Semnan University

Journal of Modeling in Engineering

Journal homepage: https://modelling.semnan.ac.ir/

ISSN: 2783-2538



Research Article

A hybrid model for evaluating the performance of computer network sensors using Data Envelopment Analysis and Metaheuristic Algorithms

PAPER INFO

Paper history:

Received: 2025-03-13
Revised: 2025-05-12
Accepted: 2025-10-19

Keywords:

Sensor performance evaluation;
Data envelopment analysis superefficiency;
Optimization;
Multilayer perceptron network;
Cuckoo algorithm..

ABSTRACT

Storing and processing information obtained from **sensors**, along with employing wireless systems, real-time prediction, and data analysis, generates added value. Therefore, evaluating sensor performance in computer networks is of paramount importance. The objective of this research is to propose an evaluation model for sensor performance utilizing mathematical models and optimizing the results through simulation tools. The data utilized pertains to a computer network simulated in the **OPNET** environment. This network is designed based on sensors deployed to identify and diagnose critical faults and data related to maintenance programs within a gas pipeline. In this study, the problem was modeled using the **BCC** and **SBM** Data Envelopment Analysis (DEA) models for super-efficiency. Following the identification of efficient units, performance efficiency values were optimized using the **MLP** neural network combined with the Cuckoo Search (CS) algorithm. To assess the model's accuracy, the parameters of Mean Squared Error (MSE), Correlation Coefficient (CC), Standard Deviation (σ\sigmaσ), and Mean Absolute Error (MAE) were examined. The results indicate that these values in the neural network are 0.2605, 0.123666, 0.66, and 0.89853, respectively, and in the hybrid algorithm are 0.1037, 0.03462222, 0.43, and 0.94829. Consequently, the integration of the hybrid algorithm has resulted in an improved data learning process, increased accuracy in the final model outputs, and demonstrated a higher level of optimization in sensor efficiency and performance.

DOI: https://doi.org/10.22075/jme.2024.31282.2495

© 2024 Published by Semnan University Press.
This is an open access article under the CC-BY 4.0 license.(https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

UNCORRECTED PROOF

*** Corresponding author.**
E-mail address: m.s.behruz@gmail.com

How to cite this article:

مقاله پژوهشی

مدل ترکیبی ارزیابی عملکرد حسگرهای شبکه کامپیوتری با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها و الگوریتم‌های متاهیوریستیک

محمد صادق بهروز[۱،*]، میثم کرمی پور[۲] و رحمان نورمحمدی[۳]

اطلاعات مقاله

دریافت مقاله: ۱۴۰۴/۰۳/۲۰
بازنگری مقاله: ۱۴۰۴/۰۶/۲۰
پذیرش مقاله: ۱۴۰۴/۰۷/۱۵

واژگان کلیدی:
ارزیابی عملکرد حسگر، ابرکارایی تحلیل پوششی داده‌ها، بهینه‌سازی، شبکه پرسپترون چندلایه، الگوریتم فاخته.

چکیده

ذخیره‌سازی و پردازش اطلاعات به‌دست آمده از حسگرها، همراه با به‌کارگیری سیستم‌های بی‌سیم، پیش‌بینی زمان واقعی و تحلیل داده‌ها، موجب ایجاد ارزش افزوده می‌شود. ازاین‌رو، ارزیابی عملکرد حسگرها در شبکه‌های کامپیوتری اهمیت فراوانی دارد. هدف این پژوهش، ارائه مدلی برای ارزیابی عملکرد حسگرها با بهره‌گیری از مدل‌های ریاضی و بهینه‌سازی نتایج از طریق ابزار شبیه‌سازی است. داده‌های مورد استفاده مربوط به شبکه‌ای کامپیوتری است که در محیط **OPNET**شبیه‌سازی شده است. این شبکه بر پایه‌ی حسگرهایی طراحی شده که به‌منظور شناسایی و تشخیص نقص‌های بحرانی و داده‌های مربوط به برنامه‌های نگهداری و تعمیرات در خط لوله گاز جانمایی شده‌اند. در این پژوهش، مسئله با استفاده از مدل‌های ریاضی **BCC**و **SBM** آبرکارایی تحلیل پوششی داده‌ها مدل‌سازی شده است. پس از شناسایی واحدهای کارا، مقادیر بازده عملکرد با شبکه عصبی **MLP**و ترکیب آن با الگوریتم فاخته بهینه سازی گردید. برای ارزیابی دقت مدل، پارامترهای میانگین مربعات خطا، ضریب همبستگی، انحراف معیار و میانگین قدر مطلق خطا بررسی شد. نتایج نشان می‌دهد که این مقادیر در شبکه عصبی به‌ترتیب ۰.۲۶۰۵، ۰.۱۲۳۶۶۶، ۰.۶۶ و ۰.۸۹۸۵۳ و در الگوریتم ترکیبی ۰.۱۰۳۷، ۰.۰۳۴۶۲۲۲۲، ۰.۴۳ و ۰.۹۴۸۲۹ است. بنابراین، استفاده از الگوریتم ترکیبی منجر به بهبود روند یادگیری داده‌ها، افزایش صحت خروجی‌های مدل و ارتقای سطح بهینگی در بازده و کارایی حسگرها شده است.

DOI: https://doi.org/10.22075/jme.2024.31282.2495

© 2024 Published by Semnan University Press.
This is an open access article under the CC-BY 4.0 license.(https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

UNCORRECTED PROOF

۱-مقدمه[۱]

دنیای امروز متشکل از مجموعه‌ای از اشیای فیزیکی مانند ماشین‌آلات، کالاها، زیرساخت‌ها و دستگاه‌هایی است که با شبکه‌ای از حسگرها و عامل‌های هوشمند تجهیز شد ه‌اند و این امر امکان فعالیت‌هایی نظیر نظارت بر محیط، گزارش وضعیت، دریافت دستورالعمل‌ها و حتی نشان دادن واکنش بر اساس اطلاعات جمع‌آوری شده به آنها را می‌دهد. این مفهومی است که امروزه با عنوان اینترنت اشیا از آن یاد می‌شود. اینترنت اشیا در بستر شبکهٔ جهانی پویا که دارای قابلیت‌های خودپیکربندی بر اساس پروتکل‌های ارتباطی استاندارد است، شکل می‌گیرد و در آن اشیای فیزیکی و مجازی، دارای هویت، مشخصهٔ فیزیکی و شخصیت مجازی هستند و از واسط‌های هوشمند استفاده می‌کنند و با شبکهٔ اطلاعات ادغام می‌شوند [۱]. در حالت کلی می‌توان گفت اینترنت اشیا شبکه‌ای از اشیاء فیزیکی تعبیه شده با قطعات الکترونیکی، نرم افزار، سنسورها و اتصالات است تا آن‌ها توسط تبادل اطلاعات با تولید کننده، اپراتور و یا دستگاه‌های دیگر قادر به ارائه ارزش و خدمات بیشتر باشند.

*

در این تکنولوژی به هر چیز یک شناسه منحصر به فرد تعلق می‌گیرد که بتواند داد ه ها را برای پایگاه داده مشخص شده ارسال کنند. فرآیند ارسال داده‌ها در فناوری اینترنت اشیاء نیازی به تعامل «انسان با رایانه» یا «انسان با انسان» نخواهد داشت و داده‌ها به صورت اتوماتیک و بر اساس تنظیمات انجام شده و در زمان های مشخص به صورت لحظه‌ای ارسال می‌گردند. ظهور پدیده‌ی اینترنت اشیاء یکی از هزاران نتیجه‌ی گسترش اینترنت و البته توسعه‌ی فناوری‌های بی‌سیم است [۲]. استفاده از اینترنت اشیا می‌تواند تأثیرات مهم و مثبتی را در افزایش سوددهی و همین‌طور راه‌اندازی کسب وکارهای جدید و نو داشته باشد. ابعادی مانند پرداخت، حمل و نقل و لجستیک، نگهداری و تعمیرات، عملیات مالی و کنترل انبار. درواقع اینترنت اشیا قسمت زیادی از فعالیت‌های سنتی و دستی را می‌تواند به‌صورت الکترونیکی عهده‌دار شده و انجام دهد [۳]. در فناوری اینترنت اشیا اطلاعات از طریق حسگرهای متعددی که بر روی اشیا تعبیه شده، جمع‌آوری می‌شود و اگر حسگرها یا ارتباطات در یک برنامهٔ کاربردی اینترنت اشیا خوب عمل نکند، آسیب‌های جانی یا مالی به‌دنبال خواهد داشت [۴]. توانایی شرکت‌ها در تهیه بانک اطلاعاتی و ذخیره‌سازی و پردازش اطلاعات بدست آمده از حسگرها (که قابلیت نظارت را افزایش داده) و تلفیق آن‌ها و همچنین استفاده از سیستم‌های بی‌سیم و پیش‌بینی زمان واقعی و تجزیه و تحلیل داده‌ها، سبب ایجاد ارزش افزوده می‌شود و از این‌رو استفاده از اینترنت اشیاء گسترش یافته است [۵]. معماری‌های رویداد محور می‌توانند با شناسایی و پوشش شکاف‌های بین تکنولوژی ارتباطات و فناوری اطلاعات و فرایندهای کسب و کار از طریق ارتباط در سطح اشیاء باعث عملکرد مناسب در هرصنعت شوند. بر خلاف سیستم‌های قبلی که نیاز به پاسخگویی یا درخواست مجدد و انتظار بود، در اینترنت اشیاء در هر بار اندازه‌گیری Data توسط Sensor اطلاعات در زمان واقعی جمع‌آوری می‌شود. در سیستم‌های مبتنی بر رویداد که ماهیتاً واکنش‌پذیر هستند، پردازش رویداد در مقیاس‌های مختلف در زمان‌های واقعی حتی با داده‌های بزرگ انجام می‌شود [۶]. این قابلیت توسعه مفهوم نگهداری تعمیرات مجازی[1] را به همراه داشته و سبب می‌شود مانیتورینگ و بازرسی در زمان واقعی انجام شده و پیش‌بینی‌ها و اقدامات پیشگیرانه بر اساس تحلیل داده‌های واقعی صورت گیرد. نگهداری تعمیرات با رویکرد فعالانه و پیش‌نگر، با مفهوم نت مجازی مرتبط است و از آنجایی که نت مجازی قادر است فعالیت‌های نگهداری تعمیرات را با بهره‌گیری از تکنولوژی‌های نوین با سایر اقدامات و عملیات تولید مرتبط و بهینه کرده و تصمیمات پیش‌نگر را عملیاتی کند، اهمیت پیدا کرده و این مفهوم توسعه یافته است [۶، ۷]. از این رهگذر اهمیت عملکرد حسگرها در شبکه‌های کامپیوتری حائز اهمیت است. برای ارزیابی عملکرد شبکه‌های حسگر، مدل‌های مختلفی مورد استفاده قرار گرفته است. از جمله روش‌هایی که در ارزیابی عملکرد و بازدهی شبکه‌های حسگر بسیار مورد توجه قرار گرفته است روش‌های هوشمند (یادگیری ماشین) است. روش‌های هوشمند، الگوهای خطی و غیرخطی موجود در داده‌های مربوط به شبکه را دنبال می‌کند تا بدین وسیله فرایند ایجاد آنها را حدس بزند. بر این اساس، در طول سال‌های پیش الگوریتم‌ها و نرم افزارهای زیادی با پیچیدگی‌ها و ساختارهای متفاوت برای این منظور پیشنهاد شده است. یادگیری ماشینی برای یافتن الگوها و کند و کاو تغییرات کوچک، بر پایهٔ بررسی و مقایسه داده‌هایی از مقادیر کوچک تا حجم‌های عظیم داده استوار است [۸].

استفاده از مدل‌های برنامه‌ریزی خطی نیز از روش‌های پرکاربرد در تشخیص بازدهی و میزان کارایی است که ترکیب این روش‌ها با تکنیک‌های یادگیری ماشین ضعف‌های موجود در آن را پوشش داده و سبب افزایش نرخ دقت و صحت نتایج پیش‌بینی‌ها و ارزیابی‌ها می‌شود. یکی از این روش‌ها تحلیل پوششی داده‌ها است. تحلیل پوششی داده‌ها، یک روش ناپارا متری به منظور تعیین کارایی واحد های تصمیم گیرنده است. این تکنیک با قابلیت‌ها و ویژگی‌های منحصر به فرد به عنوان یک تکنیک ارزیابی چندمعیاره توانسته است به مفهوم ارزیابی عملکرد در حوزه مدیریت، شفافیت و دقت بالایی ببخشد. ترکیب تکنیک‌های یادگیری ماشین مانند شبکه عصبی با تحلیل پوششی داده‌ها ابزاری قدرتمند را درحوزه ارزیابی عملکرد به وجود آورده است که کاربرد گسترده و فراوان داشته است [۹].

در این پژوهش، ترکیب شبکه های عصبی، مدل BCC و ابرکارایی SBM تحلیل پوششی داده‌ها برای ارزیابی میزان عملکرد واحدهای تصمیم گیرنده که در واقع حسگرها هستند، استفاده شده است و برای بهینه‌سازی مقادیر به

[1] E-Maintenance

UNCORRECTED PROOF

دست آمده از الگوریتم بهینه‌سازی فاخته که یکی از الگوریتم‌های فراابتکاری است بهره‌گیری شده است. در واقع ارزیابی عملکرد و تعیین میزان بازدهی حسگرها به عنوان یک واحد تصمیم‌گیری، هدف اصلی این پژوهش است. در این پژوهش داده‌ها، مربوط به شبکه‌ی کامپیوتری شبیه‌سازی شده در محیط OPNET می‌باشد. این شبکه کامپیوتری، بر اساس حسگرهایی طراحی شده است که به‌منظور شناسایی و تشخیص نقص‌های بحرانی و داده‌های برنامه‌های نگهداری تعمیرات در خط لوله گاز جانمایی شده‌اند. در واقع داده‌های مدل شبیه‌سازی شده، مربوط به رویدادها و نقص‌هایی هستند که در جریان فرایند تولید در این صنعت ثبت شده است. این داده‌ها مبتنی بر نتایج برنامه‌های نگهداری و تعمیرات پیاده شده در بازه زمانی سه ساله و نتایج ارزیابی ریسک‌های انجام شده در شبکه خط لوله گاز است.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

شبکه‌های حسگر یکی از پرکاربردترین مباحث روز در بحث جمع‌آوری اطلاعات از محیط پیرامون زندگی انسان است. شبکه‌های حسگر بی‌سیم می‌توانند به‌آسانی در محیط‌های مختلف مستقر شوند و به جمع‌آوری اطلاعات به شیوه‌های مختلف بپردازند و درنتیجه می‌توانند پشتیبانی برنامه‌های کاربردی فراوانی را شامل شوند. شبکه‌های حسگر، شامل یک یا چند گره مرکزی هستند که مسئول جمع‌آوری اطلاعات خاص می‌باشند [۱۰]. تحمل‌پذیری خطا، مقیاس‌پذیری، هزینه تولید، محدودیت سخت‌افزاری، توپولوژی شبکه حسگر و مصرف انرژی، عوامل مهم تأثیرگذار در طراحی شبکه هستند و بر کارایی و بازدهی شبکه تأثیرمستقیم دارند.

تحمل‌پذیری خطا. گاهی اوقات برخی از نودهای حسگر به دلایلی از قبیل کمبود برق، صدمات فیزیکی، یا مشکلات محیطی بلوکه می‌شوند یا نمی‌توانند کار خود را درست انجام بدهند. شکست نودهای حسگر نباید روی کل کار شبکه حسگر تاثیر بگذارد. این مسئله را قابلیت اطمینان و یا تحمل‌پذیری خطا می‌نامند. به عبارت دیگر به توانایی شبکه حسگر برای حفظ کاربردهای خود بدون هیچ قطعی و مشکلی که از شکست نودهای حسگر ناشی شده باشد تحمل‌پذیری خطا می‌گویند. در این مقوله می‌توان پروتکل ها و الگوریتم‌ها را چنان تنظیم کرد که آن مقدار تحمل پذیری خطا که برای شبکه حسگر لازم است فراهم کند. اگر محیطی که حسگرها در آن بکار می‌رود کمتر در کار حسگرها اختلال ایجاد کند پروتکل‌ها می‌توانند راحت‌تر تنظیم شوند. از طرف دیگر اگر نودهای حسگر برای نظارت و ردیابی به کار بروند میزان تحمل پذیری خطای بالایی لازم دارند زیرا داده‌ها حساس و حیاتی هستند. بنابراین تحمل‌پذیری خطا به کاربرد شبکه‌های حسگر بستگی دارد.

مقیاس‌پذیری. تعداد نودهای حسگری که برای مطالعه و بررسی یک پدیده به کار می‌رود تا صدها یا هزاران عدد می‌رسد. بسته به کاربرد نودهای حسگر تعداد آنها می‌تواند تا میلیون‌ها عدد هم برسد. طرح‌های جدید باید بتوانند با این تعداد نود کار کنند. آنها باید از چگالی بالای شبکه‌های حسگر که ماهیت این شبکه‌هاست نیز استفاده کنند. چگالی شبکه‌های حسگر از چند نود حسگر تا صدها نود حسگر در یک ناحیه متغیر است. در واقع می‌توان به کمک تعداد نودهای منطقه چگالی نودها را نشان داد. چگالی نود به کاربرد آن بستگی دارد.

هزینه تولید. شبکه‌های حسگر از تعداد زیادی نود تشکیل شده‌اند که هزینه هریک از آنها روی هزینه شبکه تاثیر می‌گذارد. اگر هزینه شبکه بیش از هزینه حسگرهای قدیمی باشد می‌توان گفت که شبکه حسگر از نظر هزینه معقول نیست. بنابراین باید هزینه هر کدام از نودهای حسگر پایین باشد. بسته به کاربرد شبکه های حسگر آن‌ها گاهی به تجهیزاتی از قبیل سیستم موقعیت یاب، ، یا ژنراتور برق مجهزند. از این رو هزینه نود حسگر موضوعی است که حائز اهمیت است.

محدودیت سخت افزاری. نودهای حسگر علاوه بر سایز، محدودیت‌های دیگری هم دارند. این نودها باید برق بسیار کمی مصرف کنند، در چگالی‌های فشرده و بالا عمل کنند، هزینه تولید کمی داشته باشند که قابل چشم پوشی باشد، مستقل کار کنند و برای عمل کردن به مراقبت نیاز نداشته باشند و با محیط سازگار باشند.

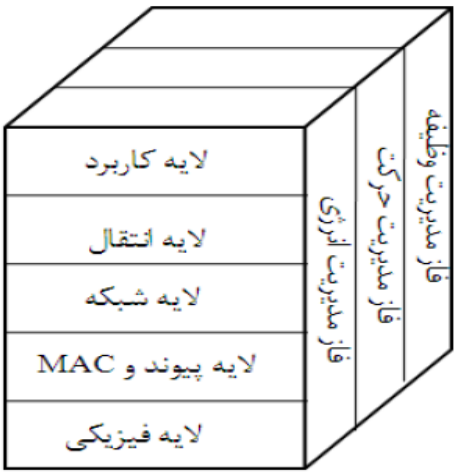
توپولوژی شبکه حسگر. تعداد زیادی از نودهای حسگر غیرقابل دسترسی که به آنها توجهی نمی‌شود و مستعد شکست‌های پی‌درپی هستند موجب می‌شوند که توپولوژی کار دشواری باشد. استفاده از تعداد زیادی از نودها بصورت فشرده مستلزم این است که توپولوژی و پیکربندی به‌دقت اجرا شود.

مصرف انرژی. در برخی کاربردها، اتمام توان منبع نشان

UNCORRECTED PROOF

دهنده وابستگی جدی به عمر باتری است. در یک شبکه تک کاره چند هسته‌ای هر گره دو نقش را در ایجاد و مسیردهی به داده‌ها ایفا می‌کند. عمل نکردن گره‌های جدید می تواند تغییرات توپولژیک مهمی را سبب گردیده و شاید نیاز به مسیردهی و سازمان دهی دوباره شبکه داشته باشد. به این دلایل است مصرف انرژی و مدیریت انرژی حائز اهمیت است.

در شکل ۱ پشته پروتکلی شبکه‌های حسگر نشان داده‌شده است که ازیک‌طرف دارای پنج لایه شامل لایه‌های فیزیکی، پیوند، کنترل، شبکه و انتقال است و از طرفی دارای سه فاز مدیریت انرژی، مدیریت حرکت و مدیریت وظیفه است. وظیفه لایه فیزیکی عملیات مدولاسیون و ارسال و دریافت در سطح پایین می‌باشد. لایه کنترل باید قادر باشد با گره همسایه ارتباط برقرار کند. لایه شبکه وظیفه مسیریابی را بر عهده دارد. لایه انتقال وظیفهٔ مدیریت جریان انتقال بسته‌ها را در صورت نیاز کاربرد بر عهده دارد. بسته به کاری که شبکه برای آن طراحی شده انواع مختلف نرم‌افزارهای کاربردی می‌تواند روی لایه کاربرد استفاده شود و خدمات مختلفی را ارائه نماید. فاز مدیریت انرژی با دخالت در کلیه لایه‌ها، چگونگی مصرف انرژی برای گره را تعیین می‌کند. فاز مدیریت وظیفه وظایف گره‌ها را زمان‌بندی کرده و متعادل می‌سازد. باوجود موارد فوق گره‌ها در شبکه حسگر می‌توانند باهم کارکرده و داده‌ها را در یک شبکه حسگر متحرک مسیردهی کنند و منابع را بین گره‌ها به اشتراک‌گذارند [۱، ۷، ۱۱].



شکل ۱: پشته پروتکل شبکه‌های حسگر [۱]

توانایی شرکت‌ها در تهیه بانک اطلاعاتی و ذخیره‌سازی و پردازش اطلاعات بدست آمده از حسگرها (که قابلیت نظارت را افزایش داده) و تلفیق آن‌ها و همچنین استفاده از سیستم‌های بی‌سیم و پیش‌بینی زمان واقعی و تجزیه و تحلیل داده‌ها، سبب ایجاد ارزش افزوده می‌شود [۵].

حسگرها می‌توانند تغییر حالت‌ها را در اشیاء تشخیص دهند. به عنوان مثال می‌توان به تخریب و خرابی تجهیزات تولیدی اشاره کرد. بر خلاف سیستم‌های قبلی که نیاز به پاسخگویی یا درخواست مجدد و انتظار بود، در اینترنت اشیاء در هر بار اندازه‌گیری Data توسط Sensor اطلاعات در زمان واقعی جمع‌آوری می‌شود. در سیستم‌های مبتنی بر رویداد که ماهیتاً واکنش‌پذیر هستند، پردازش رویداد در مقیاس‌های مختلف در زمان‌های واقعی حتی با داده‌های بزرگ انجام می‌شود [۶]. بر این اساس صحت عملکرد حسگرها در یک شبکه کامپیوتری موضوعی است که اهمیت دوچندان یافته و نیاز به ارزیابی و سنجش میزان بازدهی مورد توجه قرار می‌گیرد.

برای ارزیابی عملکرد شبکه‌های حسگر، مدل‌های مختلفی مورد استفاده قرار گرفته است. در این پژوهش مدل‌های ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها و الگوریتم‌های فراابتکاری برای این منظور استفاده شده است که ترکیب مدل‌های برنامه‌ریزی ریاضی و روش‌های هوشمند (یادگیری ماشین) است که جزء روش‌های پرکاربرد در تشخیص بازدهی و میزان کارایی است.

۳- پیشینه پژوهش

با توجه به مبانی نظری ارائه شده، در جدول ۱ تعدادی از پژوهش‌های مشابه قبلی صورت گرفته، ذکر شده است.

جدول ۱. مروری بر پژوهش‌های قبلی

ردیف	موضوع پژوهش	منابع
۱	۱. آموزش شبکه های عصبی مصنوعی به کمک الگوریتم بهینه سازی توده ذرات با سرمایش تدریجی	[۱۲]

UNCORRECTED PROOF

۲	بهبود کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در شبیه سازی رسوب معلق با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات.	[۱۳]
۳	ارزیابی کارایی مالی با مدل غیر شعاعی و داده های فازی و ورودی و خروجی هایی با ارزش حاشیه ای غیر خطی با تکنیک تحلیل پوششی داده ها	[۱۴]
۴	طراحی یک مدل ترکیبی جدید مبتنی بر تحلیل پوششی دادهها، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم شنتیک و بهینهسازی انبوه ذرات برای ارزیابی کارایی و الگوسازی واحدهای کارا و ناکارا	[۹]
۵	ارائه مدل پیشبینی بازدهی بیتکوین با استفاده از روش هیبریدی یادگیری عمیق الگوریتم تجزیه سیگنال.	[۸]
۶	معرفی مدلی برای تخمین کیفیت قطعات فلزی با استفاده از شبکهٔ عصبی و الگوریتم تکاملی فاخته,	[۱۵]
۷	توسعه مدلهای هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم تکاملی جهت پیشبینی عدد فرود جریان در کانالهای باز در مدلسازی انتقال رسوب	[۱۶]
۸	ارزیابی عملکرد واحدهای تصمیم گیری با استفاده از مدل ترکیبی شبکه های عصبی پیش بینی کننده عملکرد و تحلیل پوششی داده ها (مورد مطالعه: شرکت ملی گاز ایران)	[۱۲]
۹	Integrated IDAeANNeDEA for assessment and optimization of energy consumption in industrial sectors	[۱۷]
۱۰	An integrated Data Envelopment Analysis–Artificial Neural Network–Rough Set Algorithm for assessment of personnel efficiency	[۱۸]
۱۱	Portfolio selection using hybrid algorithm of data envelopment analysis based on Kohonen neural network and Cuckoo algorithm	[۱۹]
۱۲	A hybrid radial basis function and data envelopment analysis neural network for classification	[۲۰]
۱۳	Super efficiency SBM-DEA and neural network for performance evaluation	[۲۱]
۱۴	Efficiency estimation and reduction potential of the Chinese construction industry via SE-DEA and artificial neural network	[۲۲]

انجام پیش‌بینی‌های مبتنی بر یادگیری ماشین و ارزیابی عملکرد با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها و بهینه‌سازی آن با الگوریتم‌های متاهیوریستیک در زمینه‌های متعدد مطالعاتی کاربرد داشته و پژوهشگران زیادی در این باره به تحقیق و پژوهش پرداخته‌اند. اما ویژگی اصلی متمایز کننده این پژوهش بهره‌گیری از مدل‌های ترکیبی در حوزه ارزیابی عملکرد حسگرها در شبکه‌های کامپیوتری است که تا کنون انجام نشده است. در این پژوهش علاوه بر مدل BCC از روش ابرکارایی SBM تحلیل پوششی داده‌ها نیز استفاده شده است که علاوه برآنکه قدرت تفکیک‌پذیری مسائل با واحدهای تصمیم‌گیری اندک را افزایش می‌دهد، ترکیب آن با شبکه عصبی و الگوریتم فاخته، سبب افزایش بهینگی در بازدهی نهایی حسگرها، افزایش قدرت یادگیری داده‌ها و همگرایی سریع‌تر مقادیر در ناحیه جواب می‌شود. اجرای این مدل ترکیبی برای مطالعه موردی مسئله و ارزیابی عملکرد سنسورها با توجه به محیط شبیه‌سازی و داده‌های بدست آمده از عملکرد حسگرها در شبکه OPNET، مورد دیگری است که علی‌رغم پژوهش‌های زیاد موجود در رابطه با ماهیت فنی سنسورها، کمتر به آن پرداخته شده است و در این پژوهش به همراه استفاده از تکنیک‌های بهینه‌سازی متاهیوریستیک، این موضوع نیز مورد توجه پژوهشگران بوده است.

۴- روش‌شناسی و مدل پژوهش

داده‌های پژوهش، مربوط به شبکه کامپیوتری شبیه‌سازی شده در محیط OPNET می‌باشد. در این شبکه کامپیوتری، حسگرها به‌منظور شناسایی و تشخیص نقص-های بحرانی در خط لوله گاز جانمایی شده‌اند. در این نرم-افزار نرخ وقوع رویدادها، ترافیک ورودی به هر نود است که در حسگرها بر حسب Packets/sec و Bytes/sec و با پارامتر میانگین نرخ ترافیک ورودی محاسبه می‌شود. این آمارها برای ترافیک تولید شده یا دریافت شده توسط یک گره یا نود محاسبه می‌گردد که بر اساس هر برنامه کاربردی جمع‌آوری می‌شود. برای تعیین نحوه پیکربندی شبکه و تکنولوژی مورد استفاده برای شبیه‌سازی، نقشه‌های مربوط به محیط واقعی مطالعه موردی، تا حد امکان مورد استفاده قرار گرفته و نتایج در تعیین فاصله‌ها (نودها تا سوییچ مرکزی و سرور) و نیز در استفاده از ابزار و سخت‌افزار شبکه، لحاظ شده است. صحت مدل پیکربندی شده با استفاده از ابزار موجود در نرم‌افزار تست و نتایج اجرای شبیه‌سازی بر اساس تعداد لاگ‌ها، تعداد رویدادهای ورودی به نرم‌افزار،

UNCORRECTED PROOF

استناد به این مقاله: نحوه استناد فارسی در اینجا درج گردد.

زمان و سرعت انجام شبیه‌سازی و پارامترهای آماری مشخص شده (مانند میانگین نرخ ترافیک ورودی به هر نود) مورد ارزیابی قرار گرفته است.

برای ارزیابی میزان مطلوبیت و کارایی در لایه انتقال داده در شبکه، متغیرهای Throughput و Utilization که متغیرهای Point to Point لایه انتقال هستند، به عنوان متغیرهای خروجی بررسی شده‌است. ترافیک و بار ورودی به هر یک از نودها، در واقع معرف تعداد رویدادها و نقص‌ها هستند و متغیرهای Load(packets/sec) و Traffic Received(packets/sec) به عنوان متغیرهای ورودی در نظر گرفته شده‌اند.

شبیه‌سازی، مبتنی بر پروتکل TCP که یکی از پرکاربردترین پروتکل‌های لایه انتقال است و بیشتر کاربردهای اینترنت مبتنی بر این پروتکل هستند، انجام‌شده است وبرای این منظور تکنولوژی Sm_Int_Model_List با توجه به گستردگی کاربرد مورد استفاده قرار گرفته است. این پروتکل که از نوع اتصال‌گرا بوده یک مکانیزم مطمئن انتقال بسته‌ها بر روی یک بستر مخابراتی غیر قابل اطمینان فراهم می‌کند. قابلیت اطمینان بالای TCP در تحویل بسته‌ها و استفاده از مکانیزم‌های کنترل جریان از ویژگی‌های اصلی این پروتکل است. در TCP به دلیل استفاده از مکانیزم تصدیق داده‌های دریافتی و همچنین به کار بردن مکانیزم ارسال مجدد، انتقال اطلاعات به صورت کاملا اطمینان بخش صورت می‌گیرد. دراین شبیه‌سازی، آمارهای جمع‌آوری شده برای تحلیل و ارزیابی نتایج، در دو دسته "آمار عمومی" و "آمار اختصاصی" قرار گرفته است که عبارتند از: "زمان تأخیر انتها به انتهای تجربه شده در کل شبکه"، "نرخ ترافیک تولیدشده یا دریافت‌شده توسط یک گره"، "میزان یا بار دریافت پیام‌های تقاضا یا ترافیک در یک گره"، "تعداد بسته‌هایی که در واحد زمان با موفقیت منتقل یا دریافت شده‌اند" و"ظرفیت مسیرها یا لینک‌های انتقال". جدول ۲ پارامترها و مقادیر تنظیم‌شده برای اجرای شبیه‌سازی را نشان می‌دهد.

جدول ۲. متغیرهای شبیه‌سازی در OPNET [۲، ۲۹، ۳۱].

نام متغیر	تعریف
Network Scale	Office 150*150m^2
Technology	Sm_Int_Model_List
Topology	Star
Duration	2 Hours
Seed	150
Update Interval	2000 Events
Server	Sm_Int_Server
Switch	3C_SSll_1100_3300_4s_ae52_e48_ge3
Router	CS2514_1S_e2_sl2
Application	Sm_Application_Config
Profile	Sm_Profile_Config
Link Model	Ethernet 10 BaseT
Center Node Model	3C_ SSll_1100_3300_4s_ae52_e48_ge3
Periphery Node Model	Sm_Int_wkstn
Protocol	TCP/IP
Packet Formats	Ethernet_v2
Bit Capacity	Infinity
Start Time Offset (sec)	Exponential (0.045), Exponential (0.025)
Inter Repetition Time (sec)	Constant (300)
Global Statistic	Delay
Object Statistics	Load(packets/sec)
	Traffic Received(packets/sec)
	Traffic Receive(bits/sec)
	Throughput(packets/sec)
	Utilization

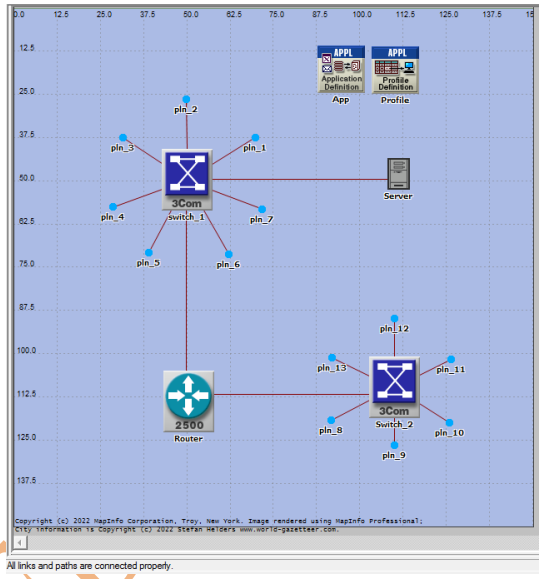
شبیه سازی در نرم‌افزار OPNET Modeler 14.5 صورت گرفته و برای اجرای آن از تکنولوژی Sm_Int_Model_List استفاده شده است. پروتکل لایه انتقال TCP و در لایه فیزیکی پیوند داده Ethernet در نظر گرفته شده است. همچنین مدت شبیه‌سازی ۲ ساعت و تعداد رویدادها در هر به‌روزرسانی ۲۰۰۰ رویداد لحاظ شده است. شکل ۲ پیکربندی شبکه را در سطح شبکه[1] نشان می‌دهد.

شبکه مورد نظر متشکل از ۱۳ نود است که با استفاده از توپولوژی Star در دو ناحیه از فضای مورد نظر برای شبیه‌سازی تشکیل شده است. نود مرکزی در هر دو ناحیه 3c_SSII_1100_3300_4s_ae52_e48_ge3 است و نودهای هفت‌گانه و شش‌گانه با استفاده از روتر CS2514_1S_e2_sl2 از طریق سوییچ‌ها ارتباط یافته و به Server متصل هستند. در تنظیمات مربوط به برنامه‌های کاربردی نرخ وقوع نقص (رویداد) و پارامترهای آماری مانند

1 Network Editor

UNCORRECTED PROOF

نوع توزیع آماری، نرخ وقوع در زمان شروع انتقال داده[1]، زمان بین هر تکرار[2] و ظرفیت ارسال و دریافت داده بر حسب bit[3] تنظیم شده است.



شکل ۲. توپولوژی شبکه در سطح شبکه

در این شبکه منظور از pln1 تا pln13 حسگرهایی هستند که با توجه به هر یک از نواحی وقوع نقص، برای دریافت بار ترافیک شبکه (رویدادها) جانمایی شده‌اند. برای ارزیابی میزان مطلوبیت و کارایی در لایه انتقال داده در شبکه، متغیرهای Throughput و Utilization که متغیرهای Point to Point لایه انتقال هستند، به عنوان متغیرهای خروجی بررسی شده‌است. ترافیک و بار ورودی به هر یک از نودها، در واقع معرف تعداد رویدادها و نقص‌ها هستند و متغیرهای Load(packets/sec) و Traffic Received(packets/sec) به عنوان متغیرهای ورودی در نظر گرفته شده‌اند.

در این تحقیق، حسگرها به عنوان واحد تصمیم‌گیری در نظر گرفته شده و "ترافیک" و "بار ورودی" به هر یک از نودها، ورودی‌ها و "میزان مطلوبیت" و "کارایی" خروجی-های مدل BCC و SBM را تشکیل می‌دهند. بر اساس پارامترهای ذکر شده، مسئله مدل‌سازی و مقادیر کارایی با استفاده از نرم‌افزار EMS محاسبه شده و واحدهای کارا و ناکارا مشخص شده است. در ادامه مقادیر بازدهی واحدهای کارا، با استفاده از ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم CSA بهینه‌سازی شده است. در شکل ۳ مراحل انجام پژوهش نمایش داده شده است.



1 Start Time Offset
2 Inter Repetition Time
3 Bit Capacity

UNCORRECTED

شکل ۳. مراحل انجام پژوهش

تحلیل پوششی داده ها یک تکنیک ناپارامتریک کلاسیک و مبتنی بر برنامه‌ریزی ریاضی می‌باشد که برای مقایسه ارزیابی کارایی مجموعه ای از واحدهای تصمیم گیری مشابه به کار می رود و مزیت قابل توجه آن، عدم نیاز آن به تعیین مشخصات پارامتریک همچون تابع تولید برای بدست آوردن امتیازات کارایی است. دیگر ویژگی‌های خاص این تکنیک قابلیت تعیین یک نقطه مرجع روی مرز کارایی برای واحدهای ناکارا است؛ به گونه‌ای که واحد تحت ارزیابی با کم کردن ورودی‌ها، افزودن خروجی‌ها یا با افزودن ورودی-ها، افزودن خروجی‌هایش همزمان به نقطه مرجع روی مرز کارا می‌رسد. ترکیب تکنیک‌های یادگیری ماشین مانند شبکه عصبی با تحلیل پوششی داده‌ها ابزاری قدرتمند را درحوزه ارزیابی عملکرد به وجود آورده است که کاربرد گسترده و فراوان داشته است [۹].

۴-۱- مدل BCC تحلیل پوششی داده‌ها

تکنیک تحلیل پوششی داده ها که روشی بر مبنای برنامه ریزی ریاضی می باشد ابزار بسیار قدرتمندی به منظور ارزیابی کارایی است. از جمله محاسن این روش نظر گرفتن شاخص های متعدد ورودی و خروجی می باشد. تحلیل پوششی داده ها یک روش نا پارامتری برمبنای برنامه ریزی ریاضی برای ارزیابی کارایی واحدهای تصمیم گیرند ه است. روش‌های مختلفی بر این اساس تا کنون پیشنهاد و توسعه داده شده است که از آن جمله می‌توان به مدل بنکر، چارنز و کوپر[1] اشاره نمود که ارزیابی کارایی را در حضور چندین ورودی و خروجی با فرض بازده به مقیاس متغیر انجام می-دهد [۱۴].

(۱)

$$\text{Min } E$$
$$\text{St:}$$
$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j x_{ij} - x_{ij0} E \leq 0 \qquad i = 1, \dots, m$$
$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j y_{ij} - y_{rj0} \geq 0 \qquad r = 1, \dots, s$$
$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j = 1 \qquad j = 1, \dots, n$$
$$\lambda_j \geq 0, \quad \text{آزاد درعلامت E}$$

تکنیک تحلیل پوششی داده ها با در نظر گرفتن چندین واحد تصمیم گیرنده به جای مقایسه یک به یک واحدها، یک واحد مجازی از ترکیب سایر واحدهای تصمیم گیرنده ایجاد می کند. در این ارزیابی یک واحد تصمیم گیرنده را کارا معرفی می کند هرگاه واحد مجازی ای وجود نداشته باشد که با همان مقدار خروجی واحد مورد ارزیابی را با مقدار داده کمتری تولید کنند و در غیر این صورت آن واحد را ناکار معرفی می کند. این روش ارزیابی را ورودی محور می نامند. اگر واحد مجازی ای وجود نداشته باشد که با همان مقدار ورودی واحد مورد ارزیابی، مقدار خروجی بیشتری تولید کرده باشد آن گاه آن را کارا در ماهیت خروجی می نامند.

۴-۲- مدل ابرکارایی SBM تحلیل پوششی داده‌ها

یکی از انواع مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها، مدل SBM است که تن، در سال ۲۰۰۱، ارائه نمود. این مدل، بر مبنای مازاد ورودی‌ها s_j^+ و کمبود خروجی‌ها s_i^- است. در این مدل، x_{ij} ؛ مقدار ورودی i ام از واحد j ام، y_{rj} ؛ مقدار خروجی r ام از واحد jام، x_{i0} ؛ مقدار ورودی i ام واحد تحت بررسی، y_{r0} ؛ مقدار خروجی r ام واحد تحت بررسی، λ_j؛ وزن واحد j ام و m و k و n؛ تعداد ورودی‌ها و خروجی‌ها و واحدها است. بر مبنای این مدل، کارایی (ω)، به‌صورت زیر اندازه‌گیری می‌شود [۹].

$$\text{Min } \omega = \frac{1 - \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(\frac{s_i^-}{R_i^-})}{1 + \frac{1}{s}\sum_{j=1}^{s}(\frac{s_j^+}{R_r^+})} \qquad (۲)$$

Subject to:

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j x_{ij} + s_i^- = x_{iq} \qquad i = 1, \dots, m \qquad (۳)$$

1 BCC

UNCORRECTED PROOF

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j y_{ij} - s_r^+ = y_{rq} \quad r = 1, \dots, s \qquad (۴)$$

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j = 1 \quad j = 1, \dots, n \qquad (۵)$$

$$\lambda_j, s_i^-, s_r^+ \geq 0$$
$$i = 1, \dots, m$$
$$r = 1, \dots, s$$
$$j = 1, \dots, n$$

چارنز و همکاران (۱۹۸۵) در ساخت مدل تحلیل پوششی داده‌ها به یک رابطه تجربی در ارتباط با تعداد واحدهای مورد ارزیابی و تعداد ورودی‌ها و خروجی‌ها به صورت زیر رسیدند:

تعداد واحدهای مورد ارزیابی ≥ ۳ (تعداد ورودی‌ها + تعداد خروجی‌ها)

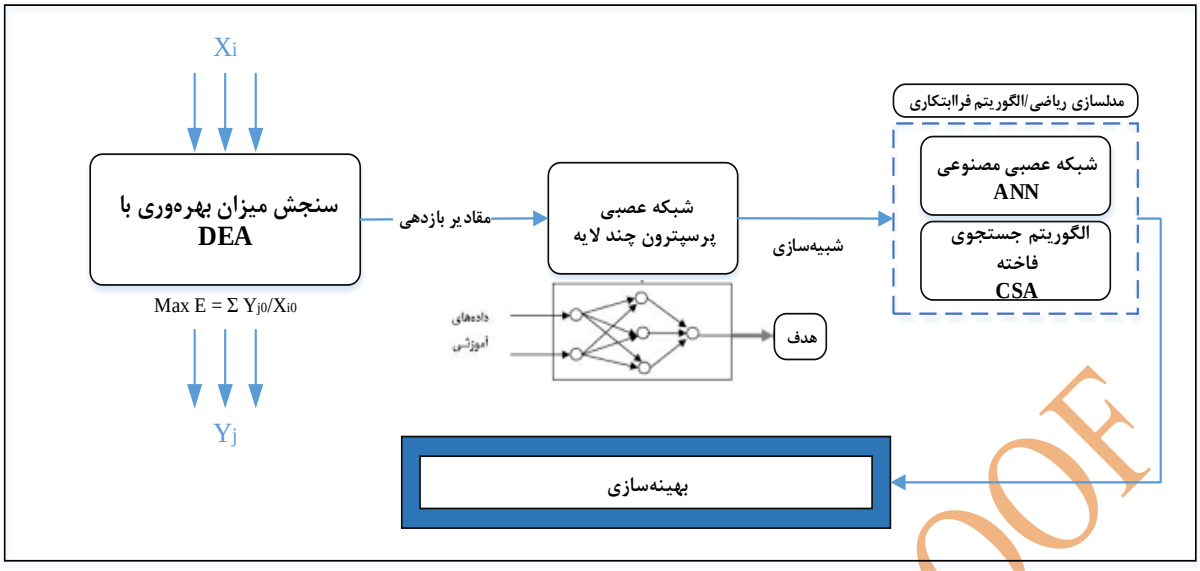
به کار نگرفتن این رابطه موجب می‌شود تعداد زیادی از واحدها روی مرز کارا قرار گرفته و دارای امتیاز کارایی یک شوند و قدرت تفکیک مدل کم شود. در ترکیب روش تحلیل پوششی داده‌ها با شبکه عصبی، جواب‌های قطعی تبدیل به جواب‌هایی در ناحیه محلی می‌شوند و برای کاهش خطا، از ترکیب آن با الگوریتم بهینه‌سازی فاخته بهره‌گیری شده است [۹].

۳-۴- الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی و جستجوی فاخته

شبکه های عصبی به عنوان یکی از پر استفاده ترین روش‌ها در زمینه طبقه بندی، تشخیص الگو و پیش‌بینی است. قدرت بالای تشخیص انواع الگوهای موجود در داده‌ها، تقریب توابع پیچیده، پایداری و انعطاف‌پذیری آن در برابر نویزهای داده‌ها، از مشخصات بارز و قدرتمند شبکه عصبی در فرآیند کشف از واکاوی داده‌ها می‌باشد [۲۳].

شبکه های عصبی پیشرونده چند لایه یکی از انواع بسیار مهم شبکه های عصبی ایستا محسوب می شوند. این مدل از شبکه های عصبی مصنوعی از اوایل ۱۹۹۰ طرح ریزی و بررسی شده است اما هنوز هم مسائلی از این نوع معماری بدون حل باقی مانده است. این شبکه های یک مدل آماری از تبدیل ورودی ها به خروجی ها می باشد که هر ورودی را به یک خروجی نگاشت می کند و از عناصر حافظه متشکل نشده است. الگوریتم پس انتشار خطا یا BP به عنوان الگوریتم آموزش این شبکه‌ها به همراه این مدل عرضه شد [۱۳]. شبکه‌های عصبی پیشرونده چندلایه، متشکل از تعداد زیادی اجزای پردازش سیگنال به هم مرتبط به نام نرون‌ها می‌باشد. به طور کلی نرون‌ها ورودی‌های وزن داده شده خود را با هم جمع می‌نمایند، حاصل را به یک تابع فعال‌سازی می دهند و نتیجه را به لایه بعدی منتقل می‌نمایند. هدف از این الگوریتم یک راهکار کاهش گرادیان برای حداقل کردن خطاهای شبکه می باشد. در بهینه‌سازی با الگوریتم‌های تکاملی متغیرهای بهینه‌سازی در آموزش شبکه عصبی وزن‌ها و بایاس مربوط به شبکه هستند. مراحل بهینه‌سازی به این صورت است که ابتدا بردارهای موقعیت به صورت تصادفی تولید گردیده و شبکه عصبی به ازای پارامترهای تعیین شده برای این بردارها اجرا می‌شود و خطای به دست آمده از هر بار اجرای شبکه، به عنوان میزان برازندگی بردار متغیر آن شبکه در نظر گرفته می‌شود. این روند ادامه پیدا می‌کند تا همگرایی نهایی حاصل شود و مقادیر وزن‌ها و بایاس‌ها به حالت بهینه برسد؛ به نحوی که خطای آموزش در آن کمینه گردد. در واقع تابع هدف مسئله کمینه کردن میزان خطا است. در این پژوهش برای این منظور از الگوریتم جستجوی فاخته استفاده شده است [۲۴]. در شکل ۴ چارچوب نظری و مدل مفهومی پژوهش، نمایش داده شده است.

UNCORRECTED PROOF



شکل۴. مدل و چارچوب نظری پژوهش

الگوریتم جستجوی فاخته برای اولین بار به عنوان یک روش جستجوی غیر قطعی برای بهینه سازی توابع مطرح گشت. الگوریتم جستجوی فاخته، یک الگوریتم تکاملی برای مسائل برنامه‌ریزی غیر خطی و الهام گرفته شده از زندگی پرنده‌ای به نام فاخته است و در سال ۲۰۰۹ توسط یانگ و دب ارائه شده است. مانند سایر روش‌های تکاملی با یک جمعیت آغاز می‌شود که در یک ماتریس محل زندگی N بعدی قرار دارند. فاخته دارای ویژگی خاص در زاد و ولد و تخم‌گذاری است و عرف لانه‌سازی و والدبودن را رها می‌کند که این ویژگی انگیزه اصلی توسعه و پرورش الگوریتم است. تلاش فاخته برای زنده ماندن اساس الگوریتم را تشکیل می‌دهد. مراحل اجرای این الگوریتم عبارتند از:

- تعیین محل زندگی فاخته‌ها و اختصاص مقادیر تصادفی

$$ELR = \alpha * \frac{Number\ of\ current\ cuckoo's\ eggs}{Total\ number\ of\ eggs} * (High\ var - Low\ var) \quad (۶)$$

- اختصاص تعدادی تخم به هر فاخته
- تعیین ELR یا حداکثر شعاع تخم‌گذاری
- تعیین مقادیر انحراف از مقصد

$$X_{i+1} = X_i + rand(X_{Goal} - X_i) \quad (۷)$$

- محاسبه مکان جدید پاسخ‌ها (تخم‌ها)
- حذف پاسخ‌های قبلی و رشد فاخته جدید
- انتخاب بهترین محل برای زندگی فاخته بالغ (ناحیه جواب جدید)
- مهاجرت جمعیت جدید و تخم‌گذاری مجدد

الگوریتم بهینه فاخته در پژوهش‌ها غالباً با دو رویکرد بهینه‌سازی شده است. یک رویکرد مربوط به احتمال جواب‌های ماندنی(تخم‌های سالم) و دیگری فضای جستجوی فاخته برای قرار دادن تخم در لانه پرنده میزبان. برای این منظور توابع توزیع گوسین، گاما، سیگموئید و توزیع یکنواخت در این پژوهش‌ها مورد استفاده قرار گرفته است [۲۵-۲۷]. در این مطالعه از تابع توزیع سیگموئید برای تصمیم‌گیری در مورد جواب‌های ماندنی استفاده شده است. همچنین ضریب rand معرف ضریب مهاجرت و یا به عبارت دیگر درصد مسیر پیموده شده توسط فاخته (%λ) تحت زاویه ω می‌باشد که بین صفر و یک است. در صورتی که مقدار تابع sig از مقدار rand کمتر باشد جواب حذف خواهد شد و در واقع تخم فاخته از بین می رود [۲۵، ۲۶، ۲۸]. همچنین برای خوشه بندی فاخته‌ها در محیط جدید از روش K-Mean استفاده شده است که بر اساس مجذور فاصله‌ها از مرکز هر خوشه می‌باشد [۱۵، ۲۷].

$$j = \sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n}\left\|X_i^j - c_j\right\|^2 \quad (۸)$$

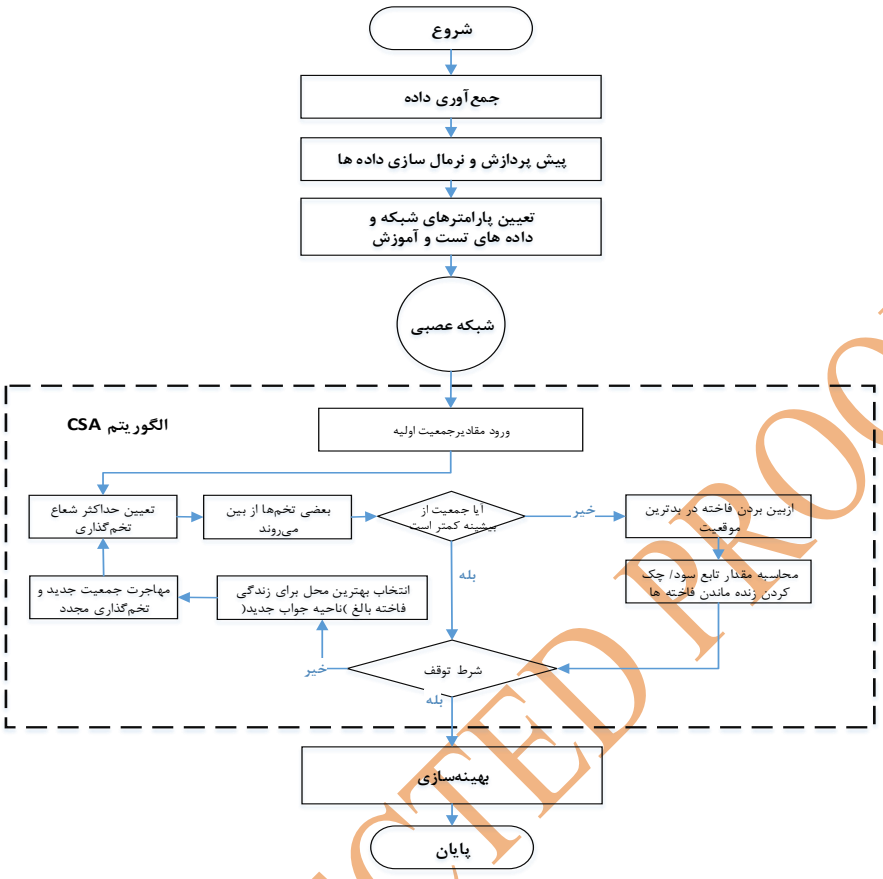
$$s = \frac{1}{1+e^{-X_{i+1}}} \quad (۹)$$

$$if\ s \le rand\ then\ X_{i+1} = 0$$
$$if\ s > rand\ then\ X_{i+1} = 1$$

در شکل ۵ مراحل اجرای الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی

UNCORRECTED PROOF

مصنوعی و الگوریتم جستجوی فاخته، نمایش داده شده است.



شکل۵. فلوچارت الگوریتم ترکیبی ANN و CSA

۵- تجزیه تحلیل یافته‌ها

در این تحقیق، ۱۳ نود به عنوان واحد تصمیم‌گیری در نظر گرفته شده و "ترافیک" و "بار ورودی" به هر یک از نودها، ورودی‌ها و "میزان مطلوبیت" و "کارایی" خروجی‌های مدل BCC و SBM را تشکیل می‌دهند. بر اساس پارامترهای ذکر شده، مسئله مدل‌سازی و مقادیر کارایی با استفاده از نرم‌افزار EMS محاسبه شده و واحدهای کارا و ناکارا مشخص شده است که بر این اساس با توجه به مقادیر محاسبه شده، همه واحدها کارا تشخیص داده شده‌اند و در ادامه اجرای فرایند پژوهش، واحدهای کارا مورد توجه قرار گرفته و محاسبات و پیاده‌سازی مدل، برای این واحدها انجام شده است.

جدول۳ . مقادیر کارایی مدل DEA

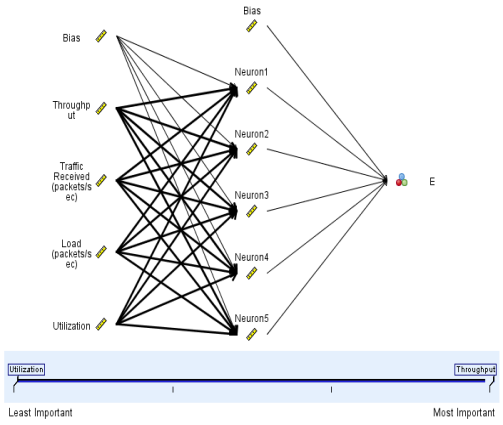
DMU	مقادیر کارایی با روش BCC	مقادیر کارایی با روش SBM	واحد کارا	واحد ناکارا
۱	۱/۴۹۰۲	۱/۶۰۰۲۱	√	×
۲	۱/۰۰۳۳	۱/۰۰۹۸۱	√	×
۳	۱/۶۰۳۵	۱/۶۸۱۱۱	√	×
۴	۱/۵۰۰۲	۱/۶۰۶۰۴	√	×
۵	۱/۲۴۳۹	۱/۳۳۳۹۶	√	×

UNCORRECTED PROOF

استناد به این مقاله: نحوه استناد فارسی در اینجا درج گردد.

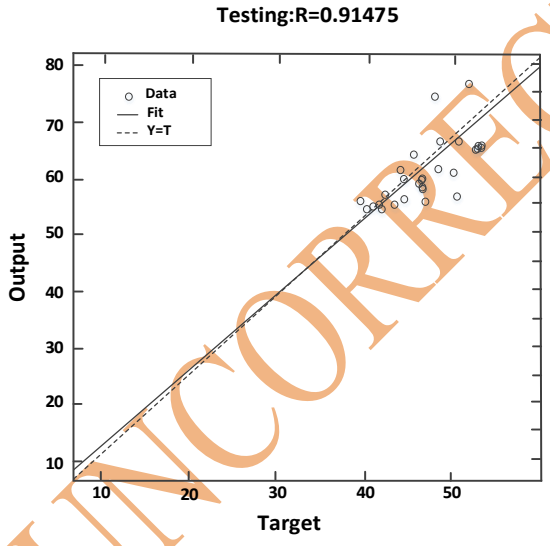
۶	۱/۱۹۲۵	۱/۲۸۷۰۴	√	×
۷	۱/۷۷۷۳	۱/۹۶۳۳۷	√	×
۸	۱/۵۰۴۳	۱/۵۰۷۰۸	√	×
۹	۱/۸۵۱۱	۱/۸۹۰۰۲	√	×
۱۰	۱/۶۹۱۱	۱/۶۹۸۸۴	√	×
۱۱	۱/۰۰۴۵	۱/۱۶۷۰۲	√	×
۱۲	۱/۷۰۸۸	۱/۷۱۹۹۹	√	×
۱۳	۱/۶۶۶۳	۱/۸۰۰۰۴	√	×

همانطورکه در جدول ۳ مشاهده می‌شود، استفاده از روش SBM تحلیل پوششی داده‌ها موجب افزایش بهینگی و بهبود در مقادیر کارایی واحدهای تصمیم‌گیری بدست امده از روش BCC شده است. مقادیر کارایی واحدهای بدست آمده از تحلیل پوششی داده‌ها، با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم فراابتکاری جستجوی فاخته، بهینه‌سازی شده و جواب‌ها با یکدیگر مقایسه شده است. برای اجرای مدل در MLP، تنظیمات شبکه با دو لایه مخفی در شرایطی که ۳۰ درصد داده‌ها برای تست در نظر گرفته شده است، انجام شده و شاخص‌های مربوط به بازدهی حسگرها به عنوان ورودی و شاخص "کارایی" به عنوان هدف و خروجی شبکه لحاظ شده است. نتایج اجرای مدل در شکل ۶ ارائه شده است.



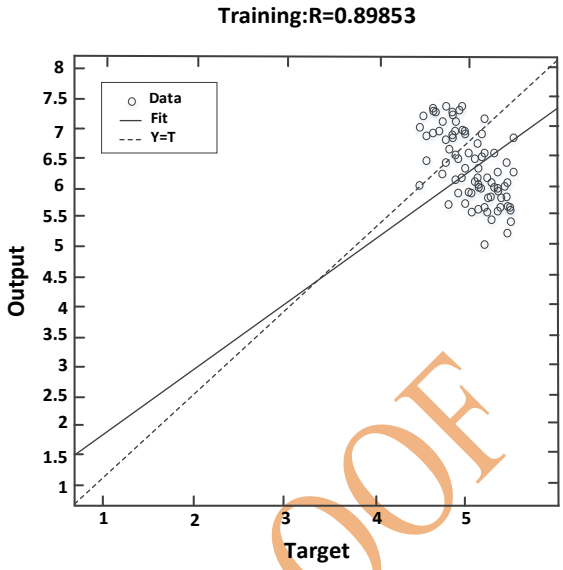
شکل۶. ساختار شبکه عصبی MLP

نتایج کارایی بدست آمده با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با دو لایه مخفی و یک لایه خروجی، به عنوان مقادیر ورودی و جمعیت اولیه الگوریتم CSA در نظر گرفته شده و پس از تنظیم پارامترهای اولیه، مدل اجرا شده است. نتایج حاصل از اجرای الگوریتم مربوط به عملکرد شبکه عصبی و الگوریتم ترکیبی ANN-CSA در جدول ۴ ارائه شده است. همچنین نمودار رگرسیون داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده در داده‌های تست در شکل ۷، نمودار رگرسیون داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده در داده‌های آموزش با شبکه عصبی در شکل ۸، نمودار رگرسیون داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده در داده‌های آموزش با الگوریتم ترکیبی ANN و CSA در شکل ۹ و در شکل ۱۰ نمودار میانگین مربعات خطا در شبکه عصبی و الگوریتم ترکیبی نشان داده شده است.

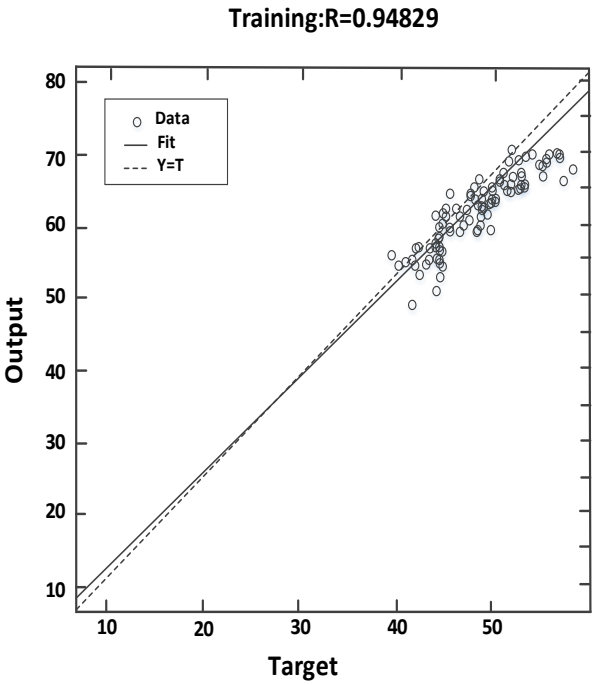


شکل ۷. نمودار رگرسیون داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده در داده‌های تست

UNCORRECTED PROOF



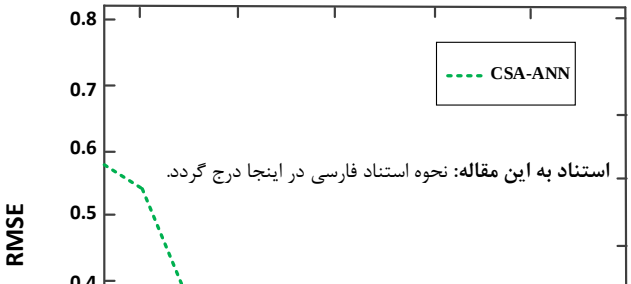
شکل ۸. نمودار رگرسیون داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده در داده‌های آموزش با شبکه عصبی

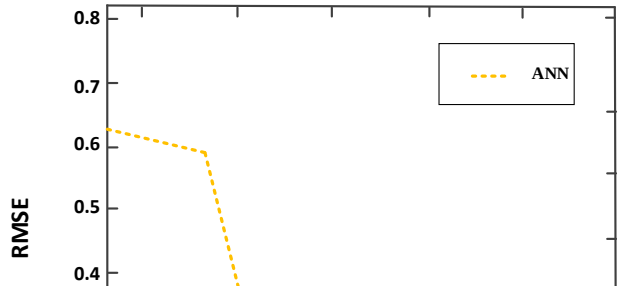


شکل ۹. نمودار رگرسیون داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده در داده‌های آموزش با الگوریتم ترکیبی ANN و CSA

جدول ۴. پارامترهای عملکرد مدل

پارامتر سنجش عملکرد	شبکه عصبی مصنوعی	الگوریتم ترکیبی
میانگین مربعات خطا (RMSE)	۰/۲۶۰۵	۰/۱۰۳۷
میانگین قدر مطلق خطا (MAE)	۰/۱۲۳۶۶۶	۰/۰۳۴۶۲۲۲۲
انحراف معیار	۰/۶۶	۰/۴۳
ضریب همبستگی	۰/۸۹۸۵۳	۰/۹۴۸۲۹





UNCORRECTED PROOF

استناد به این مقاله: نحوه استناد فارسی در اینجا درج گردد.

شکل ۱۰. نمودار میانگین مربعات خطا در شبکه عصبی و الگوریتم ترکیبی

همانطور که مشاهده می‌شود استفاده از الگوریتم CSA در آموزش شبکه عصبی در دو بخش داده‌های تست و آموزش، توانسته است کارایی شبکه را بهبود ببخشد، به‌نحوی که اغلب مقادیر شاخص‌های صحت سنجی مدل بهبود یافته‌اند. از جمله آن می‌توان به میانگین مربعات خطا RMSE و پارامترهای آماری انحراف معیار، ضریب تبیین و میزان همبستگی اشاره کرد که میزان بهینگی در خط رگرسیونی برازش یافته در آموزش داده‌ها را نشان می‌دهد. همچنین روند آموزش مقادیر عملکرد در نمودار شکل ۵ نشان داده شده است که بر این اساس انطباق با برازش بهینه در خروجی‌های الگوریتم ترکیبی ANN-CSA قابل مشاهده بوده و حاکی از تاثیر روند بهینه در آموزش شبکه است. درنمودار--- مقایسه میانگین مربعات خطا به عنوان یکی از پارامترهای سنجش عملکرد و صحت مدل ارائه شده است که در تعداد تکرار بالای شبیه‌سازی مدل، بهبود عملکرد مدل در الگوریتم ترکیبی را نشان می‌دهد. مبتنی بر نتایج ارائه شده، استفاده از الگوریتم جستجوی فاخته درآموزش شبکه عصبی، کاهش زمان آموزش داده‌ها و افزایش صحت عملکرد شبکه را به دنبال داشته است. با توجه به اینکه داده‌های اولیه مقادیر بازدهی عملکرد حسگرها در شبکه کامپیوتری مورد مطالعه است، نتایج شبیه‌سازی، بهینه-سازی مقادیر بازدهی و عملکرد حسگرها در شبکه‌های کامپیوتری را نشان می‌دهد.

۶- نتیجه‌گیری و پیشنهاد

امروزه ضرورت تجزیه و تحلیل داده‌ها و پیش‌بینی در زمان واقعی، استفاده از اینترنت اشیاء را در کسب و کارهای گوناگون را اجتناب‌ناپذیرکرده و بر این اساس تهیه بانک اطلاعاتی و ذخیره‌سازی و پردازش اطلاعات به‌دست‌آمده از حسگرها، تلفیق آن‌ها و استفاده از سیستم‌های بی‌سیم در بسیاری از موارد، ارزش‌افزوده را به دنبال داشته و مزیت رقابتی محسوب می‌شود. با توجه به اهمیت عملکرد حسگرها، در این پژوهش ارائه مدل ارزیابی عملکرد حسگرها با استفاده از مدل‌های ریاضی و بهینه‌سازی نتایج با بهره-گیری از ابزارشبیه‌سازی مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است. در واقع ارزیابی عملکرد و تعیین میزان بازدهی حسگرها به عنوان یک واحد تصمیم‌گیری، هدف اصلی این پژوهش است. در این پژوهش داده‌ها، مربوط به شبکه‌ی کامپیوتری شبیه‌سازی شده در محیط OPNET می‌باشد. این شبکه کامپیوتری، بر اساس حسگرهایی طراحی شده است که به‌منظور شناسایی و تشخیص نقص‌های بحرانی و داده‌های برنامه‌های نگهداری تعمیرات در خط لوله گاز جانمایی شده‌اند. در واقع داده‌های مدل شبیه‌سازی شده، مربوط به رویدادها و نقص‌هایی هستند که در جریان فرایند تولید در این صنعت ثبت شده است. این داده‌ها مبتنی بر نتایج برنامه‌های نگهداری و تعمیرات پیاده شده در بازه زمانی سه ساله و نتایج ارزیابی ریسک‌های انجام شده در شبکه خط لوله گاز است. برای ارزیابی میزان مطلوبیت و کارایی در شبکه، متغیرهای Throughput و Utilization که متغیرهای Point to Point لایه انتقال هستند، به عنوان متغیرهای خروجی بررسی شده‌است. ترافیک و بار ورودی به هر یک از نودها، در واقع معرف تعداد رویدادها و نقص‌ها هستند و متغیرهای Load(packets/sec) و Traffic Received(packets/sec) به عنوان متغیرهای ورودی در

UNCORRECTED PROOF

نظر گرفته شده‌اند. در این تحقیق، حسگرها به عنوان واحد تصمیم‌گیری در نظر گرفته شده و "ترافیک" و "بار ورودی" به هر یک از نودها، ورودی‌ها و "میزان مطلوبیت" و "کارایی" خروجی‌های مدل تحلیل پوششی داده‌ها را تشکیل می‌دهند. مقادیر کارایی واحدهای بدست آمده از تحلیل پوششی داده‌ها، با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم فراابتکاری جستجوی فاخته، بهینه‌سازی شده و جواب‌ها با یکدیگر مقایسه شده است. بر اساس نتایج، استفاده از الگوریتم CSA در آموزش شبکه عصبی در دو بخش داده‌های تست و آموزش، توانسته است کارایی شبکه را بهبود ببخشد، به‌نحوی که اغلب مقادیر شاخص‌های صحت سنجی مدل بهبود یافته‌اند. میانگین مربعات خطا RMSE و پارامترهای آماری انحراف معیار، ضریب تبیین و میزان همبستگی پارامترهایی هستند که در این پژوهش برای سنجش صحت مدل مورد ارزیابی قرار گرفته است. روند آموزش مقادیر عملکرد و انطباق با برازش بهینه در خروجی‌های الگوریتم ترکیبی ANN-CSA حاکی از تاثیر روند بهینه در آموزش شبکه است. مقایسه میانگین مربعات خطا به عنوان یکی از پارامترهای سنجش عملکرد در تعداد تکرار بالای شبیه‌سازی مدل، بهبود عملکرد مدل در الگوریتم ترکیبی را نشان می‌دهد.

با توجه به اهمیت صحت عملکرد حسگرها در یک شبکه کامپیوتری، استفاده از مدل‌های کارا در سنجش بازدهی سنسورها نیز به همان نسبت مهم است. تحمل‌پذیری خطا، مقیاس‌پذیری، هزینه تولید، محدودیت سخت‌افزاری، توپولوژی شبکه حسگر و مصرف انرژی، عوامل مهم تأثیرگذار در طراحی شبکه هستند و بر کارایی و بازدهی شبکه حسگرها تأثیرمستقیم دارند. استفاده از مدل‌های برنامه‌ریزی خطی از روش‌های پرکاربرد در تشخیص بازدهی و میزان کارایی است که ترکیب این روش‌ها با تکنیک‌های یادگیری ماشین ضعف‌های موجود در آن را پوشش داده و سبب افزایش نرخ دقت و صحت نتایج پیش‌بینی‌ها و ارزیابی‌ها می‌شود.

انجام پیش‌بینی‌های مبتنی بر یادگیری ماشین و ارزیابی عملکرد با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها و بهینه‌سازی آن با الگوریتم‌های متاهیوریستیک در زمینه‌های متعدد مطالعاتی کاربرد داشته و پژوهشگران زیادی در این باره به تحقیق و پژوهش پرداخته‌اند. اما ویژگی اصلی متمایز کننده این پژوهش بهره‌گیری از مدل‌های ترکیبی در حوزه ارزیابی عملکرد حسگرها در شبکه‌های کامپیوتری است که تا کنون انجام نشده است. در این پژوهش علاوه بر مدل BCC از روش ابرکارایی SBM تحلیل پوششی داده‌ها نیز استفاده شده است که علاوه برآنکه قدرت تفکیک‌پذیری مسائل با واحدهای تصمیم‌گیری اندک را افزایش می‌دهد، ترکیب آن با شبکه عصبی و الگوریتم فاخته، سبب افزایش بهینگی در بازدهی نهایی حسگرها، افزایش قدرت یادگیری داده‌ها و همگرایی سریع‌تر مقادیر در ناحیه جواب می‌شود. عدم امکان استفاده از ابزار متنوع پیش‌بینی عملکرد با مدل‌های ریاضی را می‌توان محدودیت پژوهش دانست که بدون شک امکان اجرای آن، صحت بیشتر پیش‌بینی‌ها را باعث می‌شود. از این رهگذر، استفاده از تحلیل‌ها مبتنی بر سری‌های زمانی و همچنین شبیه‌سازی با فرایندهای تصمیم‌گیری در محیط برنامه‌ریزی تصادفی یا برنامه‌ریزی پویای احتمالی، برای انجام پژوهش‌های آتی پیشنهاد می‌شود.

مراجع

[1] M. Hajishahkaram, S. Mohammadi. "A proposed architecture based on the Internet of Things and recommender systems for smartening Tehran city". *Journal of Information Processing and Management* 32, No. 1 (2016): 275-295. [In Persian]

[2] M. Uzbekzai. "Internet of Things and Smart Urbanization". *The First Conference and Exhibition on Information and Communication Technology*. Tehran, (2016). [In Persian]

[3] H.R. Yazdanpanah, and M.R. Hassani Ahangar. "Internet of Things; Applications, Technologies and Challenges Discussed". *The 18th International Conference on Information Technology and Knowledge*. (2017). [In Persian]

[4] S.M. Zargar. "Evaluating Barriers to the Use of the Internet of Things in Iranian Libraries Based on a Hybrid Approach". *Journal of Information Processing and Management*, 34, No. 3 (2018): 1371-1398. [In Persian]

[5] G. Niu, B. Yang, and M. Pecht. "Development of an optimized condition-based maintenance system by data fusion and reliability-centered maintenance". *Reliability Engineering and System Safety* 95, (2010): 786–796.

[6] A. Bousdekis, and G. Mentzas. "A Proactive Model for Joint Maintenance and Logistics Optimization in the Frame of Industrial Internet of Things." Operational Research in the Digital Era – ICT Challenges, Springer Proceedings in Business and Economics. (2019): 21-45.

UNCORRECTED PROOF

استناد به این مقاله: نحوه استناد فارسی در اینجا درج گردد.

[7] W. Khan, M. Rehman, H. Zangoti, M. Afzal, N. Armi, and K. Salah. “Industrial internet of things: Recent advances, enabling technologies and open challenges”. *Computers and Electrical Engineering* 81, (2020): 106522.
[8] S. Sayadinejad, A. Esmaeilzadeh Moqri, and M.R. Rostami. "Presenting a Bitcoin Return Prediction Model Using a Hybrid Deep Learning Signal Decomposition Algorithm Method". *Quarterly Journal of Financial Economics* 17, No. 1, Serial 62 (1402): 217-238. [In Persian]
[9] M.R. Mirzaei, M.A. Afsharkazemi, and A. Tolouei Ashlaghi. "Designing a New Hybrid Model Based on Data Envelopment Analysis, Artificial Neural Network, Schematic Algorithm, and Particle Swarm Optimization for Efficiency Evaluation and Modeling of Efficient and Inefficient Units". *Industrial Management Perspective* 9, No. 34 (2019): 107-129. [In Persian]
[10] Q. Shojaei, Qasem. "Informed Conscious Aggregation by Potential in Dynamic Routing Method in Wireless Sensor Networks". Master's Thesis, Rafsanjan Azad University. Iran, (2012). [In Persian]
[11] A. Kumar, and V. Nath, V. “Study and Design of Smart Embedded System for Smart City Using Internet of Things”. Springer Nature, Singapore Pte. (2019).
[12] M. Ajli Gheshlajooghi, and H. Safari. "Evaluation of the performance of decision-making units using a hybrid model of predictive neural networks and data envelopment analysis (case study: National Iranian Gas Company)". *Journal of Industrial Engineering* (Faculty of Technology, University of Tehran) 45, No. 1 (2011): 13-29. [In Persian]
[13] M.R. Tabatabaei, A. Saleh Pourjam, J. Mosafaei. "Improving the efficiency of the artificial neural network model in suspended sediment simulation using the particle swarm optimization algorithm". *Scientific-Research Journal of Watershed Engineering and Management* 21 (2020): 657. [In Persian]
[14] S. Savadkouhi, F. Khosinzadeh Lotfi, M.R. Shahriari, M. Vaez Ghasemi. "Evaluation of financial efficiency with a non-radial model and fuzzy data and inputs and outputs with nonlinear marginal value using the data envelopment analysis technique". *Quarterly Scientific Research Journal of Investment Knowledge* 10, No. 37(1400). [In Persian]
[15] A.R. Tavakoli-Torghi, A.R. Arab-Asadi, A. Moghni-Zadeh. "Introducing a model for estimating the quality of metal parts using neural networks and the cuckoo evolutionary algorithm". *Scientific Extension Journal of the Iranian Society of Mechanical Engineers* 26, 112(1396). [In Persian]
[16] N. Aria-Azar, S. Ghordovi Milan, and N. Lacardan. "Development of hybrid models of artificial neural networks - evolutionary algorithm for predicting the Froude number of flow in open channels in sediment transport modeling". *Journal of Environment and Water Engineering* 7 Rials No. 1(1400): 73. [In Persian]
[17] O.A. Olanrewaju, A.A. Jimoh, P.A. Kholopane. “Integrated IDA-ANN-DEA for assessment and optimization of energy consumption in industrial sectors”. *Energy* 46, (2012): 629-635.
[18] A. Azadeh, M. Saberi, R. Tavakkoli Moghaddam, and L. Javanmardi. “An integrated Data Envelopment Analysis–Artificial Neural Network–Rough Set Algorithm for assessment of personnel efficiency”. *Expert Systems with Applications* 38, (2011): 1364–1373.
[19] F. Faezy Razi, N. Shadloo. “Portfolio selection using hybrid algorithm of data envelopment analysis based on Kohonen neural network and Cuckoo algorithm”. *Journal of Information & Optimization Sciences* 37, No. 4(2016): 549–567.
[20] P. Pendharkar. “A hybrid radial basis function and data envelopment analysis neural network for classification.” *Computers & Operations Research* 38, (2011): 256–266.
[21] K. Zhong, Y. Wang, J. Pei, S. Tang, and Z. Han. “Super efficiency SBM-DEA and neural network for performance evaluation”. *Information Processing and Management* 58, .(2021): 102728.
[22] F.Yuan, M. Tang, and J. Hong. “Efficiency estimation and reduction potential of the Chinese construction industry via SE-DEA and artificial neural network”. *Engineering, Construction and Architectural Management* 27, No. 7(2020): 1533-1552.
[23] M. Ghaffari, and R. Yousefi. "Foreign Exchange Price Forecasting Modeling Using Neural Networks". *Financial Engineering and Securities Management* 2, No. 8 (2011): 99-119. [In Persian]
[24] M. Bahrepour, M. Heravi, M.R. Farshchi, M.A. Mirzababaei. "Training Artificial Neural Networks Using Particle Swarm Optimization Algorithm with Gradual Cooling". *13th National Conference of the Iranian Computer Association* (2007). [In Persian]
[25] H., Zheng, and Y., Zhou. “A Novel Cuckoo Search Optimization Algorithm Base on Gauss Distribution”. *Journal of Computational Information Systems* 8, No. 10(2012): 4193–4200
[26] X., S., Yang, and S., Deb. “Multi objective cuckoo search for design optimization”. *Computer & Operation Research*. No. 40 (2013): 1616-1624.
[27] R., Rajabioun. “Cuckoo Optimization Algorithm”. *Applied Soft Computing*. No. 11(2011): 5508-55018.
[28] A. Sargolzaei, A.R. Vafainejad. "Finding the shortest network path using the cuckoo optimization algorithm in spatial information systems. Sciences". *Surveying Techniques* 6, No. 4 (2017): 231-239. [In Persian]
[۲۹]. Kabiri, M., & Ramezani, M. (2016). “Practical guide to computer network simulation with OPNET”. Fnnavarie novin Publishing, 1, Babol, Iran.
[۳۰]Farzin, M. (2010). “Simulation using OPNET software”. Sharif Noavaran Publishing, 1, Tehran, Iran.

UNCORRECTED PROOF

[۳۱]Chen, M., Miao, Y., & Humar, I. (2018). “OPNET IoT Simulation”. Springer.

UNCORRECTED PROOF