نشریه علمی «پدافند الکترونیکی و سایبری»
سال هشتم، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۹؛ ص ۱۴-۱

علمی–پژوهشی

تشخیص شبکه‌بات نظیربه‌نظیر با استفاده از روش یادگیری عمیق

مهدی اسدی[۱]، سعید پارسا[۲*]، محمدعلی جبرئیل جمالی[۳]، وحید مجیدنژاد[۴]

۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد شبستر، دانشگاه آزاد اسلامی، شبستر، ایران، ۲- دانشیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران، ۳ و ۴- استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد شبستر، دانشگاه آزاد اسلامی، شبستر، ایران

(دریافت: ۹۸/۲/۳، پذیرش: ۹۸/۷/۱۰)

چکیده

یک شبکه‌بات، شبکه‌ای از رایانه‌های آلوده و دستگاه‌های هوشمند بر روی اینترنت است که توسط مدیربات بدافزار از راه دور کنترل می‌شود تا فعالیت‌های بدخواهانه مختلفی نظیر اجرای حملات منع خدمات، ارسال هرزنامه، سرقت کلیک و غیره را انجام دهند. زمانی‌که مدیربات با بات‌های خود ارتباط برقرار می‌کند، ترافیکی تولید می‌کند که تجزیه و تحلیل این ترافیک برای شناسایی ترافیک شبکه‌بات می‌تواند یکی از عوامل تاثیر گذار برای سامانه‌های تشخیص نفوذ باشد. در این مقاله، روش یادگیری عمیق با حافظه کوتاه‌مدت ماندگار (LSTM) جهت طبقه‌بندی فعالیت‌های شبکه‌بات نظیربه‌نظیر پیشنهاد می‌شود. رویکرد پیشنهادی بر اساس ویژگی‌های بسته‌های پروتکل‌کنترل‌انتقال بوده و کارایی روش با استفاده از دو مجموعه داده ISCX و ISOT ارزیابی می‌شود. نتایج آزمایش‌های انجام‌یافته، توانایی بالای رویکرد پیشنهادی برای شناسایی فعالیت‌های شبکه‌بات نظیربه‌نظیر را بر اساس معیارهای ارزیابی نشان می‌دهد. روش پیشنهادی نرخ دقت ۹۹/۶۵ درصد، نرخ صحت ۹۶/۳۲ درصد و نرخ بازخوانی ۹۹/۶۳ درصد را با نرخ مثبت کاذب برابر ۰/۶۷ ارائه می‌کند.

کلیدواژه‌ها: شبکه‌بات، تشخیص شبکه‌بات، یادگیری عمیق، شبکه عصبی بازگشتی، حافظه کوتاه‌مدت ماندگار

۱- مقدمه

اینترنت یک کانال عمومی است که به کاربران اجازه می‌دهد تا با یکدیگر ارتباط برقرار کنند. خدمات برخط[۱] با مهاجمان مواجه می‌شوند و از مهم‌ترین مسائل امنیتی الکترونیکی، نفوذ به دستگاه‌ها است. بسیاری از دستگاه‌ها، ازجمله ادارات دولتی و سازمان‌های تجاری، از این مشکل متضرر می‌شوند؛ بنابراین، همه آن‌ها بر روی افزایش سطح امنیت دستگاه‌های خود به جهت نگرانی‌های خود در مورد مسائل امنیتی فعالیت می‌کنند. زیرساخت اطلاعات برای پشتیبانی از فعالیت‌های بحرانی در دستگاه‌های بزرگ مانند مخابرات و سامانه‌های بانکی، امری ضروری است. نفوذ توسط ابزارهای مختلف امنیت، یک سامانه اطلاعاتی را به خطر می‌اندازد، درنتیجه جوامع را به‌طور قابل‌توجهی تهدید می‌کند. هدف از نفوذ مربوط به هر رویه‌ای است که تلاش می‌کند محرمانه بودن[۲]، یکپارچگی[۳] و دسترسی‌پذیری[۴] (CIA) منابع را تهدید کند [۱].

با رشد سریع اتصال کامپیوترها به شبکه های قابل دسترس، انتظار مصونیت در مقابل نفوذ به شبکه برای دستگاه‌های کامپیوتری غیرممکن است، لذا اقدامات اولیه و تشخیص برای جلوگیری از هرگونه آسیب زیادی بسیار با اهمیت است زیرا هیچ راه‌حل کاملی برای جلوگیری از وقوع نفوذ وجود ندارد. هدف ما ایجاد مدلی است که مجموعه‌ای از ویژگی‌های پروتکل‌کنترل انتقال را دریافت کرده و مشخص کند که آیا این ویژگی‌ها متعلق به یک شبکه معمولی و یا یک شبکه‌بات نظیربه‌نظیر[۵] است. مجموعه ویژگی‌های ورودی شامل خصیصه‌های پروتکل‌کنترل‌انتقال شبکه کاربری است و نتیجه خروجی نشان می‌دهد که دسترسی به یک شبکه به صورت عادی بوده و یا از طریق یک شبکه‌بات نظیربه‌نظیر صورت گرفته است.

مدل‌های شبکه‌عصبی و فن‌های خوشه‌بندی، روش هوش مصنوعی مؤثرتری برای بهبود شناسایی رفتارهای مخرب و

*رایانامه نویسنده پاسخگو: Parsa@iust.ac.ir

[1] Online
[2] Confidentiality
[3] Integrity
[4] Accessibility
[5] Peer to Peer Botnet (P2P Botnet)

حملات تهاجمی در شبکه‌های کامپیوتری ارائه داده است [۲-۱]. یک شبکه‌بات به‌عنوان ابزار عمومی برای رسیدن به اهداف مهاجم محسوب می‌شود. به‌علاوه، این شبکه برای ارسال دستورات و دریافت نتایج کنترل‌شده توسط مدیر بات[1] مورداستفاده قرار می‌گیرد. در این مقاله، چارچوب یادگیری عمیق برای شناسایی شبکه عادی و شبکه‌بات پیشنهاد می‌شود. روش‌های طبقه‌بندی متفاوتی برای تعیین نوع نفوذ استفاده می‌شود که برخی از آن‌ها عبارت‌اند از: تحلیل آماری [۴-۳]، تحلیل مبتنی‌بر قانون [۵]، داده‌کاوی [۷-۶] و شبکه عصبی [۸]. در تحلیل آماری، سامانه رفتار طبیعی و تکرار فعالیت‌ها را ثبت کرده و سپس آن‌ها را با اقدامات نفوذ مقایسه می‌کند تا تعیین کند که آیا این رفتارها عادی هستند و یا مخرب. شبکه عصبی یک مدل با ناظر[2] یا بدون ناظر[3] را از طریق آموزش سامانه رفتار نرمال و غیر نرمال به‌منظور ردیابی آن‌ها در آینده ایجاد می‌کند. در تحلیل مبتنی بر قانون، کارشناسان امنیتی کامپیوتر، مجموعه‌ای از قوانین را برای فعالیت‌های کامپیوتری امن و ناامن ایجاد می‌کنند، برای نمونه، شبکه بیزی هر داده ورودی جدید را با توجه به‌احتمال وقوع رفتارها و وقایع درون سامانه خودش طبقه‌بندی می‌کند. فن‌های داده‌کاوی از ویژگی‌های فیلدها برای ایجاد برچسب‌ها یا خوشه‌ها جهت تعیین نوع یا برچسب آیتم جدید داده استفاده می‌کنند. رویکرد پیشنهادی برای ارائه یک سامانه تشخیص از تحلیل رفتاری جریان شبکه [۹] با استفاده از شبکه حافظه کوتاه‌مدت ماندگار[4] (LSTM) برای بهبود دقت تشخیص شبکه‌بات و یافتن بهترین ویژگی‌ها، استفاده می‌کند. مدل پیشنهادی شامل مرحله استخراج ویژگی و مرحله تشخیص است.

در مرحله استخراج ویژگی، روش پیشنهادی ابتدا الگوریتمی جهت جداسازی بسته‌های پروتکل کنترل‌انتقال از سایر بسته‌ها انجام می‌دهد. این کار به دلیل استفاده اغلب بات‌های نظیربه‌نظیر از این پروتکل جهت ارتباط خود با سایر نظیرها، به‌کار گرفته می‌شود. سپس بر روی مجموعه داده‌ها از الگوریتم درخت طبقه‌بندی و رگرسیون[5] (CART)[۱۰] برای انجام فرآیند استخراج ویژگی از مجموعه داده‌های در دسترس استفاده می‌شود تا با حذف ویژگی‌های با تأثیرگذاری کم، ابعاد فضای جستجو را کاهش داده و سرعت تشخیص را افزایش دهد. شبکه یادگیری عمیق یک نسخه از بردارها و ویژگی‌های استخراج‌شده را دریافت می‌کند تا بردارهای ارائه‌شده جدید را به دست آورده و بهبود دهد. در همین حال، در مرحله تشخیص، شبکه‌حافظه‌کوتاه‌مدت ماندگار به‌عنوان یک ابزار طبقه‌بندی برای تشخیص نوع شبکه به‌کار می‌رود. روش پیشنهادی مجموعه آزمون[6] را دریافت کرده و آن را با مجموعه‌ای از بردارهای ساخته‌شده (مجموعه آموزش) در مرحله اول مقایسه می‌کند.

طرح جدید به ما اجازه می‌دهد تعداد زیادی از داده‌های برچسب‌گذاری[7] را به دست آوریم. این رویکرد سبب می‌شود تا از شبکه‌های عصبی‌عمیق برای انجام طبقه‌بندی استفاده شود که مزایای زیادی را نسبت به روش‌های سنتی حاصل می‌کند. در سال‌های اخیر، روش‌های یادگیری عمیق ازلحاظ دقت پیش‌بینی بر روی انواع وظایف پیچیده و نیز طبقه‌بندی قابل‌توجهی که برای یک طرح تشخیص خطی لازم است، پیشرفته‌ترین نتایج را حاصل کرده‌اند. در مقابل بسیاری از روش‌های سنتی، شبکه‌های عصبی‌عمیق می‌توانند ویژگی‌های خود را به‌صورت خودکار و بدون تلاش مهندسی ویژگی‌ها توسط انسان، یاد گیرند. استفاده خودکار از ویژگی‌ها برای تشخیص شبکه‌بات دارای اهمیت است زیرا سازندگان بدافزار می‌توانند با استفاده از دانش ویژگی‌های مهندسی انسان، ترافیک شبکه‌بات را با ترافیک معمولی ترکیب کنند. بسیاری از مدل‌های سنتی باید از شروع کار توانایی این را داشته باشند که با اطلاعات جدید خود را به‌روز کنند. وزن شبکه‌های عصبی، پس‌ازآن، می‌تواند به‌طور مداوم تنظیم شود؛ بنابراین یک شبکه عصبی را می‌توان برای تشخیص شبکه‌بات استفاده کرد و به‌طور هم‌زمان برای ترافیک برخط[8] توسعه داد. در این مقاله با استفاده از شبکه عصبی بازگشتی (LSTM) مدل پایه‌ای ایجاد و آموزش داده می‌شود. همچنین برای ارزیابی مدل خود از مدل‌های یادگیری ماشین سنتی پیاده‌سازی شده (مانند روش درخت تصمیم‌گیری و روش جنگل تصادفی) و نیز روش ارائه‌شده در [۱۱] توسط آلتامان و همکاران و روش ارائه‌شده توسط اوبیدات [۱۲] با توجه به شناسایی شبکه‌های بات نظیربه‌نظیر و نیز به‌کارگیری مجموعه داده یکسان استفاده می‌کنیم.

ادامه این مقاله بر این اساس سازماندهی‌شده است که در بخش ۲ به‌طور خلاصه کارهای مرتبط ارائه‌شده است. سپس روش پیشنهادی در بخش ۳ توضیح داده‌شده است. نتایج تجربی در بخش ۴ ارائه گردیده و درنهایت نتایج و پیشنهادهایی برای کارهای آتی در بخش ۵ بیان‌شده است.

[1] Botmaster
[2] Supervised
[3] Unsupervised
[4] Long Short Term Memory
[5] Classification and Regression Tree
[6] Test Set
[7] Labelled Data
[8] Online Traffic

۲- کارهای مرتبط

در سال‌های گذشته، ردیابی و تشخیص شبکه‌بات یکی از موضوعات اصلی تحقیقات زمینه امنیت دستگاه‌ها و شبکه‌های کامپیوتری بوده است. بااین‌حال روش‌های مختلفی در تحقیقات موجود در [۲۳-۱۳] وجود دارد، بسیاری از روش‌ها نمی‌توانند شبکه‌بات را به‌طور مؤثر تشخیص دهند. کارهای اولیه در تشخیص شبکه‌بات، عمدتاً بر مبنای تجزیه‌وتحلیل داده[1] بسته‌ها است که روشی برای بررسی و آزمودن امضاهای مخرب در پروتکل دیتاگرام کاربر[2](UDP) و بسته‌های پروتکل کنترل انتقال (TCP) است. روش‌های بررسی داده بسته‌ها معمولاً از روش‌های متمرکز تشخیص شبکه‌بات استفاده کرده و بسیار کند هستند زیرا نیاز به تجزیه بسته‌های داده بزرگ دارند. بات‌های جدید اغلب از رمزنگاری و سایر روش‌ها برای پنهان‌سازی ارتباط بین بات‌ها و بسته‌های ردوبدل‌شده استفاده می‌کنند. با توجه به محدودیت‌های روش‌های موجود، روش‌های تشخیص شبکه‌بات بر اساس تحلیل جریان مابین مدیر بات و بات‌ها پیشنهادشده است [۲۴]. درمجموع روش‌های تشخیص شبکه‌بات را می‌توان در ۶ کلاس طبقه‌بندی کرد [۲۵]:

۱- تشخیص مبتنی بر جریان[3]،
۲- مبتنی بر منابع[4]،
۳- مبتنی بر گره[5]،
۴- مبتنی بر محاوره[6]،
۵- مبتنی بر کاوش[7]،
۶- مبتنی بر امضا[8].

در روش‌های مبتنی بر جریان [۲۶] دو محدودیت اصلی وجود دارد. اولاً، جریان‌های مختلف بین هر دو گره شبکه باید تحلیل شود. بااین‌حال، اغلب این جریان‌ها در یک شبکه نرمال و غیر مخرب ادغام می‌شوند. ثانیاً، ویژگی‌های جریان باید در زمان اجرا استخراج شوند که بیان می‌کند تحلیل مبتنی بر جریان، نیاز به هزینه‌های قابل‌توجه محاسباتی در زمان اجرا دارد. در هر نمونه مشخص، تعداد فراوانی از جریان‌ها در شبکه موجود است و این شرایط می‌تواند محدودیت فوق را بدتر کند. روش‌های مبتنی بر منابع در فاز آموزش ساخته می‌شوند که در آن مدل نرمال منابع غیر مخرب ممکن است شامل تمام شرایط نباشد. روش‌های مبتنی بر گره که به مرحله آموزش تعلق دارند، بر اساس ویژگی‌های استخراج‌شده از بات‌های تعیین‌شده ساخته می‌شوند. روش‌های محاوره‌ای مبتنی بر رفتار غیرعادی شبکه ازجمله، تعداد بسته‌های مبادله شده در محاوره و مدت‌زمان محاوره هستند. با توجه به اینکه ترافیک کانال فرمان‌وکنترل[9] (C&C) معمولاً رفتار غیرعادی را تعیین نمی‌کند و نیز از رفتار ترافیکی معمول جدا نیست، در این موارد، فن‌های مبتنی بر محاوره ممکن است ناموفق باشند. روش‌های مبتنی‌بر کاوش، زمانی که به‌عنوان فن‌های یادگیری ماشین استفاده می‌شوند، برای استخراج الگوهای تصادفی شبکه مناسب هستند. روش‌های مبتنی بر امضا با توجه به اینکه از امضاهای کشف‌شده بات‌های پیشین و قدیمی جهت تشخیص استفاده می‌کند ممکن است برای شناسایی انواع جدیدی از شبکه‌های بات ناموفق باشند.

یکی دیگر از ابعاد بررسی روش تشخیص شبکه‌بات استفاده از طبقه‌بندی الگوریتم‌های تشخیص است [۱، ۲۵]. این الگوریتم‌ها عبارت‌اند از:

۱. یادگیرنده مبتنی بر دانش (ازجمله K-نزدیک‌ترین همسایگی: KNN)
۲. بیزی ساده (NB)[10]،
۳. ماشین بردار پشتیبان (SVM)،
۴. درخت تصمیم‌گیری[11]،
۵. جنگل تصادفی[12].

علاوه بر این، روش‌های ترکیبی طبقه‌بندی نیز آزمایش و ارزیابی شده‌اند. الگوریتم تقویتی[13] الگوریتمی است که از ماشین‌بردار پشتیبان[14] (SVM)، درخت تصمیم‌گیری و شبکه بیزی‌ساده استفاده می‌کند. در سال ۲۰۱۴، ژانگ و همکاران [۲۷] رویکردی برای بهبود قابلیت و کارایی عملکرد سامانه تشخیص شبکه‌بات را پیشنهاد کردند. این روش شامل دو مرحله اصلی است:

(۱) تشخیص این‌که تمام دستگاه‌ها در ارتباطات نظیربه‌نظیر دخالت دارند و استخراج آثار آماری از ترافیک نظیربه‌نظیر.

(۲) تجزیه‌وتحلیل ترافیک میزبان نظیربه‌نظیر برای طبقه‌بندی به‌عنوان میزبان سالم نظیربه‌نظیر و یا میزبان بات‌های نظیربه‌نظیر.

[1] Payload
[2] User Datagram Protocol
[3] Flow-based
[4] Recourse-based
[5] Node-based
[6] Conversation-based
[7] Mining-based
[8] Signuter-based

[9] Command and Control Channel
[10] Naive Bayes
[11] Decision Tree
[12] Random Forest
[13] Boosting
[14] Support vector machine

در این آزمایش، چهار برنامه کاربردی نظیربه‌نظیر و دو بات به‌عنوان مجموعه داده استفاده‌شده است. جریان‌های نظیربه‌نظیر که به‌صورت سلسله مراتبی خوشه‌بندی‌شده بودند، برای تعیین ترافیک شبکه‌بات نظیربه‌نظیر از ترافیک نظیربه‌نظیر سالم با سرعت‌بالا استفاده‌شده است.

رهبری‌نیا و همکاران [۲۸] روش PeerRush را پیشنهاد دادند که از طبقه‌بندی یک کلاسه برای طبقه‌بندی انواع مختلف ترافیک عادی و ترافیک مخرب نظیربه‌نظیر استفاده می‌کند. در این روش ابتدا، یک پروفایل کاربردی از نمونه‌های ترافیک برنامه‌های شناخته‌شده نظیربه‌نظیر ساخته‌شده و ویژگی‌هایی همچون مدت‌زمان جریان و تأخیر زمانی بین ارسال بسته‌ها برای طبقه‌بندی کاربردهای نظیربه‌نظیر مورداستفاده قرارگرفته است. بر اساس ویژگی‌های انتخاب‌شده، رویکرد فوق به‌دقت بالا برای طبقه‌بندی کاربرد نظیربه‌نظیر دست می‌یابد، اما این روش به‌وضوح روش تشخیص شبکه‌بات نظیربه‌نظیر را نشان نمی‌دهد. بعلاوه، می‌توان به‌راحتی از طریق اصلاح تأخیر در بین بسته‌ها از این نوع از تشخیص اجتناب کرد. سعد و همکاران [۱۴] ویژگی‌ها و رفتار ترافیک شبکه را برای تشخیص مرکز فرمان‌وکنترل بات نظیربه‌نظیر بر اساس ایمیل‌های مخرب، وب‌سایت‌ها، شبکه‌های اشتراک‌گذاری فایل و شبکه‌های بی‌سیم اقتضایی[1] موردبررسی قرار داده‌اند. با استفاده از مجموعه‌داده ISOT، پنج الگوریتم مختلف یادگیری ماشین برای جداسازی ترافیک شبکه‌بات از ترافیک نرمال استفاده‌شده و بیشترین دقت به‌دست‌آمده توسط این روش مطالعه ۸۹٪ بوده است.

ژائو و تریور [۲۹] روشی برای تشخیص شبکه‌بات نظیربه‌نظیر را بر اساس شناخت رفتار مخرب شبکه‌های Fast-Flux ارائه دادند. آن‌ها معیارهای ترافیک شبکه دریافتی را محاسبه کرده و سپس برای تعیین ترافیک شبکه‌بات استفاده کردند. رویکرد آن‌ها بر اساس الگوریتم درخت تصمیم‌گیری با دقت بالا است. یک درخت تصمیم‌گیری به‌عنوان یک مجموعه ویژگی (به‌عنوان مثال، روش‌های کاهش داده) استفاده می‌شود تا ویژگی‌های بی‌ارزش شبکه را حذف کند. تعداد داده‌های مورد نیاز کاهش می‌یابد، به‌این‌ترتیب امکان بهبود میزان یادگیری و دقت طبقه‌بندی و کاهش زمان محاسبات فراهم می‌شود. ژائو و همکاران [۳۰] یک روش تشخیص شبکه‌بات را بر اساس تجزیه‌وتحلیل رفتار ترافیکی و فواصل جریان معرفی کردند. الگوریتم درخت با برش خطای کاسته شده (REPTree) برای طبقه‌بندی ترافیک بات و ترافیک سالم مورداستفاده قرارگرفته است. بااین‌حال، این روش تشخیص، نرخ مثبت کاذب (FPR) بالا را تولید می‌کند. ونک‌تاش و همکاران [۳۱] روش شناسایی شبکه‌بات مبتنی بر پروتکل انتقال ابرمتن[2] با استفاده از نرخ یادگیری تطبیقی با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشرو چندلایه[3] ارائه داده‌اند. برای تشخیص، ویژگی‌های مربوط به اتصال پروتکل‌کنترل‌انتقال در فواصل زمانی مشخص استخراج گردیده است. وانگ و همکاران [۳۲] یک روش تشخیص شبکه بات مبتنی بر رفتار[4] بر پایه روش‌های تشخیص الگوی فازی را پیشنهاد کرده‌اند. درصورتی‌که این روش در زمان ردیابی شبکه با فعالیت‌های عادی شبکه منظم (به‌عنوان‌مثال، بررسی به‌روزرسانی نرم‌افزار جدید) مواجه گردد نرخ مثبت کاذب افزایش خواهد یافت.

هوانگ [۳۳] یک روش شناسایی شبکه‌بات مبتنی بر میزبان[5] را بر اساس مدل خرابی شبکه[6] طراحی کرد. شکست شبکه به‌عنوان عامل تفکیک‌ناپذیر برای ترافیک شبکه‌بات در نظر گرفته‌شده است، بدین معنی که شکست[7]، ناشی از گم‌شدگی نظیرها[8]، خدمات‌دهنده فرمان‌وکنترل و یا اهداف حمله است. ویژگی‌های استخراج‌شده از جریان‌های شکست به ۶ کلاس طبقه‌بندی شده‌اند. هوانگ مدلی معرفی کرد که می‌تواند بات‌ها را با دقت ۹۹٪ تشخیص دهد؛ بااین‌حال، در مواردی که بات‌ها موفق به ایجاد شکست نشوند، درست تشخیص داده نمی‌شوند.

دایال و کومار در [۳۴] بر روی یک چارچوب تشخیص دولایه[9] برای تشخیص شبکه‌های بات نظیربه‌نظیر نویز دار کارکرده‌اند. رویکرد آن‌ها می‌تواند شبکه‌های بات را در مرحله انتظار و بدون نیاز به امضای بات‌ها شناسایی کند. روش آن‌ها از سه ویژگی استفاده کرده است: (i) نظیرهایی با طول حیات طولانی و درخواست‌های جستجو، (ii) شدت ارتباطات و (iii) رفتار وابسته و موقت. این آزمایش برای ارزیابی تنها یکی از هر دو نوع ترافیک بات و ترافیک عادی است که ممکن است نتایج دقیق ارائه ندهد. چن و همکاران [۳۵] سامانه تشخیص شبکه‌باتی را طراحی کردند که ترافیک بدخواه شبکه‌بات را با استفاده از یادگیری ماشین با ناظر[10] و تحلیل ترافیک مبتنی بر محاوره تشخیص می‌دهد. آن‌ها کارایی عملکرد پنج الگوریتم شناخته‌شده یادگیری ماشین با ناظر را ارزیابی کرده و روش آن‌ها میزان دقت کمی به میزان ۹۳/۶٪ را حاصل کرد. علاوه بر این، ارزیابی آن‌ها بر اساس رده خاصی از بات‌ها در مجموعه داده بوده است.

[1] Adhoc Network

[2] Hyper Text Transfer Protocol (HTTP)
[3] Multilayer FeedForward Neural Nework
[4] Behavior-based
[5] Host-based
[6] Network Failure Model
[7] Failure
[8] Peers
[9] Two-tier
[10] Supervised Machine Learning

آلتامان و همکاران [۱۱] طرح تشخیص شبکه‌بات نظیربه‌نظیر مبتنی بر درخت تصمیم‌گیری و شبکه‌های عصبی چندلایه تطبیق‌پذیر را ارائه داده‌اند که تمرکز آن‌ها بر روی رفتارهای ارتباطی بین بات‌ها و خدمات‌دهنده فرمان‌وکنترل آن‌ها بوده است. آن‌ها ۶ قاعده[1] را برای انتخاب بسته‌های موردنظر خود مشخص کرده‌اند تا تعداد بسته‌های موردبررسی را کاهش دهند. درمجموع ۲۹ ویژگی پروتکل‌کنترل انتقال بر اساس مدت‌زمان اتصال ۳۰ ثانیه‌ای استخراج کرده و یک درخت طبقه‌بندی و رگرسیون[2] ارائه دادند، ناخالصی انتروپی در یک گره مشخص برای تعیین گره بعدی موردبررسی قرارگرفته و الگوریتم ReliefF جهت کشف تأثیر ویژگی‌های مختلف در شناسایی ارزش هر یک از ویژگی بکار برده شده است. ویژگی‌های رتبه‌بندی شده توسط این دو الگوریتم انتخاب ویژگی و زیرمجموعه‌های مختلف از ویژگی‌ها تعیین گرده است. مجموعه داده ISCX و مجموعه داده ISOT برای فرایند ارزیابی مورداستفاده قرارگرفته و رویکرد پیشنهادی سبب شناسایی شبکه‌های بات با میزان صحت ۹۹/۲٪، میزان دقت ۹۸/۳۲٪، بازخوانی ۹۷/۸٪ و نرخ مثبت کاذب ۰/۷۵ شده است. این رویکرد قادر به تشخیص شبکه‌های باتی که از پروتکل دیتاگرام کاربر (UDP) برای برقراری ارتباط استفاده می‌کنند، نیست.

اوبیدات [۱۲] تحقیق جدیدی برای شناسایی شبکه‌های بات را پیشنهاد کرد که از ترکیب خوشه‌بندی (داده‌کاوی) و شبکه عصبی برای ایجاد سیستم خود استفاده می‌کند. در این راستا رویکرد او ابتدا مجموعه داده‌ها را خوانده و شباهت بین آن‌ها را محاسبه می‌کند. سپس، این روش یک طبقه‌بندی SVM را با استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی K-means و K-medoids ایجاد می‌کند. درنهایت، نتایج فرآیند خوشه‌بندی در شبکه عصبی هاپفیلد[3] به‌عنوان یک ماشین یادگیری برای تشخیص انواع مختلف بات‌ها استفاده می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم K-medoids و تغییرات آن نسبت به الگوریتم K-mean و تغییرات مربوطه آن، بهبودیافته است. رویکرد ایشان مبتنی بر ویژگی‌های بسته‌های پروتکل‌کنترل‌انتقال است. عملکرد و دقت سامانه با استفاده از یک مجموعه داده از پیش تعیین‌شده مورد ارزیابی قرارگرفته و سامانه دقت ۹۵/۷٪ را با نرخ مثبت کاذب برابر ۳ نشان می‌دهد.

یانگ و وانگ [۳۶] در تحقیق خود سعی کرده‌اند با استفاده از مفهوم تقارن گرافیکی[4]، ترافیک شبکه را با انتخاب صرفاً ترافیک پروتکل‌کنترل‌انتقال کاهش داده و ویژگی‌های تأثیرگذار را با روش انتروپی اطلاعات جریان و تعیین ویژگی‌های با همبستگی بالاتر در شبکه‌های حسگر بی‌سیم را انتخاب نمایند. همچنین آن‌ها سه الگوریتم یادگیری ماشین: N-نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم درخت با برش خطای کاسته شده را برای دستیابی به‌دقت بالا در تشخیص حملات منع خدمات توزیع‌شده (DDoS) و شبکه‌های بات نظیربه‌نظیر رمزگذاری شده استفاده کرده‌اند.

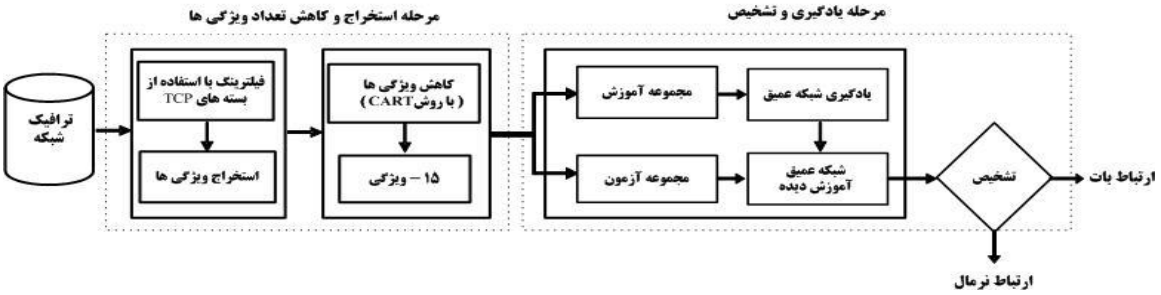
اهداف روش پیشنهادی برای شناسایی ترافیک بدخواهانه بات جهت کاهش آسیب حملات آن است. مجموعه ویژگی‌های ورودی شامل خصیصه‌های پروتکل‌کنترل‌انتقال است. فعالیت‌های شبکه‌ای انواع مختلف بات‌ها مانند Storm، Waledac و Zeus بررسی و ویژگی‌های قابل‌توجهی از جریان‌های ترافیکی با فن طبقه‌بندی و رگرسیون برای کاهش تعداد ویژگی‌ها و بهبود تأثیر آن‌ها برای جدا کردن جریان‌های عادی ترافیک از شبکه‌های بات استخراج‌شده است. روش پیشنهادی شامل انتخاب ۱۵ ویژگی بر اساس میزان اثرگذاری آن‌ها در تشخیص شبکه‌بات از بین ۲۹ ویژگی استخراج‌شده از مجموعه داده ISCX است. روش پیشنهادی به دلیل استفاده از شبکه عصبی بازگشتی LSTM جهت تشخیص بر اساس داده‌های واقعی ترافیک به‌عنوان یک روش جدید مطرح می‌شود. روش پیشنهادی از یادگیری عمیق برای تشخیص شبکه‌بات و نیز از ترافیک واقعی بجای ترافیک مصنوعی، برای آموزش شبکه استفاده می‌کند.

۳- رویکرد پیشنهادی

چارچوب پیشنهادی به دو مفهوم اصلی متکی است. ابتدا، به‌صورت غیرفعال بر ترافیک شبکه نظارت دارد [۳۷] و ثانیاً، از این حقیقت استفاده می‌کند که بات‌ها در طول مرحله انتشار، رفتارهای ارتباطی را اغلب با خدمات‌دهنده فرمان‌وکنترل و نظیرهای خود نشان می‌دهند تا بتوانند نظیرهای دیگر را کشف کرده و آخرین به‌روزرسانی فعالیت‌ها را از طریق روش‌های از پیش‌برنامه‌ریزی شده خود دریافت کنند [۳۹-۳۸]. بات‌ها با دیگر نرم‌افزارهای مخرب متفاوت‌اند، زیرا آن‌ها گروهی کار می‌کنند و عمدتاً به یک کانال ارتباطی برای هماهنگ کردن فعالیت‌های بدخواهانه و مخرب خود نیاز دارند. این اتصالات، راهی است که مهاجم با بات‌های خود ارتباط برقرار می‌کند. روش پیشنهادی از یک شبکه عصبی عمیق ترکیبی استفاده می‌کند،

[1] Rule
[2] Classification and Tree Regression
[3] Hopfield
[4] Graphic Symmetry Concept

زیرا شبکه‌های بات شناخته‌شده با استفاده از اتصالات پروتکل کنترل‌انتقال [۴۰] ازجمله بات Waledac [۴۱]، باتStorm [۴۲]، بات Conficker [۴۳] و بات Zeuse [۴۴] ارتباط برقرار می‌کنند. ازاین‌رو، در مدل ارائه‌شده، ویژگی‌های مربوط به اتصال پروتکل کنترل‌انتقال بر اساس بسته‌های کنترلی پروتکل کنترل‌انتقال استخراج‌شده است. رویکرد پیشنهادی از روش یادگیری عمیق (LSTM) برای بهبود عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در تشخیص شبکه‌بات استفاده می‌کند. روش پیشنهادی در دو مرحله کار می‌کند. همان‌طور که در مقدمه نیز اشاره شد، مدل پیشنهادی شامل مراحل استخراج ویژگی و تشخیص است. چارچوب کلی مدل پیشنهادی در زیر بخش‌های بعدی موردبحث قرار می‌گیرد. شکل (۱) مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل (۱): نمودار بلوک مدل پیشنهادی.

۳ -۱- مرحله استخراج و کاهش تعداد ویژگی‌ها

۳-۱-۱- کاهش ترافیک

مرحله استخراج ویژگی با خواندن داده‌ها یا رکوردهای مجموعه داده‌های آموزشی و استخراج ویژگی‌های مبتنی بر جریان شروع می‌شود. یک ویژگی[1]، به مشخصه[2] یک جریان بسته در پنجره زمانی[3] T اشاره دارد که می‌تواند یک مقدار عددی یا غیر عددی داشته باشد. اگرچه بسیاری از ویژگی‌های مبتنی بر جریان برای شناسایی انواع مختلف شبکه‌های بات پیشنهادشده‌اند، اما نمی‌توان به‌طور قطعی در مورد ارزش واقعی و تعداد مناسب این ویژگی‌ها نتیجه‌گیری کرد. در این مقاله رفتارهای مختلف شبکه‌های بات معروف مانند Storm، Waledac، Nugache و Zeus بررسی‌شده و ویژگی‌های مختلف از بسته‌های نمونه به‌عنوان یک بردار استخراج می‌شود. منطق اصلی روش مورداستفاده در این مقاله بر مبنای آن است که شبکه‌های بات دارای الگوهای ترافیکی هستند که می‌توانند با روش‌های یادگیری عمیق شناخته شوند و می‌توانند ترافیک شبکه‌بات را از ترافیک شبکه معمولی جدا سازند. در ادامه، منطق تولید ویژگی‌ها از بسته‌های نمونه توصیف می‌شود. در اینجا، از فیلتر ترافیک بسته‌های کنترلی پروتکل کنترل‌انتقال جهت کاهش حجم ترافیک شبکه برای افزایش کارایی روش پیشنهادی استفاده می‌شود. فیلترینگ شامل دو مرحله است: اولاً، فیلتر کردن تمام ترافیک شبکه برای پروتکل کنترل‌انتقال؛ ثانیاً، استخراج بسته‌های کنترلی پروتکل کنترل‌انتقال. الگوریتم (۱) رویه کاهش ترافیک شبکه را از فایل ردیابی شبکه نشان می‌دهد (فایل با پسوند Pcap).

الگوریتم (۱): کاهش ترافیک شبکه.

```
-------------------------------------------
۱: Procedure reduction (packets)
۲: ArrayList <Packet> TCP_Control_Packets_List ;
۳: For i=1 to size(Packets)
٤:    IF Packets(i) has (TCP header) then
٥:       IF Packets (i) has (TCP. payloadSize==0) then
٦:          pktheader= packet.getHeader(Packets(i));
۷:          IF((pktheader.flags.syn=1 OR pktheader.flags.ack=1 OR
               pktheader.flags.rest=1 OR  pktheader.flags.fin=1)
               AND NOT (pktheader.flags.cwr=1 OR
               pktheader.flags.ecn=1 OR pktheader.flags.push=1
               OR  pktheader.flags.urg=1)) then
۸:                TCP_Control_Packets_List.Add(packets(i));
۹:          ELSE
۱۰:               Discard the Packet;
۱۱:       End IF
۱۲:    End IF
۱۳:  End IF
۱٤: End For
۱٥: For i=1 to size(TCP_Control_Packets_List)-1
۱٦:TimeInterval[i]=TCP_Control_Packets_List[i+1].Timestamp -
                   TCP_Control_Packets_List[i].Timestamp
۱۷: End For
۱۷: Return TCP_Control_Packets_list;
۱۸: End Procedure
-------------------------------------------
```

درمجموع الگوریتم (۱) شامل ۶ قاعده برای انتخاب بسته‌های مطلوب است:

- **قاعده ۱: بسته‌های حاوی (SYN flag)**
- **قاعده ۲: بسته‌های حاوی (SYN-ACK flag)**
- **قاعده ۳: بسته‌های حاوی (ACK flag)**
- **قاعده ۴: بسته‌های حاوی (FIN-ACK flag)**

[1] Feature
[2] Characteristic
[3] Time Window

- **قاعده ۵: بسته‌های حاوی (Rest–ACK flag)**
- **قاعده ۶: بسته‌های حاوی (Rest-SYN flag)**

۳-۱-۲- استخراج ویژگی

در مرحله استخراج ویژگی‌ها، ویژگی‌هایی که در شناسایی رفتار بدخواهانه و مخرب بات قابل‌توجه هستند، استخراج می‌شوند و این ویژگی‌ها به‌صورت ویژگی‌های ۲۹تایی بر اساس ارتباط ۳۰ ثانیه‌ای (جدول (۱)) جمع‌آوری می‌شوند. این ویژگی‌ها بر اساس اتصال مابین دو میزبان مختلف به‌عنوان گروهی از بسته‌های مبادله شده استخراج می‌شوند که توسط آدرس آی‌پی مبدأ، آدرس آی‌پی مقصد، درگاه مبدأ و درگاه مقصد مشخص می‌شود. در روش پیشنهادی، تمام ویژگی‌ها از سرآیند بسته کنترلی استخراج می‌شوند. (روش‌های قبلی با استفاده از کنترل عمیق محتوای بسته این کار را انجام داده‌اند [۴۷-۴۵]). ازاین‌رو، کارایی عملکرد افزایش یافته و استفاده از منابع سامانه کاهش می‌یابد. جدول (۱)، ۲۹ ویژگی انتخاب‌شده و مورداستفاده از تمام ویژگی‌های رویکرد تشخیص شبکه‌بات را نشان می‌دهد. این ویژگی‌ها از یک اتصال ۳۰ ثانیه‌ای (فاصله زمانی) ساخته می‌شوند و یک بردار ویژگی برای نشان دادن ویژگی‌های یک اتصال ۳۰ ثانیه‌ای در نظر گرفته‌شده است. هر ویژگی دارای معنای خاصی است، همان‌طور که در جدول (۱) نشان داده شده است.

۳-۱-۳- کاهش ویژگی‌ها

فن کاهش ویژگی‌ها برای کاهش تعداد صفات مورداستفاده قرار می‌گیرد و حذف این ویژگی‌ها در الگوریتم یادگیری تأثیر کمی بر موضوع طبقه‌بندی دارد. کاهش ویژگی‌ها برای کاهش مشکل بیش‌برازش[1] [۴۸] استفاده می‌شود و مشکل جمع‌آوری داده‌های نامتوازن[2] را رفع می‌کند [۴۹]؛ بنابراین، عملکرد فن کاهش ویژگی یکی از عوامل مهم تأثیرگذار بر دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی است. در این مقاله، هدف از کاهش ویژگی‌ها، انتخاب یک زیرمجموعه مناسب از ویژگی‌ها است که عملکرد شبکه عصبی را بهبود می‌بخشد و پیچیدگی یک مدل طبقه‌بندی را بدون کاهش میزان دقت آن، کاهش می‌دهد. در این مقاله، درخت طبقه‌بندی و رگرسیون [۱۰] به‌عنوان فن کاهش ویژگی برای از حذف ویژگی‌های نامناسب باهدف کاهش میزان اطلاعات موردنیاز برای به دست آوردن نرخ بهتر یادگیری شبکه‌های عصبی و دقت طبقه‌بندی استفاده می‌شود. قدرت اصلی درخت طبقه‌بندی و رگرسیون سریع‌بودن و مقیاس‌پذیر بودن آن برای مجموعه داده‌های بزرگ است.

درخت تصمیم‌گیری تولیدشده توسط الگوریتم درخت طبقه‌بندی و رگرسیون شامل دو نوع گره است: (۱) گره‌های داخلی با دو فرزند و (۲) گره‌های برگ بدون فرزند. گره داخلی مرتبط با یک تابع تصمیم است که نشان می‌دهد کدام گره برای ملاقات بعدی مدنظر است. برای ایجاد درخت، نمونه‌های آموزشی که حاوی مجموعه‌ای از ویژگی‌ها و برچسب‌های کلاس خود هستند، موردنیاز است. مجموعه آموزش به دلیل ایجاد درخت، مجدداً به زیرمجموعه‌های کوچک‌تر تقسیم می‌شود. بر اساس ماتریس تصمیم‌گیری حاصل از توزیع کلاس‌ها در مجموعه آموزشی، هر گره به یک کلاس پیش‌بینی‌شده تخصیص می‌یابد. آزمون در گره‌های داخلی بر اساس اندازه‌گیری ناخالص آن مشخص می‌شود تا انتخاب کند که کدام ویژگی و چه مقدار آستانه‌ای انتخاب شده است.

جدول (۱): ویژگی‌های انتخاب‌شده از ارتباطات ترافیک شبکه.

ویژگی	توضیحات (محاسبه مقادیر در یک‌فاصله زمانی ۳۰ ثانیه‌ای برای هر جریان)
F1	تعداد بسته‌های کنترلی
F2	تعداد بسته‌های انتقال داده‌شده
F3	تعداد بسته‌های دریافت‌شده
F4	تعداد بایت‌های انتقال داده‌شده
F5	تعداد بایت‌های دریافت‌شده
F6	تعداد بسته‌های SYN انتقال داده‌شده
F7	تعداد بسته‌های SYN دریافت‌شده
F8	تعداد بسته‌های ACK انتقال داده‌شده
F9	تعداد بسته‌های ACK دریافت‌شده
F10	تعداد بسته‌های ACK تکراری انتقال داده‌شده
F11	تعداد بسته‌های ACK تکراری دریافت‌شده
F12	میانگین طول بسته‌های کنترلی انتقال داده‌شده
F13	میانگین طول بسته‌های کنترلی دریافت‌شده
F14	میانگین طول بسته‌های کنترلی
F15	تعداد ارتباطات شکست‌خورده انتقال داده‌شده
F16	تعداد ارتباطات شکست‌خورده دریافت‌شده
F17	تعداد بسته‌های ACK انتقال داده‌شده از هر جریان در یک‌فاصله زمانی که دارای توالی هستند
F18	تعداد بسته‌های ACK دریافت‌شده از هر جریان در یک‌فاصله زمانی که دارای توالی هستند
F19	تعداد بسته‌های SYN-ACK انتقال داده‌شده
F20	تعداد بسته‌های SYN-ACK دریافت‌شده
F21	کل تعداد بایت‌ها
F22	نرخ بسته‌های کنترلی ورودی
F23	نرخ اندازه متوسط بسته‌های خروجی بر اندازه متوسط بسته‌های کنترلی
F24	حاصل تفریق مقدار ویژگی F6 از مقدار ویژگی F20
F25	تعداد بسته‌های FIN-ACK انتقال داده‌شده
F26	تعداد بسته‌های FIN-ACK دریافت‌شده
F27	تعداد بسته‌های RST-ACK انتقال داده‌شده
F28	تعداد بسته‌های RST-ACK دریافت‌شده
F29	متوسط زمان تلاش برای ایجاد ارتباط

[1] Over-Fitting
[2] Imbalance

بهترین معیار شناخته‌شده ناخالصی برای درخت طبقه‌بندی و رگرسیون، ناخالصی انتروپی است که توسط رابطه (۱) تعریف می‌شود [۱۱].

$$E(t) = -\sum_j^c p\left(\frac{j}{t}\right)\log_2 p\left(\frac{j}{t}\right) \qquad (۱)$$

جایی که E(t) ناخالص انتروپی در گره t است، فرکانس $p\left(\frac{j}{t}\right)$ نسبی کلاس j در گره t است و c تعداد کلاس‌ها در طبقه‌بندی است. بهترین مقدار گره تقسیم‌شده (t) از مجموعه‌ای از تمام تقسیم ارزش‌های (X) انتخاب می‌شود، به‌طوری‌که حداکثر کاهش ناخالصی، تفاوت بین ناخالصی در گره ریشه و ناخالصی در گره‌های فرزندان است:

$$\Delta E(X,t) = E(t) - (P_L E(t_L) + P_R E(t_R)) \qquad (۲)$$

جایی که $\Delta E(X,t)$ ناخالصی است، $E(t_L)$ و $E(t_R)$ ناخالصی گره‌های شاخه چپ و راست هستند، P_L و P_R درصدی از اشیاء هستند که به سمت چپ (t_L) یا راست (t_R) گره‌های فرزند است. جدول (۲) رتبه‌بندی از ۲۹ ویژگی پراهمیت انتخاب‌شده توسط الگوریتم درخت طبقه‌بندی و رگرسیون را ارائه می‌دهد. ویژگی‌های F3، F13، F23، F21، F14، F29، F12، F1، F4، F15، F6، F5، F27، F10، F8 و F17 بهترین شناسایی رفتار ارتباطات را دارند و سایر ارتباطات مقدار صفر داشته و هیچ شناسایی بین ارتباطات نرمال و مخرب ندارند.

جدول (۲): رتبه‌بندی اهمیت ویژگی‌ها با استفاده از الگوریتم CART.

ویژگی	اهمیت	ویژگی	اهمیت
F3	۱۰۰	F17	۹e -۰۹
F13	۶۹/۷۷	F2	۰
F23	۵۸/۸۳	F7	۰
F21	۱۴/۹۴	F9	۰
F14	۲/۹۰	F11	۰
F29	۰/۷۹	F16	۰
F12	۰/۳۸	F18	۰
F1	۰/۱۲	F19	۰
F4	۰/۰۸	F20	۰
F15	۰/۰۷	F22	۰
F6	۰/۰۱۲	F24	۰
F5	۰/۰۱۱	F25	۰
F27	۰/۰۱۱	F28	۰
F10	۰/۰۰۰۵	F26	۰
F8	۳e -۰۶	-	-

۳-۲- مرحله تشخیص

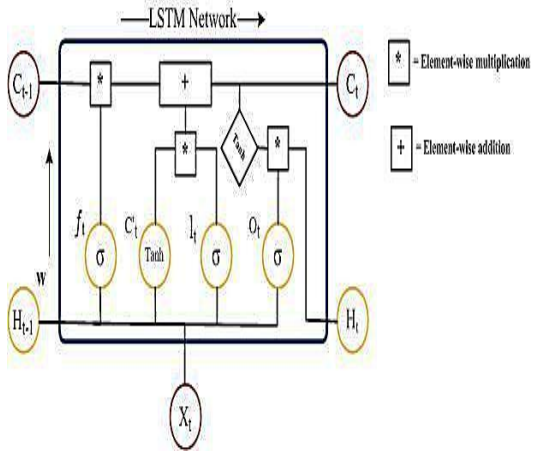
پس از اتمام مرحله استخراج و کاهش ویژگی‌ها، روش ارائه‌شده فرآیند ارزیابی را از طریق مرحله تشخیص آغاز می‌کند. در این مرحله مجموعه داده‌ها به دو بخش تقسیم می‌شود که مجموعه آموزش و مجموعه آزمون نامیده می‌شوند. مجموعه آموزش برای یادگیری است که شامل ۷۰ درصد از کل داده‌های مجموعه داده و مجموعه آزمون شامل ۳۰ درصد باقی‌مانده از کل داده‌های مجموعه داده برای ارزیابی مدل استفاده می‌شود. پیش از توصیف مدل پیشنهادی برای تشخیص شبکه‌بات، مرور کلی از عملکرد شبکه عصبی حافظه‌کوتاه‌مدت‌ماندگار ارائه داده می‌شود.

۳-۲-۱- حافظه کوتاه‌مدت ماندگار

شبکه‌عصبی بازگشتی[1] برای یادگیری وابستگی‌ها در یک توالی ورودی طراحی‌شده است، که یک حلقه اطلاعات را نشان می‌دهد و به‌عنوان ورودی یک دنباله در زمان جاری و یک خروجی از مرحله قبلی را می‌گیرد. حافظه کوتاه‌مدت ماندگار [۵۰] یک نوع خاص از شبکه‌های عصبی بازگشتی به‌اصطلاح گیت‌شده[2] است. به‌جای نورون معمولی، شبکه از سلول‌های حافظه‌کوتاه‌مدت‌ماندگار ساخته می‌شود که شامل یک خود حلقه[3] و یک سامانه دارای واحدهای دروازه‌ای است که جریان اطلاعات را کنترل می‌کند. یک شبکه حافظه کوتاه‌مدت ماندگار دارای سه ویژگی زیر است که آن را از یک نورون رایج در یک شبکه عصبی بازگشتی متمایز می‌کند:

۱. تصمیم‌گیری در هنگام ورود به نورون را کنترل می‌کند.
۲. بر تصمیم‌گیری در مورد یادآوری محاسبات مرحله قبل، کنترل دارد.
۳. تصمیم‌گیری در هنگام ارسال خروجی به مرحله بعد را کنترل می‌کند.

شکل (۲) معماری و روابط یک سلول حافظه کوتاه‌مدت ماندگار را نمایش می‌دهد.



شکل (۲): معماری و روابط موجود در یک سلول LSTM.

[1] Recurrent Neural Networks
[2] Gated
[3] Self-loop

$$f_t = \sigma\ (X_t * U_f + H_{t-1} * W_f)$$
$$C'_t = tanh(X_t * U_c + H_{t-1} * W_c)$$
$$l_t = \sigma\ (X_t * U_i + H_{t-1} * W_i)$$
$$O_t = \sigma\ (X_t * U_o + H_{t-1} * W_o)$$
$$C_t = f_t * C_{t-1} + l_t * C'_t$$
$$H_t = O_t * tanh(C_t) \quad (۳)$$

$X_t = Input\ Vector$

$H_{t-1} = Previouse\ cell\ output$

$C_{t-1} = Previouse\ cell\ Memory$

$H_t = Current\ cell\ output$

$C_t = Current\ cell\ Memory$

W, U = Weight vectors for forget gate (f), Candidate (c), i/p gate(i) and o/p gate (o)

۳-۲-۲- مدل یادگیری عمیق

در اینجا کاربرد شبکه LSTM که در روش یادگیری عمیق آموزش داده می‌شود ارائه می‌شود. هر مدل با استفاده از اندازه دسته‌ای[1] برابر با ۶۴، مورد آموزش قرار می‌گیرد. LSTM از معماری طراحی‌شده در [۵۱] با اندکی اصلاح برگرفته‌شده است. شبکه LSTM شامل یک‌لایه تعبیه‌شده[2] است. لایه تعبیه‌شده ورودی را در قالب شاخص‌ها می‌پندارد (هر شاخص به یک‌لایه تعبیه‌شده منحصربه‌فرد نگاشت می‌شود). پس از لایه تعبیه‌شده، معماری LSTM از یک‌لایه (۱۰۰سلول LSTM با فعال‌سازی Tanh پیش‌فرض)، یک‌لایه اتصال کامل[3] (۱۰۰ گره با یک فعال‌سازی خطی پیش‌فرض) و درنهایت تنها یک‌لایه خروجی تابع فعال‌ساز سیگمید[4] تشکیل‌شده است. به‌جای استفاده از RMSProp [۵۲]، با استفاده از Adam [۵۳] به‌عنوان یک الگوریتم بهینه‌سازی، به نتایج خوبی در همگرایی گم‌شدگی[5]، می‌توان دست‌یافت. یعنی با وجود عدم اطلاع از تعداد تکرار اجرا برای رسیدن به نتایج بهینه می‌توان با استفاده از کاهش یافتن صحت یادگیری یا همچنین افزایش خطای یادگیری، یادگیری را متوقف کرده و تعداد بهینه تکرار اجرای الگوریتم را بدست آورد.

بیش‌برازش[6] به معنای این است که الگوریتم فقط داده‌هایی را که در مجموعه آموزشی یادگیری کرده است را می‌تواند به درستی پیش‌بینی کند ولی اگر داده‌ای کمی از مجموعه آموزشی فاصله داشته باشد، الگوریتمی که بیش‌برازش شده باشد، نمی‌تواند به درستی پاسخی برای این داده‌های جدید پیدا کند و آن‌ها را با اشتباهِ زیادی طبقه‌بندی می‌کند. روش‌های مختلفی برای جلوگیری از بیش‌برازش در الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق مطرح‌شده است که عبارت‌اند از مقایسه مدل[7]، اعتبارسنجی متقابل[8]، تنظیم[9]، توقف اولیه[10]، هرس‌کردن[11] و حذف تصادفی گره‌ها[12]

در این مقاله از روش حذف تصادفی گره‌ها در شبکه برای بهبود عملکرد مدل پیشنهادی استفاده‌شده است که با حذف گره‌ها به‌صورت تصادفی در مرحله آموزش، سبب غلبه بر بیش برازش می‌شود [۵۴]. این کار فقط در مرحله آموزش صورت می‌پذیرد و در مرحله آزمون و انتشار، تمام گره‌ها فعال هستند. در این مقاله میزان حذف تصادفی با مقدار ۵۰% تنظیم‌شده است. مدل در کراس[13] به شرح زیر تعریف‌شده است:

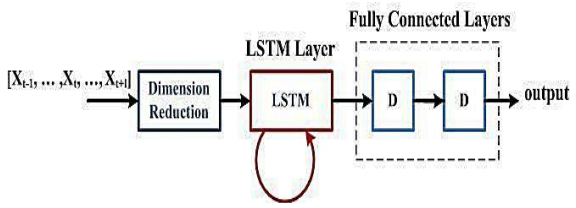
LSTM -۱-۲-۲-۳

```
---------------------------------------------------------------
model = Sequential()
model.add(LSTM(100, input_shape = (1, look_back)))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(100))
model.add(Dense(1))
model.add(Activation (‘ sigmoid’))
model.compile(loss='binary_crossentropy',optimizer =
'adam', metrics=['acc',precision,recall, f1])
---------------------------------------------------------------
```

۳-۳- جزئیات پیاده‌سازی

سیستم استفاده‌شده برای آزمایش شبکه دارای مشخصات زیر است:

- پردازنده Intel Core i7-2670QM، ۲/۲۰ گیگاهرتز
- حافظه اصلی ۸ گیگابایت
- کارت گرافیکی GPU NVIDIA GeForce GT540 با ۲ گیگابایت رم.



شکل (۳): مدل تشخیص روش پیشنهادی.

[1] Batch Size
[2] Embedding layer
[3] Fully Connected
[4] Sigmoid
[5] Loss convergence
[6] Over-fitting

[7] Model comparison
[8] Cross-validation
[9] Regularization
[10] Early stopping
[11] Pruning
[12] Drop out
[13] Keras

شبکه عصبی عمیق LSTM با استفاده از پایتون ورژن ۳/۶ در محیط ژوپیتر نوت‌بوک[1] و تنسورفلو[2] [۵۴] آموزش داده‌شده و از کراس نسخه ۲.۲.۲ [۵۵] که یک API برای نمونه سریع از تنسورفلو نسخه ۱.۱۰.۰در CPU است، استفاده می‌شود. سیستم عامل مورداستفاده برای شبیه‌سازی و یادگیری، ویندوز ۷ است. بسیاری از آزمایش‌ها برای تعیین پارامترهای مناسب و یافتن ساختار مناسب شبکه انجام‌یافته است.

۴- نتایج و اعتبارسنجی

۴-۱- مجموعه داده‌ها

در این مقاله مجموعه داده‌های ISCX [۵۶] و ISOT [۱۴] که شامل ترافیک بات و ترافیک سالم هستند برای ارزیابی سامانه پیشنهادی مورداستفاده قرارگرفته‌اند. این مجموعه داده‌ها برای آموزش، اعتبارسنجی مدل و ارزیابی عملکرد آن مورداستفاده قرارگرفته است. مجموعه داده‌های آموزشی شامل ۱۹۷۸۱۱ رکورد است و بات‌های Conficker، Waledac و Storm از انواع اصلی بات‌ها هستند که در فرآیند ارزیابی از مجموعه داده‌های اصلی به‌دست‌آمده‌اند. استفاده از داده‌های جدید خارج از مجموعه آموزشی برای ساخت داده‌های آزمون واقعی‌تر قابل‌توجه است و شامل **۹۷۴۲۱** رکورد است.

برای ایجاد یک مجموعه داده تجربی با ترافیک شبکه‌های بات و ترافیک سالم، فایل‌های ردیابی با پسوندpcap. با استفاده از نرم‌افزار وایرشارک[3] برای ارزیابی موردبررسی قرار گرفت. سپس، Microsoft Network Monitor برای ساخت ارتباطات و استخراج ویژگی‌ها از فایل PCAP، استفاده‌شده و ارتباطات در دو کلاس ارتباط بات و ارتباطات سالم برچسب‌گذاری شدند. در اینجا جریان ارتباطی شبکه با یک ۴ تایی، آدرس آی‌پی مبدأ، آدرس آی‌پی مقصد، شماره درگاه مبدأ و شماره درگاه مقصد مشخص‌شده است که حداقل یک بسته بین دو جهت منتقل‌شده باشد.

۴-۲- ارزیابی عملکرد و نتایج

برای ارزیابی نرخ دقت تشخیص و ارزیابی نرخ خطای روش یادگیری عمیق پیشنهادی، الگوریتم‌های جنگل تصادفی و درخت تصمیم‌گیری در این مقاله از اعتبارسنجی K-fold استفاده می‌شود. در اعتبارسنجی K-fold، مجموعه داده‌ها به‌طور تصادفی به K نمونه تقسیم‌شده و ارزیابی برای K تکرار اجرا می‌شود. در هر تکرار، K-1 نمونه برای آموزش انتخاب‌شده و از ۱ نمونه برای ارزیابی صحت طبقه‌بندی استفاده‌شده است. در اینجا مقدار K جهت انجام آزمایش‌ها برابر با ۱۰ انتخاب‌شده است. عملکرد مدل پیشنهادی با ۴ روش اشاره‌شده دیگر مقایسه شده است. برای ارزیابی عملکرد سامانه تشخیص شبکه عصبی عمیق، معیارهای اندازه‌گیری از قبیل دقت[4]، صحت[5]، بازخوانی[6]، میانگین هارمونی و نرخ مثبت کاذب[7] با استفاده از روابط ۴ الی ۸ محاسبه می‌شود:

- مثبت واقعی (TP): تعداد رفتارهای بدخواهی (بات) که به‌درستی به‌عنوان بات شناسایی‌شده‌اند.
- مثبت کاذب (FP) تعداد رفتارهای عادی که به‌عنوان بات شناسایی‌شده‌اند.
- منفی واقعی (TN) تعداد رفتارهای عادی که به‌طور صحیح به‌عنوان فعالیت‌های عادی شناسایی‌شده‌اند.
- منفی کاذب (FN) تعداد رفتارهای بات که به‌عنوان فعالیت‌های عادی شناسایی‌شده‌اند.

- دقت: نشان‌دهنده درصد نمونه‌هایی است که به‌درستی به‌عنوان نمونه مثبت طبقه‌بندی می‌شوند.

$$Precision(RPC) = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۴)$$

- صحت: درصد پیش‌بینی‌های صحیح تمام نمونه‌ها را نشان می‌دهد.

$$Accuracy(ACC) = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (۵)$$

- بازخوانی: نشان‌دهنده درصد نمونه‌های باتی است که به‌عنوان یک نمونه بات پیش‌بینی‌شده است. این معیار، میزان تشخیص[8] نیز نامیده می‌شود.

$$Recall(RCL) = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۶)$$

- معیار میانگین هارمونی: یک اندازه‌گیری از دقت آزمون است. این معیار هر دو معیار بازخوانی و دقت آزمون را برای محاسبه امتیاز بررسی می‌کند.

[1] Jupyter Notebook
[2] Tensorflow
[3] Wireshark

[4] Precision
[5] Accuracy
[6] Recall
[7] False Positive Rate
[8] Detection Rate

$$F-measure(F1)=\frac{2*PRC*RCL}{PRC+RCL} \quad (۷)$$

- نرخ مثبت‌کاذب (FPR): درصد نمونه‌های سالم را که به‌اشتباه به‌عنوان نمونه‌های بات طبقه‌بندی‌شده‌اند، نشان می‌دهد.

$$FPR=\frac{FP}{FP+TN} \quad (۸)$$

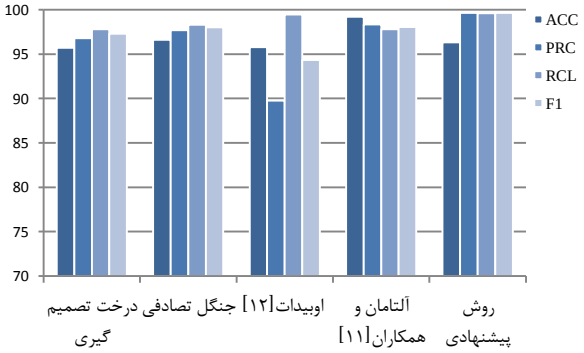
جدول (۳) و شکل (۴)، صحت، دقت، بازخوانی، میانگین هارمونی و نرخ مثبت کاذب روش پیشنهادی را در مقایسه با الگوریتم‌های پیاده سازی‌شده جنگل‌تصادفی، درخت تصمیم گیری، روش مطالعه شده توسط آلتامان و همکاران [۱۱] و روش ارائه‌شده توسط اوبیدات [۱۲] نشان می‌دهند.

جدول (۳): مقایسه ۵ روش ازنظر معیارهای ارزیابی عملکرد.

معیار / روش	روش پیشنهادی	آلتامان و همکاران[۱۱]	اوبیدات [۱۲]	جنگل تصادفی	درخت تصمیم گیری
صحت	۹۶/۳۲	*۹۹/۲۰	۹۵/۷۸	۹۶/۶	۹۵/۷۱
دقت	*۹۹/۶۵	۹۸/۳۲	۸۹/۷۴	۹۷/۷	۹۶/۸
بازخوانی	*۹۹/۶۱	۹۷/۸۰	۹۹/۴۷	۹۸/۳	۹۷/۸
میانگین هارمونی	*۹۹/۶۳	۹۸/۰۶	۹۴/۳۵	۹۸	۹۷/۳
نرخ مثبت کاذب	*۰/۶۷	۰/۷۵	۳	۳/۱۴	۳/۷۲

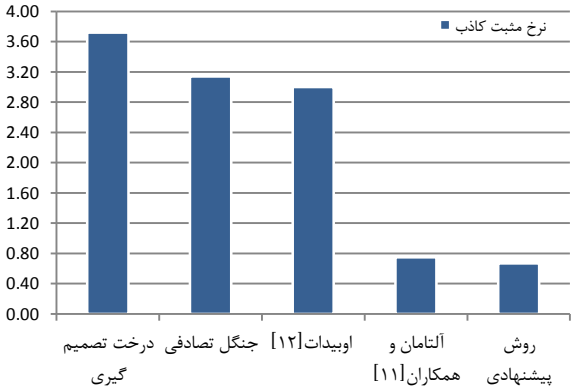
* بهترین نتایج

بررسی‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی شبکه عصبی عمیق دارای بالاترین میزان صحت و دقت با نرخ کم مثبت کاذب (شکل (۵)) است.



شکل (۴): معیارهای ارزیابی روش ارائه‌شده در مقایسه با ۴ روش دیگر.

این دقت به‌رغم چالش اصلی بیش برازش[1] به‌دست آمده است. بسیاری از مدل‌ها و تغییرات در جهت کاهش میزان بیش برازش و تعمیم یادگیری مورد آزمایش قرار گرفتند. جدول (۴) ساختار، پارامترها و صحت مدل پیشنهادی را در آزمایش‌ها نشان می‌دهد و شکل (۶) معیارهای ارزیابی محاسبه‌شده مدل پیشنهادی را در تکرارهای مختلف نشان می‌دهد.



شکل(۵): مقایسهٔ میزان مثبت کاذب روش پیشنهادی با ۴ روش دیگر.

جدول (۳) و شکل (۴) نتایج مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌های مبتنی‌بر تحلیل ترافیک شبکه برای تشخیص شبکه‌های بات را نشان می‌دهد. این جدول همچنین نشان می‌دهد که میزان دقت، بازخوانی، میانگین‌هارمونی و نرخ مثبت‌کاذب با استفاده از رویکرد ترکیبی ارائه‌شده بهتر از میزان به‌دست‌آمده توسط روش‌های ذکرشده است و در معیار صحت نیز باوجود پایین بودن این مقدار صحت از مقادیر روش‌های مرجع [۱۱] و روش جنگل‌تصادفی، ولی اختلاف زیادی وجود نداشته است.

جدول (۴): ساختار، پارامترها و صحت مدل پیشنهادی در آزمایش.

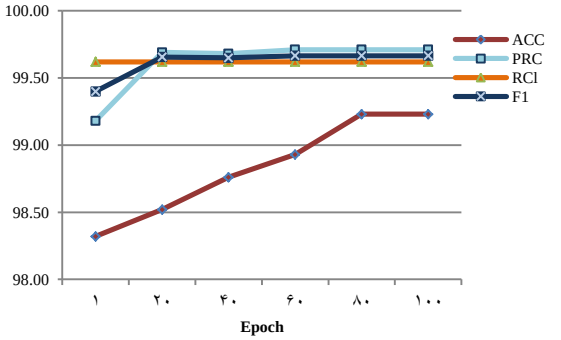
مدل	نرخ حذف تصادفی شاخه‌ای[2]	استفاده از نرمال‌سازی دسته‌ای[3]	تعداد واحد LSTM	نرخ حذف تصادفی ادغامی[4]	بهینه‌سازی		صحت
					نوع	نرخ یادگیری	
LSTM	۰/۰۰۱	بله	۱۰۰	۰	Adam	۰/۵	۹۶/۳۲

مقایسه روش‌های مختلف تشخیص شبکه‌بات آسان نیست زیرا هر یک از آن‌ها از مجموعه داده‌ها و نمونه‌های شبکه‌بات مختلفی در آزمایش‌های خود استفاده می‌کنند. از این‌رو، رویکرد

[1] Over-fitting

[2] Branch Dropout
[3] Batch Normalization
[4] Merge Dropout

پیشنهادی با رویکردهای تشخیص دیگری ازجمله روش ارائه‌شده در [۱۱] و [۱۲] و روش‌های درخت تصمیم‌گیری و جنگل‌تصادفی که بر روی این مجموعه داده‌ها در این مقاله پیاده‌سازی شده‌اند با توجه به معیارهای صحت، دقت، بازخوانی، میانگین هارمونی و نرخ مثبت‌کاذب مقایسه می‌شود.



شکل (۶): معیارهای ارزیابی روش پیشنهادی در طول دوره‌ها.

در روش پیشنهادی، تنها اطلاعات مربوط به ارتباطات شبکه موردنیاز بوده و نیاز به بررسی محتوای داده بسته وجود ندارد؛ بنابراین، روش ما در مقابل شبکه‌های باتی که از شیوه‌های رمزنگاری استفاده می‌کنند، ایمن است. اگرچه روش ما می‌تواند بات‌ها را تشخیص دهد و ارتباطات میزبان را به‌عنوان سالم و بدخواه طبقه‌بندی کند، محدودیت روش پیشنهادی ما این است که تنها ترافیک پروتکل‌کنترل‌انتقال را برای تشخیص ترافیک شبکه‌بات در نظر می‌گیرد. در تشخیص رفتار شبکه‌بات، چهار مشکل اصلی وجود دارد: اولاً، ترافیک شبکه مداوم است که نشان می‌دهد ترافیک ناپایدار است و ویژگی‌ها در طول زمان تغییر می‌کنند. علاوه بر این، شبکه‌های بات پس از دریافت دستورالعمل از مدیر بات، به‌صورت هوشمند از طریق به‌روزرسانی بات‌ها و یا اصلاح چرخه‌حیات خود، تغییر می‌یابند. ثانیاً، خطر ظهور شبکه‌بات جدید در شبکه و نیز گسترش رفتار مخفی وجود دارد. علاوه بر این، رفتار یک میزبان آلوده ممکن است به نظر رفتار سالمی باشد و اگر طبقه‌بندی برای این رفتار قبلاً آموزش ندیده باشد، شناسایی فعالیت‌های بدخواهانه و مخرب دشوار است. ثالثاً، ارزیابی ترافیک ورودی شبکه در زمان واقعی، به دلیل سرعت و حجم بالای ترافیک شبکه، یک کار محاسباتی پرهزینه است. درنهایت، دسترسی به مجموعه داده ترافیک شبکه‌بات به‌روزرسانی شده، چالشی در تشخیص شبکه‌های بات است. دقت الگوریتم‌های طبقه بند بستگی به کیفیت و درستی مجموعه داده‌های آموزشی دارد [۵۷]. قابلیت دسترسی به مجموعه داده‌های شبکه‌بات به دلیل مسئله امنیتی و حریم خصوصی به‌عنوان یک منبع آزمایشگاهی علمی توسعه‌یافته است و برای محققان دست‌یابی به سایر منابع مانند شبکه‌های سازمان‌های امنیتی و شرکتی جهت ردیابی شبکه‌بات دشوار است.

۵- نتیجه‌گیری

کارهای متعددی در تشخیص شبکه‌بات انجام‌یافته است، بااین‌حال، نوآوری روش ما در استفاده از شبکه عصبی یادگیری عمیق و استفاده از الگوریتم درخت طبقه‌بندی و رگرسیون در استخراج ویژگی‌های پراهمیت از مجموعه داده‌ها در ارتباط با شناسایی شبکه‌های بات است. روش پیشنهادی به ویژگی‌های استخراج‌شده از سرآیندهای بسته کنترل پروتکل‌کنترل‌انتقال در طول ارتباط ۳۰ ثانیه‌ای بین دو میزبان متکی است، بنابراین، می‌تواند برای تشخیص بات بدون تکیه‌بر داده بسته ازجمله آدرس آی‌پی مبدأ، آدرس آی‌پی مقصد، شماره درگاه مبدأ، شماره درگاه مقصد و ترافیک رمزگذاری شده مورداستفاده قرار گیرد. عملکرد روش تشخیص پیشنهادشده با مراجع [۱۱]، [۱۲]، الگوریتم جنگل تصادفی و الگوریتم درخت‌تصمیم‌گیری پیاده‌سازی‌شده مقایسه گردیده است. نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی، دقت، بازخوانی و میانگین هارمونی بالاتر با نرخ مثبت‌کاذب پایین‌تری نسبت به آن‌ها دارد و در مقدار صحت محاسبه‌شده کاهش کمتری نسبت به دو روش جنگل تصادفی و مرجع [۱۱] نشان می‌دهد. با توجه به بهبود مقادیر بیشتر معیارهای ارزیابی می‌توان پیشرفت محسوسی در تشخیص شبکه‌بات نظیربه‌نظیر مشاهده کرد. مطالعات بعدی در راستای گسترش و به‌کارگیری این رویکرد در سامانه‌های بلادرنگ از طریق افزودن یک روش یادگیری خوب برای انتخاب مهم‌ترین ویژگی‌های مرتبط است که سبب افزایش کارایی و میزان دقت تشخیص شود.

۶- مراجع

[1] M. Abu-Khalaf, EE 5322 Neural Networks Notes, Personal Study. [online] Arri.uta.edu /acs /abumurad /EE5322 /EE5322_NN _notes.pdf, 2004.

[2] M. Botha, V. R. Solms, K. Perry, E. Loubser, G.Y. Port, and E. Technikon, “The utilization of Artificial Intelligence in a Hybrid Intrusion Detection System,” Annual research conference of the South African institute of computer scientists and information technologists on Enablement through technology, 2002.

[3] V. Vapnik, “Statistical Learning Theory,” John Wiley & Sons Inc., New York, 1998.

[4] J. Zhang, R. Perdisci, W. Lee, U. Sarfraz, and X. Luo, “Detecting stealthy P2P botnets using statistical traffic fingerprints,” 2011 IEEE/IFIP 41st International Conference on Dependable Systems & Networks (DSN), Jun. 2011.

[5] K. Ilgun, R. A. Kemmerer, and P. A. Porras, “State Transition Analysis: A Rule-Based Intrusion Detection Approach,” IEEE Trans. Soft. Eng., vol. 21, pp. 181–199, 1995.

[6] X. Yu, X. Dong, G. Yu, Y. Qin, and D. Yue, “Data-Adaptive Clustering Analysis for Online

[19] S. C. Guntuku, P. P. Narang, and C. Hota, " Real-time Peer-to-Peer Botnet Detection Framework based on Bayesian Regularized Neural Network," arXiv preprint arXiv:1307.7464.

[20] H. Huy, X. Wei, M. Faloutsos, and T. Eliassi-Rad, "Entelecheia: Detecting p2p botnets in their waiting stage," IFIP Networking Conference, IEEE, pp. 1-9, 2013.

[21] L. Xu, X. Xu, and Y. Zhuo, "P2P Botnet Detection Using Min-Vertex Cover," Journal of Networks, vol. 7, no. 8, Aug. 2012.

[22] P. Narang, V. Khurana, and C. Hota, "Machine-learning approaches for P2P botnet detection using signal-processing techniques," Proceedings of the 8th ACM International Conference on Distributed Event-Based Systems - DEBS'14, 2014.

[23] Y. Qiao, Y. Yang, J. He, C. Tang, and Y. Zeng, "Detecting P2P bots by mining the regional periodicity," Journal of Zhejiang University Science C, vol. 14, no. 9, pp. 682–700, Sep. 2013.

[24] S. García, A. Zunino, and M. Campo, "Survey on Network-based Botnet Detection Methods," Security and Communication Networks, vol. 7, no. 5, pp. 878–903, Jun. 2013.

[25] A. A. Obeidat, "Analysis the P2P Botnet Detection Methods," International Journal of Computer Science (IIJCS), vol. 4, no. (3), pp. 1-11, 2016.

[26] W. Tarng, L-Z. Den, K-L. Ou, and M. Chen, "The Analysis and Identification of P2P Botnet's Traffic Flows," International Journal of Communication Networks and Information Security, vol. 3, no. 2, pp. 138-148, 2011.

[27] J. Zhang, R. Perdisci, W. Lee, X. Luo, and U. Sarfraz, "Building a Scalable System for Stealthy P2P-Botnet Detection," IEEE Transactions on Information Forensics and Security, vol. 9, no. 1, pp. 27–38, Jan. 2014.

[28] B. Rahbarinia, R. Perdisci, A. Lanzi, and K. Li, "PeerRush: Mining for unwanted P2P traffic," Journal of Information Security and Applications, vol. 19, no. 3, pp. 194–208, Jul. 2014.

[29] D. Zhao and I. Traore, "P2P Botnet Detection through Malicious Fast Flux Network Identification," 2012 Seventh International Conference on P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing, Nov. 2012.

[30] D. Zhao, I. Traore, B. Sayed, W. Lu, S. Saad, A. A. Ghorbani, and D. Garant, "Botnet detection based on traffic behavior analysis and flow intervals," Computers & Security, vol. 39, pp. 2–16, Nov. 2013.

[31] G. Kirubavathi Venkatesh and R. Anitha Nadarajan, "HTTP Botnet Detection Using Adaptive Learning Rate Multilayer Feed-Forward Neural Network," Lecture Notes in Computer Science, pp. 38–48, 2012.

[32] K. Wang, C-Y. Huang, S-J. Lin, and Y-D. Lin, "A fuzzy pattern-based filtering algorithm for botnet detection," Computer Networks, vol. 55, no. 15, pp. 3275–3286, Oct. 2011.

Botnet Detection," 2010 Third International Joint Conference on Computational Science and Optimization, 2010.

[7] O. Y. Al-Jarrah, O. Alhussein, P. D. Yoo, S. Muhaidat, K. Taha, and K. Kim, "Data Randomization and Cluster-Based Partitioning for Botnet Intrusion Detection," IEEE Transactions on Cybernetics, vol. 46, no. 8, pp. 1796–1806, Aug. 2016.

[8] W. Lu, M. Tavallaee, G. Rammidi, and A. A. Ghorbani, "BotCop: An Online Botnet Traffic Classifier," 2009 Seventh Annual Communication Networks and Services Research Conference, May 2009.

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

[10] M. Razi and K. Athappilly, "A Comparative Predictive Analysis of Neural Networks (NNs), Nonlinear Regression and Classification and Regression Tree (CART) Models," Expert Systems with Applications, vol. 29, no. 1, pp. 65–74, Jul. 2005.

[11] M. Alauthaman, N. Aslam, L. Zhang, R. Alasem, and M. A. Hossain, "A P2P Botnet detection scheme based on decision tree and adaptive multilayer neural networks," Neural Computing and Applications, vol. 29, no. 11, pp. 991–1004, Oct. 2016.

[12] A. A. Obeidat, "Hybrid Approach for Botnet Detection Using K-Means and K-Medoids with Hopfield Neural Network," International Journal of Communication Networks and Information Security (IJCNIS), vol. 9, no. 3, pp. 305-313, 2017.

[13] W. Xianglin, J. Fan, M. Chen, A. Tarem, and A. S. K Pathan, "SMART: A Subspace bsed Malicious Peers Detection Algorithm for P2P Systems," International Journal of Communication Networks and Information Security, vol. 5, pp. 1-9, 2013.

[14] S. Saad, I. Traore, A. A. Ghorbani, B. Sayed, D. Zhao, Wei Lu, J. Felix, and P. Hakimian, "Detecting P2P Botnets through Network Bhavior Analysis and Machine Learning," 2011 Ninth Annual International Conference on Privacy, Security and Trust, Jul. 2011.

[15] N. Kheir and C. Wolley, "BotSuer: Suing Stealthy P2P Bots in Network Traffic through Netflow Analysis," Lecture Notes in Computer Science, pp. 162–178, 2013.

[16] J. Kang, Y-Z. Song, and J-Y. Zhang, "Accurate Detection of Peer-to-Peer Botnet using Multi-Stream Fused Scheme," Journal of Networks, vol. 6, no. 5, May 2011.

[17] T. Cholez, I. Chrisment, O. Festor, and G. Doyen, "Detection and Mitigation of Localized Attacks in A Widely Deployed P2P Network," Peer-to-Peer Networking and Applications, vol. 6, no. 2, pp. 155–174, May 2012.

[18] Y. Fan and N. Xu, "A P2P Botnet Detection Method Used On-line Monitoring and Off-line Detection," International Journal of Security and Its Applications, vol. 8, no. 3, pp. 87–96, May 2014.

[46] G. Gu, R. Perdisci, J. Zhang, and W. Lee, "BotMiner: Clustering Analysis of Network Traffic for Protocol and Structure-independent Botnet Detection," USENIX security symposium, 2008.

[47] T-F. Yen and M. K. Reiter, "Traffic Aggregation for Malware Detection," Lecture Notes in Computer Science, pp. 207–227.

[48] C. Livadas, R. Walsh, D. Lapsley, and W. T. Strayer, "Usilng Machine Learning Technliques to Identify Botnet Traffic," Proceedings, 2006 31st IEEE Conference on Local Computer Networks, Nov. 2006.

[49] P. van der Putten and M. van Someren, "A Bias-Variance Analysis of a Real World Learning Problem: The CoIL Challenge 2000," Machine Learning, vol. 57, no. 1/2, pp. 177–195, Oct. 2004.

[50] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," Neural Computation, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.

[51] J. Woodbridge, H. S. Anderson, A. Ahuja, and D. Grant, "Predicting Domain Generation Algorithms with Long Short-Term Memory Networks," preprint arXiv:1611.00791, 2016.

[52] D. Kingma and J. Ba, "Adam: A Method for Stochastic Optimization," preprint arXiv:1412.6980, 2014.

[53] N. Srivastava, G. E. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. Salakhutdinov, "Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting," Journal of Machine Learning Research, vol. 15, no. 1, pp. 1929–1958, 2014.

[54] M. Abadi, et al, "TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems," Accessed: 2017-05- 28 [Online]. Available: http://tensorflow.org/

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

[56] A. Shiravi, H. Shiravi, M. Tavallaee, and A. A. Ghorbani, "Toward developing a systematic approach to generate benchmark datasets for intrusion detection," Computers & Security, vol. 31, no. 3, pp. 357–374, May 2012.

[57] J-D. Wang and H-C. Liu, "An approach to evaluate the fitness of one class structure via dynamic centroids," Expert Systems with Applications, May 2011.

[33] C-Y. Huang, "Effective bot host detection based on network failure models," Computer Networks, vol. 57, no. 2, pp. 514–525, Feb. 2013.

[34] H. Dhayal and J. Kumar, "Peer-to-Peer Botnet Detection based on Bot Behaviour," International Journal of Advanced Research in Computer Science, vol. 8, no. 3, pp. 172-175, 2017.

[35] R. Chen, W. Niu, X. Zhang, Z. Zhuo, and F. Lv, "An Effective Conversation-Based Botnet Detection Method," Mathematical Problems in Engineering, vol. 2017, pp. 1–9, 2017.

[36] Z. Yang and B. Wang, "A Feature Extraction Method for P2P Botnet Detection Using Graphic Symmetry Concept," Symmetry, vol. 11, no. 3, p. 326, Mar. 2019

[37] H. R. Zeidanloo, M. J. Z. Shooshtari, P. V. Amoli, M. Safari, and M. Zamani, "A Taxonomy of Botnet Detection Techniques," 2010 3rd International Conference on Computer Science and Information Technology, Jul. 2010.

[38] K-S. Han, K-H. Lim, and E-G. Im, "The Traffic Analysis of P2Pbased Storm Botnet Using Honeynet," Journal of the Korea Institute of Information Security and Cryptology, vol. 19, no. 4,

[39] S-K. Noh, J-H. Oh, J-S. Lee, B-N. Noh, and H-C. Jeong, "Detecting P2P Botnets Using a Multi-phased Flow Model," 2009 Third International Conference on Digital Society, Feb. 2009.

[40] C. Li, W. Jiang, and X. Zou, "Botnet: Survey and Case Study," 2009 Fourth International Conference on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC), Dec. 2009.

[41] G. Sinclair, C. Nunnery, and B. B. Kang, "The Waledac Protocol: The How and Why," 2009 4th International Conference on Malicious and Unwanted Software (MALWARE), Oct. 2009.

[42] S. Shin, G. Gu, N. Reddy, and C. P. Lee, "A Large-Scale Empirical Study of Conficker," IEEE Transactions on Information Forensics and Security, vol. 7, no. 2, pp. 676–690, Apr. 2012.

[43] T. Holz, M. Steiner, F. Dahl, E. Biersack, and F. Freiling, "Measurements and Mitigation of Peer-to-Peer-based Botnets: A Case Study on Storm Worm," LEET journal, vol. 8, no. 1, pp. 1-9, 2008.

[44] H. Binsalleeh, T. Ormerod, A. Boukhtouta, P. Sinha, A. Youssef, M. Debbabi, and L. Wang, "On the analysis of the Zeus botnet crimeware toolkit," 2010 Eighth International Conference on Privacy, Security and Trust, Aug. 2010.

[45] G. Gu, J. Zhang, and W. Lee, "BotSniffer: Detecting Botnet Command and Control Channels in Network Traffic," 15th Annual Network and Distributed System Security Symposium, 2008.

Journal of Electronical & Cyber Defence
Vol. 8, No. 2, 2020, Serial No. 30

P2P Botnet Detection Using Deep Learning Method

M. Asadi, S. Parsa*, M. A. Jabreil Jamali, V. Majidnezhad

*Science and Technology University, Tehran, Iran

(Received: 23/04/2019, Accepted: 02/10/2019)

ABSTRACT

A Botnet is a set of infected computers and smart devices on the Internet that are controlled remotely by a Botmaster to perform various malicious activities like distributed denial of service attacks(DDoS), sending spam, click-fraud and etc. When a Botmaster communicates with its own Bots, it generates traffic that analyzing this traffic to detect the traffic of the Botnet can be one of the influential factors for intrusion detection systems (IDS). In this paper, the long short term memory (LSTM) method is proposed to classify P2P Botnet activities. The proposed approach is based on the characteristics of the transfer control protocol (TCP) packets and the performance of the method is evaluated using both ISCX and ISOT datasets. The experimental results show that our proposed approach has a high capability in identifying P2P network activities based on evaluation criteria. The proposed method offers a 99.65% precision rate, a 96.32% accuracy rate and a recall rate of 99.63% with a false positive rate (FPR) of 0.67%.

Keywords: Botnet, Botnet Detection, Deep Learning, Recurrent Neural Network (RNN), Long Short Term Memory (LSTM)

*Corresponding Author Email: parsa@iust.ac.ir