MODEL KLASIFIKASI SITUS WEB BERBAHAYA MENGGUNAKAN ALGORITME POHON KEPUTUSAN C5.0 UNTUK MENDUKUNG PROGRAM INTERNET CAKAP

ALVIN REINALDO
RESTU TRIADI
ALIF HILMI AKBAR
MUHAMMAD FARID MARZUQ
AHMAD MAULVI ALFANSURI

DEPARTEMEN ILMU KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT PERTANIAN BOGOR
BOGOR
2018

ABSTRAK

ALVIN REINALDO, RESTU TRIADI, ALIF HILMI AKBAR, MUHAMMAD FARID MARZUQ, dan AHMAD MAULVI ALFANSURI. Model Klasifikasi Situs Web Menggunakan Algoritme Pohon Keputusan C5.0 untuk Mendukung Program Internet Cakap. Di bawah bimbingan YENI HERDIYENI.

Indonesia adalah salah satu negara dengan pengguna internet terbesar di dunia. Pada tahun 2016, Indonesia menempati peringkat ke-10 dalam urutan negara-negara pengguna internet terbanyak di dunia. Sayangnya, masih banyak pengguna internet yang tidak sadar tentang keamanan di internet. Hal ini tentu dapat membahayakan pengguna internet mengingat kejadian kejahatan siber di Indonesia tertinggi kedua di dunia setelah Jepang. Pada penelitian ini akan dibuat model klasifikasi situs web menggunakan algoritme pohon keputusan C5.0. Algoritme ini dapat mengatasi banyak *instance* dan atribut baik dalam bentuk numerik maupun kategorik. Model klasifikasi tersebut mudah dibaca sehingga mudah dalam mengimplementasikan modelnya untuk menyaring situs web berbahaya. Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan situs web berbahaya dan aman menggunakan algoritme pohon keputusan C5.0. Pada penelitian ini dilakukan *encoding* data karena beberapa karakter pada data tidak dapat diterima oleh *package* `C50`. Model terbaik dari pohon keputusan memiliki tingkat akurasi sebesar 98.32% sehingga penelitian tidak perlu diiterasi.

Kata kunci: C5.0, klasifikasi, pohon keputusan, situs aman, situs berbahaya

ABSTRACT

ALVIN REINALDO, RESTU TRIADI, ALIF HILMI AKBAR, MUHAMMAD FARID MARZUQ, and AHMAD MAULVI ALFANSURI. Websites Classification Model Using C5.0 Decision Tree Algorithm for Supporting Internet Cakap Program. Supervised by YENI HERDIYENI.

Indonesia is one of the countries with the largest internet users in the world. In 2016 Indonesia was ranked 10th of the most internet user countries in the world. Unfortunately, there are still many internet users who are not aware of security on the internet. This case certainly can endanger internet users considering Indonesia is the second highest occurence of cyber crime in the world after Japan. This research will create malicious websites classification model using the C5.0 decision tree algorithm. The algorithm can handle many instance and attribute in both numerical and categorical types. The classification model is easy to read so it is easy to implement the model to filter malicious websites. This research suceeded classify malicious and benign websites using the C5.0 decision tree algorithm. In this research data encoding is done because some characters in the data cannot accepted by the `C50` package. The best model of the decision tree has an accuracy rate of 98.32% so the research does not need to be iterated.

Keywords: C5.0, classification, decision tree, benign website, malicious website

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR LAMPIRAN

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Indonesia adalah salah satu negara dengan pengguna internet terbesar di dunia. Menurut data ITU (2018), pada tahun 2016 Indonesia menempati peringkat ke-10 dalam urutan negara-negara pengguna internet terbanyak di dunia. Sedangkan survei yang dilakukan oleh APJII (2017) menyebutkan bahwa pada tahun 2017 pengguna internet di Indonesia sebanyak 143,26 juta orang dengan tingkat penetrasi internet sebesar 54,86%. Sayangnya, masih banyak pengguna internet yang tidak sadar tentang keamanan di internet. Menurut data APJII (2017), masih ada 34,02% pengguna internet yang tidak sadar bahwa data pengguna dapat diambil melalui internet. Selain itu masih ada 16,02% pengguna internet yang tidak sadar bahwa penipuan dapat terjadi melalui internet. Hal ini tentu dapat membahayakan pengguna internet mengingat kejadian kejahatan siber di Indonesia tertinggi kedua di dunia setelah Jepang (Rizki 2018).

Saat ini pemerintah melalui Kementerian Komunikasi dan Informatika (Kemkominfo) telah meluncurkan program Internet Cakap (Cerdas, Kreatif, dan Produktif). Program ini diluncurkan untuk meningkatkan potensi generasi muda untuk lebih cerdas memilih konten, kreatif menciptakan karya baru, serta produktif untuk mendapatkan manfaat (Kemkominfo Ditjen Aptika DPI 2015). Selain Internet Cakap, Kemkominfo juga meluncurkan program Agen Perubahan Informatika (API). API adalah penggerak revolusi mental di bidang informatika yang dimotori oleh Relawan Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIK) (Kemkominfo Ditjen Aptika DPI 2018). Relawan TIK dapat menggunakan dan memanfaatkan TIK dan internet secara cerdas, kreatif, dan produktif serta dapat mempromosikan, menularkan, serta memberikan edukasi kepada masyarakat di bidang informatika. Sayangnya, baik program Internet Cakap maupun API, tidak menekankan literasi keamanan internet. Padahal pemahaman mengenai keamanan internet sangat penting terutama bagi pengguna internet awam.

Berdasarkan paparan di atas terlihat bahwa pemahaman masyarakat mengenai keamanan internet masih kurang, sehingga perlu dilakukan upaya agar masyarakat dapat terhindar dari situs-situs yang berbahaya. Beberapa penelitian telah dilakukan dalam mengklasifikasikan situs-situs berbahaya. Xu et al. (2013) melakukan klasifikasi dengan mengambil fitur dari berbagai lapisan situs web, sehingga dapat memperkecil hambatan dalam mendeteksi situs berbahaya. Pada penelitian tersebut didapatkan 105 fitur *application-layer* dengan 4 sub kelas dan 19 fitur *network-layer* dengan 3 sub kelas. Pada penelitian tersebut juga didapat fitur-fitur yang signifikan menggunakan algoritme *principal component analysis* (PCA) serta `CfsSubsetEval` dan `InfoGainAttributeEval` pada perangkat lunak Weka. Fitur yang paling sering muncul pada proses seleksi fitur tersebut adalah `URL_Length`, `HTTPHead_server`, dan `Duration`. Penelitian lanjutan dilakukan oleh Urcuqui et al. (2017) untuk mengklasifikasikan situs-situs berbahaya. Pada penelitian tersebut juga diseleksi fitur-fitur yang signifikan. Fitur-fitur yang digunakan yaitu `URL_Length`, `Number_Special_Characters`, `Charset`, `Server`, `Content_Length`, `Whois_Country`, `Whois_Statepro`, `Whois_Regdate`, `Whois_Updated_Date`, `TCP_Conversation_Exchange`, `Dist_Remote_TCP_Port`, `Remote_IPS`, `App_Bytes`, `Source_App_Packets`,

`Remote_App_Packets`, `App_Packets`, dan `DNS_Query_Times`. Pada penelitian tersebut dilakukan perbandingan akurasi antara algoritme *support vector machine* (SVM), regresi logistik, naïve Bayes, dan J48 (*package* algoritme C4.5 pada perangkat lunak Weka). Pada penelitian tersebut akurasi tertinggi didapatkan dengan menggunakan algoritme J48.

Algoritme lain yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi adalah algoritme pohon keputusan C5.0. Algoritme ini dapat mengatasi banyak *instance* dan variabel baik dalam bentuk numerik maupun kategorik. Model klasifikasi algoritme pohon keputusan C5.0 dapat disajikan dalam bentuk pohon keputusan atau kumpulan aturan *if-then* (Munawaroh et al. 2013). Model tersebut mudah dibaca sehingga mudah dalam mengimplementasikan modelnya untuk menyaring situs web berbahaya.

Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dibuat model klasifikasi situs web berbahaya. Penelitian ini menggunakan algoritme pohon keputusan C5.0. Hasil penelitian ini diharapkan dapat digunakan untuk mendukung program Internet Cakap yang diluncurkan oleh Kementerian Komunikasi dan Informatika.

Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, perumusan masalah dalam penelitian ini adalah: Bagaimana mengklasifikasikan situs web berbahaya dengan menggunakan algoritme pohon keputusan C5.0?

Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah membuat model klasifikasi situs web berbahaya dengan menerapkan algoritme pohon keputusan C5.0

Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat digunakan sebagai acuan dalam mengklasifikasikan situs web berbahaya, sehingga dapat mendukung program Internet Cakap dengan membuat internet lebih aman bagi penggunanya.

Ruang Lingkup Penelitian

Ruang lingkup penelitian ini

1 Data diperoleh dari situs Kaggle yang diunggah oleh akun Christian Urcuqui. Data tersebut berjudul “Malicious and benign websites: classify by application and network features”. Data yang digunakan adalah versi ketiga yang diunggah pada tanggal 9 April 2018
2 Implementasi algoritme C5.0 menggunakan *package* `C50` yang terdapat pada perangkat lunak RStudio.

TINJAUAN PUSTAKA

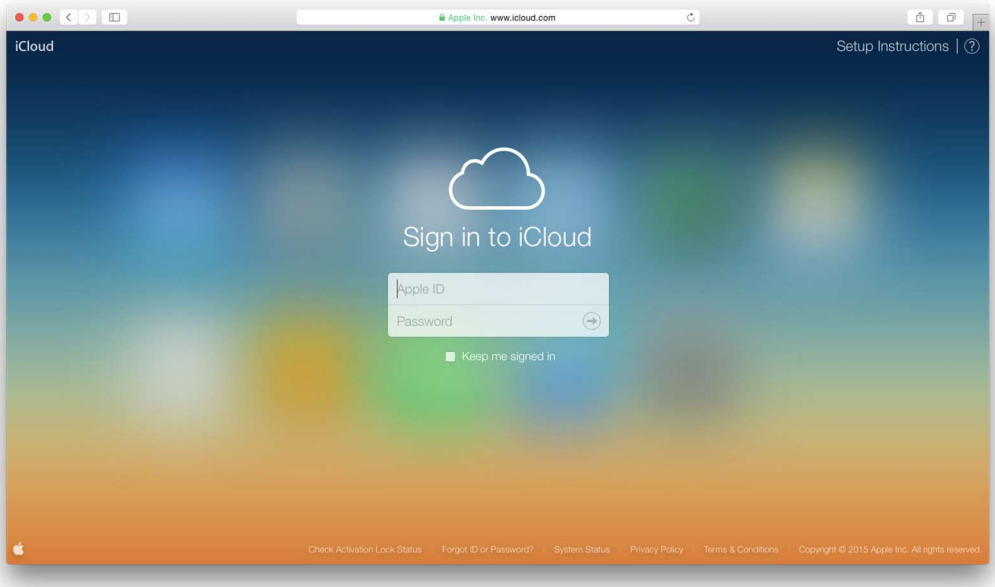
Situs Web

Mengacu pada kamus Merriam-Webster (2018), situs web (*website*) adalah sekumpulan halaman *world wide web* (www) yang biasanya mengandung *hyperlink* satu sama lain dan disediakan oleh individu, perusahaan, lembaga pendidikan, pemerintah, atau organisasi. Situs web dapat diakses melalui jaringan *internet protocol* (IP) publik atau *local area network* (LAN) pribadi dengan merujuk ke *uniform resource locator* (URL) yang mengidentifikasikan situs web tersebut. URL biasanya disebut dengan alamat web.

Tidak semua situs web aman untuk diakses. Ada situs web yang aman (*benign website*) dan ada yang berbahaya (*malicious website*). Situs web berbahaya adalah situs yang mencoba memasang *malware* ke dalam perangkat (Symantec Corporation 2018). *Malware* adalah istilah umum untuk operasi apa pun yang dapat mengganggu operasi komputer, mengumpulkan informasi pribadi, atau bahkan mendapatkan akses penuh dari komputer. Situs web berbahaya diperkirakan akan tetap ada di masa mendatang karena sulitnya mencegah sebuah situs web disusupi atau diretas.

Contoh kasus yang pernah terjadi adalah tersebarnya foto-foto pribadi beberapa artis Hollywood seperti Jennifer Lawrence, Kate Upton, Mary Elizabeth Winstead, dan lain-lain (McCormack et al. 2014). Foto-foto tersebut diduga berasal dari akun iCloud pribadi masing-masing artis. Peretas akun tersebut mengirimkan pesan palsu berisikan permintaan untuk masuk ke dalam akun iCloud menggunakan *link* palsu. Contoh pesan palsu dapat dilihat pada Gambar 1. Artis-artis tersebut diduga tertipu oleh pesan palsu sehingga data pribadi mereka tercuri. Perbandingan contoh situs iCloud asli dan palsu dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3.

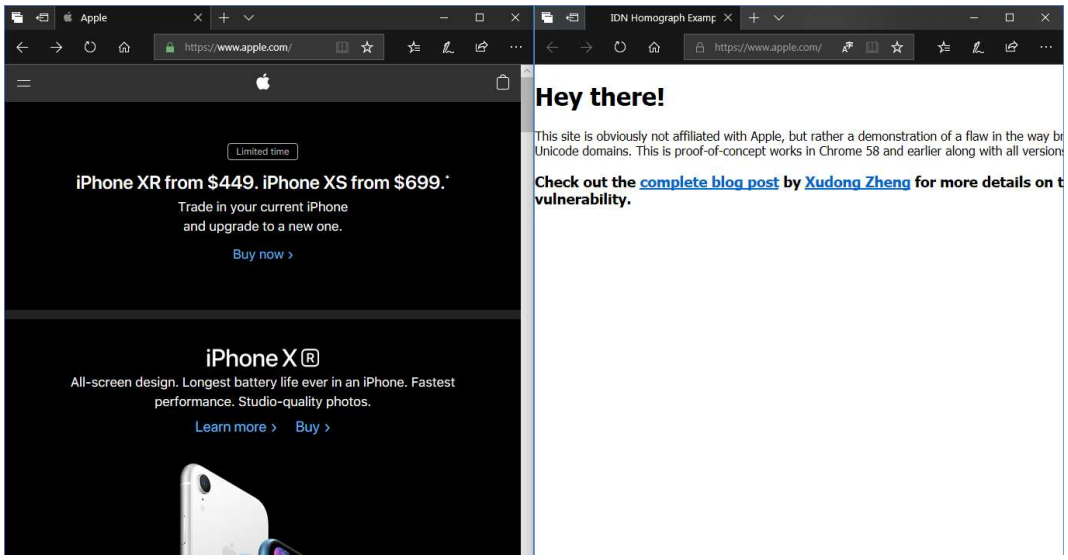
Gambar 1 Contoh pesan palsu yang diterima oleh pengguna iCloud. Diambil dari Lynch (2016)



Gambar 2 Situs asli iCloud. Diambil dari Guarino (2015)

Gambar 3 Contoh situs palsu yang serupa dengan situs iCloud. Diambil dari situs Lynch (2016)

Contoh kasus lain memanfaatkan perbedaan *character set* yang digunakan dalam penamaan situs web. Misalnya situs palsu https://www.xn--80ak6aa92e.com. Ketika dibuka melalui *browser*, situs tersebut akan membuka halaman dengan alamat web https://www.apple.com. Namun jika ditelusuri situs palsu tersebut menggunakan karakter "a" pada alfabet sirilik bukan karakter "a" pada ASCII. Perbandingan situs tersebut dapat dilihat pada Gambar 4. Celah ini disebut dengan *homograph attack* (Lovejoy 2017).



Gambar 4 Perbandingan situs asli Apple dengan situs palsu Apple

Algoritme Pohon Keputusan C5.0

Pohon keputusan adalah salah satu metode untuk mengklasifikasikan data berdasarkan data latih yang kelasnya sudah diketahui, sehingga termasuk ke dalam *supervised learning*. Konsep utama dari algoritme pohon keputusan adalah mengelompokkan data dengan mengetahui heterogenitas data. Heterogenitas data diukur dengan menggunakan konsep entropi sebagai teknik untuk mengukur ketidakpastian (*uncertainty*) atau keteracakan (*randomness*) data. Semakin kecil nilai entropi menunjukkan bahwa keragaman data semakin homogen. Semakin kecil nilai entropi maka akan semakin besar nilai *information gain*-nya. *Root* dari pohon keputusan ditentukan menggunakan perhitungan nilai *information gain* yang paling tinggi, begitu juga dengan *node-node* selanjutnya.

Salah satu algoritme dalam pohon keputusan adalah algoritme C5.0. Algoritme C5.0 merupakan algoritme perbaikan dari algoritme C4.5 dan *iterative dichotomizer* 3 (ID3). Algoritme C5.0 memiliki keunggulan dibanding algoritme C4.5 yaitu dapat menangani klasifikasi dengan data yang berukuran besar. Algoritme C5.0 juga memiliki keunggulan dalam hal kecepatan, efisiensi penggunaan memori, ukuran pohon keputusan, dan kesalahan klasifikasi (Pandya dan Pandya 2015). Algoritme C5.0 dapat menangani atribut baik data numerik maupun data kategorik. Algoritme C5.0 dapat menangani atribut dengan data numerik dengan membuat ambang batas kemudian membagi data menjadi data yang lebih besar dari ambang batas dan kurang dari atau sama dengan ambang

batas. Algoritme C5.0 juga dapat menangani *missing value* dengan menandainya sebagai tanda tanya (?) (Pandya dan Pandya 2015).

Parameter yang digunakan dalam membuat pohon keputusan yaitu D (data latih yang telah ditentukan kelasnya), *attribute_list* (himpunan yang terdiri dari kandidat atribut), dan *attribute_selection_method* (prosedur untuk menentukan kriteria pemilihan atribut). Algoritme pohon keputusan (*generate_decision_tree*) adalah sebagai berikut:

1 Membuat *node* N,
2 Jika semua *instance* pada D memiliki kelas yang sama (misal kelas C), maka
    node N sebagai *leaf* dan diberi label kelas C.
3 Jika *attribute_list* kosong, maka
    node N sebagai *leaf* dan diberi label nilai kelas terbanyak pada sampel.
4 Menerapkan *attribute_selection_method* (D, *attribute_list*) untuk memperoleh atribut terbaik,
5 Memberi label *node* N dengan atribut terbaik,
6 Jika atribut bernilai diskrit dan pohon yang akan dibuat bukan *binary tree*, maka
    attribute_list = *attribute_list* – atribut terbaik.
7 Untuk setiap nilai j pada hasil atribut terbaik,
   a. D_j menjadi himpunan data D yang memenuhi hasil j
   b. Jika D_j kosong, maka
        tambahkan *leaf* yang diberi label nilai kelas terbanyak pada D ke *node* N
   c. Selainnya tambah cabang baru dengan memanggil fungsi *generate_decision_tree* (D_j, *attribute_list*) ke *node* N.

(Han et al. 2012)

Pada pohon keputusan, *root* merupakan *node* dengan atribut yang memiliki nilai *information gain* paling tinggi, begitu juga dengan *node* selanjutnya. Perhitungan pemilihan atribut didefinisikan pada Persamaan 1. Pada persamaan tersebut digunakan fungsi logaritma berbasis 2 karena informasi yang diolah dalam bit.

$$Info(D) = -\sum_{i=1}^{m} p_i log_2(p_i), \quad (1)$$

(Han et al. 2012)

dengan

$Info(D)$: informasi yang dibutuhkan untuk mengklasifikasikan label kelas sebuah *instance* pada data latih D (entropi),
m : jumlah kelas pada data latih D,
p_i : peluang munculnya kelas ke-i pada data latih D.

Atribut A pada data latih D memiliki v atribut yang berbeda $\{a_1, a_2, ..., a_v\}$. Atribut A dapat digunakan untuk membagi data latih D menjadi v subhimpunan yang berbeda $\{D_1, D_2, ..., D_v\}$, dengan D_j berisi *instance* a_j dari atribut A. Perhitungan untuk mendapatkan nilai entropi yang dihasilkan untuk mengklasifikasi *instance* dari subhimpunan D berdasarkan partisi oleh atribut A dapat dilihat pada Persamaan 2.

$$Info_A(D) = -\sum_{j=1}^{v} \frac{D_j}{D} Info(D_j), \quad (2)$$

(Han et al. 2012)

dengan

$Info_A(D)$: nilai entropi yang dihasilkan untuk mengklasifikasi *instance* dari subhimpunan D berdasarkan partisi oleh atribut A,
v : jumlah atribut pada data latih D,
D_j/D : bobot subhimpunan ke-j dari data latih D,
$Info(D)$: nilai entropi subhimpunan ke-j dari data latih D.

Pemilihan atribut yang akan dijadikan *root* atau *node* menggunakan nilai *information gain*. Atribut dengan nilai *information gain* tertinggi dipilih sebagai *root*. *Node-node* selanjutnya juga dipilih berdasarkan *information gain* tertinggi. Untuk mendapatkan nilai *information gain* digunakan Persamaan 3.

$$Gain(A) = Info(D) - Info_A(D), \quad (3)$$

(Han et al. 2012)

K-Fold Cross Validation

Cross-validation adalah metode yang digunakan untuk mengevaluasi dan membandingkan algoritme *machine learning* dengan membagi data menjadi dua bagian. Satu bagian digunakan sebagai data latih dan lainnya digunakan sebagai data uji (Refaeilzadeh et al. 2009). Salah satu algoritme *cross-validation* yang sering digunakan adalah *K-fold cross-validation*. *K-fold cross-validation* membagi data menjadi k bagian dengan ukuran yang sama. Dari data tersebut kemudian dilakukan k iterasi. Pada setiap iterasi satu *fold* digunakan sebagai data uji dan *fold* lainnya digunakan sebagai data latih. Pada setiap iterasi *fold* yang menjadi data latih dan data uji bergantian sampai setiap *fold* pernah menjadi data uji.

METODE PENELITIAN

Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data situs web berbahaya dan aman berjudul "Malicious and benign websites: classify by application and network features". Data yang digunakan adalah versi ketiga yang diunggah oleh akun Christian Urcuqui pada tanggal 9 April 2018. Data tersebut berformat csv. Data tersebut berjumlah 1781 *instance*. Data tersebut terdiri dari 20 fitur ditambah satu fitur kelas (`Type`). Fitur-fitur pada data situs web yang berbahaya dan aman dapat dilihat pada Tabel 1. Data tersebut merupakan data penelitian yang dilakukan

Xu et al. (2013) yang telah melalui proses reduksi fitur pada penelitian yang dilakukan oleh Urcuqui et al. (2017).

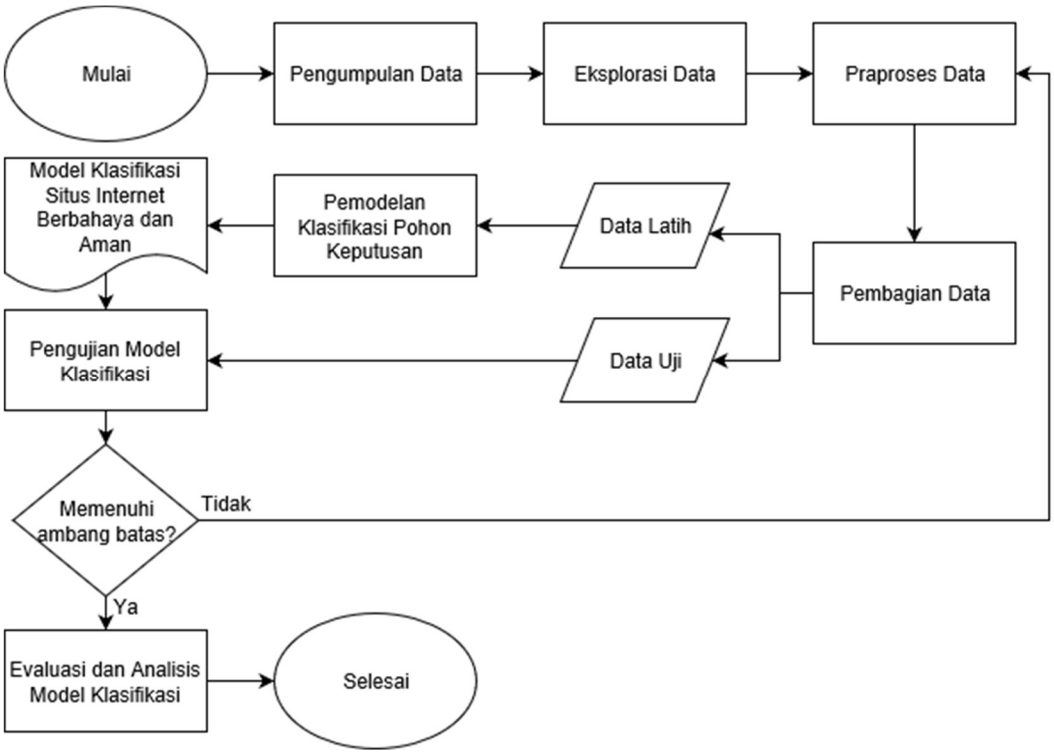
Tabel 1 Fitur pada data situs web yang berbahaya dan aman

No	Nama Fitur	Keterangan
1	URL	Identifikasi anonim dari alamat URL yang dianalisis dalam penelitian ini
2	URL_LENGTH	Jumlah karakter pada alamat URL
3	NUMBER_SPECIAL_CHARACTERS	Jumlah *special characters* pada alamat URL, misal "?", "-", "_", "=", dan "%"
4	CHARSET	Standar pengkodean karakter (*character set*) yang digunakan
5	SERVER	Sistem operasi *server* yang diterima dari respons paket
6	CONTENT_LENGTH	Ukuran konten dari *header* HTTP
7	WHOIS_COUNTRY	Nama negara yang didapat dari respons *server*
8	WHOIS_STATEPRO	Nama negara bagian atau provinsi yang didapat dari respons *server*
9	WHOIS_REGDATE	Tanggal registrasi *server* yang dianalisis, berformat DD/MM/YYYY HH:MM
10	WHOIS_UPDATED_DATE	Tanggal pembaharuan terakhir dari *server* yang dianalisis, berformat DD/MM/YYYY HH:MM
11	TCP_CONVERSATION_EXCHANGE	Jumlah total paket TCP yang dikirim ke *server* oleh *crawler*
12	DIST_REMOTE_TCP_PORT	Jumlah total *port* TCP yang berbeda yang digunakan *server* ketika berkomunikasi dengan *crawler*
13	REMOTE_IPS	Jumlah total alamat IP yang berbeda yang terhubung oleh *crawler* tidak termasuk alamat IP dari *server* DNS
14	APP_BYTES	Jumlah ukuran (dalam Byte) dari data pada *application-layer* yang dikirim oleh *crawler* ke *server*, tidak termasuk data yang dikirim ke *server* DNS
15	SOURCE_APP_PACKETS	Jumlah paket yang dikirim oleh *crawler* ke *server*
16	REMOTE_APP_PACKETS	Jumlah paket yang dikirim oleh *server* ke *crawler*
17	SOURCE_APP_BYTES	Jumlah ukuran (dalam Byte) dalam komunikasi dari *crawler* ke *server*
18	REMOTE_APP_BYTES	Jumlah ukuran (dalam Byte) dalam komunikasi dari *server* ke *crawler*

19	APP_PACKETS	Jumlah total paket IP yang dihasilkan untuk mendapatkan konten yang sesuai dengan *input* URL, termasuk pengalihan dan permintaan DNS
20	DNS_QUERY_TIMES	Jumlah permintaan DNS yang dikirim oleh *crawler*
21	TYPE	Representasi tipe situs web yang dianalisis, 1 berarti situs web berbahaya dan 0 berarti situs web aman

Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini terdapat beberapa tahapan yaitu pengumpulan data, eksplorasi data, praproses data, pembagian data, pemodelan klasifikasi dengan pohon keputusan, pengujian model klasifikasi, dan evaluasi serta analisis model klasifikasi. Keseluruhan tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Diagram alur tahapan penelitian

Pengumpulan Data

Tahap awal penelitian yaitu mengambil data situs web berbahaya dan aman dari situs Kaggle. Data tersebut diunduh pada tanggal 22 April 2018. Data tersebut kemudian disimpan dalam format csv.

Eksplorasi dan Praproses Data

Pada tahap ini data dieksplorasi agar dapat ditentukan praproses data yang perlu dilakukan sebelum data diolah. Setelah dieksplorasi kemudian data dipraproses. Praproses data dilakukan agar data dapat digunakan dengan baik, sehingga dapat meningkatkan akurasi data. Pada penelitian ini praproses yang dilakukan adalah *encoding*. Fungsi *encoder* yang digunakan pada praproses ini adalah *ordinal encoder*. *Ordinal encoder* mengonversi setiap label data kategorik menjadi nilai integer dari 1 sampai k sesuai dengan banyaknya label data pada atribut tersebut (Hale J 2018).

Pembagian Data

Sebelum melakukan klasifikasi, data terlebih dahulu dibagi menjadi data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk membangun model pohon keputusan, sedangkan data uji digunakan untuk menguji model pohon keputusan. Metode yang digunakan untuk membagi data adalah *K-fold cross-validation*. *K-fold cross-validation* membagi data menjadi k bagian. Pada penelitian ini digunakan nilai $k = 10$ (Refaeilzadeh et al. 2009).

Pemodelan Klasifikasi Pohon Keputusan

Pemodelan pohon keputusan menggunakan algoritme C5.0. Algoritme C5.0 menyeleksi atribut yang digunakan dengan mencari nilai entropi dan nilai *informatin gain*. Kemudian algoritme C5.0 menggunakan nilai *information gain* untuk memilih *parent* ataupun *node* selanjutnya.

Pengujian Model Klasifikasi

Pengujian model klasifikasi dilakukan dengan menghitung nilai akurasi. Mengacu pada Han et al. (2012), akurasi adalah tingkat kebenaran hasil klasifikasi dibandingkan dengan data kelas sebenarnya. Nilai akurasi dapat diperoleh menggunakan Persamaan 4.

$$Akurasi = \frac{\sum data\ uji\ yang\ diklasifikasikan\ benar}{\sum data\ uji\ keseluruhan} \times 100\% \qquad (4)$$

(Han et al. 2012)

Ambang batas untuk menguji hasil akurasi dari penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Urcuqui et al. (2017). Pada penelitian tersebut digunakan algoritme *support vector machine* (SVM), regresi logistik, naïve Bayes, dan J48 dengan akurasi berturut-turut adalah 85.46%, 84.51%, 85.46%, dan 96.05%. Pengujian akurasi pada penelitian ini menggunakan nilai rata-rata dari akurasi pada penelitian sebelumnya yaitu sebesar 87.87%.

Lingkungan Pengembangan

Perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini adalah komputer personal dengan spesifikasi sebagai berikut:

1 Prosesor : Intel® Core™ i5-7200U CPU @2.50GHz
2 Memori : 8192 MB RAM
3 VGA : NVIDIA GeForce 940MX

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1 Sistem operasi Microsoft Windows 10 (64-bit)
2 Bahasa pemrograman Python versi 3.4.3
3 Bahasa pemrograman R versi 3.5.1
4 Microsoft Excel 2016 untuk eksplorasi data
5 PyCharm Community Edition versi 2018.2.2 untuk proses *encoding* data
6 RStudio 1.1.456 untuk mengolah data keseluruhan

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan alur tahapan penelitian pada Gambar 1, model klasifikasi dapat dievaluasi jika akurasi model terbaik telah memenuhi ambang batas 87.87%. Percobaan pertama pada penelitian ini telah memenuhi ambang batas tersebut sehingga tidak diperlukan iterasi selanjutnya. Penjelasan lebih lanjut dari tiap tahap dapat dilihat di bawah ini.

Praproses Data

Pada dataset terlihat bahwa banyak *instance* yang memiliki jumlah karakter yang terlalu panjang. Pada dataset juga terlihat banyak mengandung karakter yang tidak dapat diolah oleh *package* `C50`, seperti tanda dua titik (:) dan tanda titik koma (;). Oleh karena itu atribut-atribut dengan data kategorik perlu dipraproses dengan *encoding*. Pada eksplorasi dataset terlihat juga bahwa atribut `URL` merupakan atribut identifikasi unik dari data sehingga atribut ini dihilangkan. Gambar 6 menunjukkan potongan data yang belum dipraproses.

URL	URL_LE	NUMBE	CHARSET	SERVER	CONTE	WHOIS_C	WHOIS_S	WHOIS_REGDATE	WHOIS_UPDATED	TCP_CC
M0_109	16	7	iso-8859-	nginx	263	None	None	10/10/2015 18:21	None	7
B0_2314	16	6	UTF-8	Apache/2	15087	None	None	None	None	17
B0_911	16	6	us-ascii	Microsoft	324	None	None	None	None	0
B0_113	17	6	ISO-8859-	nginx	162	US	AK	7/10/1997 4:00	12/9/2013 0:45	31
B0_403	17	6	UTF-8	None	124140	US	TX	12/5/1996 0:00	11/4/2017 0:00	57
B0_2064	18	7	UTF-8	nginx	NA	SC	Mahe	3/8/2016 14:30	3/10/2016 3:45	11
B0_462	18	6	iso-8859-	Apache/2	345	US	CO	29/07/2002 0:00	1/7/2016 0:00	12
B0_1128	19	6	us-ascii	Microsoft	324	US	FL	18/03/1997 0:00	19/03/2017 0:00	0
M2_17	20	5	utf-8	nginx/1.1	NA	None	None	8/11/2014 7:41	None	0
M3_75	20	5	utf-8	nginx/1.1	NA	None	None	8/11/2014 7:41	None	0

Gambar 6 Potongan dataset yang belum dipraproses

Atribut-atribut yang di-*encoding* adalah `CHARSET`, `SERVER`, `WHOIS_COUNTRY`, `WHOIS_STATEPRO`, `WHOIS_REGDATE`, dan `WHOIS_UPDATED_DATE`. Implementasi proses *encoding* menggunakan *library*

`pandas` pada bahasa pemrograman Python. Kode program lengkap untuk proses *encoding* dapat dilihat pada Lampiran 2. Contoh hasil proses *encoding* dapat dilihat pada Gambar 7. Setelah data di-*encoding*, hasilnya dikembalikan lagi ke dataset. Tipe data yang terbaca setelah data di-*encoding* berubah menjadi numerik sehingga perlu diubah kembali menjadi tipe data kategorik. Potongan dataset yang telah dipraproses dapat dilihat pada Gambar 8.

```
'charset'
{0: 'ISO-8859',
 1: 'ISO-8859-1',
 2: 'None',
 3: 'UTF-8',
 4: 'iso-8859-1',
 5: 'us-ascii',
 6: 'utf-8',
 7: 'windows-1251',
 8: 'windows-1252'}
```

Gambar 7 Contoh hasil proses *ordinal encoding*

URL_LENG	NUMBER_	CHARSET	SERVER	CONTENT_	WHOIS_C	WHOIS_ST	WHOIS_RE	WHOIS_UI	TCP_CONV
16	7	4	200	263	29	98	59	593	7
16	6	3	61	15087	29	98	889	593	17
16	6	5	115	324	29	98	889	593	0
17	6	1	200	162	42	4	806	68	31
17	6	3	124	124140	42	137	93	42	57
18	7	3	200		34	70	644	442	11
18	6	4	17	345	42	24	607	10	12
19	6	5	115	324	42	35	258	202	0
20	5	6	210		29	98	845	593	0
20	5	6	210		29	98	845	593	0

Gambar 8 Potongan dataset yang telah dipraproses

Pembagian Data

Pada penelitian ini data dibagi menjadi data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk membuat model klasifikasi, sedangkan data uji digunakan untuk menguji model klasifikasi. Pembagian data dilakukan menggunakan 10-*folds cross-validation*. Jumlah data untuk masing-masing kelas dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Jumlah data untuk masing-masing kelas

Kelas	Jumlah Data
0	1565
1	216

Pembagian data 10-*folds cross-validation* sebesar 90% data sebagai data latih dan 10% data sebagai data uji. Pembagian data diulang sebanyak sepuluh kali sampai semua *fold* pernah menjadi data uji. Distribusi kelas data pada data latih dan data uji dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Distribusi kelas data pada data latih dan data uji

Fold	Distribusi Kelas Data Latih			Distribusi Kelas Data Uji		
	0	1	Jumlah	0	1	Jumlah
1	1408	194	1602	157	22	179
2	1409	194	1603	156	22	178
3	1408	195	1603	157	21	178
4	1409	194	1603	156	22	178
5	1408	195	1603	157	21	178
6	1409	194	1603	156	22	178
7	1409	195	1604	156	21	177
8	1408	194	1602	157	22	179
9	1409	195	1604	156	21	177
10	1408	194	1602	157	22	179

Pemodelan Klasifikasi Pohon Keputusan

Implementasi pemodelan pohon keputusan menggunakan *package* `C50` dalam bahasa pemrograman R. Potongan kode program untuk memodelkan pohon keputusan dapat dilihat pada Gambar 9. Kode program lengkap untuk proses pemodelan pohon keputusan secara keseluruhan dapat dilihat pada Lampiran 3. Pohon keputusan yang ditampilkan merupakan pohon keputusan dengan akurasi terbaik dari model-model yang terbentuk.

```
treeModel <- C5.0.default(x = trainData[,vars], y =
  trainData$Type)
assign(paste0("treeModel",i), treeModel)
```

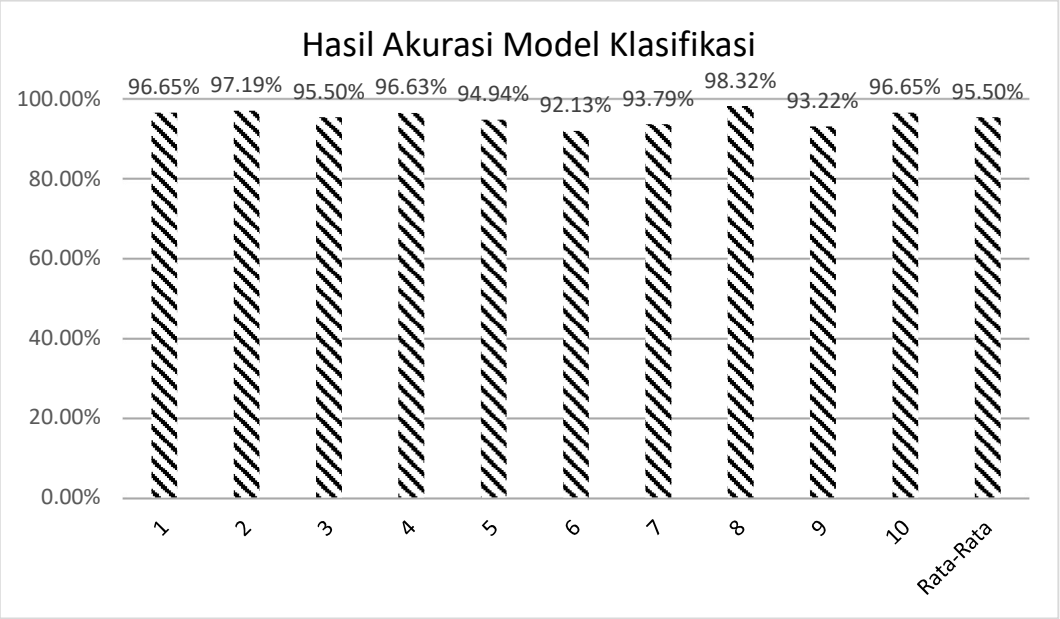
Gambar 9 Potongan kode program untuk memodelkan pohon keputusan

Pohon keputusan yang terbaik dihasilkan oleh model dari *fold* ke-5. Model tersebut menunjukkan atribut `WHOIS_COUNTRY` dengan nilai *information gain* tertinggi. Atribut lain yang digunakan adalah `REMOTE_APP_PACKETS` (95.26%), `APP_BYTES` (62.17%), `DIST_REMOTE_TCP_PORT` (60.61%), `URL_LENGTH` (17.98%), `NUMBER_SPECIAL_CHARACTERS` (8.11%) dan `WHOIS_STATEPRO` (3.18%). Hasil pemodelan pohon keputusan dapat dilihat pada Lampiran 4 dan Lampiran 5.

Pengujian Model Klasifikasi

Tahap ini menguji tingkat akurasi model klasifikasi. Semakin mendekati 100%, maka tingkat akurasi model klasifikasi semakin baik. Semakin tinggi tingkat akurasi menunjukkan semakin sedikit data yang diklasifikasikan salah. Pada tahap ini tingkat akurasi model terbaik dibandingkan dengan ambang batas yang didapat dari penelitian sebelumnya (87.87%). Model terbaik memiliki akurasi sebesar

98.32% sehingga penelitian ini tidak perlu diiterasi. Hasil akurasi dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10 Grafik akurasi model klasifikasi

SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan

Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan situs web berbahaya dan aman menggunakan algoritme pohon keputusan C5.0. Pada penelitian ini dilakukan *encoding* data karena beberapa karakter pada data tidak dapat diterima oleh *package* C50, seperti tanda dua titik (:) dan titik koma (;). Atribut-atribut yang di-*encoding* adalah `CHARSET`, `SERVER`, `WHOIS_COUNTRY`, `WHOIS_STATEPRO`, `WHOIS_REGDATE`, dan `WHOIS_UPDATED_DATE`. Atribut `URL` dihilangkan dari dataset karena merupakan data identifikasi unik dari data. Pada model klasifikasi atribut yang digunakan adalah `WHOIS_COUNTRY` (100%), `REMOTE_APP_PACKETS` (95.26%), `APP_BYTES` (62.17%), `DIST_REMOTE_TCP_PORT` (60.61%), `URL_LENGTH` (17.98%), `NUMBER_SPECIAL_CHARACTERS` (8.11%) dan `WHOIS_STATEPRO` (3.18%). Model terbaik dari pohon keputusan memiliki tingkat akurasi sebesar 98.32% sehingga penelitian tidak perlu diiterasi.

Saran

Saran yang dapat dilakukan bagi pemerintah adalah menggunakan model klasifikasi pada penelitian ini untuk menyaring situs-situs web yang dapat membahayakan pengguna internet. Pemerintah dapat mewajibkan pemasangan

model klasifikasi pada penelitian ini pada penyedia jasa internet. Ketika pengguna terdeteksi membuka situs-situs web berbahaya dapat dimunculkan halaman peringatan sehingga pengguna internet dapat lebih berhati-hati.

Saran bagi penelitian selanjutnya adalah memperbaharui data dengan data yang lebih relevan dengan kondisi di Indonesia, seperti memperbanyak data yang berasal dari situs-situs di Indonesia. Selain itu disarankan untuk membuat aturan dari pohon keputusan yang dibuat agar mempermudah dalam implementasi model klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

[APJII] Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (ID). 2017. *Infografis Penetrasi dan Perilaku Pengguna Internet Indonesia.* Jakarta (ID): Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia.

Guarino S. 2015 Apr 5. How-to: upload your photos into iCloud Photo Library from your iOS device and iCloud.com. 9to5Mac. [diakses 2018 Des 28]. Tersedia pada: https://9to5mac.com/2015/04/05/how-to-upload-your-photos-into-icloud-photo-library-from-your-ios-device-and-icloud-com/

Hale J. 2018 Sep 11. Smarter ways to encode categorical data for machine learning (Part 1 of 3): exploring category encoders. [diakses 2018 Des 18]. Tersedia pada: https://towardsdatascience.com/smarter-ways-to-encode-categorical-data-for-machine-learning-part-1-of-3-6dca2f71b159

Han J, Kamber M, dan Pei J. 2012. *Data Mining: Concept and Techniques*. Edisi ke-3. Waltham, MA (US): Morgan Kaufmann Publishers.

[ITU] International Telecommunication Union (CH). 2018. Internet users by region and country, 2010–2016. International Telecommunication Union. [diakses 2018 Nov 25]. Tersedia pada: https://www.itu.int/en/ITUD/Statistics/Pages/stat/treemap.aspx

[Kemkominfo Ditjen Aptika DPI] Kementerian Komunikasi dan Informatika, Direktorat Jenderal Aplikasi Informatika, Direktorat Pemberdayaan Informatika (ID). 2015. *Internet Cerdas, Kreatif dan Produktif (Internet Cakap)*. Jakarta (ID): Direktorat Pemberdayaan Informatika, Direktorat Jenderal Aplikasi Informatika, Kementerian Komunikasi dan Informatika.

[Kemkominfo Ditjen Aptika DPI] Kementerian Komunikasi dan Informatika, Direktorat Jenderal Aplikasi Informatika, Direktorat Pemberdayaan Informatika (ID). 2018. Tentang API. Agen Perubahan Informatika. [diakses 2018 Nov 25]. Tersedia pada: http://www.api.id/tentang

Lovejoy B. 2017 Apr 20. PSA: this spoof Apple site illustrates the sophistication of today's phishing attacks. 9to5Mac. [diakses 2018 Des 27]. Tersedia pada: https://9to5mac.com/2017/04/20/how-to-spot-a-phishing-attempt-fake-apple-site/

Lynch J. 2016 Apr 18. Fake iCloud scam site wants your Apple ID and password. CIO. [diakses 2018 Des 27]. Tersedia pada: https://www.cio.com/article

/3057199/consumer-electronics/fake-icloud-scam-site-wants-your-apple-id-and-passw
ord.html

McCormack D, Chavez P, Szathmary Z, dan Evans SJ. 2014 Sep 2. New wave of leaks target more celebrities as authorities prove unable to stop spread as it emerges naked photos may have been passed around online club for months. Mail Online. [diakses 2018 Des 27]. Tersedia pada: https://www.dailymail.co.uk/news/article-2740387/New-wave-leaks-plague-celebrities-authorities-prove-unable-stop-spread-suggest-naked-photos-passed-users-online-CLUB-months.html

Merriam-Webster Inc (US). 2018. Website. Merriam-Webster. [diakses 2018 Nov 26]. Tersedia pada: https://www.merriam-webster.com/dictionary/website

Munawaroh H, Khusnul B, dan Kustiyaningsih Y. 2013. Perbandingan algoritme ID3 dan C5.0 dalam identifikasi penjurusan siswa SMA. *Jurnal Sarjana Teknik Informatika* [internet]. [diunduh 2018 Des 18]; 1(1): 1–12. Tersedia pada: https://anzdoc.com/perbandingan-algoritma-id3-dan-c50-dalam-indentifikasi-penju.html

Pandya R dan Pandya J. 2015. C5.0 Algorithm to improved decision tree with feature selection and reduced error pruning. *International Journal of Computer Application* [internet]. [diunduh 2018 Nov 29]; 117(16): 18–21. Tersedia pada: https://research.ijcaonline.org/volume117/number16/pxc3903318.pdf

Refaeilzadeh P, Tang L, dan Liu H. 2009. Cross-validation. Di dalam: Liu L dan Özsu MT, editor. *Encyclopedia of Database Systems*. Boston, MA (US): Springer.

Rizki R. 2018 Jul 17. Polri: Indonesia tertinggi kedua kejahatan siber di dunia. CNN Indonesia. [diakses 2018 Nov 25]. Tersedia pada: https://www.cnnindonesia.com/nasional/20180717140856-12-314780/polri-indonesia-tertinggi-kedua-kejahatan-siber-di-dunia

Symantec Corporation (US). 2018. What are malicious websites?. Norton. [diakses 2018 Nov 27]. Tersedia pada: https://us.norton.com/internetsecurity-malware-what-are-malicious-websites.html

Urcuqui C, Navarro A, Osorio J, dan García M. 2017. Machine learning classifiers to detect malicious websites. *CEUR Workshop Proceedings*. *Spring School of Networks* [internet]; 2017 Okt; Pućon, Chili. Aachen (DE): CEUR-WS.org. hlm 14–17; [diunduh 2018 Nov 26]. Tersedia pada: http://ceur-ws.org/Vol-1950/paper4.pdf

Xu L, Zhan Z, Xu S, dan Ye K. 2013. Cross-layer detection of malicious websites. *Proceedings of the Third ACM Conference on Data and Application Security and Privacy* [internet]; 2013 Feb 18–20; San Antonio, Texas, Amerika Serikat. New York, NY (US): ACM. hlm 141–152; [diunduh 2018 Nov 25]. Tersedia pada: https://dl.acm.org/citation.cfm?id=2435366

Lampiran 1 Contoh penggunaan algoritme C5.0 pada dataset kecil situs web berbahaya dan aman

Potongan data berikut diambil dari dataset keseluruhan dengan *stratified random sampling* berdasarkan kelas 0 (situs web aman) dan kelas 1 (situs web berbahaya).

Tabel 1.1 Potongan data dari dataset keseluruhan

Type	CHARSET	SERVER	WHOIS_COUNTRY	WHOIS_STATEPRO
1	1	75.0	41	98
1	3	7.0	13	17
0	6	7.0	42	24
0	1	148.0	27	113
0	3	214.0	29	98
0	3	184.0	42	21
0	3	7.0	42	13
0	6	124.0	42	90
0	6	224.0	29	98
0	4	73.0	15	98

Berdasarkan tabel tersebut akan dilakukan seleksi atribut menggunakan rumus entropi dan *information gain*. Nilai *information gain* tertinggi akan menjadi *node* yang dipilih. Entropi dari kelas `Type` adalah sebagai berikut.

$$E(8,2) = -\frac{8}{10}\log_2\left(\frac{8}{10}\right) - \frac{2}{10}\log_2\left(\frac{2}{10}\right) = 0.722$$

Nilai 8 didapat dari jumlah data dengan kelas 0 dan nilai 2 didapat dari jumlah data dengan kelas 1. Setelah itu dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai *information gain* dari keseluruhan data. Rumus untuk menentukan nilai entropi bersyarat dari atribut `CHARSET` terhadap kelas `Type` adalah sebagai berikut.

$$E(Type|CHARSET) = \frac{2}{10}E(1,1) + \frac{4}{10}E(1,3) + \frac{1}{10}E(0,1) + \frac{3}{10}E(0,3)$$
$$E(Type|CHARSET) = 0.1976$$

Perhitungan di atas dilakukan juga untuk tiga atribut lainnya. Setelah itu dilakukan perhitungan *information gain*.

$$Gain(CHARSET) = 0.722 - 0.1976 = 0.1976\ bits$$
$$Gain(SERVER) = 0.722 - 0.2754 = 0.4466\ bits$$
$$Gain(WHOIS\_COUNTRY) = 0.722\ bits$$
$$Gain(WHOIS\_STATEPRO) = 0.3975\ bits$$

Berdasarkan perhitungan di atas didapatkan nilai *information gain* terbesar adalah atribut `WHOIS_COUNTRY`. *Root* diambil dari nilai *information gain* tertinggi sehingga *root* dari pohon keputusan yang akan dibuat adalah atribut `WHOIS_COUNTRY`. Perhitungan di atas diulang sampai data telah terklasifikasikan.

Lampiran 2 Kode program *ordinal encoding* dalam bahasa pemrograman Python

```
import numpy as np
import pandas as pd
import datetime
import pprint

dataset = pd.read_csv("dataset.csv")
attributes =
    ['URL','URL_LENGTH','NUMBER_SPECIAL_CHARACTERS','CHARSE
    T','SERVER','CONTENT_LENGTH','WHOIS_COUNTRY','WHOIS_STA
    TEPRO','WHOIS_REGDATE','WHOIS_UPDATED_DATE','TCP_CONVER
    SATION_EXCHANGE','DIST_REMOTE_TCP_PORT','REMOTE_IPS','A
    PP_BYTES','SOURCE_APP_PACKETS','REMOTE_APP_PACKETS','SO
    URCE_APP_BYTES','REMOTE_APP_BYTES','APP_PACKETS','DNS_Q
    UERY_TIMES','Type']

encoding =
    ['CHARSET','SERVER','WHOIS_COUNTRY','WHOIS_STATEPRO','W
    HOIS_REGDATE','WHOIS_UPDATED_DATE']

dict_charset = dict()
dict_server = dict()
dict_whois_country = dict()
dict_whois_statepro = dict()
dict_whois_regdate = dict()
dict_whois_updated_date = dict()

dataset["CHARSET"], uniq_charset =
    dataset['CHARSET'].factorize(sort = True)
dataset["SERVER"], uniq_server  =
    dataset['SERVER'].factorize(sort = True)
dataset["WHOIS_COUNTRY"], uniq_whois_country =
    dataset['WHOIS_COUNTRY'].factorize(sort = True)
dataset["WHOIS_STATEPRO"], uniq_whois_statepro =
    dataset['WHOIS_STATEPRO'].factorize(sort = True)
dataset["WHOIS_REGDATE"], uniq_whois_regdate =
    dataset['WHOIS_REGDATE'].factorize(sort = True)
dataset["WHOIS_UPDATED_DATE"], uniq_whois_updated_date =
    dataset['WHOIS_UPDATED_DATE'].factorize(sort = True)

index = 0
for i in list(uniq_charset):
    dict_charset[index] = i
    index += 1

index = 0
for i in list(uniq_server):
    dict_server[index] = i
    index += 1

index = 0
for i in list(uniq_whois_country):
```

Lampiran 2 Lanjutan

```
    dict_whois_country[index] = i
    index += 1

index = 0
for i in list(uniq_whois_statepro):
    dict_whois_statepro[index] = i
    index += 1

index = 0
for i in list(uniq_whois_regdate):
    dict_whois_regdate[index] = i
    index += 1

index = 0
for i in list(uniq_whois_updated_date):
    dict_whois_updated_date[index] = i
    index += 1

pprint.pprint("charset")
pprint.pprint(dict_charset)
pprint.pprint("server")
pprint.pprint(dict_server)
pprint.pprint("whois country")
pprint.pprint(dict_whois_country)
pprint.pprint("whois statepro")
pprint.pprint(dict_whois_statepro)
pprint.pprint("whois regdate")
pprint.pprint(dict_whois_regdate)
pprint.pprint("whois updated date")
pprint.pprint(dict_whois_updated_date)

dataset.to_csv("dataset_encoded.csv")
```

Lampiran 3 Kode program proses pemodelan pohon keputusan secara keseluruhan dalam bahasa pemrograman R

```
#Menambahkan library
library(C50)

#Mempersiapkan data
data <- read.csv("dataset_final.csv", header=TRUE)
summary(data)
set.seed(5674)

#Mengubah tipe data
data$CHARSET <- as.factor(data$CHARSET)
data$SERVER <- as.factor(data$SERVER)
data$WHOIS_COUNTRY <- as.factor(data$WHOIS_COUNTRY)
data$WHOIS_STATEPRO <- as.factor(data$WHOIS_STATEPRO)
data$WHOIS_REGDATE <- as.factor(data$WHOIS_REGDATE)
data$WHOIS_UPDATED_DATE <-
    as.factor(data$WHOIS_UPDATED_DATE)
data$Type <- as.factor(data$Type)
summary(data)

#Membagi data per kelas
vars <-
    c("URL_LENGTH","NUMBER_SPECIAL_CHARACTERS","CHARSET","S
    ERVER","CONTENT_LENGTH","WHOIS_COUNTRY","WHOIS_STATEPRO
    ","TCP_CONVERSATION_EXCHANGE","DIST_REMOTE_TCP_PORT","R
    EMOTE_IPS","APP_BYTES","SOURCE_APP_PACKETS","REMOTE_APP
    _PACKETS","SOURCE_APP_BYTES","REMOTE_APP_BYTES","APP_PA
    CKETS","DNS_QUERY_TIMES")
str(data[, c(vars, "Type")])
data <- data[sample(nrow(data)),]
dataClass0 <- data[which(data$Type == '0'),]
dataClass0 <- data[sample(nrow(dataClass0)),]
dataClass1 <- data[which(data$Type == '1'),]
dataClass1 <- data[sample(nrow(dataClass1)),]

#10 folds
##Membuat 10 folds
foldsClass0 <- cut(seq(1,nrow(dataClass0)), breaks = 10,
    labels = FALSE)
foldsClass1 <- cut(seq(1,nrow(dataClass1)), breaks = 10,
    labels = FALSE)

sumAccuracy = 0
for(i in 1:10){
  ##Membagi ke dalam folds ke-i
  indexClass0 <- which(foldsClass0 == i, arr.ind = TRUE)
  indexClass1 <- which(foldsClass1 == i, arr.ind = TRUE)
  testDataClass0 <- dataClass0[indexClass0,]
  trainDataClass0 <- dataClass0[-indexClass0,]
  testDataClass1 <- dataClass1[indexClass1,]
  trainDataClass1 <- dataClass1[-indexClass1,]
```

Lampiran 3 Lanjutan

```
  testData <- rbind(testDataClass1,testDataClass0)
  trainData <- rbind(trainDataClass1,trainDataClass0)
  assign(paste0("dataTest",i), testData)
  assign(paste0("dataTrain",i), trainData)

  ##Membuat model pohon keputusan
  treeModel <- C5.0.default(x = trainData[,vars], y =
    trainData$Type)
  assign(paste0("treeModel",i), treeModel)

  ##Menghitung akurasi
  predict <- (predict(treeModel, testData))
  sum=0
  for (j in 1:nrow(testData)){
    if(predict[j] == testData$Type[j])
      sum = sum + 1
  }
  accuracy <- sum/nrow(testData)*100
  assign(paste0("accuracyFold",i), accuracy)
  sumAccuracy = sumAccuracy + accuracy
}

#Menghitung rata-rata akurasi
avgAccuracy = sumAccuracy/10
```

Lampiran 4 Model klasifikasi pohon keputusan dengan algoritme C5.0

```
WHOIS_COUNTRY = 25:0(0)
WHOIS_COUNTRY in {4,10,13,32,33,39,40,43,46}: 1(76/2)
WHOIS_COUNTRY in {0,1,2,3,5,6,7,8,9,11,12,14,15,16,17,18,19,
:     20,21,22,23,24,26,27,28,29,30,31,34,35,36,37,38,41,42
:     ,44,45,47,48}:
:...REMOTE_APP_PACKETS <= 0:0(530)
    REMOTE_APP_PACKETS > 0:
    :...APP_BYTES <= 132:
        :...WHOIS_STATEPRO = 21:0(3)
        :   WHOIS_STATEPRO in {0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,
        :         13,14,15,16,17,18,19,20,22,23,24,25,26,27
        :         ,28,29,30,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,
        :         41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,53,54
        :         ,55,56,57,58,59,60,61,62,63,64,65,66,67,
        :         68,69,70,71,72,73,74,75,76,77,78,79,80,81
        :         ,82,83,84,85,86,87,88,89,90,91,92,93,94,
        :         95,96,97,98,99,100,101,102,103,104,105,
        :         106,107,108,109,110,111,112,113,114,115,
        :         116,117,118,119,120,121,122,123,124,125,
        :         126,127,128,129,130,131,132,133,134,135,
        :         136,137,138,139,140,141,142,143,144,145,
        :         146,147,148,149,150,151,152,153,154,155,
        :         156,157,158,159,160,161,162,163,164,165,
        :         166,167,168,169,170,171,172,173,174,175,
        :         176,177,178,179,180,181}:1(22/2)
        APP_BYTES > 132:
        :...DIST_REMOTE_TCP_PORT > 1:0(683/9)
            DIST_REMOTE_TCP_PORT <= 1:
            :...URL_LENGTH > 42:0(158/31)
                URL_LENGTH <= 42:
                :...NUMBER_SPECIAL_CHARACTERS > 9:1(41/2)
                    NUMBER_SPECIAL_CHARACTERS <= 9:
                    :...NUMBER_SPECIAL_CHARACTERS <= 6:0(14)
                        NUMBER_SPECIAL_CHARACTERS > 6:
                        :...URL_LENGTH <= 27:1(11)
                            URL_LENGTH > 27:
                            :...NUMBER_SPECIAL_CHARACTERS <=
                                8:0(38/4)
                                NUMBER_SPECIAL_CHARACTERS >
                                8:
                                :...WHOIS_STATEPRO in {21,27
                                    :     ,39,67,101}:0(11)
                                    WHOIS_STATEPRO in {0,1,3
                                          ,3,4,5,6,7,8,9,10,
                                          11,12,13,14,15,16,
                                          17,18,19,20,22,23,
                                          24,25,26,28,29,30,
                                          31,32,33,34,35,36
                                          37,38,40,41,42,43,
                                          44,45,46,47,48,49,
                                          50,51,52,53,54,55,
```

Lampiran 4 Lanjutan

```
56,57,58,59,60,61,
62,63,64,65,66,68,
69,70,71,72,73,74,
75,76,77,78,79,80,
81,82,83,84,85,86,
87,88,89,90,91,92,
93,94,95,96,97,98,
99,100,102,103,104
,105,106,107,108,
109,110,111,112,
113,114,115,116,
117,118,119,120,
121,122,123,124,
125,126,127,128,
129,130,131,132,
133,134,135,136,
137,138,139,140,
141,142,143,144,
145,146,147,148,
149,150,151,152,
153,154,155,156,
157,158,159,160,
161,162,163,164,
165,166,167,168,
169,170,171,172,
173,174,175,176,
177,178,179,180,
181}:1(15/1)
```

Lampiran 5 Visualisasi model klasifikasi pohon keputusan