Journal of Electronical & Cyber Defence
Vol. 9, No. 2, 2021, Serial No. 34

Presenting a Malware Detection System by Implementing Hardware Counters Based on the Multi-Layer Perceptron Neural Network (MLP) and the Dragonfly Optimization Algorithm

M. Karami, M. Mosleh*

*Department of Computer Engineering, Dezful Branch, Islamic Azad University, Dezful, Iran

(Received: 14/12/2019, Accepted: 05/08/2020)

ABSTRACT

Today, one of the most important challenges of information security and communication networks is the increasing number of malwares and, consequently, finding suitable ways to protect systems. Timely acknowledgement of the malicious effects of malwares and devising plans and procedures to deal with them are the most important challenges for programmers and information security professionals. Intelligent malware detection systems are able to model malicious behavior well. Extracting appropriate features and using efficient classifiers can improve the performance of such systems. In this paper, a new approach to malware detection is proposed using the synergy of the features of hardware counters and the optimization of the multilayer perceptron neural network classifier. The proposed system is able to identify healthy files from malware by extracting features with high discrimination and using the neural network optimized by the dragonfly algorithm. In order to evaluate the proposed system, a data set is used that includes 168 healthy samples and 437 samples infected with malware. The results of the simulations show the higher performance of the proposed category compared to other categories, with the proposed system being able to detect the presence of malware-infected files with 86% accuracy.

Keywords: Malware, Hardware Counters, Multi-Layer Perceptron Neural Network (MLP), Dragonfly Optimization Algorithm

*Corresponding Author Email: mosleh@iaud.ac.ir

نشریه علمی "پدافند الکترونیکی و سایبری"
سال نهم، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۰، ص ۱۶-۹

علمی – پژوهشی

ارائه یک سامانه تشخیص بدافزار رفتاری بر اساس عملکرد شمارنده‌های سخت‌افزاری مبتنی بر شبکه عصبی و الگوریتم بهینه‌سازی سنجاقک

محمد کرمی[۱]، محمد مصلح[۲*]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی کامپیوتر، موسسه آموزش عالی کارون، اهواز، ایران
۲- دانشیار گروه مهندسی کامپیوتر، واحد دزفول، دانشگاه آزاد اسلامی، دزفول، ایران

(دریافت: ۱۳۹۸/۰۹/۲۳، پذیرش: ۱۳۹۹/۰۵/۱۵)

چکیده

امروزه یکی از مهم‌ترین چالش‌های امنیت اطلاعات و شبکه‌های ارتباطی، افزایش روزافزون انواع بدافزارها و به دنبال آن یافتن راه‌های مناسب جهت حفاظت سامانه‌ها در مقابل آن‌ها است. شناخت به وقت و یافتن راه‌های مقابله با آثار مخرب بدافزارها از مهم‌ترین چالش‌های برنامه‌نویسان و متخصصین امنیت اطلاعات می‌باشد به‌طوری‌که در سال‌های اخیر استفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی و هوش مصنوعی به‌عنوان یکی از روش‌های نوظهور و امیدوارکننده برای مقابله با بدافزارها کاربرد بسیاری داشته است. سامانه‌های تشخیص بدافزار هوشمند قادر هستند با مدل‌سازی رفتار بدافزارها آن‌ها را به‌خوبی شناسایی نمایند. استخراج ویژگی‌های مناسب و به‌کارگیری دسته‌بند کارآمد می‌تواند کارایی چنین سامانه‌هایی را بهبود ببخشد. در این مقاله رویکردی جدید جهت تشخیص بدافزار با استفاده از هم‌افزایی ویژگی‌های شمارنده‌های سخت‌افزاری و دسته‌بند شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه پیشنهاد می‌شود. سامانه پیشنهادی با استخراج ویژگی‌هایی با قابلیت تفکیک‌پذیری بالا و نیز استفاده از شبکه عصبی بهینه‌شده به‌وسیله الگوریتم سنجاقک قادر است به‌خوبی فایل‌های سالم را از مخرب شناسایی نماید. به‌منظور ارزیابی سامانه پیشنهادی از یک مجموعه داده شامل ۱۶۸ نمونه سالم و ۴۳۷ نمونه آلوده به بدافزار استفاده می‌شود. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها کارایی بالاتر دسته‌بند پیشنهادی را در مقایسه با سایر دسته‌بندها نشان می‌دهد به‌طوری‌که سامانه پیشنهادی توانسته است با دقت ۸۶ درصد وجود فایل‌های آلوده به بدافزار را تشخیص دهد.

کلیدواژه‌ها: بدافزار، شمارنده‌های سخت‌افزاری، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)، الگوریتم بهینه‌سازی سنجاقک

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر گسترش بدافزارها به‌صورت شگفت‌انگیزی افزایش یافته است. با توجه به رشد فزاینده‌ای که بدافزارها در سال‌های اخیر پیدا کرده‌اند می‌توان گفت رفتار بدافزارهای جدید در حال مبهم‌تر شدن و پیچیده‌تر شدن می‌باشد [۲-۱]. بدافزار کوتاه‌شده عبارت نرم‌افزارهای مخرب بوده و به معنای نرم‌افزارهایی است که می‌توانند برای سرقت اطلاعات، به خطر انداختن فعالیت‌های رایانه و دور زدن کنترل‌های دسترسی مورد استفاده قرار گیرند [۳]. بدافزارها بر اساس نوع حملاتشان به سامانه‌های رایانه‌ای انواع مختلفی از جمله ویروس[۱]، کرم[۲]، تروجان[۳]، باج‌افزار[۴]، روت‌کیت[۵] و غیره می‌باشند [۴]. با توجه به رشد روزافزون بدافزارها، شناخت به‌موقع و یافتن راه‌های مقابله با اثرات مخرب آن‌ها از مهم‌ترین چالش‌های پیش‌روی برنامه‌نویسان و متخصصین امنیت اطلاعات می‌باشد. بنابراین شرکت‌های ضد بدافزاری به‌طور جدی به دنبال راه‌های بهتری برای شناسایی بدافزارها هستند [۶-۵]. برای شناسایی بدافزار از تحلیل ایستا و پویا استفاده می‌شود. در تحلیل ایستا، بدافزار بودن یک فایل مستقیم از روی الگوها و یا مشخصه‌هایی که از کد آن استخراج می‌گردد، تشخیص داده می‌شود. از جمله ویژگی‌هایی که برای تشخیص بدافزارها در روش‌های ایستا به‌کار می‌رود می‌توان به توالی بایت‌های فایل، دستورالعمل‌های برنامه، منابع درون فایل و توابع وارد شده و بیرون شده اشاره کرد. در تحلیل پویا، برای تشخیص بدافزار بودن یک فایل، بر اساس ویژگی‌های رفتاری برنامه در زمان اجرا مشخص می‌شود [۷]. از جمله ویژگی‌های رفتاری برنامه می‌توان به میزان مصرف منابع سامانه، ارتباطات شبکه، فایل‌های خوانده شده و یا نوشته‌شده اشاره نمود. از مشکلات اساسی این روش این است که ممکن است بسیاری از

* رایانامه نویسنده مسئول: Mosleh@iaud.ac.ir

[1] Virus
[2] Worm
[3] Trojan
[4] Ransom ware
[5] Root kit

بدافزارها، در هر محیط اجرایی، رفتار بدخواهانه خود را نشان ندهند[۸].

امروزه یکی از مهم‌ترین چالش‌های امنیت اطلاعات و شبکه‌های ارتباطی، افزایش روزافزون بدافزارها و به دنبال آن یافتن راه‌های مناسب جهت حفاظت سامانه‌ها در مقابل آنهاست که شناخت به‌موقع آن‌ها و یافتن راه‌های مقابله با اثرات مخرب بدافزارها از مهم‌ترین دغدغه‌های برنامه‌نویسان و متخصصین امنیت اطلاعات می‌باشد. بنابراین در طول سال‌های گذشته، روش‌های متنوعی به‌منظور شناسایی فعالیت‌های بدافزارها ارائه شده است که در ادامه به اختصار به چند مورد اشاره می‌شود.

در سال ۲۰۱۴، تانگ و همکاران [۹] یک سامانه تشخیص بدافزار مبتنی بر امضا با استفاده از ویژگی‌های سخت‌افزاری پیشنهاد کردند. آن‌ها نشان دادند که سامانه پیشنهاد شده قادر است طیف وسیعی از بدافزارها را به‌درستی تشخیص دهد. در سال ۲۰۱۵، کاساوانه و همکاران [۱۰] یک سامانه تشخیص بدافزار مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین با استفاده از ویژگی‌های سخت‌افزاری سطح پایین پیشنهاد کردند. آن‌ها از یک دسته‌بند تجمعی استفاده کردند که قادر بود نرخ تشخیص بدافزار را در مقایسه با دسته‌بندهای منفرد بهبود ببخشد. در سال ۲۰۱۶، فان و همکاران [۱۱] یک چارچوب کارآمد مبتنی بر روش کاوش دنباله جهت تشخیص بدافزار پیشنهاد کردند. الگوریتم کاوش الگوی ترتیبی قادر بود الگوهای تفکیک‌پذیری از برنامه‌های سالم و مخرب استخراج نماید. سپس از یک دسته‌بند k- نزدیکترین همسایه جدید به‌عنوان دسته‌بند استفاده کردند. در سال ۲۰۱۶، اوزسوی و همکاران [۱۲] پردازشگرهای سخت‌افزاری (MAP) تقویت‌شده با یک تشخیص‌دهنده مبتنی بر سخت‌افزار برخط را به‌عنوان اولین مرحله دفاع جهت تشخیص بدافزار از برنامه سالم به‌کار گرفتند. این سامانه قادر بود در خروجی نحوه به‌کارگیری رویکردهای مبتنی بر نرم‌افزار را اولویت‌بندی کند. در سال ۲۰۱۶، هدا و همکاران [۱۳] یک رویکرد تشخیص بدافزار مستقل از امضا پیشنهاد کردند. رویکرد پیشنهادی از یک روش ترکیبی مبتنی بر فیلتر حداکثر ارتباط-حداقل افزونگی و پوششی ماشین بردار پشتیبان و جهت انتخاب ویژگی‌ها بهره می‌گرفت. ایمران و همکاران [۱۴] در سال۲۰۱۶ برای تشخیص بدافزارها از روش تحلیل نمادین استفاده کردند. روش پیشنهاد شده آن‌ها، روشی ترکیبی بود که از فراخوانی‌های سامانه استخراج شده از تحلیل ایستا و پویا به‌عنوان نماد استفاده می‌کرد. همچنین آن‌ها جهت دسته‌بندی، مدل مارکوف مخفی را به‌کار بردند. هنسِن و همکاران [۱۵] در سال۲۰۱۶ برای تحلیل حجم انبوهی از بدافزارهایی که برای تحلیل ایستا مبهم بودند از سفارشی‌سازی جعبه شن KUCKOO با استفاده از مجموعه داده‌ای که شامل ۲۷۰۰۰ بدافزار و ۸۳۸ نرم‌افزار بی‌خطر بود استفاده کردند. آن‌ها همچنین جهت تشخیص و دسته‌بندی الگوریتم جنگل تصادفی را به‌کار بردند. کاماس و همکاران [۱۶] در سال ۲۰۱۶ یک سامانه تشخیص بدافزار مبتنی بر تحلیل ایستای دودویی‌های بدافزار متامورفیک، بدون جداسازی پیشنهاد دادند. ویژگی‌ها از دودویی‌ها که می‌توانند به فرم بسته‌های بار در سامانه تشخیص شبکه یا فایل‌هایی در میزبان باشند، بر اساس n-gram استخراج می‌شدند. به‌منظور دسته‌بندی نیز از ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. گروسی و همکاران [۱۷] در سال ۲۰۱۶ از روش یادگیری عمیق جهت تشخیص بدافزار استفاده نمودند. آن‌ها به‌منظور کاهش ابعاد داده از رویکرد اطلاعات متقابل بهره گرفتند. در سال ۲۰۱۷ پاتل و همکاران [۱۸] به تحلیل کاملی از روش‌های یادگیری ماشین جهت دسته‌بندی برنامه‌های سالم و مخرب پرداختند. آن‌ها به‌منظور پیاده‌سازی نرم‌افزاری، تمامی دسته‌بندها را در هسته سامانه عامل به‌طور کامل پیاده‌سازی کردند تا تأثیرات نرم‌افزاری مختلف مشخص شود. علاوه بر این به‌منظور اجرای سریع، این الگوریتم‌ها را بر روی FPGA پیاده‌سازی نمودند. در سال ۲۰۱۷ ساینگ و همکاران [۱۹] یک تحلیل جامع از به‌کارگیری رویکردهای یادگیری ماشین و شمارنده‌های عملکرد سخت‌افزار را برای یک زیرمجموعه خاص از نرم‌افزارهای مخرب روتکیت‌های هسته ارائه دادند. علاوه‌براین آن‌ها از روش‌های انتخاب ویژگی جهت تعیین ویژگی‌های کارآمد استفاده نمودند. در سال ۲۰۱۸ صیادی و همکاران [۲۰] از روش‌های یادگیری تجمعی جهت بهبود عملکرد سامانه‌های تشخیص بدافزار مبتنی بر عملکرد شمارنده‌های سخت‌افزاری استفاده کردند. برای این منظور آن‌ها از هشت مدل یادگیری ماشین مقاوم و دو دسته‌بند تجمعی مشهور استفاده کردند. در سال ۲۰۱۸ رحمان و همکاران [۲۱] یک چارچوب ترکیبی کارآمد برای تشخیص بدافزار در برنامه‌های کاربردی اندروید ارائه کردندکه از هر دو تحلیل اکتشافی و امضا بهره می‌گرفت. به‌منظور دسته‌بندی، از ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم J48 و KNN استفاده کردند. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که ماشین بردار پشتیبان در حالت دودویی‌ها و KNN در حالت فایل‌های مینی‌فیست بهترین گزینه برای تشخیص بدافزار در دستگاه‌های اندروید هستند.

در این مقاله یک سامانه تشخیص بدافزار هوشمند پیشنهاد می‌شود که قادر است با یادگیری عملکرد ویژگی‌های شمارنده‌های سخت‌افزاری توسط شبکه عصبی بهینه‌شده به‌وسیله الگوریتم سنجاقک فایل‌های سالم را از بدافزار تشخیص دهد. جهت یافتن اوزان و بایاس‌های مناسب شبکه عصبی پرسپترون چندلایه از الگوریتم فرامکاشفه‌ای سنجاقک استفاده شده است.

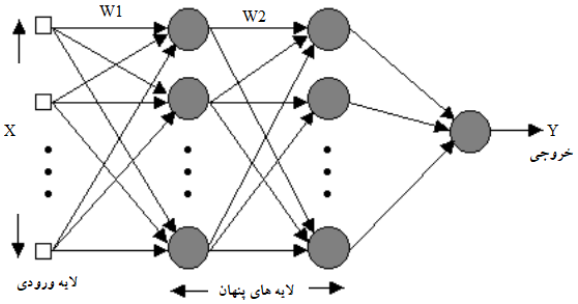
بخش‌بندی مقاله به شرح زیر است: در بخش دوم به معرفی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و الگوریتم بهینه‌سازی سنجاقک پرداخته می‌شود. در بخش سوم سامانه تشخیص بدافزار پیشنهادی معرفی می‌شود. در بخش چهارم نتایج شبیه‌سازی‌ها و مقایسه‌ها ارائه می‌شود و در انتهای مقاله نیز به نتیجه‌گیری خواهیم پرداخت.

۲- معرفی ابزارهای پژوهش

در این بخش به معرفی دو مفهوم به‌کار گرفته‌شده در این مقاله شامل شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه و نیز الگوریتم بهینه‌سازی سنجاقک پرداخته می‌شود.

۲-۱- شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، دسته‌ای از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور می‌باشد که حداقل شامل سه لایه از گره‌ها است: یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی. به‌جز گره‌های ورودی، هر گره یک نورون است که از یک تابع فعال‌سازی غیرخطی استفاده می‌کند. شبکه عصبی MLP از روش یادگیری نظارت شده که پس انتشار نامیده می‌شود، برای آموزش استفاده می‌کند. شبکه عصبی MLP به‌وسیله لایه‌های متعدد و فعال‌سازی غیرخطی، از یک پرسپترون خطی متمایز شده و داده‌هایی که به‌صورت خطی قابل تفکیک نیستند متمایز می‌شوند. شکل(۱) ساختار یک شبکه عصبی MLP با بردار ورودی X و خروجی Y را نشان می‌دهد [۲۳-۲۲].



شکل (۱): ساختار یک شبکه عصبی MLP با دو لایه پنهان.

خروجی یک شبکه عصبی پرسپترون با بردار ورودی X، وزن‌های W و خروجی Y با استفاده از رابطه (۱) به‌دست می‌آید:

$$y = f(wx + b) \qquad (۱)$$

که در آن، f تابع محرک[1](فعالیت)، w و b به‌ترتیب وزن و بایاس نورون هستند. پارامترهای w و b قابل تنظیم می‌باشند. در حقیقت یادگیری به این معنی است که w و b طوری تغییر کنند که رابطه ورودی و خروجی نورون با هدف خاصی مطابقت کند.

۲-۲- الگوریتم بهینه‌سازی سنجاقک

الگوریتم بهینه‌سازی سنجاقک برای اولین بار توسط میرجلیلی در سال ۲۰۱۶ مطرح شد [۲۴]. ایده اصلی الگوریتم بهینه‌سازی سنجاقک از رفتارهای هوش جمعی ایستا[2] و هوش جمعی پویا[3] سرچشمه می‌گیرد. این دو رفتار هوش جمعی مشابه دو مرحله اصلی از بهینه‌سازی با الگوریتم‌های فرااکتشافی یعنی اکتشاف و استخراج می‌باشند. سنجاقک‌ها با تشکیل گروه‌های کوچک‌تر در نواحی مختلف به‌صورت یک گروه ایستا پرواز می‌کنند که این کار هدف اصلی در مرحله اکتشاف است. در گروه پویا، سنجاقک‌ها در گروه‌های بزرگتر و در امتداد یک جهت پرواز می‌کنند که یک رفتار مطلوب در مرحله استخراج می‌باشد. با توجه به این دو رفتار می‌توان نتیجه گرفت که پنج عامل اصلی در به‌روزرسانی موقعیت نمونه در رفتار ازدحامی وجود دارد. این پنج عامل شامل تفکیک یا مجزا بودن، هم‌ترازی یا حرکت اصولی، انسجام یا پیوستگی، جذب به سمت شکار و دوری از دشمن هستند که مدل ریاضی هر یک از این رفتارها به‌صورت زیر بیان می‌شود:

۱) مرحله تفکیک

مدل‌سازی ریاضی مرحله تفکیک با استفاده از رابطه (۲) انجام می‌شود که در آن X نشان‌دهنده موقعیت فعلی سنجاقک، X_j نشان‌دهنده j اُمین همسایه سنجاقک و N تعداد سنجاقک‌های همسایه را نشان می‌دهد..

$$S_i = -\sum_{j=1}^{N}(X - X_j) \qquad (۲)$$

۲) مرحله هم‌ترازی

مدل‌سازی ریاضی مرحله هم‌ترازی با استفاده از رابطه (۳) انجام می‌شود که در آن V_j نشان‌دهنده سرعت j اُمین همسایه سنجاقک است.

$$A_i = (\sum\_(j = 1)\^N \square V\_j\ )/\mathrm{N} \qquad (۳)$$

۳) انسجام

مدل‌سازی ریاضی مرحله تفکیک با استفاده از رابطه (۴) انجام می‌شود که در آن X نشان‌دهنده موقعیت فعلی سنجاقک، X_j نشان‌دهنده موقعیت j اُمین همسایه سنجاقک و N برابر تعداد سنجاقک‌های همسایه می‌باشد.

[1] Activity function

[2] Static dragonfly swarms
[3] Dynamic dragonfly swarms

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^{N} X_j}{N} - X \quad (۴)$$

۴) جذب به سمت شکار

مدل‌سازی ریاضی مرحله جذب به سمت شکار با استفاده از رابطه (۵) بیان می‌شود که در آن X نشان‌دهنده موقعیت فعلی سنجاقک و X^+ نشان‌دهنده موقعیت غذا است.

$$\mathrm{F_i} = \mathrm{X^+} - X \quad (۵)$$

۵) دوری از دشمن

مدل‌سازی ریاضی مرحله دوری از دشمن با استفاده از رابطه (۶) انجام می‌شود که در آن X نشان‌دهنده موقعیت فعلی سنجاقک و X^- موقعیت دشمن را نشان می‌دهد.

$$\mathrm{E_i} = \mathrm{X^-} + X \quad (۶)$$

رفتار سنجاقک‌ها ترکیبی از این پنج گروه است. به‌منظور به‌روزرسانی موقعیت سنجاقک‌ها در فضای جستجو و شبیه‌سازی حرکت‌های آن‌ها، بردار گام به‌صورت رابطه(۷) به‌روزرسانی می‌شود:

$$X_{t+1} = (sS_i + aA_i + cC_i + fF_i + eE_i) + wX_t \quad (۷)$$

که در آن، s نشان‌دهنده ضریب تفکیک و S_i نشان‌دهنده مجزا بودن iامین سنجاقک، a نشان‌دهنده ضریب هم‌ترازی، $\mathrm{A_i}$ نشان‌دهنده حرکت اصولی iامین سنجاقک، c نشان‌دهنده ضریب انسجام، $\mathrm{C_i}$ نشان‌دهنده انسجام iامین سنجاقک، f ضریب جذب منبع غذا، $\mathrm{F_i}$ نشان‌دهنده منبع غذای iامین سنجاقک، e نشان‌دهنده ضریب دوری از دشمن، $\mathrm{E_i}$ نشان‌دهنده موقعیت دشمن از iامین سنجاقک و w نشان‌دهنده ضریب اینرسی است. در این رابطه X_{t} و X_{t+1} مکان سنجاقک‌ها در تکرارهای t و t+1 هستند.

۳- ارائه روش پیشنهادی

در این بخش به معرفی و تشریح رویکرد پیشنهادی به‌منظور تشخیص خودکار بدافزار پرداخته خواهد شد. برای این منظور ابتدا مجموعه داده مورد استفاده معرفی می‌شود و سپس به تشریح شبکه عصبی مورد استفاده و نحوه بهینه‌سازی آن توسط الگوریتم بهینه‌سازی سنجاقک پرداخته می‌شود.

۳-۱- معرفی مجموعه داده

مجموعه داده مورد استفاده در این مقاله از ۴۳۷ نمونه بدافزار و ۱۶۸ نمونه سالم تشکیل شده است. نمونه‌های بدافزار از سایت‌های virusign.com و tekdefense.com و نمونه‌های سالم از برنامه‌های کاربردی ویندوز جمع‌آوری شده‌اند. پس از اجرای هر یک از آن‌ها بر روی یک سامانه مجازی و ثبت تأثیرات آن‌ها بر روی رفتار شمارنده‌های سخت‌افزاری، یک مجموعه داده شامل ۶۰۶ الگو، هر یک با ۶۶ ویژگی و یک برچسب، استخراج می‌شود که به‌عنوان الگوهای رفتاری شمارنده‌های سخت‌افزاری در این مقاله مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۳-۲- نرمال‌سازی داده‌ها

نرمال‌سازی روشی برای قرار دادن داده‌های خارج از یک دامنه در یک دامنه مشابه است. بنابراین برای نرمال کردن داده‌ها در این مقاله از رابطه(۸) که هر یک از ویژگی‌ها را در بازه [-1,1] قرار می‌دهد، استفاده می‌شود [۲۵]:

$$x_{normal} = 2\frac{x - min(X)}{max(X) - min(X)} - 1 \quad (۸)$$

که x مقدار داده موردنظر جهت نرمال شدن، min(x) کمینه بردار ورودی X و max(X) بیشینه بردار ورودی X بوده و $\mathrm{x_{normal}}$ مقدار نرمال شده x است.

۳-۳- آموزش شبکه عصبی MLP

شبکه عصبی موردنظر در این مقاله از نوع MLP با یک لایه ورودی شامل ۶۶ نورون، یک لایه پنهان شامل ۲۰ نورون و یک لایه خروجی با یک نورون است. آموزش شبکه عصبی MLP با استفاده از الگوریتم پس انتشار انجام شده است به‌طوری‌که در آن متوسط مربعات خطای شبکه که با رابطه (۹) نشان داده شده است، کمینه می‌شود [۲۳]:

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (۹)$$

در رابطه (۹)، y_i شماره دسته واقعی نمونه iام و $\hat{y}_i$ شماره دسته پیش‌بینی‌شده نمونه iام توسط شبکه عصبی MLP است. علاوه‌براین، n تعداد نمونه‌های آموزشی است. مقدار متوسط مربعات خطا در شبکه به انتخاب مقادیر وزن‌ها و بایاس‌های به‌کار گرفته شده بستگی دارد به‌طوری‌که انتخاب بهینه این مقادیر باعث کاهش متوسط خطای دسته‌بندی می‌شود.

در ادامه قصد داریم مقادیر بهینه وزن‌ها و بایاس‌ها را جهت رسیدن به بهترین کارایی، با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی سنجاقک به‌دست آوریم.

۳-۴- بهینه‌سازی شبکه عصبی MLP بـا اســتفاده از الگوریتم سنجاقک

اولین گام از بهینه‌سازی شبکه عصبی MLP با استفاده از الگوریتم سنجاقک، کدگذاری مسئله است. بدین منظور موقعیت هر سنجاقک با مقادیر وزن‌ها و بایاس با استفاده از رابطه (۱۰) تعریف می‌شود:

$$X = [w_1, w_2 \ldots, w_n, b_1, b_2 \ldots, b_m] \qquad (۱۰)$$

که w_i و b_i به‌ترتیب به وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی اشاره دارند.

در مرحله دوم جمعیت اولیه‌ای شامل ۵۰ سنجاقک به‌صورت تصادفی در بازه [-1,1] مقداردهی می‌شود.

در مرحله سوم برای هر عضو جمعیت، یک شبکه عصبی MLP آموزش می‌بیند و سپس مقدار متوسط مربعات خطای آن با استفاده از رابطه (۹) محاسبه می‌شود. مقدار MSE به‌عنوان هزینه هر راه‌حل منظور می‌شود. به‌عبارت دیگر راه‌حلی دارای میزان شایستگی بیشتری است که دارای مقدار MSE کمتری باشد.

در مرحله چهارم بهترین و بدترین راه‌حل‌ها به‌ترتیب به‌عنوان "منبع غذا" و "دشمن" در نظر گرفته می‌شوند.

در مرحله پنجم به‌منظور پوشش محلی و سراسری، موقعیت سنجاقک‌ها تحت تأثیر عملیات تفکیک، هم‌ترازی، انسجام، جذب به‌سمت شکار و دوری از دشمن قرار گرفته و به‌روزرسانی می‌شوند (بر اساس معادلات (۲) تا (۷)).

در مرحله ششم مجدداً MSE راه‌حل‌های جدید محاسبه شده و "منبع غذا" و "دشمن" به‌روزرسانی می‌شوند.

مراحل پنجم و ششم به تعداد ۱۰۰۰ بار تکرار می‌شوند و در نهایت بهترین سنجاقک به‌عنوان بهترین وزن‌ها و بایاس‌های شبکه MLP نتیجه می‌شود.

۴- ارزیابی روش پیشنهادی

در این بخش به ارزیابی روش پیشنهادی به‌منظور تشخیص فایل‌های آلوده به بدافزار پرداخته می‌شود. بدین منظور در ابتدا به معرفی ماتریس درهم‌ریختگی[1] پرداخته و سپس معیارهای دقت[2]، حساسیت[3]، ویژگی[4]، صحت[5]، F1 معرفی می‌شوند [۲۶]. ماتریس درهم‌ریختگی به‌صورت شکل (۳) است:

		دسته واقعی	
		سالم	بدافزار
دسته پیش بینی شده	سالم	TN	FN
	بدافزار	FP	TP

شکل (۲): ماتریس درهم‌ریختگی.

TP[6] : عبارت است از تعداد نمونه‌هایی که توسط روش پیشنهادی به‌درستی بدافزار تشخیص داده شده‌اند.

FN[7] : عبارت است از تعداد نمونه‌هایی که توسط روش پیشنهادی به اشتباه سالم تشخیص داده شده‌اند.

FP[8] : عبارت است از تعداد نمونه‌هایی که توسط روش پیشنهادی به اشتباه بدافزار تشخیص داده شده‌اند.

TN[9] : عبارت است از تعداد نمونه‌هایی که توسط روش پیشنهادی به‌درستی سالم تشخیص داده شده‌اند.

در ادامه با توجه به پارامترهای معرفی‌شده، معیارهای مورد نظر به‌صورت زیر معرفی می‌شوند:

معیار دقت نسبت تعداد نمونه‌های درست تشخیص داده شده توسط دسته‌بند به کل تعداد نمونه‌هاست و طبق رابطه (۱۱) بیان می‌شود.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + \mathrm{TN} + FP + FN} \qquad (۱۱)$$

معیار حساسیت نسبت تعداد نمونه‌های مثبت درست تشخیص داده شده توسط دسته‌بند به تعداد کل نمونه‌های مثبت می‌باشد و طبق رابطه (۱۲) محاسبه می‌گردد.

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \qquad (۱۲)$$

معیار ویژگی نسبت تعداد نمونه‌های منفی درست تشخیص داده شده توسط دسته‌بند به تعداد کل نمونه‌های منفی می‌باشد و طبق رابطه (۱۳) بیان می‌شود.

$$Specificity = \frac{TP}{TN + FP} \qquad (۱۳)$$

معیار صحت نسبت تعداد نمونه‌های مثبت درست تشخیص داده شده توسط دسته‌بند به تعداد کل نمونه‌هایی است که به درستی یا به‌طور نادرست، مثبت تشخیص داده شده‌اند و توسط

[1] Confusion matrix
[2] Accuracy
[3] Sensitivity
[4] Specificity
[5] Precision

[6] True Positive
[7] False Negative
[8] False Positive
[9] True Negative

رابطه (۱۴) محاسبه می‌شود.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۱۴)$$

F1 معیاری است که میانگین هارمونی وزن‌دار دو معیار صحت و حساسیت را بیان می‌کند و طبق رابطه (۱۵) تعریف می‌شود.

$$F1 = 2 \times \left(\frac{sensitivity \times precision}{sensitivity + precision} \right) \quad (۱۵)$$

لازم به ذکر است که از اعتبارسنجی متقابل برای محاسبه معیارهای ارزیابی روش پیشنهادی استفاده گردیده است که میانگین نتایج آن‌ها برای ۲۰ بار اجرای الگوریتم در جدول (۱) نشان داده شده است.

جدول (۱): میانگین نتایج ارزیابی روش پیشنهادی در ۲۰ بار اجرای برنامه.

اعتبار سنجی متقابل	صحت	ویژگی	حساسیت	دقت	F1
K=2	۰/۹۱۶۷	۰/۹۹۵۲	۰/۱۶۴۲	۰/۷۹۴۲	۰/۲۷۸۵
K=5	۰/۸۷۵۰	۰/۹۸۸۱	۰/۲۵۹۳	۰/۸۱۰۸	۰/۴۰۰
K=7	**۰/۹۰۰**	**۰/۹۸۳۳**	**۰/۴۷۳۷**	**۰/۸۶۰۸**	**۰/۶۲۰۷**
K=10	۱	۱	۰/۳۰۷۷	۰/۸۳۶۴	۰/۴۷۰۶

همان‌گونه که در جدول (۱) نشان داده شده است روش پیشنهادی با اعتبارسنجی‌های K=2, K=5, K=7 و K=10 اجرا گردید که مقدار دقت تشخیص روش پیشنهادی جهت تشخیص بدافزار در اعتبارسنجی K=7 نسبت به سایر اعتبارسنجی‌ها بیشتر می‌باشد.

در ادامه با استفاده از مجموعه داده مورد استفاده در این تحقیق، به مقایسه روش پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌های دسته‌بندی پرداخته شد که در تمامی دسته‌بندهای مورد مقایسه نحوه تقسیم‌بندی داده‌ها بر اساس K=7 می‌باشد. نتایج به‌دست‌آمده بر اساس معیارهای مورد بررسی برای داده‌های آزمایشی، در جدول (۲) آمده است.

جدول (۲): مقایسه نتایج روش پیشنهادی با سایر دسته‌بندها.

دسته‌بند	صحت	ویژگی	حساسیت	دقت	F1 معیار
ماشین بردار پشتیبان با هسته RBF	۰/۵۳۹۴	۰/۹۱۶۲	۰/۳۰۳۷	۰/۷۶۶۷	۰/۳۸۸۶
ماشین بردار پشتیبان با هسته خطی	۱	۱	۰/۰۲۹۶	۰/۷۶۳۱	۰/۰۵۷۵
k نزدیکترین همسایه	۰/۴۲۷۲	۰/۶۹۸۵	۰/۶۹۶۳	۰/۶۹۸۰	۰/۵۲۹۵
درخت تصمیم	۰/۴۳۲۴	۰/۷۹۹۰	۰/۴۷۷۴	۰/۷۱۹۷	۰/۴۵۲۳
شبکه عصبی آبشاری	۰/۸۱۸۱	۰/۹۹۰۴	۰/۱۳۳۳	۰/۷۸۱۱	۰/۲۲۹۳
رگرسیون لجستیک	۰/۲۴۴۱	۰	۱	۰/۲۴۴۱	۰/۳۹۲۴
شبکه عصبیMLP	۰/۷۶۶	۰/۹۸۳۵	۰/۱۷۰۳	۰/۷۸۴۸	۰/۲۷۸۷
جنگل تصادفی	۰/۸۳	۰/۹۰۲۱	۰/۷۶۸۵	۰/۷۹۰	۰/۳۹۹۰
روش پیشنهادی	**۰/۹**	**۰/۹۸۳۳**	**۰/۴۷۳۷**	**۰/۸۶۰۸**	**۰/۶۲۰۷**

نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی نسبت به دسته‌بندهای ماشین بردار پشتیبان با هسته RBF[1] به میزان ۱۲/۲۷ درصد، ماشین بردار پشتیبان با هسته خطی[2] به میزان ۸/ ۱۲درصد، k- نزدیکترین همسایه[3] به میزان ۲۳/۳۲ درصد، درخت تصمیم[4] به میزان ۱۹/۹درصد، شبکه عصبی آبشاری[5] به میزان۱۰/۲درصد، رگرسیون لجستیک[6] به میزان۲۵/۲ درصد، شبکه عصبیMLP[7] به میزان ۹/۶۸ درصد و در نهایت جنگل تصادفی[8] به میزان۸/۹۶ درصد بهبود را نشان می‌دهد. همچنین بالاتر بودن مقدار معیار F1 در دسته‌بند پیشنهادی نسبت به سایر دسته‌بندهای مورد بررسی نشان از عملکرد مطلوب روش پیشنهادی دارد.

[1] SVM-RBF
[2] Linear SVM
[3] k-NN
[4] Decision Tree
[5] Cascade Forward
[6] Logistic Regression
[7] MLP Neural Network
[8] Random Forest

۵- نتیجه‌گیری

رشد چشمگیر بدافزارها در سال‌های اخیر موجب شده است که به‌کارگیری سامانه‌های هوشمند تشخیص بدافزار به یک ضرورت تبدیل شود. این مسئله سبب شده است که حوزه تشخیص بدافزار به یک حوزه جذاب برای محققین هوش مصنوعی، داده‌کاوی و یادگیری ماشین تبدیل گردد در این مقاله روشی هوشمند جهت تشخیص بدافزارها با استفاده از ویژگی‌های عملکردی شمارنده‌های سخت‌افزاری و شبکه عصبی MLP بهینه‌شده به‌وسیله الگوریتم سنجاقک ارائه شد. با توجه به قابلیت تفکیک‌پذیری بسیار بالای ویژگی‌های رفتاری شمارنده‌های سخت‌افزاری و نیز کارایی مناسب دسته‌بند به‌کار گرفته شده، سامانه پیشنهادی توانست با دقت بیش از ۸۶ درصد فایل‌های آلوده به بدافزار را از فایل‌های سالم تشخیص دهد. نتایج حاصل از مقایسه‌ها نشان می‌دهد روش پیشنهادی در مقایسه با بهترین روش پیشین بیش از ۹ درصد بهبود دارد.

۶- مراجع

[1] S. Parsa and S. Khoshruy, "A new method for gradual detection of environmental conditions and resources required by smart malware," Journal of Electrical& Cyber Defence, vol. 6, no. 4, pp. 33-44, 2019.

[2] G. Laurenza, D. Ucci, L. Aniello, and R. Baldoni, "An architecture for semi-automatic collaborative malware analysis for cis," in 2016 46th Annual IEEE/IFIP International Conference on Dependable Systems and Networks Workshop (DSN-W), IEEE, pp. 137-142, 2016.

[3] H. Ali Alatwi, T. Oh, E. Fokoue, and B. Stackpole, "Android malware detection using category-based machine learning classifiers," in Proceedings of the 17th Annual Conference on Information Technology Education, pp. 54-59, 2016.

[4] Z. Bazrafshan, H. Hashemi, S. M. H. Fard, and A. Hamzeh, "A survey on heuristic malware detection techniques," in The 5th Conference on Information and Knowledge Technology, IEEE, pp. 113-120, 2013.

[5] N. Milosevic, A. Dehghantanha, and K.-K. R. Choo, "Machine learning aided Android malware classification," Computers & Electrical Engineering, vol. 61, pp. 266-274, 2017.

[6] S. Parsa and A. Gooran Oorimi, "An Optimal and Transparent Framework for Automatic Analysis of Malware," ADST Journal, vol. 7, no. 1, pp. 71-80, 2016.

[7] H. Hashemi, A. Azmoodeh, A. Hamzeh, and S. Hashemi, "Graph embedding as a new approach for unknown malware detection," Journal of Computer Virology and Hacking Techniques, vol. 13, no. 3, pp. 153-166, 2017.

[8] K. Pal and J. Verma, "A Survey on Anomaly Based Malware Detection and Demolition in False Alarm Rate," Available at SSRN 2652104, 2015.

[9] A. Tang, S. Sethumadhavan, and S. J. Stolfo, "Unsupervised anomaly-based malware detection using hardware features," in International Workshop on Recent Advances in Intrusion Detection, Springer, pp. 109-129, 2014.

[10] K. N. Khasawneh, M. Ozsoy, C. Donovick, N. Abu-Ghazaleh, and D. Ponomarev, "Ensemble learning for low-level hardware-supported malware detection," in International Symposium on Recent Advances in Intrusion Detection, Springer, pp. 3-25, 2015.

[11] Y. Fan, Y. Ye, and L. Chen, "Malicious sequential pattern mining for automatic malware detection," Expert Systems with Applications, vol. 52, pp. 16-25, 2016.

[12] M. Ozsoy, K. N. Khasawneh, C. Donovick, I. Gorelik, N. Abu-Ghazaleh, and D. Ponomarev, "Hardware-based malware detection using low-level architectural features," IEEE Transactions on Computers, vol. 65, no. 11, pp. 3332-3344, 2016.

[13] S. Huda, J. Abawajy, M. Alazab, M. Abdollalihian, R. Islam, and J. Yearwood, "Hybrids of support vector machine wrapper and filter based framework for malware detection," Future Generation Computer Systems, vol. 55, pp. 376-390, 2016.

[14] M. Imran, M. T. Afzal, and M. A. Qadir, "Malware classification using dynamic features and Hidden Markov Model," Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, vol. 31, no. 2, pp. 837-847, 2016.

[15] S. S. Hansen, T. M. T. Larsen, M. Stevanovic, and J. M. Pedersen, "An approach for detection and family classification of malware based on behavioral analysis," in 2016 International conference on computing, networking and communications (ICNC), IEEE, pp. 1-5, 2016.

[16] B. M. Khammas, A. Monemi, I. Ismail, S. M. Nor, and M. Marsono, "Metamorphic malware detection based on support vector machine classification of malware sub-signatures," Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control), vol. 14, no. 3, 2016.

[17] K. Grosse, N. Papernot, P. Manoharan, M. Backes, and P. McDaniel, "Adversarial perturbations against deep neural networks for malware classification," arXiv preprint arXiv:1606.04435, 2016.

[18] N. Patel, A. Sasan, and H. Homayoun, "Analyzing hardware based malware detectors," in 2017 54th ACM/EDAC/IEEE Design Automation Conference (DAC), IEEE, pp. 1-6, 2017.

[19] B. Singh, D. Evtyushkin, J. Elwell, R. Riley, and I. Cervesato, "On the detection of kernel-level rootkits using hardware performance counters," in Proceedings of the 2017 ACM on Asia Conference on Computer and Communications Security, pp. 483-493, 2017.

[20] H. Sayadi, N. Patel, S. M. PD, A. Sasan, S. Rafatirad, and H. Homayoun, "Ensemble learning for effective run-time hardware-based malware detection: A comprehensive analysis and classification," in 2018 55th ACM/ESDA/IEEE Design Automation Conference (DAC), IEEE, pp. 1-6, 2018.

[21] Z.-U. Rehman et al., "Machine learning-assisted signature and heuristic-based detection of malwares in Android devices," Computers & Electrical Engineering, vol. 69, pp. 828-841, 2018.

[22] W. S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," The bulletin of mathematical biophysics, vol. 5, no. 4, pp. 115-133, 1943.

[23] Z. Soltani and A. Jafarian, "A new artificial neural networks approach for diagnosing diabetes disease type II," International Journal of Advanced Computer Science and Applications, vol. 7, no. 6, pp. 89-94, 2016.

[24] S. Mirjalili, "Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems," Neural Computing and Applications, vol. 27, no. 4, pp. 1053-1073, 2016.

[25] J. Han, J. Pei, and M. Kamber, Data mining: concepts and techniques, Elsevier, 2011.

[26] S. Y. Yerima and S. Sezer, "Droidfusion: A novel multilevel classifier fusion approach for android malware detection," IEEE transactions on cybernetics, vol. 49, no. 2, pp. 453-466, 2018.