Identifikasi Serangan Denial Of Service (Dos) Di Jaringan Dengan Algoritma Decision Tree C4.5

by 2-meirza Pramana

Submission date: 28-Sep-2021 10:32AM (UTC+0700)
Submission ID: 1659434492
File name: 2-Mirza.docx (303.69K)
Word count: 5287
Character count: 33019

Identifikasi Serangan Denial Of Service (Dos) Di Jaringan Dengan Algoritma Decision Tree C4.5

Meirza Pramana [1)], Endang Setyati [2)], F.X. Ferdinandus [3)]
[1, 2, 3] Departemen Teknologi Informasi, Institut Sains dan Teknologi Terpadu Surabaya
E-mail: meirza@gmail.com [1)], endang@stts.edu [2)], ferdi@stts.edu [3)]

Abstrak

DoS dan DDoS merupakan serangan pada jaringan komputer yang membanjiri lalu lintas jaringan dengan request yang terus menerus. Untuk itulah usaha mengamankan jaringan komputer dan tindakan pencegahan perlu dilakukan dengan memasang firewall, perangkat IDS / IPS. IDS berfungsi sebagai alarm untuk admin bahwa ada aktivitas yang tidak normal pada jaringan, sehingga admin dapat segera mengambil tindakan pencegahan. Dalam mendeteksi serangan, IDS menggunakan metode atau algoritma untuk mengenali anomali yang terjadi dalam jaringan. Algoritma tersebut diharapkan mampu melakukan klasifikasi antara trafik yang berbahaya dan trafik normal. Data mining cocok diterapkan dalam klasifikasi trafik jaringan karena besarnya ukuran data dan jenis serangan yang beragam. Algoritma decision tree C4.5 diharapkan mampu digunakan dalam proses klasifikasi trafik dengan tujuan mengidentifikasi serangan DoS. Hasil uji coba dengan dataset testing, C.45 menghasilkan akurasi sebesar 90,68 % dalam melakukan klasifikasi trafik untuk identifikasi serangan DoS, dan menghasilkan akurasi sebesar 74,99 % dalam melakukan klasifikasi untuk semua jenis trafik. Algoritma Naïve Bayes digunakan sebagai perbandingan, akurasinya sebesar 86,56 % dalam melakukan klasifikasi trafik identifikasi serangan DoS, dan menghasilkan akurasi sebesar 69,50 % dalam melakukan klasifikasi semua jenis trafik. Algoritma C4.5 lebih unggul dalam hal akurasi tetapi membutuhkan waktu lebih lama untuk membangun model daripada algoritma Naïve Bayes.

Kata Kunci : *DoS, C4.5, NSL-KDD, Klasifikasi, Data Mining*

Abstract

DoS and DDoS are attacks on computer networks that flood network traffic with continuous requests. For this reason, efforts to secure computer networks and preventive measures need to be carried out by installing firewalls, IDS / IPS devices. The IDS acts as an alarm to the admin that there is abnormal activity on the network, so that the admin can take immediate preventive action. In detecting attacks, IDS uses methods or algorithms to identify anomalies that occur in the network. The algorithm is expected to be able to classify between dangerous traffic and normal traffic. Data mining is suitable to be applied in the classification of network traffic because of the large size of the data and the various types of attacks. The C4.5 decision tree algorithm is expected to be able to be used in the traffic classification process with the aim of identifying DoS attacks. The results of the trial with dataset testing, C.45 yielded an accuracy of 90,68% in classifying traffic for the identification of DoS attacks, and yielded an accuracy of 74,99% in classifying all types of traffic. The Naïve Bayes algorithm is used as a comparison, the accuracy is 86,56% in classifying DoS attack identification traffic, and produces an accuracy of 69,50% in classifying all types of traffic. The C4.5 algorithm is superior in terms of accuracy but takes longer to build the model than the Naïve Bayes algorithm.

Keywords: DoS, C4.5, NSL-KDD, Classification, Data Mining

1. PENDAHULUAN

Dengan semakin berkembangnya teknologi informasi, semua orang semakin mudah berkomunikasi tanpa dibatasi jarak dan waktu. Pemanfaatan teknologi informasi telah digunakan hampir di semua bidang, untuk mengurangi keterbatasan. Kemudahan tersebut menjadikan ketergantungan manusia terhadap internet begitu besar. Internet telah digunakan di hampir setiap aspek kehidupan kita. Pada

perkembangan teknologi jaringan internet sekarang ini banyak sekali tipe ancaman pada jaringan internet seperti DoS (Denial of Service), DDoS (Distributed Denial of Service).
Dengan semakin besarnya ketergantungan manusia terhadap internet saat ini, akses terhadap internet memicu terjadinya trafik yang tinggi / anomali trafik di dalam suatu jaringan komputer. Trafik yang tinggi / anomali trafik dapat terjadi akibat dua hal, yaitu flash crowd dan serangan traffic flooding.

DoS dan DDoS merupakan serangan traffic flooding yang membanjiri lalu lintas jaringan dengan request terus menerus menggunakan data yang besar (traffic flooding) terhadap server. Jika bandwidth dan resource server tidak bisa lagi menampung request, maka server down sehingga tidak dapat diakses oleh user yang terdaftar/berhak. Menurut laman imperva.com dalam "2019 Global DDoS Threat Landscape" Report Laporan ini adalah analisis statistik dari 3.643 serangan DDoS pada network layer sepanjang tahun 2019 dan 42.390 serangan DDoS pada aplication layer yang ditanggulangi oleh Imperva dari Mei hingga Desember 2019. Serangan DDoS pada network layer yang mencapai 580 juta PPS (Packet Per Second) (PPS) pada bulan April, dan serangan pada application layer berlangsung selama 13 hari dan puncaknya hingga 292.000 RPS (Request Per Second).

Untuk itulah usaha mengamankan jaringan computer dan tindakan pencegahan perlu dilakukan dengan memasang firewall, anti virus, perangkat IDS (Intrusion Detection System) / IPS (Intrusion Prevention System). IDS adalah sebuah mekanisme untuk mendeteksi aktivitas dalam suatu jaringan. IDS berfungsi sebagai alarm yang member peringatan kepada admin bahwa ada aktivitas yang tidak normal pada jaringan, sehingga admin dapat segera mengambil tindakan pencegahan untuk mengamankan. IPS adalah mekanisme untuk melakukan pencegahan terhadap gangguan pada jaringan. Dalam mendeteksi serangan pada jaringan ini, IDS menggunakan metode atau algoritma untuk mengenali suatu serangan maupun anomali yang terjadi dalam jaringan.

Algoritma tersebut diharapkan mampu melakukan klasifikasi antara trafik yang berbahaya dan trafik normal. Konsep data mining cocok untuk diterapkan dalam identifikasi serangan karena besarnya ukuran data dan jenis serangan yang cukup beragam. Salah satu algoritma yang diharapkan mampu digunakan dalam proses klasifikasi trafik ini yakni algoritma decision tree J48/C4.5.

2. KAJIAN LITERATUR

2.1. DoS (Denial of Service)

Denial of Service adalah serangan pada jaringan atau server yang dilakukan menggunakan satu komputer. Serangan ini bisa dijalankan jika penyerang memiliki sumber daya yang lebih besar dari target dalam hal ini memiliki bandwidth, kapasitas memory dan kecepatan procesor yang lebih besar daripada target. Jika sumber daya lebih kecil dari target, maka penyerang akan mengalami kegagalan koneksi, karena jaringan penuh dengan paket yang dia kirimkan.

Secara garis besar serangan DoS dapat dibagi menjadi tiga jenis yaitu:

a. Volume Based Attack (Serangan Berbasis Volume): serangan yang bertujuan untuk membanjiri target dengan request-request berukuran besar. Serangan ini menargetkan bandwidth situs yang diserang, biasanya diukur dalam bits per detik (bps). Contoh serangan ini adalah UDP flood, ICMP flood.
b. Protocol Attack (Serangan Berbasis Protokol): Jenis serangan yang menghabiskan sumber daya pada server, atau peralatan komunikasi menengah, seperti router, load balancers, dan bahkan beberapa firewall. Beberapa contoh serangan protokol termasuk SYN flood, Ping of Death, Smurf dan banyak lagi. Protocol attack biasanya diukur dalam paket per detik (pps).
c. Application Layer Attack (Serangan pada layer palikasi): Serangan ini bertujuan untuk menghancurkan server web dengan mengirimkan respon ke HTTP request, tidak menjadi masalah jika hanya melayani satu request. Tetapi akan menjadi masalah jika melayani banyak request secara bersamaan apalagi jika sekaligus menjalankan query pada database. Contoh serangan pada layer aplikasi adalah Slowloris, serangan Zeroday DoS, serangan DoS yang mentargetkan web server Apache, dan kerentanan sistem operasi. Tipe dari serangan ini diukur dalam request per detik (rps).

2.2. Data Mining

Data mining merupakan bidang dari beberapa bidang keilmuan yang menyatukan teknik dari pembelajaran mesin, pengenalan pola, statistik, database, dan visualisasi untuk penanganan permasalahan pengambilan informasi dari database yang besar. Data mining cocok untuk memecahkan masalah serangan pada jaringan karena memiliki kemampuan untuk melakukan proses dari sejumlah besar data. Menurut Han dan Kamber, (2011, p24), secara garis besar data mining dapat dikelompokkan menjadi 2 kategori utama, yaitu:

a. Descriptive mining, yaitu proses untuk menemukan karakteristik penting dari data dalam suatu basis data. Teknik data mining yang termasuk dalam descriptive mining adalah clustering, association, dan sequential mining.
b. Predictive, yaitu proses untuk menemukan pola dari data dengan menggunakan beberapa variabel lain di masa depan. Salah satu teknik yang terdapat dalam predictive mining adalah klasifikasi.

2.3. Klasifikasi

Kasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui (Han dan Kamber, 2006). Klasifikasi merupakan fungsi pembelajaran yang memetakan (mengklasifikasi) sebuah unsur (item) data ke dalam salah satu dari beberapa kelas yang sudah didefinisikan. Data input untuk klasifikasi adalah koleksi dari record. Setiap record dikenal sebagai instance atau contoh, yang ditentukan oleh sebuah tuple (x, y), dimana x adalah himpunan atribut dan y adalah atribut tertentu, yang dinyatakan sebagai label kelas (juga dikenal sebagai kategori atau atribut target).

Beberapa teknik klasifikasi yang digunakan adalah decision tree classifier, rule-based classifier, neural-network, support vector machine, dan naive bayes classifier. Setiap teknik menggunakan algoritma pembelajaran untuk mengidentifikasikan model yang memberikan hubungan yang paling sesuai antara himpunan atribut dan label kelas dari data input

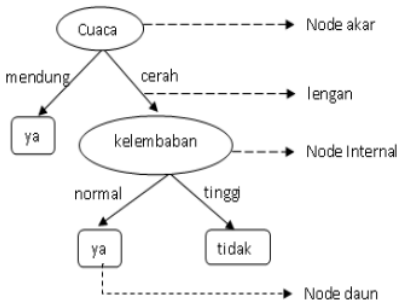
2.4. Konsep Decision Tree

Han & Kamber (2006) dalam bukunya Data Mining Concepts and Techniques menjelaskan bahwa decision tree merupakan metode yang menyimpulkan pernyataan-pernyataan dari sebuah label kelas pelatihan pada data latih (training set), untuk menemukan masalah-masalah yang mengarah dalam membuat sebuah keputusan.

Sebuah decision tree secara umum, adalah flowchart seperti struktur pohon yaitu gambaran permodelan dari suatu persoalan, dimana setiap simpul internal menunjukkan data uji pada atribut, setiap cabang menunjukkan dari datang dan keluarnya data uji, dan masing-masing node memegang label kelas. Node yang paling atas merupakan simpul akar. Konsepnya adalah mengubah data menjadi decision tree dan aturan-aturan keputusan (rule).

2.5. Algoritma C4.5

Pohon keputusan merupakan pendekatan divide and conquer dalam mempelajari masalah dari sekumpulan data independen yang digambarkan dalam bagan pohon (Witten, Frank, & Hall, 2011). Pohon keputusan dianggap sebagai salah satu pendekatan yang paling populer, dalam klasifikasi pohon keputusan terdiri dari sebuah node yang membentuk akar, node akar tidak memiliki inputan. Node lain yang bukan sebagai akar tetapi memiliki tepat satu inputan disebut node internal atau test node, sedangkan node lainnya dinamakan daun. Daun mewakili nilai target yang paling tepat dari salah satu kelas (Maimon & Rokach, 2010).



Gambar.1. Contoh Konsep Pohon Keputusan

Ada beberapa tahap dalam membuat sebuah pohon keputusan dengan, algoritma C4.5, yaitu (Kusrini & Luthfi, 2009):

a. Menyiapkan data training. Data training biasanya diambil dari data histori

yang pernah terjadi sebelumnya dan sudah dikelompokan ke dalam kelas-kelas tertentu.

b. Menentukan akar dari pohon. Akar akan diambil dari atribut yang terpilih, dengan cara menghitungnilai gain dari masing-masing atribut, nilai gain yang paling tinggi yang akan menjadi akar pertama. Sebelum menghitung gain dari atribut, hitung dahulu nilai entropy yaitu:

$$Entropy\ (S) = \sum_{i=1}^{n} -p_i\ log_2 p_i \quad (1)$$

Berikut ini penjelasan dari persamaan 1, dimana S adalah himpunan kasus. Variabel n adalah jumlah partisi himpunan S. Sedangkan p_i adalah jumlah sampel kelas i.

c. Kemudian hitung nilai gain dengan metode informasi gain

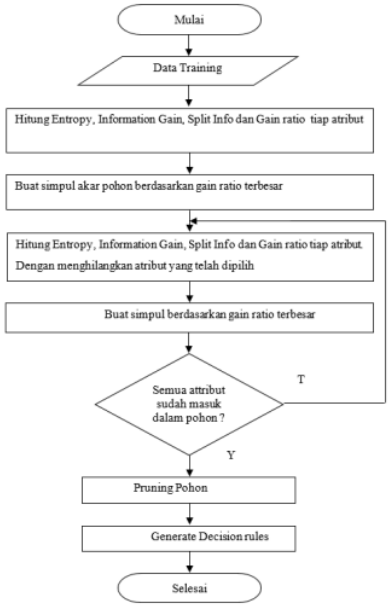
$$Gain\ (S, A) = Entropy\ (S) - \sum_{i=1}^{n} \frac{|Si|}{|S|}\ Entropy\ (Si) \quad (2)$$

Berikut ini penjelasan dari persamaan 2 dimana S adalah himpunan kasus. A adalah atribut dari S, variabel n adalah jumlah partisi atribut A. [Si] adalah jumlah kasus pada partisi ke-i sedangkan [S] adalah jumlah kasus pada S.

d. Ulangi langkah ke-2 hingga semua tupel terpartisi.

e. Proses partisi pohon keputusan akan berhenti saat:
   - Semua tupel dalam node N mendapat kelas yang sama
   - Tidak ada atribut di dalam tupel yang dipartisi lagi.
   - Tidak ada tupel di dalam cabang yang kosong.

Flowchart algoritma C4.5 bisa dilihat pada gambar 2



Gambar.2. Flowchart algoritma C4.5

3. METODE PENELITIAN

Penelitian dalam karya ilmiah ini termasuk dalam jenis penelitian kuantitatif, dataset yang digunakan adalah dataset NSL-KDD (Network Security Lab – Knowledge Discovery in Databases) yang merupakan perbaikan dari dataset KDD CUP 99 yang memiliki masalah dengan data bias, data ganda. NSL-KDD menghapus data redundan pada KDD CUP 99 yang dapat mempengaruhi performa algoritma learning.

Dataset training dan dataset testing NSL-KDD memiliki 41 fitur seperti yang ditampilkan pada tabel 1, dan 5 kelas yang terdiri dari 1 kelas trafik normal dan 4 kelas jenis serangan. Berikut ini jenis serangan pada dataset NSL-KDD :

a. DoS (Denial of Service) adalah tipe serangan yang membebani sumberdaya komputer (misalnya dengan synflood atau ping of death) sehingga komputer target mengalami system crash dan tidak mampu untuk memproses koneksi normal bahkan mengakibatkan user tidak dapat mengakses komputer tersebut.

b. R2L (remote to local) adalah tipe serangan yang bertujuan untuk mendapatkan akses sebagai pengguna sistem. R2L dilakukan oleh penyerang yang memiliki akses ke sistem dan melakukan eksploitasi untuk mendapatkan akses lokal.

c. Serangan Probe bertujuan untuk mendapatkan informasi tentang status

jaringan komputer dengan cara melakukan pemindaian terhadap komputer - komputer dalam jaringan tersebut. Informasi ini dapat digunakan oleh penyerang untuk memetakan jaringan yang berguna dalam melakukan penyerangan berikutnya.

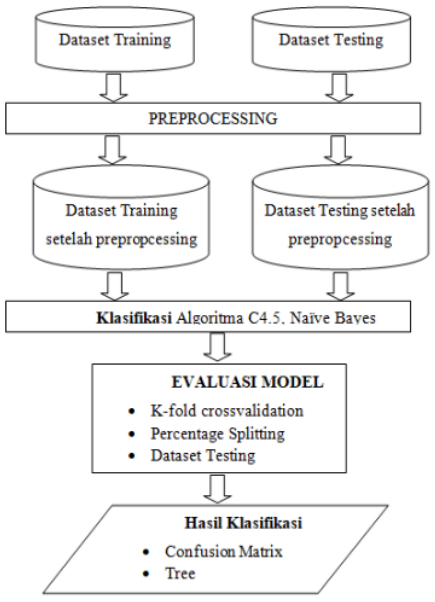
d. U2R (user to root) adalah tipe serangan yang berusaha untuk mendapatkan akses root/admin pada komputer target dengan melakukan eksploitasi celah keamanan sistem. Serangan U2R umumnya dilakukan setelah penyerang mendapatkan akses user normal ke sistem (baik melalui sniffing, social engineering, ataupun dictionary attack).

Tabel.1 Atribut Dataset NSL-KDD

No	Atribut	Type
1	duration	Numeric
2	protocol_type	Nominal
3	service	Nominal
4	flag	Nominal
5	src_bytes	Numeric
6	dst_bytes	Numeric
7	land	Biner
8	wrong_fragment	Numeric
9	urgent	Numeric
10	hot	Numeric
11	num_failed_logins	Numeric
12	logged_in	Biner
13	num_compromised	Numeric
14	root_shell	Biner
15	su_attempted	Biner
16	num_root	Numeric
17	num_file_creations	Numeric
18	num_shells	Numeric
19	num_access_files	Numeric
20	num_outbound_cmds	Numeric
21	is_hot_login	Biner
22	is_guest_login	Biner
23	count	Numeric
24	srv_count	Numeric
25	serror_rate	Numeric
26	srv_serror_rate	Numeric
27	rerror_rate	Numeric
28	srv_rerror_rate	Numeric
29	same_srv_rate	Numeric
30	diff_srv_rate	Numeric
31	srv_diff_host_rate	Numeric
32	dst_host_count	Numeric
33	dst_host_srv_count	Numeric
34	dst_host_same_srv_rate	Numeric
35	dst_host_diff_srv_rate	Numeric
36	dst_host_same_src_port_rate	Numeric
37	dst_host_srv_diff_host_rate	Numeric
38	dst_host_serror_rate	Numeric
39	dst_host_srv_serror_rate	Numeric
40	dst_host_rerror_rate	Numeric
41	dst_host_srv_rerror_rate	Numeric

3.1. DESAIN SISTEM

Pembahasan pada bagian ini meliputi tentang analisa permasalahan arsitektur sistem yang hendak dibangun. Terdiri dari beberapa tahap antara lain, pengumpulan dataset, penyusunan algoritma, dan gambaran arsitektur sistem. Secara garis besar pada gambar 3 berikut ini adalah blok diagram dari model klasifikasi serangan DoS dengan algoritma C4.5 yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 3. Blok Diagram Klasifikasi Serangan DoS dengan Algoritma C4.5

3.1.1. Preprocessing

Dalam data mining, tahap yang paling awal adalah tahap praproses atau lebih dikenal data preprocessing. Pada tahap praproses, dataset yang akan dijadikan sebagai data latih dianggap sebagai data mentah, artinya dataset tersebut harus diperiksa terlebih dahulu kelengkapannya dan proporsi jumlah label tiap kelasnya.

3.1.2. Pemilihan Attribut Dataset

Setelah dataset NSL-KDD dinilai sudah bersih, lengkap dan matang, tahap berikutnya adalah memeriksa tingkat kontribusi tiap variabel prediktor pada dataset NSL-KDD. Tingkat kontribusi suatu variabel prediktor (atribut) sebenarnya cukup memiliki banyak kriteria pilihannya, namun salah satu metode yang dapat digunakan adalah Information Gain**.** Information Gain akan meranking semua fitur variabel prediktor yang memiliki banyak informasi berdasarkan kelas tertentu.

3.1.3. Klasifikasi

Pada bagian ini akan dibahas skenario uji coba pembentukan model prediktif dataset training NSL-KDD menggunakan algoritma Decision Tree C4.5 dan algoritma naïve bayes. Beberapa teknik *validation sampling* antara lain menggunkan K-Fold, Percentage Split dan yang terakhir adalah menggunakan dataset testing.

3.1.4. Evaluasi Kinerja

Evaluasi dilakukan untuk menguji hasil klasifikasi dengan mengukur nilai kinerja dari sistem yang dibuat. Jumlah yang benar dan prediksi yang salah dirangkum dengan dipecah ke dalam kelas masing-masing. Confusion matriks pada table 2 menjadi dasar untuk memeriksa keakuratan dan kredibilitas model yang diusulkan. Beberapa parameter pengujian yang digunakan untuk evaluasi adalah:

a. Accuracy (akurasi) adalah Informasi seberapa baik algoritma klasifikasi dalam mengidentifikasi / melakukan deteksi aktivitas serangan DoS dengan benar dari suatu dataset. Atau sebagai persentase dari jumlah total prediksi yang benar. Itu dapat dihitung menggunakan persamaan 3.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

b. Recall (Sensitivitas): Sebuah model mampu melakukan deteksi sebagian besar serangan tetapi ada kalanya disertai dengan kesalahan dalam klasifikasi data sehingga beberapa aktifitas normal terdeteksi sebagai serangan. Bisa dihitung menggunakan persamaan 4

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

c. Precision (Presisi): Merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positf. Precission menjawab pertanyaan "Berapa persen trafik yang benar merupakan serangan DoS dari keseluruhan trafik yang yang diprediksi sebagai serangan DoS?" Precision dihitung menggunakan persamaan 5.

$$Precission = \frac{TP}{FP+TP} \quad (5)$$

d. F-measure atau F_1 score adalah perbandingan rata-rata presisi dan recall yang dibobotkan. F-measure Bisa dihitung menggunakan persamaan 6.

$$F_1\ Score = 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall} \quad (6)$$

e. Nilai TP, TN, FP, dan FN diperoleh dengan menggunakan confusion matrix dalam tabel 2.

Tabel 2. Confusion Matrix

Aktual	**Prediksi (hasil deteksi)**	
	Trafik Lain	**DoS**
Trafik Lain	TN	FP
DoS	FN	TP

Dari hasil prediksi di atas, hanya ada kemungkinan 4 kasus yang terjadi:

a. True Positive (TP): kasus dimana trafik diprediksi (Positif) DoS, dan memang benar (True) merupakan trafik serangan DoS
b. True Negative (TN): kasus dimana trafik diprediksi tidak (Negatif) DoS dan sebenarnya trafik tersebut memang (True) bukan DoS.
c. False Positve (FP): kasus dimana trafik yang diprediksi positif DoS, ternyata

merupakan trafik lainnya. Prediksinya salah (False).

d. False Negatif (FN): kasus dimana trafik yang diprediksi bukan DoS (Negatif), tetapi ternyata sebenarnya (TRUE) DoS.

3.2. Analisis Perbandingan Performa Algoritma

Pada bagian ini akan dibahas bagaimana analisis perbandingan performa algoritma Decision Tree dan Naïve Bayes dalam menyelesaikan klasifikasi dataset NSL-KDD dari hasil pengujian training set, validation sampling dan testing set dalam bentuk representasi grafik, agar lebih mudah untuk dipahami kondisi perbandingannya

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan desain sistem yang telah dibuat pada gambar 3, berikut ini adalah proses dan hasil dari model klasifikasi.

4.1. Preprocessing

Pada eksperimen ini, dataset NSL-KDD dikenal sebagai dataset yang memiliki imbalanced yang tinggi, proporsi jumlah label tiap kelasnya tidak seimbang, informasi tersebut ditampilkan pada tabel 3. Ketidakseimbangan tersebut dapat terjadi secara alamiah terkait dengan data capture pada trafik jaringan. Dataset NSL-KDD ini terdiri dari 41 fitur sebagai variabel prediktor dan 1 fitur sebagai label kelas, dimana label ini terdiri dari 5 kelas.

Tabel 3. Himpunan Kelas Pada Dataset NSL-KDD

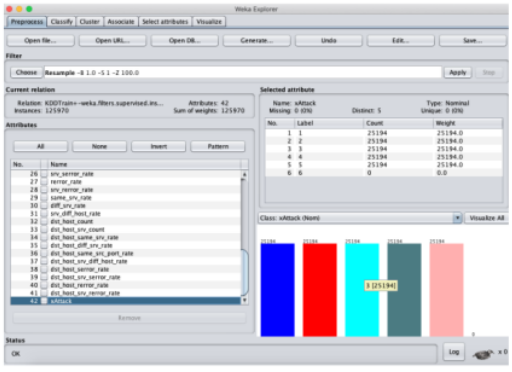
Label	Jenis Trafik	Jumlah Data
1	DoS	45.927
2	U2r	52
3	R2L	995
4	Probe	11.565
5	Normal	67.343
Total		125.970

Dari informasi pada tabel 3, menunjukkan jumlah proporsi kelas tidak seimbang, ada suatu kelas yang akan mendominasi terhadap kelas lain yang jumlahnya minoritas. Ketidakseimbangan data akan menyebabkan juga terhadap kualitas model prediktif yang terbentuk. Oleh karena itu, salah satu cara untuk menyeimbangkan jumlah proporsi kelas ini dapat menggunakan teknik resampling dataset.

Berikut Langkah-langkah untuk melakukan praproses dataset NSL-KDD menggunakan WEKA. Pilih Preprocess > Filter > weka > supervised > instance > Resample. Setelah *class Resample* berhasil dipilih, user perlu mengatur nilai pada tiap parameter, antara lain yang perlu diubah adalah *biasToUniformClass*.

Secara default biasToUniformClass bernilai 0, yang artinya distribusi kelas mengikuti data asli. Maka, ini perlu diubah menjadi 1, agar distribusi kelas menjadi seragam (*uniform*). Selain itu ada parameter *sampleSizePercent*, artinya parameter ini mengatur jumlah persentase ukuran sampel. Secara default, parameter ini mengatur ukuran sampel apakah akan dibentuk 100% menyesuaikan sejumlah data latih, namun dengan jumlah sampel pada tiap kelas didistribusikan secara proporsional.

Terlihat pada Gambar 4, proporsi masing-masing kelas sudah seimbang dimana tiap kelas memiliki 25.194 sampel dan jika semua kelas dijumlahkan terdapat 125.970 sampel. Sehingga, jumlah total sampel pada dataset NSL-KDD original sebanding dengan total sampel dari hasil *resampling* dataset. Selain itu, praproses berikutnya yakni dapat diperiksa juga apakah tiap fitur variabel prediktor memiliki *missing values* (nilai yang hilang pada suatu kolom) atau tidak, ini dapat diketahui pada bagian tengah-kanan dimana terdapat kotak keterangan *Missing*. Setelah dilakukan pemeriksaan, seluruh fitur variabel prediktor dataset NSL-KDD ini tidak ditemukan *missing values,* dataset NSL-KDD sudah lengkap dan siap untuk diproses pada tahapan data mining berikutnya.



Gambar 4. Hasil dari Resampling Dataset

4.2. Pemilihan Attribut Dataset

Setelah dataset NSL-KDD dinilai sudah bersih, lengkap dan matang, tahap berikutnya adalah memeriksa tingkat kontribusi tiap variabel prediktor pada dataset NSL-KDD. Tingkat kontribusi suatu variabel prediktor (atribut) sebenarnya cukup memiliki banyak kriteria pilihannya, namun salah satu metode yang dapat digunakan adalah Information Gain**.** Information Gain akan meranking semua fitur variabel prediktor yang memiliki banyak informasi berdasarkan kelas tertentu.

Dari hasil seleksi fitur kemudian dipilih atribut yang memiliki information gain dengan rank minimal 0,3, nilai tersebut didapat dari penelitan yang dilakukan oleh Wahba et al. (2015) dimana dengan menggunakan nilai minimum 0,3 mendapatkan nilai F-Measurement 97% dan nilai False Positive Rate 0,0002. Semakin besar nilai information gain menunjukkan bahwa fitur tersebut memiliki informasi yang cukup untuk menjadi pembeda suatu kelas dengan kelas lainnya. Artinya fitur tersebut mampu menjadi pembeda yang baik berdasarkan informasi yang dimiliki terhadap kemampuannya untuk mengetahui label kelas mana yang akan diberikan terhadap suatu sampel, apakah sampel tersebut dikategorikan sebagai normal, serangan DoS, R2L, Probe, ataukah U2R. Tabel 4 adalah hasil seleksi fitur menggunakan Information Gain dengan rank minimal 0,3

Tabel 4. Hasil Seleksi Fitur Mengunakan Information Gain

No	Atribut	Info Gain
1	src_bytes	1,7224953
2	service	1,4249902
3	dst_bytes	1,2654104
4	dst_host_srv_count	0,8905503
5	Count	0,7787368
6	dst_host_diff_srv_rate	0,7710881
7	flag	0,6685034
8	diff_srv_rate	0,6288258
9	dst_host_same_srv_rate	0,6160042
10	duration	0,596637
11	logged_in	0,5962376
12	srv_count	0,5838663
13	same_srv_rate	0,5814449
14	dst_host_srv_diff_host_rate	0,5739405
15	dst_host_same_src_port_rate	0,5561776
16	dst_host_count	0,5359894
17	dst_host_serror_rate	0,5332946
18	serror_rate	0,4921024
19	dst_host_srv_serror_rate	0,4837378
20	srv_serror_rate	0,4168605
21	hot	0,4040321
22	dst_host_rerror_rate	0,3447886

Tabel 5 adalah daftar atribut yang relevan dengan serangan DoS dalam dataset NSL-KDD, hasil dari penelitian S. Das et al. (2019). Ada kemungkinan bahwa atribut yang relevan dengan serangan DoS memiliki nilai gain yang rendah, karena jumlah sampel dari atribut tersebut tidak banyak. Sebagai contoh atribut *land* yang relevan dengan serangan serangan DoS. Dalam dataset NSL-KDD yang berjumlah 125.970 record, hanya 12 record yang relevan dengan serangan jenis land. Serangan land (Local Area Network Denial) yaitu serangan yang mengirimkan paket spoofed TCP SYN di mana IP dan port sumber dan tujuan diatur agar identik. Saat mesin target mencoba membalas, ia memasuki loop, berulang kali mengirim balasan ke dirinya sendiri yang akhirnya menyebabkan mesin korban crash.

Tabel 5. Daftar Atribut yang Relevan dengan Serangan DoS

Jenis Serangan	ATRIBUT
Land	7
Smurf	2, 3, 5, 23, 24, 27, 28, 36,
Neptune	40, 4
Teardrop	4, 25, 26, 29, 30, 33, 34, 35, 38, 39
Back	8
	10, 13
Total Atribut	2, 3, 4, 5, 7, 8, 10, 13, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 33, 34, 35, 36, 38, 39, 40, 41

Setelah atribut dipilih berdasarkan rank minimal 0,3 yang ada pada tabel 4, langkah selanjutnya dikombinasikan dengan atribut yang relevan dengan serangan DoS yang ada pada tabel 5. Hasil seleksi fitur dengan information gain minimal 0.3, digabung dengan atribut yang relevan dengan serangan DoS. Hasil penggabungan kedua metode seleksi fitur ditampilkan pada tabel 6. Dataset baru yang berisikan atribut dalam tabel 6 inilah yang digunakan dalam proses klasifikasi.

Tabel 6. Atribut Hasil Penggabungan Information Gain Dan Fitur Yang Relevan

No	Atribut	Info Gain	Nomor atribut
1	src_bytes	1,7224953	5
2	service	1,4249902	3
3	dst_bytes	1,2654104	6
4	dst_host_srv_count	0,8905503	33
5	count	0,7787368	23
6	dst_host_diff_srv_rate	0,7710881	35
7	flag	0,6685034	4
8	diff_srv_rate	0,6288258	30
9	dst_host_same_srv_rate	0,6160042	34
10	duration	0,596637	1
11	logged_in	0,5962376	12
12	srv_count	0,5838663	24
13	same_srv_rate	0,5814449	29
14	dst_host_srv_diff_host_rate	0,5739405	37
15	dst_host_same_src_port_rate	0,5561776	36
16	dst_host_count	0,5359894	32
17	dst_host_serror_rate	0,5332946	38
18	serror_rate	0,4921024	25
19	dst_host_srv_serror_rate	0,4837378	39
20	srv_serror_rate	0,4168605	26
21	hot	0,4040321	10
22	dst_host_rerror_rate	0,3447886	40
23	num_compromised	0,2201266	13
24	protocol_type	0,2138473	2
25	rerror_rate	0,1991771	27
26	srv_rerror_rate	0,1395893	28
27	wrong_fragment	0,0109763	8
28	land	0,0002212	7

4.3. Klasifikasi dan Evaluasi Kinerja

Pada bagian ini akan dibahas skenario uji coba menggunakan aplikasi WEKA untuk pembentukan model prediktif dengan *training* data dataset NSL-KDD menggunakan algoritma Decision Tree C4.5 dan Naïve Bayes sebagai perbandingan, beberapa teknik *validation sampling* antara lain:

- K-fold cross validation: Membagi data training menjadi k buah partisi, dimana k adalah nilai fold. Untuk tiap partisi, akan dijadikan data test dari hasil klasifikasi yang dihasilkan dari k-1 partisi sebelumnya. Misal k=5, maka akan ada 5 test, tiap k akan menjadi dataset testing 1 kali dan dataset training 4 kali. Lalu nilai yang didapat akan di rata-rata.
- Percentage Splitting: Hasil klasifikasi akan diuji tes menggunakan k % dari dataset tersebut, dimana k adalah input dari user.
- Menggunakan dataset testing yang berisi trafik Normal, R2L, Probe, U2R dan serangan DoS. Dataset ini benar-benar berbeda dari dataset training.

Dari hasil pengujian menggunakan dataset testing yang berisi 22.543 sampel. Performa model prediktif yang selama fase testing berdasarkan confusion matrix untuk semua jenis trafik ditampilkan pada tabel 7.

Tabel 7
Confusion Matrix Klasifikasi C4.5 Dengan Data Uji Baru

Aktual	Prediksi (hasil deteksi)				
	DoS	U2R	R2L	Probe	Normal
DoS	5.609	0	83	436	1.328
U2R	0	14	20	110	58
R2L	1	4	79	55	2.615
Probe	165	1	2	1.838	415
Normal	6	7	14	236	9.367

Dari data awal, serangan DoS sebanyak 7.456 sampel, berhasil diprediksi dengan tepat (True Positive) sebanyak 5.609 sampel. Sedangkan 1.847 sampel diprediksi sebagai trafik lainnya (False Negative). Kesalahan prediksi terbagi menjadi, 1.328 sampel di prediksi sebagai trafik normal, 436 sampel diprediksi sebagai serangan probe, 83 sampel diprediksi serangan R2L. Sedangkan kesalahan prediksi trafik lainnya tapi diprediksi serangan DoS (False Positive) sebanyak 252 sampel yang terdiri dari 165 sampel serangan Probe, 86 trafik normal, 1 sampel serangan R2L.

Tabel 8
Confusion Matrix Serangan Dos Dengan Dataset Testing

Aktual	Prediksi (hasil deteksi)	
	Trafik Lain	DoS
Trafik Lain	14.835	252
DoS	1.847	5.609

Sebagai evaluasi hasil klasifikasi untuk serangan DoS, dilakukan perhitungan akurasi, sensitivitas, presisi dan F-measure berdasarkan confusion matrix yang ditampilkan pada tabel 8.

1. Perhitungan akurasi menggunakan persamaan (3)
$$Akurasi = \frac{5.609 + 14.835}{5.609 + 14.835 + 252 + 1847}$$
$$Akurasi = 0{,}906889056$$

2. Perhitungan presisi menggunakan persamaan (4)
$$Presisi = \frac{5.609}{5.609 + 252}$$
$$Presisi = 0{,}957003924$$
3. Perhitungan Sensitivitas (Recall) menggunakan persamaan (5)

$$Recall = \frac{5.609}{5.609 + 1.847}$$
$$Recall = 0{,}752280043$$

4. Perhitungan F-measure (F_1) menggunakan persamaan (5)

$$F_1 = 2 * \frac{0.957003924 * 0.752280043}{0.957003924 + 0.752280043}$$
$$F_1 = 0{,}842381918$$

Dari perhitungan diatas didapatkan nilai akurasi 90%, presisi 95,7% tetapi sensitivitas (recall) turun di 75%. Hal ini menunjukkan bahwa dalam memisahkan trafik serangan DoS dengan trafik lainnya, tingkat keberhasilannya adalah 75%. Walaupun tidak telalu buruk, tetapi dalam melakukan klasifikasi antara trafik serangan DoS dan trafik lainnya, nilai sensitivitas dituntut untuk bisa lebih tinggi, agar trafik DoS tidak dianggap trafik yang normal atau trafik lainnya. Evaluasi terhadap dataset training dan dataset testing perlu dilakukan agar model yang terbentuk dari proses pelatihan mampu mengenali dengan baik jika ada data terbaru dari karakteristik trafik.

Adapun hasil dari klasifikasi C4.5 secara keseluruhan dapat dilihat pada tabel 9. Terlihat perbedaan akurasi yang cukup signifikan antara training set, validation sampling dan testing, dimana rata-rata akurasi pada validation sampling mencapai >=99,97% namun pada testing hanya mencapai >=90,68%. Hal ini biasa terjadi dalam bidang *machine learning* yang dikenal *overfitting,* artinya model prediktif yang terbentuk pada fase pelatihan mampu merepresentasikan prediksi label data latih secara general, namun belum mampu merepresentasikan secara baik terhadap prediksi label data uji baru yang mungkin mempunyai karakteristik berbeda dengan data latih sebelumnya.

Tabel 9
Hasil Uji Coba C4.5 Menggunakan Training Set, Validation Sampling dan Testing Set

Pengujian	Accuracy %	Precision %	Recall %	F-Measure %	Time taken to build model (sec)
Training set	99,99	99,9	99,84	99,9	09,82
K-Fold = 5	99,98	99,96	99,96	99,96	10,33
Percentage Split 70:30	99,97	99,93	99,96	99,94	13,76
Testing set	90,68	95,70	75,23	84,23	14,26

Uji coba selanjutnya menggunakan aplikasi WEKA untuk pembentukan model prediktif dengan training data dataset NSL-KDD menggunakan algoritma naïve bayes. Menggunakan beberapa teknik validation sampling antara lain menggunkan K-Fold, Percentage Split dan yang terakhir adalah testing data. Adapun hasil dari uii coba dengan naïve bayes dapat dilihat pada table 10

Tabel 10
Hasil Uji Coba Algoritma Naïve Bayes, Berdasarkan Training Set, Validation Sampling & Testing Set

Pengujian	Accuracy %	Precision %	Recall %	F-Measure %	Time taken to build model (sec)
Training set	97,81	94,45	94,64	94,55	1,12
K-Fold = 5	97,84	94,57	94,64	94,6	1,19
Percentage Split 70:30	97,77	94,69	94,28	94,49	2
Testing set	86,56	85,99	70,92	77,73	0,93

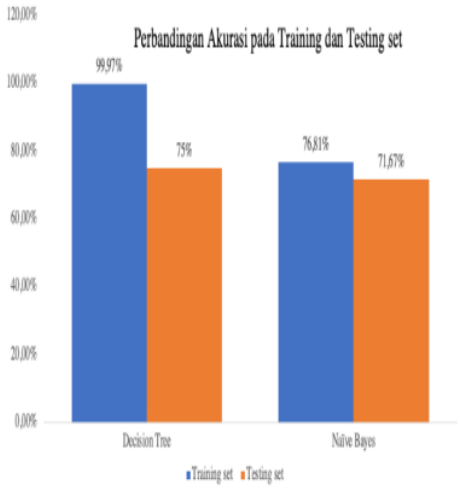
Secara keseluruhan uji coba, keunggulan dari algoritma naïve bayes adalah pembentukan model yang relatif singkat yakni hanya membutuhkan waktu < = 2 detik. Tetapi tingkat akurasi, presisi dan recall dalam melakukan klasifikasi trafik serangan DoS dengan trafik lainnya, lebih rendah dari algoritma C4.5.

4.4. Analisis Perbandingan Performa Algoritma Decision Tree dan Naïve Bayes

Pada bagian ini akan dibahas bagaimana analisis perbandingan performa algoritma Decision Tree dan Naïve Bayes dalam

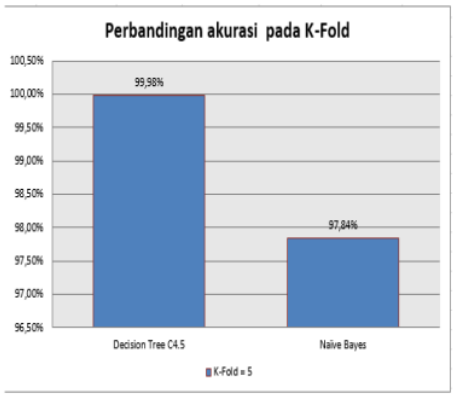
menyelesaikan klasifikasi dataset NSL-KDD dari hasil pengujian training set, validation sampling dan testing set dalam bentuk representasi grafik, agar lebih mudah untuk dipahami kondisi perbandingannya.

Pada gambar 5 terlihat perbandingan performa akurasi algoritma C4.5 mengungguli performa algoritma Naïve Bayes baik dalam fase training dan testing set. Perbedaan yang cukup signifikan di antara keduanya dimana Decision Tree mencapai akurasi >= 99,97%, sedangkan algoritma Naïve Bayes mencapai akurasi >= 97,77% pada fase training set. Pada fase testing set, algoritma Decision Tree mencapai akurasi 90,68% sedangkan algoritma Naïve Bayes hanya mencapai 86,56%.



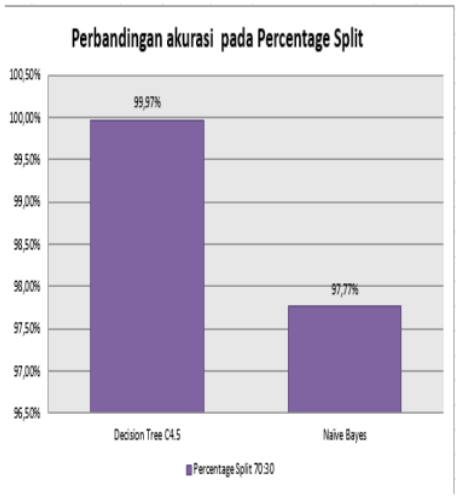
Gambar.5. Grafik Perbandingan Performa Akurasi Algoritma Decision Tree dan Naïve Bayes Pada Training dan Testing Set

Pada gambar 6 terlihat perbandingan akurasi yang cukup signifikan antara algoritma Decision Tree dan Naïve Bayes saat pengujian menggunakan validation sampling K-Fold. Algoritma C4.5 dapat mencapai akurasi 99,98% pada K-Fold=5, sedangkan algoritma Naïve Bayes mencapai akurasi 97,84 %



Gambar.6. Grafik Perbandingan Performa Akurasi Algoritma Decision Tree dan Naïve Bayes Pada Training dan Testing Set

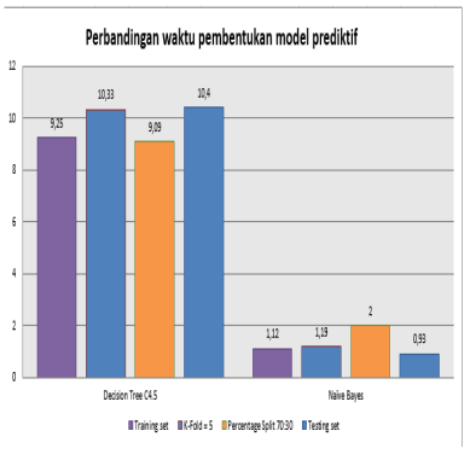
Gambar 7 adalah perbandingan akurasi antara algoritma Decision Tree C4.5 dan Naïve Bayes saat pengujian menggunakan validation sampling Percentage Split 70:30. Algoritma Decision Tree dapat mencapai akurasi >= 99,97%, sedangkan algoritma Naïve Bayes mencapai akurasi >=97,77%.



Gambar 7. Grafik perbandingan performa akurasi C4.5 dan Naïve Bayes pada validation sampling Percentage Split

Gambar 8 adalah perbandingan waktu pembentukan model, terdapat perbedaan hasil yang sangat signifikan, karena algoritma Decision Tree C4.5 cukup banyak

membutuhkan waktu dengan rentang waktu 9,25 hingga 10,4 detik dibandingkan algoritma Naïve Bayes yang hanya membutuhkan waktu 0,93 hingga 2 detik.



Gambar.8. Grafik Perbandingan Waktu Pembentukan Model Prediktif pada Algoritma Decision Tree dan Naïve Bayes

5. KESIMPULAN

Dari hasil seluruh uji coba yang telah dilakukan dapat diambil beberapa kesimpulkan. Algoritma Decision Tree C4.5 memberikan performa akurasi, presisi, sensitivitas yang sangat baik dalam membangun sebuah model prediktif pada dataset NSL-KDD namun harus membutuhkan waktu komputasi yang lebih lama. Terjadi perbedaan akurasi yang signifikan saat melakukan proses dengan algoritma C4.5 menggunakan dataset training yang akurasinya dalam melakukan prediksi serangan DoS mencapai >= 99,8 % dibandingkan menggunakan dataset testing yang akurasinya 90,68 %. Hal ini biasa terjadi dalam bidang machine learning yang dikenal overfitting, artinya model prediktif yang terbentuk pada fase pelatihan mampu merepresentasikan prediksi label data latih secara general, namun belum mampu merepresentasikan secara baik terhadap prediksi label data uji baru yang mungkin mempunyai karakteristik berbeda dengan data latih sebelumnya. Algoritma Naïve Bayes memberikan performa akurasi, presisi, sensitivitas dibawah algoritma C4.5 dalam membangun sebuah model prediktif namun memiliki kelebihan dengan waktu komputasi yang relatif singkat.

6. REFERENSI

Andri Andri, Yesi Novaria Kunang, Sri Murniati. 2013, *Implementasi Teknik Data Mining Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa Pada Universitas Bina Darma Palembang*, ISSN: 1979-2328, pp. A-57

A. R. Yusof, N. I. Udzir, A. Selamat, H. Hamdan and M. T. Abdullah., 2017. *Adaptive feature selection for denial of services (DoS) attack*. IEEE Conference on Application, Information and Network Security (AINS), Miri, 2017, pp. 81-84.

Eko Prasetyo. 2014. *Data Mining: Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi Offset

Han, J. & M. Kamber., 2006. *Data Mining Concepts and Techniques Second Edition*. San Francisco: Morgan Kaufmann.

Imperva.com. Nadav, Avishay, Johnathan, Kim. 2019 Global DDoS Threat Landscape Repor. 04 Februari 2020. [Diakses 23 Maret 2020]. Diakses dari https://www.imperva.com/blog/2019-global-ddos-threat-landscape-report/

Kawelah, Wathq & Abdala, Ahmed., 2019. *A Comparative Study on Machine Learning Tools Using WEKA and Rapid Miner with Classifier Algorithms C4.5 and Decision Stump for Network Intrusion Detection*. European Academic Research. 7. 852-861.

Khan, Suleman & Gani, Abdullah & Wahid, Ainuddin & Singh, Prem., 2017. *Feature Selection of Denial-of-Service Attacks Using Entropy and Granular Computing*. Arabian Journal for Science and Engineering. 43. 499-508. 10.1007/s13369-017-2634-8.

Kusrini, luthfi taufiq Emha. 2009. *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta: Andi Offset

Maimon, O., & Rokach, L. 2010. *Data Mining and Knowledge Discovery*

Handbook. London: Springer Science + Business Media

S. Das, A. M. Mahfouz, D. Venugopal and S. Shiva., 2019. *DDoS Intrusion Detection Through Machine Learning Ensemble*. *2019 IEEE 19th International Conference on Software Quality, Reliability and Security Companion (QRS-C)*, Sofia, Bulgaria, pp. 471-477, doi: 10.1109/QRS-C.2019.00090

Santosh Kumar Pydipalli, Srikanth Kasthuri, Jinu., 2018. *DDos Detection System Using C4.5 Decision Tree Algorithm*. International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)

T. Mehmood and H. B. M. Rais., 2016. *Machine learning algorithms in context of intrusion detection*. 2016 3rd International Conference on Computer and Information Sciences (ICCOINS), Kuala Lumpur, pp. 369-373.

Unb.ca. unb.ca. NSL-KDD dataset. [Diakses 03 Maret 2020]. Diakses dari https://www.unb.ca/cic/datasets/nsl.html

Wahba, Y., ElSalamouny, E., & ElTaweel, G. 2015. *Improving the Performance of Multi-class Intrusion Detection Systems using Feature Reduction*. ArXiv, abs/1507.06692.

Identifikasi Serangan Denial Of Service (Dos) Di Jaringan Dengan Algoritma Decision Tree C4.5

ORIGINALITY REPORT

20%	%	%	20%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Submitted to Rochester Institute of Technology Student Paper	4%
2	Submitted to Universitas Brawijaya Student Paper	3%
3	Submitted to UIN Sultan Syarif Kasim Riau Student Paper	2%
4	Submitted to Universitas Dian Nuswantoro Student Paper	2%
5	Submitted to Sriwijaya University Student Paper	2%
6	Submitted to Nottingham Trent University Student Paper	1%
7	Submitted to UIN Syarif Hidayatullah Jakarta Student Paper	1%
8	Submitted to Academic Library Consortium Student Paper	1%
	Submitted to Staffordshire University	

9	Student Paper	1 %
10	Submitted to Rajiv Gandhi Proudyogiki Vishwavidyalaya Student Paper	1 %
11	Submitted to ABV-Indian Institute of Information Technology and Management Gwalior Student Paper	<1 %
12	Submitted to Salalah College of Technology Student Paper	<1 %
13	Submitted to Politeknik Negeri Bandung Student Paper	<1 %
14	Submitted to King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang Student Paper	<1 %
15	Submitted to Universitas Atma Jaya Yogyakarta Student Paper	<1 %
16	Submitted to Queensland University of Technology Student Paper	<1 %
17	Submitted to Universitas Gunadarma Student Paper	<1 %
18	Submitted to University of Central Lancashire Student Paper	<1 %

19	Submitted to Universitas Pendidikan Ganesha Student Paper	<1%
20	Submitted to Universitas Nasional Student Paper	<1%

Exclude quotes	Off	Exclude matches	Off
Exclude bibliography	Off		

Identifikasi Serangan Denial Of Service (Dos) Di Jaringan Dengan Algoritma Decision Tree C4.5

GRADEMARK REPORT

FINAL GRADE

/0

GENERAL COMMENTS

Instructor

PAGE 1

PAGE 2

PAGE 3

PAGE 4

PAGE 5

PAGE 6

PAGE 7

PAGE 8

PAGE 9

PAGE 10

PAGE 11

PAGE 12

PAGE 13

PAGE 14