نشریه علمی "پدافند الکترونیکی و سایبری"

سال هشتم، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۹، ص ۲۹-۱۷

علمی– پژوهشی

مقایسه الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظارتی در تشخیص الگوریتم‌های تولید دامنه شبکه‌های بات

مهدی اسدی[۱]، محمدعلی جبرئیل جمالی*[۲]، سعید پارسا[۳]، وحید مجید نژاد[۲]

۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد شبستر، دانشگاه آزاد اسلامی، شبستر، ایران، ۲- استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد شبستر، دانشگاه آزاد اسلامی، شبستر، ایران، ۳- دانشیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

(دریافت: ۱۳۹۸/۰۶/۱۲، پذیرش: ۱۳۹۸/۱۱/۱۲)

چکیده

الگوریتم‌های تولید دامنه در شبکه‌های بات به‌عنوان نقاط ملاقات مدیر بات با خدمت‌دهنده فرمان و کنترل آن‌ها مورداستفاده قرار می‌گیرند و می‌توانند به‌طور مداوم تعداد زیادی از دامنه‌ها را برای گریز از تشخیص توسط روش‌های سنتی از جمله لیست سیاه، تولید کنند. شرکت‌های تأمین‌کننده امنیت اینترنتی، معمولاً لیست سیاه را برای شناسایی شبکه‌های بات و بدافزارها استفاده می‌کنند، اما الگوریتم تولید دامنه می‌تواند به‌طور مداوم دامنه را به‌روز کند تا از شناسایی لیست سیاه جلوگیری کند. شناسایی شبکه‌های بات مبتنی بر الگوریتم تولید دامنه یک مسئله چالش‌برانگیز در امنیت سامانه‌های کامپیوتری است. در این مقاله، ابتدا با استفاده از مهندسی ویژگی‌ها، سه نوع ویژگی (ساختاری، آماری و زبانی) برای تشخیص الگوریتم‌های تولید دامنه استخراج‌شده و سپس مجموعه داده جدیدی از ترکیب یک مجموعه داده با دامنه‌های سالم و دو مجموعه داده با الگوریتم‌های تولید دامنه بدخواه و ناسالم تولید می‌شود. با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، رده‌بندی دامنه‌ها انجام‌شده و نتایج به‌صورت مقایسه‌ای جهت تعیین نمونه با نرخ صحت بالاتر و نرخ مثبت نادرست کمتر جهت تشخیص الگوریتم‌های تولید دامنه مورد بررسی قرار می‌گیرد. نتایج به‌دست آمده در این مقاله، نشان می‌دهد الگوریتم جنگل تصادفی، نرخ صحت، نرخ تشخیص و مشخصه عملکرد پذیرنده بالاتری را به ترتیب برابر با ۸۹/۳۲٪، ۹۱/۶۷٪ و ۰/۸۸۹ ارائه می‌دهد. همچنین در مقایسه با نتایج سایر الگوریتم‌های بررسی شده، الگوریتم جنگل تصادفی نرخ مثبت نادرست پایین‌تری برابر با ۰/۳۷۳ نشان می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: شبکه‌بات، الگوریتم‌های تولید دامنه، الگوریتم‌های یادگیری ماشین، فهرست‌سیاه، خدمت‌دهنده فرمان و کنترل

۱- مقدمه

شبکه‌بات مجموعه‌ای از دستگاه‌های آلوده به بدافزار است و مجرمان اینترنتی برای ارسال هرزنامه‌ها، سرقت اطلاعات شخصی و انتشار حملات انکار سرویس توزیع‌شده از این شبکه استفاده می‌کنند [۱]. امروزه اغلب بات‌ها بر الگوریتم‌های تولید دامنه تمرکز دارند تا فهرستی از نام‌های دامنه را برای اتصال با خدمت‌دهنده فرمان‌وکنترل خود ایجاد کنند. الگوریتم تولید دامنه یک نوع ابزار مخرب است که توسط مدیر بات‌ها برای ایجاد تعداد زیادی از نام‌های دامنه استفاده می‌شود و با این کار مدیر بات می‌تواند خدمت دهنده فرمان‌وکنترل خود را مخفی نگه دارد تا با استفاده از روش‌های امنیتی استاندارد سایبری شناسایی نشود. این روش که شار دامنه[۱] نامیده می‌شود شبیه مخفی کردن خدمت‌دهنده فرمان‌وکنترل مدیر بات در یک لیست طولانی آدرس‌های آی‌پی است [۲].

معمولاً، ارائه‌دهندگان امنیت با استفاده از مهندسی معکوس، الگوریتم‌ها را رمزگشایی کرده و یک لیست از دامنه‌ها را با ترافیک بالقوه فرمان‌وکنترل ایجاد می‌کنند. استفاده از خصوصیات آماری دامنه‌های مشابه، یکی دیگر از راهبردهای یافتن یک دامنه تولیدشده توسط الگوریتم‌های تولید دامنه است. ضعف اصلی راهبردهای سنتی، عدم توانایی تشخیص به‌صورت بلادرنگ است. کشف الگوریتم تولید دامنه در جوامع امنیت یک مسئله حیاتی بوده و راه‌حل‌های موجود عمدتاً بر اساس مهندسی معکوس و فهرست سیاه دامنه‌های فرمان‌وکنترل برای شناسایی۵ بات‌ها و ترافیک آن‌ها است. مهندسی معکوس نیازمند یک نمونه بدافزار است که ممکن است در عمل همیشه ممکن نباشد [۲]. از سوی دیگر، ایجاد لیست سیاه بسیار دشوار و هزینه‌بر است زیرا میزان دامنه‌های تولیدشده به‌سرعت افزایش می‌یابد [۳]. شرکت‌های تأمین‌کننده امنیت اینترنتی، راه‌کارهای متعددی برای ردیابی[۲] ترافیک الگوریتم تولید دامنه ارائه کرده‌اند. قبل از استفاده از الگوریتم تولید دامنه‌ها، مدیران بات‌ها یک فهرست ایستا از

* رایانامه نویسنده مسئول: m_jamali@ itrc.ac.ir

[1] Domain Flux

[2] Trace

نام‌های دامنه را استفاده می‌کردند و مدافعان سایبری با استفاده از فهرست‌های نام دامنه خاص، شبکه‌های بات ایجادشده را شناسایی می‌کردند. بااین‌حال، با معرفی الگوریتم‌های تولید دامنه، دامنه‌ها به‌طور مداوم در حال تغییر بوده و مدافعان سایبری از طریق یک لیست سیاه، نمی‌توانند تمامی دامنه‌های مهاجم را شناسایی و مسدود کنند. علاوه بر این، حتی اگر مدافع بتواند با مهندسی معکوس یک الگوریتم تولید دامنه، به آن دست یابد عملیات مهندسی معکوس زمانبر است بنابراین، استفاده از فن‌های یادگیری ماشین برای شناسایی دامنه‌های بدخواه و ناسالم می‌تواند به‌عنوان یک رویکرد مؤثر و سریع مطرح شود.

برای تشخیص الگوریتم‌های تولید دامنه و رده‌بندی آن‌ها با استفاده از صفات مختلف تلاش‌هایی انجام‌شده است. مک‌گراس و گوپتا [۴] از ویژگی‌هایی مانند سوابق ویز[1]، ویژگی‌های لغوی[2] و آدرس‌های آی‌پی بدخواه شناخته‌شده استفاده کردند. محققان دیگر با به‌کارگیری درخت تصمیم J48 [۵] و استفاده از ویژگی های مبتنی بر زمان، مبتنی بر پاسخ به خدمت‌دهنده نام دامنه (DNS[3]) و مبتنی بر دامنه سعی در شناسایی الگوریتم‌های تولید دامنه کردند. ویژگی‌هایی مانند طول دامنه و نام میزبان برای شناسایی هرزنامه‌های تبلیغاتی مورداستفاده قرارگرفته است [۶]. محققان دیگری از ویژگی‌هایی مانند روش دو گرام[4]، توزیع خصوصیات[5] و ویژگی‌های ساختاری دامنه‌ها مانند طول نام دامنه و کلمات موجود در دامنه و فن‌هایی مانند رگرسیون[6] [۷]، درخت تصمیم متناوب[7] [۸]، ماشین بردار پشتیبان[8] [۹] و شبکه‌های عصبی اسپایک تکامل‌یافته[9] استفاده کرده‌اند.

علاوه‌بر این، روش‌های یادگیری عمیق و روش‌های استفاده‌کننده از توالی منابع محلی جهانی[10] با استفاده از ویژگی‌های مبتنی بر دامنه و ویژگی‌های مبتنی بر آدرس اینترنتی برای تشخیص الگوریتم‌های تولید دامنه مورداستفاده قرارگرفته است [۱۰]. مسئله اصلی این روش‌ها این است که روش‌های ارائه‌شده معمولاً نیاز به اعمال پیش‌پردازش داشته و بنابراین، نمی‌توانند به‌صورت بلادرنگ اجرا شوند. شناسایی شبکه‌های بات مبتنی بر الگوریتم‌های تولید دامنه یک مسئله چالش‌برانگیز در امنیت سامانه‌های کامپیوتری است. تمرکز این مقاله، بررسی مقایسه‌ای یازده الگوریتم یادگیری ماشین نظارتی و الگوریتم شبکه عصبی جهت تشخیص الگوریتم تولید دامنه به‌صورت بلادرنگ است. عملکرد هریک از الگوریتم‌ها با سنجه‌هایی ازجمله نرخ تشخیص[11]، نرخ صحت[12]، نرخ مثبت نادرست[13] و مشخصه سیستم پذیرنده[14] موردبررسی قرارگرفته است. مشخصه عملیاتی پذیرنده در این مقاله برای هریک از الگوریتم‌ها محاسبه شده و منحنی آن برای نمایش میزان توانایی هریک از روش‌ها در تشخیص الگوریتم‌های تولید دامنه ترسیم‌شده است. ساختار این مقاله بدین شرح است: در بخش ۲، مرور کلی در مورد الگوریتم‌های تولید دامنه، مهندسی ویژگی‌ها[15] و ویژگی‌های استخراج‌شده[16] از مجموعه داده موجود ارائه‌شده است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌صورت مختصر در بخش ۳ موردبحث قرار گرفته است. بخش۴، آزمایش‌های مختلف و نتایج آن‌ها را ارائه می‌دهد. بخش ۵ به نتیجه‌گیری و کارهای آتی اختصاص یافته است.

۲- الگوریتم‌های تولید دامنه و مهندسی ویژگی‌ها

۲-۱- الگوریتم‌های تولید دامنه

الگوریتم‌های تولید دامنه بر ایجاد یک‌رشته شبه تصادفی متشکل از حروف و مقادیر عددی به‌صورت ایستا تمرکز دارند. همچنین برای ایجاد یک نام دامنه مناسب، دامنه سطح بالا[17] (TLD) مانند com.، ir. را به رشته ایجادشده اضافه می‌کنند. آدرس‌های سخت‌افزاری و آدرس آی‌پی می‌تواند در فهرست سیاه قرارگرفته و مسدود شود. شبکه‌های بات جدید از الگوریتم‌های تولید دامنه برای ایجاد یک زیرساخت فرمان‌وکنترل پایدار استفاده می‌کنند [۲]. استفاده از دامنه‌های پویا، شناسایی و حذف شبکه‌های بات را برای مؤسس‌های امنیتی اینترنتی دشوار کرده است [۱۱].

با توجه به‌احتمال شناسایی دامنه‌های شبکه‌های بات در مدت‌زمان کم، دامنه‌های استفاده‌شده در شبکه‌های بات دارای مدت‌زمان حیات کمی بوده و به‌سرعت تغییر می‌یابند؛ بنابراین، استفاده از لیست سیاه برای شناسایی این نوع شبکه‌های بات کارآمد نیست. یکی از روش‌های تولید دامنه روش شار دامنه[18] است. شار دامنه فنی است که توسط شبکه‌های بات و خدمت دهنده‌های فرمان‌وکنترل استفاده می‌شود تا دامنه‌های زیادی را با استفاده از الگوریتم تولید دامنه ایجاد کند. تمام شبکه‌های بات و خدمت دهنده‌های فرمان‌وکنترل که دارای زیرساخت مشابه هستند، از یک الگوریتم مشابه استفاده می‌کنند به‌طوری‌که همه

[1] Whois records
[2] Lexical characteristics
[3] Domain Name Server (DNS)
[4] Bigram
[5] Distribution of characters
[6] Regression
[7] Alternating Decision Tree
[8] Support Vector Machines (SVM)
[9] evolving Spiking Neural Networks (eSNNs)
[10] Universal Recource Locator (URL)
[11] Detection Rate or True Positive Rate (TPR)
[12] Accuracy
[13] False Positive Rate (FPR)
[14] Receiver operating characteristic (ROC)
[15] Feature Engineering
[16] Extracted Features
[17] Top Level Domain
[18] Domain Fluxing

آن‌ها یک دامنه مشابه و یکسانی را به‌صورت مستقل برای خود ایجاد می‌کنند. زیرمجموعه‌ای از این دامنه‌ها توسط خدمت دهنده‌های فرمان‌وکنترل ثبت می‌شوند و مدیر بات از این دامنه‌ها جهت ارتباط با شبکه‌بات خود استفاده می‌کند. برای این‌که فرآیند تشخیص الگوریتم تولید دامنه پیچیده‌تر شود، خدمت دهنده‌های فرمان‌وکنترل به‌طور مرتب دامنه‌های جدیدی با استفاده از الگوریتم تولید دامنه ایجاد می‌کنند که سبب ایجاد لیست سیاه بزرگ‌تری شده و تلاش برای شناسایی آن‌ها را سخت‌تر می‌کند. فن‌های تولید دامنه دارای پیچیدگی متنوعی در تولید نام دامنه هستند. برای مثال، روش رامیت[1] دامنه‌هایی را با مجموعه‌ای از ضرب و تقسیم‌ها و اعمال ماژول‌هایی بر روی هسته[2] اولیه محاسبه می‌کند [۱۲]، درحالی‌که روش ساپوباکس[3] دامنه‌ها را با تلفیق دو رشته تصادفی گرفته‌شده از زبان انگلیسی ایجاد می‌کند [۱۳].

۲-۲- مهندسی ویژگی‌ها

در این مقاله با توجه به استفاده از الگوریتم‌های رده‌بندی و یادگیری ماشین نظارتی، از روش مدیریت داده‌ها باید استفاده شود. ابتدا، داده‌های موجود که نام دامنه‌ها هستند باید به داده‌های ساخت‌یافته برای پذیرش توسط الگوریتم‌های رده‌بندی و یادگیری ماشین تبدیل شوند. درعین‌حال، در رده‌بندی، تنها ویژگی نام دامنه کافی نبوده و نیاز به برخی از ویژگی‌های دیگر است. اغلب الگوریتم‌های رده‌بندی و یادگیری ماشین نظارتی عملکرد خوبی در پیش‌بینی دارند و با توجه به ویژگی‌های مختلف آن‌ها، داده‌های دامنه به یک جدول ساخت‌یافته تبدیل‌شده و به‌عنوان ورودی این الگوریتم‌ها مورداستفاده قرار می‌گیرند. مهندسی ویژگی‌ها بر روی نام دامنه‌های مجموعه داده انجام‌یافته و درنهایت بر اساس مطالعه الگوریتم‌ها و روش‌های پیشین، سه نوع ویژگی ساختاری[4]، زبانی[5] و آماری[6] برای تولید مجموعه داده جدید تولید می‌شود.

در شبکه‌های باتی که از الگوریتم‌های تولید دامنه برای تولید نام دامنه شبه تصادفی برای ارتباطات با سرویس‌دهنده فرمان و کنترل خود استفاده می‌کنند با محاسبه آنتروپی شانون[7] [۱۴]، امتیاز آنتروپی یک دامنه محاسبه شده و دامنه‌های ناسالم از دامنه‌های پاک و سالم تشخیص داده می‌شوند. میزان آنتروپی برای یک زیر دامنه، پس از محاسبه احتمال رخداد یک کاراکتر $P(x_i)$ در یک زیر دامنه و با استفاده از رابطه (۱) برای تمامی دامنه‌ها به‌دست می‌آید:

$$Entropy = -\sum_{i=1}^{n}\left(P(x_i)\log_2 P(x_i)\right) \qquad (۱)$$

در این مقاله از مقدار آنتروپی محاسبه‌شده برای هر دامنه به‌عنوان یک ویژگی آماری از مجموعه ویژگی‌ها جهت شناسایی دامنه‌های بدخواه استفاده‌شده است که این ویژگی از نوع ویژگی‌های آماری در نظر گرفته‌شده است.

جدول (۱) ویژگی‌های ساختاری، جدول (۲) ویژگی‌های زبانی و جدول (۳) ویژگی‌های آماری استخراج‌شده از مجموعه داده تولیدشده را نشان می‌دهد.

جدول (۱): ویژگی‌های ساختاری

ویژگی	توضیح	نوع ویژگی	مثال ۱ bxjofordlinnetavox.com	مثال ۲ prata.pt
HwP	دارای پیشوند www	دودویی	۰	۰
DNL	طول نام دامنه	عدد صحیح	۲۲	۸
SLM	میانگین طول زیر دامنه	عدد اعشاری	۱۸/۰	۵/۰
NoS	تعداد زیر دامنه‌ها	عدد صحیح	۱	۱
CTS	دارای TLD به‌عنوان زیر دامنه	دودویی	۰	۰
CSCS	دارای زیر دامنه تک کاراکتری	دودویی	۰	۰
UR	نسبت زیر دامنه به‌کل دامنه	عدد اعشاری	۰/۰	۰/۰
CIPA	دارای آدرس آی پی	دودویی	۰	۰
HVTLD	دارای TLD معتبر	دودویی	۱	۱

[1] Ramnit
[2] Seed
[3] Suppobox
[4] Structural
[5] Linguistic
[6] Statistical
[7] Shannon's Entropy

جدول (۲): ویژگی‌های زبانی

ویژگی	توضیح	نوع ویژگی	مثال ۱ bxjofordlinnetavox.com	مثال ۲ prata.pt
Contains_digit	دارای رقم در زیر دامنه	دودویی	۰	۰
Vowel_ratio	نرخ حروف صدادار (A, E, I, O, U) در زیر دامنه	عدد اعشاری	۰/۳۳	۰/۴
Digit_ratio	نرخ ارقام در زیر دامنه	عدد اعشاری	۰/۰	۰/۰

جدول (۳): ویژگی‌های آماری

ویژگی	توضیح	نوع ویژگی	مثال ۱ bxjofordlinnetavox.com	مثال ۲ prata.pt
RRC	نرخ تعداد تکرار کاراکترها در زیر دامنه	عدد اعشاری	۰/۲۱	۰/۲۵
RCC	نرخ حروف بی‌صدا در زیر دامنه	عدد اعشاری	۰/۴۴	۰/۴
RCD	نرخ ارقام متوالی در زیر دامنه	عدد اعشاری	۰/۰	۰/۰
Entropy	آنتروپی زیر دامنه	عدد اعشاری	۳/۶۸۳	۱/۹۲۱

۳- الگوریتم‌های یادگیری ماشین

رویکرد داده‌کاوی متناسب با تشخیص و تفکیک دامنه‌های موجود به دو رده دامنه‌های سالم و دامنه‌های ناسالم، رویکرد رده‌بندی خواهد بود. با استفاده از رویکرد رده‌بندی مشخصه‌های تأثیرگذار بر ناسالم بودن این دامنه‌ها نیز پیش‌بینی می‌شود. با توجه به استفاده از مجموعه داده‌های برچسب‌دار[1] در این مقاله، یازده الگوریتم یادگیری ماشین نظارتی و یک الگوریتم شبکه عصبی مورداستفاده قرارگرفته است. به‌منظور آموزش الگوریتم‌های یادگیری نظارتی، داده‌ها یا ویژگی‌هایی به‌عنوان ورودی اولیه به سیستم وارد می‌شود که قبلاً توسط عامل انسانی با خروجی مورد انتظار برچسب‌زده شده است و ورودی‌ها و خروجی‌های مطلوب متناظر با آن‌ها به‌صورت جفت‌های ورودی/خروجی در اختیار سیستم قرار می‌گیرند. با استفاده از این مجموعه داده‌ها، الگوریتم، رابطه میان ورودی‌ها و پاسخ درست از پیش تعیین‌شده (برچسب) را آموزش می‌بیند. فرآیند آموزش تا زمانی که نمونه پیش‌بینی الگوریتم به‌دقت کافی برسد و نتایج پیش‌بینی برابر و یا نزدیک به نتایج از قبل تعیین‌شده باشند ادامه خواهد یافت. در یادگیری نظارتی، سیستم پس از آموزش و با استفاده از الگوهایی که در طی آموزش ایجاد نموده است، قادر خواهد بود تا در مواجهه با داده‌های بدون برچسب، خروجی مناسب را پیش‌بینی نماید. نمونه‌های استفاده‌شده از این الگوریتم‌ها در این مقاله عبارت‌اند از رگرسیون منطقی[2]، درخت تصمیم[3]، جنگل تصادفی[4]، K نزدیک‌ترین همسایه[5]، سه نوع شبکه بیزی[6] - گاوسی[7]، برنولی[8] و چندجمله‌ای[9]-، الگوریتم درخت‌های اضافی[10]، دو نوع الگوریتم تقویتی[11] و ماشین بردار پشتیبان[12] . همچنین شبکه عصبی چندلایه [13] به‌عنوان یک الگوریتم رده‌بندی دیگر مطالعه شده است. در ادامه توضیح مختصری از این الگوریتم ها ارائه داده می‌شود.

۳-۱- رگرسیون منطقی

رگرسیون منطقی یکی از فن‌های کاربردی برای تحلیل داده‌های رده‌بندی‌شده است. زمانی که متغیر هدف، متغیری کیفی با دو سطح باشد، دیگر نمونه‌های رگرسیون معمولی قابل‌استفاده نیستند. در این‌گونه موارد، از رگرسیون منطقی استفاده می‌شود. هدف رگرسیون منطقی، تعیین احتمال شرطی مربوط به مشاهده‌های مشخص یک رده با توجه به متغیرهای مستقل است. به عبارت ساده‌تر، با گرفتن متغیر ورودی، مقدار متغیر وابسته به آن را پیش‌بینی می‌کند[۱۸].

۳-۲- شبکه بیزی

شبکه بیزی، نمونه مقدماتی از نمونه احتمال بیزی است. این

[1] Labeled
[2] Logistic Regression
[3] Decision Tree
[4] Random Forest
[5] K-Nearest Neighbors
[6] Bayesian Network
[7] Gaussian
[8] Bernoulli
[9] Multinomial
[10] Extra Trees
[11] Boosting Algorithms
[12] Support Vector Machine
[13] Multilayer Perceptron

نمونه بر پایه احتمال وقوع یا عدم وقوع پدیده‌ها است. عملکرد آن، بر فرضیات استقلال قوی استوار بوده و احتمال رخداد یک صفت روی احتمال سایر صفت‌ها بی‌تأثیر است. به این معنی که در این نمونه، احتمال رخداد نتیجه نهایی، بر اساس احتمالات رخداد متغیرهای مستقل به‌شرط رخداد همان نتیجه به‌دست‌آمده و احتمال رخداد هر یک از متغیرهای مستقل به‌شرط رخداد یک نتیجه نهایی خاص، مستقل از احتمال رخداد سایر متغیرهای مستقل به‌شرط رخداد همان نتیجه است. به‌این‌ترتیب، یک مسئله چند متغیره p بعدی به تخمین p مسئله یک متغیره کاهش پیدا می‌کند. این امر، سبب کاهش پیچیدگی‌های محاسبات می‌شود [۹]. سه نوع نمونه بیزی در این مقاله موردبررسی قرارگرفته‌اند که عبارت‌اند از:

- بیزی گاوس[1] که در رده‌بندی استفاده می‌شود و فرض می‌شود که ویژگی‌ها توزیع نرمال را دنبال می‌کنند.
- بیزی چندجمله‌ای[2] برای اعداد و مقادیر گسسته[3] استفاده می‌شود.
- بیزی برنولی[4]، اگر بردارهای ویژگی، دوتایی باشد نمونه دوجمله‌ای مناسب است (به‌عنوان‌مثال ۰ و ۱).

۳-۳- K نزدیک‌ترین همسایه

هدف از فن K نزدیک‌ترین همسایه، رده‌بندی یک عضو جدید بر اساس ویژگی نمونه‌های آموزش‌دهنده است. در این فن نمونه جدید بر اساس اکثریت K رده که نزدیک‌ترین همسایه‌ها را با آن نمونه داشته باشند، تقسیم‌بندی می‌شود. به‌طورکلی می‌توان بیان کرد که روش K نزدیک‌ترین همسایه، یک روش تشخیص الگوهای غیر پارامتری است که تعداد K تا از نزدیک‌ترین الگوهای مشابه را پیداکرده و بر اساس آن‌ها، ارزش نمونه موردمطالعه را پیش‌بینی می‌کند. این الگوریتم بر اساس حداقل فاصله نمونه موردبررسی تا نمونه‌های موجود دیگر برای تعیین K نزدیک‌ترین همسایه‌ها کار می‌کند و نمونه را متعلق به رده‌ای می‌داند که بیشترین آرا را در بین K نزدیک‌ترین همسایه داشته باشد [۲۱ و ۳۲].

۴-۳- درخت تصمیم

درخت تصمیم از معروف ترین فن‌های رده‌بندی است. هر درخت تصمیم از تعدادی گره و یال تشکیل‌شده است. در ساخته‌شدن درخت و تشکیل هر گره، الگوریتم درخت تصمیم به دنبال انتخاب بهترین مشخصه برای شکستن درخت به دو یا چند زیر درخت است. درخت تصمیم، مشاهدات وارد شده به نمونه را با مرتب کردن آن‌ها در درخت از گره ریشه، گره‌های که در بالای درخت قرار دارد، به سمت گره‌های برگ، گره‌های انتهایی درخت که فقط از یک‌سو به سایر گره‌ها متصل هستند، رده‌بندی می‌کند. هر گره داخلی (غیر برگ) از درخت، متناظر با یک مشخصه از مشاهدات بوده و هر یالی که از آن خارج می‌شود متناظر با یک مقدار برای آن مشخصه است. در نهایت هر گره برگ، در یک رده متغیر هدف، رده‌بندی می‌شود [۳۳]. درخت‌های تصمیم بالا به پایین یکی از الگوریتم‌های رایج رده‌بندی می‌باشند [۱۷]. از مهم‌ترین دلایل رایج بودن این الگوریتم‌ها شفافیت و قابلیت تفسیر بالای آن‌ها است. مزیت دیگر آن‌ها موجود بودن پیاده‌سازی‌های قوی همچون درخت‌های ID3، C4.5 و CHAID است. تنها تفاوت این الگوریتم با درخت تصمیم ساده این است که این روش برای ساخت درخت، سطح اهمیتی از آزمون کای‌مربع[5] را مشخص می‌کند تا رشد درخت را متوقف کند [۳۴]. برای مثال الگوریتم ID3 از الگوریتم‌های ساده درخت‌های تصمیم بوده و ایده اساسی این روش، فرایند جستجوی حریصانه بالا به پائین در مجموعه داده، به‌منظور ارزیابی هر مشخصه در هر گره بوده و در آن انتخاب‌های قبلی هرگز مورد بازبینی قرار نمی‌گیرند [۳۵].

۵-۳- جنگل تصادفی

درخت‌های تصمیم به‌دلیل کاربرد آسان و تفسیر آن‌ها در حوزه رده‌بندی‌های دوسطحی بسیار اهمیت یافته‌اند. کاربرد این درخت‌ها، امکان استفاده از متغیرهای پیش‌بینی کننده با مقیاس‌های متفاوت را فراهم می‌کند. عدم ثبات و پایداری درخت‌های تصمیم و ایجاد راه‌حل‌های بهینه محلی یکی از مشکلات کاربرد آن‌ها است. فن جنگل تصادفی از فن‌های دارای رویکرد رده‌بندی است که برای رفع مشکلات موجود در فن درخت تصمیم ارائه‌شده است. در این فن، مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم ایجادشده و هر درخت به مهم‌ترین رده رأی می‌دهد. با ادغام رأی درخت‌های مختلف، برای هر نمونه یک رده پیش‌بینی می‌شود. در این روش که برای افزایش دقت درخت تصمیم طراحی‌شده است، تعداد درخت بیشتری تولید می‌شود تا برای پیش‌بینی رده باهم اقدام به رأی‌گیری کنند. این روش یک رده‌بندی کننده جمعی است که از تعدادی درخت تصمیم تشکیل شده است و نتیجه نهایی، میانگین نتیجه تک‌تک درخت‌ها است [۳۱]. به‌عبارت‌دیگر، جنگل تصادفی چندین درخت تصمیم ساخته و با ادغام آن‌ها پیش‌بینی‌های درست‌تری ارائه می‌دهد. از مزایای جنگل تصادفی قابلیت استفاده آن، هم برای مسائل رده‌بندی و هم مسائل رگرسیون است که غالب سامانه‌های یادگیری ماشین کنونی را تشکیل می‌دهند [۱۹].

[1] Guassian Naïve Bayesian
[2] Mutinomial Naïve Bayesian
[3] Discrete counts
[4] Bernolli Naïve Bayesian
[5] Chi Square

۳-۶- ماشین بردار پشتیبان

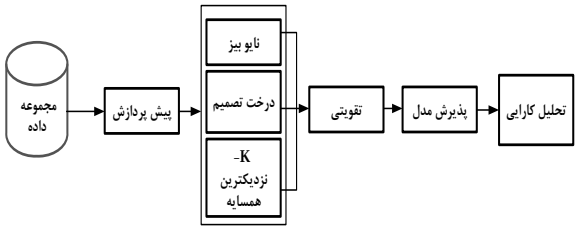
ماشین بردار پشتیبان یک الگوریتم رده‌بندی مبتنی بر نظریه یادگیری آماری است و از الگوریتم‌های بر پایه هسته در یادگیری ماشین محسوب می‌شود. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان یکی از الگوریتم‌های معروف در زمینه یادگیری نظارتی است که برای رده‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. این الگوریتم به‌طور هم‌زمان حاشیه‌های هندسی را بیشینه کرده و خطای رده‌بندی را کمینه می‌کند لذا به‌عنوان رده‌بندی حداکثر حاشیه نیز نامیده می‌شود. یک مسئله با دو کلاس نتیجه خطوط بی‌شماری ممکن است وجود داشته باشند که توسط آن‌ها رده‌بندی انجام شود ولی فقط یکی از این خطوط ماکزیمم تفکیک و جداسازی را فراهم می‌آورد. از بین جداسازهای خطی، آن جداسازی که حاشیه داده‌های آموزشی را حداکثر می‌کند خطای تعمیم را حداقل خواهد کرد. نقاط داده‌ای ممکن است ضرورتاً نقاط‌داده‌ای در فضای دوبعدی R^2 نباشند و ممکن است در فضای چندبعدی R^n مربوطه باشند. رده‌بندی کننده‌های خطی متعددی ممکن است این خصوصیت را فراهم کنند اما الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به دنبال جداکننده‌ای است که حداکثر جداسازی را برای دسته‌ها انجام دهد [۲۰].

۳-۷- الگوریتم درخت‌های اضافی[1]

الگوریتم درخت‌های اضافی [۳۷] یک گروه از درخت‌های تصمیم و رگرسیون را مطابق با رویه بالابه‌پایین[2] کلاسیک ایجاد می‌کند. دو تفاوت اصلی این الگوریتم با سایر الگوریتم‌های گروهی مبتنی بر درخت ازجمله جنگل تصادفی در این است که اولاً گره‌ها را با انتخاب نقاط برش به‌طور تصادفی تقسیم می‌کند و ثانیاً از کل نمونه‌های یادگیری برای گسترش درخت‌ها استفاده می‌کند.

۳-۸- رده‌بندی کننده جمعی[3]

الگوریتم رده‌بندی کننده جمعی [۲۲] از کل مجموعه داده به‌منظور آموزش هر رده‌بندی کننده استفاده می‌کند، اما بعد از هر بار آموزش، بیشتر بر روی‌داده‌های سخت تمرکز می‌کند تا به‌درستی رده‌بندی شوند. این الگوریتم تکراری، تغییر انطباقی به توزیع داده‌های آموزش با تمرکز بیشتر بر روی نمونه‌هایی است که قبلاً به‌طور درست رده‌بندی نشده‌اند. در ابتدا تمام رکوردها وزن یکسانی می‌گیرند و وزن‌ها در هر تکرار افزایش پیدا خواهند کرد. وزن نمونه‌هایی که به‌اشتباه رده‌بندی‌شده‌اند افزایش خواهد یافت درحالی‌که آن دسته از نمونه‌هایی که به‌درستی رده‌بندی‌شده‌اند وزنشان کاهش خواهد یافت. سپس وزن دیگری به‌صورت مجزا به هر رده‌بندی کننده با توجه به‌دقت کلی آن اختصاص داده می‌شود که بعداً در فاز آزمایش (آزمون) مورداستفاده قرار می‌گیرد. رده‌بندی کننده‌های دقیق از ضریب اطمینان بالاتری برخوردار خواهند بود. درنهایت هنگام ارائه یک نمونه جدید هر رده‌بندی کننده، یک وزن پیشنهاد می‌دهد و کلاس بارأی اکثریت انتخاب خواهد شد. پارامتری که رده‌بندی کننده جمعی دارد تعداد تکرار است. با توجه به این‌که این روش یک زیر فرآیند دارد که این زیر فرآیند باید یک الگوریتم یادگیرنده داشته باشد، از الگوریتم‌های یادگیری همچون درخت تصمیم، K نزدیک‌ترین همسایه، بیزی ساده و غیره استفاده می‌شود. شکل (۱) نمایی از این نمونه را ارائه می‌دهد.



شکل (۱): نمایی از نمونه جمعی

۳-۸-۱- الگوریتم تقویتی تطبیقی[4]

الگوریتم تقویتی تطبیقی [۲۳] یک الگوریتم بزرگ است که جهت افزایش دقت رده‌بندی به‌همراه دیگر الگوریتم‌های یادگیری استفاده می‌شود. در این الگوریتم، رده‌بندی کننده در هر مرحله جدید، به نفع نمونه‌های نادرست رده‌بندی‌شده در مراحل قبل تنظیم می‌شود. هدف الگوریتم تقویتی تطبیقی افزایش میزان یادگیری رده‌بندی‌شده است. این الگوریتم با ترکیب چند رده‌بندی کننده ضعیف مرز مناسبی جهت تفکیک داده‌های بین دو کلاس به‌دست می‌آورد. رده‌بندی کننده‌ها همیشه به نفع داده‌هایی که در مرحله قبل به‌اشتباه رده‌بندی‌شده‌اند، عمل می‌کنند. الگوریتم تقویتی تطبیقی نسبت به داده‌های اختلال‌دار[5] و پرت[6] حساس بوده ولی نسبت به مسئله بیش‌برازش[7] از اغلب الگوریتم‌های یادگیری بهتر عمل می‌کند.

۳-۸-۲- الگوریتم تقویتی گرادیان[8]

الگوریتم تقویتی گرادیان [۲۴]، نیز مانند جنگل تصادفی با استفاده از درخت‌های تصمیم ضعیف عمل می‌کند. تفاوت این دو

[1] Extra-Trees
[2] Top-Down Procedure
[3] Boosting
[4] Adaptive Boosting (AdaBoost)
[5] Noisily
[6] Outlier
[7] Over-fitting
[8] Gradient Boosting

الگوریتم آن است که در الگوریتم تقویتی گرادیان درخت‌ها یکی پس از دیگری آموزش داده‌شده و هر درخت زیرمجموعه، ابتدا با داده‌هایی که به‌اشتباه توسط درخت قبلی پیش‌بینی‌شده‌اند آموزش داده می‌شود. این امر سبب می‌شود نمونه بیشتر بر روی موارد پیچیده متمرکزشده و کمتر به مسائلی که پیش‌بینی در آن‌ها آسان است اهمیت دهد.

۳-۹- الگوریتم شبکه عصبی چندلایه

مفهوم شبکه‌های عصبی از مغز انسان الهام گرفته‌شده است و برای مسائلی مانند رده‌بندی و پیش‌بینی استفاده‌شده است. شبکه‌های عصبی استفاده وسیعی درشناسایی الگوها دارند؛ چون قابلیت پاسخگویی به ورودی‌های غیرمنتظره رادارند. در ساخت شبکه عصبی، نورون‌ها یاد می‌گیرند که چگونه الگوهای ویژه مختلفی را تشخیص دهند. اگر الگویی پذیرفته شود درحالی‌که در طول یادگیری، ورودی با خروجی مرتبط نباشد، نورون‌ها از مجموعه الگوهایی که قبلاً یاد گرفته، آن خروجی را که بیشترین شباهت را به الگو داشته و کم‌ترین تفاوت را با ورودی دارد، انتخاب می‌کند. این فرآیند از سه لایه شامل لایه‌های ورودی، لایه‌های میانی، لایه‌های خروجی تشکیل‌شده است. لایه‌های ورودی، اطلاعات را از یک منبع خارجی دریافت می‌کند و یک یا چندلایه خروجی نیز اطلاعات را به سیگنال‌هایی برای استفاده منبع خروجی تبدیل می‌کند. لایه‌های میانی نیز واسطی بین لایه‌های ورودی و لایه‌های خروجی است و در حقیقت، فرآیند پردازش داده را انجام می‌دهند [۲۵ و ۳۶].

۴- نتایج و اعتبارسنجی

۴-۱- جزئیات پیاده‌سازی

برای انجام آزمایش‌های مختلف دستگاهی با پردازنده اینتلCore i7-2670QM با سرعت 2.20 گیگاهرتز، حافظه اصلی ۸ گیگابایت و کارت گرافیکی NVIDIA GeForce GT540 با ۲ گیگابایت حافظه مورداستفاده قرارگرفته است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظارتی و الگوریتم شبکه عصبی با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون نسخه ۳,۶ در محیط ژوپیتر نوت‌بوک[1] و تنسورفلو[2] [۲۶] پیاده‌سازی و آموزش داده شده و از ابزار کراس نسخه ۲,۲,۲ [۲۷] که یک واسط برنامه‌نویسی کاربردی[3] (API) برای نمونه سریع از تنسورفلو نسخه ۱,۱۰,۰ در پردازنده (CPU) است، استفاده شده است. پلتفرم مورداستفاده برای یادگیری، ویندوز ۷ بوده و بسیاری از آزمایش‌ها برای تعیین پارامترهای تنظیم مناسب این الگوریتم‌ها انجام‌یافته است.

۴-۲- مجموعه داده

در این مقاله از سه مجموعه‌داده اولیه برای تولید مجموعه داده جدید استفاده‌شده است که عبارت‌اند از:

۱. داده‌های سالم (دامنه‌های پاک) مجموعه Alexa

۲.داده‌های بدخواه (دامنه‌های ناسالم):

الف. مجموعه داده Bambenek

ب. مجموعه داده 360 Lab

با ترکیب و درهم‌سازی این سه مجموعه‌داده، مجموعه داده جدیدی حاوی دامنه‌های سالم و ناسالم برای استخراج ویژگی‌های ساختاری، زبانی و آماری اشاره شده در بخش ۲-۲، ایجاد شد. این مجموعه داده حاوی ۲,۴۵۸,۸۳۶ رکورد (دامنه) بوده و پس از استخراج ویژگی‌ها، مجموعه داده‌ای با ۱۶ ویژگی تولید شد. برای انجام آزمایش ها و ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین و الگوریتم شبکه عصبی از ۱۰۰ هزار رکورد تصادفی انتخاب‌شده از تمام رکوردهای مجموعه داده استفاده شد. برای انجام آزمایش‌ها، ۷۰ درصد مجموعه داده برای آموزش الگوریتم و ۳۰ درصد باقیمانده جهت آزمون الگوریتم تخصیص داده شد.

۴-۳- ارزیابی عملکرد و نتایج

برای ارزیابی الگوریتم‌های اشاره‌شده از روش اعتبارسنجی متقابل[4] با K-fold=10 استفاده شد. با این روش میزان عملکرد الگوریتم‌ها به‌صورت دقیق‌تر مورد ارزیابی قرار گرفت. میانگین نتایج، با ۳۰ بار آزمایش بر روی مجموعه داده محاسبه شده و برای هریک از الگوریتم‌ها ارائه شده است.

۴-۳-۱- سنجه‌های ارزیابی

یکی از مهم‌ترین مراحل پس از طراحی یا ساخت نمونه یا الگوریتم، ارزیابی کارایی[5] آن است. در الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظارتی و مسائل رده‌بندی برای ارزیابی عملکرد هر یک از الگوریتم‌ها، سنجه‌هایی از جمله نرخ صحت[6]، نرخ تشخیص[7] یا نرخ بازخوانی[8]، نرخ مثبت نادرست[9] و مشخصه عملیاتی پذیرنده[10] استفاده می‌شود که در زیر نحوه محاسبه هریک از آن‌ها اشاره می‌شود:

[1] Jupyter Notebook
[2] Tensorflow
[3] Application programming Interface

[4] Cross Validation (CV)
[5] Performance Evaluation
[6] Accuracy
[7] True Positive Rate (TPR)
[8] Recall
[9] False Positive Rate (FPR)
[10] Receiver Operating Characteristic (ROC)

- مثبت درست (TP): تعداد دامنه‌های ناسالمی که به‌درستی به‌عنوان دامنه ناسالم شناسایی‌شده‌اند.
- مثبت نادرست (FP): تعداد دامنه‌های سالمی که به‌اشتباه به‌عنوان دامنه‌های ناسالم شناسایی‌شده‌اند.
- منفی درست (TN): تعداد دامنه‌های سالمی که به‌درستی به‌عنوان دامنه عادی شناسایی‌شده‌اند.
- منفی نادرست (FN): تعداد دامنه‌های ناسالمی که به‌اشتباه به‌عنوان دامنه‌های عادی شناسایی‌شده‌اند.

• **صحت:** درصد پیش‌بینی‌های درست تمام دامنه‌ها را نشان می‌دهد.

$$Accuracy\left(ACC\right)=\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (۱)$$

• **نرخ تشخیص یا نرخ بازخوانی:** نشان‌دهنده درصد دامنه‌های ناسالمی است که به‌درستی به‌عنوان یک دامنه ناسالم پیش‌بینی‌شده است.

$$True\ Posetive\ Rate\left(TPR\right)=\frac{TP}{TP+FN} \quad (۲)$$

• **نرخ مثبت نادرست:** درصد دامنه‌های سالمی را که به‌اشتباه به‌عنوان دامنه‌های ناسالم رده‌بندی‌شده‌اند، نشان می‌دهد.

$$FPR=\frac{FP}{FP+TN} \quad (۳)$$

• **منحنی مشخصه عملیاتی پذیرنده:** نشان‌دهنده میزان عملکرد الگوریتم برای حل مسئله‌ای است که بر روی آن اجرا می‌شود. هر چه نرخ مثبت درست[1] بیشتر از نرخ مثبت نادرست باشد این مشخصه مقدار بالاتر و بهتری را نشان می‌دهد درنتیجه الگوریتم موردنظر عملکرد بهتری برای حل مسئله خواهد داشت.

۴-۳-۲- نتایج

جدول (۴) و شکل‌های (۲) تا (۴)، نرخ صحت، نرخ تشخیص یا بازخوانی، نرخ مثبت نادرست و مشخصه عملیاتی پذیرنده الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظارتی اشاره‌شده و شبکه عصبی چندلایه را نشان می‌دهد. مشخصه عملیاتی پذیرنده به صورت مجزا برای هریک از الگوریتم‌ها محاسبه و منحنی آن در شکل‌های (۹ - ۶) ارائه‌شده است.

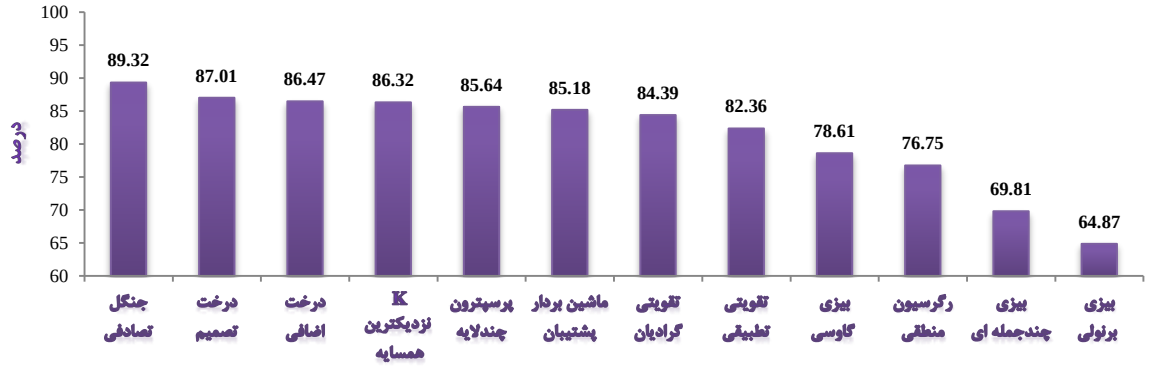
با انجام آزمایش‌های متعدد نتایج ارائه‌شده در جدول (۴) حاصل شد. این نتایج نشان می‌دهند الگوریتم‌های مبتنی بر درخت از جمله جنگل تصادفی، درخت تصمیم و درخت اضافی نسبت به سایر الگوریتم‌ها عملکرد بهتری ارائه می‌دهند. با بررسی و تغییر پارامترهای تنظیم الگوریتم‌ها، نتایج متفاوتی توسط هر یک از این الگوریتم‌ها حاصل شد. الگوریتم جنگل تصادفی با توجه به بررسی انواع درخت‌ها با حالت‌های مختلف سعی در یافتن بهترین درخت داشته و نسبت به سایر الگوریتم‌ها نتایج بهتری در تمامی سنجه‌های ارزیابی در این مقاله ارائه داده است. برای مثال با تنظیم تعداد تخمین‌کننده[2] در جنگل تصادفی و با افزایش یا کاهش این پارامتر نتایج متفاوتی حاصل شد ولی با تنظیم این پارامتر با مقدار ۱۰، بالاترین نرخ صحت و نرخ تشخیص و پایین‌ترین نرخ مثبت نادرست به‌دست آمد.

زمان آموزش و آزمایش این الگوریتم نیز با توجه به نتایج حاصل مناسب بود. در الگوریتم‌های درخت تصمیم و درخت اضافی نیز سعی شد تا پارامترهای مختلف بررسی و نتایج آن‌ها مقایسه شود که بهترین نتایج در درختانی با ماکزیمم عمق[3] ۱۰ حاصل شد. زمان آموزش و آزمایش این الگوریتم‌ها نیز مقداری قابل پذیرش بود.

در الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان و K نزدیک‌ترین همسایه علی‌رغم دستیابی به نتایج مناسب در نرخ صحت، نرخ تشخیص و نرخ مثبت نادرست، دارای مدت زمان آموزش و آزمایش بسیار بالا بوده و عملکرد زمانی بسیار ضعیف‌تری نسبت به سایر الگوریتم‌ها ارائه دادند. بنابراین، با در نظر گرفتن این نقطه ضعف این الگوریتم‌ها برای به‌کارگیری بر روی مجموعه داده‌های بزرگ‌تر از جمله تمام داده‌های مجموعه داده استفاده‌شده در این مقاله مناسب نخواهند بود. الگوریتم‌های تقویتی نیز نتایج خوبی در تشخیص دامنه‌های سالم و دامنه‌های ناسالم ارائه دادند ولی مدت زمان آزمایش این الگوریتم‌ها نیز نسبتاً زیاد بود.

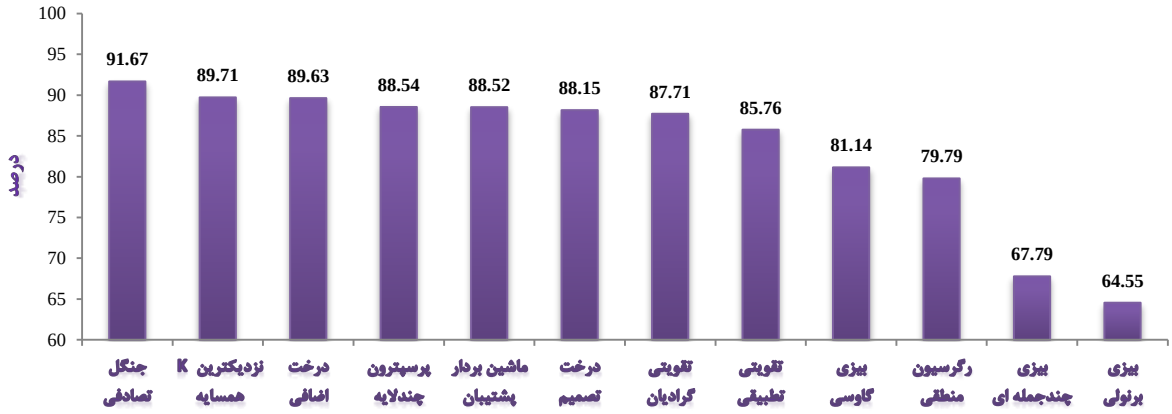
در الگوریتم شبکه عصبی چندلایه با تغییر تعداد لایه‌های مخفی و میانی و تغییر تعداد گره‌های هر لایه نتایج مختلفی حاصل شد. با انجام آزمایش‌های مختلف، بهترین نتایج در شبکه با ۳ لایه و با ۳۰ گره در هر لایه حاصل شد. لازم به یادآوری است که به‌کارگیری تعداد لایه‌ها و گره‌های بیشتر تأثیری در نرخ صحت و نرخ تشخیص نداشته است. الگوریتم‌های بیزی در تشخیص دامنه‌های سالم و دامنه‌های ناسالم عملکرد ضعیف‌تری نسبت به سایر الگوریتم‌های اشاره‌شده ارائه داده ولی زمان آموزش و زمان آزمایش بسیار پایین‌تر و بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشتند.

در مجموع نتایج حاصل نشان از عملکرد مناسب الگوریتم جنگل تصادفی در سنجه‌های ارزیابی دارد. بالاترین نرخ صحت برابر با ۸۹/۳۲%، بالاترین نرخ تشخیص برابر ۹۱/۶۷% ، با مقدار مشخصه عملیاتی پذیرنده ۰/۹۰۲ و کمترین نرخ مثبت نادرست ۰/۳۷۳ با به‌کارگیری الگوریتم جنگل‌تصادفی به‌دست آمد.



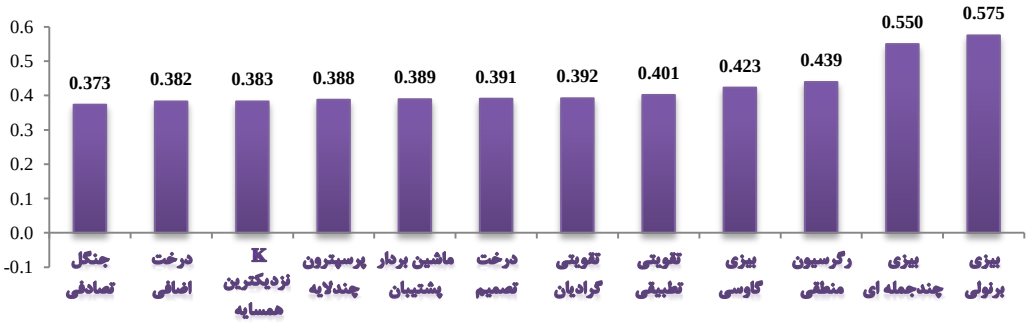
شکل (۲): نمودار نرخ صحت الگوریتم‌ها در تشخیص DGA

در نتایج حاصل از پیاده‌سازی سنجه نرخ تشخیص، الگوریتم جنگل تصادفی بهترین مقدار را برابر با ۸۹/۳۲ ارائه داده است و الگوریتم‌های درخت تصمیم و درخت اضافی نیز نتایج نزدیک به الگوریتم جنگل تصادفی ارائه دادند. ضعیف‌ترین نتایج در این سنجه را الگوریتم بیزی برنولی ارائه داده است.



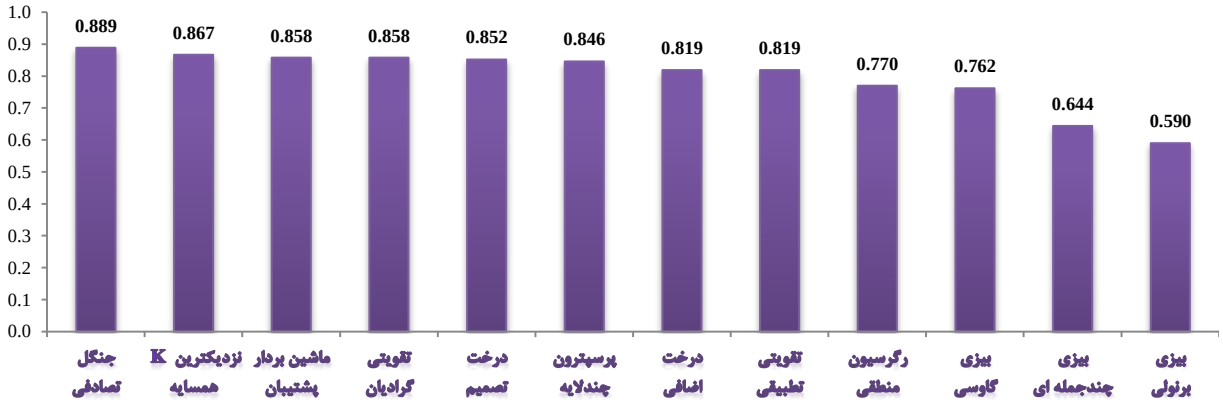
شکل (۳): نمودار نرخ تشخیص الگوریتم‌ها در تشخیص **DGA**

در نتایج حاصل از پیاده‌سازی سنجه نرخ تشخیص، الگوریتم جنگل تصادفی بهترین مقدار را برابر با ۹۱/۶۷ ارائه داده است و الگوریتم‌های K نزدیک‌ترین همسایه و درخت اضافی نیز نتایج نزدیک به الگوریتم جنگل تصادفی ارائه دادند. ضعیف‌ترین نتایج در این سنجه را الگوریتم بیزی برنولی ارائه داده است.



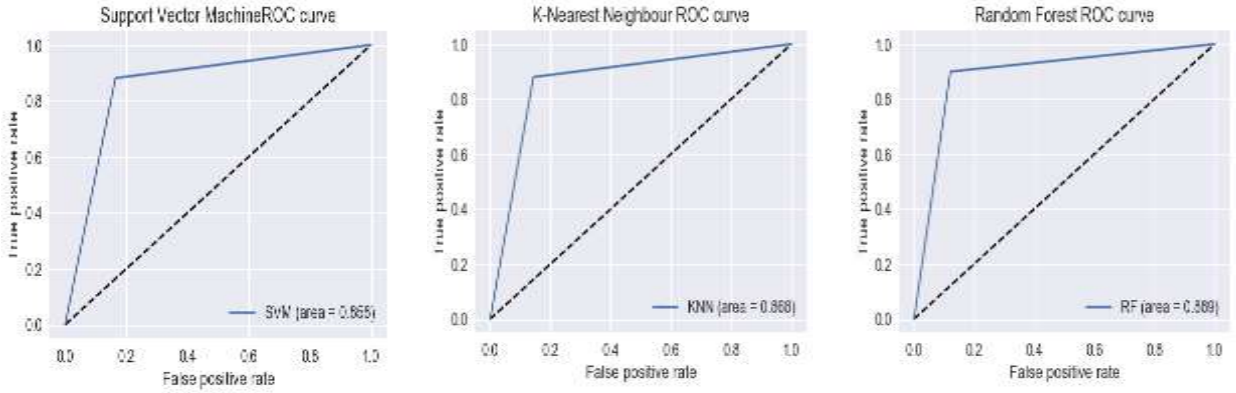
شکل (۴): نمودار نرخ مثبت نادرست الگوریتم‌ها در تشخیص DGA

بهترین و کمترین نرخ مثبت نادرست توسط الگوریتم‌های جنگل تصادفی با مقدار ۰/۳۷۳ ارائه شده و درخت اضافی و K نزدیک‌ترین همسایه نتایج نزدیک به آن ارائه داده‌اند. ضعیف‌ترین نتیجه و بالاترین نرخ مثبت نادرست توسط الگوریتم بیزی برنولی برابر با ۰/۵۷۵حاصل‌شده است.



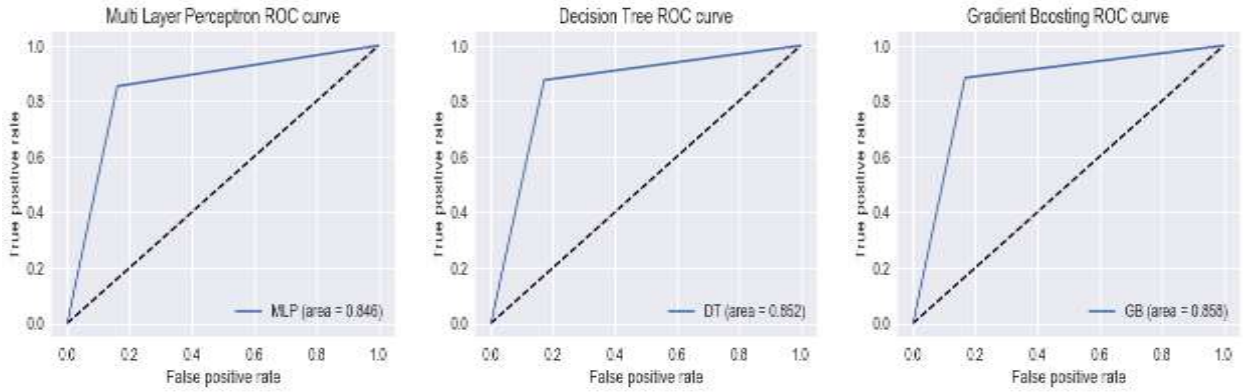
شکل (۵): نمودار مشخصه عملیاتی پذیرنده الگوریتم‌ها در تشخیص DGA

با توجه به شکل ۵ و مقادیر به‌دست‌آمده از سنجه مشخصه عملکرد پذیرنده می‌توان نتیجه گرفت با توجه به مقدار ۰/۸۸۹که توسط الگوریتم جنگل تصادفی ارائه شده است این الگوریتم توانایی شناسایی تعداد دامنه‌های ناسالم بیشتری را نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشته است. به‌عبارت دیگر عملکرد الگوریتم جنگل تصادفی در تشخیص دامنه‌های ناسالم بالاتر است.



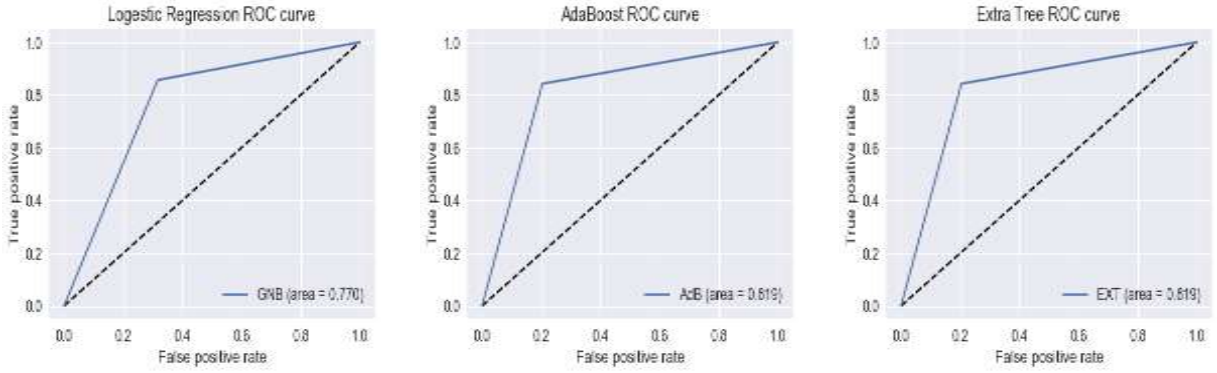
(ج) (ب) (الف)

شکل (۶): منحنی مشخصه عملکرد پذیرنده (الف) جنگل تصادفی، (ب)K نزدیک‌ترین همسایه و (ج) ماشین‌بردار پشتیبان در تشخیص DGA



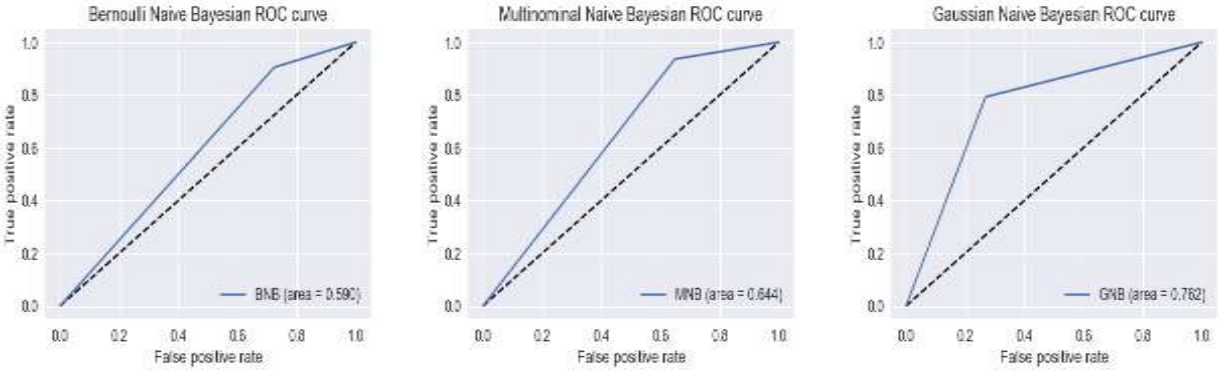
(ج) (ب) (الف)

شکل (۷): منحنی مشخصه عملکرد پذیرنده (الف) تقویتی گرادیان، (ب) درخت تصمیم و (ج) چندلایه در تشخیص DGA



(ج) (ب) (الف)

شکل (۸): منحنی مشخصه عملکرد پذیرنده (الف) درخت اضافی، (ب) تقویتی تطبیقی و (ج) رگرسیون منطقی در تشخیص DGA



(ج) (ب) (الف)

شکل (۹): منحنی مشخصه عملکرد پذیرنده (الف) بیزی گاوسی، (ب) بیزی چندجمله‌ای و (ج) بیزی برنولی در تشخیص DGA

مشخصه عملیاتی پذیرنده سه الگوریتم در هریک از شکل‌های (۹-۶) ارائه شده است که به ترتیب بهترین و بالاترین میزان دستیابی الگوریتم‌های مطرح‌شده در این سنجه ترسیم‌شده است. این منحنی‌ها و مقادیر سنجه مشخصه عملیاتی پذیرنده بیانگر قدرت تشخیص دامنه‌های ناسالم توسط هریک از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است.

۴-۳-۳- تحلیل نتایج

با بررسی کلی نتایج می‌توان توانایی الگوریتم‌های استفاده کننده از درخت‌های تصمیم در تشخیص دامنه‌های تولیدشده توسط الگوریتم‌های تولید دامنه و دامنه‌های ناسالم را مشاهده کرد. این الگوریتم‌ها عملکرد مناسبی را نسبت به سایر الگوریتم‌های یادگیری ماشین بررسی‌شده در تفکیک دامنه‌های سالم از دامنه‌های ناسالم ارائه دادند. زمان آموزش و آزمایش این الگوریتم‌ها نیز با توجه به نتایج حاصل مناسب بود.

در الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان و K نزدیک‌ترین همسایه علی‌رغم دستیابی به نتایج مناسب در نرخ صحت، نرخ تشخیص و نرخ مثبت نادرست، مدت زمان آموزش و آزمایش بسیار بالا بوده و عملکرد زمانی بسیار ضعیف‌تری نسبت به سایر الگوریتم‌ها ارائه دادند. بنابراین، با توجه به این نقطه ضعف، الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان بر روی مجموعه داده استفاده‌شده در این مقاله مناسب نخواهند بود. مدت زمان آزمایش الگوریتم‌های تقویتی نیز نسبتاً زیاد بود ولی نتایج ارائه‌شده برای تشخیص دامنه‌های سالم و دامنه‌های ناسالم توسط این الگوریتم‌ها به نسبت سایر الگوریتم‌ها مناسب بود. الگوریتم شبکه عصبی چندلایه نیز با سرعت نسبتاً مناسبی در مراحل آموزش و آزمایش به نتایج خوبی دست یافت. هر چند الگوریتم‌های بیزی در تشخیص دامنه‌های سالم و دامنه‌های ناسالم عملکرد ضعیف‌تری نسبت به سایر الگوریتم‌های اشاره‌شده ارائه دادند ولی از نظر زمان آموزش و زمان آزمایش عملکرد بسیار بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشتند.

۵- نتیجه‌گیری و کارهای آتی

کارهای متعددی در تشخیص شبکه‌های بات انجام‌یافته است، بااین‌حال، اخیراً شبکه‌های باتی که از الگوریتم‌های تولید دامنه برای ارتباط مدیر بات با خدمت‌دهنده فرمان‌وکنترل خود استفاده می‌کنند افزایش چشمگیری داشته‌اند. استخراج ویژگی از مجموعه داده‌ها در ارتباط با شناسایی شبکه‌های بات استفاده

کننده از الگوریتم‌های تولید دامنه بسیار حائز اهمیت است. در این مقاله سعی گردید با استفاده از استخراج سه نوع ویژگی (ساختاری، زبانی و آماری) از مجموعه داده‌های دارای انواع دامنه‌های سالم و ناسالم، یازده الگوریتم یادگیری ماشین نظارت شده و نیز شبکه عصبی بر اساس میزان رده‌بندی درست دامنه‌ها مقایسه وبرتری هرکدام در سنجه‌های ارزیابی تعیین شود. نتایج آزمایش‌ها نشان داد الگوریتم جنگل تصادفی دارای نرخ صحت و نرخ تشخیص بالاتری با نرخ مثبت نادرست پایین‌تری است.

مطالعات آتی در راستای گسترش و به کارگیری روش‌های انتخاب ویژگی‌های تأثیرگذار جهت افزایش کارایی و بالا بردن نرخ دقت و صحت تشخیص دامنه‌های ناسالم و همچنین کاهش خطای تشخیص در این الگوریتم‌ها خواهد بود. در کارهای آتی می‌توان از مهندسی ویژگی‌ها در جهت تولید خودکار ویژگی‌ها و نیز با استفاده روش‌های یادگیری عمیق، الگوریتم‌های تولید دامنه ناسالم و بدخواه را با نرخ دقت و صحت بالایی تشخیص داد.

۶- مراجع

[1] S. Parsa, H. Mortazi, "Botnet Detection with Flow Behavior Analysis Approach," Journal of Electronical &Cyber Defence, vol. 5, no. 4, 2017. (In Persian)

[2] S. Schiavoni, F. Maggi, L. Cavallaro, and S. Zanero, Phoenix, "DGA-based botnet track- ing and intelligence," in: Proceedings of the International Conference on Detection of Intrusions and Malware, and Vulnerability Assessment (DIMVA), in: Lecture Notes in Computer Science, 8550, pp. 192-211, 2014.

[3] J. Woodbridge, H. S. Anderson, A. Ahuja, and D. Grant, "Predicting domain generation algorithms with long short-term memory networks," CoRR abs/1611.00791. arXiv:1611.00791, 2016.

[4] D. K. McGrath and M. Gupta, "Behind Phishing: An Examination of Phisher Modi Operandi," In Proceedings of the First USENIXWorkshop on Large-Scale Exploits and Emergent Threats, LEET 08, San Francisco, CA,USA, 15 April 2008.

[5] L. Bilge, E. Kirda, C. Kruegel, and M. Balduzzi, "EXPOSURE: Finding Malicious Domains Using Passive DNS Analysis," In Proceedings of the Network and Distributed System Security Symposium, NDSS 2011, San Diego, CA, USA, 6-9 February 2011.

[6] J. Ma, L. K. Saul, S. Savage, and G. M. Voelker, "Beyond blacklists: Learning to detect malicious web sites from suspicious URLs," In Proceedings of the 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Paris, pp. 1245-1254, 2009.

[7] S. Yadav, A. K. K. Reddy, A. L. N. Reddy, and S. Ranjan, "Detecting algorithmically generated domain-flux attacks with DNS traffic analysis," IEEE/ACM Trans. Netw., vol. 20, pp. 1663-1677, 2012.

[8] M. Antonakakis, R. Perdisci, Y. Nadji, N. Vasiloglou, S. Abu-Nimeh,W. Lee, and D. Dagon, "From Throw-Away Traffic to Bots: Detecting the Rise of DGA-Based Malware," In Proceedings of the 21st USENIX Security Symposium, Bellevue, WA, USA, 8-10 August 2012.

[9] D. Nhauo and K. Sung-Ryul, "Classification of malicious domain names using support vector machine and bi-gram method," J. Secur. Appl., vol. 7, pp. 51-58, 2013.

[10] K. Demertzis and L. Iliadis, "Evolving smart URL filter in a zone-based policy firewall for detecting algorithmically generated malicious domains," In International Symposium on Statistical Learning and Data Sciences; Springer:Cham, Switzerland, pp. 223-233, 2015.

[11] J. Hagen and S. Luo, "Why domain generation algorithms (DGA)?," Trend Micro, 18 August 2016.

[12] Symantec, W32.Ramnit analysis, Version 1.0, 2015-02-24.

[13] J. Geffner, "End-to-end analysis of a domain generating algorithm malware family," Black Hat USA, 2013.

[14] C. E. Shannon, "A Mathematical Theory of Communication," Bell System Technical Journal, vol. 27, no. 3, pp. 379-423, 1948.

[15] M. Mohri, A. Rostamizadeh, and A. Talwalkar, "Foundations of machine learning," MIT press, 2018.

[16] I. Rish, "An empirical study of the naive Bayes classifier," International Joint Conferences on Artificial Intelligence 2001 Workshop on Empirical Methods in Artificial Intelligence, pp. 41-46, 2001.

[17] L. Rokach and O. Z. Maimon, Data mining with decision trees: theory and applications, 2008.

[18] J. Harrell and E. Frank, "Regression modeling strategies: with applications to linear models, logistic and ordinal regression, and survival analysis," Springer, 2015.

[19] D. Denisko and M. M. Hoffman, "Classification and interaction in random forests," in Proceedings of the National Academy of Sciences, vol. 115, no. 8, pp. 1690-1692, 2018.

[20] C. Cortes and V. Vapnik, "Support vector networks," Machine Learning, vol. 20, no. 3, pp. 273-297, 1995.

[21] G. Shakhnarovich, T. Darrel, and P. Indyk, "Nearest-neighbor methods in learning and vision: theory and practice (neural information processing)," The MIT press, 2006.

[22] L. Mason, J. Baxter, P. Bartlett, and M. Frean, "Boosting Algorithms as Gradient Descent," Advances in Neural Information Processing Systems 12, MIT Press, pp. 512-518, 2000.

[23] D. P. Solomatine and D. L. Shrestha, "AdaBoost. RT: a boosting algorithm for regression problems," 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, pp. 1163-1168, 2004.

[24] J. H. Friedman, "Stochastic gradient boosting," Computational Statistics & Data Analysis , vol. 38, no. 4, pp. 367-378, 2002.

[25] D. Kriesel, A Brief Introduction to Neural Networks, 2007. Retrieved from www.dkriesel.com/_media /science/neuronalenetze-en-zeta2-2col-krieselcom.pdf

[26] M. Abadi et al., "Tensorflow: a system for large-scale machine learning," in OSDI, vol. 16, pp. 265‑283, 2016.

[27] F. Chollet, Keras, Accessed: 2017-05-28. [Online]. Available: https://github.com/fchollet/keras.

[28] Alexa Top 1 Million Sites: The Alexa Top Sites web service provides access to lists of websites ordered by Alexa Traffic Rank.

(https://www.kaggle.com/cheedcheed/top1m)

[29] Bambenek Consulting provided malicious algorithmically-generated domains.

(http://osint.bambenekconsulting.com/feeds/dga-feed.txt)

[30] 360 Lab DGA Domains: A collection of domains generated by DGA and it is maintained by 360-a Chinese security vendor. This dataset keeps updated every day. (https://data.netlab.360.com/feeds/dga/dga.txt)

[31] A. Cutler, D. R. Cutler, and J. R. Stevens, Ensemble Machine Learning: Random Forests, Springer US., 2012.

[32] V. Thanuja, B. Venkateswarlu, and G. S. G. N. Anjaneyulu, "Applications of Data Mining in Customer Relationship Management", J. Comp. & Math. Sci, vol. 2, pp. 423-433, 2011.

[33] C. F. Tsai and M. Y. Chen, "Variable selection by association rules for customer churn prediction of multimedia on demand," Expert Systems with Applications, vol. 37, pp. 2006‑2015, 2010.

[34] J. R. Quinlan, C4.5: Programs for machine learning, San Francisco, CA: Morgan Kaufman, 1993.

[35] J. A. Michael and S. L. Gordon, Data Mining Technique: For Marketing, Sales and Customer Support, Wiley, New York, 1997.

[36] W. A. Au, K. C. C Chan, and X. Yao, "A Novel Evolutionary Data Mining Algorithm With Application to Churn Prediction," IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 7, pp. 532-545, 2003.

[37] P. Geurts, D. Ernst, and L. Wehenkel, "Extremely randomized trees," Mach. Learn., vol. 63, no. 1, pp. 3‑42, 2006.

Journal of Electronical & Cyber Defence
Vol. 8, No. 4, 2021, Serial No. 32

Comparison of Supervised Machine Learning Algorithms in Detection of Botnets Domain Generation Algorithms

M. Asadi, M. A. Jabraeil Jamali*, S. Parsa, V. Majidnezhad
*Islamic Azad University, Shabestar Branch, Shabestar, Iran

(Received: 03/09/2019, Accepted: 01/02/2020)

ABSTRACT

Domain generation algorithms (DGAs) are used in Botnets as rendezvous points to their command and control (C&C) servers, and can continuously provide a large number of domains which can evade detection by traditional methods such as Blacklist. Internet security vendors often use blacklists to detect Botnets and malwares, but the DGA can continuously update the domain to evade blacklist detection. In this paper, first, using features engineering; the three types of structural, statistical and linguistic features are extracted for the detection of DGAs, and then a new dataset is produced by using a dataset with normal DGAs and two datasets with malicious DGAs. Using supervised machine learning algorithms, the classification of DGAs has been performed and the results have been compared to determine a DGA detection model with a higher accuracy and a lower error rate. The results obtained in this paper show that the random forest algorithm offers accuracy rate, detection rate and receiver operating characteristic (ROC) equal to 89.32%, 91.67% and 0.889, respectively. Also, compared to the results of the other investigated algorithms, the random forest algorithm presents a lower false positive rate (FPR) equal to 0.373.

Keywords: Botnet, Domain Generation Algorithms (DGAs), Machine Learning Algorithms, Blacklist, C-&-C Server

* Corresponding Author Email: m_jamali@ itrc.ac.ir