DOR: 20.1001.1.2538161.1404.10.1.7.3

DOI : 10.22034/csj.2025.222120

بهار ۱۴۰۴، دوره ۱۰، شماره ۱، پیاپی ۳۶

دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۰۷/۰۹

پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۰۸/۰۵

# ارائه یک مدل یادگیری عمیق برای سیستم تشخیص نفوذ با استفاده از لایه هم‌آمیخت و روش تحلیل مولفه‌های اصلی

**سید محمد جوادی مقدم***

دانشکده مهندسی، دانشگاه بزرگمهر قائنات، قاین، ایران

پست الکترونیکی: smjavadim@buqaen.ac.ir

**حسین غلامعلی‌نژاد**

دانشکده مهندسی، دانشگاه بزرگمهر قائنات، قاین، ایران

پست الکترونیکی: h_gholamalinejad@buqaen.ac.ir

**طهورا رمضانی مقدم**

دانشکده مهندسی، دانشگاه بزرگمهر قائنات، قاین، ایران

پست الکترونیکی: tahooraramezani79@gmail.com

## چکیده

امنیت و پایداری شبکه‌ها نقش اساسی در دنیای ارتباطات دارد. سیستم تشخیص نفوذ یک عنصر حیاتی در شناسایی و پیشگیری از انواع تهدیدات سایبری است و از عناصر ضروری امنیت محسوب می‌شود. یکی از مشکلات روش‌های سنتی تشخیص نفوذ، وابستگی آنها به الگوهای موجود و ناتوانی در شناسایی ناهنجاری‌ها است. شبکه‌های عصبی هم‌آمیخت[1] می‌توانند الگوهای جدید و مبهم را شناسایی کرده و تعداد هشدارهای کاذب را به حداقل برسانند. این مقاله یک رویکرد جدید، بر اساس لایه هم‌آمیخت یک بعدی و لایه حذف تصادفی با روش تحلیل مؤلفه اصلی، برای حل مشکل و کمک به سیستم تشخیص نفوذ برای دستیابی به نرخ تشخیص بالاتر ارائه می‌کند. روش پیشنهادی شامل یک شبکه عمیق با شش لایهٔ هم‌آمیخت است که از تابع فعال‌سازی MISH بعد از هر لایه هم‌آمیخت استفاده می‌کند. تحلیل مولفه‌های اصلی برای کاهش ابعاد ویژگی‌های ورودی و استخراج ویژگی‌های ضروری استفاده شده است. ساختار پیشنهادی با استفاده از مجموعه داده CIC-IDS2017 تجزیه‌وتحلیل شده است. نتایج آزمایش‌ها عملکرد بهتری را از نظر زمان تشخیص و صحت، دقت، فراخوانی و کاپاکوهن در روش پیشنهادی نسبت به ساختارها و روش‌های مشابه نشان می‌دهد. زمان تشخیص روش پیشنهادی هشت میلی ثانیه بوده است.

**واژه‌های کلیدی:** تشخیص نفوذ، الگوریتم تحلیل مولفه اصلی، یادگیری عمیق، الگوریتم MISH، لایه هم‌آمیخت.

## ۱. مقدمه

امروزه، مسائل امنیتی نقش اساسی در ارتباطات ایفا

* نویسندهٔ مسئول

1- Convolutional neural network

می‌کننـد. چـون جریان داده در این محیط به سـرعت رخ می‌دهد [۱]. سیسـتم‌های تشخیص نفوذ به عنوان عناصر حیاتی در شناسـایی و پیشـگیری از تهدیدات سـایبری مختلـف معـرفی شـده‌اند و از عناصر ضـروری امنیت محسوب می‌شوند [۲]. با پیشـرفت‌های اخیر در یادگیری ماشین، به‌ویژه شـبکه‌های عصبی هم‌آمیخت، امید جدیدی برای شناسایی دقیق‌تر و کارآمدتر حملات سایبری وجود دارد [۳].

شـبکه‌های عصبی هم‌آمیخت به دلیل توانایی منحصر به فرد خود در استخراج و تجزیه‌وتحلیل ویژگی‌های داده، تحقیقات بینایی ماشین و سایر حوزه‌ها را متحول کرده‌اند. این شـبکه‌ها به عنوان راه‌حل‌های پیشگام برای شناسایی الگوهای مخرب، زمینه جدیدی را در امنیت سایبری ایجاد می‌کنند [٤]. شبکه‌های عصبی هم‌آمیخت با قابلیت‌های خود بـرای تجزیه‌وتحلیل دقیق و سـریع پدیده‌های پیچیده، به ابزاری مفیدی برای تشـخیص نفوذ دقیق‌تر تبدیل شده‌اند. یکی از مشکلات روش‌های سنتی تشخیص نفوذ، وابستگی آنها به الگوهای موجود و ناتوانی در شناسایی ناهنجاری‌ها است. شبکه‌های عصبی هم‌آمیخت می‌توانند الگوهای جدید و مبهم را شناسـایی کرده و تعداد هشـدارهای کاذب را به حداقل برسـانند. این شـبکه‌ها امکان بهبود فعالیت‌های مشـکوک را فراهم می‌کنند و تجزیه‌وتحلیل دقیق‌تری ارائه می‌دهند. این تحولات به معنای افزایش حفاظت از سازمان‌ها و افراد در برابر تهدیدات سایبری است [٥].

بسیاری از محققان ادعا کرده‌اند که شـبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند عملکرد سیسـتم تشخیص نفوذ را در مقایسـه با روش‌های مرسـوم افزایش دهنـد [٦–٨]. کیم [۹] یک مدل مبتنی بر شـبکه عصبی عمیق ارائه کرد که با استفاده از مجموعه داده KDD CUP 99 به دقت ۹۹ درصد در این مجموعه داده دست یافت. دینگ و ژای [۱۰] یک مدل تشخیص نفوذ مبتنی بر شبکه هم‌آمیخت را پیشنهاد کردند. آنها بـر روی چند طبقه‌بندی با مجموعـه داده NSL-KDD تمرکز کردند. این تحقیق عملکرد مدل پیشنهادی را با سایر مدل‌هـای یادگیری ماشین و یادگیری عمیق مانند فرکانس رادیوی[۲]، ماشین بردار پشـتیبانی، شـبکه باور عمیق[۳] و حافظه کوتاه مدت طولانی٤ ارزیابی کرده اسـت. بالاترین مقدار دقت شـبکه هم‌آمیخت پیشـنهادی، با مقدار ۸۰/۱۳ درصد، در مجموعه داده NSL-KDD بود.

تعـدادی از محققیـن روش‌هایی مبتنی بر شـبکه‌های عصـبی هم‌آمیخـت و شـبکه‌های حافظـه کوتـاه مدت طـولانی برای تشـخیص نفوذ در شـبکه‌های کامپیوتری پیشـنهاد کرده‌اند. خوزه [۱۱] با استفاده از مجموعه داده CIC-IDS 2017، مقـدار دقـت تشـخیص را ۹۰/٦۱ درصد در شـبکه هم‌آمیخت پیشنهادی و ۹۷/٦۷ درصد در شبکه حافظه کوتاه مدت طولانی گـزارش کرد. به همین ترتیب، حمزه [۱۲] رویکردی را پیشـنهاد کرد کـه به نتیجه دقت ۹۳ درصـد در مجموعـه داده CSE-CIC-IDS2018 دسـت یافـت. این مدل می‌تواند داده‌های تصویر مخرب و ترافیک شـبکه متوالی را شناسـایی کند و میانگین دقت تشخیص نفـوذ ۹۷/٦۳ درصـد دارد. لین [۱۳] یک مدل تشـخیص نفـوذ پویا را با اسـتفاده از حافظه کوتاه مـدت طولانی، روش توجـه٥ و تکنیـک نمونه‌زایی اقلیـت ترکیبی٦ ارائه کرد. معمـاری حافظه کوتاه مدت طـولانی بر چالش‌های روزمره شبکه‌های عصبی بازگشتی۷، مانند ناپدید شدن و انفجار گرادیان غلبه می‌کند. این مدل در مجموعه داده‌های CSE-CIC-IDS2018 بـه دقت ۹٦/۲ درصد دسـت یافت. به همیـن ترتیب، کیم [۱٤] به دقت ۹۸/۷۹ درصد در مجموعه داده KDD Cup 99 دست یافت.

یـکی از مهمتریـن نگرانی‌هـا در مورد سیسـتم‌های تشـخیص نفوذ، پایداری آنها در برابر تغییرات سریع در شـبکه‌ها و سخت‌افزار است. شون [۱٥] مدل جدیدی را بر اسـاس رمزگذار خودکار عمیق غیرمتقـارن و طبقه‌بندی جنگل تصادفی پیشـنهاد کرد. این روش بـا دو مجموعه

2-Radio frequency
3-Deep belief network
4-Long short-term memory (LSTM)
5-Attention
6-Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)
7-RRN

داده مختلف KDDCUP'99 و NSL-KDD مورد ارزیابی قرار گرفت و دقت آن به ترتیب ۹۷/۸۵ درصد و ۸۵/۴۲ درصد بود. به همین ترتیب، هو [۱۶] از مدل رمزگذار خودکار متغیر شرطی log-cosh [8] و شبکه عصبی کوتاه‌مدت دوطرفه و یک‌طرفه برای سیستم تشخیص نفوذ استفاده کرد. این روش می‌تواند نمونه‌های مجازی با برچسب‌های خاص ایجاد کند و ویژگی‌های حمله مهمتری را از داده‌های ترافیک شبکه استخراج کند. این روش نرخ تشخیص برخی از رده‌های حمله را افزایش می‌دهد و عملکرد NID بهبود یافته است. نتایج روی مجموعه داده NSL-KDD شامل دقت، امتیاز F1، خوانایی و نرخ خطای نادرست به ترتیب ۸۷/۳۰ درصد، ۸۷/۸۹، ۸۰/۸۹ درصد و ٤/۳٦ درصد بود. بین [۱۷] یک شبکه عصبی مکرر با مجموعه داده NSL-KDD پیشنهاد کرد و طبقه‌بندی‌های دودویی و چندگانه را انجام داد. علاوه بر این، روی [۱۸] روشی مبتنی بر شبکه‌های عصبی بازگشتی حافظه کوتاه‌مدت دوطرفه (BLSTM-RNN) برای تشخیص نفوذ دودویی پیشنهاد کرد. این مدل به دقت ۹۵ درصد دست‌یافته است. کو و همکاران [۱۹] مدلی بر اساس شبکه باور عمیق [9] ارائه کرد. آنها دقت ۹۵/۲۵ درصد را در مجموعه داده NSL-KDD گزارش کردند.

در یک سیستم تشخیص نفوذ، دقت تشخیص و سرعت تشخیص دو پارامتر مهم هستند که برتری روش‌ها را تعیین می‌کنند. این مقاله یک شبکه هم‌آمیخت و یک الگوریتم تحلیل مولفه اصلی را ترکیب می‌کند. این روش زمان تشخیص را کاهش می‌دهد و عملکرد بهتری نسبت به روش‌های مشابه در سایر معیارها دارد. بقیه مقاله به شرح زیر است. ساختار روش پیشنهاد در بخش ۲ توضیح داده شده است. بخش سه نتایج ارزیابی روش پیشنهادی و دیگر روش‌های مشابه براساس معیارهای توضیح داده شده و بحث در مورد آنها را بیان می‌کند. در آخر بخش چهار نتیجه‌گیری مقاله را ارائه می‌کند.

8-Log-cosh conditional variational autoencoder (LCVAE)
9-DBN

## ۲. روش پیشنهادی

مدل پیشنهادی یک ساختار عمیق است که شامل لایه‌های هم‌آمیخت یک‌بعدی، نرمال‌سازی دسته‌ای [10]، و حذف تصادفی [11] می‌شود و از تابع فعال‌سازی Mish استفاده می‌کند. الگوریتم تحلیل مولفه اصلی ابتدا برای کاهش تعداد ویژگی‌ها روی داده‌های ورودی اعمال می‌شود. در زیر جزئیات هر لایه آورده شده است.

### ۲-۱- تحلیل مولفه اصلی [12]

تحلیل مولفه اصلی یک تکنیک آماری است که معمولاً در یادگیری ماشینی و تجسم داده‌ها استفاده می‌شود. ابعاد مجموعه داده را کاهش می‌دهد و قابلیت تفسیر را افزایش می‌دهد و در عین حال از دست دادن اطلاعات را به حداقل می‌رساند. تحلیل مولفه اصلی شامل استانداردسازی داده‌ها، محاسبه ماتریس کوواریانس، و شناسایی اجزای اصلی است که بیشترین واریانس را به خود اختصاص می‌دهند. مقادیر ویژه و بردارهای ویژه مرتب‌سازی می‌شوند و ماتریس اصلی بر اساس این مقادیر تبدیل می‌شود تا مؤلفه‌های اصلی ناهمبسته به‌دست آید. این مؤلفه‌ها بیشترین واریانس را در داده‌ها به خود اختصاص می‌دهند و هر مؤلفه بعدی واریانس کمتری را به خود اختصاص می‌دهد.

### ۲-۲-لایه هم‌آمیخت یک بعدی

یادگیری ماشین و یادگیری عمیق به طور گسترده از لایه‌های Conv1D یا هم‌آمیخت یک بعدی برای پردازش داده‌های زمانی، پردازش زبان طبیعی و تجزیه‌وتحلیل سری‌های زمانی استفاده می‌کنند. برخلاف Conv2D که برای پردازش تصویر استفاده می‌شود، Conv1D فقط هم‌آمیختی را در یک بعد انجام می‌دهد و از هسته‌ای با وزن‌های قابل یادگیری استفاده می‌کند که روی داده‌های ورودی می‌لغزند، در هر مرحله یک ضرب داخلی انجام

10-Batch Normalization
11-Dropout
12-Principal Component Analysis (PCA)

می‌دهد و نتایج را برای تولید خروجی جمع می‌کند. پارامترهای ضروری Conv1D شامل تعداد فیلترها، اندازه هسته، گام‌ها[۱۳] و لایه‌گذاری[۱۴] است. لایه Conv1D برای تشخیص گفتار، تشخیص ناهنجاری در سری‌های زمانی و تجزیه‌وتحلیل توالی با شناسایی الگوهای ثابت برای ترجمه‌های آنی مناسب است.

در نظر بگیرید $h_i^k$ نقشه ویژگی kام در لایه iام و h0 =x لایه ورودی است. فرض کنید $w_i^k$ بردار وزن k امین فیلتر هم‌آمیختی و bi بردار بایاس لایه i است. لایه هم‌آمیخت یک بعدی بسته داده ترافیک شبکه را به‌عنوان یک بردار ورودی $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_k)$ دریافت می‌کند که χk یک ویژگی است. f را به عنوان یک تابع فعال کننده در نظر بگیرید. در هر یک از لایه‌های هم‌آمیخت، نقشه ویژگی ورودی $h_i^k$ با فیلترها یک نقشه ویژگی جدید تولید می‌کند

$$h_i^k = b_i^k + \sum_{k=1}^{K} w_i^{k-1} y_i^{k-1} \quad (۱)$$

$$y_i^k = f(h_i^k) \quad (۲)$$

### ۲-۳. تابع فعال‌ساز Mish

تابع فعال‌ساز Mish یک تابع فعال‌ساز نسبتاً جدید است که در یادگیری عمیق استفاده می‌شود. این تابع توسط دیگانتا میسرا[۱۵] در سال ۲۰۱۹ پیشنهاد شد [۲۰]. تابع Mish یک تابع نرم[۱۶] و قابل تمایز است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Mish(x) = x * tanh(softplus(x)) \quad (۳)$$

که در آن softplus(x) یک تقریب نرم برای تابع است و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$softplus(x) = log\,(1 + exp(x)) \quad (٤)$$

در برخی از مدل‌های یادگیری عمیق، تابع فعال ساز Mish نسبت به سایر توابع فعال‌ساز بهتر عمل کرده است. این می‌تواند به کاهش مشکلاتی مانند ناپدید شدن گرادیان‌ها[۱۷] و نورون‌های مرده[۱۸] کمک کند. شکل غیر یکنواخت آن می‌تواند ظرفیت مدل را بدون افزایش تعداد پارامترها یا عمق مدل افزایش دهد.

در حالی که تابع فعال‌ساز Mish با موفقیت در کارهای مختلف استفاده شده است، شایان ذکر است که استفاده از یک تابع نمایی در محاسبه آن، سطح بالاتری از پیچیدگی محاسباتی را در مقایسه با سایر توابع مانند ReLU معرفی می‌کند. این به طور بالقوه می‌تواند بر کارایی مدل تأثیر بگذارد.

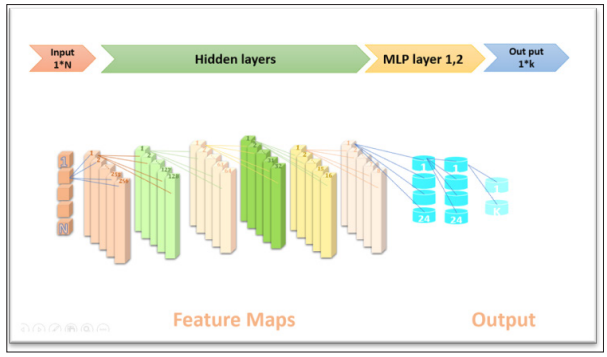
### ۲-۴- حذف تصادفی[۱۹]

شبکه‌های عصبی معمولاً از یک لایه حذف تصادفی برای جلوگیری از بیش‌برازش[۲۰] استفاده می‌کنند. در این روش، نورون‌ها به طور تصادفی در حین آموزش حذف می‌شوند، بنابراین مدل داده‌های آموزشی را به خوبی یاد نمی‌گیرد و روی داده‌های دیده نشده عملکرد ضعیفی دارد. سهم آنها در نورون‌های پایین‌دست به طور موقت حذف می‌شود و به‌روزرسانی وزن اعمال نمی‌شود. انتخاب تصادفی نورون‌های حذف شده تضمین می‌کند که مدل به شدت به یک نورون وابسته نیست و آن را قوی‌تر می‌کند. در طول فرآیند آزمایش، هیچ نورونی حذف نمی‌شود، اما نرخ انصراف، مقادیر خروجی لایه را کاهش می‌دهد تا افزایش فعالیت در طول آموزش را در نظر بگیرد.

### ۲-۵- ساختار پیشنهادی

شکل ۱ ساختار پیشنهادی را نشان می‌دهد. این شبکه از شش لایه هم‌آمیخت یک بعدی تشکیل شده است. در هر لایه، تعداد هسته‌ها ۲۵٦، ۱۲۸، ٦٤، ۳۲، ۱٦ و ۸ است. پس از اعمال هم‌آمیختی، هر لایه از تابع فعال‌سازی MISH و سپس یک لایه حذف تصادفی با p=0.1 استفاده می‌کند.

13-Stride
14-Padding
15-Diganta Misra
16-Smooth
17-Gradient disappearance
18-Dead neurons
19-Dropout
20-Overfitting




شکل (۱): ساختار پیشنهادی

علاوه بر این، ساختار از دو لایه کاملاً متصل[۲۱] به ابعاد ۲٤ و در نهایت از لایه فعال‌کننده Softmax استفاده می‌کند

## ۳. نتایج و بحث

### ۳-۱- محیط ارزیابی

تمامی آزمایش‌ها در پایتون با استفاده از کتابخانه PyTorch روی پردازنده core i3-9100f با فرکانس ۳/٦ گیگاهرتز با ۱۲۸ گیگابایت RAM و پردازنده گرافیکی Nvidia GeForce 2080 Turbo انجام شد. برای اندازه‌گیری زمان تشخیص در همه آزمایش‌ها شرایط یکسانی حفظ شد و همه برنامه‌ها به جز VSCode غیرفعال بودند.

### ۳-۲- مجموعه داده

برای ارزیابی روش پیشنهادی از دو مجموعه داده استفاده شد. علاوه بر این از مجموعه داده برای ارزیابی بیشتر روش پیشنهادی استفاده شد. این مجموعه داده KDD CUP 99 که با هدف آزمون الگوریتم‌های تشخیص نفوذ گردآوری و طراحی شده است و با استفاده از حجم عظیم داده‌های گردآوری شده در پروژه DIDE[۲۲] که با همکاری سازمان پروژه‌های تحقیقاتی پیشرفته دفاعی، وزارت دفاع ایالات متحده آمریکا و آزمایشگاه لینکلن دانشگاه MIT انجام شد، تهیه گردیده است. کلیه رکوردهای موجود در این مجموعه داده، توسط افراد خبره در حوزه امنیت اطلاعات برچسب‌گذاری شده است به گونه‌ای که تعلق هر رکورد به ردهٔ خاصی از حمله و یا عادی بودن رکورد به آسانی قابل تشخیص است.

مجموعه داده CIC-IDS2017 یک مجموعه داده جامع برای سیستم‌های تشخیص نفوذ است که توسط موسسه امنیت سایبری کانادا توسعه یافته است [۲۲]. این مجموعه داده معیاری برای انواع مختلف حملات سایبری برای تسهیل و تشویق توسعه تکنیک‌ها و روش‌های جدید برای امنیت سایبری فراهم می‌کند.

این مجموعه داده شامل هشت فایل مختلف است که حاوی پنج روز ترافیک عادی و داده‌های حمله از موسسه امنیت سایبری کانادا است. جدول ۱ شرح مختصری از تمام آن فایل‌ها را نشان می‌دهد.

جدول (۱): فایل‌های مجموعه داده CICIDS2017

| نام فایل | فعالیت روز | حملات پیدا شده |
|---|---|---|
| Monday-WorkingHours.pcap_ISCX.csv | دوشنبه | Benign (Normal human activities) |
| Tuesday-WorkingHours.pcap_ISCX.csv | سه شنبه | Benign, FTP-Patator, SSH-Patator |
| WednesdayworkingHours.pcap_ISCX.csv | چهارشنبه | Benign, DoS GoldenEye, DoS Hulk, DoS Slowhttptest, DoS slowloris, Heartbleed |
| Thursday-WorkingHours-Morning-WebAttacks.pcap_ISCX.csv | پنج شنبه | Benign, Web Attack – Brute Force, Web Attack – Sql Injection, Web Attack – XSS |
| Thursday-WorkingHours-Afternoon-Infilteration.pcap_ISCX.csv | پنج شنبه | Benign, Infiltration |
| Friday-WorkingHours-Morning.pcap_ISCX.csv | جمعه | Benign, Bot |
| Friday-WorkingHours-AfternoonPortScan.pcap_ISCX.csv | جمعه | Benign, PortScan |
| Friday-WorkingHours-AfternoonDDos.pcap_ISCX.csv | جمعه | Benign, DDoS |

جدول ۱ نشان می‌دهد که داده‌های پنجشنبه بعدازظهر

21-Full-connected
22-DARPA Intrusion Detection Evaluation

و جمعه برای طبقه‌بندی دودویی مناسب هستند، در حالی که داده‌های صبح سه‌شنبه، چهارشنبه و پنج‌شنبه برای طراحی یک مدل تشخیص چند رده‌ای بهترین هستند. با این حال، ذکر این نکته ضروری است که یک مدل تشخیص ایده‌آل باید بتواند هر حمله‌ای را تشخیص دهد. بنابراین، همه داده‌های ترافیک روز در یک مجموعه داده ادغام شدند که منجر به ایجاد مجموعه داده‌ای با ۳۱۱۹۳٤٥ نمونه و ۸۳ ویژگی، از جمله ۱۵ برچسب رده (۱ برچسب عادی + ۱٤ برچسب حمله) شد. پس از حذف نمونه‌هایی با برچسب‌های رده از دست‌رفته[23] و داده‌های از دست‌رفته[24]، مجموعه داده ترکیبی CICIDS2017 شامل ۲۸۳۰٥٤۰ نمونه بود. جداول ۲ و ۳ ویژگی‌های مجموعه داده ترکیبی و وقوع دقیق هر رده را نشان می‌دهد.

جدول (۲): ویژگی‌های کلی مجموعه داده CICIDS2017

| نام مجموعه داده | CICIDS2018 |
|---|---|
| نوع مجموعه داده | چند کلاسه |
| سال تولید | ۲۰۱۷ |
| مجموع تعداد نمونه‌های مجزا | ۲۸۳۰۵۴۰ |
| تعداد ویژگی‌ها | ۸۳ |
| تعداد کلاس‌های مجزا | ۱۵ |

جدول (۳): تعداد نمونه رده‌ای مجموعه داده CICIDS2017

| برچسب‌های کلاس | تعداد نمونه‌ها |
|---|---|
| BENIGN | ۲۳۵۹۰۸۷ |
| DoS Hulk | ۲۳۱۰۷۲ |
| PortScan | ۱۵۸۹۳۰ |
| DDoS | ۴۱۸۳۵ |
| DoS GoldenEye | ۱۰۲۹۳ |
| FTP-Patator | ۷۹۳۸ |
| SSH-Patator | ۵۸۹۷ |
| DoS slowloris | ۵۷۹۶ |
| DoS Slowhttptest | ۵۴۹۹ |
| Bot | ۱۹۶۶ |
| Web Attack – Brute Force | ۱۵۰۷ |
| Web Attack – XSS | ۶۵۲ |
| Infiltration | ۳۶ |
| Web Attack – Sql Injection | ۲۱ |
| Heartbleed | ۱۱ |

23-Missing class lab
24-Missing data

### ۳-۳- معیارهای ارزیابی

معیارهای اندازه‌گیری زمان، صحت[25]، دقت[26]، فراخوانی[27] و کاپا کوهن[28] است که برای ارزیابی توانایی ساختار پیشنهادی در شناسایی نوع نفوذ استفاده شد.

**- صحت**

صحت تشخیص، نسبت رده‌های پیش‌بینی شده درست به کل داده‌ها است. معادله ۱ به صورت ریاضی بیانگر صحت است.

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

**- فراخوانی**

زمانی که مقدار منفی نادرست زیاد باشد، معیار فراخوانی مناسب خواهد بود. این معیار به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (٦)$$

**- دقت**

دقت معیاری برای نشان دادن صحت نتیجه مثبت است. حداکثر مقدار آن ۱ است. دقت بیشتر به معنای تعداد مثبت نادرست کمتر است. معادله ۳ این معیار را محاسبه می‌کند

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (۷)$$

**- کاپا کوهن**

ضریب کاپا کوهن و تجزیه‌وتحلیل آماری بر اساس

25-Accuracy
26-Precision
27-Recall
28-Cohen's kappa

آن، معیارهـــای عددی بین ۱- و ۱+ اســـت و هر چه به ۱+ نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده وجود توافق متناسب و مستقیم است. اندازه‌های نزدیک به ۱- نشان‌دهنده تطابق معکوس و اندازه‌های نزدیک به صفر نشان‌دهنده عدم توافق است. این ضریب به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$Kappa = \frac{\Pr(a)-\Pr(e)}{1-\Pr(e)} \quad (۸)$$

به طوری که Pr(a) توافق نســـبی مشـــاهده شده بین ارزیاب‌ها اســـت و Pr(e) احتمال توافـــق احتمالی فرضی است.

### ۳-۴- نتایج

جـــدول ٤ نشـــان می‌دهد که روش پیشـــنهادی از نظر معیارهای طبقه‌بندی مشـــابه با شبکه Inception v2 رفتار می‌کند. با این حال، زمان تشخیص روش پیشنهادی تقریباً یک پنجم روش Inception v2 است.

**جدول (۴): مقایسه ساختار پیشنهادی با ساختارهای عمیق رایج**

| نام روش | زمان تشخیص (میلی‌ثانیه) | کاپا کوهن | دقت | فراخوانی | صحت |
|---|---|---|---|---|---|
| Vgg19-BN | ۵۶ | ۰/۹۹۵ | ۹۹/۲۵ | ۹۸/۵۸ | ۹۹/۹۵ |
| Resnet50 | ۱۸ | ۰/۹۱۵ | ۹۷/۵۲ | ۹۶/۶۹ | ۹۷/۲۵ |
| Inception_v2 | ۳۵ | ۰/۹۹۹ | ۹۹/۰۱ | ۹۹/۹۱ | ۹۹/۹۸ |
| DarkNet | ۲۱ | ۰/۸۹۵ | ۹۵/۶۸ | ۹۴/۶۵ | ۹۵/۵۶ |
| روش پیشنهادی | ۸ | ۰/۹۹۸ | ۹۸/۹۹ | ۹۹/۸۵ | ۹۹/۹۶ |

جـــدول ٥ روش پیشـــنهادی را با روش‌های مشـــابه مقایسه می‌کند.

**جدول (۵): مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های مشابه**

| نام روش | صحت | زمان تشخیص (میلی‌ثانیه) |
|---|---|---|
| CNN [۲۳] | ۹۰/۶۱ | ۵ |
| LSTM [۲۳] | ۹۷/۶۷ | ۲۵ |
| روش پیشنهادی | ۹۹/۹۶ | ۸ |

جدول ٦ روش پیشـــنهادی را با روش‌های مشـــابه با مجموعه داده KDD CUP 99 مقایسه می‌کند.

**جدول (۶): مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های مشابه با مجموعه داده KDD CUP 99**

| نام روش | صحت |
|---|---|
| DNN [۹] | ۹۹ |
| LSTM [۱۴] | ۹۸/۷۹ |
| روش پیشنهادی | ۹۹/۳۲ |

### ۳-۵-بحث

جدول ٤ شامل یک نمای کلی از عملکرد مدل‌های مختلف در تشـــخیص الگو است. قابل ذکر است که مدل پیشنهادی با صحـــت ۹۸/۹۹ درصد، فراخـــوانی ۹۹/۸۵ درصد، دقت ۹۹/۹٦ درصد، و زمان تشـــخیص ۸ میلی ثانیه، برجســـته اســـت. این نتایج اعتماد به قابلیت‌های مـــدل را القا می‌کند. بر اســـاس اطلاعات ارائه شده در جدول ٥، مدل پیشنهادی دارای دقـــت بیـــش از ۹۹/۹٦ درصد و زمان تشـــخیص ۸ میلی‌ثانیه، مـــدل LSTM دارای دقت ۹۷/٦۷ درصد و زمان تشخیص ۲۵ میلی‌ثانیه و مدل CNN دارای یک دقت ۹۰/٦۱ درصد و زمان تشـــخیص ٥ میلی ثانیه می‌باشند. با توجه به این اطلاعات، مدل پیشنهادی از دقت بسیار بالا و زمان تشخیص نسبتاً کمتری نسبت به مدل‌های دیگر برخوردار اســـت. این نشـــان‌دهنده بهبود عملکرد مدل پیشنهادی در مقایسه با مدل‌های CNN و LSTM است.

## ۴. نتیجه‌گیری

با توجه به رشد روزافزون فناوری اطلاعات، امنیت به یکی از مهمترین موضوعات تبدیل شده است. سیستم‌های تشـــخیص نفوذ نقش حیاتی در شبکه‌ها دارند. با این حال، سیســـتم‌های تشـــخیص نفوذ قدیمی و باروها[۲۹] از امنیت سیســـتم‌های اطلاعـــاتی در برابر حـــملات جدید محافظت نمی‌کنند. ایـــن مطالعه یک الگوریتم تشـــخیص نفوذ جدید بر اســـاس لایه هم‌آمیخـــت یک بعدی با تابع فعال‌ســـازی MISH، لایـــه حذف تصـــادفی و روش کاهش تحلیل مولفه اصلی پیشـــنهاد می‌کند. مدل پیشنهادی از تابع فعال‌سازی Mish برای کاهش مشکلاتی مانند ناپدید شدن گرادیان‌ها،

29-Firewalls

نورون‌های مـــرده و حذف‌های تصادفی اســـتفاده می‌کند تـــا از بیش‌برازش جلوگیری شـــود. الگوریتم تحلیل مولفه اصلی ابتدا روی داده‌های ورودی اعمال می‌شـــود تا تعداد ویژگی‌های ورودی کاهش یابد. برای ارزیابی از مجموعه داده CIC-IDS2017 اســـتفاده شـــد. نتایـــج ارزیابی صحت اعتبار و زمان تشـــخیص همگرایی خوبی را نشان می‌دهد. علاوه بر این نشـــان می‌دهد که دقت الگوریتم پیشـــنهادی مشـــابه ســـاختارهای عمیق قوی vgg16 و Inception-v3 است. با این حال، این مدل در زمان تشخیص بهترین است. زمان تشخیص مدل پیشنهادی ۸ میلی‌ثانیه بود که بهترین زمان در بین مدل‌های مشابه می‌باشد.

## مراجع


1. Wenhua, Z., Qamar, F., Abdali, T.-A. N., Hassan, R., Jafri, S. T. A. & Nguyen, Q. N. 2023.“Blockchain technology: security issues, healthcare applications, challenges and future trends,“ Electronics, vol. 12, no. 3, p. 546.
2. Kumar, S., Selvi, M. & Kannan, A. 2023.“A comprehensive survey on machine learning-based intrusion detection systems for secure communication in internet of things,“ Computational Intelligence and Neuroscience: CIN, vol. 2023.
3. Abdulganiyu, O. H., Tchakoucht, T. A. & Saheed, Y. K. 2024. „Towards an efficient model for network intrusion detection system (IDS): systematic literature review,“ Wireless Networks, vol. 30, no. 1, pp. 453-482.
4. Binbusayyis, A. 2024. „Hybrid VGG19 and 2D-CNN for intrusion detection in the FOG-cloud environment,“ Expert Systems with Applications, vol. 238, p. 121758.
5. Saied, M., Guirguis, S. & Madbouly, M. 2024. „Review of artificial intelligence for enhancing intrusion detection in the internet of things,“ Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 127, p. 107231.
6. Srivastava, A., Addimulam, S. C., Basu, M. T., Sindhuri, B. P. & Maurya, R. K. 2024.“Network Intrusion Detection System (NIDS) for WSN using Particle Swarm Optimization based Artificial Neural Network,“ International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering, vol. 12, no. 15s, pp. 143-150.
7. Najafi Mohsenabad H. & Tut, M. A. 2024. „Optimizing Cybersecurity Attack Detection in Computer Networks: A Comparative Analysis of Bio-Inspired Optimization Algorithms Using the CSE-CIC-IDS 2018 Dataset,“ Applied Sciences, vol. 14, no. 3, p. 1044, 2024.
8. Jiao, M. 2024.“Application of Random Forest Algorithm in Network Intrusion Detection of Government Affairs Departments,“ International Journal of Computational Intelligence and Applications, p. 2342003.
9. Kim, J., Shin, N., Jo, S. Y. & Kim, S. H. 2017.“Method of intrusion detection using deep neural network,“ in 2017 IEEE international conference on big data and smart computing (BigComp), IEEE, pp. 313-316.
10. Ding Y. & Zhai, Y. 2018. „Intrusion detection system for NSL-KDD dataset using convolutional neural networks,“ in Proceedings of the 2018 2nd International conference on computer science and artificial intelligence, pp. 81-85.
11. Jose J., & Jose, D. V. 2023. „Deep learning algorithms for intrusion detection systems in internet of things using CIC-IDS 2017 dataset,“ International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), vol. 13, no. 1, pp. 1134-1141.
12. Erlambang, M. R., Hamzah, I. W. & Dewanta, F. 2023.“Machine Learning Approach for Intrusion Detection System to Mitigate Distributed Denial of Service Attack Based on Convolutional Neural Network Algorithm,“ eProceedings of Engineering, vol. 9, no. 6.
13. Lin, P., Ye, K. & Xu, C.-Z. 2019. „Dynamic network anomaly detection system by using deep learning techniques,“ in Cloud Computing–CLOUD 2019: 12th International Conference, Held as Part of the Services Conference Federation, SCF 2019, San Diego, CA, USA, June 25–30, 2019, Proceedings 12, Springer, pp. 161-176.
14. Kim, J., Kim, J., Thu, H. L. T. & Kim, H. 2016. „Long short term memory recurrent neural network classifier for intrusion detection,“ in 2016 international conference on platform technology and service (PlatCon),: IEEE, pp. 1-5.
15. Shone, N., Ngoc, T. N., Phai, V. D. & Shi, Q. 2018. „A deep learning approach to network intrusion detection,“ IEEE transactions on emerging topics in computational intelligence, vol. 2, no. 1, pp. 41-50.
16. Hou, T., Xing, H., Liang, X., Su, X. & Wang, Z. 2023.“A Marine Hydrographic Station Networks Intrusion Detection Method Based on LCVAE and CNN-BiLSTM,“ Journal of Marine Science and Engineering, vol. 11, no. 1, p. 221.
17. Yin, C., Zhu, Y., Fei, J. & He, X. 2017. A deep learning approach for intrusion detection using recurrent neural networks,“ Ieee Access, vol. 5, pp. 21954-21961.
18. Roy, B. & Cheung, H. 2018.“A deep learning approach for intrusion detection in internet of things using bi-directional long short-term memory recurrent neural network,“ in 2018 28th international telecommunication networks and applications conference (ITNAC). IEEE, pp. 1-6.
19. F. Qu, J. Zhang, Z. Shao, and S. Qi, „An intrusion detection model based on deep belief network,“ in Proceedings of the 2017 VI international conference on network, communication and computing, 2017, pp. 97-101.
20. Misra,D. 2019. „Mish: A self regularized non-monotonic activation function,“ arXiv preprint arXiv:1908.08681.
21. Kumar, S., et al. 2019.”A statistical analysis on KDD Cup’99 dataset for the network intrusion detection sys-

tem.” Applied Soft Computing and Communication Networks: Proceedings of CAN, pp. 131-157.

22. Khan, Z. I., Afzal, M. M. & Shamsi, K. N. 2024.“A Comprehensive Study on CIC-IDS2017 Dataset for Intrusion Detection Systems,“ International Research Journal on Advanced Engineering Hub (IRJAEH), vol. 2, no. 02, pp. 254-260.
23. Jose, J. & Jose, DV. 2023. Deep learning algorithms for intrusion detection systems in internet of things using CIC-IDS 2017 dataset. International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE). Vol. 13, no. 01, pp.1134-41.