سامانه‌های پردازشی و ارتباطی چندرسانه‌ای هوشمند
Intelligent Multimedia Processing and Communication Systems (IMPCS)

Summer 2024, 5 (2), 55-64
DOI: 10.71856/impcs.2024.903638

Received: 2 Apr 2024
Accepted: 18 May 2024

مقاله پژوهشی

An Effective and Lightweight Intrusion Detection for IoT based on Fog and Cloud using KNN Classification

Ali Kaffash[1], Seyed Reza Kamel[2*], Maryam Kheirabadi[3]

1. Ph.D Student, Department of Computer Engineering, Neyshabur Branch, Islamic Azad University, Neyshabur, Iran.
2. Associate Professor, Department of Computer Engineering, Mashhad Branch, Islamic Azad University, Mashhad, Iran.*_Corresponding Author_, rezakamel@ieee.org
3. Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Neyshabur Branch, Islamic Azad University, Neyshabur, Iran.

Abstract

Introduction: In today's ever-evolving landscape of technology, the Internet of Things (IoT) has emerged as a transformative force, interconnecting countless smart devices that permeate our daily lives. From smart homes and cities to industrial automation and healthcare, IoT has brought about unprecedented convenience and efficiency. However, this rapid proliferation of IoT devices has also given rise to significant security challenges. The IoT ecosystem encompasses a diverse array of devices, ranging from wearable fitness trackers to critical infrastructure components, all of which are susceptible to cyber threats. Unauthorized access, data breaches, and malicious attacks on IoT networks pose severe risks to data privacy, infrastructure stability, and public safety. As a result, the need for robust security measures, such as IoT Intrusion Detection Systems, has become increasingly evident. The importance of these systems cannot be overstated, as they serve as the first line of defense against a myriad of IoT-related threats. By identifying and responding to potential security breaches, IoT Intrusion Detection Systems help maintain the integrity of data, ensure the functionality of IoT devices, and preserve the trustworthiness of the entire IoT network. The limitation of resources in electronic devices of the Internet of Things has caused less attention to the security. Today, Intrusion detection systems (IDSs) are one of the most important solutions to identify all types of attacks and threats and adopt appropriate solutions to deal with them. In addition, due to the openness of the environment, the placement of devices based on the Internet of Things makes this environment more vulnerable. For this reason, providing an effective and efficient intrusion detection system can be a suitable solution for this environment.

Method: In this article, we have presented a two-layer intrusion detection system based on KNN classification to separate malicious traffic from normal mode and multilayer perceptron artificial network to detect the type of attack. The data set used is KDD-CUP 99 data set.

Results: The experiment results show 99.743% accuracy for the data set as well as the improvement of Accuracy, Recall, Precision, F-measure, TPR and FPR parameters. In addition, the delay time of the proposed method is improved 40% compared to the MLP-MLP method and has a 139% lower delay than the fog-free state.

Discussion: The present study aims to propose two-layer hierarchical IDS based on machine learning, which detects attacks by considering the limitations of IoT resources. In order to create an efficient and accurate IDS, the combination of two improved K-nearest neighbor (KNN) algorithms and multi-layer perceptron (MLP) neural network applied in the fog and cloud to separate the attacks from normal traffic, respectively. we evaluated our proposed method using KDD-CUP 99 dataset. The results prove the improvement in accuracy, compared to the previous methods.

Keywords: IoT security, intrusion detection system, fog, cloud, KNN, MLP.

سامانه‌های پردازشی و ارتباطی چندرسانه‌ای هوشمند
Intelligent Multimedia Processing and Communication Systems (IMPCS)

ارائه یک سیستم مؤثر و سبک برای تشخیص نفوذ در محیط اینترنت اشیا مبتنی بر محاسبات مه و ابر بر اساس طبقه‌بندی KNN

تاریخ دریافت: ۱۴/ ۰۱/ ۱۴۰۳
تاریخ پذیرش: ۲۹/ ۰۲/ ۱۴۰۳

دورهٔ پنجم، تابستان ۱۴۰۳
شمارهٔ دوم، صص: ۵۵-۶۴

علی کفاش[۱]، سیّدرضا کامل[۲*]، مریم خیرآبادی[۳]

۱. دانشجوی دکتری، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد نیشابور، دانشگاه آزاد اسلامی، نیشابور، ایران. alikaffash@yahoo.com
۲. دانشیار، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران. (نویسندهٔ مسئول)rezakamel@ieee.org
۳. استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر ، واحد نیشابور، دانشگاه آزاد اسلامی، نیشابور، ایران. m.kheirabadi@iau-neyshabur.ac.ir

چکیده: محدودیت منابع در وسایل الکترونیکی اینترنت اشیا باعث‌شده‌است کمتر به مقولهٔ امنیت در آن توجه‌شود. راهکارهای تشخیص نفوذ امروزه یکی از مهم‌ترین و اساسی‌ترین راه‌حل‌ها برای شناسایی انواع حملات و تهدیدات و اتخاذ راهکار مناسب برای مقابله با آن‌ها می‌باشند. همچنین با توجه به باز بودن محیط قرار گرفتن وسایل مبتنی بر اینترنت اشیا باعث آسیب‌پذیری بیشتر این محیط می‌شود .به همین علت ارائه یک سیستم تشخیص نفوذ مؤثر و کارا می‌تواند راهکار مناسبی برای این محیط باشد. در این مقاله به ارائهٔ یک سیستم تشخیص نفوذ دولایهٔ مبتنی بر طبقه‌بند KNN برای جداسازی ترافیک عادی از حمله و شبکهٔ مصنوعی پرسپترون چندلایه برای تشخیص نوع حمله پرداخته‌ایم. مجموعه داده استفاده‌شده مجموعه داده معروف KDD-CUP 99 می‌باشد. نتایج آزمایش بیانگر دقت ۹۹,۷۴۳٪ برای مجموعه داده و همچنین بهبود پارامترهای Accuracy، Recall، Precision، F-measure، TPR و FPR می‌باشد. همچنین زمان تأخیر روش پیشنهادی نسبت به روش MLP-MLP میزان ۴۰٪ بهبود یافته‌است و ۱۳۹٪ تأخیر کمتری نسبت به حالت بدون مه دارد.

واژه‌های کلیدی: ابر، مه، KNN, MLP,KDD-CUP 99،Intrusion Detection System

۱. مقدمه

اینترنت اشیا شبکه‌ای از اشیا با قابلیت شناسایی واضح عناصر است [1]. یکی از چالش‌های مهم در اینترنت اشیا، محافظت از دستگاه‌های IOT در مقابل حملات به‌دلیل ناهمگونی دستگاه‌ها و پروتکل‌ها، دسترسی مستقیم به دستگاه‌ها از طریق اینترنت و محدودیت منابع در دستگاه‌ها می‌باشد[2] . به‌طورکلی، دو نوع سیستم تشخیص نفوذ وجود دارد: سیستم‌های شناسایی سوء استفاده و رفتارهای غیرعادی. در سیستم‌های شناسایی سوء استفاده، سیستم از ساختار کلی حملات اطلاع دارد و الگوریتم خاصی را برای اشکال مختلف حملات در اختیار دارد اما در سیستم‌های شناسایی رفتارهای غیرعادی، تنها رفتار درست و معمولی کاربر است که اطلاعات و مشخصات آن در سیستم قرار دارد[3] . محیط‌های هوشمند از طریق اینترنت اشیا و محاسبات مه در حال واقعی‌شدن هستند، اما هیچگاه از تهدیدات و آسیب‌پذیری‌های امنیتی در امان نمی‌باشند؛ تکنیک‌ها برای بهره‌برداری از آسیب‌پذیری‌های رایانه‌ای دائماً در حال به‌روزشدن و بهبودیافتن هستند. از جمله اهداف اصلی فراهم‌نمودن امکان دسترسی به سیستم‌ها، به‌دست‌آوردن و استفادهٔ نامناسب و غیرقانونی از اطلاعات محرمانه و از دسترس خارج-کردن دسترسی به منابع می‌باشد [4]. برای مثال حادثه‌ای که در سال ۲۰۱۶ میلادی برای دستگاه‌های IOT رخداد، به صورتی که حمله بات نت Mirai به ارائه‌دهندهٔ سرویس Dyn باعث‌شد که صدها سایت نظیر نتفلیکس، گیت‌هاب برای ساعت‌ها از دسترس خارج‌شوند[5] [4] .

صنعت ۴ یک حوزهٔ کاربردی مهم برای بحث اینترنت اشیا می‌باشد. سیستم‌های صنعتی از پتانسیل اینترنت اشیا بهره‌می‌گیرند تا هزینه‌های عملیاتی غیرضروری خود را کاهش و قابلیت استفاده و اطمنیان دارایی‌های صنعتی را افزایش‌دهند. اینترنت اشیا صنعتی یا به‌اختصار IIOTوظیفهٔ اتصال ماشین‌ها، حسگرها و محرک‌ها را در صنایع تولیدی به‌عهده‌دارد تا بتواند کلیهٔ مراحل زنجیره تولید را به صورت خودکار درآورده و بر آن نظارت داشته‌باشد[6] . تهدیدات امنیتی در این حوزه نیز موجب نگرانی‌های گسترده‌ای شده‌است، زیرا تهدیدات امنیتی در این حوزه می‌تواند خسارات سنگینی به دارایی‌ها واردنماید یا زندگی بشر را با تهدیدهای جدی مواجه‌کند. این مهم اهمیت اتخاذ راهکارهای امنیتی برای IOT را آشکارتر می‌نماید و این تنوع حملات اهمیت سرمایه‌گذاری مالی و فکری در حوزه امنیت اینترنت اشیا را آشکار می‌سازد [7]. امنیت در این محیط‌ها به‌عنوان اینترنت اشیا امری حیاتی و اجتناب‌ناپذیر است؛ زیرا دستگاه‌های اینترنت اشیا امروزه به عنوان جز لاینفک در زندگی روزمره قرارگرفته‌اند که با اطلاعات حساس سروکار دارند. از طرفی بعضی سیستم‌های اقدامات حیاتی و نظارتی را انجام‌می‌دهند که مستلزم یک عملیات بدون‌وقفه می‌باشد.اینترنت اشیا و محاسبات مه از یک سری تکنولوژی‌ها و خدمات و استانداردها تشکیل‌شده‌اند که هر کدام از آن‌ها خود دارای مسایل امنیتی و الزامات حریم شخصی می‌باشد[8] .

سیستم‌های پیشگیری و تشخیص نفوذ به‌طور گسترده‌ای رویدادهای مرتبط با حملات سایبری را بررسی و نظارت می‌کنند. با وجود این که ممکن است سیستم‌های IDS در نوع تکنیک استفاده‌شده تفاوت‌هایی داشته‌باشند، اما همگی از یک سری اصول مشترک تبعیت-می‌کنند [9]:

۱. کسب اطمینان از اینکه رکوردهای اطلاعات مرتبط با رویدادهای واقعی هستند. اطلاعات می‌توانند ذخیره‌شوند و در دسترس قرارگیرند، حتی برای سیستم‌هایی که ارتباطشان قطع شده‌است.
۲. این مورد که مدیران امنیتی باید از وقایع مهم باخبر شوند امری ضروری می‌باشد. سیستم می‌تواند هشدارهای از طریق کانال‌های متفاوت ارسال‌کند: پیام‌هایی از طریق کنسول سیستم، ایمیل‌ها، پیام کوتاه، اسکریپت‌های تریگر تعریف‌شده توسط کاربر و ....، محتوای متن پیام باید عمدتاً اطلاع‌رسانی باشد. جزئیات کامل در IDS ذخیره‌می‌شود.
۳. تولید گزارش: چنین خروجی‌هایی وقایع کشف‌شده را خلاصه‌کرده یا جزئیات مرتبط با آن را ارائه‌نماید.
۴. یک IDS باید بتواند در هنگام شناسایی تهدید جدید، اقدامات دفاعی را آغازکند به‌عنوان مثال، ممنوع‌کردن آدرس‌های IP خاص یا محدوده IP مرتبط با مبدأ فعالیت‌های غیرعادی. همچنین ممکن است از دسترسی به منابع خاصی که نیاز به محافظت دارند به‌وسیله پیکره بندی مجدد دستگاه‌های شبکه مثل مسیریاب‌ها و دیواره‌های آتش به منظور جلوگیری از دسترسی به آن منابع محافظت کند.
۵. یک IDS ممکن است به‌منظور مسدودکردن محتوای مخرب، ترافیک را تغییردهد؛ مانند پیوست‌های ایمیل که دارای برنامه‌های مخرب هستند و قسمتی که ایمن تلقی‌می‌شود را ارسال‌نماید.
۶. فناوری‌های IDS به‌طورکامل و ۱۰۰٪ دقیق نیستند. بنابراین، فعالیت‌های بی‌ضرر ممکن است به‌عنوان مخرب (مثبت کاذب) یا بالعکس (منفی کاذب) طبقه‌بندی شوند. درحالی‌که نرخ تشخیص می‌تواند بهبودیابد، خطاها را نمی‌توان به-طورکامل ریشه‌کن‌کرد.

خلاصه روش پیشنهادی به شرح زیر است:

• در این مقاله به ارائه یک ساختار سیستم تشخیص نفوذ دولایه پرداخته‌ایم که با استفاده از مفاهیم مه و ابر می‌تواند طیف وسیعی از حملات در محیط اینترنت اشیا را با استفاده از طبقه‌بندی بهبودیافته KNN در لایه مه و الگوریتم شبکه عصبی MLP در لایه ابر به ترتیب شناسایی و نوع آن را تشخیص‌دهد.

• با توجه به تشخیص حملات در بخش مه و الگوریتم به‌کاررفته در آن تأخیر سیستم تشخیص نفوذ به‌طور مؤثری کاهش‌می‌یابد و فقط ترافیکی که حمله تشخیص داده شده‌است برای شناسایی نوع حملات به ابر ارسال‌می‌شود و شبکه عصبی MLP در ابر به‌روزرسانی خواهدشد.

ما عملکرد مدل پیشنهادی را با استفاده از مجموعه داده KDD-CUP 99 ارزیابی‌می‌کنیم. نتایج نشان‌می‌دهد که رویکرد پیشنهادی در معیارهای عملکرد چندگانه از رویکردهای موجود بهتر عمل‌می‌کند.

در بخش ۲ پیشینه پژوهش و رویکردهای مختلف موجود را برای انواع مختلف سیستم‌های تشخیص نفوذ بررسی‌می‌کنیم، در بخش ۳ به تشریح کامل روش پیشنهادی پرداخته و تحلیل و ارزیابی روش خود را در بخش ۴ ارائه‌خواهیم‌کرد و در انتها نتیجه‌گیری را در بخش ۵ ارائه-می‌کنیم.

۲. پیشینه پژوهش

در مقاله[10] به معرفی یک سیستم تشخیص نفوذ سبک و توزیع شده برای سیستم ایمنی مصنوعی(AIS) پرداخته‌اند. سیستم IDS مذکور در ساختار اینترنت اشیا سه‌لایه‌ای توزیع شده‌است که شامل ابر، مه و لایه‌های لبه می‌باشند. این روش مبتنی بر AIS بر روی مجموعه داده KDD-CUP 99 [11] مورد آزمایش قرارگرفت و نشان‌داد می‌تواند در برابر حملات کم‌تکرار نظیر R2L و U2R مؤثر باشد. علاوه بر این مدل خود را بر روی SSH Brute Force بر روی مجموعه داده ISCX تست‌کرده-اند [12] . یکی از نقاط ضعف این IDS قدیمی‌بودن مجموعه داده استفاده‌شده در آن می‌باشد. از سوی دیگری مدل‌های IDS که از مجموعه داده‌های مدرن استفاده‌می‌کردند برای پلتفرم‌های ابری طراحی‌شدند [13].

محققان[14] در مقاله خود به ارزیابی کارایی شبکه‌های عمیق و کم‌عمق متعدد برای سیستم‌های تشخیص نفوذ تحت شبکه (NIDS) می‌پردازند. تحقیقات نشان‌می‌دهد شبکه‌های عمیق در مقایسه با شبکه‌های کم‌عمق در بیشترآزمایش‌ها از اجرای بهتری برخوردارند. دلیل اصلی این امر می‌تواند عبور اطلاعات از چند لایه مختلف به منظور یادگیری الگوهای نهان زیرلایه‌ها و رکوردها یا سوابق متصل حملات شبکه باشد که در نهایت این ویژگی‌های آموخته‌شده هر لایه با یکدیگر جمع‌می‌شوند تا حالت عادی را از حملات متنوع جداکنند. به علاوه شبکه‌های عمیق نه‌تنها در بخش اجرا خوب عمل‌می‌کنند بلکه در شناسایی و طبقه‌بندی حملات شناخته‌شده و همچنین حمله‌های ناشناخته نیز عملکرد بهتری دارند. به‌منظور رسیدن به نرخ کشف قابل-قبول در این مقاله پیکره‌بندی‌های متنوع از تنظیمات شبکه و پارامترهای آن در شبکه‌های عمیق اعمال‌شده‌است. همه پیکره‌بندی‌های شبکه عمیق تا ۱۰۰۰ دوره (epochs) در مرحله آموزش با یک نرخ آموزش در بازه ۰٫۵ -۰٫۰۱ به منظور دستیابی به الگوهای متنوع زمانی از حالت عادی و حمله، اجرا شده اند. دقت پایین برای برخی از حملات و همچنین عدم استفاده از دیتا ست‌های جدیدتر در کنار دیتا ست‌های قدیمی‌می‌تواند از نقدها وارد به این روش باشد.

با توجه به تحقیق انجام‌شده، محققان[15] یک IDS سبک با نام Sample Selected که یک ماشین یادگیری بی‌نهایت (SS-ELM) برای غلبه بر محدودیت فضای گره‌های مه ارائه‌کردند. همچون روش قبلی در این مدل نیز مجموعه داده KKD-CUP 99 استفاده‌شده‌است و نشان‌می‌دهد از نظر دقت تشخیص و زمان آموزشی کارایی بهتری نسبت به الگوریتم انتشار برگشتی کلاسیک دارد.

محققان در مقاله خود [16] یک روش توزیع‌شده برای تشخیص نفوذ ارائه‌نموده‌اند که بر اساس یادگیری عمیق برای محیط شبکه اینترنت اشیا / مه قابل‌استفاده است. نویسندگان در این روش از یک دستگاه مه به‌عنوان هماهنگ‌کننده اصلی در اجرای اشتراک‌گذاری مشترک و بهینه‌سازی پارامترهای مدل استفاده‌می‌کنند. این گره اولیه می‌تواند به‌عنوان یک نقطه شکست واحد(SPOF) در نظرگرفته‌شود که نسبت به یک رویکرد به‌روزرسانی پارامتر مبتنی بر ابر راحت‌تر به خطر می‌افتد. عملکرد مدل عمیق با روش‌های سنتی یادگیری ماشین مقایسه-می‌شود، و کشف حملهٔ توزیع‌شده در برابر سیستم تشخیص متمرکز ارزیابی‌می‌شود. نتایج تجربی، اثر بخشی مدل پیشنهادشده را در تشخیص حملات سایبری نشان‌می‌دهد(دقت بالا و یادآوری).

در مقاله دیگری محققان [17] یک تکنیک جدید تشخیص نفوذ مبتنی بر محاسابات مه در کار خود پیشنهادداده‌اند. این روش با استفاده از ماشین یادگیری افراطی متوالی آنلاین (OSELM) که قادر است به‌طور هوشمند به تفسیر حملات ترافیک اینترنت اشیا بپردازد. در روش ارائه-شده پیاده‌سازی سیستم تشخیص نفوذ در گره‌های مه و خلاصه‌سازی در سرویس‌دهنده ابر انجام‌می‌شود. در گره‌های مه پارامترهای ورودی تعداد لایه‌های پنهان نرون‌ها به همراه تابع فعالساز و تعداد کلاس‌ها می‌باشند، سپس در مرحله مقدار دهی با استفاده از داده‌های آموزشی اقدام به تخصیص تصادفی وزن‌ها و بایاس می‌کند و در ادامه کار، اقدام به محاسبه ماتریس لایه پنهان اولیه و اوزان خروجی می‌نماید. سپس در مرحله یادگیری متوالی برای سایر داده‌های اضافی ورودی اقدام به محاسبه ماتریس لایه پنهان اولیه و اوزان خروجی اولیه می‌کند و در مرحلهٔ یادگیری متوالی برای سایر داده‌های اضافی ورودی، اقدام به محاسبهٔ ماتریس آخرین لایه پنهان می‌کند و وزن خروجی نهایی را بر اساس الگوریتم کمترین مربع بازگشتی محاسبه‌خواهدکرد. در نهایت نیز الگوریتم ارائه‌شده با الگوریتم‌های naïve bayes، ANN و ELM مقایسه‌شده و در بعضی حملات بر اساس فاکتورهای ارزیابی دقت، نرخ کشف، نرخ هشدار بهتر عمل‌نموده و در مواردی هم طبق آزمایش‌های انجام‌شده سایر الگوریتم‌ها بهتر عمل‌کرده‌اند. همچنین مجموعه داده استفاده‌شده نیز KDD-CUP می‌باشد که برخلاف عنوان مقاله که مدعی ارائه روش برای اینترنت اشیا می‌باشد، مجموعه داده اینترنت اشیا نمی‌باشد و از طرفی فقط با همین یک مجموعه داده ارزیابی‌شده‌است.

محققان [18] یک سیستم سبک تشخیص نفوذ مبتنی بر درخت تصمیم برای محیط محاسبات مه ارائه کرده‌اند که سیستم ارائه شده بر محدودیت‌های گره مه می‌تواند غلبه‌کند. مجموعه داده KDD-CUP 99 برای آزمایش کارایی سیستم تشخیص نفوذ ارائه‌شده استفاده‌شده‌است. کارایی سیستم تشخیص نفوذ ارائه‌شده برای ترافیک عادی ۹۸،۶۷٪ و برای ترافیک غیرعادی ۹۶،۶۵٪ تشخیص‌داده‌شد که در مقایسه با کارایی طبقه‌بندی‌های Naïve Bayes و KNN بهتر می‌باشد. همچنین IDS ارائه-شده زمان تشخیص را برای هرکدام از روش‌های طبقه‌بندی دودویی و چندکلاسی مقایسه می‌کند. یکی از معایب سیستم ارائه‌شده تأخیر زمان شناسایی می‌باشد.

۳. روش پیشنهادی

هر دستگاه اینترنت اشیا دارای چند ماژول واقع در لایه مه است که ترافیک شبکه را تجزیه و تحلیل و طبقه‌بندی می‌کند. هنگامی‌که یک گره مه ترافیک شبکه را دریافت‌می‌کند، آن را روی ماژول‌های مختلف از جمله ماژول پیش پردازش، ماژول تشخیص و ماژول مقابله، پردازش می‌کند. این ماژول بدون تعامل با لایه ابر عمل‌می‌کند و به‌طور مستقل می‌تواند ترافیک ورودی را به دو دسته نرمال و حمله طبقه‌بندی‌کند. ماژول تشخیص، وظیفه تجزیه و تحلیل ویژگی‌های ترافیک ضبط‌شده و طبقه‌بندی آن‌ها را در ترافیک نرمال یا حمله برعهده‌می‌گیرد. ماژول مقابله، چنانچه ترافیک ورودی توسط ماژول تشخیص، حمله طبقه‌بندی شود این ترافیک به محیط ابر ارسال‌می‌شود تا نوع حمله را تشخیص داده و مدل شبکه عصبی واقع در لایه ابر به‌روزرسانی شود. سطح تشخیص در لایه ابر، امکان تصحیح مثبت کاذب سطح تشخیص لایه مه را فراهم‌می‌کند. به‌عبارتی، رکوردهایی که حمله نیستند ولی در لایه مه، به اشتباه حمله تشخیص‌داده‌شده‌اند. وقتی این رکوردها توسط لایه ابر، یک رکورد نرمال تشخیص‌داده‌شود، مشخصات رکورد به لایه مه ارسال-شده تا ماژول تشخیص به‌روزرسانی‌شود و این رکورد به دسته نرمال طبقه‌بندی‌شود تا در تشخیص‌های بعدی نرخ مثبت کاذب کاهش‌یابد .شکل ۲ چارت روش پیشنهادی مقاله را نشان‌می‌دهد.

۳ .۱ ماژول پیش پردازش

ماژول پیش پردازش، داده‌های رشته‌ای را به عدد صحیح تبدیل‌می‌کند و سپس کل داده‌ها را نرمال‌سازی‌می‌کند تا کارایی تشخیص نفوذ بهبودیابد. ازآنجاکه طبقه‌بندیKNN تنها از داده‌های عددی استفاده‌می-کند. بنابراین ویژگی‌های متن نیاز به تبدیل به مقادیر عددی دارد. بنابراین، برخی از مقادیر عددی برای ویژگی‌های متنی مختلف به ترتیب با عدد صحیح مقداردهی می‌شوند.

در مرحله دوم پیش پردازش هر کدام از ویژگی‌ها به‌هنجار می‌شود . یعنی در گسترهٔ (۱ و ۰) مقیاس‌گذاری‌می‌شوند. گسترهٔ مقادیر صحیح مربوط به ویژگی‌ها، متفاوت است . برخی از ویژگی‌ها دارای گستره‌ای بسیار بزرگ از اعداد صحیح هستند و برخی دیگر مقادیر ۰ یا ۱ دارند و یا پیوسته هستند بنابراین به هنجارسازی برای این ویژگی‌ها ضروری است. جهت به‌هنجارسازی داده‌ها در ویژگی‌های که نیاز به به-هنجارسازی دارند از معادله (۱) استفاده‌می‌کنیم:

(۱)

$$n(m,n) = \frac{c(m*n)-\min(n)}{\max(n)-\min(n)}$$

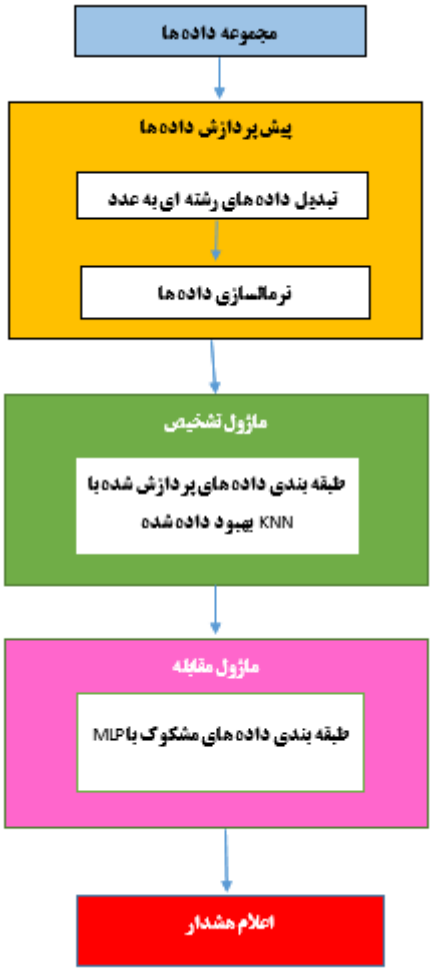
Max(n) : مقدار بیشینه مربوط به ستون nام

Min(n) : مقدار کمینه مربوط به ستون nام

C(m,n) : عدد صحیح مربوط به سطر mام و ستون nام

N(m,n) : مقدار نرمالیزه سطر mام از ویژگی nام

پس از انجام پیش پردازش مقادیر کلیه نشانه‌ها در گستره (۱و۰) قرارمی‌گیرند و این داده‌ها قابل‌استفاده هستند.



شکل ۲: کلیت کار الگوریتم پیشنهادی

ماژول تشخیص و مقابله: اساساً باید تأخیر بسیار کمی‌داشته‌باشد تا امکان پاسخ سریع برای کاهش آسیب احتمالی که یک ترافیک غیرعادی می‌تواند ایجادکند را فراهم‌سازد [13]. بنابراین ما از یک مدل KNN بهبودیافته در لایه مه استفاده‌می‌کنیم تا سرعت تشخیص را بیشتر کنیم. الگوریتم KNN بهبودیافته‌ای که در این مقاله استفاده شده‌است،

تنها گره‌هایی را که در فضا نزدیک یکدیگر هستند مقایسه‌می‌کند و از محاسبات غیرضروری اجتناب‌می‌کند[19] .

الگوریتم بهبودیافته گره‌ها را به یک شبکه فضایی اختصاص‌می‌دهد که به‌عنوان یک شاخص عمل‌می‌کند. درنهایت فواصل مورد نیاز بین گره‌ها تعیین‌می‌شود تا لبه‌های مربوط به هر گره اضافه‌شود. برای انجام این کار، الگوریتم از طریق سلول‌های شبکه و گره‌های مربوط به آن‌ها تکرار می‌شود. برای هر سلول شبکه I، فاصله تا تمام گره‌های خود سلول شبکه (r = 0)، تا گره‌های سلول‌های شبکه مجاور (r = 1)، و گره‌های سلول‌های شبکه بعدی (r = 2، و غیره) را درنظرمی‌گیرد. تا زمانی که نزدیکترین گره برای هر گره از سلول شبکه اصلی پیداشود. سپس از این حداقل فاصله‌ها برای یافتن تمام لبه‌هایی که از یک گره از سلول شبکه درنظرگرفته‌شده شروع‌می‌شوند، استفاده‌می‌شود، که نیاز به بررسی همه گره‌ها در سلول‌های شبکه ابرمکعب مربوطه دارد [19].

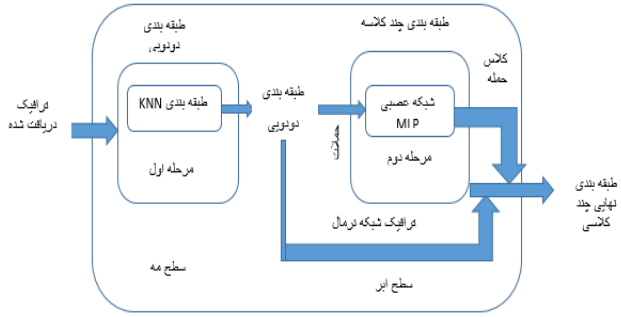
اندازه μ شبکه فضایی بر زمان اجرا تأثیر دارد. در حالت ایده‌آل، می‌توان با انتخاب یک μ مناسب، به زمان اجرای $O(n)$ برسیم، به این معنی که تعداد سلول‌های شبکه‌ای را که باید در هر مرحله تکرار درنظرگرفته‌شود ثابت نگه‌داریم (تعیین نزدیک‌ترین همسایه برای هر گره و اضافه‌کردن لبه‌ها). بنابراین تعداد گره‌ها در هر سلول باید مستقل از تعداد کلی گره n باشد. اگر قرار باشد این عدد در مقدار c ثابت بماند، طول ضلع μ برابر است با $n/2\mu^d$. این انتخاب تضمین‌می‌کند که میانگین تعداد سلول‌های شبکه‌ای که باید در هنگام یافتن نزدیک‌ترین گره‌های همسایه درنظرگرفته‌شود، مستقل از تعداد کلی گره‌ها ثابت باقی‌بماند [19]. n تعداد کل داده‌ها، d تعداد بعد یا ویژگی‌های داده، p چگالی شبکه داده‌ای است. طبق [19] مقدار چگالی شبکه p برابر با ۱,۶ باید باشد.

ابتدا داده‌ها را به μ^d سلول شبکه تقسیم‌کرده و شناسه سلول شبکه‌ای شامل این داده تعیین‌می‌شود. در مرحله بعدی فاصله بین داده‌ها و لبه‌ها محاسبه‌می‌شود. برای این کار، برای هر سلول شبکه I فاصله همه داده‌های سلول شبکه خودش به داده‌های سلول‌های شبکه همسایه مقایسه‌شده تا وقتی که یک داده نزدیک برای هر داده سلول شبکه اصلی پیداشود. سپس با استفاده از این کمترین فاصله همه لبه‌های سلول شبکه پیدامی‌شوند.

با انتخاب یک اندازه سلول مناسب، پیچیدگی کلی الگوریتم را می‌توان به $O(n)$ کاهش داد و این مقدار در مقابل پیچیدگی الگوریتم KNN که برابر با $O(n^2)$ است بسیار مناسب‌تر است.

با ایجاد روش‌هایی برای نمایه‌سازی گره‌ها توسط یک شبکه فضایی و تعیین همسایگی‌ها در شبکه، می‌توانیم الگوریتم تولید یک مدل موکنیک را بهبود بخشیم. استفاده از شبکه فضایی که در بخش قبل مورد بحث قرارگرفت، الگوریتم را در مقایسه با الگوریتم ساده کارآمدتر می‌کند، زیرا امکان بهره‌برداری از موقعیت شبکه حاصل را فراهم‌می‌کند [19].

در لایه ابر از شبکه عصبی چندلایه برای تشخیص نوع حمله استفاده‌شده‌است. هدف شبکه عصبی، تولید یک مدل بر اساس داده‌های آموزشی است به بیانی دیگر مشکل سیستم‌های تشخیص نفوذ در طبقه-بندی الگو را بیان‌می‌کند. الگوهای ذخیره‌شده باید به‌طور مداوم به-روزشوند. شکل 3 ساختار روش پیشنهادی در مرحله طبقه‌بندی را نشان‌می‌دهد. جهت بهبود دقت شبکه عصبی در لایه ابر، رکوردهایی که در لایه مه به‌عنوان نرمال تشخیص داده شده‌اند (منفی صحیح یا True Negative) با برچسب نرمال وارد لایه ابر شده و برای یادگیری شبکه عصبی استفاده‌می‌شوند.



شکل 3- ساختار روش پیشنهادی در مرحله طبقه‌بندی [13]

در این پژوهش، معماری MLP شامل یک شبکه عصبی پیشخور دو لایه است. به‌عبارتی یک شبکه عصبی با یک لایه مخفی و یک لایه خروجی استفاده‌شده‌است (لایه ورودی شمرده‌نمی‌شود، زیرا لایه ورودی شبیه بافر عمل‌می‌کند و پردازش در آن صورت‌نمی‌گیرد.). ساختار این شبکه دو لایه، به‌صورت (x_1 10 x_2) درنظرگرفته‌شده‌است که x_1 تعداد ویژگی‌های ترافیک ورودی می‌باشد. یعنی X_1 ورودی، ۱۰ گره در لایه میانی و x_2 گره در لایه خروجی وجوددارد و مقدار x_1 در مجموعه داده kdd برابر با و مقدار x_2 در مجموعه داده kdd برابر با ۵ است. گره‌های خروجی دارای مقادیر باینری خواهندبود. به این مفهوم که برای هرکدام از کلاس‌های خروجی، تنها یکی از گره‌های خروجی یک شده و بقیه صفر خواهندبود. بنابراین برای کلاس‌های مختلف، خروجی‌های متفاوت خواهیم‌داشت که برای مجموعه داده kdd عبارتند از: طبیعی (۰۰۰۰۱)، انکار سرویس (۰۰۰۱۰)، حملات دوردست (۰۰۱۰۰) , کاربر به ریشه (۰۱۰۰۰) , حملات پویش (۱۰۰۰۰) .

مجموعه داده آموزشی به‌دست‌آمده برای تنظیم دقیق طبقه‌بندی‌کننده MLP استفاده‌می‌شود. در این تحقیق از تابع trainscg به‌عنوان تابع آموزش شبکه عصبی استفاده‌شده‌است. همچنین تعداد دوره اموزشی ۱۰۰۰ و میزان خطای مطلوب ۰,۰۰۱ تعریف‌شده‌است. در نهایت، ویژگی‌های آزمایشی به طبقه‌بندی‌کننده MLP آموزش‌دیده برای شناسایی حملات معرفی‌می‌شوند.

۴. ارزیابی و کارایی سیستم تشخیص نفوذ

ارزیابی مدل طبقه‌بندی یکی از مهم‌ترین بخش‌هایی است که در دسته‌بندی باید به آن توجه‌نمود. جهت ارزیابی مدل طبقه‌بندی باید بر اساس نمونه‌های آموزشی و تست صورت‌گیرد. وقوع حالات مختلف برای دسته‌ها با توجه به مجموعه داده‌های ورودی برای دسته‌بندی با مقادیر TP, FP, TN, FN برای دو دسته مثبت و منفی در (جدول ۴-۱) نشان‌داده‌شده‌است.

جدول ۴-۱ ماتریس درهم ریختگی برای یک مسأله دسته‌بندی دودسته‌ای

رکوردهای تخمینی (Predicated Records)			نوع رکورد
دسته +	دسته -	نوع دسته	رکوردهای واقعی
TP	FN	دسته +	(Actual Records)
FP	TN	دسته -	

معیار (TN) : رکوردهایی که حمله نیستند و به‌درستی نیز نرمال تشخیص‌داده‌شده‌است.

معیار(TP) : رکوردهایی که حمله هستند و به درستی، حمله تشخیص‌داده‌شده‌است.

معیار(FP) : رکوردهایی که حمله نیستند ولی به اشتباه حمله قرارگرفتند.

معیارFN : رکوردهایی که حمله هستند ولی به اشتباه به‌عنوان فعالیت درست قرارگرفتند.

با توجه به پارامترهای مطرح‌شده در رابطه‌های زیر معیارهای ارزیابی مختلفی ارائه‌شده‌است که از جمله مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به معیار درستی، دقت، فراخوانی و معیار F-measure اشاره‌کرد.

مهم‌ترین معیار برای تعیین کارایی یک الگوریتم دسته‌بندی معیار Accuracy می‌باشد. این معیار دقت کل یک دسته‌بند را محاسبه‌می‌کند. این معیار نشان‌دهنده این موضوع است که چند درصد از کل مجموعه داده‌ها به‌درستی دسته‌بندی‌شده‌است. رابطه(2) نحوه محاسبه معیار درستی را نشان‌می‌دهد.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{FN} + \text{TN}} \qquad (2)$$

دو مقدار TN و TP مهم‌ترین مقادیری هستند که باید بیشینه شوند تا کارایی دسته‌بندی به حداکثر برسد.

معیار *Precision* درصدی را نشان‌می‌دهد که از میان تمامی‌دسته‌ها که توسط دسته‌بند به آن دسته نسبت داده‌شده‌اند، درست دسته‌بندی-شده‌اند. به‌عبارتی دقت دسته‌بندی دسته i را با توجه به کل مواردی نشان‌می‌دهد که برچسب i برای نمونه مورد بررسی توسط دسته‌بند پیشنهاد شده‌است. نحوه محاسبه این معیار در رابطه (3) نشان‌داده‌شده-است. اندیس i در این پارامترها به این مفهوم است که پارامترها باید برای هر دسته i محاسبه‌شوند.

$$\text{Precision}_\text{i} = \frac{\text{TP}_\text{i}}{\text{TP}_\text{i}+\text{FP}_\text{i}} \qquad (3)$$

معیار Recall برای یک دسته، که از میان تمامی‌دسته‌های حملات متعلق به آن دسته، به درستی دسته‌بندی شده است. به عبارتی دقت دسته‌بندی دسته i را با توجه به کل نمونه‌های با برچسب i نشان می‌دهد. نحوه محاسبه این معیار در رابطه (4) نشان داده شده است.

$$Recall_i = \frac{TP_i}{TP_i+FN_i} \qquad (4)$$

نکته قابل‌توجه این است که معیار Recall کارایی دسته‌بند را با توجه به تعداد رخداد دسته i نشان‌می‌دهد درحالیکه معیار Precision اساساً مبتنی بر دقت پیش‌بینی دسته می‌باشد و بیانگر آن است که به چه میزان می‌توانیم به خروجی دسته‌بند اعتمادکنیم.

معیار F-measure از ترکیب معیارهای Precision و Recall به‌دست-می‌آید و در مواردی استفاده‌می‌شود که نتوان اهمیت ویژه‌ای را برای هریک از دو *معیار* Precision و Recall نسبت به یکدیگر قائل‌شد رابطه (5) نحوه محاسبه این معیار را نشان‌می‌دهد.

$$F - measure = \frac{2*Precision_i*Recall_i}{Precision_i+Recall_i} \qquad (5)$$

همچنین در مسائل واقعی معیارهای دیگری نظیر TPR و FPR وجود دارد که از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند. این معیارها که توجه بیشتری به دسته‌بند مثبت نشان‌می‌دهند توانایی دسته‌بند را در تشخیص دسته مثبت مشخص‌می‌کنند. معیار TPR نشان‌می‌دهد که دقت تشخیص دسته مثبت چه مقدار است و معیار FPR نرخ هشدار غلط را با توجه به دسته منفی بیان‌می‌کند. رابطه (6) معیار FPR را نشان‌می‌دهد که نرخ هشدار غلط را با توجه به دسته منفی بیان‌می‌کند. رابطه ۷ معیار TPR را نشان‌می‌دهد.

$$\text{FPR} = \frac{\text{fp}}{\text{tn} + \text{fp}} \qquad (6)$$

$$\text{TPR} = \frac{\text{tp}}{\text{fn} + \text{tp}} \qquad (7)$$

الگوریتم پیشنهادی توسط زبان برنامه‌نویسی MATLAB بر روی سیستمی‌با مشخصات پردازنده ۶۴ بیتی، رم ۸ گیگابایت و سی پی یو ۷ هسته‌ای پیاده‌سازی شده‌است که نتایج روش پیشنهادی برای مجموعه داده KDD-CUP 99 در جدول زیر آمده‌است.

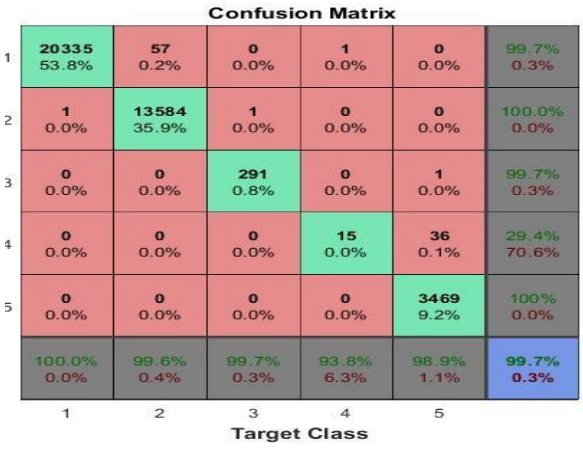
جدول ۴-۲ پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده KDD-CUP 99

	F-measure	Recall	Precision	FPR	TPR
Normal	99.86 %	99.99%	99.72%	0.28%	99.99%
Dos	99.88 %	99.77%	99.99%	0.01%	99.77%
R2L	99.83 %	100.00%	99.66%	0.34%	100.00%
U2R	45.45 %	99.99%	29.41%	41.38%	99.99%
Probe	99.95 %	99.89%	100.00%	0.00%	99.89%

از نتایج جدول بالا می‌توان متوجه‌شد که حمله Probe بهترین مقدار اف-امتیاز را دارد بنابراین این حمله با دقت و صحت بهتری قابل-تشخیص است. و حمله U2R کمترین مقدار تشخیص را داراست زیرا تعداد رکوردهای این نوع حمله، نسبت به بقیه حملات بسیار کمتر است.

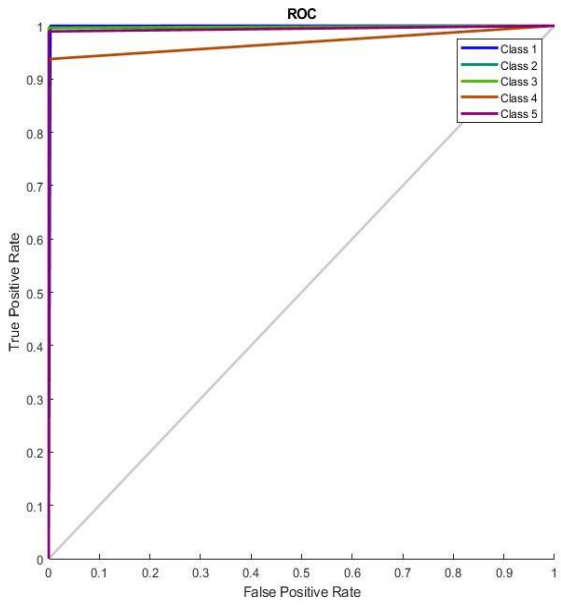
هرچه مقدار معیار نرخ هشدار غلط کمتر باشد بهتر است بنابراین به‌ترتیب کلاس‌های Normal, Dos, Probe, R2L و U2R هشدار غلط کمتری را دارند. در بین کلاس‌های حمله، U2R بدترین نرخ هشدار غلط را دارد اما نرخ هشدار درست بهتری دارد.

به‌طورکلی، دقت تشخیص روش پیشنهادی برای مجموعه داده kdd، 99.743% است. همچنین ماتریس درهم‌ریختگی به‌دست‌آمده از روش پیشنهادی برای مجموعه داده kdd در نمودار زیر آمده‌است.



شکل ۴: ما تریس درهم‌ریختگی مجموعه داده KDD-KUP

معیار مهمی‌که برای تعیین میزان کارایی یک دسته‌بندی استفاده-می‌شود معیار AUC است. این معیار نشان‌دهنده سطح زیر نمودار RoC می‌باشد و هرچه مقدار این عدد مربوط به یک دسته‌بندی بزرگتر باشد کارایی نهایی دسته‌بند مطلوب‌تر ارزیابی‌می‌شود. درواقع منحنی‌های RoC منحنی‌های دوبعدی هستند که در آن‌ها DR یا همان تشخیص صحیح دسته‌بند روی محور y و به‌طور مشابه FAR یا همان نرخ تشخیص غلط دسته منفی روی محور X رسم‌می‌شوند. باید توجه‌داشت که منحنی مذکور رفتار یک دسته‌بند را بدون توجه به توزیع دسته‌ها یا هزینه خطا نشان‌می‌دهد و بنابراین زمانه که یک دسته‌بند در کل فضای کارایی به-وضوح بر دسته دیگری تسلط‌یابد می‌توان‌گفت که بهتر از دیگری است. در این نمودار class1 وضعیت Normal، class2 وضعیت Dos، class3 وضعیت R2L، class4 وضعیت U2R و class5 وضعیت Probe را نشان-می‌دهد. شکل ۵ نمودارRoC را نشان‌می‌دهد.



شکل۵ –نمودار RoC برای کلاس‌های مجموعه داده KDD-KUP

تحلیل تأخیر:

ما ۵۵۰ گره اینترنت اشیا را در یک محیط شبیه‌سازی شده مستقرکردیم. از میان ۵۵۰ گره اینترنت اشیا، ۵۰ دستگاه مه و ۵۰۰ دستگاه لبه هستند. فرض‌می‌کنیم که هر دستگاه لبه حداقل به یک دستگاه مه متصل است. فاصله بین شبکه اینترنت اشیا تا ابر راه دور حدود ۵۰۰ مایل و فاصله بین دستگاه اینترنت اشیا و گره‌های مه محلی آن در ۱۰ متر است. ما ترافیک اینترنت اشیا را با استفاده از توزیع پواسون که به‌طور گسترده برای مدل‌سازی ترافیک شبکه استفاده‌می‌شود، تولیدکردیم. در فرآیند پواسون، تعداد بسته‌های ورودی و/یا طول بسته‌ها به‌صورت توزیع نمایی مدل‌سازی می‌شوند. تأخیر در صف و نرخ افت بسته متناسب با تراکم ترافیک است. آزمایش شبیه‌سازی ۲۰۰ نمونه زمانی به طول می‌انجامد. سرعت انتشار داده‌ها برابر با ۲×۱۰^{۸} متر بر ثانیه تنظیم‌شده‌است. انتقال دستگاه به ابر با ظرفیت تئوری نرخ بیت خالص تا ۱۰۰ مگابیت بر ثانیه در لینک پایین و ۵۰ مگابیت بر ثانیه در لینک بالا استفاده‌می‌کند[20].

تخمین تأخیر:

تأخیر به‌عنوان میانگین زمان صرف‌شده برای پاسخ به درخواست خدمات تعریف‌می‌شود، در اینجا، زمان مورد نیاز برای شناسایی یک فعالیت عادی یا غیرعادی مدّنظر است. این را می‌توان به‌صورت زیر بیان‌کرد:

$$D_t = \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(D_{Propagation\,i} + D_{Transmission\,i} + D_{Queueing\,i} + D_{Processing\,i}\right)}{N} \quad (8)$$

در معادله 8، i نشان‌دهنده iامین دستگاه است. D نشان‌دهنده تأخیر است، t نشان‌دهنده زمان و N تعداد کل دستگاه‌های فعال است. تأخیر انتشار، زمان انتقال یک بیت داده از فرستنده به گیرنده است که به‌صورت زیر تعریف‌می‌شود.

$D_{propagation} = d/S$

(که در آن d نشان‌دهنده فاصله بین دو طرف ارتباط از طریق پیوند ارتباطی، و S نشان‌دهنده سرعت انتقال است). داده‌های منتشرشده روی پیوندی به شکل سیگنال‌های الکترومغناطیسی با سرعتی معین (که توسط رسانه‌ای که داده‌ها از آن عبورمی‌کنند تعیین‌می‌شود)، حرکت-می‌کنند.

تأخیر انتقال به زمان مورد نیاز برای ارسال تمام داده‌های یک بسته به لینک انتقال اشاره دارد.

$D_{Transmission} = L/R$

(که در آن L طول بسته و R نرخ انتقال است). $D_{Transmission}$ بر اساس اندازه داده‌ها و پهنای باند پیوند انتقال (بر حسب bps) تعیین‌می‌شود.

تأخیر در صف، $D_{Queueing}$، زمان انتظاری است که بسته به آن نیاز دارد تا در بافر روتر بماند تا پردازش شود. تأخیر در صف توسط سه عامل تعیین‌می‌شود، از جمله نرخ داده‌هایی که به روتر می‌آیند، پهنای باند پیوند خروجی روتر و وضعیت ترافیک شبکه.

تأخیر پردازش، $D_{Processing}$، مدت زمانی است که روتر برای پردازش بسته صرف‌می‌کند. تأخیر بستگی به سرعت پردازش روتر دارد. ما فرض-می‌کنیم که $D_{Processing}$ و $D_{Queueing}$ در اینجا ثابت هستند.

زمان تأخیر در سه حالت مقایسه‌شده‌است.

۱) سیستم تشخیص نفوذ دو سطحی KNN-MLP (روش پیشنهادی)

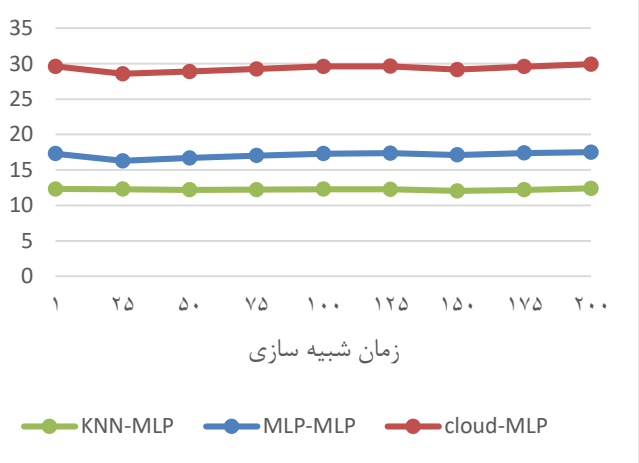
۲) سیستم تشخیص نفوذ دو سطحی MLP-MLP

۳) سیستم تشخیص نفوذ در ابر بدون مه

ما شبکه IoT را برای آزمایش میانگین تأخیر آن در یک دوره ۲۰۰ باری شبیه‌سازی کردیم. شکل ۶ متوسط تأخیر را در دو مجموعه داده مورد بررسی نشان می‌دهد.

همان‌طور که شکل۶ نشان‌می‌دهد زمان تأخیر در روش پیشنهادی نسبت به بقیه روش‌ها کمتر است سپس روش MLP-MLP و درنهایت روش تشخیص نفوذ در ابر بدون مه بیشترین تأخیر را دارد. روش پیشنهادی تقریبا ۴۰٪ تأخیر کمتری نسبت به روش MLP-MLP دارد و ۱۳۹٪ تأخیر کمتری نسبت به تشخیص نفوذ در ابر بدون مه دارد.

به‌طورخلاصه، این IDSهای دولایه می‌توانند به‌طور مؤثر نفوذهای شبکه را شناسایی‌کنند و در عین حال تأخیر را کاهش‌دهند.



شکل۶ - مقایسه زمان تأخیر در مجموعه داده KDD-CUP 99

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهاد کارهای آینده

امنیت در اینترنت ا شیا یکی از چالش‌های مهم در این زمینه می‌با شد. سیستم‌های تشخیص نفوذ سنتی بایستی خود را با ویژگی‌ها و محدودیت‌های مخصوص به این شبکه‌ها مطابقت‌دهند. در این مقاله یک روش جدید، قدرتمند، سبک و دولایه بر اساس محاسبات مه در محیط ابری ارائه‌داده‌ایم. روش پیشنهادی یک روش سبک وزن بر اساس الگوریتم نزدیکترین بهبود یافته است[18]. این روش تنها گره‌هایی را که در فضا نزدیک یکدیگر هستند مقایسه‌می‌کند و از محاسبات غیرضروری اجتناب‌می‌کند.در نهایت پیچیدگی کلی الگوریتم را می‌توان به O(n) کاهش‌داد و این مقدار در مقابل پیچیدگی الگوریتم

نزدیکترین همسایگی که از مرتبه $O(n^2)$ می‌باشد بسیار مناسب‌تر می‌باشد. همچنین برای پیاده‌سازی در محیط‌های اینترنت اشیا که دارای محدودیت‌های منابع است، مناسب می‌باشد. روش پیشنهادی به کمک یکی از جدیدترین دیتا ست‌های اینترنت ا شیا با نام KDD-CUP [10]ارزیابی‌شده‌است. به کمک ارزیابی‌ها نشان‌دادیم که روش پیشنهادی موجب بهبود در Accuracy، Recall ، Precision، F-measure، FPR و TPR می‌شود. طبق محاسبات انجام‌شده، روش پیشنهادی از دیدگاه پیچیدگی زمانی، بهبود قابل‌ملاحظه‌ای را در لایه مه و ابر نشان‌می‌دهد. روش را در سه حالت : الف- ا ستفاده از الگوریتم نزدیکترین همسایگی بهبودیافته در لایه مه و MLP neural network در لایه ابر، ب- روش پایه (ا ستفاده از الگوریتم MLP neural network در لایه مه و ابر)، ج- روشی که لایه مه وجودندارد و فقط لایه ابر موجود است، مورد ارزیابی قراردادیم. نتایج ارزیابی بیانگر تأخیر کمتر روش پیشنهادی (روش الف) به میزان ۴۰٪ نسبت به روش حالت (ب) و ۱۳۹٪ تأخیر کمتر نسبت به روش(حالت ج) می‌باشد. به عنوان کار آینده می‌توان روش پیشنهادی را بر روی سایر دیتا ست‌ها پیاده سازی و با سایر روش‌های یادگیری ماشین مقایسه‌کرد. همچنین ما قصد داریم تا IDS پیشنهادی را روی شبکه‌های واقعی IoT مستقرکنیم تا عملکرد آن را آزمایش‌کنیم. ترکیب سایر روش‌های یادگیری ما شین با الگوریتم ارائه‌شده در لایه مه نیز می‌تواند کار آینده در راستای این تحقیق باشد.

References :

[1] M. T. S. MohammadJavad Zand, "Improvement of IOT Security in ZigBee Network Using AES256 Algorithm," *Intelligent Multimedia Processing and Communication Systems(IMPCS)*, no. 2, p. 53, 2020.

[2] W. H. Hassan, "Current research on Internet of Things (IoT) security: A survey.," *Computer Networks*, vol. 148, pp. 283-294, 2019.

[3] A. G. Rozbeh Hosseinnezhad, "Intrusion Detection System in The Cloud Computing Using Heterogeneity Detection Technique," *Intelligent Multimedia Processing and Communication Systems (IMPCS)*, no. 1, p. 39, 2021.

[4] R. B. M. ,. L. C. M. W. ,. G. A. G. Cristiano Antonio de Souza Carlos Becker Westphall, "Intrusion detection and prevention in fog based IoT environments: A Systematic Literature Review," *Computer Networks*, 2022.

[5] G. K. A. S. J. V. C. Kolias, "DDoS in the IoT: Mirai and Other Botnets," *Computer*, vol. 50, no. 7, pp. 80-84, 2017.

[6] S. Y. H. Tanaka, "On modeling and simulation of the behavior of," in *2017 IEEE International Symposium on*, 2017.

[7] V. K. P. M. A.C. Panchal, "Security issues in IIoT: a comprehen- sive survey of attacks on IIoT and its countermeasures," in *2018 IEEE Global Con- ference on Wireless Computing and Networking (GCWCN)*, 2018.

[8] C. B. W. ,. R. B. M. B. M. S. ,. G. d. S. V. Cristiano Antonio de Souza, "Hybrid approach to intrusion detection in fog-based IoT environments," *Computer Networks*, vol. 180, 2020.

[9] R. M. C. K. S. d. A. B.B. Zarpelão, "A survey of intrusion detection in Internet of Things," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 84, pp. 25-37, 2017.

[10] L. G. P. M. Q. A. X. L. M. T. D. K. H. S. B. A. K. Victor Chang, "A Survey on Intrusion Detection Systems for Fog and Cloud Computing," *future internet*, vol. 14, no. 89, 2022.

[11] F. V. A. P. P. J. H. T. &. T. H. Hosseinpour, "An intrusion detection system for fog computing and IoT based logistic systems using a smart data approach," *International Journal of Digital Content Technology and its Applications*,, p. 10, 2016.

[12] "http:// kdd. ics. uci. edu/ datab ases/ kddcu p99/ kddcu p99. html," [Online].

[13] "https:// www. unb. ca/ cic/ datas ets/ ids. html," [Online].

[14] A. A. K. N. G. Yasmine Labiod, "Fog Computing-Based Intrusion Detection Architecture to Protect IoT Networks," *Wireless Personal Communications*, vol. 125, pp. 231-259, 2022.

[15] K. P. S. P. P. R. Vinayakumar, "Evaluating effectiveness of shallow and deep networks to intrusion detection system," in *International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, 2017.

[16] X. Z. X. L. X. L. F. &. Y. L. An, "Sample selected extreme learning machine based intrusion detection in fog computing and MEC," *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2018.

[17] "Distributed attack detection scheme using deep learning approach for internet of things," *Future Generation Computer Systems*, vol. 82, pp. 761-768, 2018.

[18] K. ,. S. S. S.Prabavathy, "Design of Cognitive Fog Computing for Intrusion Detection in Internet of Things," *Journal of Communications and Networks*, pp. 291-298, 2018.

[19] L. Z. S. W. C. H. T. L. Victor C. M. Leung, "Intrusion detection system based on decision tree over big data in fog environment," *Big IoT Data Analytics in Fog Computing*, 2018.

[20] F.-B. Mocnik, "An improved algorithm for dynamic nearest-neighbour models," *Journal of Spatial Science*, vol. 67, no. 3, pp. 411-438, 2022.

[21] J. L. ,. B. Souradip Roy, "A Two-layer Fog-Cloud Intrusion Detection Model for IoT Networks," *Internet of Things*, vol. 19, 2022.