal 31 Juli 2023

Palembang, 31 Juli 2023

Ketua

Dr. Bhakti Yudho Suprpto, ST., M.T.
NIP. 197502112003121002

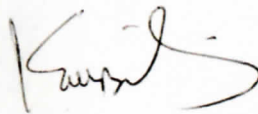
()

Anggota

1. Dr. Didi Rosiyadi, S.Kom., M.Kom.
NIP. 197504142005021002

()

2. Dr. Kurniabudi, S.Kom., M.Kom.
NIDN. 1027067601

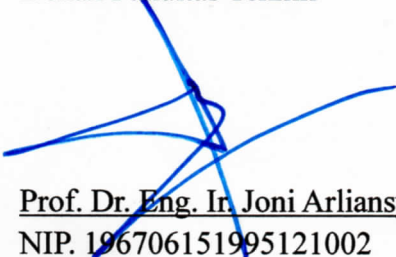
()

3. Dr. Yessi Novaria Kunang, ST., M.Kom.
NIDN. 0226117501


()

Mengetahui,

Dekan Fakultas Teknik


Prof. Dr. Eng. Ir. Joni Arliansyah, M.T.
NIP. 196706151995121002

Koordinator Prodi


Prof. Dr. Ir. Nukman, M.T.
NIP. 195903211987031001

HALAMAN PERNYATAAN INTEGRITAS

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : M. Agus Syamsul Arifin
NIM : 03013681924009
Judul : SISTEM DETEKSI SERANGAN SIBER PADA
JARINGAN SCADA PROTOKOL IEC 60870-5-104
MENGUNAKAN PENDEKATAN MACHINE
LEARNING

Menyatakan bahwa ~~Laporan Akhir/Skripsi/Tesis/Disertasi*~~ saya merupakan hasil karya sendiri didampingi ~~Tim pembimbing/Promotor~~ dan Ko-promotor* dan bukan hasil penjiplakan/plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan/plagiat dalam ~~Laporan Akhir/Skripsi/Tesis/Disertasi*~~ ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya sesuai aturan yang berlaku.

Demikian pernyataan ini saya buat dalam keadaan sadar dan tanpa adanya paksaan dari siapapun.



Palembang, 31 Juli 2023



M. Agus Syamsul Arifin
NIM. 03013681924009

DAFTAR RIWAYAT HIDUP



M. Agus Syamsul Arifin dilahirkan di Kota Lubuklinggau pada tanggal 19 Agustus 1988. Anak pertama dari tiga bersaudara dari pasangan Alm. Samiyono dan Sudaryah. Pendidikan SD sampai dengan MA ditempuh di Kota kelahiran, Lubuklinggau. Setelah menyelesaikan pendidikan MA, melanjutkan ke jenjang Diploma Empat pada Program Studi Jaringan Radio dan Komputer Politeknik Negeri Semarang dan meraih gelar Sarjana Sains Terapan pada 2010.

Tahun 2012 mulai menjadi Guru TIK di salah satu SMK terkemuka di Kota Lubuklinggau, SMK Yadika Lubuklinggau. Dalam kurun waktu aktif mengajar, penulis memutuskan untuk melanjutkan studi S2 di bidang Teknik Informatika Universitas Bina Darma Palembang yang diselesaikan dalam kurun waktu 2 tahun, sehingga berhak memperoleh gelar Magister Komputer 2013.

Tahun 2014, penulis melanjutkan karier sebagai dosen di Universitas Bina Insan Lubuklinggau (dahulu STMIK Musirawas dan berkembang menjadi universitas pada tahun 2019). Selama menjadi dosen, penulis aktif dalam hibah, salah satunya hibah Penelitian Dosen Pemula (PDP) pada tahun 2018. Selain menjadi dosen tetap yayasan, penulis dipercaya untuk mengemban tugas tambahan sebagai Sekertaris Program Studi Teknik Informatika (2016-2017) dan Kepala Information and Communication Technology (2017-2019).

Tahun 2019, penulis memutuskan untuk melanjutkan pendidikan S3 pada Program Studi Doktor Ilmu Teknik Universitas Sriwijaya dengan bidang kajian Teknik Informatika dengan Skema pembiayaan beasiswa BPPDN tahun 2019. Bidang penelitian disertasi penulis fokus pada deteksi serangan siber pada jaringan SCADA menggunakan pendekatan *machine learning*. Dalam melaksanakan penelitian disertasi, penulis dibimbing dan diarahkan oleh Associate Prof. Deris Stiawan, S.Kom.,MT.,Ph.D selaku promotor dan Associate Prof. Dr. Mohd Yazid Bin Idris sebagai ko-promotor.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kita panjatkan kehadirat Allah SWT, dimana berkat rahmat dan karunia-Nya disertasi ini dapat diselesaikan. Disertasi ini diberi judul “SISTEM DETEKSI SERANGAN SIBER PADA JARINGAN SCADA PROTOKOL IEC 60870-5-104 MENGGUNAKAN PENDEKATAN MACHINE LEARNING”. Usulan disertasi ini merupakan salah satu persyaratan dalam menyelesaikan studi pada Program Doktor Ilmu Teknik Universitas Sriwijaya.

Shalawat serta salam kita panjatkan kepada junjungan besar Nabi Muhammad SAW yang selalu memberikan syafaat dalam perjalanan kita. Meskipun penulis telah berupaya untuk menyajikan disertasi yang terbaik, namun masih terdapat kekurangan, oleh karenanya kritik serta saran yang membangun sangat diperlukan untuk kesempurnaan disertasi ini.

Selesainya disertasi ini tentunya tidak terlepas dari dukungan banyak pihak, oleh karenanya pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima-kasih kepada :

1. Keluarga tercinta Almarhum Bapak dan Ibu, orang tua saya yang selalu memberikan ridho dan do'a restu untuk setiap perjalan dan perjuangan saya selama menempuh pendidikan. Istri dan anak-anakku, atas pengertian dan pengorbanannya, serta adik - adikku yang selalu mendukung.
2. Prof. Deris Stiawan, S.Kom., MT., Ph.D selaku Promotor yang dengan sabar memberikan banyak sekali dukungan dan pengorbanan yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

3. Bapak Assoc. Prof. Dr. Moh. Yazid Idris selaku ko-promotor yang telah memberikan dukungan dalam penelitian disertasi ini.
4. Dosen-dosen program Doktor Ilmu Teknik, atas ilmu dan kesabarannya.
5. Teman – teman seperjuangan di Research for Life yang telah memberikan dukungannya baik moril maupun materil.
6. Teman – teman sejawat Fakultas Ilmu Komputer Universitas Bina Insan Lubuklinggau, khususnya Program Studi Rekayasa Sistem Komputer yang telah memberikan semangat.
7. Adik-adik dan rekan-rekan di COMNETS RG UNSRI, yang telah bersedia berbagi pengalaman dan ilmunya, Rekan-rekan seperjuangan Program Studi Doktor Ilmu Teknik yang selalu memberikan inspirasi dan motivasi baik secara langsung maupun tidak langsung.
8. Yayasan Dwi Tunggal Palembang, Rektor Universitas Bina Insan dan Ketua STMIK Musi Rawas yang telah memberikan Izin untuk melanjutkan Pendidikan Doktor di Universitas Sriwijaya.

Terimakasih atas dukungan yang diberikan baik secara moril dan materil, semoga kebbaikannya mendapatkan pahala yang setimpal dari Allah SWT. Akhir kata, semoga disertasi ini telah memenuhi persyaratan dan dapat diterima sebagai laporan hasil penelitian saya selama menempuh pendidikan Doktoral di Universitas Sriwijaya.

Penulis

M. Agus Syamsul Arifin

SUMMARY

CYBER ATTACK DETECTION SYSTEM ON SCADA NETWORK IEC 60870-5-104 PROTOCOL USING MACHINE LEARNING APPROACH
Doctoral Research,

M. Agus Syamsul Arifin; Supervised by Prof. Deris Stiawan, S. Kom., MT., Ph. D
and Dr. Mohd Yazid Idris

xvi + 135 Page, 24 table, 67 pictures, 6 attachment

Supervisory and Data Acquisition (SCADA) plays an important role in industry by providing process automation, centralized control and monitoring processes. SCADA is designed for closed areas with special protocols that are isolated from the internet, but modern SCADA systems are required to be connected to one or more other network protocols to make it easier to access the SCADA system from heterogeneous networks, thus increasing vulnerability in this system. This phenomenon is interesting to study because there are still few researchers conducting a comprehensive discussion of security on the SCADA network, besides the performance of open source IDS (Intrusion Detection System) such as Snort and Suricata is less efficient in detecting disturbances on the SCADA network so that this research has the aim of designing an ideal IDS for SCADA networks using a machine learning approach. To produce an IDS that is able to work well to detect attacks in the SCADA network, a relevant dataset is needed, then the attack patterns recognition is carried out to obtain relevant features that will be used as training data for the IDS model, the selection of machine learning algorithms that are relevant to the SCADA network by paying attention to the performance of the resulting IDS model. This research has the novelty of finding attack patterns on the IEC 60870-5-104 protocol. The datasets used are the dataset from maynard_2018 and the comnets_scada_iec104 dataset. The comnets_scada_iec104 dataset was created using a physical testbed close to the actual conditions of the SCADA system. The highest accuracy of the IDS model when using the maynard_2018 dataset is 98.84% with the decision tree algorithm. The highest accuracy of the IDS model using the comnets_scada_iec104 dataset was obtained using the decision tree and random forest algorithms with the same accuracy level of 99.05%. This accuracy was obtained by adding a random under-sampling method.

Keyword : IDS SCADA, IEC-60870-5-104, machine learning, Random Under sampling, Random Over sampling, SMOTE

Reference : 123 (2009 – 2023)

RINGKASAN

SISTEM DETEKSI SERANGAN SIBER PADA JARINGAN SCADA
PROTOKOL IEC 60870-5-104 MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING
Disertasi,

M. Agus Syamsul Arifin; Dipromotori oleh Prof. Deris Stiawan, S. Kom., MT., Ph.
D dan Dr. Mohd Yazid Idris

xvi + 135 Halaman, 24 tabel, 67 bagan, 6 Lampiran

Saat ini Supervisory and Data Acquisition (SCADA) memegang peranan penting di industri dengan menyediakan proses otomisasi, pengendalian terpusat dan proses monitoring. SCADA di desain untuk area tertutup dengan protokol khusus yang terisolasi dari internet, namun sistem SCADA modern diharuskan terhubung dengan satu atau lebih protokol jaringan lain untuk mempermudah dalam mengakses sistem SCADA dari jaringan Heterogenous sehingga meningkatkan kerentanan dalam sistem ini. Fenomena ini menarik untuk di kaji karena masih sedikit peneliti melakukan pembahasan yang komprehensif terhadap keamanan pada jaringan SCADA, selain itu performa IDS (Intrusion Detection System) open source seperti Snort dan Suricata kurang efisien dalam mendeteksi gangguan pada jaringan SCADA sehingga penelitian ini memiliki tujuan untuk merancang IDS yang ideal untuk jaringan SCADA dengan menggunakan pendekatan machine learning. Untuk menghasilkan IDS yang mampu bekerja baik mendeteksi serangan dalam jaringan SCADA dibutuhkan dataset yang relevan, kemudian pengenalan pola serangan dilakukan untuk mendapatkan fitur relevan yang akan digunakan sebagai data latih untuk model IDS, selanjutnya pemilihan algoritma machine learning yang relevan untuk jaringan SCADA dengan memperhatikan performa dari model IDS yang dihasilkan. Penelitian ini memiliki kebaharuan yaitu menemukan pola serangan pada protokol IEC 60870-5-104. Dataset yang digunakan adalah dataset dari maynard_2018 dan dataset comnets_scada_iec104. Dataset comnets_scada_iec104 dibuat menggunakan testbed fisik dengan memperhatikan kondisi nyata sistem SCADA. Akurasi tertinggi pada dari model IDS ketika menggunakan dataset maynard_2018 adalah sebesar 98,84% dengan algoritma decision tree. Akurasi tertinggi pada model IDS menggunakan dataset comnets_scada_iec104 didapatkan menggunakan algoritma decision tree dan random forest dengan tingkat akurasi yang sama sebesar 99,05% akurasi ini didapat dengan menambahkan metode random under-sampling.

Kata Kunci : IDS SCADA, IEC-60870-5-104, *machine learning*, *Random Under sampling*, *Random Over sampling*, *SMOTE*

Kepustakaan : 123 (2009 – 2023)

DAFTAR ISI

Halaman

COVER	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN INTEGRITAS	iv
DAFTAR RIWAYAT HIDUP	v
KATA PENGANTAR	vi
SUMMARY	viii
RINGKASAN	ix
DAFTAR ISI	x
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	2
1.2 Perumusan Masalah	8
1.3 Tujuan Penelitian	9
1.4 Ruang Lingkup Penelitian	9
1.5 Sistematika Penulisan	10
BAB II LANDASAN TEORI	12
2.1 Pengantar Intrusion Detection System (IDS) pada SCADA	12
2.2 Pengantar Protokol SCADA IEC-60870-5-104 (IEC 104)	18
2.3 Taxonomy Penelitian Keamanan SCADA	22
2.4 <i>Machine Learning</i> dalam IDS SCADA	28
2.4.1 <i>Unsupervised Learning</i>	29
2.4.2 <i>Supervised Learning</i>	29
2.4.3 <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	30
2.4.4 <i>Gaussian Naïve Bayes (GNB)</i>	31

2.4.5	<i>Decision Tree (DT)</i>	32
2.4.6	<i>Random Forest (RF)</i>	32
2.4.7	<i>K-Nearest Neighbor (KNN)</i>	33
2.4.8	<i>Multi-layer Perceptron (MLP)</i>	34
2.4.9	<i>Gradient Boosting (GrB)</i>	34
2.5	Membangun IDS pada sistem SCADA	35
2.5.1	Ekstraksi Fitur (<i>Feature Extraction</i>).....	37
2.5.2	Seleksi Fitur (<i>Feature Selection</i>).....	38
2.5.3	Pengukuran Performa dan Validasi model IDS.....	39
2.5.4	Undersampling dan Oversampling.....	44
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		45
3.1	Pengantar	45
3.2	Kerangka Penelitian.....	45
3.3	Desain Penelitian	48
3.3.1	Tahapan <i>Literature Review</i>	50
3.3.2	Tahapan <i>Data Preparation</i> dan <i>Preprocessing</i>	50
3.3.3	Tahapan Perancangan Metode dan Pengujian.....	51
3.3.4	Tahapan Analisis dan Evaluasi	52
3.3.5	Tahapan Penyusunan Laporan	52
3.4	Desain Eksperimen IDS SCADA IEC 104	52
3.4.1	Sumber Data	53
3.4.2	<i>Payloads data</i> pada dataset maynard_2018	59
3.4.3	<i>Payloads Data</i> pada Raw Dataset comnets_scada_iec104	64
3.4.4	Validasi serangan pada raw data menggunakan Snort dan Suricata	66
3.5	Data Ekstraksi SCADA IEC 104.....	76
3.5.1	Data Ekstraksi pada dataset maynard_2018.....	76
3.5.2	Data Ekstraksi pada dataset comnets_scada_iec104	78
3.6	Fitur deteksi serangan SCADA IEC 104.....	79
3.6.1	Fitur serangan pada dataset maynard_2018.....	79
3.6.2	Fitur serangan pada dataset comnets_scada_iec104	89
3.8	Kesimpulan	95

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN DETEKSI MALICIOUS ACTIVITY PADA SISTEM SCADA IEC 60870-5-104.....	97
4.1 Pengantar	97
4.2 Hasil Performa Klasifikasi menggunakan Teknik Machine Learning pada dataset maynard_2018	98
4.3 Hasil Performa Klasifikasi menggunakan Teknik Machine Learning pada dataset comnets_scada_iec104 ini	104
4.4 Kesimpulan	109
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN METODE UNDERSAMPLING DAN OVERSAMPLING PADA IDS SCADA IEC 60870-5-104	110
5.1 Pengantar	110
5.2 Hasil penerapan metode undersampling dan oversampling pada performa model IDS dalam mendeteksi serangan.....	113
5.3 Kesimpulan	119
BAB VI	KESIMPULAN
.....	121
DAFTAR PUSTAKA.....	125
LAMPIRAN	

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Ilustrasi akibat terkoneksi sistem SCADA ke jaringan terbuka.....	4
Gambar 1.2 Alur kerja dan kontribusi penelitian	7
Gambar 2.1 Ilustrasi deteksi data tidak normal pada komunikasi SCADA .	14
Gambar 2.2 Penelitian IDS SCADA 10 tahun terakhir.....	15
Gambar 2.3 Format APDU Protokol IEC-60870-5-104 dengan APCI bertipe I	19
Gambar 2.4 Tipe – tipe frame APCI (Petr, 2017).....	19
Gambar 2.5 Taxonomi penelitian IDS SCADA	23
Gambar 2.6 Taxonomy IDS berbasis Supervised learning untuk sistem SCADA (Suaboot et al., 2020)	30
Gambar 2.7 Langkah membangun IDS SCADA	35
Gambar 2.8 Metode Seleksi Fitur (Dhote et al., 2016).....	38
Gambar 2.9 Perspektif 3 Dimensi Evaluasi pengukuran Performa IDS Machine Learning (Bhattacharyya & Kalita, 2013)	40
Gambar 2.10 Kurva ROC	42
Gambar 3.1 Kerangka Kerja Penelitian	47
Gambar 3.2 Desain Penelitian.....	49
Gambar 3.3 Arsitektur diagram hubungan antara perangkat virtual dan fisik dari testbed SCADA IEC 104 (Maynard et al., 2018)	55
Gambar 3.4 Diagram Jaringan pada sample testbed (Maynard et al., 2018)	55
Gambar 3.5 Payloads raw data SCADA IEC 104 (Maynard et al., 2018)	56
Gambar 3.6 Topologi testbed SCADA IEC 104.....	57
Gambar 3.7 Payloads Raw data dataset connets_scada_iec104	58
Gambar 3.8 Alur dan urutan skenario serangan	59
Gambar 3.9 Contoh Payloads tipe ASDU C_CS_NA yang dikirim dari HMI	61
Gambar 3.10 Contoh Payloads tipe ASDU C_CS_NA yang dikirim dari RTU 5.....	61
Gambar 3.11 Contoh APDU dengan tipe Utype yang dikirim dari HMI	62
Gambar 3.12 Contoh APDU dengan tipe Utype yang dibalas dari RTU 1....	63
Gambar 3.13 Contoh payloads data monitoring tegangan dan frekuensi.....	65
Gambar 3.14 Contoh APDU dengan tipe Utype yang dibalas dari RTU 1....	65
Gambar 3.15 Flowchart Deteksi serangan menggunakan Snort dan Suricata	66
Gambar 3.16 Contoh false alarm dari suricata	67
Gambar 3.17 Contoh hasil deteksi suricata untuk aktifitas port scan.....	68
Gambar 3.18 Contoh APDU TESTFR yang terdeteksi pada snort dan suricata	69
Gambar 3.19 ASDU M_ME_NB_1 normal	70
Gambar 3.20 ASDU M_ME_NB_1 MiTM	70
Gambar 3.21 Hasil deteksi Suricata terhadap causetx unknown.....	71
Gambar 3.22 Hasil deteksi Suricata terhadap aktifitas port scan dan korelasinya dengan raw data	71

Gambar 3.23 Hasil deteksi Suricata terhadap aktifitas brute force dan korelasinya dengan raw data	72
Gambar 3.24 Hasil deteksi Suricata terhadap aktifitas ICMP flood dan korelasinya dengan raw data	73
Gambar 3.25 Hasil deteksi Suricata terhadap aktifitas syn flood dan korelasinya dengan raw data	74
Gambar 3.26 Hasil deteksi Suricata terhadap aktifitas xmas dan korelasinya dengan raw data	75
Gambar 3.27 Hasil deteksi Suricata terhadap aktifitas IEC 104 flood dan korelasinya dengan raw data	76
Gambar 3.28 Metode Ekstraksi Dataset maynard_2018.....	77
Gambar 3.29 Metode Ekstraksi Dataset comnets_scada_iec104 ini	78
Gambar 3.30 Rule untuk port scan dilihat dari raw data pcap.....	81
Gambar 3.31 Flowchart Rule aktifitas port scan.....	82
Gambar 3.32 Rule untuk testfr action dilihat dari raw data pcap	82
Gambar 3.33 Rule untuk testfr confirmation dilihat dari raw data pcap	83
Gambar 3.34 Flowchart Rule aktifitas testfr.....	84
Gambar 3.35 Rule untuk startdt action dilihat dari raw data pcap	85
Gambar 3.36 Rule untuk startdt confirmation dilihat dari raw data pcap... ..	85
Gambar 3.37 Flowchart Rule aktifitas startdt	86
Gambar 3.38 Rule untuk causetx unknown dilihat dari raw data pcap.....	87
Gambar 3.39 Flowchart Rule CoT 42 (unknown).....	88
Gambar 3.40 Korelasi hasil deteksi aktifitas port scan pada snort dan suricata dengan hasil ekstraksi dataset.....	90
Gambar 3.41 Korelasi hasil deteksi aktifitas brute force pada snort dan suricata dengan hasil ekstraksi dataset.....	91
Gambar 3.42 Korelasi hasil deteksi ICMP flood pada snort dan suricata dengan hasil ekstraksi dataset	93
Gambar 3.43 Korelasi hasil deteksi syn flood pada snort dan suricata dengan hasil ekstraksi dataset.....	93
Gambar 3.44 Korelasi hasil deteksi xmas pada snort dan suricata dengan hasil ekstraksi dataset.....	94
Gambar 3.45 Korelasi hasil deteksi IEC 104 flood pada snort dan suricata dengan hasil ekstraksi dataset	95
Gambar 4.1 Workflow untuk mencari algoritma terbaik untuk model IDS ..	98
Gambar 4.2 Perbandingan precision, recall, and F1-score pada data test menggunakan dataset maynard_2018.....	100
Gambar 4.3 Perbandingan precision, recall, and F1-score pada data train menggunakan dataset maynard_2018.....	101
Gambar 4.4 Perbandingan kurva ROC dan nilai AUC dari model IDS yang menggunakan maynard_2018.....	102
Gambar 4.5 perbandingan data normal dan data serangan pada dataset ..	104
Gambar 4.6 Perbandingan kurva ROC dan nilai AUC dari model IDS yang menggunakan Dataset comnets_scada_iec104	108

Gambar 5. 1 Ilustrasi tantangan pengembangan pada keamanan pada jaringan SCADA	110
Gambar 5. 2 Metode yang diusulkan untuk menentukan algoritma dan metode terbaik model IDS menggunakan Dataset comnets_scada_iec104 ini	113
Gambar 5.3 Perbandingan kurva ROC dan nilai AUC untuk model IDS SCADA menggunakan Dataset comnets_scada_iec104.....	118
Gambar 6. 1 Saran penempatan sensor IDS pada system jaringan SCADA (Arifin, Stiawan, Idris, et al., 2021)	124

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Relevan	16
Tabel 2. 2 Confusion Matrix dari ringkasan luaran binary classification	40
Tabel 3.1 Pengalamatan topologi SCADA IEC 104 dan jumlah paket data yang dikirimkan atau diterima setiap host dataset maynard_2018	54
Tabel 3.2 Tipe ASDU yang ada pada raw data dataset maynard_2018	60
Tabel 3.3 Tipe APCI yang ada dalam raw dataset maynard_2018	62
Tabel 3.4 Intruksi yang digunakan untuk dalam dataset.....	64
Tabel 3.5 Rule yang akan menjadi fitur untuk mendeteksi aktifitas berbahaya	79
Tabel 3.6 Target port untuk deteksi port scan.....	81
Tabel 3.7 Target port untuk deteksi port scan.....	89
Tabel 3.8 Ciri aktifitas brute force pada dataset.....	91
Tabel 3.9 Ciri serangan DoS pada comnets_scada_iec104 ini.....	92
Tabel 4.1 Perbandingan akurasi model IDS menggunakan dataset maynard_2018	99
Tabel 4.2 Hasil Cross-validation model IDS menggunakan maynard_2018	103
Tabel 4.3 Perbandingan akurasi model IDS menggunakan dataset comnets_scada_iec104.....	105
Tabel 4.4 Hasil pengukuran performa model IDS menggunakan algoritma gradient boosting pada comnets_scada_iec104	105
Tabel 4.5 Hasil pengukuran performa model IDS menggunakan algoritma decision tree pada Dataset	106
Tabel 4.6 Hasil pengukuran performa model IDS menggunakan algoritma random forest pada Dataset comnets_scada_iec104.....	107
Tabel 4.7 Hasil Cross-validation model IDS menggunakan Dataset comnets_scada_iec104.....	108
Tabel 5.1 Perbandingan jumlah data sebelum dan sesudah proses data balancing.....	114
Tabel 5.2 Perbandingan hasil akurasi dari setiap model IDS	114
Tabel 5.3 Perbandingan hasil precision untuk setiap model IDS	115
Tabel 5.4 Perbandingan hasil recall untuk setiap model IDS	116
Tabel 5.5 Perbandingan hasil F1-score untuk setiap model IDS	116
Tabel 5.6 Hasil cross validation model IDS pada dataset comnets_scada_iec104.....	119

BAB I

PENDAHULUAN

Industrial Control System (ICS) dalam khususnya *Supervisory and Data Acquisition* (SCADA) memegang peranan penting dalam industri *modern* dengan menyediakan proses otomisasi, pengendalian terpusat dan proses monitoring (Asgar et al., 2019), SCADA di desain untuk area tertutup dengan protokol khusus yang terisolasi dari internet menggunakan *firewall* (Gao et al., 2010), (Yadav & Paul, 2021), (Sverko et al., 2022), namun sistem SCADA *modern* diharuskan terhubung dengan satu atau lebih protokol jaringan lain (Mai et al., 2019) untuk mempermudah dalam mengakses sistem SCADA dari jaringan Heterogenous. Interkoneksi SCADA ke protokol jaringan lainnya seperti TCP/IP meningkatkan kerentanan sistem SCADA dalam menerima gangguan/serangan *cyber* dari luar (Volkova et al., 2019), (X. Wang & Foo, 2018).

Akibat semakin meningkatnya kerentanan sistem SCADA membuat deteksi serangan dalam sistem SCADA menjadi tantangan pada penelitian dalam bidang keamanan *Cyber* untuk membangun sebuah sistem IDS yang *robust*. Salah satu metode yang digunakan untuk membangun IDS (*Intrusion Detection System*) pada jaringan SCADA adalah menggunakan metode *machine learning* namun dalam membangun IDS menggunakan *machine learning* dibutuhkan dataset yang *proper* untuk dapat menghasilkan IDS yang dapat mendeteksi serangan dalam jaringan SCADA, dengan memperhatikan dataset yang akan digunakan akan meningkatkan kehandalan IDS tersebut dalam hal ini akurasi yang baik dan alarm palsu yang

rendah. Menurut (X. Wang & Foo, 2018) dalam membuat dataset yang baik pada IDS SCADA adalah dengan memperhatikan proses *input*, *controller*, dan *Network* dalam hal ini *traffic* data normal dan *traffic* data yang serangan sehingga dalam pembuatan dataset dalam penelitian ini menggunakan *testbed* fisik dengan scenario serangan yang beragam seperti *port scan*, *brute force*, *icmp flood*, *syn flood*, *xmas* dan IEC104 *flood* dataset dari penelitian ini sudah di publish pada [Zenodo](#).

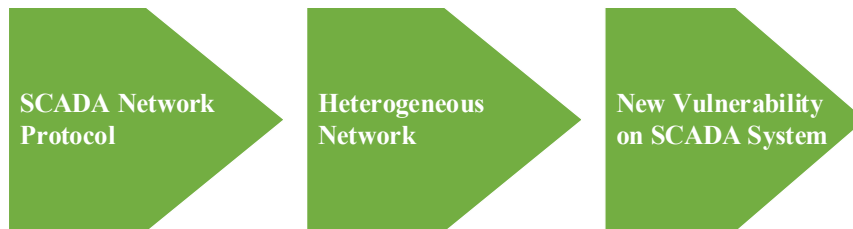
1.1 Latar Belakang

Serangan pada *Industrial Control System* (ICS) termasuk sistem *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA) semakin meningkat dengan skala dan teknik yang semakin beragam (Bhamare et al., 2019), trend ini yang menyebabkan sistem komputer yang digunakan pada SCADA rentan terhadap serangan *cyber* maupun *malware* (Linda et al., 2009), fenomena ini menarik untuk di kaji karena masih sedikit peneliti melakukan pembahasan yang komprehensif terhadap keamanan pada jaringan SCADA (Rubio et al., 2019), (Ayodeji et al., 2020). Semakin terbukanya sistem SCADA ke protokol jaringan lain yang bertujuan untuk menurunkan *cost*, standarisasi perangkat keras, dan perangkat lunak (Rubio et al., 2019) yang sebelumnya tertutup ke protokol jaringan terbuka (heterogen) (Pliatsios et al., 2020) dan berbagai protkokol SCADA lainnya seperti IEC, OPC UA, DNP3 (Shosha et al., 2011) dan Modbus ataupun protokol TCP/IP (Ullah & Mahmoud, 2018) dapat meningkatkan jumlah celah keamanan pada jaringan penghubung perangkat industri (Waagsnes & Ulltveit-Moe, 2018). Hasil penelitian yang dilakukan (Dakheel et al., 2019) salah satu masalah keamanan dalam sistem SCADA adalah rendahnya *compute resource* pada sistem SCADA itu sendiri,

sehingga tidak memungkinkan untuk menerapkan sistem keamanan standar seperti pada sistem jaringan tradisional, selain itu sistem SCADA pada awal pengembangan dirancang hanya untuk keamanan fisik dan hampir tidak ada perhatian dalam keamanan *cyber*.

Beberapa penelitian juga menemukan celah keamanan pada Protokol Sistem SCADA yang mengakibatkan penyerang dapat melakukan berbagai skenario serangan pada sistem jaringan SCADA seperti dijelaskan pada penelitian (Darwish et al., 2016) yang menemukan celah keamanan pada protokol DNP3 dengan cara melakukan simulasi serangan MiTM, kemudian pada penelitian (Radoglou-Grammatikis et al., 2019) melakukan pengujian serangan pada protokol IEC-60870-5-104 dan mengukur bobot ancaman pada setiap serangan yang dilakukan, hal ini menunjukkan protokol SCADA yang digunakan dan terkoneksi ke jaringan Heterogenous rentan terhadap serangan yang mengarah ke perangkat infrastruktur jaringan yang menggunakan sistem SCADA sebagai protokol komunikasinya, kerentanan ini dapat dimanfaatkan penyerang untuk melakukan *malisious activity* pada perangkat industri. Kerentanan lain pada sistem SCADA yang terkoneksi ke jaringan Heterogen yang dijelaskan pada penelitian yang dilakukan (Samtani et al., 2018) dengan menggunakan teknik *text mining* pada mesin pencari SHODAN, dimana mesin pencari ini dapat mendeteksi perangkat – perangkat SCADA maupun IoT yang terhubung ke internet ini menunjukkan jika sistem SCADA sangat rentan apabila SCADA terkoneksi ke jaringan Heterogen, dalam penelitiannya yang lain (Samtani et al., 2016) juga mengategorikan tingkat kerentanan pada perangkat SCADA yang terdeteksi pada SHODAN. Menurut (Irmak & Erkek, 2018)

penerapan *port default* untuk komunikasi perangkat dalam industri yang menggunakan protokol SCADA memudahkan penyerang untuk mengeksploitasi perangkat – perangkat industri tersebut. Gambar 1.1 berikut merupakan ilustrasi yang penulis buat berdasarkan pengamatan penulis pada penelitian yang menyatakan semakin terbuka komunikasi SCADA ke jaringan Heterogeneous akan menimbulkan kerentanan baru dalam jaringan SCADA.



Gambar 1.1 Ilustrasi akibat terkoneksi sistem SCADA ke jaringan terbuka.

Pada penelitian ini akan berfokus pada protokol IEC-60870-5-104 (IEC 104) karena protokol ini banyak digunakan pada industri (Mai et al., 2019), (Carlini et al., 2019), seperti industri pembangkit tenaga listrik khususnya di Indonesia yang digunakan Perusahaan Listrik Negara (PLN). Kerentanan akibat interkoneksi SCADA juga menjadi masalah pada PLN dimana RTU yang ditempatkan dilapangan memiliki system keamanan dari serangan siber yang terbatas. Salah satu alasan banyaknya penggunaan protokol IEC 104 dalam industri listrik adalah karena protokol IEC 104 mendukung *Automation Generation Control (AGC)* yang merupakan sebuah algoritma yang dapat mengatur keseimbangan energi listrik dalam area geografis yang besar (Mai et al., 2019).

Secara umum paket data dari protokol SCADA akan di enkapsulasi ke protokol TCP (*Transmission Control Protocol*) sebelum data dikirimkan (Eden et al., 2015), (Hou et al., 2016) sehingga teknik serangan yang dilakukan pada sistem jaringan tradisional dapat dilakukan pada sistem SCADA yang menggunakan protokol IEC 104 begitu juga cara mengatasinya, teknik IDS (*Intrusion Detection System*) pada sistem jaringan tradisional dapat diterapkan pada sistem SCADA dengan penyesuaian agar dapat diterapkan. Penelitian ini akan menggunakan dataset yang dibuat oleh (Maynard et al., 2018) dan dataset yang dihasilkan dari penelitian ini dalam bentuk raw data dengan *file* ekstensi pcap. Pada dataset (Maynard et al., 2018) berisi serangan MiTM (*Man in the Middle*) yang menyerang salah satu RTU dengan mengubah *Cause of Transmission (CoT)* RTU tersebut, dataset ini juga di pakai pada penelitian (Waagsnes & Ulltveit-Moe, 2018) dan (Grammatikis et al., 2020). Penelitian (Waagsnes & Ulltveit-Moe, 2018) menggunakan IDS dengan *signature base* untuk mendeksi serangan pada SCADA mendapatkan *latency* yang tinggi dalam mendeteksi aktifitas berbahaya pada jaringan SCADA, kemudian pada penelitian IDS yang dilakukan (Grammatikis et al., 2020) untuk mendeteksi anomali pada jaringan SCADA dengan protokol IEC 104 mendapatkan F1 score 87% dengan akurasi mencapai 98%. Dalam perkembangannya banyak penelitian pada IDS SCADA masih menggunakan dataset jaringan komputer konvensional yang menurut (Rodofile et al., 2017) dataset yang berasal dari KDDcup99 sudah tidak relevan untuk digunakan pada IDS SCADA. Pada dataset `comnets_scada_iec104` ini terdapat aktifitas port scan, brute

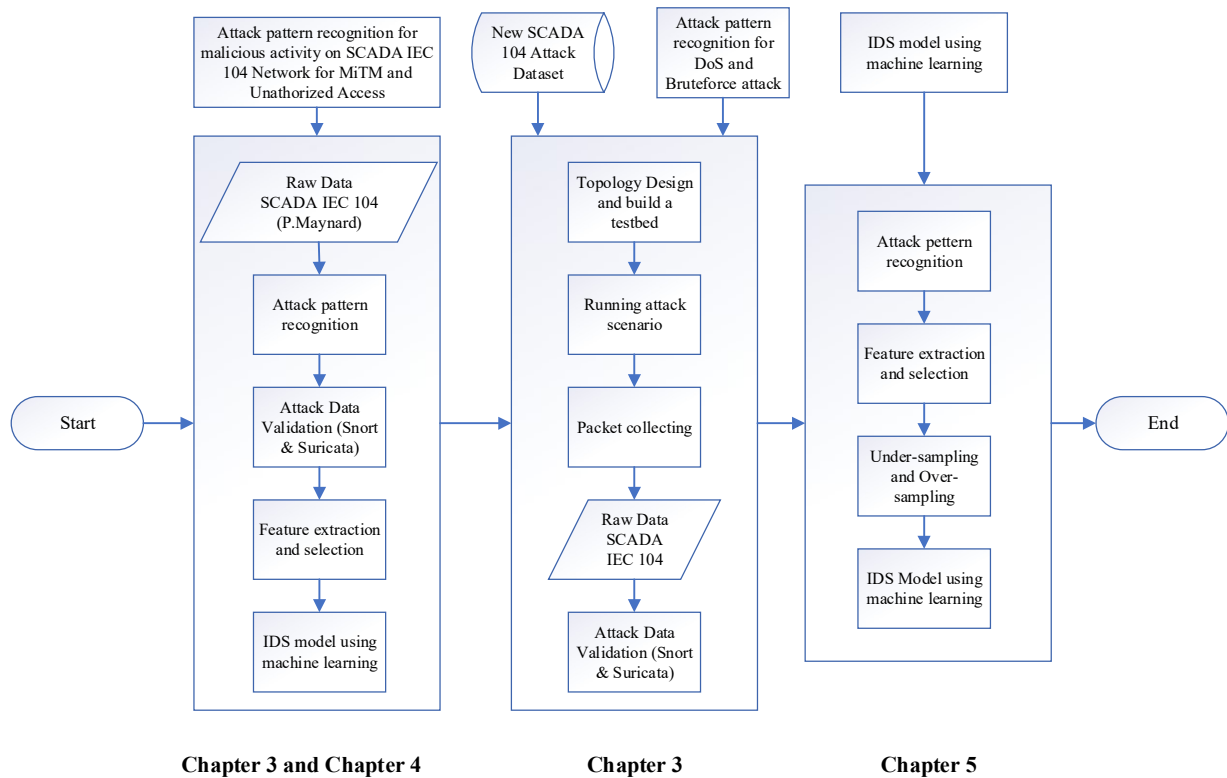
force dan serangan DoS. Serangan DoS yang ada pada dataset yaitu ICMP *flood* (*ping flood*), *Syn flood*, Xmas dan IEC 104 *flood*.

Menurut (Texas, 2012) tantangan dalam membangun IDS yang khusus dibangun untuk jaringan SCADA adalah (i) *aviability* dan *timeliness* sangat penting sehingga istilah CIA (*confidentiality-integrity-availability*) dalam mendesain keamanan dalam dunia *cyber* menjadi AIC (*availability-integrity-confidentiality*) untuk sistem SCADA, (ii) Tantangan memori atau *compute resource* yang terbatas pada perangkat lapangan SCADA, dan (iii) adanya keterhubungan antara jaringan *cyber-physical* dalam sistem SCADA dan yang mendasari sumber listrik yang membuat serangan dalam jaringan SCADA memiliki efek berjenjang yang mampu menyerang sistem fisik yang menjadi dasar SCADA. Untuk membangun sebuah IDS berbasis pembelajaran mesin dibutuhkan dataset yang relevan dengan system jaringan SCADA, dataset ini harus merangkum semua data baik normal dari jaringan SCADA dan serangan.

Dari uraian latar belakang dan analisis dari penulis maka diperlukan sebuah model IDS yang *robust* pada sistem jaringan SCADA untuk mengatasi kerentanan akibat terbukanya koneksi pada sistem SCADA ke jaringan Heterogen, IDS tersebut harus memiliki *false alarm* yang rendah dan akurasi deteksi yang tinggi untuk menghasilkan IDS yang *robust* tersebut di butuhkan dataset yang baik dengan variasi data normal dan data serangan yang beragam untuk mendukung sistem pembelajaran pada IDS berbasis *machine learning* dan menurut (X. Wang & Foo, 2018) dalam membuat dataset yang baik pada IDS SCADA adalah dengan

memperhatikan proses *input*, *controller*, dan *Network* dalam hal ini *traffic* data normal dan *traffic* data yang serangan.

Gambar 1.2 berikut menunjukkan alur kerja yang dilakukan dan kontribusi dari penelitian ini.



Gambar 1.2 Alur kerja dan kontribusi penelitian

Kontribusi dari penelitian ini adalah pengenalan pola serangan yang relevan pada jaringan SCADA IEC 104 dan dataset yang relevan untuk membangun sebuah model IDS menggunakan machine learning karena diambil dari *testbed* yang relevan. Kontribusi pada masyarakat adalah jika model ini diterapkan akan menjadi sebuah system pertahanan pertama dalam menghadapi serangan siber pada jaringan SCADA. Kebaharuan dari penelitian ini adalah menemukan pola serangan pada jaringan SCADA pada protocol IEC 104.

1.2 Perumusan Masalah

Isu pada keamanan SCADA adalah Interkoneksi SCADA ke jaringan Heterogen yang tidak dapat dihindari disebabkan kebutuhan dari industri dalam menghemat *cost* dan metode deteksi yang belum efisien khusus pada sistem SCADA kemudian standarisasi perangkat keras dan lunak yang menyebabkan terbukanya kerentanan baru pada sistem SCADA. Dari studi literatur penelitian yang sudah penulis lakukan masih terdapat peluang untuk penelitian deteksi serangan dalam jaringan SCADA diantaranya, (i) masih sedikitnya penelitian yang membahas deteksi serangan pada sistem scada menggunakan metode *machine learning* khususnya pada protokol IEC-60870-5-104, (ii) sedikitnya penelitian yang membahas dataset yang relevan untuk IDS dalam jaringan SCADA, (iii) Penelitian yang sudah dilakukan belum menjawab masalah yang ada dalam IDS SCADA khususnya penelitian yang memaparkan hasil pengujian dan perbandingan performa IDS pada sistem SCADA pada protokol IEC-60870-5-104 menggunakan *machine learning*, (iv) masih sedikit penelitian yang membahas pola serangan pada jaringan sistem SCADA IEC 60870-5-104. Berdasarkan peluang tersebut maka penulis akan membuat sebuah *testbed* sistem SCADA IEC 60870-5-104 kemudian membuat dataset serangan dan membangun model IDS yang sesuai untuk protokol SCADA IEC 60870-5-104. Penulis menggunakan dataset (Maynard et al., 2018) dan dataset yang penulis bangun. Dengan menggunakan dua dataset yang berbeda akan memberikan data yang baik dalam mengenali pola serangan di jaringan SCADA IEC 104. Dalam penelitian ini akan membahas solusi dari isu yang menjadi landasan penelitian ini :

1. Bagaimana membuat dataset IDS jaringan SCADA yang relevan berdasarkan pola paket data dalam jaringan SCADA khususnya protokol IEC 104 karena kurangnya dataset yang relevan untuk IDS SCADA protokol IEC 104 ?
2. Bagaimana membangun model IDS pada untuk SCADA dengan tingkat akurasi yang tinggi dengan menggunakan *machine learning* ?
3. Bagaimana mengukur performa IDS pada jaringan SCADA dalam mendeteksi gangguan/serangan dalam jaringan SCADA ?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan umum dari penelitian ini adalah untuk mendeteksi gangguan/*malicious activity* dalam jaringan SCADA dengan performa yang baik, kemudian secara khusus tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Menghasilkan dataset serangan relevan berdasarkan data lalu lintas pada jaringan SCADA IEC 104 dan memiliki jenis serangan yang bervariasi.
2. Menemukan pola serangan yang dapat terjadi pada jaringan SCADA.
3. Merancang model IDS pada SCADA IEC 60870-5-104 dalam mendeteksi gangguan/serangan pada jaringan SCADA menggunakan *machine learning*.
4. Menguji Performa model IDS pada jaringan SCADA IEC 60870-5-104.

1.4 Ruang Lingkup Penelitian

Berdasarkan latar belakang, perumusan masalah dan tujuan penelitian, maka ruang lingkup dari penelitian ini agar adalah :

1. Penelitian ini berfokus dalam pengenalan pola serangan dan data ekstraksi fitur dalam jaringan SCADA pada protokol IEC-60870-5-104

2. Pengujian dilakukan pada protokol SCADA dengan menggunakan dataset yang berupa RAW data dengan ekstensi pcap dari *payloads* data yang dihasilkan pada *testbed* penelitian (Maynard et al., 2018) dan dengan RAW data dari *testbed* SCADA IEC 60870-5-104 penelitian ini.
3. Pengujian pada penelitian ini dilakukan untuk mendeteksi *port scan*, TESTFR (*Test Frame*), STARTDT (*Start Data Transfer*) yang merupakan *unauthorise access* dan paket yang dirubah oleh serangan MiTM yaitu *Cause of Transmission (CoT)* yang memiliki nilai 42 (*Unknown*) untuk dataset yang dihasilkan oleh P.Maynard (Maynard et al., 2018) dan serangan *port scan*, *brute force*, *ICMP flood*, *Syn flood*, *Xmas* dan *IEC 104 flood* pada *comnets_scada_iec104* ini.
4. Tidak membahas sistem pencegahan serangan IPS (*Intrusion Preventive System*).

1.5 Sistematika Penulisan

Agar memperoleh gambaran jelas mengenai penelitian ini, maka dibuatlah suatu sistematika penulisan yang berisi gambaran dalam tiap bab penelitian ini, yaitu:

1. BAB I Pendahuluan

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang masalah, perumusan masalah, tujuan penelitian, dan ruang lingkup penelitian.

2. BAB II Landasan Teori

Bab ini menjelaskan mengenai *literature review* yang berhubungan dengan masalah dalam penelitian SCADA yang penulis lakukan saat ini.

3. BAB III Metodologi Penelitian

Bab ini menjelaskan tahapan untuk menyelesaikan penelitian dan proses yang dilakukan selama penelitian. Pengenalan pola serangan, ekstraksi data, dan seleksi fitur pada dataset (Maynard et al., 2018) dan dataset yang dihasilkan menggunakan *testbed* pada penelitian ini juga dijelaskan pada bab ini.

4. BAB IV Hasil dan Pembahasan Deteksi *Malicious Activity* pada sistem SCADA IEC 60870-5-104

Bab ini menjelaskan Hasil dari pengujian dan pengukuran model IDS menggunakan dataset (Maynard et al., 2018) dan dataset *comnets_scada_iec104* yang dihasilkan menggunakan *testbed* pada penelitian ini.

5. BAB V Hasil dan Pembahasan Metode Undersampling dan Oversampling pada IDS SCADA IEC 60870-5-104

Bab ini menjelaskan metode untuk mengatasi data yang imbalance pada dataset dengan teknik Undersampling dan Oversampling dan membandingkan performanya. Dataset *comnets_scada_iec_104* yang digunakan pada bab ini adalah dataset yang penulis buat menggunakan *testbed* pada penelitian ini.

6. BAB VI Kesimpulan

Bab ini menjelaskan kesimpulan dari hasil penelitian yang penulis lakukan.

DAFTAR PUSTAKA

- Aamir, M., & Zaidi, S. M. A. (2019). DDoS attack detection with feature engineering and machine learning: the framework and performance evaluation. *International Journal of Information Security*, 18(6), 761–785. <https://doi.org/10.1007/s10207-019-00434-1>
- Abbas, S. G., Hashmat, F., Shah, G. A., & Zafar, K. (2021). Generic signature development for IoT Botnet families. *Forensic Science International: Digital Investigation*, 38, 301224. <https://doi.org/10.1016/j.fsidi.2021.301224>
- Al-Asiri, M., & El-Alfy, E. S. M. (2020). On Using Physical Based Intrusion Detection in SCADA Systems. *Procedia Computer Science*, 170(2019), 34–42. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.007>
- Al, S., & Dener, M. (2021). STL-HDL: A new hybrid network intrusion detection system for imbalanced dataset on big data environment. *Computers and Security*, 110, 102435. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2021.102435>
- Alhaidari, F. A., & Al-Dahasi, E. M. (2019). New approach to determine DDoS attack patterns on SCADA system using machine learning. *2019 International Conference on Computer and Information Sciences, ICCIS 2019*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICCISci.2019.8716432>
- Alkasassbeh, M. (2017). an Empirical Evaluation for the Intrusion Detection Features Based on Machine Learning and Feature Selection Methods. *ArXiv*.
- Almaiah, M. A., Almomani, O., Alsaaidah, A., Al-Otaibi, S., Bani-Hani, N., Hwaitat, A. K. Al, Al-Zahrani, A., Lutfi, A., Awad, A. B., & Aldhyani, T. H. H. (2022). Performance Investigation of Principal Component Analysis for Intrusion Detection System Using Different Support Vector Machine Kernels. *Electronics*, 11(21), 3571. <https://doi.org/10.3390/electronics11213571>
- Almalawi, A., Fahad, A., Tari, Z., Khan, A. I., Alzahrani, N., Bakhsh, S. T., Alassafi, M. O., Alshdadi, A., & Qaiyum, S. (2020). Add-on anomaly threshold technique for improving unsupervised intrusion detection on SCADA data. *Electronics (Switzerland)*, 9(6), 1–20. <https://doi.org/10.3390/electronics9061017>
- Amoah, R., Camtepe, S., & Foo, E. (2016). Formal modelling and analysis of DNP3 secure authentication. *Journal of Network and Computer Applications*, 59, 345–360. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2015.05.015>
- Ananin, E. V., Nikishova, A. V., & Kozhevnikova, I. S. (2017). Port scanning detection based on anomalies. *11th International IEEE Scientific and Technical Conference "Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines", Dynamics 2017 - Proceedings, 2017-Novem*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/Dynamics.2017.8239427>
- Arifin, M. A. S., Stiawan, D., Idris, M. Y., & Budiarto, R. (2021). The trends of supervisory control and data acquisition security challenges in heterogeneous networks. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 22(2), 266–275. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v22.i2.pp266-275>
- Arifin, M. A. S., Stiawan, D., Susanto, Prasetya, D., Yazid Idris, M., & Budiarto, R. (2021). Malicious Activity Recognition on SCADA Network IEC 60870-

- 5-104 Protocol. *2021 International Conference on Technology and Policy in Energy and Electric Power (ICT-PEP)*, 3(September), 46–51. <https://doi.org/10.1109/ict-pep53949.2021.9601066>
- Arifin, M. A. S., Stiawan, D., Susanto, Rejito, J., Idris, M. Y., & Budiarto, R. (2021). Denial of Service Attacks Detection on SCADA Network IEC 60870-5-104 using Machine Learning. *International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI) 2021*, 8(October), 228–232. <https://doi.org/10.23919/eecsi53397.2021.9624255>
- Artur, M. (2021). Review the performance of the Bernoulli Naïve Bayes Classifier in Intrusion Detection Systems using Recursive Feature Elimination with Cross-validated selection of the best number of features. *Procedia Computer Science*, 190(2019), 564–570. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.06.066>
- Asghar, M. R., Hu, Q., & Zeadally, S. (2019). Cybersecurity in industrial control systems: Issues, technologies, and challenges. *Computer Networks*, 165. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2019.106946>
- Ayodeji, A., Liu, Y. kuo, Chao, N., & Yang, L. qun. (2020). A new perspective towards the development of robust data-driven intrusion detection for industrial control systems. *Nuclear Engineering and Technology*, 52(12), 2687–2698. <https://doi.org/10.1016/j.net.2020.05.012>
- Bagui, S., & Li, K. (2021). Resampling imbalanced data for network intrusion detection datasets. *Journal of Big Data*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00390-x>
- Bhamare, D., Zolanvari, M., Erbad, A., Jain, R., Khan, K., & Meskin, N. (2019). Cybersecurity for industrial control systems: A survey. *Computers & Security*, 89, 101677. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cose.2019.101677>
- Bhattacharyya, D. K., & Kalita, J. K. (2013). Network anomaly detection: A machine learning perspective. *Network Anomaly Detection: A Machine Learning Perspective*, 1–337.
- Biau, G., & Rouvière, B. C. L. (2019). Accelerated gradient boosting. *Machine Learning*, 108(6), 971–992. <https://doi.org/10.1007/s10994-019-05787-1>
- Buczak, A. L., & Guven, E. (2016). A Survey of Data Mining and Machine Learning Methods for Cyber Security Intrusion Detection. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 18(2), 1153–1176. <https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2494502>
- Carlini, E. M., Neri, S., Zaretti, L., Coppoli, E., Campisano, L., Lattuada, G., Fazon, M., Ferretti, P., & Manocchio, P. (2019). A new approach for sending dispatching orders using protocol IEC 60870-5-104. *2019 AEIT International Annual Conference, AEIT 2019*, 1–4. <https://doi.org/10.23919/AEIT.2019.8893376>
- Chandrashekar, G., & Sahin, F. (2014). A survey on feature selection methods. *Computers and Electrical Engineering*, 40(1), 16–28. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2013.11.024>
- Dakheel, A. H., Ucan, O. N., Bayat, O., & Jasim, H. H. (2019). *CYBER ATTACK DETECTION IN REMOTE TERMINAL UNIT OF SCADA SYSTEMS*. 8(3), 193–203.
- Darwish, I., Igbe, O., & Saadawi, T. (2016). Vulnerability assessment and

- experimentation of smart grid DNP3. *Journal of Cyber Security and Mobility*, 5(1), 23–54. <https://doi.org/10.13052/jcsm2245-1439.513>
- Davis, J. J., & Clark, A. J. (2011). Data preprocessing for anomaly based network intrusion detection: A review. *Computers and Security*, 30(6–7), 353–375. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2011.05.008>
- de Toledo, T., & Torrisi, N. (2019). Encrypted DNP3 Traffic Classification Using Supervised Machine Learning Algorithms. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 1(1), 384–399. <https://doi.org/10.3390/make1010022>
- Dhote, Y., Agrawal, S., & Deen, A. J. (2016). A Survey on Feature Selection Techniques for Internet Traffic Classification. *Proceedings - 2015 International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks, CICN 2015*, 1375–1380. <https://doi.org/10.1109/CICN.2015.267>
- Divekar, A., Parekh, M., Savla, V., Mishra, R., & Shirole, M. (2018). Benchmarking datasets for Anomaly-based Network Intrusion Detection: KDD CUP 99 alternatives. *Proceedings on 2018 IEEE 3rd International Conference on Computing, Communication and Security, ICCCS 2018*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/CCCS.2018.8586840>
- Dua, S., & Du, X. (2011). Data Mining and Machine Learning in Cybersecurity. *Data Mining and Machine Learning in Cybersecurity*. <https://doi.org/10.1201/b10867>
- Eden, P., Blyth, A., Burnap, P., Cherdantseva, Y., Jones, K., & Soulsby, H. (2015). *A Forensic Taxonomy of SCADA Systems and Approach to Incident Response*. 42–51. <https://doi.org/10.14236/ewic/ics2015.5>
- Egger, M., Eibl, G., & Engel, D. (2020). Comparison of Approaches for Intrusion Detection in Substations using the IEC 60870-5-104 Protocol. *Energy Informatics*, 3(Suppl 1), 2–17. <https://doi.org/10.1186/s42162-020-00118-4>
- Fichera, S., Galluccio, L., Grancagnolo, S. C., Morabito, G., & Palazzo, S. (2015). OPERETTA: An OPENflow-based REMedy to mitigate TCP SYNFLLOOD Attacks against web servers. *Computer Networks*, 92, 89–100. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2015.08.038>
- Gadze, J. D., Bamfo-Asante, A. A., Agyemang, J. O., Nunoo-Mensah, H., & Opare, K. A.-B. (2021). An Investigation into the Application of Deep Learning in the Detection and Mitigation of DDOS Attack on SDN Controllers. *Technologies*, 9(1), 14. <https://doi.org/10.3390/technologies9010014>
- Gao, W., Morris, T., Reaves, B., & Richey, D. (2010). On SCADA control system command and response injection and intrusion detection. *General Members Meeting and ECrime Researchers Summit, ECrime 2010*. <https://doi.org/10.1109/ecrime.2010.5706699>
- Ghanem, W. A. H. M., Jantan, A., Ghaleb, S. A. A., & Nasser, A. B. (2020). An Efficient Intrusion Detection Model Based on Hybridization of Artificial Bee Colony and Dragonfly Algorithms for Training Multilayer Perceptrons. *IEEE Access*, 8, 130452–130475. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3009533>
- Gogoi, P., Bhattacharyya, D. K., Borah, B., & Kalita, J. K. (2011). A survey of outlier detection methods in network anomaly identification. *Computer Journal*, 54(4), 570–588. <https://doi.org/10.1093/comjnl/bxr026>
- Grammatikis, P. R., Sarigiannidis, P., Sarigiannidis, A., Margounakis, D.,

- Tsiakalos, A., & Efstathopoulos, G. (2020). An Anomaly Detection Mechanism for IEC 60870-5-104. *2020 9th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies, MOCASST 2020*, 0–3. <https://doi.org/10.1109/MOCASST49295.2020.9200285>
- Gumaei, A., Hassan, M. M., Huda, S., Hassan, M. R., Camacho, D., Del Ser, J., & Fortino, G. (2020). A robust cyberattack detection approach using optimal features of SCADA power systems in smart grids. *Applied Soft Computing Journal*, 96(November 2020), 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106658>
- Gupta, N., Jindal, V., & Bedi, P. (2021). LIO-IDS: Handling class imbalance using LSTM and improved one-vs-one technique in intrusion detection system. *Computer Networks*, 192(March), 1–19. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2021.108076>
- Hahn, A., Sun, C.-C., & Liu, C.-C. (2016). Cybersecurity of SCADA within Substations. *Smart Grid Handbook*, 1–17. <https://doi.org/10.1002/9781118755471.sgd055>
- Hamid, Y., Shah, F. A., & Sugumaran, M. (2019). Wavelet neural network model for network intrusion detection system. *International Journal of Information Technology (Singapore)*, 11(2), 251–263. <https://doi.org/10.1007/s41870-018-0225-x>
- Hartpence, B., & Kwasinski, A. (2020). Combating TCP Port Scan Attacks Using Sequential Neural Networks. *2020 International Conference on Computing, Networking and Communications, ICNC 2020*, 256–260. <https://doi.org/10.1109/ICNC47757.2020.9049730>
- Hilda, M., Louk, L., & Adhi, B. (2023). Dual-IDS : A bagging-based gradient boosting decision tree model for network anomaly intrusion detection system. *Expert Systems With Applications*, 213(PB), 119030. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119030>
- Hindy, H., Brosset, D., Bayne, E., Seam, A. K., Tachtatzis, C., Atkinson, R., & Bellekens, X. (2020). A Taxonomy of Network Threats and the Effect of Current Datasets on Intrusion Detection Systems. *IEEE Access*, 8, 104650–104675. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3000179>
- Hodo, E., Grebeniuk, S., Ruotsalainen, H., & Tavalato, P. (2017). Anomaly detection for simulated IEC-60870-5-104 traffic. *ACM International Conference Proceeding Series, Part F1305*, 1–7. <https://doi.org/10.1145/3098954.3103166>
- Hossain, M. S., Rahman, M., Sarker, M. T., Haque, M. E., & Jahid, A. (2019). A smart IoT based system for monitoring and controlling the sub-station equipment. *Internet of Things*, 7, 100085. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2019.100085>
- Hou, W., Zhang, X., Guo, L., Sun, Y., Wang, S., & Zhang, Y. (2016). Taxonomy of attacks on Industrial Control protocols. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 9784, 78–87. https://doi.org/10.1007/978-3-319-42553-5_7
- Imrana, Y., Xiang, Y., Ali, L., & Abdul-Rauf, Z. (2021). A bidirectional LSTM

- deep learning approach for intrusion detection. *Expert Systems with Applications*, 185(June 2020), 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115524>
- Irmak, E., & Erkek, I. (2018). An overview of cyber-attack vectors on SCADA systems. *6th International Symposium on Digital Forensic and Security, ISDFS 2018 - Proceeding, 2018-Janua*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ISDFS.2018.8355379>
- Jiawei Han, Jian Pei, M. K. (2011). Data mining: Data mining concepts and techniques. In *Elsevier*. <https://doi.org/10.1109/ICMIRA.2013.45>
- Jin, F., Chen, M., Zhang, W., Yuan, Y., & Wang, S. (2021). Intrusion detection on internet of vehicles via combining log-ratio oversampling, outlier detection and metric learning. *Information Sciences*, 579, 814–831. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.08.010>
- Kalech, M. (2019). Cyber-attack detection in SCADA systems using temporal pattern recognition techniques. *Computers and Security*, 84, 225–238. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2019.03.007>
- Khalid, S., Khalil, T., & Nasreen, S. (2014). A survey of feature selection and feature extraction techniques in machine learning. *Proceedings of 2014 Science and Information Conference, SAI 2014*, 372–378. <https://doi.org/10.1109/SAI.2014.6918213>
- Khan, I. A., Pi, D., Khan, Z. U., Hussain, Y., & Nawaz, A. (2019). Hml-ids: A hybrid-multilevel anomaly prediction approach for intrusion detection in scada systems. *IEEE Access*, 7, 89507–89521. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2925838>
- Kumar, M. S., Ben-Othman, J., Srinivasagan, K. G., & Krishnan, G. U. (2019). Artificial Intelligence Managed Network Defense System against Port Scanning Outbreaks. *Proceedings - International Conference on Vision Towards Emerging Trends in Communication and Networking, ViTECoN 2019*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ViTECoN.2019.8899380>
- Kwon, Y. J., Kim, H. K., Lim, Y. H., & Lim, J. I. (2015). A behavior-based intrusion detection technique for smart grid infrastructure. *2015 IEEE Eindhoven PowerTech, PowerTech 2015*. <https://doi.org/10.1109/PTC.2015.7232339>
- Lin, C., & Nadjm-tehrani, S. (n.d.). Timing Patterns and Correlations in Spontaneous SCADA Traffic for Anomaly Detection. *Raid 2019*, 73–88.
- Lin, C. Y., Fundin, A., Westring, E., Gustafsson, T., & Nadim-Tehrani, S. (2021). RICSel21 Data Collection: Attacks in a Virtual Power Network. *2021 IEEE International Conference on Communications, Control, and Computing Technologies for Smart Grids, SmartGridComm 2021*, 201–206. <https://doi.org/10.1109/SmartGridComm51999.2021.9632328>
- Lin, C. Y., & Nadjm-Tehrani, S. (2018). Understanding IEC-60870-5-104 traffic patterns in SCADA networks. *CPSS 2018 - Proceedings of the 4th ACM Workshop on Cyber-Physical System Security, Co-Located with ASIA CCS 2018*, 51–60. <https://doi.org/10.1145/3198458.3198460>
- Linda, O., Vollmer, T., & Manic, M. (2009). Neural Network based intrusion detection system for critical infrastructures. *Proceedings of the International*

- Joint Conference on Neural Networks*, 1827–1834. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2009.5178592>
- Liu, G., Zhao, H., Fan, F., Liu, G., Xu, Q., & Nazir, S. (2022). An Enhanced Intrusion Detection Model Based on Improved kNN in WSNs. *Sensors*, 22(4), 1–18. <https://doi.org/10.3390/s22041407>
- Lopez Perez, R., Adamsky, F., Soua, R., & Engel, T. (2018). Machine Learning for Reliable Network Attack Detection in SCADA Systems. *Proceedings - 17th IEEE International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications and 12th IEEE International Conference on Big Data Science and Engineering, Trustcom/BigDataSE 2018*, 633–638. <https://doi.org/10.1109/TrustCom/BigDataSE.2018.00094>
- Lopez Perez, R., Adamsky, F., Soua, R., & Engel, T. (2019). Forget the Myth of the Air Gap: Machine Learning for Reliable Intrusion Detection in SCADA Systems. *ICST Transactions on Security and Safety*, 6(19), 159348. <https://doi.org/10.4108/eai.25-1-2019.159348>
- Maglaras, L. A., & Jiang, J. (2014). Intrusion detection in SCADA systems using machine learning techniques. *Proceedings of 2014 Science and Information Conference, SAI 2014*, 626–631. <https://doi.org/10.1109/SAI.2014.6918252>
- Mai, K., Qin, X., Ortiz Silva, N., & Cardenas, A. A. (2019). IEC 60870-5-104 network characterization of a large-scale operational power grid. *Proceedings - 2019 IEEE Symposium on Security and Privacy Workshops, SPW 2019*, 236–241. <https://doi.org/10.1109/SPW.2019.00051>
- Mašetić, Z., Kečo, D., Dođru, N., & Hajdarević, K. (2017). SYN flood attack detection in cloud computing using support vector machine. *TEM Journal*, 6(4), 752–759. <https://doi.org/10.18421/TEM64-15>
- Maynard, P., & McLaughlin, K. (2020). *Towards Understanding Man-on-the-Side Attacks (MotS) in SCADA Networks*. <https://doi.org/10.5220/0009782302870294>
- Maynard, P., McLaughlin, K., & Haberler, B. (2014). *Towards Understanding Man-In-The-Middle Attacks on IEC 60870-5-104 SCADA Networks*. 30–42. <https://doi.org/10.14236/ewic/ics-csr2014.5>
- Maynard, P., McLaughlin, K., & Sezer, S. (2018). An Open Framework for Deploying Experimental SCADA Testbed Networks. *Ics-Csr 2018, 2018*, 89–98. <https://doi.org/10.14236/ewic/ics2018.11>
- Mohammadi, M., Rashid, T. A., Karim, S. H. T., Aldalwie, A. H. M., Tho, Q. T., Bidaki, M., Rahmani, A. M., & Hosseinzadeh, M. (2021). A comprehensive survey and taxonomy of the SVM-based intrusion detection systems. *Journal of Network and Computer Applications*, 178(December 2020), 102983. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2021.102983>
- Nicholas R. Rodofile^{1(B)}, Thomas Schmidt^{1, 2}, Sebastian T. Sherry¹, Christopher Djamaludin¹, Kenneth Radke¹, and E. F. (2017). *Process Control Cyber-Attacks and Labelled Datasets on S7Comm Critical Infrastructure. 1*, 406–413. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-59870-3>
- Oliveira, N., Praça, I., Maia, E., & Sousa, O. (2021). Intelligent cyber attack detection and classification for network-based intrusion detection systems. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(4), 1–21.

- <https://doi.org/10.3390/app11041674>
- Ortega, A., Schweitzer, C. M., Shinoda, A. A., & Ortega, A. V. (2017). Simulation of the DNP3 protocol over TCP/IP on a network IEEE 802.11g ad-hoc with smart meter. *Proceedings of the 2016 IEEE ANDESCON, ANDESCON 2016, October*, 0–4. <https://doi.org/10.1109/ANDESCON.2016.7836213>
- Panesar, A., & Panesar, A. (2016). Machine Learning Algorithms. *Machine Learning and AI for Healthcare*, 1–152. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3799-1_4
- Petr, M. (2017). *Description and analysis of IEC 104 Protocol*. <http://www.fit.vutbr.cz/~matousp/grants.php.en?id=1101>.
- Pliatsios, D., Sarigiannidis, P., Lagkas, T., & Sarigiannidis, A. G. (2020). A Survey on SCADA Systems: Secure Protocols, Incidents, Threats and Tactics. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 22(3), 1942–1976. <https://doi.org/10.1109/COMST.2020.2987688>
- priyadarsini, P. I. (2021). ABC-BSRF: Artificial Bee Colony and Borderline-SMOTE RF Algorithm for Intrusion Detection System on Data Imbalanced Problem. In *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies* (Vol. 56). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-8767-2_2
- Puri, A., & Gupta, M. K. (2019). Comparative Analysis of Resampling Techniques under Noisy Imbalanced Datasets. *IEEE International Conference on Issues and Challenges in Intelligent Computing Techniques, ICICT 2019*. <https://doi.org/10.1109/ICICT46931.2019.8977650>
- Qaddoura, R., Al-Zoubi, A. M., Almomani, I., & Faris, H. (2021). A multi-stage classification approach for iot intrusion detection based on clustering with oversampling. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(7). <https://doi.org/10.3390/app11073022>
- Qian, J., Du, X., Chen, B., Qu, B., Zeng, K., & Liu, J. (2020). Cyber-Physical Integrated Intrusion Detection Scheme in SCADA System of Process Manufacturing Industry. *IEEE Access*, 8, 147471–147481. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3015900>
- Radoglou-Grammatikis, P., Sarigiannidis, P., Efstathopoulos, G., Karypidis, P. A., & Sarigiannidis, A. (2020). DIDEROT: An intrusion detection and prevention system for DNP3-based SCADA systems. *ACM International Conference Proceeding Series*. <https://doi.org/10.1145/3407023.3409314>
- Radoglou-Grammatikis, P., Sarigiannidis, P., Giannoulakis, I., Kafetzakis, E., & Panaousis, E. (2019). *Attacking IEC-60870-5-104 SCADA Systems*. June, 41–46. <https://doi.org/10.1109/services.2019.00022>
- Rajasegarar, S., Leckie, C., & Palaniswami, M. (2014). Hyperspherical cluster based distributed anomaly detection in wireless sensor networks. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 74(1), 1833–1847. <https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2013.09.005>
- Reza, M. S., & Ma, J. (2016). ICA and PCA integrated feature extraction for classification. *International Conference on Signal Processing Proceedings, ICSP, 0*, 1083–1088. <https://doi.org/10.1109/ICSP.2016.7877996>
- Robles-Durazno, A., Moradpoor, N., McWhinnie, J., & Russell, G. (2018). A

- supervised energy monitoring-based machine learning approach for anomaly detection in a clean water supply system. *2018 International Conference on Cyber Security and Protection of Digital Services, Cyber Security 2018*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/CyberSecPODS.2018.8560683>
- Rodofile, N. R., Radke, K., & Foo, E. (2017). Framework for SCADA cyber-attack dataset creation. *ACM International Conference Proceeding Series*, 1–10. <https://doi.org/10.1145/3014812.3014883>
- Roldán, J., Boubeta-Puig, J., Luis Martínez, J., & Ortiz, G. (2020). Integrating complex event processing and machine learning: An intelligent architecture for detecting IoT security attacks. *Expert Systems with Applications*, 149. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113251>
- Rubio, J. E., Alcaraz, C., Roman, R., & Lopez, J. (2019). Current cyber-defense trends in industrial control systems. *Computers and Security*, 87, 101561. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2019.06.015>
- Samtani, S., Yu, S., Zhu, H., Patton, M., & Chen, H. (2016). Identifying SCADA vulnerabilities using passive and active vulnerability assessment techniques. *IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics: Cybersecurity and Big Data, ISI 2016*, 25–30. <https://doi.org/10.1109/ISI.2016.7745438>
- Samtani, S., Yu, S., Zhu, H., Patton, M., Matherly, J., & Chen, H. C. (2018). Identifying Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA) Devices and their Vulnerabilities on the Internet of Things (IoT): A Text Mining Approach. *IEEE Intelligent Systems*, 2018., 1–11. <https://doi.org/10.1109/MIS.2018.111145022>
- Seo, J. H., & Kim, Y. H. (2018). Machine-learning approach to optimize smote ratio in class imbalance dataset for intrusion detection. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2018. <https://doi.org/10.1155/2018/9704672>
- Shafique, H., Shah, A. A., Qureshi, M. A., & Ehsan, M. K. (2022). Machine Learning Empowered Efficient Intrusion Detection Framework. *VFAST Transactions on Software Engineering*, 10(2), 27–35. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.21015/vtse.v10i2.1017>
- Sharmila, B. S., & Nagapadma, R. (2019). Intrusion detection system using naive bayes algorithm. *2019 5th IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering, WIECON-ECE 2019 - Proceedings*, 8–11. <https://doi.org/10.1109/WIECON-ECE48653.2019.9019921>
- Shi, S., Wang, Y., Zou, C., & Tian, Y. (2022). AES RSA-SM2 Algorithm against Man-in-the-Middle Attack in IEC 60870-5-104 Protocol. *Journal of Computer and Communications*, 10(01), 27–41. <https://doi.org/10.4236/jcc.2022.101002>
- Shosha, A. F., Gladyshev, P., Wu, S. S., & Liu, C. C. (2011). Detecting cyber intrusions in SCADA networks using multi-agent collaboration. *2011 16th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems, ISAP 2011*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/ISAP.2011.6082170>
- Somvanshi, M., Chavan, P., Tambade, S., & Shinde, S. V. (2017). A review of machine learning techniques using decision tree and support vector machine. *Proceedings - 2nd International Conference on Computing, Communication, Control and Automation, ICCUBEA 2016*.

- <https://doi.org/10.1109/ICCUBEA.2016.7860040>
- Suaboot, J., Fahad, A., Tari, Z., Grundy, J., Mahmood, A. N., Almalawi, A., Zomaya, A. Y., & Drira, K. (2020). A Taxonomy of Supervised Learning for IDSs in SCADA Environments. *ACM Computing Surveys*, 53(2). <https://doi.org/10.1145/3379499>
- Sverko, M., Grbac, T. G., & Mikuc, M. (2022). Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA) Systems in Continuous Manufacturing Process Control (Focus on Steel Industry). *IEEE Access*, 10(September), 109395–109430. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3211288>
- Tahir, M., Li, M., Ayoub, N., Shehzaib, U., & Wagan, A. (2018). A Novel DDoS floods detection and testing approaches for network traffic based on Linux Techniques. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 9(2), 341–357. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2018.090248>
- Tan, X., Su, S., Huang, Z., Guo, X., Zuo, Z., Sun, X., & Li, L. (2019). Wireless sensor networks intrusion detection based on SMOTE and the random forest algorithm. *Sensors (Switzerland)*, 19(1). <https://doi.org/10.3390/s19010203>
- Teixeira, M. A., Salman, T., Zolanvari, M., Jain, R., Meskin, N., & Samaka, M. (2018). SCADA system testbed for cybersecurity research using machine learning approach. *Future Internet*, 10(8). <https://doi.org/10.3390/fi10080076>
- Texas, C. E. (2012). BLOOM FILTER BASED INTRUSION DETECTION FOR SMART GRID SCADA. Saranya Parthasarathy, Deepa Kundur, May.
- Ullah, I., & Mahmoud, Q. H. (2018). A hybrid model for anomaly-based intrusion detection in SCADA networks. *Proceedings - 2017 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2017, 2018-Janua*, 2160–2167. <https://doi.org/10.1109/BigData.2017.8258164>
- Upadhyay, D., Manero, J., Zaman, M., & Sampalli, S. (2021a). Intrusion Detection in SCADA Based Power Grids: Recursive Feature Elimination Model with Majority Vote Ensemble Algorithm. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 8(3), 2559–2574. <https://doi.org/10.1109/TNSE.2021.3099371>
- Upadhyay, D., Manero, J., Zaman, M., & Sampalli, S. (2021b). Learning Classifiers for Intrusion Detection on Power Grids. *IEEE TRANSACTIONS ON NETWORK AND SERVICE MANAGEMENT*, 18(1), 1104–1116.
- Volkova, A., Niedermeier, M., Basmadjian, R., & De Meer, H. (2019). Security challenges in control network protocols: A survey. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 21(1), 619–639. <https://doi.org/10.1109/COMST.2018.2872114>
- Waagsnes, H., & Ulltveit-Moe, N. (2018). Intrusion detection system test framework for SCADA systems. *ICISSP 2018 - Proceedings of the 4th International Conference on Information Systems Security and Privacy, 2018-Janua(Icissp)*, 275–285. <https://doi.org/10.5220/0006588202750285>
- Wang, J. H., & Septian, T. W. (2021). Combining Oversampling with Recurrent Neural Networks for Intrusion Detection. In *Database Systems for Advanced Applications: Vol. 12680 LNCS* (pp. 305–320). https://doi.org/10.1007/978-3-030-73216-5_21
- Wang, X., & Foo, E. (2018). Assessing Industrial Control System Attack Datasets

- for Intrusion Detection. *2018 3rd International Conference on Security of Smart Cities, Industrial Control System and Communications, SSIC 2018 - Proceedings*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/SSIC.2018.8556706>
- Wang, Z., Li, Z., He, D., & Chan, S. (2022). A lightweight approach for network intrusion detection in industrial cyber-physical systems based on knowledge distillation and deep metric learning. *Expert Systems with Applications*, *206*(May 2022), 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117671>
- Wankhede, S., & Kshirsagar, D. (2018). DoS Attack Detection Using Machine Learning and Neural Network. *Proceedings - 2018 4th International Conference on Computing, Communication Control and Automation, ICCUBEA 2018*. <https://doi.org/10.1109/ICCUBEA.2018.8697702>
- Wu, T., Fan, H., Zhu, H., You, C., Zhou, H., & Huang, X. (2022). Intrusion detection system combined enhanced random forest with SMOTE algorithm. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, *2022*(1). <https://doi.org/10.1186/s13634-022-00871-6>
- Yadav, G., & Paul, K. (2021). Architecture and security of SCADA systems: A review. *International Journal of Critical Infrastructure Protection*, *34*, 100433. <https://doi.org/10.1016/j.ijcip.2021.100433>
- Yang, H., Cheng, L., & Chuah, M. C. (2019). Deep-Learning-Based Network Intrusion Detection for SCADA Systems. *2019 IEEE Conference on Communications and Network Security, CNS 2019*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/CNS.2019.8802785>
- Yang, Y., McLaughlin, K., Littler, T., Sezer, S., Pranggono, B., & Wang, H. F. (2013). Intrusion Detection System for IEC 60870-5-104 based SCADA networks. *IEEE Power and Energy Society General Meeting*. <https://doi.org/10.1109/PESMG.2013.6672100>
- Yang, Y., Xu, H. Q., Gao, L., Yuan, Y. B., McLaughlin, K., & Sezer, S. (2017). Multidimensional Intrusion Detection System for IEC 61850-Based SCADA Networks. *IEEE Transactions on Power Delivery*, *32*(2), 1068–1078. <https://doi.org/10.1109/TPWRD.2016.2603339>
- Yoo, H., & Shon, T. (2016). Challenges and research directions for heterogeneous cyber-physical system based on IEC 61850: Vulnerabilities, security requirements, and security architecture. *Future Generation Computer Systems*, *61*, 128–136. <https://doi.org/10.1016/j.future.2015.09.026>
- Zhang, H., Huang, L., Wu, C. Q., & Li, Z. (2020). An effective convolutional neural network based on SMOTE and Gaussian mixture model for intrusion detection in imbalanced dataset. *Computer Networks*, *177*(April). <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2020.107315>
- Zhang, J., Gan, S., Liu, X., & Zhu, P. (2016). Intrusion detection in SCADA systems by traffic periodicity and telemetry analysis. *Proceedings - IEEE Symposium on Computers and Communications, 2016-Augus*, 318–325. <https://doi.org/10.1109/ISCC.2016.7543760>
- Zhang, Y., Meratnia, N., & Havinga, P. (2010). Outlier detection techniques for wireless sensor networks: A survey. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, *12*(2), 159–170. <https://doi.org/10.1109/SURV.2010.021510.00088>
- Zolanvari, M., Teixeira, M. A., Gupta, L., Khan, K. M., & Jain, R. (2019). Machine

Learning-Based Network Vulnerability Analysis of Industrial Internet of Things. *IEEE Internet of Things Journal*, 6(4), 6822–6834. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2912022>

Zuech, R., Hancock, J., & Khoshgoftaar, T. M. (2021). Detecting web attacks using random undersampling and ensemble learners. *Journal of Big Data*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00460-8>