Scientific Journal of Electronic & Cyber Defense
Vol. 12, No. 2, Summer 2024, Serial No. 46
ISSN: 2322-4347 , E-ISSN: 2980-8979

Smart Home Intrusion Detection Model based on Principal Component Analysis and Random Forest Classification

A. Tajari Siahmarzkooh
Assistant Professor, Golestan University, Gorgan, Iran.
(Received: 2024/06/04, Revised: 2024/07/27, Accepted: 2024/08/13, Published: 2024/08/31)
DOR:

ABSTRACT

In recent years, the problem of maintaining the security of smart homes, where a large number of devices use Internet connections to communicate, has become one of the main concerns in the field of network security. Although a lot of research has been done to establish the security of smart homes, but considering the scope of the topic under discussion, most of these works do not have the necessary efficiency in terms of accuracy and speed of operation. In the proposed method, after performing some pre-processing operations on the dataset, with the help of Principal Component Analysis (PCA), a subset of the features of the dataset are selected to prepare the data for classification, which are the most effective features in intrusion detection. It is considered that this action leads to an increase in the accuracy and speed of the classification action. Also, in the classification stage, the random forest algorithm, which is a powerful algorithm based on machine learning, has been used on a very new dataset of the Internet of Things, called IoTID20. The proposed approach has shown high performance for intrusion detection with an accuracy of 99.73% and 98.46% for the classification of binary and multi-class attacks. Comparing the results of the proposed method with other works, it shows the superiority of the proposed method in detecting multi-class attacks.

Keywords: Smart home, Intrusion Detection, Principal Component Analysis (PCA), Random Forest Algorithm, IoTID20 dataset.

*Corresponding Author Email: a.tajari@gu.ac.ir

"پدافند الکترونیکی و سایبری"
سال دوازدهم، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۳، ص ۲۵-۱۵

علمی – پژوهشی

مدل تشخیص نفوذ در خانه‌های هوشمند مبتنی بر تحلیل مؤلفه اصلی و دسته‌بندی جنگل تصادفی

علی‌اکبر تجری سیاه‌مرزکوه

استادیار، دانشگاه گلستان، گلستان، ایران.

(دریافت: ۱۴۰۳/۰۳/۱۵، بازنگری: ۱۴۰۳/۰۵/۰۶، پذیرش: ۱۴۰۳/۰۵/۲۳، انتشار: ۱۴۰۳/۰۶/۱۰)

DOR:

ناشر: دانشگاه جامع امام حسین (ع) نویسندگان

چکیده

در سال‌های اخیر، مسئلهٔ حفظ امنیت خانه‌های هوشمند که در آن، تعداد زیادی از وسایل برای برقراری ارتباط از اتصالات اینترنت استفاده می‌کنند به یکی از دغدغه‌های اصلی در حوزهٔ امنیت شبکه تبدیل شده است. اگرچه تاکنون پژوهش‌های زیادی در جهت برقراری امنیت خانه های هوشمند انجام شده است، اما باتوجه‌به گستردگی موضوع موردبحث، اغلب این کارها در مواردی از جمله دقت و سرعت عمل، کار آیی لازم را ندارند. در روش پیشنهادی پس از انجام برخی عملیات پیش‌پردازش روی مجموعه‌داده، به کمک تحلیل مؤلفهٔ اصلی (PCA)، زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌های مجموعه‌داده که به‌عنوان مؤثرترین ویژگی‌ها در تشخیص نفوذ به شمار می - آیند برای آماده‌سازی داده‌ها جهت دسته‌بندی انتخاب شده‌اند که این عمل منجر به افزایش دقت و سرعت عمل دسته‌بندی می‌شود. همچنین در مرحلهٔ دسته‌بندی از الگوریتم جنگل تصادفی که یک الگوریتم قدرتمند مبتنی بر یادگیری ماشین است بر روی یک مجموعه‌دادهٔ بسیار جدید اینترنت اشیا، به نام IoTID20 استفاده شده است. رویکرد پیشنهادی عملکرد بالایی برای تشخیص نفوذ بادقت ٪۹۹,۷۳ و ٪۹۸,۴۶ برای دسته‌بندی حملات دودویی و چند کلاسه نشان داده است. مقایسه‌ی نتایج روش پیشنهادی با سایر کارهای انجام شده، نشان دهنده‌ی برتری روش پیشنهادی در تشخیص حملات چند کلاسه است.

کلیدواژه‌ها: خانهٔ هوشمند، تشخیص نفوذ، تحلیل مؤلفه اصلی، الگوریتم جنگل تصادفی، مجموعه‌داده IoTID20،

۱- مقدمه

اینترنت[۲] اشیا[۳] (IoT) به‌عنوان یک فن آوری نوین و نوآورانه با تأثیر بسیار زیاد بر زندگی روزمرهٔ ما شناخته می‌شود [۱]. برنامه‌های کاربردی مختلف و پرکاربردی بر مبنای IoT توسعه یافته‌اند، از جمله خانه‌های هوشمند[۴]، سلامت هوشمند، شهر هوشمند، شبکهٔ هوشمند، کشاورزی هوشمند، خودروهای هوشمند و ردیابی لجستیک. دستگاه‌های اینترنت اشیا از طریق اتصال به اینترنت، برای جمع‌آوری و تبادل داده‌ها در راستای هدف مشخصی با یکدیگر ارتباط برقرار می‌کنند. باتوجه‌به تقاضای بالا برای برنامه‌های مبتنی بر IoT، دستگاه‌های اینترنت اشیا به طور پیوسته در جهت کاهش هزینه‌ها، سهولت حمل‌ونقل، اندازهٔ کوچک‌تر و دقت حسگرها در حال پیشرفت هستند. اما متأسفانه، موضوع امنیت و حفاظت از حریم خصوصی در طراحی این دستگاه‌ها در اولویت قرار نگرفته است. به همین دلیل، بخش قابل‌توجهی از پژوهش‌ها به ارتقای امنیت برنامه‌های مبتنی بر IoT تمرکز دارند. بااین‌وجود، برای حفاظت کامل از شبکه‌های IoT در مقابل خطرات نفوذ، نیاز به انجام مطالعات و تحقیقات بیشتری است.

نرم‌افزارهای مورداستفاده در خانه‌های هوشمند نقش مهمی در گسترش استفاده از اینترنت اشیا ایفا کرده‌اند. خانهٔ هوشمند به افراد این امکان را می‌دهد تا لوازم‌خانگی خود را به هم متصل کرده و از راه دور آن‌ها را کنترل کنند، این امر می‌تواند سهولت در دسترسی به لوازم را نیز فراهم نماید. بااین‌حال، اگر تدابیر امنیتی کافی رعایت نشود، این مزیت با یک خطر امنیتی همراه خواهد بود [۲]. یکی از بزرگ‌ترین چالش‌ها در یک‌خانهٔ هوشمند، ناتوانی کاربران در درک و اجرای اقدامات احتیاطی امنیتی است. اغلب دستگاه‌های اینترنت اشیا در خانه‌های هوشمند با حسگرها و محرک‌های متعددی طراحی شده‌اند. به‌عنوان‌مثال، یک چراغ هوشمند ممکن است دارای یک میکروفون باشد که ممکن است سیستم اینترنت اشیا را نسبت به تهدیدات امنیتی و حریم خصوصی آسیب‌پذیر کند. یک فرد ساکن عادی ممکن است

* رایانامه نویسنده مسئول: a.tajari@gu.ac.ir

[3] Internet of Things
[4] Smart homes

دانش و مهارت لازم برای تفسیر و محافظت از سیستم اینترنت اشیا را نداشته باشد. به همین دلیل، نیاز به یک راهکار خودکار برای حمایت از خانه‌های هوشمند در برابر تهدیدهای امنیتی و حریم خصوصی حائز اهمیت است.

در سال‌های اخیر، تلاش‌های زیادی برای تحقیق در زمینه سیستم‌های تشخیص نفوذ خودکار با استفاده از یادگیری ماشین[1] (ML) صورت‌گرفته است. این سیستم‌ها بر اساس امضا، الگو و ویژگی‌های حملات، آموزش‌دیده و با رفتار ترافیک ورودی مقایسه می‌شوند. از الگوریتم‌های متعددی مانند جنگل تصادفی، درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان[2] (SVM) و شبکه‌های عصبی مصنوعی[3] (ANN) برای این منظور استفاده می‌شود [۳]. ANN یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که به دلیل ماهیت خود که یک جعبه سیاه است و نیاز به تطبیق با یک سیستم زیربنایی دارد، در موارد متعددی در حوزه‌های مختلف برای کارهای طبقه‌بندی استفاده شده است. این ویژگی باعث می‌شود تا این روش برای شناسایی نفوذ در ترافیک شبکه با مجموعه‌های داده با ابعاد بالا مناسب باشد، زیرا توانایی بالای آن در ساخت مدل و شناسایی الگوها به‌خوبی در این موارد مورداستفاده قرار می‌گیرد. انتخاب بهینهٔ پارامترها در این روش در هر مجموعه‌داده بسیار حائز اهمیت است.

یک روش جدید برای تشخیص حملات در این مقاله پیشنهاد شده است که به نتایج بهتری نسبت به سایر روش‌های مشابه دست‌یافته است. انتخاب بهترین ویژگی‌ها بر مبنای PCA [۴ و۵]هنگام کاهش حجم داده‌ها نقش مهمی در این روش ایفا می‌کند. علاوه بر این، از الگوریتم جنگل تصادفی در این روش برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده شده است که یک الگوریتم یادگیری ماشین است. در اینجا، یک رویکرد ساده و قابل مقیاس برای تشخیص حملات امنیتی با استفاده از دقت تشخیص، سربار محاسباتی و محدودیت زمانی ارائه شده است. دقت پیش‌بینی اهمیت زیادی دارد، زیرا هرگونه اشتباه در تشخیص حمله می‌تواند عواقب جدی به دنبال داشته باشد. سربار محاسباتی نیز نقش مهمی در این روش ایفا می‌کند، زیرا یافتن بهترین راه‌حل با استفاده از منابع محاسباتی فراوان ممکن است کارآمد و مقرون‌به‌صرفه نباشد. زمان نیز یک محدودیت در این روش است؛ زیرا تشخیص باید به‌سرعت صورت بگیرد و هر مدلی که برای آموزش یا تشخیص، زمان زیادی نیاز داشته باشد، برای تشخیص حملات مناسب نیست. در این روش، بهترین ویژگی‌ها برای ارزیابی عملکرد مدل مورد بررسی قرار گرفته است. با آزمایش روش پیشنهادی بر روی مجموعه‌داده جدید اینترنت اشیا به نام IoTID20 و انتخاب ویژگی‌های مؤثرتر، مقادیر پارامترهای ارزیابی بهبود پیدا خواهند کرد.

روش انجام شده در این مقاله شامل بخش‌های زیر است:

۱. پیش‌پردازش داده‌های مجموعه داده جهت آماده‌سازی اولیه

۲. استفاده از یک روش مناسب (PCA) برای انتخاب بهترین ویژگی‌ها در ارزیابی مدل پیشنهادی با کاهش سربار.

۳. استفاده از روش جنگل تصادفی برای دسته‌بندی/ طبقه-بندی داده‌ها به داده عادی یا حمله.

۴. ارزیابی و مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در قبل بر مبنای پارامترهای دقت (با اجرا بر روی مجموعه داده جدید IoTID20).

مقاله به شرح زیر سازمان‌دهی شده است: بخش ۲ پیشینه‌ی پژوهشی مرتبط با سیستم‌های تشخیص نفوذ خانه‌های هوشمند و همچنین تحقیقات انجام شده با استفاده از مجموعه داده IOTID20 و UNSWNB15 را مورد بحث قرار می‌دهد. در بخش ۳، جزئیات مربوط به راه‌کار پیشنهادی شامل پیش‌پردازش داده-ها، انتخاب بهترین (مؤثرترین) ویژگی‌ها و توضیحات در مورد استفاده از روش جنگل تصادفی برای تشخیص نفوذ ارائه شده است. در بخش ۴، معیارهای ارزیابی مربوط به دسته‌بندی دودویی (عادی یا حمله) و چند کلاسه (نوع حمله) مطرح و بررسی شده‌اند. نتایج دسته‌بندی و تجزیه و تحلیل در بخش ۵ آورده شده‌اند. نتیجه‌گیری انجام شده و گزینه‌های کاری آینده در بخش ۶ مشخص شده است.

۲- پیشینه‌ی پژوهشی

تحقیقات زیادی در زمینهٔ امنیت سایبری که در آن الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تشخیص ناهنجاری و حمله استفاده می‌شود، انجام شده است. مروری کوتاه بر برخی از مقالات که مربوط به این کار است در بخش زیر ارائه شده است.

۲-۱. برخی از روش‌های موجود در تشخیص نفوذ خانه‌های هوشمند

همان‌طور که در بالا ذکر شد، تشخیص نفوذ و ناهنجاری مبتنی بر یادگیری ماشین، یک حوزهٔ تحقیقاتی فعال است. برخی از الگوریتم‌های رایج مورداستفاده عبارت‌اند از: K- نزدیک‌ترین همسایه (KNN)، ماشین بردار پشتیبان، ادراک چندلایه[4] (MLP)، شبکهٔ عصبی مصنوعی و غیره [۶].

استفاده از یک روش طبقه‌بندی برای بهبود تشخیص حمله می‌تواند مفید باشد، چرا که الگوریتم‌های مختلف ممکن است به طرق متفاوت به مسائل پاسخ دهند. به‌عنوان‌مثال، استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی و معیار توزیع میانگین می‌تواند برای حل

[1] Machine Learning
[2] Support Vector Machine
[3] Artificial Neural Networks
[4] MultiLayer Perceptron

وابستگی ویژگی‌ها و بهبود دقت در طبقه‌بندی ترافیک شبکه استفاده شود.

در مقالهٔ [۷]، یک روش طبقه‌بندی گروهی مبتنی بر تجزیه‌وتحلیل خوشه‌ها و استفاده از الگوریتم ADTree و KNN ارائه شده که نشان‌دهندهٔ دقت بالای تشخیص حمله در سیستم-های شناسایی نفوذ است. در مقالهٔ [۸]، روش Bagging همراه با راهکار REPTree استفاده شده است که می‌تواند منجر به‌دقت بالای طبقه‌بندی شود. همچنین روش Bagging زمان کمتری برای ساخت مدل نیاز دارد. در مقالهٔ [۹]، یک رویکرد امنیتی الهام‌گرفته از مفاهیم زیست‌شناسی ارائه شده که بیانگر تشخیص سریع دستگاه‌های متخلف در شهرهای هوشمند هنگام استفاده از دستگاه‌های اینترنت اشیا است. امنیت در خانهٔ هوشمند همچنین می‌تواند توسط یک سیستم نظارت کامل انجام شود. این سیستم قادر به شناسایی خرابی سیستم‌های فیزیکی، پیش‌بینی اثرات شرایط آب‌وهوایی سخت و شناسایی رویدادهای امنیتی مشکوک است. این سیستم از حسگرها و منطق فازی برای نظارت فعال بر اینترنت اشیا نسل بعدی استفاده می‌کند [۱۰]. این سیستم می‌تواند با استفاده از داده‌های حسگر فیزیکی و اطلاعات کاربر برای کنترل محیط خانه برای ایجاد راحتی و امنیت بالا استفاده شود.

در [۱۱]، هدف اصلی ساخت مدل‌های یادگیری ماشین به‌منظور شناسایی حملات در شبکه اینترنت اشیا با استفاده از درخت تصمیم است. نتایج آزمایش‌های انجام شده در کار تحقیقاتی [۱۱ و۱۲]نشان می‌دهد که درخت تصمیم بالاترین نرخ دقت با میزان ۹۸,۲۳٪ در بین همه مدل‌های طبقه‌بندی‌کننده از جمله SVM، Naïve Bayes و Adaboost-based دارد. سرور و همکاران [۱۳]یک رویکرد پیشرفته برای طراحی سیستم تشخیص نفوذ برای شبکه‌های IoT با طبقه‌بندی‌کننده الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات جنگل تصادفی برای انتخاب ویژگی ارائه کردند، سیستم پیشنهادی آنها به‌دقت ۹۸ درصد برای طبقه‌بندی دودویی و ۸۳ درصد برای طبقه‌بندی چند کلاسه در مجموعه‌داده IoTID20 دست پیدا کرد. در [۱۳ و۱۴]، نویسندگان در سه مرحله کلیدی عمل تشخیص نفوذ را انجام دادند: پیش‌پردازش، انتخاب ویژگی، مدل‌سازی و ارزیابی سیستم پیشنهادی.

۲-۲. مجموعه داده IoT

زمانی که الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده می‌شوند تا حملات را تشخیص دهند، مجموعه‌داده‌ها بسیار اهمیت پیدا می‌کنند؛ زیرا بدون این مجموعه‌داده‌ها، آموزش و آزمایش این الگوریتم‌ها امکان‌پذیر نیست. در این زمینه، تحقیقات مختلفی انجام شده است و چندین مجموعه‌داده ساخته شده است؛ مانند UNSWNB15 [۱۵]و IoTID20 [۱۶]که مشخصات کلی داده-های این دو مجموعه‌داده در قالب عادی یا حمله در جدول ۱ خلاصه شده است. جدول ۲ و ۳ نیز به ترتیب نشان‌دهندهٔ مشخصات حملات در قالب چند کلاسه برای مجموعه‌داده UNSWBN15 و IoTID20 است. برای آموزش و آزمایش مدل پیشنهادی، از مجموعه‌داده‌های ذکر شده استفاده شده است. مجموعه‌داده IoTID20 جزو جدیدترین و به‌روزترین مجموعه‌داده‌های جمع‌آوری شده در محیط اینترنت اشیا است که می‌تواند ویژگی‌های ترافیک شبکهٔ واقعی‌تری را نمایش دهد. باید توجه داشت که به‌تازگی این مجموعه‌داده جمع‌آوری شده و برای استفاده در تحقیقات به‌راحتی در دسترس قرار گرفته است، اما تعداد کمی از تحقیقات از این مجموعه‌داده برای آزمایش استفاده کرده‌اند. علاوه بر این، تا کنون تحقیقات موجود، طبقه‌بندی زیرمجموعه‌های این مجموعه‌داده را با دقت‌های پایین انجام داده‌اند. باتوجه‌به این وضعیت، این مجموعه‌داده مناسب برای تجزیه‌وتحلیل مدل تشخیص نفوذ IoT بوده و امکان بهبود آن وجود دارد.

جدول (۱). مشخصات مجموعه‌داده‌های استفاده شده (دودویی)

مجموعه‌داده	نوع داده	مجموعه آموزش	مجموعه آزمایش
UNSW-NB15	عادی	۵۶۰۰۰	۳۷۰۰۰
	حمله	۱۱۹۳۴۱	۴۵۳۳۲
	کل	۱۷۵۳۴۱	۸۲۳۳۲
IoTID20	عادی	۳۲۰۵۸	۸۰۱۵
	حمله	۴۶۸۲۷۴	۱۱۷۰۶۸
	کل	۵۰۰۳۳۲	۱۲۵۰۸۳

تحقیق‌هایی انجام شده است که جمع‌آوری و آزمایش مجموعه‌داده IoTID20 را با استفاده از چندین رویکرد یادگیری ماشین انجام می‌دهند که در آن‌ها تشخیص فعالیت‌های غیرعادی دودویی و چند کلاسه مورد توجه قرار گرفته است. برای این منظور، الگوریتم‌های مختلفی مانند SVM، Gaussian NB، Logistic Regression، Decision Tree و Random Forest برای تشخیص حملات IoT اجرا شده و نتایج متفاوتی به‌دست‌آمده است. در حوزهٔ امنیت، داشتن دقت بالا در تشخیص حمله بسیار حائز اهمیت است و سیستم‌های تشخیص نفوذ بادقت کمتر از ۹۰

درصد ممکن است کاملاً قابل‌اعتماد نباشند؛ بنابراین، می‌توان گفت که با استفاده از این مجموعه‌داده، فضایی برای بهبود مدل یادگیری ماشین وجود دارد تا به‌دقت بالاتری در تشخیص حمله مبتنی بر زیرمجموعه‌ها دست یابیم.

جدول (۲). مشخصات مجموعه داده UNSWBN15 (چند کلاسه)

نوع داده	داده آموزشی	داده آزمایش	کل داده‌ها
Normal	۵۶۰۰۰	۳۷۰۰۰	۹۳۰۰۰
Analysis	۲۰۰۰	۶۷۷	۲۶۷۷
Backdoor	۱۷۴۶	۵۸۳	۲۳۲۹
DoS	۱۲۲۶۴	۴۰۸۹	۱۶۳۵۳
Exploits	۳۳۳۹۳	۱۱۱۳۲	۴۴۵۲۵
Fuzzers	۱۸۱۸۴	۶۰۶۲	۲۴۲۴۶
Generic	۴۰۰۰۰	۱۸۸۷۱	۵۸۸۷۱
Reconnaissance	۱۰۴۹۱	۳۴۹۶	۱۳۹۸۷
Shellcode	۱۱۳۳	۳۷۸	۱۵۱۱
Worms	۱۳۰	۴۴	۱۷۴

در مقالهٔ [۱۷]، اهمیت انتخاب ویژگی در رویکردهای تشخیص نفوذ بر اساس تحلیل ناهنجاری به‌شدت مورد توجه قرار گرفته و انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی بر روی داده‌های مجموعه IoTID20 انجام‌گرفته است. نویسندگان، نتایج را تنها برای سه دسته حمله که دقت بالایی بیش از ۹۹٫۹٪ دارند ارائه داده‌اند. دقت در تشخیص برخی از دسته‌های حمله بسیار بالا است که نشان می‌دهد رویکرد انتخاب ویژگی موردنظر توانایی بالایی دارد و تنها از زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌های انتخاب شده استفاده می‌کند. بااین‌حال، استفاده از چنین رویکردی تا زمانی که نتایج کاملی برای تمامی دسته‌ها و زیرمجموعه‌های حمله ارائه و تجزیه‌وتحلیل نشود قابل‌توجیه نیست.

در مقالهٔ [۱۸]پیشنهاد شده است که در را تشخیص بهتر ناهنجاری در مجموعه‌داده‌های نامتعادل مانند IoTID20، از یک رویکرد چندمرحله‌ای استفاده شود. نویسندگان در این مقاله از روش‌هایی مانند نمونه‌برداری و خوشه‌بندی K-means++ استفاده کرده‌اند تا عدم تعادل در بین نمونه‌ها برای دسته‌های مختلف تأثیر کمتری در نتایج داشته باشد. نتایج این مقاله صرفاً برای طبقه‌بندی دودویی دقت مناسبی را نشان داده است. اما طبقه‌بندی چند کلاسه توسط این تحقیق صورت نگرفته است و به همین دلیل، اثربخشی این رویکرد برای طبقه‌بندی چند کلاسه در مجموعه‌داده IoTID20 قابل‌ارزیابی نیست. در مقالهٔ دیگری نیز ارزیابی مجموعه‌داده‌های متقابل با درنظرگرفتن مجموعه‌داده‌های IoTID20 و Bot-IoT بحث شده است [۱۹].

جدول (۳). مشخصات مجموعه داده IoTID20 (چند کلاسه)

نوع داده	داده آموزشی	داده آزمایش	کل داده‌ها
Normal	۳۲۰۵۸	۸۰۱۵	۴۰۰۷۳
Mirai-UDP Flooding	۱۴۶۵۵۱	۳۶۶۳۸	۱۸۳۱۸۹
Mirai-Hostbruteforceg	۹۶۹۴۳	۲۴۲۳۵	۱۲۱۱۷۸
Mirai-HTTP Flooding	۴۴۶۵۴	۱۱۱۶۴	۵۵۸۱۸
Mirai-Ackflooding	۴۴۰۹۹	۱۱۰۲۵	۵۵۱۲۴
DoS-Synflooding	۴۷۵۱۳	۱۱۸۷۸	۵۹۳۹۱
Scan Port OS	۴۲۴۵۸	۱۰۶۱۵	۵۳۰۷۳
Scan Hostport	۱۷۷۵۴	۴۴۳۸	۲۲۱۹۲
MITM ARP Spoofing	۲۸۳۰۲	۷۰۷۵	۳۵۳۷۷

با این‌حال، کلیهٔ تشخیص‌ها فقط برای سطح دودویی صورت گرفته‌اند و طبقه‌بندی سطح زیرشاخه توسط نویسنده موردنظر قرار نگرفته است.

۳- راه‌کار پیشنهادی

در این بخش، راهکار پیشنهادی برای تشخیص نفوذ که ترکیبی از انتخاب بهترین ویژگی‌ها و استفاده از دسته‌بندی جنگل تصادفی برای دسته‌بندی داده‌ها است شرح داده می‌شود.

۳-۱. مراحل راه‌کار ارائه شده

روش پیشنهادی از سه بخش تشکیل شده است: پیش‌پردازش مجموعه‌داده، انتخاب بهترین ویژگی‌ها، طبقه‌بندی و دسته‌بندی داده‌ها. در ابتدا، مجموعه‌داده برای حذف هرگونه دادهٔ اضافی و مقادیر ازدست‌رفته پیش‌پردازش شده است. پس از آن، روش انتخاب ویژگی مبتنی بر PCA به‌منظور یافتن زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌هایی که می‌توانند به طور مؤثرتر برای طبقه‌بندی استفاده شوند، اعمال شده است.

سپس داده‌ها به جنگل تصادفی ارسال می‌شوند تا کلاس داده‌ها (عادی یا غیرعادی) مشخص شود. در مرحلهٔ نهایی، نتایج ارزیابی روش پیشنهادی برای هر دو ترافیک عادی و حمله روی مجموعه‌داده‌های ذکر شده در بخش قبل هم به‌صورت دودویی و هم چند کلاسه نشان داده می‌شود. نکته مهم این است که نه‌تنها دقت پیش‌بینی، بلکه سربار محاسباتی و پیچیدگی زمانی نیز برای اعمال این رویکرد در سناریوی خانهٔ هوشمند که نیاز به شناسایی

بلادرنگ دارد و ممکن است به سرویس‌دهنده‌های پیشرفته دسترسی نداشته باشد در نظر گرفته می‌شوند. بخش‌های زیر به تشریح فازهای تشخیص حمله می‌پردازد.

۳-۲. مرحله‌ی پیش‌پردازش

برای دو مورد مجموعه داده‌ای که در این پژوهش مورداستفاده قرار گرفته‌اند، مرحلهٔ پیش‌پردازش به تبدیل ویژگی‌ها می‌پردازد. در اینجا، عادی‌سازی و استانداردسازی داده‌ها به‌عنوان مرحله پیش‌پردازش اعمال شده است. باتوجه‌به ناتوانی الگوریتم‌های یادگیری ماشین در مدیریت ویژگی‌های دسته‌بندی، در وهلهٔ اول، عادی‌سازی داده‌ها باید انجام شود. ازآنجایی‌که هر دو مجموعه‌داده UNSWNB15 و IoTID20 دارای ۳ ویژگی از ویژگی‌های طبقه‌بندی (به‌عنوان مثال نوع پروتکل، سرویس و پرچم) از مجموع ۴۲ و ۸۳ ویژگی خود هستند، برچسب‌گذاری برای تبدیل مقادیر غیر عددی به شکل عددی استفاده شده است.

روشی که برای این تبدیل عددی استفاده می‌شود این‌گونه است که برای هر مقدار از مقادیر ممکن برای ویژگی‌ها یک بعد جداگانه در نظر می‌گیرد. اما مشکل در مورد این نوع برچسب-گذاری این است که تعداد زیادی از ابعاد جدید را در زمان تخصیص داده‌های اسمی به بردارهای دودویی ایجاد می‌کند. در نتیجه، شکل ورودی مدل برای انجام برخی عملیات بسیار پیچیده می‌شود؛ بنابراین به‌عنوان یک راهکار پیشگیرانه برای این مشکل، به هر ویژگی طبقه‌بندی شده در مجموعه‌داده، یک مقدار اعشاری منحصربه‌فرد اختصاص‌داده‌شده است. به این نحو که در ابتدا، برای هر ویژگی اسمی، مقادیر آن بر اساس حروف الفبا مرتب می‌شوند و پس از آن، مقادیر اسمی مرتب شده با تخصیص مقادیر اعشاری خاص به هر متغیر در بازه ۱ تا طول لیست، به شکل عددی تبدیل می‌شوند.

در حال حاضر، هدف از مقیاس‌بندی ویژگی این است که اطمینان حاصل شود که همه ویژگی‌های مجموعه‌داده در مقیاس تقریباً یکسانی هستند و آن را برای اکثر تحلیل‌ها آسان‌تر می‌کند. در این کار از استانداردسازی برای هدف مقیاس‌بندی ویژگی‌ها استفاده شده است که نتایج مؤثری در مقایسه با رویکرد نرمال‌سازی حداقل - حداکثر را ارائه می‌کند. پس از انجام برچسب‌گذاری، استانداردسازی صورت می‌گیرد به‌طوری که تمام ویژگی‌ها مجدداً مقیاس می‌شوند تا میانگین و انحراف معیار به ترتیب ۰ و ۱ تضمین شود. رابطه ۱ مربوط به این استانداردسازی است که در آن μ میانگین مقادیر ویژگی‌ها و σ انحراف معیار ویژگی‌ها است و بر اساس مقادیر قبلی ویژگی‌ها و رابطه زیر، مقادیر جدید پس از استانداردسازی به‌دست می‌آیند.

$$Z = \frac{X-\mu}{\sigma} \qquad (۱)$$

۳-۳. مرحلهٔ انتخاب بهترین ویژگی‌ها

باتوجه‌به ابعاد بالای مجموعه‌داده، PCA به پایین آوردن ابعاد مجموعه به سطح مطلوب کمک می‌کند. PCA [۴ و۵]به‌عنوان یک تبدیل خطی متعامد تعریف می‌شود که داده‌ها را به یک سیستم مختصات جدید تبدیل می‌کند، به‌طوری که بیشترین واریانس توسط برخی از پیش‌بینی‌های اسکالر داده‌ها روی مختصات اول (موسوم به اولین جزء اصلی) قرار می‌گیرد، دومین واریانس بزرگ در مختصات دوم و الی‌آخر که الگوریتم آن در شکل ۱ نشان‌داده‌شده است.

ماتریس داده X که دارای n سطر و p ستون است با میانگین تجربی صفر در ستون در نظر بگیرید (میانگین نمونه هر ستون به صفر منتقل شده است) که در آن هر یک از n ردیف نشان‌دهنده تکرار متفاوت آزمایش است و هر یک از ستون‌های p نوع خاصی از ویژگی‌ها را (مثلاً نتایج به‌دست‌آمده از یک آزمون) نشان می‌دهد.

از نظر ریاضی، تبدیل با مجموعه‌ای از اندازه l از بردارهای p-بعدی از وزن‌ها یا ضرایب $w_k = (w_1, \dots, w_p)_{(k)}$ تعریف می‌شود که هر بردار ردیف X_i از X را به بردار جدیدی از مؤلفه اصلی نگاشت می‌کند:

$$t_k(i) = x_i . w_k \,, i = 1, \dots, n, k = 1, \dots, l \qquad (۲)$$

به‌گونه‌ای که متغیرهای منفرد $t_1, \dots, t_l$ از t در نظر گرفته شده بر روی مجموعه داده، به‌طور متوالی حداکثر واریانس ممکن را از X به ارث می‌برند، با هر بردار ضریب w محدود به یک بردار واحد (که در آن l معمولاً به‌شدت کمتر از p در نظر گرفته می‌شود) برای کاهش ابعاد انتخاب می شود

Algorithm PCA

Parameters: Step size η, Number of epoch
S, Number of Dimension K

Input: Data matrix $X = (x_1, \dots, x_N) \in R^{M \times N}$
Initial Matrix $W_0 = (w_1, \dots, w_K)$
(diagonal element is 1, otherwise 0) $\in R^{M \times K}$
Diagonal matrix $D = Diag(K, \dots, 1) / 10^5 \in R^{K \times K}$

Output: Eigenvectors $W \in R^{K \times M}$

for t = 1, 2, …, S **do**

$$W_t' = W_{t-1} + \frac{\eta}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i \left(x_i^T W_{t-1} D\right)$$

$$W_t = qr\left(W_t'\right)$$

end for

شکل (۱). الگوریتم شبه کد PCA [۵]

جدول (۴). سطح تغییرات مؤلفه‌های اصلی انتخابی مجموعه داده‌ها

مجموعه‌داده	کمترین سطح نسبی تغییرات	بیشترین سطح نسبی تغییرات
UNSW-NB15	۰,۰۱۱	۰,۲۴۵
IoTID20	۰,۰۳۲	۰,۲۵۷

پس از به‌دست‌آوردن مؤلفه‌های اصلی ویژگی‌ها، حداقل تعداد ویژگی‌ها بر اساس سطح تغییراتی که دارند انتخاب می‌شوند. به دلیل اینکه PCA روشی بدون نظارت است برای یافتن اجزای اصلی از برچسب کلاس استفاده نمی‌کند که این باعث می‌شود واریانس داده‌ها به حداکثر مقدار ممکن برسد. در نتیجه، در هر دو مجموعه‌داده، مؤلفه‌های به‌دست‌آمده و سطح تغییرات متناظر آن‌ها بدون تغییر باقی می‌مانند.

در ابتدا، نسبت تغییرات توضیح داده شده برای هر دو مجموعه‌داده UNSW-NB15 و IoTID20 به ترتیب با استفاده از ۴۲ و ۸۳ ویژگی واقعی به دست آمده است. اهمیت یک جزء با مقدار تغییراتی که نشان می‌دهد افزایش می‌یابد. مجموع سطح تغییرات تمام ویژگی‌های یک مجموعه داده برابر یک می‌شود. ۱۷ مؤلفه‌ی اصلی اول بیش از ۹۰ درصد از داده‌های مجموعه داده UNSW-NB15 را در بر می‌گیرند. برای مجموعه داده IoTID20، ۲۸ مؤلفه‌ی اصلی اول بیش از ۸۵ درصد داده‌ها را شامل می‌شود. به عبارت دیگر، این مؤلفه‌های اصلی انتخاب شده چیزی حدود ۰،۸۵ یا بیشتر به عنوان نماینده مجموعه داده متناظرشان خلاصه می‌شوند. کمترین و بیشترین سطح نسبی تغییرات مؤلفه‌های انتخاب شده برای هر دو مجموعه داده در جدول ۴ نشان داده شده است. بنابراین، این ۱۷ و ۲۸ ویژگی به عنوان ویژگی‌های بهینه برای جنگل تصادفی انتخاب شده‌اند.

Algorithm Random Forest

Precondition: A training set $S := (x_1, y_1), \ldots, (x_n, y_n)$, features F, and number of trees in forest B.

```
function RandomForest(S, F)
    H ← ∅
    for i ∈ 1, ..., B do
        S^(i) ← A bootstrap sample from S
        h_i ← RandomizedTreeLearn(S^(i), F)
        H ← H ∪ {h_i}
    end for
    return H
end function
function RandomizedTreeLearn(S, F)
    At each node:
        f ← very small subset of F
        Split on best feature in f
    return The learned tree
end function
```

شکل (۲). الگوریتم جنگل تصادفی برای دسته‌بندی داده‌ها

۳-۳. مرحله دسته‌بندی داده‌ها با استفاده از جنگل تصادفی

الگوریتم جنگل تصادفی در مقایسه با سایر الگوریتم‌های طبقه‌بندی از دقت تشخیص نسبتاً بالایی برخوردار است و نسبت به نمونه‌های دارای نویز تحمل‌پذیری بیشتری دارد که منجر به انجام مطالعات نظری و تجربی متعدد با تمرکز بر استفاده از این الگوریتم شده است. به‌عنوان یک الگوریتم طبقه‌بندی‌کننده بر مبنای دسته‌بندی مجموعه‌داده به چند بخش و به‌دست‌آوردن نمونه‌های آموزشی با نمونه‌برداری از مجموعه‌داده اصلی، می‌توان به تقویت نمونه‌های مورداستفاده برای آموزش دست‌یافت. باتوجه‌به اینکه مجموعه‌داده‌ها اغلب دارای ویژگی‌هایی با مقادیر غیر متوازن (اغلب مقادیر یک ویژگی از یک کلاس خاص هستند) هستند، چنانچه از رویکردهای مشابه برای دسته‌بندی تمام ویژگی‌ها استفاده نماییم، در آن صورت تمام ویژگی‌ها با یک رویکرد یکسان بررسی می‌شوند و این موضوع باعث می‌شود که در نهایت، روش پیشنهادی، کار آیی لازم را نداشته باشد. این رویکرد به طور مؤثر احتمال بیش از حد برازش را کاهش می‌دهد. مجموعه‌داده به‌دست‌آمده توسط عملیات فوق به یک مدل درخت تصمیم برای آموزش وارد می‌شود و مدل نهایی برای تولید یک مدل طبقه‌بندی جنگل ترکیب می‌شود. این مدل نتایج را با بالاترین نرخ صحیح پیش‌بینی می‌کند.

بااین‌حال، هنوز جای زیادی برای بهبود در مدل جنگل تصادفی وجود دارد. این مسئله شامل بهبود توانایی طبقه‌بندی هر درخت تصمیم در جنگل، بهینه‌سازی بیشتر همبستگی بین درخت‌های تصمیم‌گیری در مدل جنگل ترکیبی و بهینه‌سازی روش رأی‌گیری اتخاذ شده در فرآیند تعیین نتیجه است. یک مدل ترکیبی نسبتاً خوب باید ویژگی‌های زیر را داشته باشد: توانایی تصمیم‌گیری خوب در طبقه‌بندی‌کننده‌ها و همبستگی اندک‌بین طبقه‌بندی‌کننده‌ها. در این مقاله ابتدا طبقه‌بندی‌کننده‌هایی با عملکرد بهتر انتخاب شده‌اند که این مشخصه با بررسی سطح زیر نمودار ROC به‌دست‌آمده است. سپس عمل بهینه‌سازی درختان با حذف شاخه‌های زائد انجام شد. در نهایت، درختان بهینه به‌دست‌آمده از این مرحله با یکدیگر ترکیب شده و آماده انجام دسته‌بندی داده‌ها هستند. الگوریتم استفاده شده در شکل ۲ نشان‌داده‌شده است.

جدول (۵). ماتریس درهم‌تنیدگی

کلاس واقعی	کلاس پیش‌بینی	
	عادی	غیرعادی
عادی	TN	FP
غیرعادی	FN	TP

۴- ارزیابی روش پیشنهادی

همان‌طور که قبلاً ذکر شد، کار صورت‌گرفته در این مقاله با استفاده از دو مجموعه‌داده برای تشخیص نفوذ در شبکه‌های خانهٔ هوشمند انجام شده است. مشاهدات تجربی برای برچسب‌های موجود در هر یک از این مجموعه‌داده‌ها انجام شده است. برای طبقه‌بندی، هر دو مجموعه‌داده حاوی برچسب‌های کلاس

یکسانی هستند. یکی نشان‌دهندهٔ ترافیک عادی است و دیگری نشان‌دهندهٔ ترافیک غیرعادی (حمله) است. بااین‌حال، UNSW-NB15 دارای ۱۰ برچسب طبقه‌بندی شده برای تشخیص چند کلاسه در مقایسه با IoTID20 است که دارای ۹ کلاس برچسب‌گذاری شده است. برای هر کلاس برچسب‌گذاری شده، معیارهای عملکرد روش پیشنهادی با و بدون درنظرگرفتن PCA برای نشان‌دادن اثر انتخاب بهترین ویژگی‌ها در مجموعه‌های داده ذکر شده ارزیابی شده‌اند. در زیر بخش ۴-۱، چشم‌انداز مختصری از معیارهای ارزیابی برای طبقه‌بندی دودویی ارائه شده است که برای ارزیابی تشخیص استفاده می‌شود. درحالی‌که بخش ۴-۲ معیارها را برای تشخیص چند کلاسه نشان می‌دهد.

۴-۱. معیارهای ارزیابی در طبقه‌بندی دودویی

همان‌طور که در جدول ۵ نشان داده شده است، ۴ نتیجه‌ی ممکن وجود دارد که از یک ماتریس درهم‌تنیدگی (برای طبقه‌بندی دودویی) قابل دستیابی هستند. بر اساس این ۴ نتیجه از ماتریس مورد نظر یعنی مثبت واقعی (TP)، منفی واقعی (TN)، مثبت کاذب (FP) و منفی کاذب (FN)، نتایج کلی با استفاده از ۸ معیار ارزیابی شناخته شده تجزیه و تحلیل شده‌اند.

TP (True Positive): ویژگی‌های حمله که به‌درستی توسط مدل برچسب‌گذاری شده‌اند.

FP (False Positive): ویژگی‌های غیر حمله که توسط مدل به‌اشتباه برچسب‌گذاری شده‌اند.

TN (True Negative): ویژگی‌های غیر حمله که به‌درستی توسط مدل برچسب‌گذاری شده‌اند.

FN (False Negative): ویژگی‌های حمله که توسط مدل به‌اشتباه برچسب‌گذاری شده‌اند.

در زیر تعریف کوتاهی از هر یک از این ۱۰ معیار به همراه معادله‌ی مربوط به آنها ارائه شده است.

۱. دقت (Accuracy): این معیار در واقع کسری شامل تقسیم نمونه‌های درست طبقه‌بندی شده بر تمام نمونه‌های مجموعه آزمایش است.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (۳)$$

۲. امتیاز F1 (F1 Score): این معیار، میانگین هارمونیک درستی (Recall) و فراخوانی (Precision) را برای یک مدل خاص تفسیر می‌کند.

$$F1\ Score = \frac{2*Precision*Recall}{Precision+Recall} \quad (۴)$$

۳. نرخ هشدار نادرست (FAR): این معیار به نسبت نمونه‌های عادی اشاره دارد که به اشتباه به‌عنوان نمونه‌های حمله توسط مدل شناسایی شده‌اند.

$$FAR = \frac{FP}{TN+FP} \quad (۵)$$

۴. نرخ منفی نادرست (FNR): این معیار نسبت نمونه‌های حمله‌ای را که به اشتباه به‌عنوان نمونه‌های عادی توسط مدل برچسب‌گذاری شده‌اند، ارزیابی می‌کند.

$$FNR = \frac{FN}{TP+FN} \quad (۶)$$

۵. خاص بودن (Specificity): این معیار همچنین به عنوان نرخ منفی واقعی (TNR) شناخته می‌شود و بیانگر بخشی از داده‌های عادی است که به درستی توسط مدل برچسب‌گذاری شده است.

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP} \quad (۷)$$

۶. دقت منفی (Negative Precision): این معیار نرخ نمونه‌های عادی را در تمام نمونه‌های مجموعه آزمایش نشان می‌دهد.

$$Negative\ Precision = \frac{TN}{TN+FN} \quad (۸)$$

۷. نرخ خطا (Error Rate): این معیار، اندازه‌گیری تشخیص نادرست توسط مدل است.

$$Error\ Rate = \frac{FP+FN}{TP+FP+TN+FN} \quad (۹)$$

۸. ضریب همبستگی ماتیو (MCC): این معیار برای ارزیابی اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی استفاده می‌شود.

$$MCC = \frac{TN*TP-FN*FP}{\sqrt{(TP+FP)(TP+FN)(TN+FP)(TN+FN)}} \quad (۱۰)$$

۴-۲. معیارهای ارزیابی در طبقه‌بندی چند کلاسه

برخلاف طبقه‌بندی دودویی با دو برچسب (Normal و Attack)، طرح تشخیص چند کلاسه شامل تعدادی برچسب تشخیص است. به‌عنوان‌مثال، UNSW-NB15 شامل ۹ نوع حمله مختلف با داده‌های برچسب عادی اضافی است. درحالی‌که IoTID20 در مجموع دارای ۸ ویژگی برچسب‌گذاری شده به‌جز رفتار عادی ترافیک است؛ بنابراین معیارهای ارزیابی برای تشخیص چند کلاسه در مقایسه با مدل تشخیص دودویی معمولی تا حدودی متفاوت است. با پرداختن به چنین تفاوت‌هایی، در مجموع ۴ معیار ارزیابی را برای ارزیابی عملکرد تشخیص چند کلاسه مدل خود بیان کرده‌ایم. در زیر به آن‌ها و معادله‌های آن‌ها اشاره شده است.

۱. دقت وزن‌دار (Weighted Precision): این معیار، میانگین وزنی دقت را با در نظر گرفتن وزن‌ها برابر با احتمال کلاس تفسیر می‌کند.

$$Precision_w = \frac{\sum_{i=1}^{l} Precision_i * TestSet_i}{Test\ Set} \quad (۱۱)$$

۲. فراخوانی وزن‌دار (Weighted Recall): این معیار، میانگین وزنی فراخوانی را با در نظر گرفتن وزن‌ها برابر با احتمال کلاس تفسیر می‌کند.

$$Recall_w = \frac{\sum_{i=1}^{l} Recall_i * TestSet_i}{Test\ Set} \quad (۱۲)$$

۳. F1-Score وزن‌دار (Weighted F1 Score): این

معیار میانگین وزنی امتیاز F1 محاسبه شده را با درنظرگرفتن میانگین نمره هر کلاس F1 در نظر گرفته شده تعیین می‌کند.

$$F1\ Score_w = \frac{\sum_{i=1}^{l} F1\ Score_i * TestSet_i}{Test\ Set} \quad (۱۳)$$

۴. نرخ خطای کلی (Overall Error Rate): این معیار بیانگر ارزیابی کل پیش‌بینی‌های نادرست مجموعه آزمون ساخته شده توسط مدل است.

$$Overall\ Error\ Rate = \frac{FP+FN}{Test\ Set} \quad (۱۴)$$

۵- نتایج آزمایش

در این مقاله تمامی شبیه‌سازی‌ها با استفاده از نرم‌افزار شبیه‌سازی متلب انجام شده است. تمامی وظایف عملیاتی این کار در محیط سخت‌افزاری زیر اجرا شده است: پردازندهٔ مرکزی Intel core i7-3400U (۳.۷۰ گیگاهرتز)، ۴ گیگابایت رم نصب شده و سیستم‌عامل ویندوز ۱۰.

کار آیی یک مدل در تشخیص نفوذ به مقادیر به‌دست‌آمده از معیارهای ارزیابی آن بستگی دارد. به‌منظور مشاهدهٔ بهتر، نتایج کلی این مقاله در ۲ مرحله‌ی جداگانه نمایش داده شده است. مرحله‌ی اول نشان‌دهنده‌ی ویژگی‌های عملکرد روش پیشنهادی برای طبقه‌بندی دودویی است در حالی‌که مرحله‌ی دوم، عملکرد معیارهای مختلف را برای تشخیص چند کلاسه نشان می‌دهد. در هر دو مرحله برای نشان دادن اثر انتخاب بهترین ویژگی‌ها در بهبود نتایج، آزمایش‌ها یک‌بار با کل مجموعه داده و بار دیگر با بخشی از مجموعه داده که شامل ویژگی‌های انتخاب شده است انجام گرفته است.

۵-۱. مرحلهٔ اول: دسته‌بندی دودویی با کل یا بخشی از ویژگی‌ها

میزان کار آیی هر مدل تشخیص نفوذ را می‌توان بر اساس نتایج معیارهای مختلف ارزیابی آن بررسی کرد. جایی که مقادیر بالاتر دقت، امتیاز F1، خاص بودن، دقت منفی، MCC و برعکس مقادیر پایین‌تر FNR، FAR و نرخ خطا نشان‌دهندهٔ عملکرد تشخیص بهتر است. نتایج کلی طبقه‌بندی دودویی با مجموعه‌داده‌های UNSWNB15 و IoTID20 در جدول ۶ نشان داده شده است. برای تجزیه و تحلیل با رویکرد مقایسه‌ای، نتایج معیارهای به دست آمده با ابعاد اصلی و ابعاد کاهش یافته‌ی مجموعه داده‌ها انجام شده است.

هدف اصلی استفاده از PCA در هر مدل، کاهش پیچیدگی آن در سطح بیشتر و درعین‌حال حفظ الگوهای داده‌های اصلی است. ازآنجایی‌که مزایای PCA در یافتن متغیرهای نامرتبط در داده‌ها است این نتیجه حاصل شده است که به‌کارگیری آن در مجموعه‌داده مؤثرتر عمل می‌کند. از جدول ۶، می‌توان مشاهده کرد که به استثنای Specificity برای مجموعه داده UNSWNB15 و Negative Precision برای مجموعه داده IoTID20، بقیه‌ی مقادیر پارامتر برای مجموعه‌ها تا حدودی افزایش یافته است. با این حال، در کنار کاهش پیچیدگی، به دلیل کاهش اطلاعات، خطر کاهش عملکرد در هنگام استفاده از PCA وجود دارد اما از سویی، میزان زمان محاسباتی نیز کاهش یافته است.

جدول (۶). نتایج آزمایش دو کلاسه روی مجموعه داده‌ها

معیار (٪)	UNSW-NB15		IoTID20	
	با PCA	بدون PCA	با PCA	بدون PCA
Accuracy	۹۹,۷۳	۹۴,۵۴	۹۹,۰۲	۹۸,۸۷
F1-Score	۹۸,۳۷	۹۰,۰۶	۹۰,۰۶	۸۶,۵۴
FAR	۱۴,۲۲	۱۷,۳۷	۱۶,۴۳	۱۸,۲۲
Specificity	**۹۲,۸۷**	**۹۴,۶۹**	۹۶,۵۵	۹۰,۳۶
FNR	۶,۴۲	۱۰,۵۳	۸,۳۵	۱۱,۲۷
Negative Precision	۹۹,۴۷	۹۳,۹۱	**۹۶,۶۵**	**۹۸,۳۲**
Error Rate	۰,۲۷	۵,۴۶	۰,۹۸	۱,۱۳
MCC	۸۹,۴۶	۷۷,۴۳	۸,۳۶	۱۰,۷۲

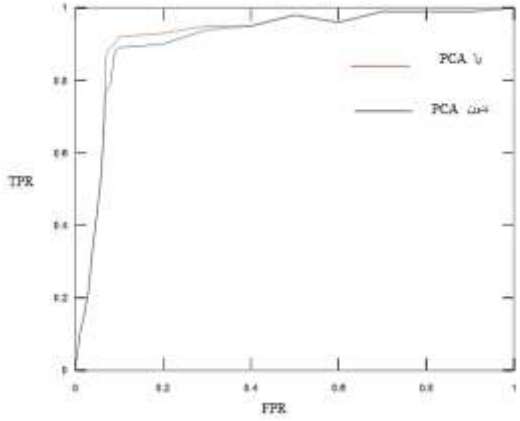
جدول (۷). زمان محاسبات آموزش و آزمایش دودویی

مجموعه‌داده		زمان آموزش (ثانیه)	زمان آزمایش (ثانیه)
UNSWNB15	با PCA	۹۴۳	۳۴۲
	بدون PCA	۲۱۱۵	۹۰۶
IoTID20	با PCA	۱۷۹۴	۸۳۰
	بدون PCA	۳۲۵۸	۲۰۸۳

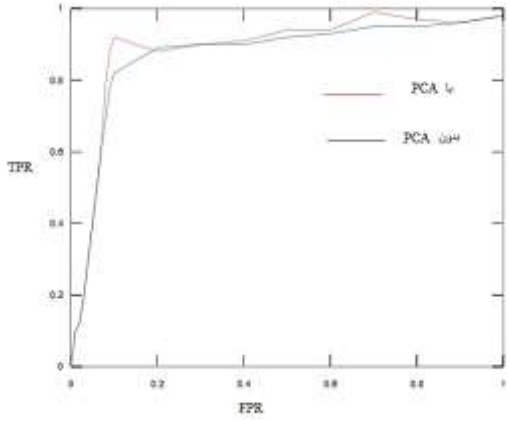
زمان محاسباتی صرف شده برای هر یک از مجموعه‌داده‌ها برای دسته‌بندی دودویی در جدول ۷ نشان داده شده است. در اینجا، کاهش قابل توجهی را می‌توان پس از کاهش ابعاد از طریق PCA مشاهده کرد. از آن‌جایی که مجموعه داده IoTID20 در مقایسه با UNSW-NB15 شامل ویژگی‌های بیشتری است، زمان محاسبات بیشتری برای این مدل صرف می‌شود.

در داده‌کاوی، منحنی ROC، یک روش گرافیکی برای نشان‌دادن تعادل بین نرخ مثبت واقعی و نرخ مثبت کاذب مدل است. منحنی ROC بهینه دارای نرخ مثبت واقعی بالاتر همراه با

نرخ مثبت کاذب کمتر است. در واقع، ناحیهٔ زیر این منحنی، میزان مفیدبودن مدل را نشان می‌دهد. در شکل ۳، منحنی ROC برای UNSW-NB15 و IoTID20 نشان داده شده است. با بهره‌گیری از نتایج به‌دست آمده و بررسی شکل ۳، می‌توان نتیجه‌گیری کرد که برای هر دو مجموعه داده، استفاده از PCA در بهبود عملکرد مدل مفید واقع می‌شود یعنی سطح زیر نمودار بیشتری در نمودار خواهیم داشت.



(الف) نمودار ROC روی مجموعه‌داده UNSWNB15



(ب) نمودار ROC روی مجموعه‌داده IoTID20

شکل (۳). نمودارهای ROC روی مجموعه داده‌های دودویی

۵-۲. مرحله دوم: دسته‌بندی چند کلاسه با کل یا بخشی از ویژگی‌ها

همان‌طور که قبلاً هم ذکر شد بر خلاف مدل دسته‌بندی دودویی، مدل تشخیص چند کلاسه تعداد بیشتری از برچسب‌های کلاس را در خود جای می‌دهد؛ بنابراین، معیارهای عملکرد برای چنین مدل طراحی شده حاوی پارامترهای تکاملی اضافی است. در اینجا، مقادیر بالاتر مربوط به‌دقت وزن‌دار، امتیاز F1 وزن‌دار به همراه مقادیر پایین‌تر نرخ خطا، نشان‌دهندهٔ عملکرد تشخیص بهتر هستند. خلاصه‌ای از عملکرد کلی برای مجموعه‌داده‌های چند کلاسه UNSWNB15 و IoTID20 در جدول ۸ نشان‌داده‌شده است.

جدول (۸). نتایج آزمایش چند کلاسه روی مجموعه داده

معیار (٪)	UNSW-NB15		IoTID20	
	با PCA	بدون PCA	با PCA	بدون PCA
Weighted Precision	۹۸,۴۶	۹۲,۰۱	۹۳,۰۹	۹۰,۷۵
Weighted Recall	۹۷,۴۱	۹۳,۱۸	۸۸,۱۶	۸۲,۳۲
Weighted F1 Score	۹۱,۴۳	۹۰,۵۲	۹۷,۴۸	۹۱,۹۵
Overall Error Rate	۱۰,۲۸	۱۶,۲۲	۱۲,۰۴	۱۷,۸۸

جدول (۹). زمان محاسبات آموزش و آزمایش چند کلاسه

مجموعه‌داده		زمان آموزش (ثانیه)	زمان آزمایش (ثانیه)
UNSWN B15	با PCA	۱۲۹۳	۴۸۳
	بدون PCA	۳۰۱۴	۱۲۹۱
IoTID20	با PCA	۱۹۳۲	۱۳۱۵
	بدون PCA	۴۲۱۹	۲۹۴۶

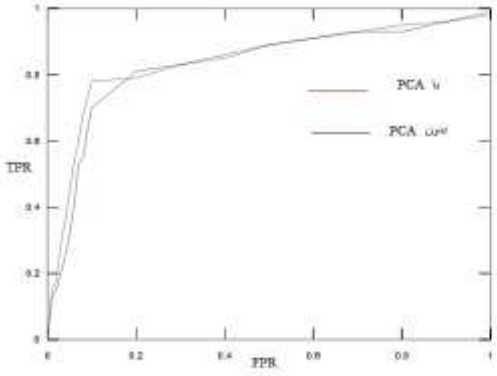
یکی از نگرانی‌های اصلی که با مجموعه‌داده‌های چند کلاسه مرتبط است، توزیع نامتعادل ویژگی‌های کلاسی مختلف است. به‌عنوان‌مثال UNSW-NB15، ۵۸۸۷۱ حمله Generic و تنها ۱۷۴ برچسب حمله Worm را در خود جای‌داده است. به طور مشابه، برای IoTID20، در مقابل ۱۸۳۱۸۹ حملهٔ Mirai-UDP Flooding، تنها ۲۲۱۹۲ حمله Hostport Scan در مجموعه‌داده وجود دارد. مدل در نتیجهٔ چنین تعادل نابرابری، عملکرد متفاوتی را برای کلاس‌های مختلف نشان می‌دهد. به‌خصوص، برای کلاس‌هایی که داده‌های آموزشی کمتری دارند، مدل منجر به عملکرد ضعیف‌تری می‌شود. برای رفع این مشکل، از معیار ارزیابی F1-Score وزن‌دار نیز در نظر گرفته شده است. در اینجا عملکرد کلاس فردی به همراه تعداد رکوردهای کلاس مربوطه برای به‌دست‌آوردن عملکرد کلی مدل در نظر گرفته شده است. با بررسی جدول ۸، مشخص می‌شود که مجموعه‌داده UNSW-NB15 نسبت به مجموعه‌داده IoTID20 عملکرد

بالاتری با ابعاد کاهش‌یافته دارد.

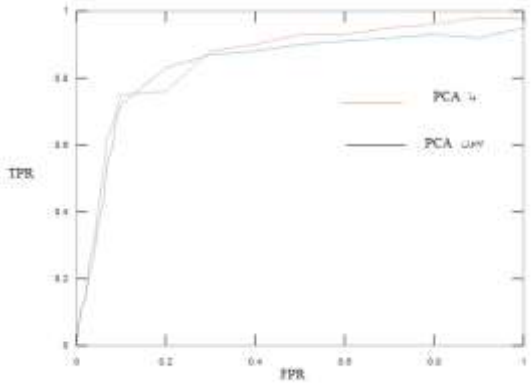
زمان محاسباتی صرف شده برای دسته‌بندی‌های چند کلاسه در جدول ۸ نشان‌داده‌شده است. در اینجا نیز مانند قبل، برای مجموعه‌داده‌های UNSW-NB15 و IoTID20 در زمان استفاده از PCA زمان محاسبات بسیار کمتر از زمانی است که کاهش ابعاد نداریم.

منحنی‌های ROC مربوط به عملیات چند کلاسه به‌منظور ارائه عملکرد خلاصه‌سازی در شکل ۴ نمایش داده شده‌اند که مانند حالت دودویی، در زمان استفاده از کاهش ابعاد، سطح زیر نمودار بیشتر و در واقع کار آیی بهتر را داریم.

در حالت کلی، نتایج نشان می‌دهند که با بهره‌گیری از روش کاهش ابعاد PCA برای انتخاب ویژگی‌های مؤثرتر و استفاده از جنگل تصادفی برای دسته‌بندی داده‌ها، می‌توان زمان محاسبات را کاهش و دقت تشخیص را به طرز چشمگیری افزایش داد.



(الف) نمودار ROC روی مجموعه‌داده UNSWNB15



(ب) نمودار ROC روی مجموعه‌داده IoTID20

شکل (۴). نمودارهای ROC روی مجموعه داده‌های چند کلاسه

۵-۳. مقایسه با کارهای پیشین

در جدول ۱۰، مقایسه‌ای بین دقت روش پیشنهادی وبرخی دیگر از کارهای انجام شده‌ی پیشین صورت گرفته است. نتایج نشان از برتری روش پیشنهادی در اغلب پارامترهای ارزیابی کارآیی سیستم تشخیص نفوذ پیشنهادی دارد.

جدول (۱۰). مقایسه نتایج به‌دست آمده از روش پیشنهادی با برخی دیگر از روش‌های تشخیص نفوذ

روش	نوع دسته‌بندی	حداکثر دقت (٪)
کومار و همکاران [۲۰]	دودویی	۹۹,۳
سرور و همکاران [۱۳]	دودویی و چند کلاسه	۹۸
گابر و همکاران [۱۲]	دودویی و چند کلاسه	۹۸,۳
محمدرضایی و همکاران [۴]	دودویی و چند کلاسه	۹۹,۶
روش پیشنهادی مقاله	دودویی و چند کلاسه	۹۹,۷۳

۶- نتیجه‌گیری

به‌منظور مقابله با خطرات فزاینده علیه حریم خصوصی داده‌ها از طریق نقض‌های موجود در معماری شبکه، سیستم‌های تشخیص نفوذ در طول سال‌ها به اولویت اصلی تبدیل شده‌اند. اگرچه مطالعات زیادی در این زمینه انجام شده است، اما اغلب این مطالعات از اطلاعات ترافیک شبکه به‌درستی استفاده نمی‌کنند. باتوجه‌به این مشکل، در این مقاله، ما یک مطالعه جامع از تشخیص نفوذ شبکه با استفاده از یک مدل ترکیبی ارائه کردیم. مجموعه‌داده IoTID20 در کنار مجموعه‌داده معروف UNSW-NB15 برای رسیدگی به ناهنجاری‌های ترافیک شبکه مورد بررسی قرار گرفته است. ماهیت انفجاری داده‌های با ابعاد بالا اغلب می‌تواند فرآیند محاسباتی را در حین تجزیه‌وتحلیل الگوهای واقعی به خطر بیندازد. به‌عنوان یک اقدام مناسب در برابر چنین مشکلی، از روش تحلیل مؤلفه اصلی (PCA) استفاده شد که منجر به کاهش ابعاد و درعین‌حال حفظ ویژگی‌های مفید داده‌ها شده است. در اینجا آزمایش‌ها از دو منظر مختلف، دسته-بندی دودویی و چند کلاسه انجام شد. نتایج مشاهدات نشان داد که با اتخاذ سیاست‌های درست در مرحلهٔ پیش‌پردازش داده‌ها، پیچیدگی مدل به میزان قابل‌توجهی کاهش می‌یابد و همراه با بهره‌گیری از سرعت اجرای الگوریتم جنگل تصادفی که یک الگوریتم مبتنی بر یادگیری ماشین است نتایج بادقت بالاتر از روش‌های قبلی به دست می‌آید

۷- مراجع

[1] A. Dolan, L. Ray, and S. Majumdar, "Proactively extracting iot device capabilities: An application to smart homes", Data and applications security and privacy Conference, 2020, DOI:10.1007/978-3-030-49669-2_3.

[2] H. Tanha, and M. Abbasi, “Identify malicious traffic on IoT infrastructure using neural networks and deep learning”, Electron. Cyber Def, vol. 11, no.2. pp. 1-13, 2023,(in pershian).dor: https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23224347.1402.11.2.1.4

[3] M. Choras, and M. Pawlicki, “Intrusion detection approach based on optimised artificial neural network”, Neurocomputing, vol. 452, pp. 705–715, 2021, DOI:10.1016/j.neucom.2020.07.138.

[4] M. Mohammadrezaei, “Detecting Fake Accounts on Social networks using Principal Components Analysis and Algorithm Kernel Density Estimation (A case study on the Twitter social network),” Electron. Cyber Def., vol. 9, no.3 pp. 109-123, 2021,(in pershian) dor: 20.1001.1.23224347.1400.9.3.9.0

[5] K. Keerthi Vasan, and B. Surendiran, “Dimensionality reduction using Principal Component Analysis for network intrusion detection”, Perspect. Sci., vol. 8, pp. 510-512, 2016, DOI:10.1016/j.pisc.2016.05.010.

[6] F. B. Islam, R. Akter, D.S. Kim, and J.M. Lee, “Deep learning based network intrusion detection for industrial internet of things”, vol. 8, pp. 418–421, 2020,journal-home.s3.ap-northeast-2.amazonaws.com/site/2020kics/presentation/0669.pdf.

[7] M.A. Jabbar, R. Aluvalu, and S.S.S Reddy, “Cluster based ensemble classification for intrusion detection system”, Proceedings of the 9th international conference on machine learning and computing, 2017, DOI:10.1145/3055635.3056595.

[8] D. Gaikwad, and R.C. Thool, “Intrusion detection system using bagging ensemble method of machine learning”, international conference on computing communication control and automation, 2015, DOI: 10.1109/ICCUBEA.2015.61.

[9] M.P. Kantipudi, R. Aluvalu, and S. Velamuri, “An intelligent approach of intrusion detection in mobile crowd sourcing systems in the context of iot based smart city”, Smart Science, vol. 11, pp. 234–240, 2022, DOI:10.1080/23080477.2022.2117889.

[10] M. Wo´zniak, A. Zielonka, A. Sikora, M.J. Piran, and A. Alamri, “6g-enabled iot home environment control using fuzzy rules”, IEEE INTERNET THINGS, vol. 8, pp.5442–5452,2020, DOI: 10.1109/JIOT.2020.3044940.

[11] K. S. Kiran, R. K. Devisetty, N. P. Kalyan, K. Mukundini, and R. Karthi, “Building a intrusion detection system for IoT environment using machine learning techniques”, Procedia Comput. Sci., vol. 171, pp.2372-2379,2020, DOI:10.1016/j.procs.2020.04.257.

[12] T. Gaber, A. El-Ghamry, and A. E. Hassanien, “Injection attack detection using machine learning for smart IoT applications”, Phys. Commun, vol. 52, pp. 101685-101695, 2022, DOI:10.1016/j.phycom.2022.101685.

[13] A. Sarwar, S. Hasan, W. U. Khan, S. Ahmed, and S. N. K. Marwat, “Design of an Advance Intrusion Detection System for IoT Networks”, 2nd International Conference on Artificial Intelligence (ICAI), 2022, DOI: 10.1109/ICAI55435.2022.9773747.

[14] M. Bagaa, T. Taleb, J. B. Bernabe, and A. Skarmeta, “A machine learning security framework for iot systems”, IEEE Access, vol. 8, pp. 114066- 114077, 2020, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2996214.

[15] N. Moustafa, and J. Slay, “Unsw-nb15: A comprehensive data set for network intrusion etection systems (unsw-nb15 network data set)”, military communications and information systems conference (MilCIS), 2015, DOI: 10.1109/MilCIS.2015.7348942.

[16] I. Ullah, and Q. Mahmoud, “A scheme for generating a dataset for anomalous activity detection in iot networks”, Canadian conference on AI, 2020, DOI:10.1007/978-3-030-47358-7_52.

[17] P. Maniriho, E. Niyigaba, Z. Bizimana, V. Twiringiyimana, L.J. Mahoro, L. J, and T. Ahmad, “Anomaly-based intrusion detection approach for iot networks using machine learning”, international conference on computer engineering, network, and intelligent multimedia (CENIM), 2020, DOI: 10.1109/CENIM51130.2020.9297958

[18] R. Qaddoura, A.M. Al-Zoubi, I. Almomani, and H. Faris, “A multi-stage classification approach for iot intrusion detection based on clustering with oversampling”, Appl. Sci., vol. 11, pp. 3022, 2021,.mdpi .com /2076 -3417 /11 /7 /3022.

[19] A. Farah, “Cross dataset evaluation for IoT network intrusion detection” (Ph.D. thesis), 2020.

[20] P. Kumar, G.P. Gupta, R. Tripathi, S. Garg, and M.M. Hassan, “DLTIF: Deep learning-driven cyber threat intelligence modeling and identification framework in IoT-enabled maritime transportation systems”, IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 24, pp. 1–10, 2021, DOI:10.1109/tits.2021..3122368